

## **Untersuchungen zur Wirksamkeit multimodaler Lernmedien in der Chemie**

Einfluss der Haptik bei der Strukturmodellierung von dreidimensionalen Molekülen

Stefan Oliver Alexander Witzke

Vollständiger Abdruck der von der TUM School of Social Sciences and Technology der  
Technischen Universität München zur Erlangung eines  
Doktors der Naturwissenschaften (Dr. rer. nat.)  
genehmigten Dissertation.

Vorsitz: Prof. Dr. Andreas Obersteiner

Prüfende der Dissertation:

1. Prof. Dr. rer. nat. Claudia Nerdel
2. Prof. Dr. rer. nat. Silvija Markic

Die Dissertation wurde am 20.11.2023 bei der Technischen Universität München eingereicht  
und durch die TUM School of Social Sciences and Technology am 21.02.2024 angenommen.

## Inhalt

Inhalt .....	2
Zusammenfassung .....	5
Abstract .....	7
1. Einleitung .....	9
THEORETISCHER TEIL .....	11
1. Fachwissenschaftlicher Hintergrund und fachdidaktische Herausforderungen .....	11
1.1 Das Orbitalmodell.....	12
1.2 Die chemische Bindung .....	17
1.2.1 Die kovalente Bindung .....	18
1.2.2 Valenzbindungstheorie und Molekülorbitaltheorie.....	18
1.3 Räumliche Strukturen von Molekülen .....	19
1.3.1 Das VSEPR Modell .....	19
1.3.2 Das Hybridisierungsmodell .....	20
1.4 Die $\sigma$ – Bindung.....	22
1.5 Die $\pi$ - Bindung .....	23
1.6 Präkonzepte und Lernschwierigkeiten.....	25
1.6.1 Orbitalmodell .....	25
1.6.2 Chemische Bindung .....	26
1.6.3 Dreidimensionale Struktur von Molekülen .....	28
1.6.4 Das Hybridisierungsmodell .....	28
2. Bildungswissenschaftlicher Hintergrund .....	29
2.1 Modelle und Modellieren in den Naturwissenschaften.....	30
Schwierigkeiten beim Modellieren .....	34
2.2 Modell des integrativen Text-Bild-Verständnisses.....	35
2.2.1 Vorwissen.....	38
2.2.2 Räumliches Vorstellungsvermögen .....	39
2.3 Cognitive Load Theory .....	42
Usability.....	43
2.4 Cognitive Theory of Multimedia Learning (CTML) und Cognitive Load Theory .....	46
2.5 Embodied Cognition .....	48
2.5.1 Haptisches Lernen.....	51
2.5.2 Digitale vs. haptische 3D-Modelle.....	61
2.6 Cognitive-Affective Theory of Multimedia Learning (CATLM).....	66

2.7 Chemische Repräsentationen.....	67
2.8 Lernen mit 3D Modellen.....	69
EMPIRISCHER TEIL.....	71
3. Forschungsfragen.....	71
4. Studiendesign.....	75
5. Pilotstudie 1.....	76
5.1 Methoden.....	77
5.1.1 Studiendesign.....	77
5.1.2 Stichprobe.....	77
5.1.3 Entwicklung des Testinstruments und Skalendokumentation.....	78
5.1.4 Auswertungsmethoden.....	96
5.1.5 Skalenanalyse.....	97
5.1.6 Lernmaterial.....	98
5.1.7 Studiendurchführung.....	106
5.2.1 Deskriptive Statistik.....	107
5.2.2 Korrelationsanalysen.....	109
5.2.3 Feedback der Probanden.....	110
5.3 Diskussion.....	110
6. Pilotstudie 2.....	112
6.1 Methoden.....	113
6.1.1 Studiendesign.....	113
6.1.2 Stichprobe.....	113
6.1.3 Entwicklung des Testinstruments und Skalendokumentation.....	114
6.1.4 Auswertungsmethoden.....	134
6.1.5 Skalenanalyse.....	134
6.1.6 Lernmaterial.....	135
6.1.7 Studiendurchführung.....	136
6.2 Ergebnisse.....	137
6.2.1 Korrelationsanalyse.....	137
6.2.2 Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test.....	137
6.3 Diskussion.....	137
7. Hauptstudie.....	140
7.1 Methoden.....	140
7.1.1 Studiendesign.....	140
7.1.2 Stichprobe.....	141
7.1.3 Skalenbildung.....	144

7.1.4 Skalendokumentation.....	156
7.1.5 Auswertungsmethoden .....	165
7.1.6 Lernmaterial.....	171
7.1.7 Intervention.....	173
7.1.8 Studiendurchführung.....	174
8.3 Ergebnisse .....	176
8.3.1 Deskriptive Statistik .....	176
8.3.2 Regressionsanalysen.....	178
8.3.3 Varianzanalytische Verfahren.....	196
8.4 Diskussion.....	206
Methodische Diskussion.....	206
Inhaltliche Diskussion.....	209
Einflüsse des Vorwissens und des räumlichen Vorstellungsvermögens auf die Lernerfahrung.....	210
Vergleich zwischen digitaler und haptischer Lernumgebung.....	218
Literaturverzeichnis .....	227
Anhang.....	246
1. Merkblätter.....	246
Android: Merkblatt zur Studie über digitale Lernumgebungen .....	246
Apple-iOS: Merkblatt zur Studie über digitale Lernumgebungen.....	250
2. Videos zur digitalen Lernumgebung .....	253
3. Videos zur Erklärung des haptischen Orbitalbaukastens.....	254
4. Pilotstudie 1 .....	254
5. Pilotstudie 2 .....	262
5.1 Wilcoxon Test und Prüfen der Voraussetzung.....	263
5.2 Korrelationsanalysen.....	265
6. Hauptstudie.....	267
6.1 Regressionsanalysen und Prüfen der Voraussetzungen .....	267
6.2 Mediator- und Moderatoranalysen .....	323
6.3 Korrelationsanalysen.....	391
6.4 MANCOVA.....	392
6.5 t-Test.....	498
7. Regressionsanalysen zum Gruppenvergleich.....	546

## Zusammenfassung

In dieser Arbeit wird die Bedeutung des Orbitalmodells und der Hybridisierungstheorie in der Chemie dargestellt und die Herausforderungen beim Lehren und Lernen dieser komplexen Konzepte aufgezeigt. Die Digitalisierung und technologische Transformation von Unterricht werden als Möglichkeit betrachtet, um das Erlernen dieser anspruchsvollen Inhalte zu unterstützen. Vor diesem Hintergrund wird die Wirksamkeit digitaler und haptischer Medien bei der Vermittlung der räumlichen Modellierung von dreidimensionalen Molekülstrukturen anhand des Orbital- und Hybridisierungsmodells verglichen. Die Studie untersucht, ob digitale oder haptische Modelle bei der Strukturmodellierung einen besseren Lernerfolg ermöglichen und wie Lernvoraussetzungen sowie Vorwissen und räumliches Vorstellungsvermögen den Lernprozess beeinflussen.

Das Orbital- und Hybridisierungsmodell erklärt die räumliche Struktur von Molekülen und ist damit für den Verständnisaufbau beim Lernen komplexer (bio-)chemischer Prozesse essentiell. Beide Modelle sind allerdings äußerst komplex und bereiten vielen Lernenden große Schwierigkeiten, was anhand vieler bereits ermittelten Präkonzepte und Lernschwierigkeiten ersichtlich wird (z.B. Nicoll, 2001). Aufgrund der Dreidimensionalität der Strukturen wird neben konzeptuellem Wissen ebenso räumliches Vorstellungsvermögen benötigt, um korrekte mentale Modelle zu erzeugen (z.B. Harle & Towns, 2011). Das Lernen anhand dreidimensionaler Modelle hat sich bereits für die Vermittlung von anderen komplexen chemischen Inhalten wie der Stereoisomerie als vorteilhaft erwiesen, weshalb dieser Ansatz auch in vorliegender Arbeit verfolgt wurde. Erweitert wurde dieser Ansatz hier jedoch um das aktive Konstruieren von 3D Modellen, was diese Arbeit von den meisten bereits durchgeführten Studien abhebt (z.B. Barrett et al, 2015). Der Erfolg des Lernens mit 3D-Modell Modellen kann anhand der *Cognitive Load Theory* (Sweller, 2010), des Modells des integrativen Text-Bild Verständnisses (Schnotz, 2001) und dem *Embodied Cognition* Ansatz erklärt werden. Durch das Lernen mit 3D Modellen wird es möglich kognitive Belastung auf das 3D Modell auszulagern. Das Modellieren fördert dem Modell des integrativen Text-Bild Verständnisses (Schnotz, 2001) folgend den Aufbau von korrekten mentalen Modellen, wobei der Lernprozess in der Lernumgebung auditiv unterstützt wird. Der auditive und der visuelle Kanal werden also gleichermaßen belastet (Schnotz, 2005). Ergänzt wird diese Lernerfahrung in vorliegender Lernumgebung um den haptischen Sinneskanal. Gemäß des *Embodied Cognition* Ansatzes ist dies ein oft vernachlässigter, aber sehr zentraler Sinneskanal. Objektmanipulation kann als eine biologisch primäre Fähigkeit angesehen werden, die der Mensch schon in einer sehr frühen Phase seiner Evolution erlernt hat, um sich mit seiner Umwelt wirkungsvoll auseinander zu setzen und zu lernen. Das haptische Erkunden erzeugt keine kognitive Belastung und stellt damit einen privilegierten Lernzugang dar (Geary, 2008; Sweller & Pass, 2012). Dem entgegen ist beispielsweise Lesen eine biologisch sekundäre

Fähigkeit, die aufgrund kultureller Ansprüche viel später in der Evolution des Menschen entwickelt wurde und kognitive Belastung erzeugt (Geary, 2008; Sweller & Pass, 2012). Allerdings ist die Frage, wie tiefgreifend die haptische Auseinandersetzung mit 3D Objekten sein muss, um dessen Vorteile für den Lernprozess nutzbar zu machen, in der Literatur umstritten (z.B. Stull et al., 2013). In dieser Arbeit wird folglich das digitale Modellieren anhand eines Touch Displays (Tablet), dessen Bedienung ebenfalls ein gewisses Maß an haptischer Manipulation erfordert, mit dem analogen Modellieren mittels eines haptischen bzw. materiellen Baukastens, die jeweils zu Strukturmodellierung von Molekülen genutzt werden, verglichen. Als Kriterien für diesen Vergleich dienten die Konstrukte *Usability*, *Cognitive Load* und Lernerfolg. Außerdem wurden Einflüsse des Vorwissens und des räumlichen Vorstellungsvermögens auf diese drei Kriterien untersucht. Dazu wurden für einen Pre-Post Vergleich zwei Lernumgebungen als Intervention entwickelt, die sich lediglich hinsichtlich der Modalität des Mediums zum Modellieren von Molekülstrukturen unterschieden. Im Pretest wurden Personenmerkmale wie Vorwissen und räumliches Vorstellungsvermögen der Proband\*innen gemessen. In der Intervention lernten alle Proband\*innen anhand eines interaktiven Lernvideos die theoretischen Grundlagen zum Orbital- und Hybridisierungsmodell und erstellten erste 3D Strukturmodelle von Molekülen. Die Gruppe DIG modellierte hierbei digital auf einem Tablet mit Touch Display, während die Gruppe HAP mit einem identischen, 3D gedruckten haptischen Baukasten arbeitete. Im Posttest wurden von den Proband\*innen weitere 3D Strukturmodelle von Molekülen erstellt und derselbe Fachwissenstest zur Erhebung des Vorwissens wurde erneut bearbeitet. Außerdem wurde die *Usability* des jeweiligen Baukastens und der *Cognitive Load* durch das Lernen mit selbigem erhoben. Die hierbei erhaltenen Daten wurden anhand von quantitativen statistischen Methoden der empirischen Sozialforschung ausgewertet.

Die Ergebnisse zeigen, dass bei vorliegender Lernumgebung das Vorwissen einen positiven Einfluss auf den Lernerfolg vor allem im Bereich Fachwissen ausübt, wohingegen das räumliche Vorstellungsvermögen einen positiven Einfluss auf den Lernerfolg bezüglich der 3D Modellierung von Molekülstrukturen hat und nicht auf fachwissenschaftliche Inhalte. Vorwissen und räumliches Vorstellungsvermögen beeinflussen lediglich den *Intrinsic Cognitive Load* positiv. Das Vorwissen und das räumliche Vorstellungsvermögen beeinflussen nicht die berichtete *Usability* der Lernumgebung. Der Vergleich zwischen haptischem und digitalem Baukasten ergab, dass die *Usability* des haptischen Baukastens besser empfunden wurde als jene des digitalen Baukastens. Bezüglich des *Intrinsic Cognitive Loads* zeigten sich keine Gruppenunterschiede. Allerdings war der *Extraneous Cognitive Load* der Gruppe HAP niedriger als jener der Gruppe DIG. Der *Germane Cognitive Load* war dementsprechend in der Gruppe HAP höher als bei Gruppe DIG. Die unterschiedliche *Usability* der Baukästen scheint hierbei für die Gruppenunterschiede verantwortlich zu sein. Einzig der Lernerfolg

hinsichtlich der Modellierung von Molekülstrukturen war durch haptische Modellierung besser als bei der digitalen Modellierung. Im Bereich Fachwissen wurden keine Gruppenunterschiede festgestellt.

Die Befunde über die Einflüsse des Vorwissens und des räumlichen Vorstellungsvermögens auf Lernerfolg, *Cognitive Load* und *Usability* stimmen weitgehend mit Befunden aus der Literatur überein (van Riesen et al., 2022, Kalyuga, 2007, Ibili & Billinghamurst, 2019). Lediglich die Ergebnisse bezüglich der *Usability* widersprechen bisherigen Befunden (Tolle, 2020; Campbell, 2011). Das hohe Maß an Interaktion dieser Lernumgebung durch die eigentätige Modellierung erschwert die Einordnung der Befunde hinsichtlich des Vergleichs zwischen digitalem und haptischem Baukasten in der Literatur, da hier fast ausschließlich bereits fertige Modelle zum Lernen präsentiert wurden. Aufgrund der Ergebnisse kann allerdings die Annahme untermauert werden, dass es sich bei haptischer Objektmanipulation um eine biologisch primäre Fähigkeit handelt, die das Lernen biologisch sekundärer Fähigkeiten unterstützen kann (Geary, 2008, Sweller & Pass, 2012). Das Maß an haptischer Erfahrung, die ein Touch Display bietet, scheint dafür nicht ausreichend zu sein.

## Abstract

In this paper, the importance of the orbital model and hybridisation theory in chemistry is presented and the challenges of teaching and learning these complex concepts are highlighted. The digitalisation and technological transformation of teaching is considered as a way to support learning of this challenging content. Against this background, the effectiveness of digital and haptic media in teaching the spatially demanding modelling of three-dimensional molecular structures is compared using the orbital and hybridisation model. The study investigates whether digital or haptic models enable better learning success in structure modelling and how learning prerequisites such as prior knowledge and spatial ability influence the learning process.

The orbital and hybridisation model explains the spatial structure of molecules and is therefore essential for building understanding when learning complex (bio)chemical processes. However, both models are extremely complex and cause great difficulties for many learners, as can be seen from the many pre-concepts and learning difficulties already identified (e.g. Nicoll, 2001). Due to the three-dimensionality of the structures, spatial ability is required in addition to conceptual knowledge in order to create correct mental models (e.g. Harle & Towns, 2011). Learning using three-dimensional models has already proven to be advantageous for teaching other complex chemical content such as stereoisomerism, which is why this approach was also pursued in this study. However, this approach was extended in the present work to include the active construction of 3D models, which sets this work apart from most of the studies already carried out (e.g. Barrett et al, 2015). The success of learning with 3D models

can be explained by the Cognitive Load Theory (Sweller, 2010), the model of integrative text-image comprehension (Schnotz, 2001) and the embodied cognition approach. By learning with 3D models, cognitive load can be transferred to the 3D model. Following the model of integrative text-image comprehension (Schnotz, 2001), modelling promotes the development of correct mental models, whereby the learning process is supported auditorily in the learning environment. The auditory and visual channels are therefore equally stressed (Schnotz, 2005). In this learning environment, this learning experience is supplemented by the haptic sensory channel. According to the embodied cognition approach, this is an often neglected but very central sensory channel. Object manipulation can be seen as a biologically primary ability that humans learnt at a very early stage of their evolution in order to engage effectively with their environment and to learn. Haptic exploration does not generate any cognitive load and therefore represents a privileged learning approach (Geary, 2008; Sweller & Pass, 2012). In contrast, reading, for example, is a biologically secondary skill that was developed much later in human evolution due to cultural demands and generates cognitive load (Geary, 2008; Sweller & Pass, 2012). However, the question of how profound the haptic engagement with 3D objects must be in order to utilise its advantages for the learning process is controversial in the literature (e.g. Stull et al., 2013). In this study, digital modelling using a touch display (tablet), which also requires a certain degree of haptic manipulation, is therefore compared with analogue modelling using a haptic or material construction kit, each of which is used for structural modelling of molecules. The criteria used for this comparison were usability, cognitive load and learning success. In addition, the influences of prior knowledge and spatial ability on these three criteria were analysed. For this purpose, two learning environments were developed as an intervention for a pre-post comparison, which differed only in terms of the modality of the medium for modelling molecular structures. In the pre-test, personal characteristics such as prior knowledge and spatial ability of the test subjects were measured. During the intervention, all participants learned the theoretical basics of the orbital and hybridisation model using an interactive learning video and created their first 3D structural models of molecules. The DIG group modelled digitally on a tablet with a touch display, while the HAP group worked with an identical, 3D-printed haptic construction kit. In the post-test, the test subjects created further 3D structural models of molecules and the same knowledge test to assess prior knowledge was repeated. In addition, the usability of the respective construction kit and the cognitive load caused by learning with it were assessed. The data collected was analysed using quantitative statistical methods of empirical social research.

The results show that prior knowledge has a positive influence on learning success in the present learning environment, especially in the area of specialist knowledge, whereas spatial ability has a positive influence on learning success with regard to the 3D modelling of molecular structures and not on scientific content. Prior knowledge and spatial ability only have a positive



influence on intrinsic cognitive load. Prior knowledge and spatial ability do not influence the reported usability of the learning environment. The comparison between the haptic and digital construction kit showed that the usability of the haptic construction kit was perceived to be better than that of the digital construction kit. There were no group differences with regard to the intrinsic cognitive load. However, the extraneous cognitive load of the HAP group was lower than that of the DIG group. The germane cognitive load was correspondingly higher in the HAP group than in the DIG group. The different usability of the construction kits appears to be responsible for the differences between the groups. Only the learning success with regard to the modelling of molecular structures was better with haptic modelling than with digital modelling. No group differences were found in the area of specialised knowledge.

The findings on the influence of prior knowledge and spatial ability on learning success, cognitive load and usability are largely consistent with findings from the literature (van Riesen et al., 2022, Kalyuga, 2007, Ibili & Billingham, 2019). Only the results regarding usability contradict previous findings (Tolle, 2020; Campbell, 2011). The high degree of interaction in this learning environment due to the self-actuated modelling makes it difficult to classify the findings with regard to the comparison between digital and haptic construction kits in the literature, as almost exclusively ready-made models for learning were presented here. However, the results support the assumption that haptic object manipulation is a biologically primary skill that can support the learning of biologically secondary skills (Geary, 2008, Sweller & Pass, 2012). The level of haptic experience offered by a touch display does not appear to be sufficient for this.

## 1. Einleitung

Das Orbitalmodell und die Hybridisierungstheorie erklären das Zustandekommen von dreidimensionalen Molekülstrukturen. Das Verständnis über Molekülstrukturen ist in der Chemie essentiell für die Erklärung und Vorhersage vieler chemischer Reaktionen (z.B. nukleophile Substitutionen) aber auch für das Ableiten bestimmter Eigenschaften von (Bio-) Molekülen (Bsp. D- und L- Aminosäuren, Löslichkeit, Aufbau einer Biomembran, Reaktionen in aktiven Zentren von Enzymen, etc.). Dies machen zumindest die Grundlagen der Orbital- und Hybridisierungstheorie neben den physikalischen Betrachtungen besonders für den Chemieunterricht, aber auch für den Biologieunterricht relevant. Das Orbital- und Hybridisierungsmodell bereitet Lernenden allerdings aufgrund der inhaltlichen Komplexität und des benötigten räumlichen Vorstellungsvermögens, das aufgrund der Vielfalt an dreidimensionalen Ausrichtungen der (Hybrid-) Orbitale erforderlich ist, große Lernschwierigkeiten (Hanson et al., 2012; Nicoll, 2001; Stefani & Tsapalis, 2009). Daraus leitet sich die fachdidaktische Fragestellung ab, auf welche Weise bestimmte instruktionale Prozesse das Lernen dieser komplexen Themen unterstützen können. Der Einsatz von

entsprechenden dreidimensionalen Repräsentationen wie 3D Modellen zum Erlernen räumlich anspruchsvoller Inhalte hat sich dazu bereits mehrfach als lernförderlicher als das Lernen von dreidimensionalen Strukturen anhand zweidimensionaler Zeichnungen, die Dreidimensionalität andeuten, erwiesen (Stull et al., 2012). Allerdings ist die Frage, ob diese 3D Modelle besser unterstützen, wenn sie in digitaler oder in haptischer Form eingesetzt werden, in den Bildungswissenschaften stark diskutiert (Pouw et al., 2014). Die Digitalisierung und Technologisierung der Gesellschaft führte in den letzten Jahren zu veränderten Anforderungen an das Bildungssystem und damit ebenfalls zu einer Neuausrichtung der Lehrkräftebildung, was sich in Strategie- und Konzeptpapieren der letzten Jahre wie „Bildung in der digitalen Welt“ (KMK, 2016) und dessen Ergänzung „Lernen und Lehren in einer digitalen Welt“ (KMK, 2021) manifestiert hat. Es wurden Standards definiert, welche Kompetenzen Lernende nach Abschluss eines mittleren Schulabschlusses im Umgang mit digitalen Medien erwerben sollten (KMK, 2016 & 2021). Entsprechende Anforderungen wurden ebenso für die Lehrerbildung definiert (KMK, 2016 & 2021). Lehrkräfte sind dazu angehalten, digitale Medien im Unterricht einzusetzen sowie einen aufgeklärten Umgang mit diesen zu lehren. Dieser Digitalisierungsprozess schreitet in Deutschland allerdings nur langsam voran (Eickelmann et al., 2019), weshalb man sich die Frage stellen muss, an welchen Stellen im unterrichtlichen Handeln die digitale Transformation priorisiert gefördert werden sollte. Neben medienpädagogischen Aspekten sollten beim Einsatz digitaler Medien vor allem didaktische Aspekte berücksichtigt werden. Diese beinhalten die Frage, in welchen Unterrichtssituationen der Einsatz von welchen digitalen Medien sinnvoll ist und auf welche Weise eine digitale Lernumgebung lernwirksam, motivierend und/oder zugänglich bzw. ökonomisch vorteilhaft gestaltet werden kann. Grundsätzlich haben digitale Medien das Potential, die Motivation zur Beschäftigung mit dem Lerngegenstand zu erhöhen (Robertson & Howells, 2008). Des Weiteren erlauben digitale Medien zum Beispiel anhand von Simulationen die Interaktivität der Lernenden mit dem Lernmaterial und die Selbststeuerung des Lernprozesses zu erhöhen. Ein großer Vorteil von digitalen Medien ist außerdem, dass sie die simultane Anregung mehrerer Sinne und eine vielfältige Verknüpfung von unterschiedlichen Repräsentationsformen ermöglichen. Dies birgt große Vorteile für kognitive Verarbeitungsleistung von Lernenden (Mayer, 2014a; Paas & Sweller, 2014; Schnotz, 2014), wenn bei der Gestaltung der digitalen Lernumgebung auf einige Prinzipien geachtet wird (Mayer, 2001). So können mit digitalen Medien wie Animationen und Simulationen dynamische Prozesse auf wirkungsvolle Weise dargestellt werden (Höffler, 2010), während sowohl der auditive als auch der visuelle Sinneskanal angesprochen werden kann. Zudem ermöglichen Simulationen dreidimensionale Repräsentationsformen darzustellen sowie diese zur tieferen Untersuchung zu manipulieren, also zu vergrößern, zu rotieren oder Elemente zu verändern. Jedoch muss beim Einsatz eines solchen digitalen Mediums stets der didaktische Nutzen abgewogen werden. Nicht jede

Lernsituation wird durch den Einsatz solcher dreidimensionalen Repräsentationen bereichert, da beispielsweise der Umgang mit dem Userinterface des digitalen Endgeräts alleine schon eine kognitive Belastung darstellen kann, wodurch für die eigentlich zu lernenden Inhalte weniger kognitive Kapazitäten zu Verfügung stehen (Sweller, 2010). Bezüglich der Voraussetzungen der Lernenden sind besonders das domänenspezifische Vorwissen und abhängig von den Anforderungen des Lerninhaltes auch das räumliche Vorstellungsvermögen sowie die Mediennutzungserfahrung bedeutend (Höffler, 2010; Höffler & Leutner, 2011; Kalyuga, 2007b; Mayer, 2012). Hinsichtlich des Mediennutzungsverhaltens von Jugendlichen lässt sich feststellen, dass diese zwar häufig Smartphones und Tablets nutzen, jedoch hauptsächlich zur Nutzung von Social Media oder Unterhaltungszwecken (Eickelmann et al., 2019). Der grundlegende Umgang mit einem Touch Display darf demnach vorausgesetzt werden, aber wie verhält es sich, wenn dieser zur Manipulation von dreidimensionalen Objekten genutzt werden muss? Aufgrund dieser Überlegungen wird die Frage aufgeworfen, ob speziell im Fall von dreidimensionalen Repräsentationen und deren Manipulation der Einsatz eines digitalen Mediums sinnvoll ist, oder ob beispielsweise haptische Modelle einen vergleichbaren oder sogar höheren Nutzen bringen könnten. Hier stellt sich also die Frage, welche Darstellungsweise den Lernprozess am besten unterstützt. Die haptische Erfahrung mit dem Lerngegenstand eröffnet durch die taktile Handhabung einen weiteren Sinneskanal (Johnson et al., 1989), was wiederum zu einer Entlastung des visuellen und des auditiven Kanals führen kann (Hollins, 2010). Jedoch werden auch bei der Manipulation dreidimensionaler Modelle anhand eines Touch Displays die Hände eingesetzt, wodurch in gewisser Weise ebenfalls der taktile Sinneskanal genutzt wird. Inwieweit diese Unterschiede in der Auseinandersetzung mit dem Lernmaterial Einfluss auf das Lernen ausüben, soll in dieser Arbeit untersucht werden. Dazu werden einige Eigenschaften des Lernprozesses und der Lernerfolg zwischen Studierenden verglichen, wobei eine Gruppe mit einem digitalen Modellierungstool und eine weitere Gruppe einem funktional nahezu identischen haptischen Baukasten Strukturmodelle von chemischen Verbindungen konstruieren. Darüber hinaus werden die Einflüsse von Lernvoraussetzungen wie das Vorwissen und das räumliche Vorstellungsvermögen auf den Lernprozess untersucht.

## THEORETISCHER TEIL

### 1. Fachwissenschaftlicher Hintergrund und fachdidaktische Herausforderungen

Im Folgenden wird eine Zusammenfassung der wichtigsten theoretischen Modelle gegeben, die zur Erklärung des Zustandekommens unterschiedlicher dreidimensionaler Molekülstrukturen nötig sind. Der Fokus liegt dabei auf der theoretischen Herleitung der

Strukturen von organischen Molekülen, da diese den Schwerpunkt der Lernumgebungen bilden, die in dieser Arbeit eingesetzt wurden.

## 1.1 Das Orbitalmodell

Die chemischen Eigenschaften eines Atoms werden maßgeblich von der Struktur der Elektronenhülle determiniert. Schon 1913 entwickelte Nils Bohr ein Atommodell zur Beschreibung der elektronischen Zustände eines Wasserstoffatoms: Das Schalenmodell. Auch wenn dieses Modell in Wissenschaft und Unterricht mehr und mehr an Bedeutung verliert, stellte es die Basis für darauf aufbauende Modelle wie dem Orbitalmodell dar. Bohr ging davon aus, dass sich negativ geladene Elektronen in Kreisbahnen um einen positiv geladenen Nukleus bewegen. Nach den Gesetzen der klassischen Elektrodynamik sollte das umlaufende Elektron allerdings aufgrund der Anziehungskräfte zwischen positiv und negativ geladenen Teilchen auf einer Spiralbahn allmählich in den Kern stürzen. Dies ist allerdings nicht der Fall, weshalb Bohr postulierte, dass es nur ganz bestimmte Kreisbahnen gäbe, auf denen sich das Elektron bewegen kann. Bei diesen erlaubten Elektronenbahnen ist der Bahndrehimpuls des Elektrons ein ganzzahliges Vielfaches  $n$  der Grundeinheit des Drehimpulses  $\frac{h}{2\pi}$ . „ $h$ “ wird Plancksches Wirkungsquantum genannt und stellt die Basis des Welle-Teilchen-Dualismus (siehe unten) mathematisch dar. Das Elektron kann also nicht beliebige Energiewerte annehmen, sondern nur ganz bestimmte Energiezustände, die durch die Quantenzahl  $n$  definiert werden. Bohr nahm also erstmals die Quantelung von Energiezuständen an, worauf viele weitere Modelle aufbauen. Mit Bohr's Modell gelang außerdem erstmals eine theoretische Deutung des Wasserstoffspektrums. Bereits wenige Jahre später ließ sich dieses Atommodell jedoch nicht mehr mit dem aktuellen Stand der Forschung zur Deckung bringen. 1927 veröffentlichte Werner Heisenberg seine Unbestimmtheitsbeziehung bzw. Unschärferelation. Diese besagt, dass es unmöglich ist, den Impuls und den Aufenthaltsort eines Elektrons gleichzeitig zu bestimmen. Bei bekannter Geschwindigkeit ist also der Aufenthaltsort eines Elektrons vollkommen unbestimmt. Das Bohr'sche Atommodell besagt, dass sich das Elektron als Teilchen auf seiner Bahn von Punkt zu Punkt mit einer bestimmten Geschwindigkeit bewegt. Gemäß der Unschärferelation ist dieses Bild allerdings falsch: Zu einem bestimmten Zeitpunkt kann dem Elektron kein bestimmter Ort zugewiesen werden, es kann im gesamten Raum des Atoms angetroffen werden. Aus diesem Grund wurde von Heisenberg postuliert, dass das Elektron nur mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit an einem Ort anzutreffen ist. Dies entspricht der Vorstellung einer Elektronenwolke, die sich über das gesamte Atom erstreckt. Die Gestalt der Elektronenwolke zeigt den Raum an, in dem sich das Elektron mit großer Wahrscheinlichkeit (z.B. 99 %) aufhält. Man spricht hier auch von Elektronen- bzw. Ladungsdichte. Die Ladungswolke hat nach außen hin keine scharfe Begrenzung, da sich ein Elektron mit einer

geringen Wahrscheinlichkeit auch außerhalb der Wolke aufhalten kann. In Abb. 1 ist die kugelförmige Elektronenwolke des Wasserstoffatoms auf verschiedene Weise dargestellt.

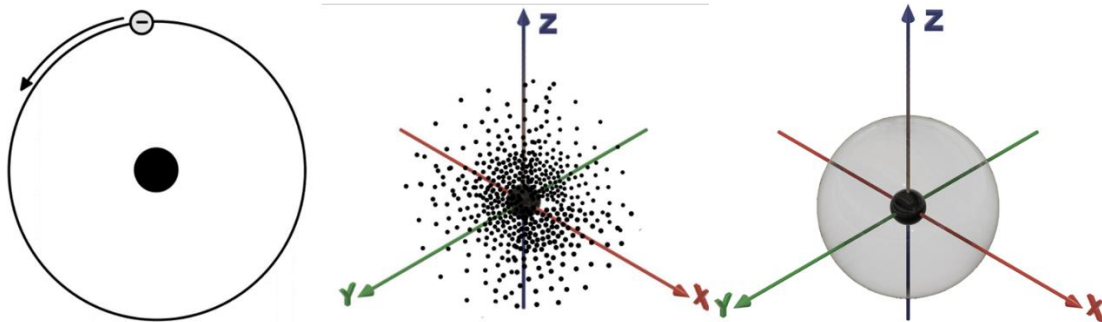


Abbildung 1: Drei unterschiedliche modellhafte Darstellungen des Wasserstoffelektrons. Bohr'sche Kreisbahn (links), Streudiagramm der Ladungswolke mit höherer Punktdichte nahe des Atomkerns (in der Mitte) und die Elektronenwolke, innerhalb derer sich das Elektron zu 99 % Wahrscheinlichkeit aufhält.

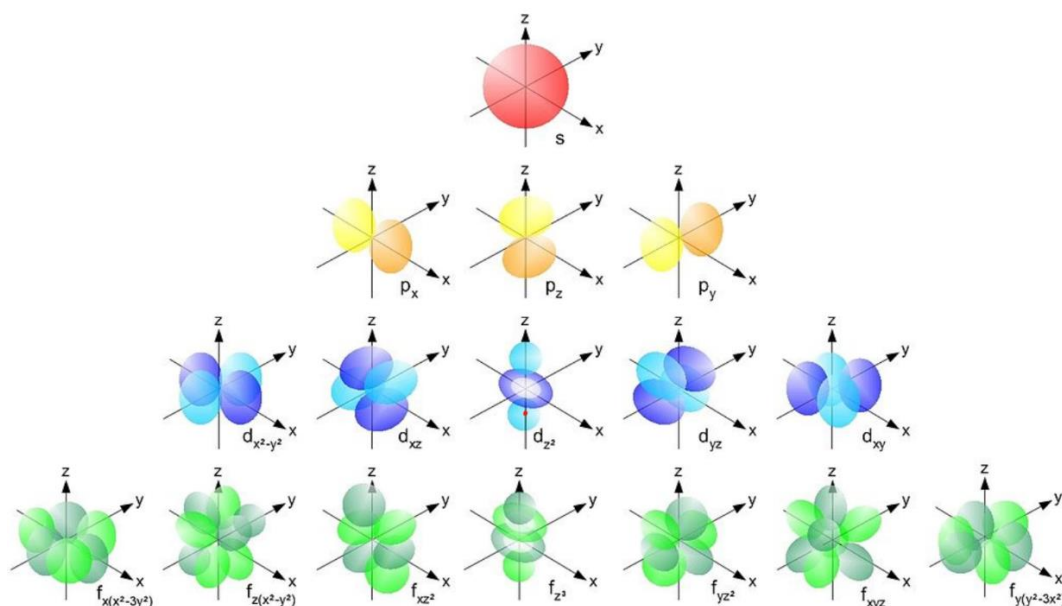
Louis-Victor Pierre Raymond de Broglie leistete bereits 1924 einen weiteren grundlegenden Beitrag zum Verständnis des Atombaus, indem er postulierte, dass jedes bewegte Teilchen Welleneigenschaften besitzt. Die Welleneigenschaften von Elektronen konnten durch Beugungsexperimente nachgewiesen werden. Elektronen können also abhängig vom experimentellen Aufbau sowohl Eigenschaften von Wellen als auch von Teilchen besitzen. Beide Eigenschaften sind dabei komplementäre Beschreibungen des Elektronenverhaltens. Es wurde mathematisch bewiesen, dass sich stehende Elektronenwellen auf einer Bohr'schen Kreisbahn nur ausbilden können, wenn der Umfang der Bahn ein ganzzahliges Vielfaches der Wellenlänge ist. Dieses Vielfache entspricht der von Bohr willkürlich postulierten Quantelung des Drehimpulses (siehe oben). Man sieht also, dass das Auftreten der Quantenzahl  $n$  und die Unschärferelation des Aufenthaltsortes eines Elektrons im Atom durch die Welleneigenschaften von Elektronen erklärt werden können. Zusammenfassend erzwang die Entdeckung der Welleneigenschaften von Elektronen die Vorstellung von Elektronen als kleine Teilchen, die sich um einen Kern bewegen, aufzugeben. Vielmehr muss das Elektron als eine diffuse Wolke veränderlicher Ladungsdichte beschrieben werden. Die Position des Elektrons wird als Wahrscheinlichkeitsdichte bzw. Elektronendichte dargestellt. Elektronenwolken werden als Schwingungszustände dreidimensionaler stehender Wellen betrachtet. Mit der nach Erwin Schrödinger benannten Formel konnte diese Beschreibung auch mathematisch abgebildet werden. Für das Wasserstoffatom als Ein-Elektronen-System ist die Schrödinger Gleichung exakt lösbar. Für andere Atome mit Mehr-Elektronen-Systemen existieren lediglich Näherungslösungen. Auf mathematische Herleitungen und Ausführungen wird an dieser Stelle verzichtet und auf einschlägige Lehrbücher der Chemie, wie Riedel (2010) verwiesen. Auf deskriptiver Ebene werden im Folgenden allerdings einige wichtige Eigenschaften der Schrödingergleichung und deren Implikationen für dreidimensionale Darstellungen von Orbitalen im Kontext des Chemieunterrichts ausgeführt. Die Schrödingergleichung ist eine Differenzialgleichung aus der sich Eigenwerte ableiten lassen. Anhand dieser Eigenwerte

lassen sich Eigenfunktionen bestimmen, die entsprechende mögliche Lösungen der Differenzialgleichung darstellen. Die Eigenwerte der Schrödingergleichung entsprechen den Energieniveaus eines Elektrons, während die dazu gehörigen Eigenfunktionen (Wellenfunktionen) die verschiedenen Orbitale beschreiben, in denen dieses Elektron anzutreffen ist. Eigenfunktionen beschreiben also die möglichen Schwingungszustände im Wasserstoffatom. Diese Wasserstoffeigenfunktionen  $\psi_{n,l,m_l}$  bzw. Orbitale haben folgende allgemeine Form:

$$\psi_{n,l,m_l} = [N] \times [R_{n,l}(r)] \times [\chi_{l,m_l}(\vartheta, \varphi)]$$

Radiusabhän- ger Anteil	Winkelabhän- ger Anteil
-------------------------------	-------------------------------

[N] ist eine Normierungskonstante, die hier nicht weiter von Interesse ist. Festzuhalten ist allerdings, dass die Wasserstoffeigenfunktionen  $\psi_{n,l,m_l}$ , also das, was man im Modell Schrödinger's Orbitale nennt, aus einem radiusabhängigen und einem winkelabhängigen Anteil bestehen. Man nennt diese Radialfunktion und Winkelfunktion. Die Radialfunktion gibt die Wahrscheinlichkeit an, ein Elektron im Abstand r vom Kern anzutreffen. Sie determiniert somit die Ausdehnung und die die Größe des Orbitals. Die Winkelfunktion ist der Faktor, mit dem die Radialfunktion multipliziert wird. Sie beschreibt die Gestalt bzw. Form eines Orbitals und ist unabhängig von r.  $\chi$  ist außerdem nicht von der Hauptquantenzahl n abhängig, weshalb die Polardiagramme – also die dreidimensionale Darstellung der Winkelfunktion – für die p- und d- Orbitale für alle Schalen (bzw. Hauptquantenzahlen) gültig sind (siehe Abb. 2).



(Quelle: [https://de.m.wikipedia.org/wiki/Datei:Single\\_electron\\_orbitals.jpg](https://de.m.wikipedia.org/wiki/Datei:Single_electron_orbitals.jpg))

Abbildung 2: Darstellung der Polardiagramme der Winkelfunktionen  $\chi$  für die p-, d- und f-Orbitale. Die s-Orbitale sind kugelförmig, p-Orbitale sind hantelförmig. Beim  $p_z$ -Orbital erstrecken sich diese Hanteln in z-Richtung, entsprechend sind die Hanteln der  $p_x$ -

*Orbitals entlang der x-Achse und des  $p_y$ -Orbitals entlang der y-Achse ausgerichtet. Die d-Orbitale sind bis auf das  $p_z^2$  rosettenförmig. Lediglich die  $p_z^2$  und  $d_{x^2-y^2}$  erstrecken sich auf den jeweiligen Koordinatenachsen. Die  $d_{yz}$ ,  $d_{xy}$ - und  $d_{xz}$ - Orbitale erstrecken sich zwischen den jeweiligen Koordinatenachsen. Die Elektronendichteverteilung bzw. die Form der Orbitale ist in den Abbildungen vereinfacht dargestellt. Für eine genauere Darstellung zum Beispiel der p-Orbitale siehe Abb.3.*

## Die Quantenzahlen

Die Lösung der Schrödingergleichung für das Elektron des Wasserstoffatoms liefert eine begrenzte Anzahl erlaubter Schwingungszustände, die dazu gehörenden dreidimensionalen Ladungsverteilungen und Energien. Diese erlaubten Zustände werden durch drei Quantenzahlen definiert und werden nicht willkürlich festgelegt (vgl. Bohr'sches Atommodell). Die durch diese drei Quantenzahlen beschriebenen Quantenzustände werden Atomorbitale (AO) bezeichnet. Eine vierte Quantenzahl beschreibt das Verhalten eines Elektrons im Magnetfeld.

### *Die Hauptquantenzahl n*

Wie schon von Bohr postuliert, nimmt diese Quantenzahl auch in Schrödinger's Modell eine ganze Zahl an. Sie definiert die möglichen Energieniveaus des Elektrons und wird auch als Schale bezeichnet, worin sie ebenfalls ihrer Rolle im Bohr'schen Atommodell entspricht. Es existieren theoretisch unendlich viele Schalen, die man mit K, L, M, N, O, usw. bezeichnet. Dabei bildet die K Schale den energieärmsten Grundzustand. n bestimmt die Größe des Orbitals, wobei  $n = 1$  (K) das kleinste Atomorbital beschreibt.

### *Die Nebenquantenzahl l*

Die Nebenquantenzahl kann Werte von 0 bis  $n - 1$  annehmen und beschreibt die dreidimensionale Gestalt der Elektronenwolke. Aus der Spektroskopie sind die Bezeichnungen s (sharp), p (principal), d (diffuse), f (fundamental) geläufig. Die jeweiligen dreidimensionalen Formen sind in Abb. 2 dargestellt. Ab dem 2s-Orbital, also sobald die Nebenquantenzahl l nicht mehr den Wert 0 besitzt, enthalten die Orbitale Knotenebenen. Dies sind Bereiche um den Atomkern, indem die Aufenthaltswahrscheinlichkeit eines Elektrons Null beträgt. Die Nebenquantenzahl l (siehe unten) gibt an, wie viele Knotenebenen durch den Atommittelpunkt gehen. Ein 1p-Orbital enthält demnach eine Knotenebene.

### *Die Magnetquantenzahl $m_l$*

Die Magnetquantenzahl oder Bahndrehimpulsquantenzahl kann Werte von  $-l$  bis  $+l$  annehmen und beschreibt die Orientierung im Raum. Über  $2l + 1$  können die Anzahl der jeweiligen s, p-, d-, und f- Zustände ermittelt werden. Zum Beispiel existieren bei  $l = 1$  die drei p-Zustände -1, 0 und 1. Diese entsprechen der Ausdehnung des jeweiligen Orbitals entlang der x-, y- oder z -Achse (siehe Abb. 2). Im Magnetfeld wird dadurch die Entartung (Elektronen mit gleichem Energieniveau) aufgehoben, indem in drei symmetrische Zustände mit (minimal)

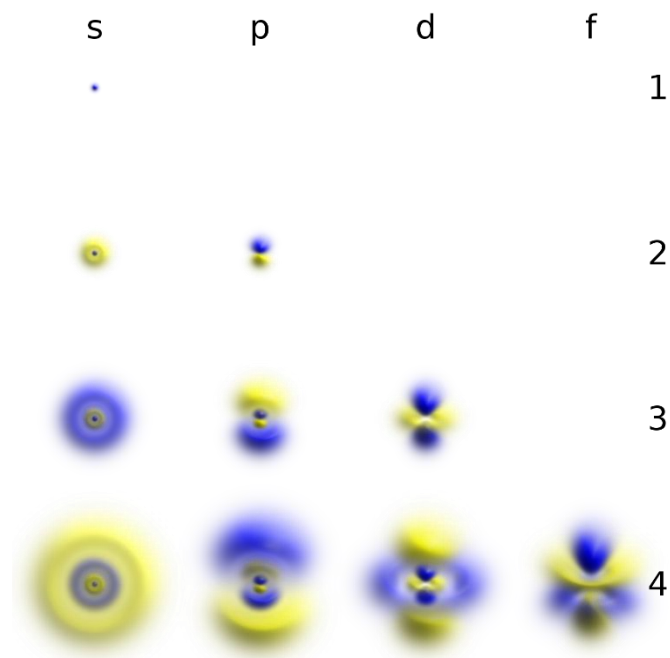
unterschiedlichen Energieniveaus aufgespalten wird (Zeemann-Effekt). Daher der Name Magnetquantenzahl.

#### *Die Spinquantenzahl $m_s$*

Aufgrund der Eigendrehung von Elektronen haben diese einen spin bzw. Eigendrehimpuls. Dieser Spin, also das durch die Rotation eines geladenen Teilchens entstehende Magnetfeld, ist dafür verantwortlich, dass das Elektron im Magnetfeld symmetrisch in zwei energetisch unterschiedliche Zustände aufspaltet (rechtsdrehend und linksdrehend). Die Spinquantenzahl kann daher die zwei Werte  $\frac{1}{2}$  und  $-\frac{1}{2}$  annehmen.

Anhand der erlaubten Kombinationen dieser vier Quantenzahlen erhält man die Quantenzustände des Wasserstoffatoms, bzw. kann man jedes Elektron in einem Ein-Elektronen-System eindeutig beschreiben. Oft werden die in Abb. 2 dargestellten Winkelfunktionen  $\chi$  fälschlicherweise als Orbitale bezeichnet. Die wahre Elektronendichteverteilung erhält man allerdings erst durch die Darstellung der gesamten Wellenfunktion  $\psi$ , inklusive Radialfunktion  $R$  und Winkelfunktion  $\chi$ :  $\psi = R \times \chi$ . Abb. 3 zeigt, dass sich die Orbitale  $2p_z$  und  $3p_z$  hinsichtlich ihrer äußeren und inneren Gestalt unterscheiden. Die Winkelfunktion ist aufgrund ihrer Unabhängigkeit von der Schale (Hauptquantenzahl  $n$ ) für die äußere Ähnlichkeit der beiden Orbitale verantwortlich. Jedoch ist der Radialteil neben der Größe des Orbitals auch für einen unterschiedlichen „inneren“ Aufbau, also einer unterschiedlichen Elektronendichteverteilung, verantwortlich. „Für eine qualitative Diskussion von Bindungsproblem [...] dieser Unterschied aber unwichtig [ist], und es können die Orbitalbilder benutzt werden, die in der Abb. [2] wiedergegeben sind“ (Riedel, 2010, S.51). Der Vollständigkeit halber muss ebenfalls erwähnt werden, dass die in Abb. 2 und Abb. 3 dargestellten Orbitallappen, also z.B. durch Knotenebenen voneinander getrennte Teile desselben Orbitals (siehe z.B. p-Orbitale in Abb. 3) unterschiedliche Vorzeichen tragen. Dies ist ein Resultat der Lösung der Winkelfunktion für das Wasserstoffatom, dessen mögliche Ergebnisse zur Hälfte ein negatives Vorzeichen tragen.





[https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/c/c4/Atomic-orbital-clouds\\_spdf\\_m0.png](https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/c/c4/Atomic-orbital-clouds_spdf_m0.png)

Abbildung 3: Exaktere Darstellungen der Orbitale  $2p_z$  und  $3p_z$  unter Berücksichtigung der gesamten Wellenfunktion  $\psi$ . Die Form der Orbitale unterscheidet sich damit von den Polardiagrammen in Abb. 2. Hier sind unter anderem die räumlichen Darstellungen der  $2p_z$  und  $3p_z$ -Orbitale gezeigt mitsamt der Knotenebenen dargestellt.

Des Weiteren werden in vielen Lehrbüchern die in Abb. 2 dargestellten, vereinfachten Formen der p-Orbitale verwendet. Dies ist, wie bereits erwähnt, für eine qualitative Diskussion von Bindungszuständen ausreichend. Allerdings ist die vereinfachte Form zum Verständnis über das Zustandekommen von kovalenten Bindungen durch Überlappen von Atomorbitalen problematisch. Die Orbitalformen aus Abb. 3 scheinen hier intuitiver verständlich zu sein.

## 1.2 Die chemische Bindung

Um die dreidimensionale Struktur von Molekülen erklären zu können, bedient man sich in Wissenschaft und Unterricht je nach Anforderungen an Präzision und (denk-) ökonomischen Aspekten unterschiedlicher Modelle. Grundsätzlich steht die Art der chemischen Bindung in engem Zusammenhang mit der dreidimensionalen Struktur einer chemischen Verbindung, da andere Bindungstypen wie Metall- oder Ionenbindung grundlegend unterschiedliche Strukturen im Vergleich zu kovalent gebundenen Molekülen aufweisen. Ausgehend vom jeweiligen Bindungsmodell können letztlich Aussagen über die dreidimensionale Struktur jedes Atoms in einer chemischen Bindung zu seinen Nachbaratomen getroffen werden. Darüber lässt sich auf die Struktur der gesamten chemischen Verbindung schließen. Es werden vier Grenztypen chemischer Bindungen unterschieden: Die Ionenbindung, die Atombindung (kovalente Bindung), die metallische Bindung und die Van der Waals Bindung. Die Übergänge zwischen diesen Bindungstypen sind fließend, weshalb auch von Grenztypen

gesprochen wird. In dieser Arbeit sind vor allem die Atombindungen bzw. kovalente Bindungen relevant, weshalb sich an dieser Stelle auf deren genauere Beschreibung konzentriert wird.

### 1.2.1 Die kovalente Bindung

Kovalente Bindungen kommen zwischen zwei Nichtmetallatomen vor. 1916 entwickelte Gilbert Newton Lewis ein Modell, nach dem die kovalente Bindung zwischen zwei Atomen durch ein Elektronenpaar zustande kommt, das beiden Atomen angehört. Die Lewis Formeln, in denen Striche zwischen den Atomen eine Bindung bzw. ein geteiltes Elektronenpaar repräsentieren, werden auch heute noch häufig als symbolische Repräsentationen von Molekülen mit Atombindung(en) angewendet. Nicht an der Bindung beteiligte Elektronen werden als Punkte, Elektronenpaare (lone pairs) werden als Striche außerhalb der Bindung dargestellt (siehe Abb, 4).



Abbildung 4: Lewis Formeln der Moleküle Cl<sub>2</sub>, N<sub>2</sub> und CO<sub>2</sub>. Blaue Striche stellen bindende, schwarze Striche stellen nicht bindende Elektronenpaare dar.

Bindungen entstehen dabei durch Elektronen, die sich in der äußersten Schale befinden (Valenzelektronen bilden kovalente Bindungen). Eine Ausnahme bilden hier die d-Elektronen der Übergangsmetalle. Durch Zustandekommen einer kovalenten Bindung wird erreicht, dass die Atome im Molekül durch gemeinsame, bindende Elektronenpaare eine stabile Edelgaskonfiguration in ihrer äußersten Schale erreichen.

### 1.2.2 Valenzbindungstheorie und Molekülorbitaltheorie

Anhand des Modells von Lewis konnten formal die meisten beobachteten Moleküle erklärt werden. Warum allerdings ein geteiltes Elektronenpaar zur Energieabgabe und damit zur Ausbildung einer kovalenten Bindung führte, blieb unklar. Die Wellenmechanik führte letztendlich zum Verständnis über die ungeklärten energetischen Aspekte der kovalenten Bindung.

Hier existieren zwei Näherungsverfahren: Die Valenzbindungstheorie (VB-Theorie) und die Molekülorbitaltheorie (MO-Theorie). Beide gehen zwar von unterschiedlichen Ansätzen aus, führen allerdings im Wesentlichen zu den gleichen Ergebnissen. In der MO-Theorie stellt man ähnlich wie für Atomorbitale Energieniveauschemata für das gesamte Molekül, also den Molekülorbitalen, auf. Diese werden, der Hund'schen Regel und dem Pauli-Verbot folgend mit Elektronen besetzt. Grundlage der VB-Theorie ist die entstehende Wechselwirkung durch Annäherung der einzelnen Atome, die aber separat betrachtet werden. Am einfachsten Beispiel des Wasserstoffmoleküls lässt sich die Bindung zwischen zwei Wasserstoffatomen nach der VB-Theorie wie folgt beschreiben: Es kommt durch Annäherung der beiden Wasserstoffatome zu einer Überlappung der zwei s-Orbitale. Bei dieser Überlappung kommt

es zur Ausbildung eines gemeinsamen Orbitals, das dem Pauli-Prinzip folgend mit einem Elektronenpaar aus zwei Elektronen unterschiedlichen Spins besetzt ist. Diese sind allerdings nicht gleichbedeutend mit Molekülorbitalen. Die Elektronen werden nun nicht mehr den ursprünglichen Atomen zugeordnet, sondern sind nicht mehr zu unterscheiden und können sich im gesamten Raum der überlappenden Orbitale aufhalten. Bei Molekülorbitalen geht man nicht von einer solchen Lokalisierung aus, hier können die Elektronen über das gesamte Molekül angetroffen werden. Außerdem bildet sich nach der MO-Theorie auch ein antibindendes Molekülorbital, was in der VB-Theorie nicht der Fall ist. Dieses gemeinsame Elektronenpaar führt im VB-Modell zu einer Konzentration der Elektronendichte zwischen den Kernen. Durch die Anziehung zwischen den positiv geladenen Atomkernen und dieser erhöhten Ladungsdichte/Elektronenwolke kommt eine Bindung zustande. Die Anziehung und damit die Bindung ist umso stärker, je größer die Elektronendichte ist und je stärker sich die zwei Atomorbitale überlappen. Letzteres steht wiederum im Einklang mit der MO-Theorie.

### 1.3 Räumliche Strukturen von Molekülen

Anhand dieser Modelle allein lässt sich noch kein Rückschluss auf den räumlichen Bau von Molekülen ziehen. Dies ist annäherungsweise durch das Valence-Shell-Electron-Pair-Repulsion (VSEPR) Modell möglich. Um exakte Berechnungen über Bindungswinkel anzustellen, wird sich heutzutage der VB- bzw. der MO-Theorie bedient.

#### 1.3.1 Das VSEPR Modell

Zusammengefasst ordnen sich in diesem Modell alle im Molekül gebundenen Elektronen mit größtmöglichem Abstand zueinander um das Zentralatom an. Freie Elektronenpaare befinden sich nur im Anziehungsbereich eines Atomkerns, weshalb sie mehr Raum beanspruchen als bindende Elektronenpaare. Durch diesen größeren Raumanspruch verringern sich die Bindungswinkel. Elektronegative Substituenten ziehen bindende Elektronenpaare stärker an, vermindern dadurch deren Raumbedarf, wodurch der Valenzwinkel mit steigender Elektronegativität ebenfalls abnimmt. Anhand dieser Regeln lassen sich die Strukturen der meisten Moleküle anhand der Lewis Formeln näherungsweise erklären bzw. herleiten. Die Grenzen des Modells werden allerdings erreicht, wenn die an einem Zentralatom gebundenen Reste größer als ein Atom werden und dadurch spezifische Wechselwirkungen zwischen diesen auftreten. Jedoch findet man auch bei einfacheren Molekülen oft Unterschiede zwischen den Vorhersagen des Modells und den gemessenen Bindungswinkeln (Ahrlachs, 1980). Auch konjugierte  $\pi$ -Bindungen, Dipol-Dipol Wechselwirkungen und Wasserstoffbrücken innerhalb eines Moleküls werden im VSEPR-Modell nicht berücksichtigt. Außerdem lassen sich nur sehr eingeschränkt Übergangsmetallverbindungen erklären. Verbindungen mit delokalisierten Elektronen führen ebenfalls zu Schwierigkeiten, hier muss die Molekülorbitaltheorie oder die Valenzbindungstheorie hinzugezogen werden. In der

Literatur finden sich Aufrufe, das VSEPR-Modell aus dem Curriculum zu streichen bzw. zu erweitern (Esselman & Block, 2019). Um die Struktur eines Moleküls anhand der VB- bzw. MO-Theorie zu erklären, muss man wissen, welche Atomorbitale an den jeweiligen Bindungen beteiligt sind.

### 1.3.2 Das Hybridisierungsmodell

Zur Aufklärung, welche Orbitale bei einer kovalenten Bindung miteinander überlappen, entwickelte Linus Pauling 1931 das Modell der Hybridisierung. Das Modell ist Teil der VB-Theorie und beschreibt die Mischung bzw. Linearkombination von Atomorbitalen eines Atoms zu Hybridorbitalen, um die energetischen und räumlichen Zustände eines Moleküls zu beschreiben. Allerdings hat das Hybridisierungsmodell auch in der MO-Theorie seine Berechtigung (Holleman, 2016). Das Prinzip lässt sich am Beispiel des Methanmoleküls,  $\text{CH}_4$  anschaulich erklären: Im Methanmolekül sind vier Wasserstoffatome an ein Kohlenstoffatom gebunden. Würden die Bindungen zwischen den Wasserstoffatomen und dem Kohlenstoffatom durch Überlappung der 4 s-Orbitale des Wasserstoffs mit jeweils dem  $2s$ -,  $2p_x$ -,  $2p_y$ - und  $2p_z$ -Orbital des Kohlenstoffatoms zustande kommen, würden aufgrund der unterschiedlichen Energieniveaus von s- und p-Orbitalen unterschiedliche Bindungslängen resultieren (siehe Abb. 5 links). Man hat allerdings experimentell gemessen, dass die vier Bindungen im Methanmolekül alle gleich lang und energetisch gleichwertig sind (siehe Abb. 5 rechts). Daraus wird geschlossen, dass das Kohlenstoffatom im Molekül vier äquivalente Orbitale besitzt, die auf die Ecken eines regelmäßigen Tetraeders gerichtet sind.

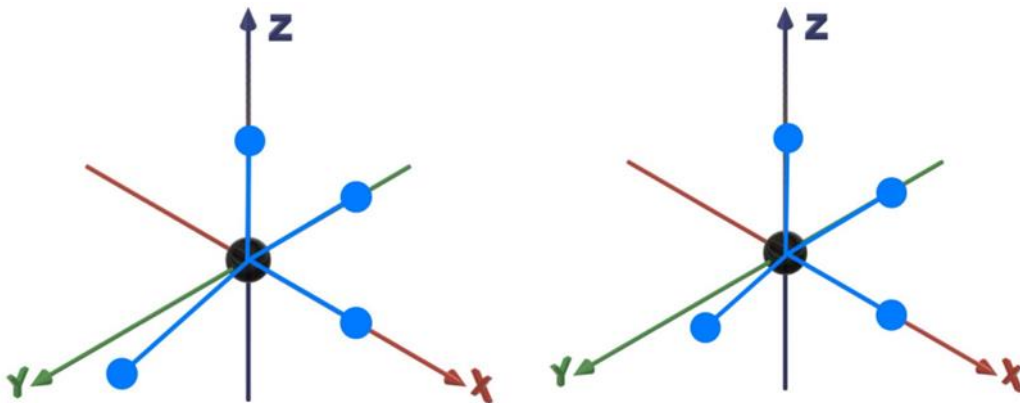


Abbildung 5: Links ist die erwartete Struktur des Methanmoleküls wenn die s-Orbitale der Wasserstofforbitale jeweils mit dem  $2s$ -,  $2p_x$ -,  $2p_y$ - und  $2p_z$ -Orbital des Kohlenstoffatoms binden würden dargestellt. Die rechte Darstellung zeigt die experimentell gefundene Anordnung der im Methanmolekül gebundenen Atome, einen symmetrischen Tetraeder.

Das s- und die drei p-Orbitale werden beim Vorgang der Hybridisierung zu vier äquivalenten Hybridorbitalen kombiniert. Mathematisch betrachtet spricht man von einer Linearkombination. Die beim Methan angenommenen Hybridorbitale sind aus Linearkombination von einem s- und drei p-Orbitalen entstanden, weshalb sie  $sp^3$ -Hybridorbitale genannt werden. Die  $sp^3$ -Hybridisierung ist in Abb. 6 anhand von Energiediagrammen veranschaulicht. Hybridorbitale sind größer als die nicht hybridisierten Orbitale, wodurch sie in einer Bindung besser

Überlappen können, was wiederum zu einer stärkeren Bindung führt. Der Gewinn an Bindungsenergie ist der eigentliche Grund für die Hybridisierung.

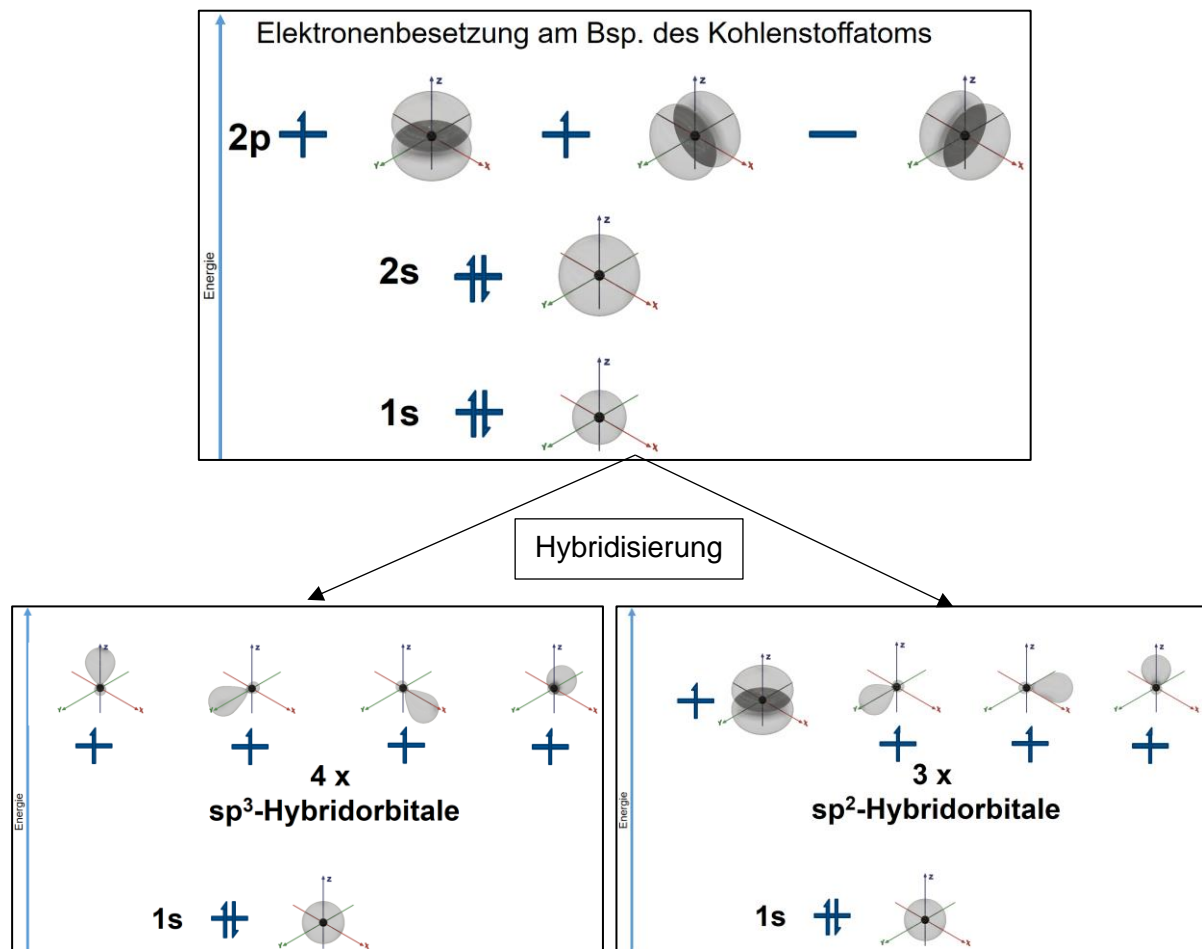


Abbildung 6: Der elektronische Grundzustand des Kohlenstoffatoms ist anhand eines Energiediagramms dargestellt. Pfeile repräsentieren Elektronen, horizontale Striche stellen Energieniveaus der Orbitale dar. Im Grundzustand befinden sich beim Kohlenstoffatom je 2 Elektronen im 1s- und 2s-Orbital (oben). Das 2p<sub>z</sub>- und das 2p<sub>y</sub>-Orbital enthalten jeweils ein Elektron. Bei der Hybridisierung entstehen durch Linearkombination von s- und p-Orbitalen Hybridorbitale (links). Die sp<sup>3</sup>-Hybridisierung liefert aus einem s- und drei p-Orbitalen vier äquivalente sp<sup>3</sup>-Hybridorbitale. Bei der sp<sup>2</sup>-Hybridisierung entstehen aus einem s- und zwei p-Orbitalen 3 äquivalente sp<sup>2</sup>-Hybridorbitale, das p<sub>z</sub>-Orbital bleibt mit einem Elektron besetzt bestehen (rechts).

In die Hybridisierung können auch freie Elektronenpaare einbezogen werden. Dadurch lassen sich Strukturen wie z.B. des Wasser- oder des Ammoniakmoleküls erklären. Neben der sp<sup>3</sup>-Hybridisierung existieren weitere Hybridisierungsstufen, wie die sp<sup>2</sup>- und die sp-Hybridisierung. Bei der sp<sup>2</sup>-Hybridisierung sind nur zwei p- und ein s-Orbital bei der Bildung von drei äquivalenten sp<sup>2</sup>-Hybridorbitalen beteiligt. Ein p-Orbital bleibt dabei bestehen und steht senkrecht zu den planar-trigonal ausgerichteten sp<sup>2</sup>-Hybridorbitalen (siehe Abb. 6). Beispiele hierfür sind die Moleküle BCl<sub>3</sub> und Ethen. Bei der sp-Hybridisierung stehen lediglich ein p- und ein s-Orbital für die Bildung von zwei sp-Hybridorbitalen zur Verfügung. Die zwei sp-Hybridorbitale sind linear angeordnet, spannen also einen Winkel von 180° auf. Die zwei verbleibenden p-Orbitale bilden eine Ebene senkrecht zu den linear angeordneten sp-Hybridorbitalen. Beispiele für diese Hybridisierungsstufe sind die Moleküle BeCl<sub>2</sub> und Ethin.

Wichtig festzuhalten ist allerdings, dass der hybridisierte Zustand nicht in einem isolierten Atom herstellbar oder beobachtbar ist. Das Hybridisierungskonzept hat nur für gebundene Atome eine Berechtigung. Es ist allerdings zur Erklärung von Bindungen und Molekülstrukturen didaktisch sinnvoll, die Bindungsbildung in Einzelschritte zu unterteilen und für die einzelnen Atome einen hypothetischen Valenzzustand zu formulieren (vgl. Bestimmung von Oxidationszahlen bei organischen Molekülen). Dies ist ebenfalls ein zentraler Bestandteil der VB-Theorie. Außerdem kombinieren nur Atomorbitale deren Energieniveaus ähnlich sind, zu Hybridorbitalen, also z.B. 2s und 2p, 3s und 3p, 4s und 4p oder 4s und 3d. Dabei entstehen immer exakt so viele Hybridorbitale, wie Atomorbitale an der Hybridisierung beteiligt sind. Die Hybridisierung führt zu einer vollkommen neuen dreidimensionalen Orientierung der Orbitale und somit der Bindungspartner.

## 1.4 Die $\sigma$ – Bindung

Von einer  $\sigma$  – Bindung (Einfachbindung) spricht man, wenn zwei Atomorbitale auf der Bindungsachse überlappen. Laut MO-Theorie entstehen dabei zwei Molekülorbitale: Ein bindendes Molekülorbital, das durch positive Interferenz der Wellenfunktionen entsteht und ein antibindendes Molekülorbital, das durch negative Interferenz der Wellenfunktionen beider Atomorbitale entsteht. Die Energieniveaus der MOs werden dabei abhängig vom Grad der Überlappung und der Elektronegativitäten der gebundenen Atome aufgespalten. Das bindende MO wird energetisch abgesenkt, während das antibindende MO energetisch angehoben wird. Jedes MO kann wiederum zwei Elektronen beinhalten. Eine Besetzung des bindenden MOs mit Elektronen senkt also das Energieniveau des gesamten elektronischen Systems verglichen mit zwei nicht gebundenen Atomen, wodurch Bindungsenergie gewonnen wird. Werden antibindende MOs mit Elektronen besetzt, steigt die Energie des gesamten Systems und die Bindung wird schwächer. Erreicht die Differenz zwischen den Energien von bindenden und antibindenden MOs einen positiven Wert, so kommt eine Bindung zu Stande, da durch die Bindungsbildung netto Bindungsenergie gewonnen wird (siehe Beispiel Methan in Abb. 7). Hat diese Energiedifferenz einen negativen Wert oder beträgt sie Null, so kommt es zu keiner Bindungsbildung (Bsp. hypothetisches  $\text{He}_2$ -Molekül).

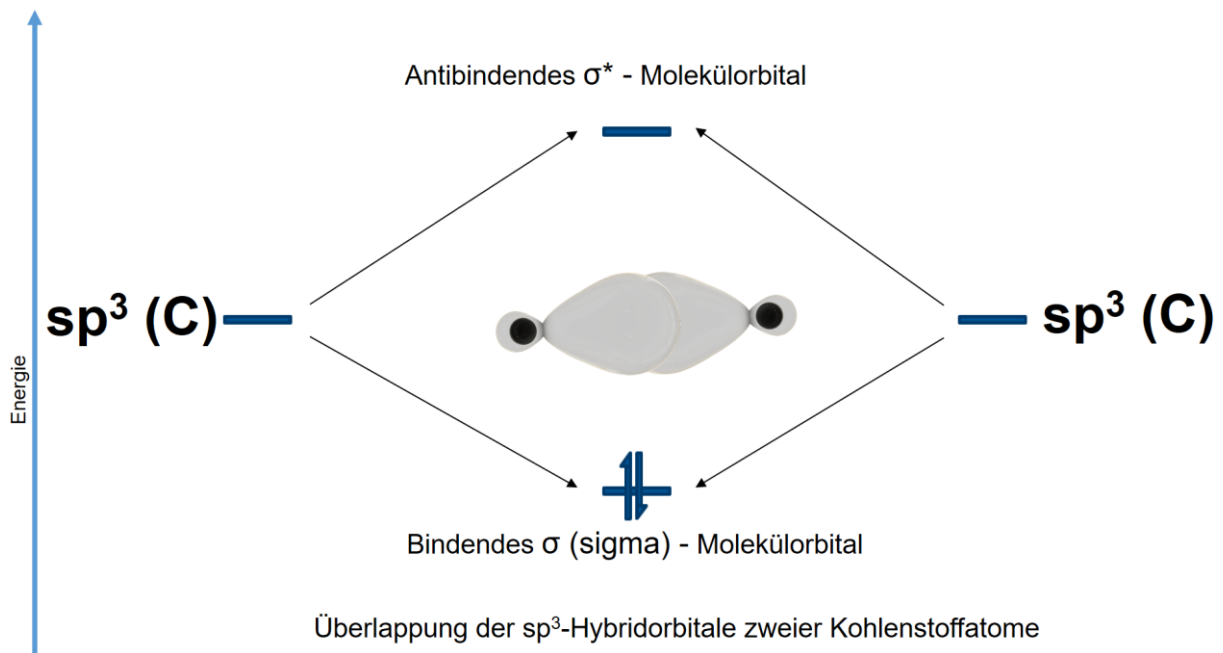


Abbildung 7: Energetische Betrachtung der Bindungsbildung zwischen zwei  $sp^3$ -Hybridorbitalen am Beispiel des Methanmoleküls. Durch Überlappung der beiden Hybridorbitale werden die Energieniveaus aufgespalten, wobei ein bindendes- und ein antibindendes MO entsteht. Lediglich das bindende MO wird mit zwei Elektronen (je ein Elektron pro Hybridorbital) besetzt. Dadurch kommt es durch die Bindungsbildung zu einem Gewinn an Bindungsenergie.

## 1.5 Die $\pi$ - Bindung

Erfolgt die Überlappung zweier Atomorbitale nicht auf der Bindungsachse, sondern parallel dazu, kommt es zur Ausbildung einer  $\pi$  - Bindung. Bei dieser Bindung stehen die überlappenden Atomorbitale senkrecht zur Bindungsachse und überlappen nicht frontal, wie bei einer  $\sigma$  - Bindung, sondern mit den Seitenflächen (siehe Abb. 8). Dabei kommt es zu einer schwächeren Überlappung im Vergleich zur  $\sigma$  - Bindung, weshalb vergleichbare  $\pi$  - Bindungen auch schwächer sind als die  $\sigma$  - Bindungen. Die Besetzung mit Elektronen ist analog zu  $\sigma$  - Bindungen: Befinden sich mehr Elektronen in bindenden- als in antibindenden MOs, kommt es zur Bindungsbildung.

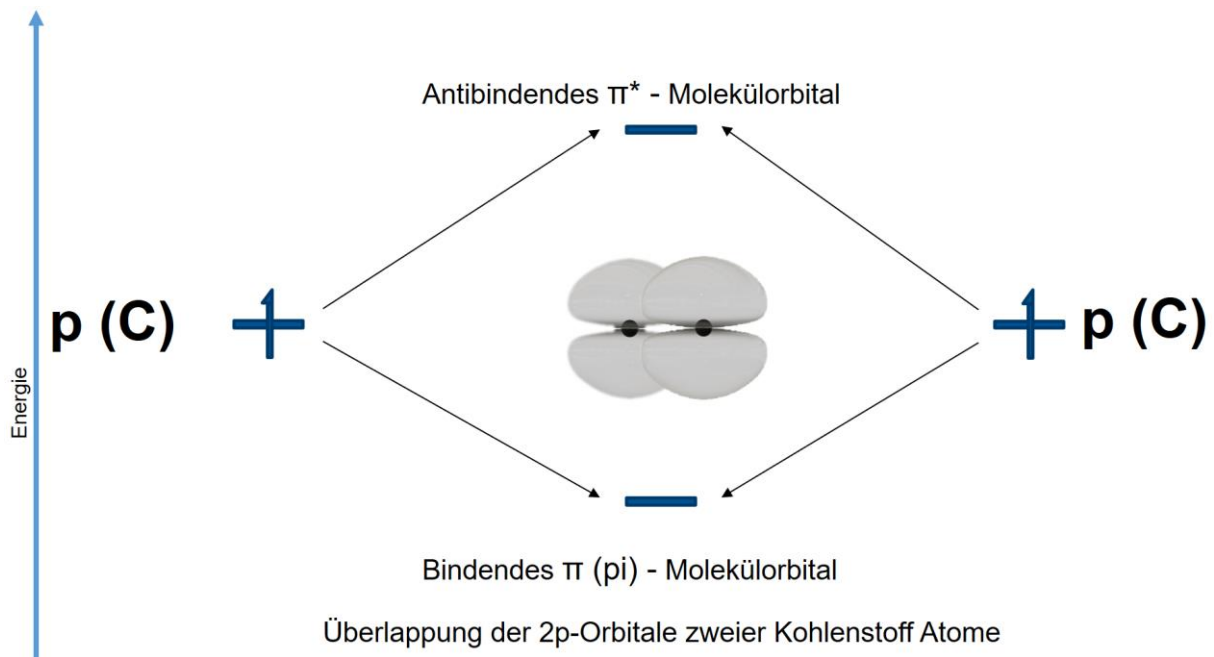


Abbildung 8: Überlappung zweier  $p$ -Orbitale zu einem bindenden und einem antibindenden  $\pi$ -Molekülorbital. Durch die ausschließliche Besetzung des bindenden  $\pi$ -Molekülorbitals wird Bindungsenergie gewonnen.

Eine Doppelbindung, wie sie zum Beispiel im Ethenmolekül vorliegt, besteht aus einer  $\sigma$  – und einer  $\pi$  – Bindung. Dabei überlappen je ein  $sp^2$ -Hybridorbital auf der Bindungsachse zu einer  $\sigma$  – Bindung und je ein  $p$ -Orbital über- und unterhalb der Bindungsachse zu einer  $\pi$  – Bindung. Die  $\pi$  – Bindung determiniert dabei eine planare Struktur der gebundenen Atome in der Peripherie. Da alle vier  $sp^2$ -Hybridorbitale in einer Ebene liegen, müssen alle Atome, die mit diesen Hybridorbitalen verbunden sind, ebenfalls in dieser Bindungsebene liegen (Riedel, 2010).

Bei den eben angestellten Erklärungen wurden sich der Modelle der MO-Theorie und der VB-Theorie bedient, wie es auch in den gängigen Chemie-Lehrbüchern üblich ist. Die Formulierung von verschiedenen Hybridisierungsstufen einzeln betrachteter Atome ist Bestandteil der VB-Theorie. Die energetischen Betrachtungen anhand von Orbitalschemata beim Zustandekommen von kovalenten Bindungen hingegen sind Bestandteile der MO-Theorie. Das in der MO-Theorie verwendete Pendant zum Hybridisierungsmodell ist das „mixed-orbital“ – Modell, was aber ein deutlich größeres Maß an physikalisch chemischem Vorwissen verlangt. Deshalb spielt es aus didaktischer Perspektive für den Unterricht an weiterführenden Schulen und dem Anfangsunterricht an Hochschulen eine untergeordnete Rolle. Die erzielten Ergebnisse aus der Kombination der VB- und der MO-Theorie sind ohnehin weitgehend dieselben (Holleman, 2016).



## 1.6 Präkonzepte und Lernschwierigkeiten

Dem konstruktivistischen Ansatz des Lernens folgend ist Lernen ein Prozess, bei dem Verbindungen zwischen neuen Inhalten und bereits bestehendem Wissen geknüpft werden. Beim Lernprozess konstruieren Lernende neues Wissen abhängig von ihren kognitiven Voraussetzungen, Fähigkeiten, Werten und Erfahrungen (Nakhleh, 1992). Lernende bringen dabei ihre eigenen Vorstellungen und Erklärungen, die nicht immer wissenschaftlich korrekt sind, in ihren Lernprozess mit ein. Da Lernende anhand ihres bereits bestehenden Vorwissens neues Wissen konstruieren, kann entsprechend auch dieses neue Wissen vom wissenschaftlich akzeptierten Wissen abweichen (Barke, 2009; Osborne & Freyberg, 1985). Diese in Lernenden vorhandenen und sich entwickelnden Konzepte, die von den wissenschaftlich korrekten Konzepten abweichen, werden unter anderem Schülervorstellungen oder Präkonzepte genannt (Barke, 2009; Collette & Chiappetta, 1989; Nakhleh, 1992). Diese Präkonzepte können tief in den kognitiven Strukturen der Lernenden verankert sein, da sie lange zu subjektiv zufrieden stellenden Erklärungen für beobachtete Phänomene geführt haben (Gilbert et al., 1982). Jedoch behindern sie Lernende beim Aufbau neuer Wissensstrukturen und müssen von Lehrenden aufgegriffen und z.B. durch einen *conceptual change* begegnet werden (Gilbert & Watts, 1983; Griffiths & Preston, 1992). Im Folgenden werden Präkonzepte sowie Lernschwierigkeiten zu den Themen Orbital- und Hybridisierungsmodell, Molekülstrukturen und chemische Bindung dargestellt.

### 1.6.1 Orbitalmodell

Studierende im Bachelorstudium verwenden zur Beschreibung des Atombaus vorwiegend das Bohr'sche Atommodell (Nicoll, 2001). Dabei werden häufig zweidimensionale Scheiben beschrieben, in denen Elektronen mit konstantem Radius um den Nukleus rotieren (Nicoll, 2001). Dies zeigt, dass es Lernenden schwerfallen kann, zweidimensionale Darstellungen auf dem Papier in dreidimensionale mentale Modelle zu übersetzen (Harle & Towns, 2011). Es findet außerdem nur selten eine Unterscheidung zwischen Orbitalen und Schalen statt (Nicoll, 2001). Dadurch entstehen beim Lernen des Orbitalmodells weitere Präkonzepte, die auf mangelnde Unterscheidung zwischen dem Bohr'schen Atommodell und dem Orbitalmodell hindeuten. Zum Beispiel wird die Bewegung von Elektronen in Orbitalen von Lernenden nicht als zufällig, sondern in Bahnen um einen Mittelpunkt im Orbital beschrieben (Nicoll, 2001). Zusätzlich werden Orbitale als Flugbahnen verstanden, auf denen Elektronen um den Nukleus rotieren oder als Schalen, in denen sich Elektronen befinden (Nakiboglu, 2003). Stefani und Tsapalis (2009) und Hanson et al. (2012) haben weitere Präkonzepte von (Lehramts-) Studierenden über Orbitale ermittelt, die im Folgenden nur stichpunktartig zusammengefasst werden.

Orbitale sind:

- Unterschalen, in denen sich die Elektronen befinden
- Schalen, die von gleichartigen Atomen gebildet werden
- Wege, auf denen sich Atome bewegen
- Elektronenschalen
- Elektronenpaare
- Wolken mit spezifischer Form, abhängig von der darüber liegenden Schale, s-Orbitale sind Kreise, p-Orbitale sind Hanteln (nur p-Orbitale sind 3-dimensional)
- von allen Atomen gleich (Größe, Energieniveau, Form)
- Es gibt leere Orbitale, die befüllt werden, wenn eine Bindung geformt wird
- Molekülorbitale entstehen aus Atomorbitalen durch das „Spielen“ mit Orbitalformen (Hanson et al., 2012)

Präkonzepte in diesem und in den folgenden Themenbereichen können nur sehr unwahrscheinlich aus Naturbeobachtungen abgeleitet worden sein. Die genannten Befunde zeigen auf, wie schwierig es für Lernende sein kann, korrekte mentale Modelle zum Aufbau von Atomen zu erzeugen. Die Ursache dafür könnte sein, dass Lehrkräfte im Chemieunterricht unterschiedliche Modelle, wie das Kugelwolkenmodell und das Orbitalmodell lehren, allerdings meistens mit dem Bohr'schen Atommodell beginnen. Hinzu kommt, dass sie Modelle nicht sauber voneinander abgrenzen und die Rolle von Modellen in den Naturwissenschaften sowie deren Limitationen in Bezug zur Realität nicht thematisieren. Damit sind Lehrkräfte dafür verantwortlich, wenn durch ihren Unterricht entsprechende Präkonzepte entstehen bzw. verfestigt werden. Eine Unterscheidung der Modelle und der typischen Begrifflichkeiten wird zudem dadurch unterstützt, dass beispielsweise auch im Atomorbitalmodell der Begriff „Schale“ verwendet wird, welcher seinen Ursprung eigentlich im Atommodell von Bohr hat. Die Vermittlung von mehreren Modellen zur Erklärung unterschiedlicher Sachverhalte ist dabei im Hinblick auf die „Scientific Literacy“ durchaus erwünscht. Veraltete Modelle - wie das Bohr'sche Atommodell - sollten dabei allerdings aufgrund möglicher Schwierigkeiten beim Erlernen neuer Modelle mit Bedacht herangezogen werden, da sie nur begrenzt anschlussfähig sind und einen kumulativen Wissensaufbau dadurch erschweren können.

### 1.6.2 Chemische Bindung

Auch hinsichtlich der chemischen Bindung werden in der Literatur einige Fehlkonzepte berichtet. Die Konzepte, die mit den gängigen Lehrplanmodellen der chemischen Bindung verbunden sind, sind abstrakt (Kumpha et al., 2014; Nahum et al., 2007; Nimmermark et al., 2016; Prodjosantoso et al., 2019) und weit von den täglichen Erfahrungen (Tan & Treagust, 1999) und dem alltäglichen Diskurs (Taber & Coll, 2003) entfernt. Wir können weder Atome noch Moleküle sehen, so dass die einzigen Quellen zum Erstellen von mentalen Modellen

(siehe Kap. 2.2) der Lernenden unterschiedliche grafische, textliche und symbolische Repräsentationen wie Zeichnungen, Animationen, Texte sowie mündliche Beschreibungen der Lehrkräfte sind. Dies kann bei Schüler\*innen bis hin zu Masterstudierenden zu Schwierigkeiten beim Aufbau von konzeptionellem Verständnis bezüglich chemischer Bindungen führen (Coll & Treagust, 2003). Zum Beispiel zeigt die Fehlvorstellung, dass bei ionischen Bindungen Elektronen von beiden Bindungspartnern geteilt werden, grundsätzliche Schwierigkeiten bei der Unterscheidung der Bindungstypen (Barker & Millar, 2000; Boo, 1998; Butts & Smith, 1987; Coll & Treagust, 2003; Coll & Taylor, 2002; Kind, 2004; Luxford & Bretz, 2013; Nicoll, 2001; Othman et al., 2008; R. Vladušić et al., 2016; Taber, 1994, 2002; Tan & Treagust, 1999; Ünal et al., 2010). Das Präkonzept, dass sich Elektronen in kovalenten Bindungen ausschließlich zwischen den an der Bindung beteiligten Atomen bewegen (Nicoll, 2001), zeigt, dass Lernende wahrscheinlich symbolische Darstellungen von Bindungen wie Summenformeln auf die submikroskopische Ebene überführen. Eine vertiefte Erklärung von kovalenten Bindungen anhand der MO-Theorie findet nur selten statt. Zusammenfassend wurde in weiteren Studien gefunden, dass Lernende auf Schul- und Hochschulniveau die elektronischen Verhältnisse bzw. Zustände von chemischen Bindungen nur rudimentär verstehen (Boo, 1998; Taber, 1997, 2002, 2012). Einige Präkonzepte wurden außerdem zur Polarität von Bindungen und deren Einfluss auf die Molekülstruktur gefunden, wie etwa das Ableiten von Molekülstrukturen anhand der Elektronegativitätsunterschiede der gebundenen Atome (Birk & Kurtz, 1999; Furió & Calatayud, 1996; Nicoll, 2001, 2003; Peterson et al., 1989; Uyulgan et al., 2014). Zudem denken Schüler\*innen und (Lehramts-) Studierende, die Anziehung auf die Elektronen durch die an der kovalenten Bindung beteiligten Atome sei immer gleich stark. Das gelte für alle Typen kovalenter Bindungen, Elektronegativität wird dabei nicht beachtet (Al-Balushi et al., 2012; Birk & Kurtz, 1999; Nicoll, 2001; Özmen, 2004; Peterson et al., 1989). Andere Studierende gaben an, Polarität werde durch positiv geladene "Teilchen" innerhalb eines Moleküls erklärt (Nicoll, 2001). Schüler\*innen erklärten außerdem, dass Bindungspolarität von der Anzahl an Valenzelektronen jedes Bindungspartners abhängen (Birk & Kurtz, 1999). Weiterhin zur Erklärung der Polarität von Bindungen wird erklärt, dass nichtbindende Elektronenpaare die Position des geteilten Elektronenpaares beeinflussten und für die Polarität der Bindung verantwortlich seien (Birk & Kurtz, 1999). Ferner wird Elektronegativität bzw. Polarität einer Bindung durch die Größe der gebundenen Atome begründet (Birk & Kurtz, 1999). Außerdem werden häufig und in nahezu allen Bildungsstufen inter- und intramolekulare Bindungen verwechselt (Barker & Millar, 2000; Birk & Kurtz, 1999; Kind, 2004; Othman et al., 2008; Peterson & Treagust, 1989; Peterson et al., 1989; R. Vladušić et al., 2016; Schmidt et al., 2009; Taber, 2002; Tan & Treagust, 1999; Tarhan et al., 2008; Ünal et al., 2010). Einige Studierende haben überhaupt keine Vorstellungen darüber, wie Moleküle auf submikroskopischer Ebene aufgebaut sind (Nicoll, 2001). Der Zeitraum, über den

diese Studien vergleichbare Ergebnisse erzielt haben, deutet darauf hin, dass Präkonzepte zum Thema chemische Bindungen ein anhaltendes Problem sind und das Lernen dieser Konzepte die Lernenden vor große Herausforderungen stellt.

### 1.6.3 Dreidimensionale Struktur von Molekülen

Zum Thema Molekülstrukturen sind in der Literatur ebenfalls einige Fehlkonzepte beschrieben. (Birk & Kurtz, 1999) fanden, dass Oberstufenschüler und Studenten zur Erklärung von Molekülstrukturen ausschließlich die Abstoßung zwischen bindenden Elektronenpaaren heranziehen. In derselben Studie machten einige Proband\*innen jedoch auch ausschließlich die Abstoßung zwischen nicht bindenden Elektronenpaaren für das Zustandekommen von dreidimensionalen Molekülstrukturen verantwortlich (Birk & Kurtz, 1999). Diese Erklärungen fußen auf einer falschen Vorstellung über das VSEPR-Modell, bei dem sowohl bindende als auch nicht bindende Elektronenpaare zur Strukturklärung herangezogen werden. Die nicht bindenden Elektronenpaare nehmen dabei lediglich mehr Raum in Anspruch als die bindenden Elektronenpaare. (Erman, 2017) fand heraus, dass Molekülstrukturen von Student\*innen lediglich durch die Anzahl an Atomen determiniert sind, die an ein Zentralatom binden. Diese Vorstellung ist durch die Kombination von VSEPR Modell und den Strukturklärungen von Komplexverbindungen zu erklären, wobei bei letzteren korrekterweise auch weitere Aspekte wie die Ligandenfeldaufspaltung berücksichtigt werden müssten. Über die Vorstellungen, dass die Bindungspolarität die Molekülstruktur bestimmt, wurde unter Kapitel 1.6.2 bereits berichtet.

### 1.6.4 Das Hybridisierungsmodell

Auch das Konzept der Hybridisierung bereitet Lernenden konzeptuelle Verständnisschwierigkeiten. So wurden in einer Studie Präkonzepte bei Lehramtsstudierenden identifiziert, nach der Hybridisierung als Vermischen von zwei oder mehr Elektronen beschrieben wird (Hanson et al., 2012). Das Wort „Vermischen“ wird auch in Lehrbüchern (Riedel, 2010) oft als vereinfachte Bezeichnung für die Linearkombination verwendet. Diese Beschreibung scheint für Lernende einprägsam zu sein, allerdings ist das Vermischen von Elektronen unzutreffend. Hybridisierung kann dagegen als das Vermischen der Atomorbitale als näherungsweise Lösungen der Schrödingergleichung beschrieben werden. Weiterhin wurden in dieser Studie die Präkonzepte gefunden, dass Hybridisierung die Paarung von mehr als einem Atom sei, die Überlappung von Atomen um eine Bindung auszubilden bezeichne, oder die Bindung von Atomorbitalen um Molekülorbitale zu bilden beschreibe (Hanson et al., 2012). Die Befunde zeigen auf, dass das Konzept der Hybridisierung mit weiteren Konzepten bzw. Modellen wie der MO-Theorie vermischt wird und Fachbegriffe zwar teilweise genannt werden, dies jedoch im falschen Kontext geschieht (Hanson et al., 2012). Eine mögliche Ursache hierfür ist das in einigen Lehrbüchern gängige Vorgehen, Hybridisierung im Kontext des MO-Modells zur Erklärung von chemischen

Bindungen einzuführen. Korrekterweise ist das Hybridisierungsmodell allerdings der VB-Theorie zuzuordnen. Auch die Präkonzepte, dass Hybridisierung das Überlappen von Orbitalen sei um Hybridorbitale zu erhalten, oder die Mischung aus Atomorbitalen von zwei oder mehr Atomen darstelle, unterstützt diese Annahme. Die Fehlvorstellung, dass Hybridisierung die Kombination von zwei oder mehr Orbitalen sei, um eine stabile Spezies zu erhalten (Hanson et al., 2012) enthält zwar den Aspekt der energetischen Betrachtung es wird allerdings durch Hybridisierung keine stabile Spezies erhalten. Es wird dabei lediglich das Zustandekommen von Bindungen erklärt, die stabiler sind, als es durch Linearkombinationen von nicht hybridisierten Atomorbitalen zu erwarten ist. Eine weitere Studie von Stefani und Tsaparis (2009) zeigt weitere Präkonzepte über Hybridorbitale auf. In den Vorstellungen der Proband\*innen waren Hybridorbitale dasselbe wie Molekülorbitale und weitere Proband\*innen gaben an, dass bei der Entstehung von Hybridorbitalen Elektronen unterschiedlicher Atome beteiligt seien. Diese Präkonzepte lassen ebenfalls vermuten, dass das Hybridisierungsmodell und das MO-Modell nicht sauber voneinander unterschieden werden. Außerdem wurde von den Proband\*innen erklärt, dass die Hybridisierung ein spontaner Prozess sei, der von selbst auftrete und dass Hybridorbitale exakte Repräsentationen seien, die in der Natur vorkommen. Dies deutet darauf hin, dass die Lernenden einen isolierbaren, hybridisierten Zwischenzustand annehmen, der allerdings nicht existiert. Hybridisierung hat nur bei gebundenen Atomen eine Berechtigung. Die Fehlvorstellung, Hybridorbitale würden durch „Spielen“ mit Orbitalformen entstehen (Stefani & Tsaparis, 2009), zeugt von einem sehr oberflächlichen und nicht mathematischen Verständnis von Hybridisierung. Als weitere Fehlvorstellung wurde die Erklärung gefunden, dass Hybridorbitale durch das Anheben von Elektronen auf höhere Energieniveaus im selben Atom entstünden. Dieser Ansatz zeigt zwar, dass energetische Aspekte zumindest herangezogen werden, allerdings auf inkorrekte Weise. Durch die Hybridisierung modellierte Hybridorbitale haben niedrigere Energieniveaus als die nicht hybridisierten Atomorbitale, wodurch wiederum stabilere Bindungen zustande kommen.

Diese Zusammenstellung von Präkonzepten zu den Themen AO-Theorie, chemische Bindung und Hybridisierungsmodell, die über einen Zeitraum von bis zu 24 Jahren bei Schüler\*innen und gleichermaßen bei Studierenden gefunden wurden zeigt, wie schwierig das Lernen und Verstehen dieser Themengebiete ist.

## 2. Bildungswissenschaftlicher Hintergrund

Die Vermittlung dieser komplexen Atom- und Bindungsmodelle erfordern Unterstützung der Lernenden durch instruktionale Maßnahmen wie z.B. geeignete Methoden und Medien sowie versierte Lehrkräfte, die Modelle und deren Rollen in den Naturwissenschaften verstehen und den Prozess einer Modellbildung nachvollziehen und anwenden können. In der vorliegenden Arbeit werden zur Vermittlung dieser komplexen Inhalte 3D Strukturmodelle von Lernenden

konstruiert, um den Lernprozess zu unterstützen. Kognitionspsychologische Modelle über die Verarbeitung von unterschiedlichen Repräsentationsformen tragen zum Verständnis darüber bei, in welcher Weise diese Visualisierungen von Lernenden verarbeitet werden.

## 2.1 Modelle und Modellieren in den Naturwissenschaften

Modelle werden in den Naturwissenschaften einerseits als Mittel zur Erkenntnisgewinnung eingesetzt (siehe z.B. Atommodelle in Kap. 1), wobei durch die Modellierung neue Erkenntnisse abgeleitet werden können. Andererseits dienen Modelle zur Visualisierung bzw. Kommunikation von Inhalten in Form von Repräsentationen von etwas. Modellnutzung sowie der Umgang mit deren Repräsentationen bilden Grundvoraussetzungen für das Chemielernen (Justi & Gilbert, 2002). Auch in den Bildungsstandards sind entsprechende Kompetenzen formuliert (KMK, 2005). Modelle werden in den Bildungsstandards unter den Kompetenzbereichen Fachwissen, Erkenntnisgewinnung und Kommunikation genannt. Im Bereich Fachwissen werden Kompetenzen beschrieben, mithilfe derer Schüler\*innen Modelle in der Chemie zur Beschreibung und Erklärung chemischer Phänomene und Konzepte nutzen können. Die Kompetenzen im Bereich der Erkenntnisgewinnung zielen auf eine weitere Rolle von Modellen in den Naturwissenschaften ab. Schüler\*innen sollen in der Lage sein, anhand von Modellen Ergebnisse überprüfen und neue Erkenntnisse ableiten bzw. mit anderen Modellen verknüpfen zu können. Im Kompetenzbereich Kommunikation wird beschrieben, dass Schüler\*innen Modelle ebenfalls zur Veranschaulichung von chemischen Sachverhalten nutzen müssen (KMK, 2005). In den Kompetenzbereichen werden Modelle also hauptsächlich anhand ihrer Funktion, als Repräsentationsformen Informationen zu transportieren, verstanden. Chemische Repräsentationen der submikroskopischen Ebene (Johnstone, 2000) können sowohl nichtmateriellen als auch materiellen bzw. haptischen Modellen zugeordnet werden. Dabei können sie sowohl symbolischen als auch ikonischen/bildhaften Charakter aufweisen (Banse, 1973; Taber, 2009; Talanquer, 2011). In der Chemie gibt es für Modelle zahlreiche Definitionen. Gilbert (2005) beschreibt chemische Modelle als vereinfachte Darstellungen der Realität bzw. von realen Objekten. Diese werden zur Erklärung spezifischer Sachverhalte genutzt bzw. generiert. Modelle können außerdem eine Idealisierung der Realität sein, mit deren Hilfe es möglich wird, komplexe Prozesse, Zusammenhänge und Strukturen zu erklären (Gilbert, 2005). Pfeifer (2002) definiert ein Modell als „ideeller oder materieller Repräsentant eines Systems bezüglich bestimmter Eigenschaften, mithilfe dessen (infolge der festgestellten Ähnlichkeitsbeziehungen zwischen Modell und Original) neue Informationen über das Original erhalten werden können, die Wahrscheinlichkeitscharakter tragen“ (Pfeifer, 2002). Bei dieser Definition wird im Vergleich zu jener von Gilbert (2005) durch den Wahrscheinlichkeitscharakter von abgeleiteten Informationen auch der Aspekt der Vergänglichkeit aufgegriffen, da Modelle sich in der Wissenschaft weiterentwickeln bzw. überholt werden (z.B. Atommodell von Dalton zu Rutherford). Reiners (2016) definiert Modelle

als Mittel, um zwischen der makroskopischen und submikroskopischen Ebene zu vermitteln und schafft damit einen Zusammenhang von Modellen und Repräsentationen im chemischen bzw. chemiedidaktischen Kontext. Es zeigt sich, dass eine eindeutige, universelle Modelldefinition, auf die sich alle Forscher\*innen geeinigt haben, nicht existiert. Stachowiak (1973) kennzeichnet Modelle durch drei Hauptmerkmale: Das Abbildungs-, Verkürzungs- und Subjektivierungsmerkmal. Das Abbildungsmerkmal beschreibt, dass Modelle Abbildungen oder Repräsentationen von Ausgangsobjekten bilden, die natürlich oder auch künstlich sein können. Außerdem kann das Ausgangsobjekt bereits ein Modell sein (Stachowiak, 1973). Ein Modell kann nicht immer alle Aspekte und Attribute eines Originals aufgreifen, sondern nur jene, die für einen bestimmten Zweck des Modellerstellers oder des Modellnutzers relevant sind. Dies wird als Verkürzungsmerkmal bezeichnet (Stachowiak, 1973). Die Auswahl dieser Eigenschaften ist auf den Nutzen des jeweiligen Modells für bestimmte Modellnutzer abgestimmt, was als pragmatisches bzw. Subjektivierungsmerkmal bezeichnet wird. Da ein Modell immer von einem Modellersteller konstruiert wird besitzt es allein deswegen schon einen subjektiven Charakter (Stachowiak, 1973). Unter anderem abgeleitet von diesen Merkmalen wurde von Upmeyer zu Belzen (2013) eine Systematisierung von Modellen für die Biologiedidaktik vorgenommen, auf die an dieser Stelle allerdings nicht weiter eingegangen wird.

Nach Stachowiak (1973) haben Modelle drei zentrale Funktionen. Die denkökonomische Funktion beschreibt, wie sich die vorgenommenen Vereinfachungen auf das Verständnis des Lernenden auswirkt. Außerdem wird durch vorgenommene Reduktionen unwichtiger Merkmale bei der Modellierung eines Realobjekts der Aufmerksamkeitsfokus auf relevante Merkmale gerichtet. Darüber hinaus tragen Modelle aufgrund einer geeigneten Wahl der Darstellungsweise dazu bei, dass sie das Verständnis von Strukturen und Zusammenhängen erleichtern. Dies wird unter der Anschauungsfunktion zusammengefasst (Nerdel, 2017; Stachowiak, 1973). Darüber hinaus lassen sich durch den Einsatz von Modellen Präkonzepte nach dem Prinzip des *conceptual change* (Krüger, 2007) ausräumen (Barke & Harsch, 2001). Typische Präkonzepte wie „Säuren fressen Metalle“ oder „Sonnenstrahlen entfernen die Regenpfütze“ können durch Modellierungen reorganisiert werden (Barke & Harsch, 2001). Hierzu eignen sich zum Beispiel Modelle zur Veranschaulichung der Struktur der Materie (Teilchenmodell) um darauf aufbauend weitergehende Denkmodelle zu entwickeln und/oder einen *conceptual change* zu vollziehen (Barke & Harsch, 2001). Des Weiteren eignen sich Modelle, um durch Reduktion auf zentrale Inhalte komplexe Sachverhalte zu vereinfachen. Vor allem mithilfe von materiellen (haptischen) Atom- und Bindungsmodellen können adressatengerechte Vereinfachungen konstruiert werden, die fachlich korrekt bleiben und anschlussfähig sind (Barke & Harsch, 2001). Dies gilt insbesondere in der physikalischen Chemie, in der Anschauungsmodelle dem Verständnis von mathematischen Sachverhalten

dienen (Barke & Harsch, 2010).

Im chemischen Kontext ist vor allem die Einteilung in Denk- und Anschauungsmodelle von Barke und Harsch (2010) relevant. Dabei entsteht beim Erlernen eines (chemischen) Sachverhaltes zunächst ein Denkmodell, das einen sehr abstrakten Charakter hat. Es werden durch Reduktion des zu modellierenden Sachverhalts auf zentrale Aspekte und einer Reorganisation und Konstruktion Schemata erstellt. Dadurch weist das Denkmodell Ähnlichkeiten mit dem mentalen Modell des integrativen Modells des Text-Bild-Verständnisses nach Schnotz (2001) auf (vgl. Kap. 2.2). Erst bei der Konstruktion des Anschauungsmodells beschäftigen sich Lernende mit der Darstellung bzw. Veranschaulichung des Modells ausgehend vom Denkmodell. Das Denkmodell wird bei dieser Externalisierung weiter reduziert bzw. vereinfacht, mit dem Ziel, eine für den Rezipienten geeignete und alltagsnahe Darstellung zu finden. Dabei können auch irrelevante Aspekte hinzugefügt werden, wenn diese z.B. für die Konstruktion des Anschauungsmodells nötig sind, um die Anschaulichkeit zu verbessern (Barke et al., 2018). Denkmodelle sind vor allem für die Chemie essentiell und werden im Laufe der Zeit ständig erneuert und modifiziert. Beispiele hierzu sind Modelle über Atomstrukturen, über chemische Bindungen oder über das Zustandekommen von Molekülstrukturen (Barke & Harsch, 2010). Anschauungsmodelle sind im chemischen Kontext z.B. dreidimensionale Molekülmodelle oder zweidimensionale Strukturformeln. Für das Chemielernen ist ein angemessenes Verständnis über die Vielzahl an chemischen Repräsentationen erforderlich, zu denen auch die Modelle zählen (Nerdel, 2017). Lernende sollten wissen, wie gewisse Eigenschaften eines Stoffes oder Teilchens visualisiert werden können und dass diese Repräsentationen niemals eine Kopie des Originals darstellen (Justi & Gilbert, 2002; Treagust & Harrison, 2000). Entsprechende Repräsentationen – wie etwa Strukturformeln und Keilstrichformeln – sind in allen Chemielehrbüchern und digitalen Materialien omnipräsent (Hoffmann & Laszlo, 1991; Kozma & Russell, 1997; Treagust & Harrison, 2000; Wu et al., 2001).

Der Kompetenzbereich Erkenntnisgewinnung zielt auf die Erkenntnisfunktion von Modellen ab. Durch die Modellierung von Daten und gezielte, ggf. hypothesengeleitete Manipulation bzw. Erweiterung von Denkmodellen und den resultierenden Objekten werden Erkenntnisse generiert. Das Erlernen von Kompetenzen naturwissenschaftlicher Erkenntnisgewinnung ist ein zentraler Baustein der naturwissenschaftlichen Grundbildung (Bybee, 2002; KMK, 2005; Osborne, 2013). Diese Kompetenzen werden benötigt, um aktiv und informiert an unserer naturwissenschafts- und technologieorientierten Gesellschaft teilnehmen zu können (KMK, 2005; Sharon & Baram-Tsabari, 2020). Modellieren wird neben dem Experimentieren als zentrale Methode zur naturwissenschaftlichen Erkenntnisgewinnung angesehen (Giere et al., 2006). Der Modellierungsprozess wird von einigen Autoren als Entwicklung und Evaluation von Repräsentationen natürlicher Systeme beschrieben (Godfrey-Smith, 2007). Kritik an der



Gleichsetzung von Modellen und Repräsentationen äußern Gilbert und Justi (2016), bei denen der forschungsmethodische Charakter von Modellen dadurch zu stark vernachlässigt wird. Der Modellierungsprozess wird meist als Zyklus beschrieben, da durch das Testen der Modelle und Prüfen von (neuen) Hypothesen stets eine Veränderung des Modells angenommen wird (Gilbert & Justi, 2016; Khan, 2011; Krüger et al., 2018; Passmore et al., 2014). Unter anderem Göhner und Krell (2021) unterscheiden in ihrem Modellierungszyklus zwischen der empirischen *Erfahrungswelt* und der theoretischen *Modellwelt*. Die *Erfahrungswelt* beinhaltet Untersuchungen am Realobjekt, während in der *Modellwelt* Modelle zur Erklärung der Erfahrungswelt konstruiert werden. Anschließend werden diese Modelle hinsichtlich aufgestellter Hypothesen und Erklärungen durch weitere empirische Untersuchungen überprüft (Dounas-Frazer et al., 2018; Krell & Krüger, 2016). Außerdem werden drei Phasen des Modellierens unterschieden: Exploration, Herstellung und Anwendung bzw. Vorhersage (Göhner & Krell, 2021). Während der Exploration beobachtet der Modellierende ein Phänomen in der Erfahrungswelt (Dounas-Frazer et al., 2018; Krell & Krüger, 2016; Leisner-Bodenthin, 2006; Mikelskis-Seifert & Leisner, 2005). Das Ziel dieser Explorationsphase ist es, Daten zu generieren, zu strukturieren und Muster in diesen Daten zu finden. Eine vom Modellierenden getroffene Auswahl dieser Daten und vor allem gefundene Muster werden dann in die Modellwelt übertragen (Dounas-Frazer et al., 2018; Krell & Krüger, 2016; Leisner-Bodenthin, 2006; Mikelskis-Seifert & Leisner, 2005). In der Herstellungsphase wird anhand dieser Daten und Muster sowie auf Grundlage von Analogien und Erfahrungen des Modellierenden ein initiales Modell entwickelt (vgl. mentales Modell oder Denkmodell). Dieses initiale Modell kann anhand unterschiedlicher Repräsentationsformen externalisiert werden. Der letzte Schritt in der Herstellungsphase ist die Prüfung auf interne Konsistenz und auf die Angemessenheit der Darstellungsweise in Bezug auf das beobachtete Phänomen. In der Vorhersagephase findet eine gedankliche oder materielle Manipulation des Modells statt und es werden Hypothesen darüber gebildet, wie sich das reale System unter diesen Veränderungen verhalten wird. Verhält sich das System entsprechend den Vorhersagen bzw. Hypothesen, so ist das Modell für diesen Zweck dienlich und es werden weitere Hypothesen getestet. Wird die Hypothese falsifiziert, kann auf eine mangelhafte Passung zwischen Modell und System geschlossen werden, was eine Anpassung oder eine Verwerfung des Modells zu Folge hat. In beiden Fällen wird das neue Modell einer erneuten Testung anhand von Hypothesen bzw. Vorhersagen unterzogen, was den Zyklus ebenfalls schließt (Krell & Krüger, 2016).

Zusammenfassend ist festzuhalten, dass Modelle im Chemieunterricht als Medium genutzt werden sollen, um z.B. als Struktur- oder Funktionsmodelle Informationen zu transportieren. Hierbei muss besonders in der Chemie vermittelt werden, dass Funktionen anhand von Strukturmerkmalen erklärt werden können. Diese Herleitung geschieht auf Modellebene, da Realobjekte (z.B. Moleküle) nicht in der Natur beobachtet werden können. Das beinhaltet das

Lehren mit Modellen seitens der Lehrkraft, aber auch den Einsatz von Modellen auf Schülerseite um das Verstehen und die Kommunikation von chemischen Inhalten zu fördern. Außerdem sollen Modelle im Kontext der Erkenntnisgewinnung genutzt werden, um anhand dieser neue Erkenntnisse zu generieren, die Modelle kritisch zu prüfen und daraufhin – wenn nötig – bestehende Modelle anzupassen oder neue Modelle zu erstellen. In dieser Arbeit werden dreidimensionale Strukturmodelle von Lernenden konstruiert, um Konzept-verständnis zu generieren, wodurch der Fokus auf der medialen Funktion von Modellen liegt. Allerdings können anhand der modellierten Molekülstrukturen mittels Orbitaldarstellung Hypothesen bezüglich der Reaktivität eines Moleküls gebildet werden, die dann experimentell überprüft werden können (Bsp. Rückseitenangriff ( $S_N$ ), Mesomeriestabilisierung, etc.). Dadurch ist auch eine Verbindung zur Erkenntnisgewinnung vorhanden. Dies ist allerdings nicht Gegenstand der vorliegenden Arbeit.

### Schwierigkeiten beim Modellieren

Modellierungsprozesse, in denen Modelle kritisch reflektiert werden oder deren Funktion als Werkzeuge zur Erkenntnisgewinnung genutzt bzw. sogar in den Fokus gestellt werden, finden nur selten Einzug in den naturwissenschaftlichen Unterricht (Campbell & Oh, 2015). Außerdem wird das Entwickeln und Evaluieren von Modellen häufiger umgesetzt als die daran anschließende Weiterentwicklung von Modellen (Khan, 2011). Besonders das Testen von Modellen, indem Hypothesen abgeleitet und überprüft werden, wird eher selten im Unterricht umgesetzt (Krell & Krüger, 2013). Das ist besonders hervorzuheben, da gerade das Verständnis über das Testen von Modellen als ein zentraler Bestandteil zur Förderung von Modellverstehen angesehen wird (Krell & Krüger, 2016). Modelle werden meist auf ihren gegenständlichen Charakter reduziert und wenig Bezüge zu ihrer epistemologischen Funktion hergestellt (Gouvea & Passmore, 2017). Folglich sehen Lernende Modelle eher als Repräsentationen bereits bekannter Sachverhalte und weniger als Werkzeuge im Sinne der Erkenntnisgewinnung an, weshalb genau diese Modellfunktion verstärkt in den Fokus naturwissenschaftlichen Unterricht gerückt werden muss (Gouvea & Passmore, 2017).

Göhner und Krell (2021) untersuchten, welche Hindernisse sich in Modellierungsprozessen identifizieren lassen. Sie fanden, dass bei Modellierungsaufgaben anhand einer Blackbox Hindernisse der Kategorien „fehlende relevante Analogie oder Erfahrung“, „Fehlerhafte Dokumentation“, „Hinweise auf unsystematischen Input und Unzufriedenheit mit den Daten“ besonders häufig und wiederholt auftraten. Fehlende Analogiebildung oder Erfahrung beschreibt hierbei, dass Lernende keine ähnlichen oder vergleichbaren Schemata im Langzeitgedächtnis (siehe Kap. 2.2) finden können, weshalb die Autoren vermuten, dass Modellieren und deklaratives Fachwissen in einem korreliert-abhängigen Verhältnis stehen (Nehring & Schwichow, 2020). Mangelndes Fachwissen und fehlende relevante Analogien können das für den Modellierungsprozess essentielle abduktive Schließen behindern, womit

das erkenntniserweiternde Entwickeln erklärender Modelle gemeint ist (Krüger & Upmeyer zu Belzen, 2021; Magnani, 1999). Die weiteren drei Kategorien weisen auf Schwächen der Proband\*innen bei den einzelnen Modellierungsschritten hin, da sie beispielsweise ihre Daten unsauber erheben, dokumentierten und in diesen fehlerhaften Datenreihen keine Muster erkennen können (Göhner & Krell, 2021). Hier lassen sich Parallelen zum Experimentieren und wissenschaftlichem Arbeiten im Allgemeinen feststellen. Insbesondere in der Phase der Exploration und im Umgang mit den generierten Daten wurde auch in Untersuchungen gezeigt, dass unsystematisches Vorgehen (Baur, 2018; Smith-Woolley et al., 2018), Auswahl unvollständiger oder irrelevanter Variablen (Smith-Woolley et al., 2018) sowie eine fehlerhafte Dokumentation von Ergebnissen (Smith-Woolley et al., 2018) auch bei anderen Arbeitsweisen und verschiedenen Zielgruppen festgestellt wird.

## 2.2 Modell des integrativen Text-Bild-Verständnisses

Ein Modell, anhand dessen in der Wissenschaft der Informationsverarbeitungsprozess erklärt wird, ist das Modell des integrativen Text-Bild-Verstehens (Schnotz, 2001, 2002). Das Modell greift Vorstellungen der Dual-Coding-Theory (Paivio, 1990) auf, indem es den Prozess der Informationsaufnahme und -Verarbeitung in zwei Kanäle aufteilt: Den deskriptionalen und den depiktionalen Kanal. Außerdem werden Aspekte des Arbeitsgedächtnismodells nach (Baddeley, 1992) aufgegriffen, indem von einer generellen Kapazitätsgrenze des Arbeitsgedächtnisses ausgegangen wird (Rey, 2009). Das Modell des Text-Bild-Verständnisses grenzt sich allerdings von der *Cognitive Load Theory* (Sweller, 1999) ab, indem der Einfluss des Langzeitgedächtnisses nicht bezüglich einer limitierten Kapazität des Arbeitsgedächtnisses berücksichtigt wird (vgl. Kap. 2.3), sondern hinsichtlich des Prozesses der Informationsverarbeitung. Außerdem wird hier das sensorische Gedächtnis berücksichtigt. Schnotz (2001) postuliert in seinem Modell, dass Texte, Wörter, Gleichungen und Symbole über den deskriptionalen Kanal zunächst getrennt von Bildern verarbeitet werden, die über den depiktionalen Kanal verarbeitet werden (Nerdel, 2017; Schnotz, 2001). Repräsentationsformen werden also in Bilder bzw. Diagramme und in Texte aufgeteilt (siehe Abb. 9).

### **Textbasierte Repräsentationen**

Texte werden nach der sensorischen Wahrnehmung kognitiv durch Untersuchung und Deutung bzw. Analyse von Symbolstrukturen verarbeitet (Schnotz, 2001). Dabei wird nicht unterschieden, ob die Texte visuell oder auditiv präsentiert werden. Bei dieser Art von Repräsentationen ist keine Ähnlichkeit zu den abgebildeten Sachverhalten erkennbar (z.B. die Formeldarstellung der Schrödingergleichung oder die Analogie von Schrödingers Katze zur Veranschaulichung der Quantenzustände). Bei der kognitiven Verarbeitung wird zwischen der eher oberflächlichen, subsemantischen und der semantischen Verarbeitung unterschieden

(siehe Abb. 9). Bei der subsemantischen Verarbeitung wird durch syntaktische Strukturierung und Worterkennung eine mentale Oberflächenrepräsentation erzeugt. Diese wird im Zuge der semantischen Verarbeitung durch Organisieren von kognitiven Schemata (Wissenseinheiten im Langzeitgedächtnis, siehe Kap. 2.3 & 2.5) im Arbeitsgedächtnis zu einer kohärenten propositionalen Repräsentation verarbeitet und als solche gespeichert (Nerdel, 2017; Schnotz, 2001). Propositionen werden dabei als textbasierte Gedächtniseinheiten verstanden, die Informationen speichern (Nerdel, 2017; Schnotz, 2001).

### **Bildbasierte Repräsentationen**

Bilder werden kognitiv durch die Abbildung analoger Strukturen verarbeitet (Schnotz, 2001). Bei dieser Art von Repräsentationen werden Analogien abgebildet, die strukturelle Gemeinsamkeiten zum Realobjekt aufweisen. Diese können abstrakt oder auch sehr konkret sein (z.B. Die abstrakte, vereinfachte Darstellung von Orbitalen als Kugeln und Kegel vs. Aufnahmen Orbitalen mittels Rasterkraftmikroskop und Pico-Spektroskopie). Auch hier wird zwischen der oberflächlichen, subsemantischen Wahrnehmung und der tiefgehenden, semantischen Interpretation eines Bildes oder Diagramms unterschieden (siehe Abb. 9). Bei der Wahrnehmung werden oberflächliche Elemente des Bildes bzw. Merkmale wie die graphische Gestaltung ausgewählt, wobei eine visuelle Vorstellung entsteht. Kognitive Schemata aus dem Langzeitgedächtnis können auch an dieser Stelle schon die Erstellung von visuellen Vorstellungen (bzw. Textoberflächenrepräsentationen) beeinflussen. Diese werden dann kognitiv verarbeitet, indem Zusammenhänge (z.B. Schemata im Vorwissen) gesucht werden, Strukturabbildungen von räumlichen Strukturen des Bildes erstellt und dessen Merkmale interpretiert werden. Hier findet eine Reduktion und Selektion relevanter Inhalte sowie die Entfernung irrelevanter Inhalte statt. Dabei entsteht ein mentales Modell, das zunächst im Arbeitsgedächtnis gespeichert wird (Nerdel, 2017; Schnotz, 2001).

Propositionale Repräsentationen aus der kognitiven Verarbeitung von Texten und mentale Modelle aus der Verarbeitung von Bildern können ineinander umgewandelt werden. Bei der sogenannten Modellinspektion können durch die Betrachtung eines Bildes neben dem mentalen Modell auch propositionale Repräsentationen entstehen. Es wird also eine ergänzende Repräsentation gebildet, die eine tiefgründigere Interpretation des dargestellten Bildes ermöglicht. Dabei werden kognitive Schemata aus dem Langzeitgedächtnis aktiviert. (Nerdel, 2017; Schnotz, 2001). Diese Modellinspektion ist also abhängig vom Vorwissen des Individuums. Im umgekehrten Fall kann aus einer propositionalen Repräsentation ein mentales Modell entstehen. Hier spricht man von einer Modellkonstruktion. Es können also durch Modellinspektion und -konstruktion Informationen aus den Ausgangsrepräsentationen Bild und Text zusammengeführt und abgeglichen werden, wobei in beiden Fällen das Vorwissen eine zentrale Rolle spielt (Nerdel, 2017; Schnotz, 2001). Auch an den vorgeschalteten

Verarbeitungsprozessen können allerdings Wechselwirkungen auftreten. So kann auch eine Textoberflächenrepräsentation schon zu einem mentalen Modell werden und eine visuelle Wahrnehmung kann zur Ausbildung einer propositionalen Repräsentation führen (siehe Abb. 9). Zusammenfassend kann eine textbasierte Repräsentation sowohl zur Ausbildung einer propositionalen Repräsentation (deskriptional) als auch eines mentalen Modells (depiktional) führen. Umgekehrt kann eine bildhafte Repräsentation zu einem mentalen Modell und einer propositionalen Repräsentation führen (Schnotz, 2001). Das parallele Darstellen von textbasierten und bildbasierten Repräsentationen kann also zur Ausbildung adäquaterer mentaler Modelle führen bzw. dessen Erstellung vereinfachen.

Das integrative Modell des Text-Bild-Verstehens greift allerdings keine Unterschiede in der Modalität der präsentierten Informationen auf. Es wird nicht unterschieden, ob Informationen auditiv oder visuell vom Empfänger wahrgenommen werden. Der haptische Sinneskanal ist in diesem Modell überhaupt nicht vorgesehen, weshalb eine Anpassung bzw. Erweiterung dieses Modells nötig ist (siehe Kap. 2.3).

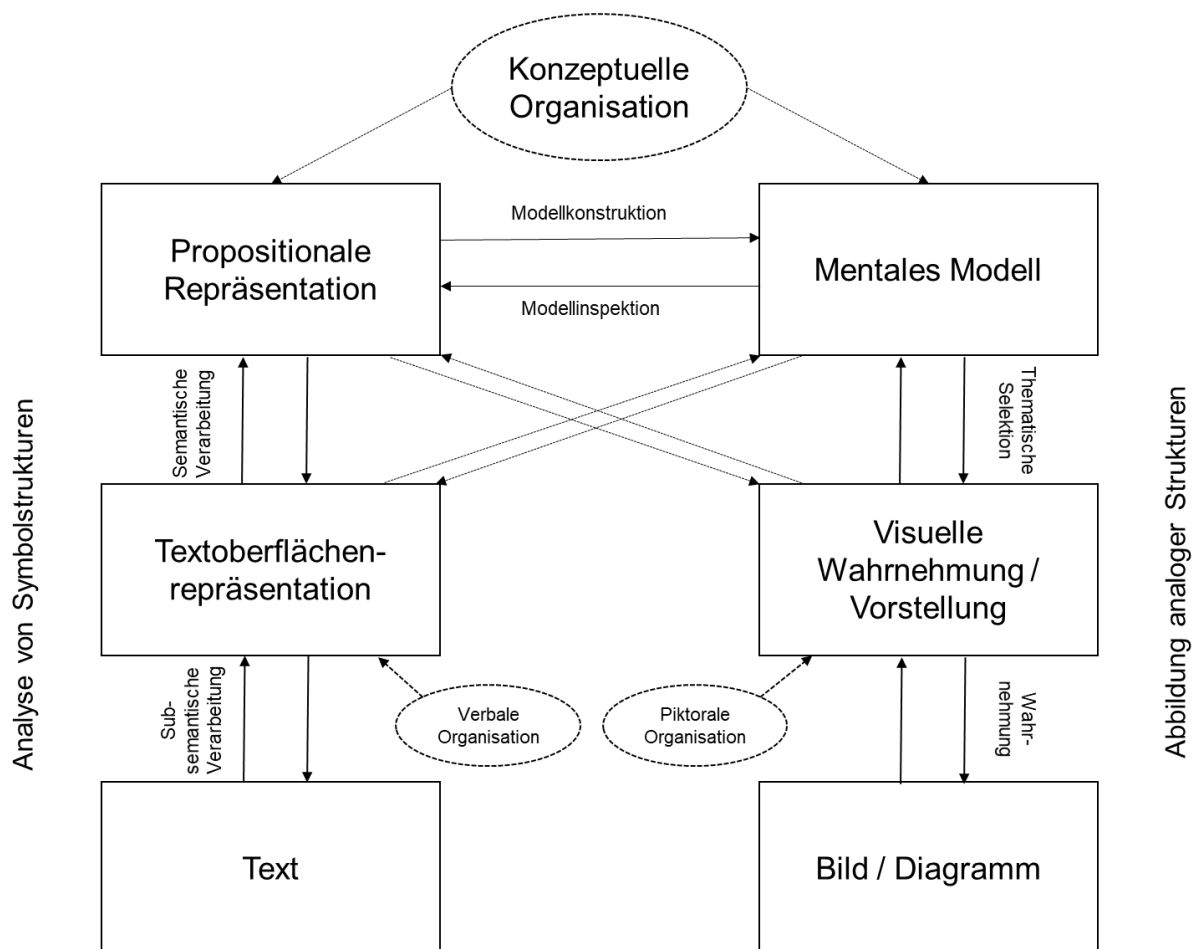


Abbildung 9: Modell der integrativen Text-Bild-Verarbeitung nach Schnotz (2001).

Die Informationsverarbeitung ist demnach auch vom Vorwissen abhängig, das im Langzeitgedächtnis in Form von Schemata gespeichert ist und bei der Integration von neuen Informationen herangezogen wird (siehe Kap. 2.2.1). Darüber hinaus ist für die Erstellung

eines mentalen Modells anhand von bildlichen Informationen, vor allem wenn diese dreidimensionale Objekte enthalten, räumliches Vorstellungsvermögen nötig (siehe Kap. 2.2.1).

### 2.2.1 Vorwissen

Das Vorwissen eines Lernenden ist definiert als sein domänenspezifisches deklaratives und prozedurales Wissen, das vor dem Beginn des Lernprozesses in Schemata, also in kleinen Wissenseinheiten (siehe Kap. 2.3 und 2.5) gespeichert ist (Dochy et al., 1999). Es spielt eine wichtige Rolle beim Lernen mit Multimedia (Kalyuga, 2007a; Mayer, 2012). Studien haben gezeigt, dass Lernende die besten Leistungen erbringen, wenn sie in Lernsituationen mit domänenspezifischem Vorwissen und elaborierten Wissensnetzwerken kommen (Ericsson et al., 2012; Kalyuga et al., 1998; Sternberg, 1991). Dieser Effekt wird der Tatsache zugeschrieben, dass der Mensch, wenn er mit einer Lernaufgabe konfrontiert wird, neue Informationen mit bestehenden Schemata verbinden muss (van Gog et al., 2005). Wenn es kein relevantes bestehendes Schema gibt, sucht der Mensch nach einer Lösung durch *trial and error* (Kalyuga, 2007b). Dies führt zu einer hohen kognitiven Belastung und kann das Lernen behindern (Sweller, 1988). Daher maximiert ein ausreichendes domänenspezifisches Vorwissen die Effektivität eines jeden Lernvorgangs. Empirische Studien zeigen den direkten Effekt von Vorwissen auf die Lernleistung (Kalyuga et al., 2001; Keig & Rubba, 1993; Leahy & Sweller, 2005; Müller-Kalthoff & Möller, 2003; Thompson & Zamboanga, 2004). Nach Kalyuga et al. (2004) kann das Niveau des Vorwissens oder der Erfahrung der Lernenden die Effektivität einer Lernumgebung beeinflussen. Es wird angenommen, dass das Verständnis eines Themas in einer multimedialen Lernumgebung vom Niveau des Vorwissens der Lernenden abhängen könnte (Kalyuga et al., 2004).

#### *Prior Knowledge Principle*

Kalyuga (2013) beschreibt das *Prior Knowledge Principle* zum Lernen mit Multimedia, indem er den Einfluss des Vorwissens bzw. der Expertise der Lernenden auf den Lernerfolg mit multimedialen Lernumgebungen anhand einiger Studienergebnisse analysiert. Daraus werden Implikationen abgeleitet, wie man multimediale Instruktionen gestalten sollte. Wenn sich der Wissensstand der Lernenden in einem Bereich erhöht, kann sich die relative Wirksamkeit der verschiedenen Gestaltungsmerkmale umkehren. Gestaltungsprinzipien, die Lernenden mit geringen Kenntnissen helfen, können für Lernende mit hohem Vorwissen nicht hilfreich, sondern sogar hinderlich für deren Lernprozess sein. Eine solche Umkehrung der relativen Wirksamkeit von Instruktionen wird als *Expertise-Reversal-Effect* bezeichnet (Kalyuga et al., 2003). Der Effekt tritt im Allgemeinen auf, wenn eine Lernumgebung mit hohem Informationsgehalt bzw. vielen instruktionalen Hilfestellungen für Novizen vorteilhaft ist, verglichen mit der Leistung von Anfängern, die ein Format mit geringem Informationsgehalt

bzw. wenig Hilfestellungen nutzen, aber nachteilig ist für Experten im Vergleich zu der Leistung von Experten, die ein Format mit geringem Informationsgehalt bzw. wenig Hilfestellungen erhalten. Erfahrene Lerner benötigen also beispielsweise keine auditiven Erklärungen zu Abbildungen oder Diagrammen, sondern werden durch dieses zusätzliche Angebot von Informationen im Lernen negativ beeinflusst, da sich dadurch der *Extraneous Cognitive Load* (siehe Kap. 2.3) unnötig erhöht (Kalyuga, S. et al., 2003)). Die *Design Principles* für Lernen mit Multimedia (Mayer, 2014a) sind für Experten also nicht immer nötig bzw. sogar hinderlich. Dieser Effekt wurde in den Ergebnissen zahlreicher Studien gefunden (Cooper et al., 2001; Kalyuga et al., 1998, 2000; Kalyuga et al., 2001). Dieser Effekt konnte auch in einer Studie mit einer Lernumgebung zum Teilchenmodell für Schüler\*innen der achten Jahrgangsstufe gefunden werden, indem sie einen höheren *Extraneous Cognitive Load* bei Proband\*innen mit hohem Vorwissen bei hohem Grad an instruktionaler Unterstützung fanden (Richter et al., 2018). Chen et al. (2014) fanden in einer Studie mit Schüler\*innen der Mittelstufe zum Erlernen von chemischen Strukturformeln durch 3D Rollenspiele heraus, dass Vorwissen durchweg einen positiven Effekt auf den Lernerfolg und die Motivation hat. Befunde von Shaikh et al. (2017) deuten darauf hin, dass die Schülerinnen und Schüler ihr konzeptionelles Verständnis von elektrischen Feldern bei verteilten Ladungen nach einer visuohaptischen Simulation deutlich verbessert haben. Bezüglich des Lernerfolgs übertrafen Lernende mit High-School-Physikhintergrund jene, die zuvor Physikkurse auf College-Niveau besucht hatten und damit mehr Vorwissen gehabt haben sollten (Shaikh et al., 2017). Des Weiteren wurde in einer Studie zum Mathematiklernen festgestellt, dass das Vorwissen die Wirkung von visuellen Hinweisen (*visual cuing*) auf das Lernen mit Animationen über Pflanzenbiologie auf Hochschulniveau mediert (Arslan-Ari, 2018). Ob ein Expertise-Reversal-Effect auftritt, ist also vom domänenspezifischen Vorwissen abhängig, das folglich bei der Erstellung einer multimedialen Lernumgebung und deren Evaluation immer berücksichtigt werden sollte (Arslan-Ari, 2018).

### 2.2.2 Räumliches Vorstellungsvermögen

Räumliches Vorstellungsvermögen (RV) wird als die Fähigkeit definiert, eine interne Repräsentation (ein mentales Modell) einer wahrgenommenen Szene so aufzubauen und zu behalten, dass eine mentale Manipulation möglich ist (Carroll, 1993; Höffler, 2010). Neben dem Vorwissen ist auch das räumliche Vorstellungsvermögen als individuelle Lernvoraussetzung beim Lernen mit multiplen externen Repräsentationsformen (Höffler, 2010) und anhand von multimedialen Lernumgebungen (Blake, 1977; Bongers et al., 2020; Heo & Toomey, 2020; Large et al., 1996) von Bedeutung. Außerdem ist das räumliche Vorstellungsvermögen ein Prädiktor für Lernleistungen im MINT-Bereich allgemein (Wai et al., 2009). Das räumliche Vorstellungsvermögen kann nach Carroll (1993) in fünf Subdimensionen eingeteilt werden:

- *Spatial Visualization* beschreibt die Fähigkeiten, dreidimensionale Objekte zu verstehen, zu kodieren und mental zu manipulieren (Carroll, 1993). Dies setzt die intensive Beteiligung exekutiver Kontrollprozesse voraus, um Probleme im dreidimensionalen Raum zu strukturieren und zu analysieren sowie die ausgearbeiteten Lösungsstrategien zu überwachen. Aufgaben, die genau diesen Anforderungen entsprechen, werden im Paper-Folding-Test nach Ekstrom (1976) gestellt (Marshalek et al., 1983).
- *Spatial Relations* teilt sich zwar einige Anforderungen - wie mentale Transformationen - mit *Spatial Visualization*, hebt sich aber dadurch ab, dass *Spatial Relations* Manipulationen (meistens Rotationen) von 2D-Objekten in einem einzelnen Schritt und in möglichst kurzer Zeit verlangt (Miyake et al., 2001). Ein möglicher Test hierfür ist der Card-Rotation-Test von Ekstrom (1976).
- *Closure Speed* beschreibt die Fähigkeit, erschwert wahrnehmbare Figuren zu erkennen, die zum Beispiel vor einem ablenkenden Hintergrund präsentiert werden (Carroll, 1993).
- *Closure Flexibility* hebt sich von *Closure Speed* lediglich dadurch ab, dass ein(e) Proband\*in im Vorhinein weiß, welche Figur er/sie identifizieren muss. Beim Hidden-Figures-Test (Ekstrom, 1976) zum Messen dieser Fähigkeit ist dementsprechend ein gewisses Maß an visuell-räumlicher Speicherfähigkeit verlangt.
- *Perceptual Speed* beschreibt die Fähigkeit, einfache Figuren möglichst schnell wahrzunehmen und mit anderen Figuren zu vergleichen, um gleiche Objekte zu identifizieren. Dabei ist ausdrücklich keine mentale Rotation nötig (Carroll, 1993).

Zum Lernen mit 3D Modellen erscheint insbesondere die Fähigkeit *Spatial Visualisation* interessant, da chemische 3D Strukturmodelle erstellt und manipuliert werden müssen. Lediglich in einer digitalen Lernumgebung, in der 3D Modelle auf einer 2D Oberfläche (Touch Display) erstellt werden müssen, könnte auch die Fähigkeit *Spatial Relations* einen Einfluss haben. Insbesondere erfordert die Verwendung organisch-chemischer Repräsentationsformen kognitive Prozesse im dreidimensionalen Raum, weshalb gerade hier das räumliche Vorstellungsvermögen eine zentrale Rolle spielt (Harle & Towns, 2011; Tuckey et al., 1991; Wu & Shah, 2004). Es wurden zum Beispiel bessere Externalisierungen unter anderem in Form von Zeichnungen mit räumlichen Informationen erzielt, wenn das räumliche Vorstellungsvermögen der Proband\*innen hoch ist (Carter et al., 1987; Pribyl & Bodner, 1987). Darüber hinaus lernen Lernende mit hohem räumlichen Vorstellungsvermögen besser mit bildlichen Darstellungen (Höffler, 2010). Außerdem fand Höffler (2010) in einer Metaanalyse heraus, dass Lernende mit niedrigem räumlichen Vorstellungsvermögen besser mit dynamischen und dreidimensionalen Repräsentationen zu lernen scheinen. Des Weiteren



schätzen Lernende mit hohem räumlichen Vorstellungsvermögen ihre kognitive Belastung beim Lernen mit 3D Modellen als gering ein, mit niedrigem räumlichen Vorstellungsvermögen hoch (Huk, 2006). Diese Befunde lassen die Vermutung zu, dass es bei Lernenden mit niedrigem räumlichen Vorstellungsvermögen zu einer kognitiven Überlastung (siehe Kap. 2.3) durch 3D-Modelle kommen könnte (Huk, 2006).

Zur Erklärung, ob hohes räumliches Vorstellungsvermögen einen positiven oder einen negativen Effekt auf das Lernen durch 3D Modelle hat, können zwei Theorien herangezogen werden: Die *ability-as-enhancer* Hypothese und die *ability-as-compensator* Hypothese. Huk (2006) fand heraus, dass Lernende mit hohem räumlichen Vorstellungsvermögen mit 3D Modellen besser Inhalte über Zellbiologie lernten als Lernende mit niedrigem räumlichen Vorstellungsvermögen. Er erklärt diesen Befund dadurch, dass bei Lernenden mit hohem räumlichen Vorstellungsvermögen weniger (extrinsische) kognitive Belastung beim Lernen gemessen wurde und somit mehr kognitive Ressourcen zum Konstruieren eigener mentaler Modelle zur Verfügung standen. Mayer und Sims (1994) bezeichnen diesen Erklärungsansatz als *ability-as-enhancer* Hypothese. Die *ability-as-compensator* Hypothese hingegen besagt, dass Lernende mit geringem räumlichen Vorstellungsvermögen besonders vom Lernen mit 3D Modellen profitieren, da diese ihre Schwierigkeiten ausgleichen, selbst korrekte dreidimensionale mentale Modelle zu erstellen (Höffler & Leutner, 2011; Huang, 2017; Lee & Wong, 2014). Eine oberflächliche Betrachtung einschlägiger Studien legt nahe, dass diese beiden Hypothesen sich gegenseitig ausschließen. Kühl et al. (2022) schlagen allerdings eine neue vereinheitlichende Konzeptualisierung vor. Die Autoren fanden, dass die *ability-as-enhancer* Hypothese im unteren bis mittleren Bereich eines breiten Fähigkeitskontinuums bezüglich des räumlichen Vorstellungsvermögens gültig ist, während die *ability-as-compensator* Hypothese im mittleren bis hohen Bereich des räumlichen Vorstellungsvermögens gültig zu sein scheint. Der größte Unterschied in den Lernergebnissen zwischen den visuellen Design Variationen gilt für mittlere räumliche mentale Fähigkeiten. Ein entsprechender analytischer Ansatz wird vorgeschlagen, der nichtlineare quadratische Interaktionen einbezieht. Das bedeutet, dass die statistischen Interaktionen vom Fähigkeitsbereich, also dem räumlichen Vorstellungsvermögen abhängen (Kühl et al., 2022). Casselman et al. (2021) untersuchten den Einfluss des räumlichen Vorstellungsvermögens auf den Lernerfolg beim Lernen von stereochemischen Inhalten anhand digitaler und haptischer Strukturmodelle. Es zeigte sich, dass das räumliche Vorstellungsvermögen keinen Einfluss auf den Lernerfolg hat. In weiteren Studien hat sich gezeigt, dass das räumliche Vorstellungsvermögen Mediator zwischen dem Effekt von Gender Unterschieden auf die Leistungen in bestimmten mathematischen Themenbereichen ist, die räumlich-mechanische Fähigkeiten verlangten (Gallagher & Kaufman, 2004; Reilly & Neumann, 2013). Außerdem scheint räumliches Vorstellungsvermögen Mediator zwischen der Kapazität des

Arbeitsgedächtnisses und der Problemlösefähigkeit besonders in Geometrieaufgaben zu sein (Tolar et al., 2009).

## 2.3 Cognitive Load Theory

Die Verarbeitung von aufgenommenen Informationen erzeugt entsprechend der *Cognitive Load Theory* (CLT) (Sweller, 2010) kognitive Belastung in einem begrenzten Arbeitsgedächtnis (Baddeley, 1992). Außerdem werden in dieser Theorie zwei zumindest teilweise voneinander unabhängige Wahrnehmungskanäle angenommen: Der auditive bzw. verbale Kanal und der visuelle Kanal, über den zwei- und dreidimensionale Informationen transportiert werden. Ferner wird von einem unbegrenzten Langzeitgedächtnis ausgegangen, wobei Lernen als Schemakonstruktion und Schemaautomatisierung verstanden wird (siehe Kap. 2.5) (Sweller, 1988). Die kognitive Belastung (*Cognitive Load*) wird nach Sweller (2010) in drei Kategorien eingeteilt:

- ***Intrinsic Cognitive Load ICL*** (intrinsische kognitive Belastung): Intrinsische Belastung wird durch die Unbekanntheit und/oder Komplexität des Lernmaterials verursacht und hängt vom Kenntnisstand des Lernenden, also vom Umfang dessen Vorwissens ab. Beim Lernen mit chemischen Repräsentationen entspricht dies also dem oben beschriebenen konzeptuellen Vorwissen und der Fachsprache sowie des Wissens über Modelle. Da das Vorwissen des Lernenden eine Rolle bei der Bestimmung der intrinsischen kognitiven Belastung spielt, ist sie nicht ausschließlich ein Merkmal des Lerninhalts (Canham & Hegarty, 2010; Park et al., 2015a).
- ***Extraneous Cognitive Load ECL*** (extrinsische kognitive Belastung): Extrinsische Belastung hängt von der Qualität oder der Art des Lernmaterials ab. Die extrinsische kognitive Belastung ist eine kognitive Belastung, die durch (unnötig) komplexe Interaktionselemente verursacht wird, die vom Lernenden verarbeitet werden müssen. Sie ist folglich das Ergebnis eines unangemessenen Instruktionsdesigns (Paas & Sweller, 2014). Schlechte Lernmaterialien sind solche, deren kognitive Verarbeitung einen großen Teil des Arbeitsspeichers beanspruchen. Sie erhöhen die kognitive Belastung und lassen wenig Kapazität für das Lernen übrig. Beim Lernen mit chemischen Repräsentationen ist diese Belastung z.B. durch Quantität und Qualität der Anleitungen zum Erlernen eines korrekten Umgangs mit jenen Repräsentationen determiniert. Der Umgang mit Repräsentationen als Teil der Fachsprache muss also gelernt werden und wird damit als Objekt des Lernens angesehen. Gleichzeitig stellen Repräsentationsmittel auch ein Kommunikationsmittel dar, um andere Lerninhalte zu lernen bzw. zu lehren. Außerdem können zum Beispiel mentale räumliche Manipulationen, die ohne Hilfestellungen geleistet werden müssen, zu einer Erhöhung des ECL führen.

- **Germane Cognitive Load GCL** (lernbezogene kognitive Belastung): Die lernbezogene kognitive Belastung ist die für das Lernen erforderliche mentale Anstrengung. Sie wird also aufgewendet, um Schemata zu erstellen, anzupassen oder zum Beispiel durch Üben zu automatisieren. Aufgrund der begrenzten Kapazität des Arbeitsspeichers ist diese Belastung abhängig vom Ausmaß der extrinsischen Belastung und auch vom Lerninhalt sowie des Vorwissens des Lernenden – also der intrinsischen Belastung. Werden also ICL und ECL niedrig gehalten, so können mehr kognitive Ressourcen zum sinnstiftenden Lernen (GCL) genutzt werden.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass gemäß der *Cognitive Load Theory* die gesamte kognitive Belastung im Lernprozess die Lernkapazität nicht überschreiten darf. Daher sollten Lehrende die zu vermittelnden Inhalte analysieren und reduzieren sowie die Belastung des Arbeitsgedächtnisses bei der Verwendung von Repräsentationsformen wie Texten, Bildern und Diagrammen berücksichtigen (Sweller, 1999). Um die erzeugte extrinsische kognitive Belastung insbesondere bei der Vermittlung von dreidimensionalen Strukturen bzw. beim Erstellen von dreidimensionalen Strukturmodellen zu berücksichtigen, müssen Lehrende die Gegebenheiten und Eigenschaften einer Lernumgebung analysieren. Bezüglich der dreidimensionalen Strukturmodellierung ist dabei in vielen Fällen eine Auseinandersetzung mit bereits bestehenden Strukturmodellen bzw. deren Bauteilen nötig (z.B. *ball-and-stick* Baukasten). Hierzu stehen dem Lernenden Bedienelemente zur Verfügung, die das Manipulieren und Modellieren ermöglichen (z.B. Steckverbindungen). Diese Bedienelemente sind sowohl in haptischen als auch in digitalen Systemen zur dreidimensionalen Strukturmodellierung vorhanden und müssen eine möglichst intuitive Nutzung gewährleisten, um einen Lerneffekt zu erzielen.

## Usability

Nach Fowler und Mayes (2011) wird die Effektivität eines interaktiven Lernmediums stark von der wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit (*perceived usability*; kurz: *Usability*) einer Lernumgebung beeinflusst. Die *Usability* ist einer der Schlüsselfaktoren für die erfolgreiche Einführung von (digitalen) Technologien in den Unterricht. Empirische Studien haben gezeigt, dass die *Usability* technologischer Systeme die Lernerfahrung stark beeinflusst. Allerdings wurden entsprechende Studien im Bereich der Bildungswissenschaften trotz der wichtigen Rolle, die die *Usability* für die Effektivität von Bildungstechnologien spielt, lange nicht durchgeführt (Orfanou et al., 2015). Eine weithin akzeptierte Definition von *Usability* stammt von der Internationalen Organisation für Standardisierung (ISO), die *Usability* als das Ausmaß beschreibt, in dem ein Produkt in einem bestimmten Kontext mit Effektivität, Effizienz und Zufriedenheit genutzt werden kann (Schneider, 2008). Die Eigenschaften, die ein Produkt für die Gebrauchstauglichkeit benötigt, sind abhängig vom Benutzer, der Aufgabe und der

Umgebung. Ein Produkt hat also keine intrinsische *Usability*, sondern nur die Fähigkeit, in einem bestimmten Kontext verwendet zu werden. Daher kann die Gebrauchstauglichkeit nicht durch die isolierte Betrachtung eines Produkts bewertet werden. Die ISO hebt drei Dimensionen hervor: Effektivität (die Fähigkeit der Nutzer, ihre Arbeit mit dem System zu erledigen), Effizienz (für Aufgaben aufgewendete Ressourcen) und Zufriedenheit (subjektive Einschätzungen der Benutzer auf die Systemnutzung) (Schneider, 2008). Allerdings hat sich gezeigt, dass die drei Dimensionen der *Usability* Effektivität, Effizienz und Zufriedenheit nur schwach miteinander korrelieren (Frøkjær et al., 2000). Zunächst lag das Hauptaugenmerk auf den beiden objektiven Dimensionen Effektivität und Effizienz, was sich jedoch besonders im unterrichtlichen Kontext als unzureichend erwies. Die wahrgenommene *Usability* (Zufriedenheit) musste ebenfalls bewertet werden (Lewis, 2018). Die wahrgenommene *Usability* hat einen erheblichen Einfluss sowohl auf die Lernerfahrung als auch auf das Lernergebnis und damit auf den Lernerfolg. Wenn die Benutzeroberfläche einfach zu bedienen ist, werden die Lernenden das System häufiger nutzen. Wird das System hingegen als schwierig empfunden, werden die Lernenden mehr Zeit damit verbringen das System anstatt des Inhalts zu erlernen (Ardito et al., 2006). Dies verdeutlicht den Zusammenhang zwischen *Usability* und *Cognitive Load*: Mangelhafte *Usability* kann zu einer Erhöhung des *Extraneous Cognitive Loads* führen und damit die kognitiven Ressourcen für tatsächliches Lernen (*Germane Cognitive Load*) reduzieren. Darüber hinaus kann ein mangelhaftes Interaktionsdesign einer Bildungstechnologie deren Einführung behindern (Tselios et al., 2009). Eine Bewertung der Benutzerfreundlichkeit ist eine Beurteilung der Gesamteffektivität des Systems im Lernprozess (Thuseethan & Kuhanesan, 2014).

*Usability* und *User Experience* sind hochrelevante und miteinander verknüpfte Aspekte in Praxis und Forschung der *Human Computer Interaction* (Hassenzahl, 2003). Diese beiden Ansätze zur Evaluierung von Software sind darauf ausgerichtet, die Bewertung der Erfahrung, die ein Nutzer mit einem Computersystem erlebt, zu erheben. Einerseits misst die *Usability* die Effektivität und Effizienz der Benutzer bei der Ausführung bestimmter Aufgaben mit Hilfe von Computersystemen (pragmatischer Ansatz). Auf der anderen Seite untersucht die *User-Experience* die durch das System ausgelösten Emotionen des Benutzers (hedonischer Ansatz) (Hassenzahl, 2003). Die funktionalen Eigenschaften des Systems sind entscheidend, aber auch die Motivation der Nutzer, das Produkt weiter zu nutzen (Hassenzahl, 2003; Lewis, 2013; Vermeeren et al., 2010). In der Tat ergänzen sie sich gegenseitig: Nutzerzufriedenheit kann nicht ohne Systemfunktionalität erreicht werden, gleichzeitig muss der Nutzer aber auch dazu motiviert sein, das System (weiterhin) zu nutzen.

Einige Studien beschäftigten sich mit dem Einfluss der *Usability* auf das Lernen mit digitalen Lernumgebungen. Tolle et al. (2020) untersuchte zum Beispiel die *Usability* von Educational Games zum Thema chemische Reaktionsrate bei Schüler\*innen. Insgesamt zeigen die

Ergebnisse dieser Untersuchung, dass die Benutzerfreundlichkeit des Lernspiels durch das Geschlecht und das vorhandene Vorwissen beeinflusst wird. Die Gruppe der Schüler\*innen ohne Vorwissen über das im Spiel vermittelte Thema bewertete die *Usability* des Spielsystems und die Einfachheit des Spiels wesentlich besser. Dieselbe Gruppe nahm auch die Qualität des *User-Interfaces* wesentlich besser wahr als die Gruppe mit Vorwissen. Die Autoren vermuten, dass wenn Schüler\*innen keine Vorkenntnisse haben, deren Erwartungen an das Spiel möglicherweise geringer sind, so dass auch die Bewertung der Benutzerfreundlichkeit höher ausfällt. Die Gruppe ohne Vorkenntnisse empfindet die Spieloberfläche als genauso gut wie ihre Erwartungen und hält das Spiel im Allgemeinen für nützlich, während die Gruppe mit Vorkenntnissen entweder das Buch bevorzugt oder das Spiel einfach nicht attraktiv genug für ihre Erwartungen empfindet. Außerdem wurde eine positive Korrelation zwischen der *Usability* von Educational Games und der Lernmotivation gefunden (Álvarez-Xochihua et al., 2017), was die Bedeutung der *Usability* auch für motivational-affektive Merkmale des Lernens unterstreicht. Campbell (2011) untersuchte in zwei Studien den Zusammenhang zwischen *Usability* und dem räumlichen Vorstellungsvermögen. Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass die Benutzerfreundlichkeit eines Systems sowohl von den inhärenten Eigenschaften des Systems als auch von den Benutzer\*innen abhängt. Es wird argumentiert, dass eine der Hauptursachen für Unterschiede zwischen den Nutzer\*innen die Varianz in deren räumlichen Vorstellungsvermögen ist. Des Weiteren beeinflussen Variationen in verschiedenen Arten des räumlichen Vorstellungsvermögens (siehe Kap. 2.2.2) verschiedene Komponenten der Benutzerfreundlichkeit auf unterschiedliche Weise. In zwei Experimenten untersuchte Campbell (2011) die Beziehungen zwischen der Fähigkeit *Spatial Visualization* und des räumlichen Arbeitsgedächtnisses (ähnlich *Closure Flexibility*, siehe Kap. 2.2.2) mit den *Usability*-Konstrukten Effizienz und Effektivität. In beiden Experimenten wurde die Wikipedia-Suche als repräsentative Recherche Aufgabe eingesetzt. Im ersten Experiment wurde eine Desktop-Computerschnittstelle verwendet während das zweite Experiment zwei mobile Geräte mit stark unterschiedlichen Bildschirmgrößen verwendete. Eine bessere *Spatial Visualization* führte zu einer längeren Bearbeitungszeit auf größeren Bildschirmen, aber einer kürzeren Bearbeitungszeit auf kleineren Bildschirmen. Bessere *Spatial Visualization* sagte in beiden Experimenten auch eine bessere Effektivität voraus. Diese Ergebnisse deuten darauf hin, dass räumliches Vorstellungsvermögen sowohl eine nützliche Methode zur Charakterisierung von Nutzern als auch zur Verbesserung von *Usability*-Tests darstellt. Ibili und Billingham (2019) untersuchten den Zusammenhang zwischen *Usability* und *Cognitive Load* in einer *Augmented Reality* Lernumgebung zum Thema Geometrie. Die Forschungsergebnisse zeigen, dass es einen starken Zusammenhang zwischen unterschiedlichen *Usability* Aspekten und dem *Extraneous*- und *Intrinsic Cognitive Load* gab. Bei Frauen zeigte sich, dass eine gute *Usability* zu einem niedrigen *Intrinsic Cognitive Load*

führte. Auf der anderen Seite ergaben die Ergebnisse bei Männern, dass eine gute *Usability* zu einem niedrigen *Extraneous Cognitive Load* führte. Außerdem wurde festgestellt, dass eine gute *Usability* bei Frauen zu einem stark erhöhten *Germane Cognitive Load* führte, während dieser Effekt bei Männern lediglich moderat ausfiel.

Stull et al. (2013) verglichen die *Usability* von haptischen und digitalen *ball-and-stick* Modellen, wobei die Proband\*innen bereits fertige Strukturmodelle von organischen Molekülen den jeweiligen Sägebock Darstellungen und Newman Projektionen in korrekter Ausrichtung zuordnen mussten. Sie fanden keine Unterschiede bezüglich der *Usability* zwischen den Gruppen.

## 2.4 Cognitive Theory of Multimedia Learning (CTML) und Cognitive Load Theory

Mayer (2014) vereint gewissermaßen das Modell des integrativen Text-Bild-Verständnisses (Schnotz, 2001) und die *Cognitive Load Theory* (Sweller et. al., 2019) in seiner *Cognitive Theory of Multimedia Learning* (CTML). Der Autor geht ebenfalls von einer getrennten Aufnahme von Bildern und Texten aus. Die CTML berücksichtigt dabei zusätzlich die Modalität der Informationen: Auditive Informationen (Wörter) werden von den Ohren und visuelle Informationen (Wörter und Bilder) mit den Augen erfasst und für kurze Zeit im sensorischen Gedächtnis vorgehalten (vgl. Baddeley, 1992). Diese beiden Kanäle werden im Arbeitsgedächtnis vorerst voneinander unabhängig behandelt und jeder Kanal besitzt eine begrenzte Aufnahmekapazität (vgl. Kap. 2.3). Im Arbeitsspeicher findet eine Selektion dieser Informationen statt und ein kohärentes, mentales Modell mit kohärenten Repräsentationen wird erstellt. In diesem Prozess werden Verknüpfungen zu Schemata im Langzeitgedächtnis erstellt, Vorwissen abgerufen und neues Wissen in bestehendes Wissen integriert (Mayer, 2014). Anhand dieses Modells wurden einige Prinzipien abgeleitet, wie in einem lernwirksamen Instruktionsdesign Text- und Bildrepräsentationen verknüpft werden sollten, darunter zum Beispiel (Mayer, 2014): Das Prinzip der dualen Kodierung (oder Multimediaprinzip), das Prinzip der räumlichen Nähe oder Kontiguitätsprinzip I & II, das Kohärenz-Prinzip, das Multimodalitäts-Prinzip oder Modalitätsprinzip, das Redundanz-Prinzip, das Prinzip der individuellen Unterschiede oder Personalisierungsprinzip (Mutlu-Bayraktar et al., 2019). Für Erläuterungen zu diesen Prinzipien sei auf das „*Cambridge handbook of multimedia learning*“ (Mayer, 2014a) verwiesen. Die *Cognitive Load Theory* wurde ursprünglich lediglich anhand analoger Kombinationen von Texten und Bildern unter Anwendung des Split-Attention Effekts aufgestellt (Sweller, 1998), dient inzwischen aber als Grundlage für die instruktionale Gestaltung von multimedialen Lernumgebungen (Clarke & Mayer, 2008). Multimediales Lernen ist eine sich schnell entwickelnde Theorie, die mit der Verbreitung des Technologieeinsatzes im Bildungswesen und der damit einhergehenden

Möglichkeiten, Lernumgebungen zu gestalten, die mehr als einen Wahrnehmungskanal anregen, einhergeht (Liu et al., 2018; Park et al., 2019). Multimediadesigns, die verschiedene Wahrnehmungs- und Verarbeitungskanäle ansprechen, werden dadurch definiert, dass sie Worte (Erzählung oder Text) und Bilder (Illustration, Fotografie, Animation, Video, etc.) zusammen präsentieren (Mayer, 2014a). Die Entwicklungen in der Bildungstechnologie haben es Lehrenden ermöglicht, Bilder, Diagramme und Texte simultan in einer Lernumgebung darzustellen. Daraus folgt, dass sie bei der Gestaltung visueller Darstellungen die Art und Weise berücksichtigen sollten, wie neue Informationen von den Lernenden verarbeitet werden und wie bestimmte Gestaltungskriterien das Lernen erleichtern können (Renkl & Scheiter, 2017; Schroeder & Cenkci, 2018). Beim Erstellen von multimedialen Lernumgebungen ist allerdings auch wichtig, dass sich Lehrende mit den Voraussetzungen der Lernenden beschäftigen und ihre Lernumgebungen möglichst individuell für die daraus resultierenden Ansprüche gestalten. Solche Voraussetzungen sind beispielsweise das Vorwissen und das räumliche Vorstellungsvermögen der Lernenden. Lernumgebungen sollten unter anderem hinsichtlich der Voraussetzungen der Lernenden so gestaltet werden, dass der *Extraneous*- und der *Intrinsic Cognitive Load* möglichst klein gehalten werden (Mayer, 2014b). Einige Studien untersuchten den Zusammenhang zwischen der Gestaltung der Lernumgebung, dem Vorwissen bzw. dem räumlichen Vorstellungsvermögen von Lernenden und deren *Cognitive Load* durch die Lernumgebung. Vorwissen hilft, die kognitive Belastung zu verringern, was zu einer verbesserten Lernleistung führt (siehe Kap. 2.3) (Mihalca et al., 2011; Myhill & Brackley, 2004). Wie Shapiro (2004) feststellte, beeinflusst das Vorwissen in Wechselwirkung mit der kognitiven Belastung und anderen Variablen den Lernerfolg. Park et al. (2015a) fanden in einer Studie heraus, dass räumliches Vorstellungsvermögen und Vorwissen den *Extraneous Cognitive Load* (ECL) in einer multimedialen Lernumgebung zu biochemischen Inhalten (ATP Synthase) moderieren. Lernende mit hohem Vorwissen und gutem räumlichen Vorstellungsvermögen wurden durch den *seductive-detail-effect* (Steigerung des ECL durch Hinzufügen interessanter aber irrelevanter Details) weniger beeinflusst als Lernende mit geringem Vorwissen und schlechtem räumlichen Vorstellungsvermögen (Park et al., 2015b). Amadiou et al. (2009) fanden dagegen einen Einfluss des Vorwissens auf den *Cognitive Load* beim Erstellen unterschiedlich komplexer *concept maps*. Endres et al. (2023) untersuchten den Zusammenhang zwischen Vorwissen und dem *Intrinsic Cognitive Load* (ICL) bei komplexen, mathematischen Problemlöseprozessen. Sie stellten fest, dass in ihrem speziellen Fall hohes Vorwissen zu erhöhtem ICL führte. Die Autoren argumentieren, dass erst durch hohes Vorwissen die wahre Komplexität eines Problems nicht mehr unterschätzt wird, wodurch der ICL steigt. Außerdem konnte gezeigt werden, dass *Cognitive Load* Mediator zwischen Vorwissen und der Lernbereitschaft (*learning engagement*) beim Lernen von

mathematischen Inhalten ist (Dong et al., 2020). Auch in der CTML wurden allerdings lange Zeit der haptische Sinneskanal sowie affektive Merkmale des Lernens vernachlässigt.

## 2.5 Embodied Cognition

Allerdings gibt es in der Literatur immer mehr Belege dafür, dass das Maß an *embodiment* einen Einfluss auf den Lernprozess haben kann (Fiorella & Mayer, 2015; Kiefer & Trumpp, 2012). Das Schlagwort "*Embodiment*" (deutsch: Verkörperung, Verleiblichung) kann verwendet werden, um das Potenzial des Körpers beim Lernen zu beschreiben. Es schließt damit die (älteren) Ansätze des taktilen Lernens („Lernen mit den Händen“) und des enaktiven Lernens (*enactment*) ein und erweitert sie. Enaktives Lernen beschreibt Lernen als aktives Erkunden der eigenen Umwelt durch dynamische Interaktion mittels sensomotorischer Wahrnehmung (Thompson, 2010). In ihrem Artikel "Six views of embodied cognition" beschreibt Wilson (2002) Kognition als einen Denkprozess, der mit Hilfe des Körpers über Wahrnehmung und Handlung in einer realen Umgebung stattfindet. Das heißt, auch wenn das Gehirn von der Umwelt völlig entkoppelt ist, kann es mit Hilfe des Körpers kohärente Erfahrungen machen. Menschen können zum Beispiel eine entsprechende Reaktion des Speichelflusses hervorrufen, indem sie sich vorstellen, in eine Zitrone zu beißen. Durch die Simulation sensomotorischer Prozesse bildet der Körper die Grundlage für abstrakte kognitive Prozesse. Die Wahrnehmung ist in der Regel multisensorisch, das heißt, dass verschiedene Sinnesorgane zusammenarbeiten, um ein Objekt als Ganzes wahrzunehmen und einzuordnen (Brinkmann et al., 2019). Barsalou (1999a) beschreibt *Embodiment* als einen kognitionspsychologischen Ansatz, nach dem Bewusstsein stets auch eine physische Interaktion voraussetzt. Dieses Konzept wird als grundlegende Wende in der Kognitionsforschung angesehen. Traditionelle Theorien der Kognitionsforschung folgen einer computationalen oder kognitivistischen Vorstellung von Wahrnehmung, in der bei der Wahrnehmung Informationen des sensorischen Systems ins Gehirn gelangen, wo sie anhand von amodalen Symbolen wie Wörter oder Zahlen verarbeitet werden und letztlich zu einem Output z.B. in Form eines Befehls an das motorische System führen (Barsalou, 1999b; Barsalou, 2008). Demgegenüber wird von Verfechtern des *Embodied Cognition* Ansatzes das Modell eines dynamischen Systems bevorzugt, das aus Körper, Gehirn und der externen Umwelt besteht (Hall & Nemirovsky, 2012). In diesem System geschieht Wahrnehmung nicht in einem Vakuum, sondern basiert auf unseren Interaktionen mit der Umwelt und anderen Personen durch körperliche Aktivitäten und Gefühle (Barsalou, 1999a; Barsalou, 2008). Wahrnehmung wird also nicht als ein rein kognitiver Prozess verstanden, bei dem eine Abbildung von sensorischen Reizen in einem mentalen Modell der Welt erstellt wird. Vielmehr ist Wahrnehmung die sensomotorische Koordination, bei der der gesamte Körper beteiligt ist. Kognition wird dabei als situiert bzw. verortet verstanden, wobei alle Wahrnehmungsinformationen während des Verarbeitungsprozesses denselben beeinflussen.



Dazu zählen alle Sinneseindrücke und Gefühle (Wilson, 2002). Gleichzeitig können in diesem Zusammenspiel zwischen Körper, Gehirn und Umwelt ebenso kognitive Prozesse auf die Umgebung abgeladen werden. Das menschliche Informations-verarbeitungssystem ist beschränkt, weshalb zum Beispiel schon im Kindesalter zum Zählen die Finger zu Hilfe genommen werden (Baddeley et al., 2009; Wilson, 2002). Wilson (2002) beschreibt *Embodied Cognition* außerdem als eine Theorie, bei der der Verstand nicht abstrakte Probleme löst, sondern als Körper der einen Verstand benötigt, um zu funktionieren. Die Autorin grenzt *Embodied Cognition* ebenfalls von der traditionellen Vorstellung ab, in der der Verstand als abstrakter Informationsprozessor betrachtet wurde und dessen Verbindungen zur Außenwelt nur geringe theoretische Bedeutung zugesprochen wurde. Wahrnehmungs- und motorische Systeme wurden als nicht relevant für das Verständnis zentraler kognitiver Prozesse betrachtet. Sie dienten lediglich als periphere Ein- und Ausgabegeräte (Wilson, 2002). *Embodied Cognition* stellt eben diese sensorischen und motorischen Funktionen sowie deren Bedeutung für eine erfolgreiche Interaktion mit der Umwelt in den Fokus. Erste Indizien, die diesen Ansatz unterstützen, wurden schon von Piaget (1987) Entwicklungspsychologie geliefert, in der er postuliert, dass kognitive Fähigkeiten aus sensomotorischen Fähigkeiten entstehen. Es wird außerdem auf evolutionstheoretischer Basis argumentiert, dass wir uns aus Lebewesen entwickelt haben, deren neuronale Ressourcen primär der Wahrnehmungsverarbeitung und der Motorik gewidmet waren und deren kognitive Aktivität größtenteils aus unmittelbarer, „online“-Interaktion mit der Umwelt bestand. Die menschliche Kognition kann somit nicht zentralisiert und abstrakt und auch nicht scharf von peripheren Eingabe- und Ausgabemodulen abgrenzbar sein. Vielmehr muss Kognition tief in der sensomotorischen Verarbeitung verwurzelt sein (Wilson, 2002). „Online“- Interaktion beschreibt dabei die Interaktion mit einer direkt erlebten Umwelt. „Offline“-Aktivität findet dem gegenüber in Abwesenheit von aufgabenrelevantem Input oder Output statt, zum Beispiel beim Planen oder auch Tagträumen. Wilson (2002) stellt in ihrem Review sechs Sichtweisen auf *Embodied Cognition* vor:

1. Kognition ist situiert: Kognitive Aktivität findet im Kontext einer realen Umgebung statt und schließt von Natur aus Wahrnehmung und Handlung ein. Diese Annahme hat Auswirkungen auf das Lernen und ist in Ansätzen des moderaten Konstruktivismus zu finden. Situiertes Lernen ist Gegenstand der Multimedia Forschung (Stark et al., 2002).
2. Kognition steht unter Zeitdruck: Wir sind "*mind on the hoof*" (deutsch: Verstand auf dem Sprung) und Kognition muss so verstanden werden, wie sie unter dem Druck der Echtzeit-Interaktion mit der Umwelt funktioniert.
3. Wir laden kognitive Aufgaben auf die Umwelt ab: Aufgrund der Grenzen unserer Informationsverarbeitungsfähigkeiten (z. B. Grenzen der Aufmerksamkeit und des

Arbeitsspeichers), nutzen wir die Umwelt, um die kognitive Belastung zu verringern. Wir lassen die Umwelt Informationen für uns bereithalten oder sogar manipulieren und nehmen diese Informationen nur dann auf, wenn wir sie brauchen.

4. Die Umwelt ist Teil des kognitiven Systems: Der Informationsfluss zwischen Verstand und Umwelt ist so dicht und kontinuierlich, dass für Wissenschaftler, die Kognition untersuchen, die Analyse des Verstands allein kein sinnvoller Ansatz ist.

5. Kognition ist zum Handeln da: Die Funktion des Geistes ist es, Handeln zu leiten und kognitive Mechanismen wie Wahrnehmung und das Gedächtnis müssen so verstanden werden, dass sie einen Beitrag zu situationsangemessenem Verhalten leisten.

6. Offline-Kognition ist körperbasiert: Selbst, wenn sie von der Umwelt entkoppelt ist, ist die Aktivität des Geistes in Mechanismen begründet, die sich für die Interaktion mit der Umwelt entwickelt haben - also Mechanismen der sensorischen Verarbeitung und der motorischen Kontrolle. Das Ausführen von Handlungen ist also stark mit dem Reflektieren dieser Handlungen verknüpft. Es werden jeweils dieselben Gehirnareale aktiviert.

Wilson (2002) diskutiert diese Perspektiven und kommt zu dem Schluss, dass die ersten drei sowie die fünfte Perspektive weitestgehend sinnvolle Zugänge zu *Embodied Cognition* darstellen und durch entsprechende Befunde in der Literatur bestätigt werden können. Die vierte Perspektive dagegen wird als höchst problematisch angesehen, unter anderem da sich das kognitive System unter dieser Annahme in jeder neuen Situation, wie einem Wechsel der Umweltbedingungen, neu definieren müsste. Es wird daher dazu geraten, nicht davon zu sprechen, dass die Umwelt ein Teil des kognitiven Systems darstellt, sondern viel mehr, dass die Umwelt das kognitive System stark beeinflusst. Die sechste Perspektive wird laut Wilson (2002) in der Literatur am wenigsten beachtet, obgleich sie die am besten dokumentierte und mächtigste Perspektive darstellt. Für das Lernen ist diese offline Kognition von besonderer Bedeutung, da sie das Reproduzieren von Erfahrungen und Inhalten beschreibt, wenn die äußerlichen Reize nicht mehr vorhanden sind, wie zum Beispiel in Prüfungssituationen.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass Anhänger von „*embodiment*“ Theorien der Überzeugung sind, dass der Körper – mitsamt der Möglichkeiten und Limitationen die er bedingt – und die Art und Weise, wie dieser Körper mit seiner Umwelt interagiert unsere Wahrnehmung, Bedeutungsfindung, imaginäre Vorstellung, logisches Denken und Kommunikation maßgeblich beeinflusst (Johnson, 2017; Varela et al., 2016). Dies hat natürlich auch Konsequenzen für die Vorstellungen von Lernen und für die Gestaltung von Lernumgebungen (Stolz, 2015). Eine wachsende Anzahl an Didaktikern und Pädagogen beschäftigen sich damit, wie man Prinzipien des *embodiment* Ansatzes bei der Erstellung von

Lernumgebunden berücksichtigen muss bzw. welchen Einfluss *embodiment* auf den Lernerfolg hat (Alibali & Nathan, 2012; Hall & Nemirovsky, 2012).

### 2.5.1 Haptisches Lernen

Obwohl der Tastsinn eine wichtige Rolle bei der Erkundung und dem Kennenlernen der Welt um uns herum spielt, ist er weit weniger erforscht als die visuellen und auditiven Sinne und wird in Lerntheorien oft vernachlässigt, insbesondere in Theorien zum multimedialen Lernen (Gallace & Spence, 2009). Mit wenigen Ausnahmen, wie etwa bei Dunkelheit oder Lärm, arbeiten sowohl das Sehen als auch das Hören und der Tastsinn komplementär zusammen (Hollins, 2010). Dementsprechend verläuft die Entwicklung von Augenbewegungen zum zielgerichteten Sehen in der frühen Kindheit parallel zu einer entsprechenden Entwicklung des motorischen Verhaltens (Berühren, Greifen) im Dienste der manuellen Untersuchung von Objekten. Dies führt schließlich zu einer Reihe von haptischen Erkundungsroutinen (Lederman & Klatzky, 1987, 2009). James et al. (2002) fanden anhand funktioneller Magnetresonanztomographie heraus, dass haptische Erkundung unbekannter 3D Objekte nicht nur zu Aktivität im sensomotorischen Cortex führt, sondern ebenfalls im Occipitallappen, der für visuelle Verarbeitung zuständig ist. Darüber hinaus verstärkte eine frühere haptische Erfahrung mit diesen Objekten die Aktivierung in visuellen Bereichen, wenn dieselben Objekte anschließend betrachtet wurden. Zusammengenommen deuten diese Ergebnisse darauf hin, dass die Objektrepräsentationssysteme des visuellen Kanals für die haptische Objektwahrnehmung genutzt werden. Im Rahmen des *Embodied Cognition* Ansatzes kann die haptische Erfahrung bzw. Erkundung des Lerngegenstands auf verschiedene Weise zur offline Kognition und zum Lernen beitragen.

Erstens kann die haptische Wahrnehmung einen weiteren sensomotorischen Input (Kanal) eröffnen, der zu einer differenzierteren mentalen Repräsentation (mentales Modell) führen kann, auf die leicht zugegriffen und die neu begründet werden kann (Hutmacher & Kuhbandner, 2018; Lacey & Sathian, 2014). Sensomotorischer Input wird hierbei dauerhaft im Langzeitgedächtnis gespeichert und kann auch dann abgerufen werden, wenn der mentale Apparat „offline“ ist, also von der ursprünglichen Situation, in der die Erfahrung stattfand, entkoppelt ist (Barsalou, 2010; Wilson, 2002).

Zweitens kann die Reaktivierung von gespeicherten haptischen (Inter-) Aktivitäten dazu führen, dass mentale „Vorhersage“-Modelle erstellt werden (Glenberg et al., 2013), die es dem kognitiven System erlauben, Handlungen offline zu simulieren (Glenberg et al., 2013; Grush, 2004; Scheiter et al., 2020). Auf diese Weise ergänzt die haptisch-basierte motorische Wahrnehmung die visuelle Wahrnehmung, was zu mentalen Simulationen möglicher Anwendungen von Objekten, Werkzeugen oder Materialien führt. Dies wird durch eine erhöhte Häufigkeit von Gesten während der verbalen Beschreibung von Objektmanipulationen

gestützt, wenn das Objekt zuvor haptisch erkundet wurde (Hostetter & Alibali, 2008; Kamermans et al., 2019; Kersting et al., 2021). Haben Proband\*innen ein Objekt haptisch und nicht visuell erkundet, so nutzen diese bei der Beschreibung und bei der mentalen Rotation sowie Reinterpretation dieses Objektes mehr Gesten, was von einem besseren mentalen Modell dieses Objekts zeugt (Hostetter & Alibali, 2008; Kamermans et al., 2019).

Drittens ist nach Paas und Sweller (2012) die Objektmanipulation eine privilegierte Art des Lernens, die den Erwerb von biologisch primärem und sekundärem Wissen ermöglicht. Das heißt, Menschen sind evolutionär dazu veranlagt, Wissen durch die haptische Erkundung von Objekten in einer unbewussten, mühelosen, schnellen und intrinsisch motivierten Art und Weise zu erwerben. Für diese haptische Erkundung gelten die Beschränkungen des Arbeitsgedächtnisses, wie dessen begrenzte Kapazität, nicht (Paas & Sweller, 2012). Paas und Sweller (2012) beziehen sich bei der Erklärung des verminderten *Cognitive Loads* durch *embodiment* auf evolutionäre Aspekte der pädagogischen Psychologie (Geary, 2008b). In einem Review Artikel bezeichnen die Autoren das menschliche motorische System als evolutionäres Upgrade der *Cognitive Load Theory* (Paas & Sweller, 2012). Biologische Evolution wird hier als Informationsverarbeitungs-Theorie behandelt und es wird dargestellt, dass menschliche Kognition Informationen in einer analogen Weise verarbeitet. Die Architektur des menschlichen Verstandes bzw. der Kognition kann erklärt werden, indem man ähnliche Strukturen und Funktionen der Evolutionen nutzt. Die Architektur des menschlichen Verstandes besteht aus einem praktisch unbegrenzten Langzeitgedächtnis (Geary, 2008b; Paas & Sweller, 2012). Die meisten Informationen werden vom Langzeitgedächtnis aufgenommen, indem wir lesen, hören und beobachten, was andere Menschen tun. Auch wenn die meisten Informationen im Langzeitgedächtnis von anderen Menschen stammen, müssen diese Informationen erst einmal geschaffen werden. Neue Informationen werden während des Problemlösens durch einen zufälligen Generierungs- und Testprozess erzeugt. Diese neuen Informationen werden im Arbeitsgedächtnis verarbeitet, dessen Kapazität auf  $4 \pm 1$  Elemente beschränkt ist (Baddeley et al., 1986; Cowan, 2001; Miller, 1956) und Informationen für ungefähr 20 Sekunden behält (Peterson & Peterson, 1959). Das Arbeitsgedächtnis allein kann aufgrund seiner begrenzten Kapazität nur relativ triviale kognitive Aktivitäten ausführen. Bei komplexeren kognitiven Aufgaben ist es aufgrund oben genannter Limitationen schnell überlastet. Das Zusammenspiel zwischen Arbeits- und Langzeitgedächtnis löst dieses Problem (Ericsson & Kintsch, 1995). Die Kapazitäts- und Behaltensgrenzen können eliminiert werden, wenn das Arbeitsgedächtnis bekannte Informationen verarbeitet, die im Langzeitgedächtnis bereits anhand kognitiver Schemata organisiert sind (Ericsson & Kintsch, 1995). Diese Schemata können vom Langzeitgedächtnis in das Arbeitsgedächtnis überführt werden (Geary, 2008b; Paas & Sweller, 2012). Wenn beispielsweise das Arbeitsgedächtnis ein einziges Element bearbeitet - was einer leichten

Belastung des Arbeitsgedächtnisses entspricht - kann dieses Element aus vielen einfachen, interagierenden Elementen bestehen, die im Langzeitgedächtnis organisiert und gespeichert sind. Bei individueller Bearbeitung dieser interagierenden Elemente im Arbeitsgedächtnis würde dessen Kapazitätsgrenze weit überschritten. Die Zusammenfassung dieser Elemente zu einem Schema im Langzeitgedächtnis ermöglicht es allerdings, dass nur ein Element im Arbeitsgedächtnis verarbeitet werden muss (Ericsson & Kintsch, 1995; Paas & Sweller, 2012). Hohe Verarbeitungsleistung entsteht durch den Aufbau einer Vielzahl von immer komplexeren Schemata durch die Zusammenfassung von Elementen aus Schemata niedrigerer Ebenen zu Schemata höherer Ebenen (Schemakonstruktion). Wenn der Lernprozess über einen langen Zeitraum stattgefunden hat, kann ein Schema eine große Menge an Informationen enthalten. Die Automatisierung dieser Schemata (Schemaautomatisierung) führt letztendlich dazu, dass diese unbewusst verarbeitet werden können und reduziert die Belastung des Arbeitsgedächtnisses weiter. Da ein Schema vom Arbeitsgedächtnis als einzelnes Element behandelt und nach der Automatisierung unbewusst verwendet werden kann, verschwinden die Grenzen des Arbeitsgedächtnisses für erfahrenere Lernende, wenn es um Informationen geht, die im Langzeitgedächtnis bereits gespeichert sind. Sobald die Informationen im Langzeitgedächtnis gespeichert sind, kann das Arbeitsgedächtnis komplexes Material verarbeiten, das seine Kapazität übersteigen würde, wenn die Informationen nicht im Langzeitgedächtnis gespeichert wären. Belege für diese Relevanz des Langzeitgedächtnisses bieten Studien aus unterschiedlichen bildungswissenschaftlichen Bereichen, die auf die entscheidende Bedeutung des Langzeitgedächtnisses für kognitive Funktionen, einschließlich des Problemlösens, hinweisen (Chiesi et al., 1979; Egan & Schwartz, 1979; Sweller & Cooper, 1985). Diese Darstellung der Bildungspsychologie von Geary (2002, 2007, 2008a, 2011) siehe auch (Sweller, 2008) legt nahe, dass die Limitationen des Arbeitsgedächtnisses nur eingeschränkt von Bedeutung sind, sobald wir Information lernen, zu deren Aneignung wir uns über viele Generationen evolutionär entwickelt haben (Paas & Sweller, 2012). Diese Informationen werden biologische Primärinformationen bzw. biologisches Primärwissen oder bei prozeduralem Wissen auch biologisch primäre Fähigkeiten bzw. primäre Kompetenzen genannt. Im Gegensatz dazu werden solche Informationen, die z.B. kulturell relevant sind, aber zu deren Aufnahme wir uns nicht über lange Zeit entwickelt haben, biologische Sekundärinformationen oder Sekundärwissen bzw. biologisch sekundäre Fähigkeiten genannt Geary (2008a). Menschen sind evolutionär dazu veranlagt, bestimmte Dinge wie Hören, Sprechen oder Gesichtserkennung bzw. -wahrnehmung unbewusst und ohne Anstrengung zu lernen. Wir haben uns so entwickelt, dass wir uns bestimmtes Wissen aneignen, um Zugang zu unseren sozialen, biologischen und physischen Ressourcen zu erhalten, die unser Überleben oder unsere Fortpflanzungschancen verbessern (Geary, 2008b; Paas & Sweller, 2012). Der Mensch ist in der Lage, sich große Mengen an biologischem Primärwissen

außerhalb von Bildungskontexten und ohne erkennbare Belastung des Arbeitsgedächtnisses zu erwerben. In diesem Sinne erfordert biologisch primäres Wissen nicht die oben beschriebene kognitive Architektur. Die Art und Weise, wie wir sprechen lernen (Kuhl, 2000) oder lernen, Gesichter zu erkennen (Bentin et al., 1999) liefert bemerkenswerte Beispiele für unsere Fähigkeit, große Mengen an komplexem Wissen bzw. komplexen Fähigkeiten ohne explizite Anleitung zu erwerben. Beim Sprechen zum Beispiel lernen wir Lippen, Zunge, Atem und Stimme gleichzeitig zu koordinieren, einfach durch das Eintauchen in eine hörende und sprechende Gesellschaft. Das Konzept eines Arbeitsgedächtnisses mit begrenzter Kapazität ist für diesen Prozess irrelevant (Paas & Sweller, 2012). Wir wissen, welche Elemente wir wie verarbeiten, weil wir uns evolutionär dazu entwickelt haben. Die Autoren argumentieren weiter, wie dieses biologische Primärwissen bzw. primäre Fähigkeiten dazu genutzt werden können, um das Lernen von biologischem Sekundärwissen zu erleichtern. Dazu werden der „*Collective Memory Effect*“, der „*Human Movement Effect*“ und „*Embodied Cognition*“ ausgeführt. Für diese Arbeit sind jedoch lediglich der „*Human Movement Effect*“ und „*Embodied Cognition*“ von Bedeutung, weshalb diese im Weiteren genauer erläutert werden. Der *Human Movement Effect* (deutsch: Effekt menschlicher Bewegung) spiegelt Erkenntnisse aus der Neuropsychologie wider, die besagen, dass dieselben kortikalen Schaltkreise, die bei der Ausführung einer Handlung aktiviert werden, auch beim Beobachten eines anderen Menschen beim Ausführen dieser Handlung aktiv sind. Der Effekt wurde in der *Cognitive Load* Forschung genutzt, um das Lernen anhand dynamischer Visualisierungen oder Animationen mit einer menschlichen Bewegungskomponente zu untersuchen. Höffler und Leutner (2007) fanden zum Beispiel in einer Metaanalyse heraus, dass eben jene dynamischen Repräsentationen besonders lernwirksam waren, in denen sich Menschen artikulierte. Van Gog et al. (2009) erklären sich diesen Befund dadurch, dass beim Beobachten von menschlichen Bewegungen Spiegelneuronen aktiv werden (Rizzolatti & Craighero, 2004), wodurch beim Beobachter die Fähigkeit und Bereitschaft induziert wird, dieselbe oder eine verwandte Handlung durchzuführen (Katz, 1960). Van Gog et al. (2009) argumentieren auf der Grundlage des Konzepts des biologischen Primärwissens von Geary (2008a), dass Menschen die Fähigkeit entwickelt haben, sich bestimmte Arten von Wissen mühelos anzueignen. Wenn wir als Teil dieses (prozeduralen) Primärwissens die Fähigkeit entwickelt haben, menschliche Bewegungen zu beobachten und zu kopieren, dann müsste die Aufforderung an Lernende, eine Animation zu betrachten, um eine motorische Fertigkeit zu erlernen, keine übermäßige Belastung des Arbeitsgedächtnisses darstellen. Im Gegensatz dazu müsste Lernen über biologisches Sekundärwissen, wie biologische oder mechanische Systeme, mehr Arbeitsgedächtnis-ressourcen erfordern, weil der Mensch nicht die gleichen biologischen Vorteile (neuronalen Netze) hat. Der Effekt der menschlichen Bewegung unterstützt also die Vermutung, dass die Verwendung von entwickeltem, biologisch primärem Wissen den Erwerb

von biologisch sekundären Informationen unterstützen kann.

*Embodied Cognition* wurde im vorherigen Kapitel bereits erläutert, weshalb an dieser Stelle nur relevante Forschung vorgestellt wird, um Schlussfolgerungen bezüglich des Lernens von biologisch sekundärem Wissen durch primäres Wissen ziehen zu können. Repräsentationsformen wie Symbole, Zahlen und Buchstaben beruhen letztlich auf sensomotorischen Codes innerhalb eines Systems, das ursprünglich entwickelt wurde, um das motorische Verhalten eines Organismus zu steuern und die Welt um ihn herum wahrzunehmen. Dies führte zu einer Automatisierung von Resonanzmechanismen zwischen Wahrnehmung und Motorik bei kognitiven Aufgaben. Vielfältige Belege für *Embodied Cognition* gibt es aus verschiedenen Bereichen der psychologischen Forschung, wie z. B. Forschung zur Handlungssemantik (Lindemann et al., 2006), zum Sprachverständnis (Zwaan & Taylor, 2006) sowie aus den Neurowissenschaften (Glenberg, 2008; Martin, 2007). Diese Forschung zeigt, dass visuelle und motorische Prozesse im Gehirn während der Ausführung von kognitiven Aufgaben wie Lesen, Verstehen, Kopfrechnen und Problemlösen aktiv sind, während semantische Codes bei der Ausführung von motorischen Aufgaben aktiviert werden. Dies deutet darauf hin, dass kognitive und sensomotorische Prozesse eng miteinander verwoben sind. Gesten und Objektmanipulation sind sensomotorische Erfahrungen, die als Quellen biologisch primärer Informationen angesehen werden können und die nachweislich den Erwerb von biologisch sekundären Informationen unterstützen (Paas & Sweller, 2012). Die Effekte von menschlichen Gesten auf das Lernen eines Beobachters und die Rolle der Spiegelneuronen dabei, wurden oben bereits beschrieben. Goldin-Meadow et al. (2001), Broaders et al. (2007) und Cook et al. (2008) zeigten, dass sich auch Gesten des Lernenden selbst positiv auf die Problemlösefähigkeit in mathematischen Kontexten auswirken und die Belastung des Arbeitsgedächtnisses reduzieren. Goldin-Meadow et al. (2001) haben argumentiert, dass Gesten meist dieselben Inhalte vermitteln können wie Sprache, dies geschieht aber auf eine visuell-räumliche und nicht auf eine verbale Art und Weise. Außerdem können Gesten als externe Gedächtnishilfen fungieren, wodurch kognitive Belastung ausgelagert wird (Goldin-Meadow et al., 2001). Diese motorische Darstellungsform könnte die Informationsverarbeitung erleichtern und die kognitive Belastung aufgrund der Beteiligung von motorischen Bewegungen reduzieren. Eine alternative Erklärung ist, dass die Gesten einen Teil der Belastung vom verbalen Arbeitsgedächtnis auf andere kognitive Systeme verlagern. Diese Erklärung steht im Einklang mit Ergebnissen aus der neurowissenschaftlichen Kognitionsforschung, die zeigen, dass Gesten in anderen kortikalen Bereichen repräsentiert werden, als jene die verbale Informationen verarbeiten (Decety et al., 1997). Alle Erklärungen können als Beispiele dafür interpretiert werden, dass Gesten biologisches Primärwissen darstellen, die beim Erwerb von biologischem Sekundärwissen helfen (Paas & Sweller, 2012).

Eine weitere Art von sensomotorischer Erfahrung, die beim Erwerb von biologischem Sekundärwissen wirksam ist, ist die haptische Erkundung bzw. Manipulation von Objekten. Diese basiert in der Regel auf Handbewegungen. Ähnlich wie Gesten können solche koordinierten Muskelbewegungen als Beispiele für *embodied cognition* angesehen werden, die einen zusätzlichen Beitrag zur mentalen Repräsentation des untersuchten Phänomens oder Konzepts beitragen (Pouw et al., 2014). Des Weiteren kann die haptische Erkundung Informationen über die materiellen Eigenschaften eines Objekts vermitteln, einschließlich Textur, Gewicht, Konsistenz und Temperatur (Minogue & Jones, 2006). Lederman und Klatzky (1987) identifizierten verschiedene Explorationsverfahren zur Klassifizierung stereotypischer Handbewegungen, mit denen Erwachsene Objekte mit dem haptischen Sinn erkunden, um Informationen über ihre Eigenschaften zu erhalten. Zum Beispiel wurde der Druck verwendet, um Informationen über die Härte des Objekts zu erhalten (Lederman & Klatzky, 1987, 2009). Diese Formen der Erkundung führen zu einer Maximierung des sensorischen Inputs und erleichtern den Enkodierungsprozess. Dementsprechend nutzt die Montessori-Pädagogik das Ertasten mit den Fingern durch die Verwendung von Sandpapierbuchstaben, um die zusätzliche taktile Stimulation über die Form der Buchstaben zu nutzen (Montessori, 1912). Bei dieser Lehrmethode wird der Input von mehreren Modalitäten genutzt: Die Schüler fühlen, wie der Buchstabe geschrieben ist, während sie die Buchstaben sehen und gleichzeitig hören, wie der Buchstabe ausgesprochen wird. Die Methode des *Moved by Reading* von Glenberg et al. (2004), siehe auch (Glenberg, 2008; Glenberg et al., 2007; Marley et al., 2007) wurde zur Verbesserung des Leseverständnisses von Kindern entwickelt. Die Intervention bestand aus drei Arten von Aktivitäten, die den Kindern beibringen sollen, Wörter und Sätze aktuellen und erinnerten Erfahrungen zuzuordnen. In den Studien von Glenberg et al. wurden Kinder aufgefordert, Texte zum Beispiel über Aktivitäten in einem BauernhofszENARIO zu lesen. Gleichzeitig erhielten sie Zugang zu einer Reihe von Spielzeugen, wie z. B. einer Scheune, einem Traktor und verschiedenen Tieren. Bei wichtigen Sätzen wurde eine grüne Ampel verwendet, die die Kinder aufforderte, einen Satz mit den Spielzeugen nachzuspielen (z. B. „Der Bauer bringt dem Pferd Heu“). Dies sollte entweder haptisch, durch Vorstellen (Imagination) oder durch computergestützte Manipulation des Spielzeugs geschehen. Dadurch wurden Wörter mit bestimmten Objekten und syntaktische Beziehungen mit konkreten körperlichen Erfahrungen verbunden (Glenberg, 2011). Bei der imaginären Manipulation wurden die Kinder angewiesen sich vorzustellen, wie sie mit den Spielzeugen interagieren würden, um einen Satz vorzuspielen, nachdem sie die Spielzeuge haptisch erkundet hatten. In der Computer-Manipulationsbedingung mussten die Kinder Bilder auf dem Computerbildschirm mit einer Maus manipulieren. Die Manipulations-Gruppen wurden hinsichtlich ihrer Leistung in einem Verständnistest mit einer Kontrollgruppe verglichen, in der die Kinder anstatt die Spielzeuge zu manipulieren, die kritischen Sätze erneut lesen mussten.



Die Ergebnisse der verschiedenen Studien mit diesem Setting zeigten, dass die Kinder in den Manipulationsbedingungen deutlich bessere Verständnisleistungen als unter den Kontrollbedingungen aufwiesen. Die Ergebnisse der Manipulationsbedingung am Computer waren ähnlich wie die der haptischen und imaginären Bedingungen. Das deutet darauf hin, dass effektive „*embodied*“ Repräsentationen keine Interaktion mit realen Objekten erfordern, sondern virtuelle Objekte ausreichen. Diese Beobachtung stimmt mit den Ergebnissen von Studien zum *human movement effect* (menschlichen Bewegungseffekt) überein, die darauf hinweisen, dass die Darstellung der Hände nicht notwendig ist, damit Lernende effektive *embodied* Repräsentationen aus dynamischen Visualisierungen konstruieren (Wong et al., 2009). Der *Imagination-Effect* (Sweller, Merriënboer, Paas, 2019) erklärt die Befunde bezüglich der imaginären Bedingung. Dieser besagt, dass sobald man sich Informationen angemessen vorstellen kann, Instruktionen zum mentalen Vorstellen den Anweisungen zum Lernen mit konkreten Lernmaterialien überlegen sind (Cooper et al. 2001). Es ist außerdem festzustellen, dass Kinder Objekte manipulieren müssen, um einen geschriebenen Text zu verstehen, den sie durchaus verstehen könnten, wenn dieselben Informationen in gesprochener Form präsentiert werden (Paas & Sweller, 2012). Lesen ist eine biologisch sekundäre Aktivität, während das Zuhören biologisch primär ist. Die kognitive Belastung, die mit dem Dekodieren schriftlicher Texte verbunden ist, kann also relevant sein. Die Dekodierung eines biologisch primären gesprochenen Textes kann eine minimale kognitive Belastung im Vergleich zur Dekodierung von biologisch sekundärem geschriebenem Text darstellen. Damit wäre die Unterstützung durch Objektmanipulation bei gesprochenem Text unnötig. Die Verwendung von biologisch primären Informationen zur Unterstützung des Erwerbs von anderen biologisch primären Informationen, kann im Vergleich zur Verwendung von biologisch primären Informationen zur Unterstützung des Erwerbs von biologischen Sekundärinformationen, besser geeignet sein. Zukünftige Forschung sollte die Experimente von Glenberg (2011) mit gesprochenem und nicht mit geschriebenem Text wiederholen (Paas & Sweller, 2012).

Biologisch gesehen sind primäre Informationen modular aufgebaut, wobei sich die meisten primären Fähigkeiten wahrscheinlich unabhängig voneinander und wahrscheinlich zu verschiedenen evolutionären Epochen entwickelt haben. Wir haben wahrscheinlich den Gebrauch von Gesten vor dem Gebrauch von Sprache entwickelt und mit ziemlicher Sicherheit die Objektmanipulation vor der Sprache entwickelt (Paas & Sweller, 2012). Sowohl Gesten als auch die Manipulation von Objekten sind möglicherweise sehr alte, sehr gut entwickelte Fähigkeiten, die leicht zu erlernen sind und mit einer minimalen Belastung des Arbeitsgedächtnisses genutzt werden können. Eine ihrer Funktionen könnte darin bestehen, die Belastung des Arbeitsgedächtnisses zu verringern, wenn es sich um biologisch sekundäres Wissen, wie dem Erlernen von Mathematik und dem Leseverständnis, handelt.

Die Arbeiten von Goldin-Meadow et al. (2001) und Glenberg (2011; 2008) unterstützen diese Vermutung. Weitere Beispiele reichen vom „*tracing*“ (deutsch: Nachvollziehen, Nachzeichnen) von Figuren mit den Fingern über das händische Durchführen praktischer Experimente bis hin zu „*Reenactments*“ (wiederholtes Nachvollziehen bzw. Nachspielen einer Handlung) (Stull et al., 2018; Tang et al., 2019; Zacharia et al., 2015). Die empirische Forschung zum *Finger-Tracing* zeigte gemischte Ergebnisse hinsichtlich dessen positiver Wirkung auf die kognitive Belastung. Während einige Studien keine Verringerung der wahrgenommenen kognitiven Belastung dadurch nachweisen konnten (Agostinho et al., 2015; Ginns et al., 2016; Korbach et al., 2020; Macken & Ginns, 2014), fanden andere Studien heraus, dass *Finger-Tracing* einen positiven Effekt auf die Schwierigkeitsbewertungen der Aufgaben haben kann, was wiederum als Maß für den *Intrinsic Cognitive Load* interpretiert werden kann (Du & Zhang, 2019; Hu et al., 2015; Yeo & Tzeng, 2019). In einer Studie wurde festgestellt, dass Grundschüler, die während des Bearbeitens von Lernmaterial über den Wasserkreislauf entsprechende Figuren mit den Fingern nachvollzogen, eine geringere extrinsische - aber nicht intrinsische - kognitive Belastung aufwiesen als Schüler, die nicht nachzeichnen durften (Tang et al., 2019). Dem gegenüber wurde argumentiert, dass der Wahrnehmungsreichtum von Objekten die Fähigkeit der Lernenden behindern kann, zugrundeliegende Prinzipien oder symbolische Bedeutungen zu erkennen (Kaminski et al., 2009; Uttal et al., 2009). Diese Ansicht wurde aus der Perspektive von *embodied cognition* kritisiert (Pouw et al., 2014). Es wurde insbesondere argumentiert, dass das Lernen mit haptisch manipulierbaren Lernmaterialien oft eine Internalisierung sensomotorischer Routinen beinhaltet, ohne dass ein Wechsel von konkreter zu abstrakter Repräsentation stattfindet, solange die durch manuelle Exploration bereitgestellten Informationen in enger Beziehung zu den zu lernenden abstrakten Inhalten stehen. Zum Beispiel hat eine Studie von Bara und Kaminski (2019) gezeigt, dass sich Kinder die Wörter, die sie während des Erlernens von Fremdsprachenvokabeln als Objekte in der Hand hielten, besser einprägten als diejenigen, die während des Lernens Bilder der entsprechenden Objekte betrachteten. Dies suggeriert eine enge Beziehung zwischen sensomotorischen und semantischen Informationen. Zusammengefasst deuten die Ergebnisse darauf hin, dass die haptische Exploration als biologisch primäre Fähigkeit zu einer reichhaltigen, multimodalen Repräsentation beiträgt, die auch mit abstrakten Konzepten verknüpft sein kann, was das Behalten und den Transfer von Informationen erleichtert. Weitere Studien aus der *Embodied Cognition* Forschung im naturwissenschaftlichen Kontext untermauern diese Annahme zusätzlich (siehe auch Kapitel 2.5.1). Hegarty und Stull (2012) verglichen beispielsweise eine Lernumgebung, bei der Probanden 3D Strukturmodelle von organischen Molekülen mit den Händen manipulieren konnten mit einer Lernumgebung, bei der lediglich visuelle Modelle verwendet wurden. Sie fanden, dass Proband\*innen der ersten Lernumgebung bessere Übersetzungsleistungen zwischen den Diagrammtypen Sägebock

und Newman-Projektion zeigten. Die Autoren schlussfolgerten, dass durch die haptische Modellnutzung kognitive Belastung besser auf das Modell externalisiert wurde. Es gibt außerdem weitere Hinweise dafür, dass haptische Modellnutzung Lernen besser unterstützt als nur eine Demonstration der Modelle zu beobachten. Forschung zu enaktivem Lernen zeigte beispielsweise, dass das Memorieren verbaler Informationen verbessert werden kann, wenn Lernende enaktiv mit den Lernmaterialien interagieren (Cohen, 1989; Engelkamp et al., 1994; Glenberg et al., 2004). Diese Ergebnisse stehen im Widerspruch zu den von Paas und Sweller (2012) aufgestellten Vermutungen, dass haptische Objektmanipulation bei gleichzeitiger verbaler Informationsdarbietung keinen weiteren positiven Effekt erzielen würde. Forscher aus dem Bereich des enaktiven Lernens vermuten, dass körperliche Aktivität das multimodale Kodieren und das Abrufen verbessern, weil Enaktivität es ihnen ermöglicht, zu lernende Konzepte in sensomotorische Repräsentationen zu „*mappen*“ (Barsalou, 2008). Das heißt, es werden beispielsweise Bewegungen wie Gesten mit dem Lerngegenstand verbunden, die dann wiederum leichter zu merken bzw. zu verstehen sind. Dazu kommen Befunde die zeigen, dass mentale und manuelle räumliche Transformationen denselben kognitiven Prozessen unterliegen (Wohlschläger, 1998). Außerdem kann das Ausüben von manuellen räumlichen Transformationen, wie das Rotieren von Molekülmodellen, den dazugehörigen mentalen Prozess der räumlichen Transformation verbessern. Genauer gesagt, kann das Lernen bzw. Üben von Molekülrotationen mit digitalen oder haptischen 3D-Modellen die mentale Rotationsfähigkeit verbessern (Adams et al., 2014; Pani et al., 2005; Smith & Olkun, 2005; Wiedenbauer & Jansen-Osmann, 2008). Diese Ergebnisse lassen den Schluss zu, dass auch schon das geringe Maß an *embodiment* in einer digitalen Lernumgebung, wobei der Körper nur durch Bewegungen einer Maus oder eines Fingers auf einem Touchscreen enaktiv interagiert, einen positiven Einfluss auf den Lernerfolg haben kann. Stull et al. (2018) mutmaßen, unter anderem basierend auf der *cognitive theory of multimedia learning* (Mayer, 2014b), dass das enaktive Durchführen von räumlichen Transformationen anhand eines 3D-Modells bei der Auswahl der zentralen Aspekte des Lerninhaltes hilft und die Organisation dieser Informationen auch hinsichtlich ihres Vorwissens vereinfacht. Im Fall der Studie von Stull et al. (2018) mussten Proband\*innen ausgehend von 3D-Strukturmodellen 2D-Darstellungen wie die Sägebock oder Newman-Projektionen erstellen. Anschließend wurde diese Leistung noch einmal ohne Einsatz von Modellen gemessen, wobei die enaktive Gruppe signifikant besser abschnitt als die Gruppe, die lediglich einem Dozenten bei der Manipulation von haptischen Strukturmodellen zusah. Dieser Befund lässt einen Vorteil von Objektmanipulation verglichen mit dem *human movement effect* vermuten. Beim Übersetzungsprozess in der Studie von Stull et al. (2018) müssen zunächst diejenigen Eigenschaften des Modells identifiziert werden, die mit dem Diagramm übereinstimmen bzw. benötigt werden, um die Übersetzung zu leisten: Das Auswählen der im

Diagramm dargestellten Bindungsachse anhand der räumlichen Anordnung der Substituenten. Organisieren meint in diesem Beispiel das Ausrichten des 3D Modells entlang dieser Achse, um dann eine passende Sägebock Darstellung oder Newman-Projektion zu zeichnen. Dies erfordert die Rotationen des Modells mit den Händen und das Betrachten der resultierenden Perspektiven. Das erleichtert die späteren mentalen Rotationen, wenn keine Modelle mehr zur Verfügung stehen. Außerdem könnte Enaktivität die Integration in bestehendes Vorwissen erleichtern, indem die verschiedenen betrachteten Orientierungen und durchgeführten Manipulationen mit im Vorwissen vorhandenen Repräsentationen dieses oder ähnlicher Moleküle in Verbindung gesetzt werden (Stull et al., 2018). Alle diese Teilprozesse können allerdings auch anhand geeigneter digitaler Modelle umgesetzt werden, was ebenfalls die Frage aufwirft, wie weitreichend *embodiment* sein muss, um einen positiven Einfluss auf den Lernerfolg zu erzielen. Schwartz und Plass (2014) fanden heraus, dass sogar geringe Unterschiede in der Bedienung einer multimedialen Lernumgebung einen Unterschied bezüglich der Behaltensleistung der Probanden zur Folge hatte. Probanden, die in der Lernumgebung Textbausteine an die richtige Position „ziehen“ mussten (drag), erzielten im Posttest signifikant bessere Leistungen, als jene die nur durch „Klicks“ mit der Lernumgebung interagierten (Schwartz & Plass, 2014).

Studien über die Auswirkungen der Bereitstellung haptischer Erkundungsmöglichkeiten auf das situative Interesse wurden unter anderem in Museen durchgeführt. In Übereinstimmung mit der Annahme, dass der Erwerb von biologisch primärem Wissen, z. B. über den Gebrauch von Werkzeugen, intrinsisch motivierend ist, wurde festgestellt, dass Objekte eine höhere Aufmerksamkeit erregen, wenn sie haptisch erkundet werden können (Di Franco et al., 2015; Koran et al., 1984; Wilson et al., 2017). Koran et al. (1984) zeigten, dass die Anzahl der Besucher, die eine Ausstellung betraten anstieg, wenn die Exponate haptisch erkundet werden konnten. Studien von Di Franco et al. (2015) und Wilson et al. (2017) fanden heraus, dass Museumsbesucher 3D-Drucke und Repliken gegenüber Originalartefakten bevorzugten, weil erstere eine haptische Erfahrung der Objekte ermöglichen. Novak und Schwan (2021) fanden ebenfalls eine bessere Erinnerungsleistung von 3D Objekten durch haptische und visuelle Erkundung verglichen mit nur visueller Erkundung in einem Museum. Die Motivationsforschung deutet auch darauf hin, dass Haptik genutzt werden kann, um den Erwerb von biologischem Sekundärwissen zu unterstützen. So bezeichneten beispielsweise Studenten eines Biochemiekurses haptische Modelle zum Anfassen als die bevorzugten und nützlichsten Lernmittel im Vergleich zu anderen Arten von Lernmaterialien (Harris et al., 2009; Roberts et al., 2005). Auch Roberts et al. (2005) fanden heraus, dass die Verfügbarkeit von Modellen zum Anfassen in einem Biochemiekurs das Interesse der Studierenden an molekularer Struktur und Funktion weckte, was dazu führte, dass sie anspruchsvollere Fragen zu diesem Thema formulierten. Im Einklang mit den Annahmen des objektbasierten Lernens

kann daher die haptische Erkundung von Objekten ein erster Schritt zur Annäherung an ein bestimmtes Thema sein, der Lernende motiviert sich weiter mit dem Thema zu beschäftigen (Chatterjee et al., 2016). Basierend auf diesen Erkenntnissen kann man davon ausgehen, dass Objekte, die man anfassen kann, Aufmerksamkeit erregen und dass gesteigertes Interesse an einem Thema dazu führen kann, dass sich die Lernenden intensiver mit dem Thema beschäftigen.

### 2.5.2 Digitale vs. haptische 3D-Modelle

Die Frage, welche Art bzw. Tiefe an *embodiment* nötig ist, um einen Lernprozess zu unterstützen bzw. ob die Interaktion mit einem haptischen Modell überhaupt notwendig ist, wird in der Literatur diskutiert (Pouw et al., 2014). Wenn es um den Einsatz von Embodied Learning Tools (ELTs) geht, also Werkzeuge mit denen im Sinne von *Embodied Cognition* haptisch interagiert wird, sagen einige Forscher, dass die Haptik nicht wichtig sei, sondern lediglich die Manipulierbarkeit und Sinnhaftigkeit bzw. Bedeutsamkeit entscheidend sind (Sarama & Clements, 2009). Es wird argumentiert, dass die bereits identifizierten Vorteile des Einsatzes von haptischen ELTs nicht den Hauptbeitrag zum Lernen leisten (Triona & Klahr, 2003; Zacharia & Olympiou, 2011) und sich sogar nachteilig auf das Lernen auswirken können (DeLoache, 2004; DeLoache, 2000; Finkelstein et al., 2005; Sloutsky et al., 2005). Bei der Betrachtung der potenziellen Wirksamkeit von virtuellen und haptischen Modellen ist es wichtig zu berücksichtigen, welche Art von Informationen vermittelt werden. Zum Beispiel wurde dies in früheren Studien in Bereichen wie Mathematik (Sarama & Clements, 2009) und technischem Design (Klahr et al., 2007; Triona & Klahr, 2003), in denen die Proband\*innen lernten, im Rahmen eines experimentellen Vorgehens Variablen zu manipulieren und zu kontrollieren oder experimentelle Simulationen mit realen oder virtuellen Modellen durchzuführen, untersucht. Im Allgemeinen wurden keine signifikanten Unterschiede in den Lernergebnissen zwischen dem Einsatz virtueller und haptischer Lernhilfen in diesen Studien gefunden. Eine mögliche Erklärung für diese scheinbare Gleichwertigkeit von haptischen und virtuellen Modellen ist, dass der zu lernende Inhalt in diesen Situationen abstrakt ist, so dass das Lernen in diesen Fällen aus der Interaktion mit dem Inhalt der Lektion resultiert und nicht aus dem Akt der Manipulation der digitalen oder haptischen Modelle. Mögliche Unterschiede in der Wirksamkeit virtueller und haptischer Modelle sind möglicherweise ausgeprägter in räumlich anspruchsvollen Bereichen wie Anatomie oder organische Chemie, in denen 3D Modelle häufig verwendet werden, um Eigenschaften wie Form (Morphologie) oder Konfigurationen von Molekülen zu vermitteln. Außerdem ist in diesem Kontext das Userinterface der virtuellen Lernumgebung von entscheidender Bedeutung. In diesem Zusammenhang machten Klatzky et al. (2005) eine Unterscheidung zwischen kognitiv- und wahrnehmungsgesteuerten Modellen. Virtuelle Modelle, die durch Tastaturinteraktionen gesteuert werden, sind kognitiv vermittelt. Konkrete Modelle und virtuelle Modelle mit direkten

Manipulationsschnittstellen sind wahrnehmungsgesteuert. Klatzky et al. (2005) schlagen vor, dass Schnittstellen, die mehr wahrnehmungsvermittelte Interaktion bieten, den *Cognitive Load* senken, indem sie anstrengende mentale Operationen auf automatisierte Systeme verlagern. Das heißt, wenn gerichtete Handlungen mehr durch Wahrnehmung (z. B. Sehen, Berühren, Propriozeption) als durch Kognition (z. B. Visualisierung, mentale Rotation) gesteuert werden, können die freiwerdenden kognitiven Ressourcen umverteilt werden, das Lernen zu verbessern. Kontrollierte Studien, die haptische und virtuelle Modelle zum Lernen der Stereochemie verglichen, haben zu uneinheitlichen Ergebnissen geführt. Copolo und Hounshell (1995) verglichen den Einsatz von Strukturformeln, haptischen Modellen, computergestützten virtuellen Modellen und einer Kombination aus haptischen und virtuellen Modellen, um den Probanden Stereoisomerie zu vermitteln (d. h. Moleküle, die dieselbe Kombination von Atomen in unterschiedlichen strukturellen Anordnungen aufweisen). Die Lernenden schnitten besser ab, wenn sie sowohl haptische als auch virtuelle Modelle verwendeten, als wenn sie entweder haptische oder virtuelle Modelle nutzten. Die Autoren vermuteten, dass die Einschränkungen in der Interaktivität, die die computergestützten Modelle bieten, zu ihrem Nutzen beitragen. Abraham et al. (2010) verglichen computergestützte virtuelle Modelle, haptische (*ball-and-stick*) Modelle und 2D Keilstrichformeln mit einer Kontrollbedingung ohne Modelle. Sie fanden einen Vorteil der virtuellen Modelle bei einer Messung des „*follow-up*“ Lernerfolgs, aber keine signifikanten Unterschiede bei Messung des Lernerfolgs unmittelbar nach der Intervention. Im Gegensatz dazu fanden Fjeld et al. (2007) bessere Lernergebnisse mit haptischen Modellen im Vergleich zu virtuellen Modellen und kamen zu dem Schluss, dass dies auf Schwierigkeiten bei der Verwendung einer Tastaturschnittstelle zur Steuerung der virtuellen Modelle zurückzuführen ist. Finkelstein et al. (2005) untersuchten, ob Schüler\*innen in einem Physikkurs zu Stromkreisen mit einer Computersimulation oder der realen Laborausstattung besser lernten. Die Schüler\*innen, die die Computersimulation bearbeiteten, schnitten sowohl beim Konzeptverständnis als auch beim Zusammenbauen eines realen Stromkreises besser ab als ihre Mitschüler\*innen (Finkelstein et al., 2005). Lee und Chen (2015) untersuchten die Auswirkungen des Einsatzes virtueller und physischer Modelle im Unterricht auf das Verständnis des Bruchrechnens von Schüler\*innen der fünften Klasse und stellten fest, dass virtuelle Manipulatoren genauso wirksam wie physische Manipulatoren waren, um das Lernen der Schüler zu fördern. Stull et al. (2013) verglichen in ihrer Studie die Wirksamkeit von haptischen und digitalen 3D Strukturmodellen (*ball-and-stick*) und fanden keinen Unterschied bzgl. der Lernleistung, aber eine höhere Effizienz - also kürzere Bearbeitungszeiten - bei virtuellen Modellen. (Barrett et al., 2015) bestätigten diese Befunde. Die Autoren argumentierten ebenfalls, dass Einschränkungen der digitalen Tools für die verbesserte Lernleistung verantwortlich sind. Einschränkungen, die hauptsächlich durch das Userinterface

entstehen, könnten die Aufmerksamkeit der Lernenden auf aufgabenrelevante Manipulationen der 3D Modelle zentrieren (Barrett et al., 2015). So war in der digitalen Lernumgebung der Studien von Stull, Barrett und Hegarty (2013) und Barrett et al. (2015) nur die Rotation um die für die Lösung der Aufgabe relevante Rotationsachse im Molekül möglich, während beim haptischen Modell alle Rotationen möglich waren. Solche Einschränkungen haben sich in der medizinischen und mathematischen Bildung bereits als vorteilhaft erwiesen (Khooshabeh et al., 2008; Sarama & Clements, 2009; Sedig, 2008). Zum Beispiel fanden Khooshabeh et al. (2008) heraus, dass Schüler\*innen mit geringem räumlichen Vorstellungsvermögen besser in der Lage waren, Querschnitte von 3D-Objekten zu erkennen, wenn sie virtuelle Modelle dieser Objekte nur um die horizontale und vertikale Achse drehen konnten, anstatt sie frei um jede Achse zu drehen. Ebenso fand Sedig (2008) Vorteile virtueller Modelle, die die Interaktivität auf aufgabenrelevante Aktionen beschränken. Kaminski et al. (2009) und Uttal et al. (2009) argumentieren dementsprechend basierend auf den Ergebnissen ihrer Studien, dass der Wahrnehmungsreichtum von haptischen Objekten die Fähigkeit der Lernenden behindern kann, zugrundeliegende Prinzipien oder symbolische Bedeutungen zu erkennen. Wahrscheinliche Ursachen für die uneinheitlichen Ergebnisse früherer Studien sind also, dass die virtuellen Modelle in diesen Studien in Bezug auf die Interaktivität und die Schnittstelle variierten und unterschiedliche Inhalte vermittelt wurden.

Um die Frage nach den Unterschieden zwischen digitalen und haptischen Lernumgebungen zu systematisieren, haben Stull & Hegarty (2015) ELTs hinsichtlich ihrer Handlungskongruenz zur Realität eingeteilt. Beim Vergleich von haptischen und virtuellen Modellen in MINT-Bereichen ist es wichtig zu erkennen, dass sich diese Arten von Modellen in Bezug auf die Wahrnehmung und motorischen Zugänge unterscheiden. Erstens liefern haptische Modelle Informationen durch haptische und visuelle Hinweise, so dass Lernende, die ein haptisches Modell bedienen Informationen über die Position, Form, Größe und Beschaffenheit des Modells über mehrere Modalitäten erhalten. Wenn Lernende allerdings mit einem virtuellen Modell interagieren, sind Informationen hauptsächlich visuell (Ruddle & Jones, 2001). Zweitens unterscheiden sich Virtuelle Modelle im MINT Bereich in ihrer Handlungskongruenz, d.h. der Übereinstimmung zwischen den mit der Schnittstelle durchgeführten Aktionen und der daraus resultierenden Bewegung des virtuellen Modells (Székely & Satava, 1999; Triona & Klahr, 2003). Ein Beispiel für hohe Kongruenz ist das Drehen eines Eingabegerätes in drei Dimensionen, um die entsprechende 3D-Drehung des Objekts auf dem Bildschirm zu sehen. Ein entsprechendes ELT zur Manipulation von 3D Strukturmodellen organischer Moleküle wurde von Andrew et al. (2012) entwickelt und in ihren hier zitierten Studien von Stull, Hegarty und Barrett verwendet. Ein Beispiel für geringe Handlungskongruenz ist das Drücken einer Taste auf einer Tastatur, um die entsprechende Drehung zu erzeugen. Die Manipulation von virtuellen Modellen anhand eines Touchscreens sollte hinsichtlich der Handlungskongruenz

zwischen diesen beiden Interfaces liegen. Hohe Handlungskongruenz hat sich als vorteilhaft für das Erlernen manueller Fertigkeiten erwiesen, wie z. B. das Erlernen der Handhabung eines chirurgischen Instruments (Snyder et al., 2009). Im Gegensatz dazu führt eine geringe Handlungskongruenz wahrscheinlich zu einer erhöhten kognitiven Belastung. Die Grundlagenforschung zur mentalen Rotation unterstützt die Idee, dass Handlungskongruenz wichtig sein kann, wenn man ein *Handheld-Interface* nutzt, um ein virtuelles Modell zu manipulieren. Wohlschläger (1998) bat Probanden, Objekte mental zu drehen, während sie gleichzeitig einen Knopf drehten, der in die gleiche Richtung oder in die entgegengesetzte Richtung wie die gewünschte mentale Drehung gedreht werden konnte. Die Leistung wurde negativ beeinträchtigt, wenn die Richtung des Drehens des Knopfes entgegengesetzt zur Richtung der mentalen Drehung war. Außerdem fanden Wexler et al. (1998), dass die Geschwindigkeit der mentalen Drehung erhöht oder verringert werden kann, wenn die Geschwindigkeit der gleichzeitigen Drehung eines Joysticks erhöht oder verringert wird. Dies lässt den Schluss zu, dass die mentale Rotation eine Simulation der manuellen Rotation ist. Unter Berufung auf die *Embodiment*-Theorie und der Beeinträchtigung, die resultiert, wenn manuelle und mentale Aufgaben nicht übereinstimmen, stellen Stull & Hegarty (2015) die Hypothese auf, dass hohe Handlungskongruenz die Leistung und das Lernen mit virtuellen Modellen verbessert, sodass mit haptischen Modellen besser gelernt werden kann als mit Digitalen. Ihre Ergebnisse zeigten allerdings keine Unterschiede zwischen den Gruppen Digital und Haptisch. Die Autoren schlussfolgern, dass Handlungskongruenz nicht notwendig sei, damit die Modelle im vorliegenden Kontext wirksam sind. Diese Schlussfolgerung steht im Einklang mit Forschungsergebnissen, die zeigen, dass Menschen mentale Modelle entwickeln können, die Handlungen und beabsichtigte Ergebnisse miteinander verbinden, auch wenn sie nicht kongruent sind (Schwartz & Holton, 2000). Dies geschieht allerdings nur unter der Voraussetzung, dass das beobachtete Ergebnis aus der ausgeführten Handlung vorhersehbar ist. Es wird außerdem angemerkt, dass weil in beiden Experimenten der Lernzuwachs bei virtuellen und haptischen Modellen gleichwertig war, die zusätzlichen Information über die dreidimensionale Form, die durch die Manipulation haptischer Modelle möglich war, für das Lernen nicht notwendig war. Wichtig festzuhalten bezüglich dieser Studie ist allerdings, dass hier in der Intervention keine Modelle von den Lernenden selbst konstruiert wurden, so wie es die „*ball-and-stick*“ Baukästen eigentlich zulassen würden. Vielmehr wurde den Probanden ein bereits fertig zusammengebautes Modell passend zur Aufgabenstellung präsentiert. Dieses Vorgehen ist bei den meisten in der Literatur beschriebenen Studien zum Vergleich von digitalen und haptischen Modellen zu finden. Ein ähnliches Vorgehen wurde von Casselman et al. (2021) zum Vergleich von digitalen und haptischen Modellen zum Lernen von stereochemischen Inhalten gewählt. Allerdings kontrollierten die Autoren hier ihre Variablen nur unzureichend. So wurde den Probanden mit den haptischen Baukästen die Aufgabe



gestellt, ihre Modelle mit einem „*ball-and-stick*“ Baukasten selbst zu bauen, während die digitale Gruppe lediglich vorgefertigte Modelle in der Visualisierungssoftware *Avogadro* öffnen musste. Eine Aussage über den unterschiedlichen Effekt von haptischen und digitalen Modellen auf den Lernerfolg lässt sich dadurch nicht treffen. Außerdem ist kein trennscharfer Vergleich zwischen Lernumgebungen möglich, in denen die Modelle vom Lernenden selbst konstruiert werden müssen oder fertige Modelle genutzt werden. In ihrer Studie schnitt die haptische Gruppe besser ab als die Digitale und die Kontrollgruppe, die beinahe die gleichen Leistungen erzielten. Die Autoren stellten das Desiderat an zukünftige Forschungsarbeiten auf, den Unterschied zwischen aktiver Modellkonstruktion und der bloßen Nutzung vorgefertigter Modelle zu untersuchen. Entsprechende Studien konnten allerdings nicht gefunden werden. Der aktive Konstruktionsprozess eines 3D-Modells könnte jedoch einen entscheidenden Einfluss auf den Lernprozess und somit auf den Unterschied zwischen digitalen und haptischen Lernumgebungen haben. Die aktive Konstruktion benötigt mehr Interaktion mit dem Lerngegenstand. Dabei sind mehrere Einzelschritte nötig, die jeweils räumliches Vorstellungsvermögen und vor allem einen kompetenten Umgang mit dem *Userinterface* im digitalen Fall bzw. dem mechanischen System eines haptischen Baukastens verlangen. Somit entsteht gleichzeitig mehr Interaktion mit der Lernumgebung, weshalb deren Gestaltungsmerkmale (haptisch oder digital) und damit die Nutzerfreundlichkeit (*Usability*) in den Vordergrund rücken. Diese Überlegungen spiegeln sich in den unter Kap. 3 formulierten Forschungsfragen wider.

## 2.6 Cognitive-Affective Theory of Multimedia Learning (CATLM)

Die haptische Erkundung von Objekten erfolgt meistens zusammen mit anderen Arten von Lernmaterialien, wie verbalen Erklärungen, Texten oder bildlichen bzw. symbolischen Darstellungen. Dementsprechend kann die Bereitstellung von Objekten zum Anfassen als eine Erweiterung des multimedialen Lernens angesehen werden. Multimediale Lernumgebungen präsentieren Informationen über verschiedene Sinneskanäle wie Sehen und Hören, oder über verschiedene Zeichensysteme wie Texte und Illustrationen (Mayer, 2014a). Es wurden mehrere Theorien vorgeschlagen, um die Lerneffekte von Multimedia zu erklären, wobei der Schwerpunkt auf der Kombination von Text- und Bildmaterial liegt (Mayer, 2014a; Paas & Sweller, 2014; Schnotz, 2014). Die kognitiv-affektive Theorie des Lernens mit Multimedia (CATLM) (Moreno & Mayer, 2007) erweitert diese Ansätze in zweierlei Hinsicht. Zum einen übernimmt sie die drei Grundannahmen der kognitiven Theorie des multimedialen Lernens (Mayer, 2014a):

- Die Informationsverarbeitung über zwei oder mehr Kanäle (Baddeley, 1992; Paivio, 1990)
- Die begrenzte Kapazität des Arbeitsgedächtnisses (Sweller, 1999)
- Die aktive Wissenskonstruktion und aktive Informationsverarbeitung als Voraussetzung für erfolgreiches Lernen (Mayer & Moreno, 2003)

CATLM ergänzt diese Theorie allerdings um vier zusätzliche Annahmen:

- Das Langzeitgedächtnis besteht aus einem semantischen und einem episodischen Gedächtnis und weist eine dynamische Struktur auf (Tulving & Watkins, 1977)
- Lernen wird durch motivationale und affektive Faktoren gesteuert (Pintrich, 2003). Metakognitive Faktoren beeinflussen das Lernen mit Multimedia, indem sie kognitive und affektive Prozesse regulieren (McGuinness, 1990)
- Unterschiede im Vorwissen und in den Fähigkeiten der Lernenden beeinflussen den Lernerfolg (Kalyuga et al., 2003)

Damit berücksichtigt CATLM explizit den Einfluss von motivationalen und affektiven Faktoren sowie der Metakognition auf das Lernen mit Multimedia (Moreno & Mayer, 2007). Des Weiteren betont CATLM zwar die Bedeutung des auditiven und visuellen Kanals für den Zugang zum Lernmaterial, berücksichtigt aber auch taktile, olfaktorische und gustatorische Sinneseindrücke als zusätzliche Informationsquellen, die den Lernprozess beeinflussen können (Chan, 2006; Moreno & Mayer, 2007). Außerdem wird ein Schwerpunkt auf die Interaktion der Lernenden mit den multimedialen Inhalten, einschließlich der haptischen Manipulation des präsentierten Materials gelegt. Daher verstärkt CATLM die Bedeutung von haptischen Materialien als Mittel zum Lernen. Diese können beispielsweise haptische Modelle in Chemie und Medizin (Smith, 2016; Stull et al., 2018), spielerische Elemente in der

Montessori-Pädagogik (Bara et al., 2004) oder auch die jüngsten Entwicklungen von digitalen Force-feedback Systemen und 3D-Druck sein (Di Franco et al., 2015; Wilson et al., 2017). Sowohl durch die Einführung von Haptik in das multimediale Lernen als auch durch die Ergänzung der zentralen kognitiven Effekte von multimedialem Material durch mögliche Effekte auf Motivation, Affekt und Metakognition, bietet CATLM einen allgemeinen Rahmen für die Konzeptualisierung der Rolle der Haptik für Lernerfahrungen und Lernergebnisse. Einige Studien zeigen, dass haptische Erfahrungen mit Objekten zu detaillierten und dauerhaften Repräsentationen (Schemata) im Langzeitgedächtnis führen (siehe Kap. 2.5.1) was darauf hindeutet, dass der Tastsinn einen wichtigen sensorischen Kanal für Umweltinformationen darstellt (Hutmacher & Kuhbandner, 2018). Hinzu kommt, dass bei der Verarbeitung im Arbeitsgedächtnis haptische Erfahrungen in Informationen aus anderen Sinneskanälen integriert werden (siehe Kap. 2.5). Nach Johnson et al. (1989) aktivieren haptische Inputs taktile Repräsentationen, die wiederum visuelle Repräsentationen aktivieren und im Falle von vertrauten Objekten auch den Namen des Objekts auslösen. Bei vollständig kompatiblen visuellen und haptischen Inputs, z. B. wenn ein Objekt betrachtet wird, während man es berührt, wird eine einheitliche, multimodale Repräsentation aufgebaut (Hollins, 2010). Dementsprechend zeigen cross-modale Tests ein hohes Maß an Genauigkeit bei der visuellen Erkennung von Objekten, nachdem die Teilnehmer die Augen verbunden und die Objekte mit den Händen erkundet hatten (Hutmacher & Kuhbandner, 2018; Lacey & Sathian, 2014). Aufgrund seiner Natur als Quelle biologisch primären Wissens kann die Nutzung des haptischen Sinnes die kognitive Belastung reduzieren, die für den Erwerb von biologischem Sekundärwissen erforderlich ist (Hanham et al., 2023; Paas & Sweller, 2012; Sweller, Merriënboer et al., 2019). Auch aufgrund dieser Befunde ist es für die Erstellung einer Lernumgebung äußerst relevant, sich für geeignete Repräsentationsformen zu entscheiden, um den Lernprozess bestmöglich zu unterstützen. Dies gilt insbesondere, wenn die zu lernenden Inhalte mentale Operationen im dreidimensionalen Raum verlangen, wie dies bei der Orbital- und Hybridisierungstheorie bzw. dem Erstellen von Strukturmodellen anhand dieser Theorien der Fall ist.

## 2.7 Chemische Repräsentationen

Repräsentationen spielen in der Chemie und vor allem im Chemieunterricht als Komponente der Fachsprache und damit des Fachwissens eine zentrale Rolle. Sie dienen im Unterricht als Kommunikationsmittel sowie als Mittel zur Erkenntnisgewinnung. Des Weiteren werden Repräsentationen dazu genutzt, um chemische Arbeitsmethoden, Phänomene und Reaktionen zu beschreiben (Norris & Phillips, 2003; Pfeifer, 2002; Taber, 2009; Wu et al., 2001). Chemische Repräsentationen können dabei in Texte, Symbole und Bilder eingeteilt werden (Hoffmann & Laszlo, 1991; Taskin & Bernholt, 2014). Diese können, dem Modell des integrativen Text-Bild-Verständnisses von Schnotz (2002) folgend, den beiden Kanälen

deskriptiv (Symbole) und depiktional (Bilder) zugeordnet werden. Allerdings weisen chemische Repräsentationen häufig sowohl symbolhaften als auch bildhaften/ikonischen Charakter auf. Ein Beispiel hierfür stellen Keil-Strich Formeln dar. Hier werden auf symbolhafter Ebene Bindungen und Atome dargestellt, während die Keile und gestrichelten Linien bildhaft die dreidimensionale Struktur des Moleküls darstellt (Hoffmann & Laszlo, 1991; Talanquer, 2011). Diese Art der Repräsentation wäre nach Schnotz (2002) gleichzeitig deskriptional und depiktional. Fleischer (2017) stellt aufgrund dieser Problematik die *SIMER*-Klassifikation (*Symbolische und Ikonische Modelle Externer Repräsentationen*) auf. Russell und Kozma (2005) haben zum Umgang mit den verschiedenen Repräsentationsformen das Konzept der *representational competence* (Repräsentationskompetenz) definiert. Diese beschreibt jene Fähigkeiten, die es einer Person ermöglichen, eine Vielzahl von Repräsentationen oder Visualisierungen getrennt oder zusammen reflektiert zu nutzen, um damit chemische Phänomene zu elaborieren und zu kommunizieren (Russell & Kozma, 2005). Repräsentationskompetenz umfasst außerdem die Konstruktion, Interpretation und Translation domänenspezifischer Darstellungen (Kozma & Russell, 1997; Nerdel, 2017; Russell & Kozma, 2005). Hinsichtlich dieser *representational competence* wurden erhebliche Unterschiede vor allem beim Übersetzen von Repräsentationsformen zwischen Novizen und Experten gefunden (Gilbert, 2005; Kozma & Russell, 1997). Der Umgang mit chemischen Repräsentationsformen ist allerdings gerade am Anfang des chemischen Unterrichts wichtig, da sie in fast allen Texten und Schulbüchern verwendet werden (Hoffmann & Laszlo, 1991; Russell & Kozma, 2005; Treagust & Harrison, 2000; Wu et al., 2001), allerdings keine Instruktionen liefern, wie diese Repräsentationen ineinander übersetzt werden sollen (Ainsworth, 1999; Chittleborough et al.; Copolo & Hounshell, 1995; Treagust & Harrison, 2000). Taskin und Bernholt (2014) beschreiben in einem Reviewartikel drei Hauptprobleme beim Umgang mit chemischen Repräsentationen: Mangelnde fachsprachliche Kenntnisse, fehlendes Konzeptverständnis und keine angemessene Auswahl und Interpretation chemischer Repräsentationen. Alle drei Probleme können als Aspekte der Expertise interpretiert werden und sind nach Schnotz (2001) modellkonform: Mangelnde Fachsprache erschwert den Aufbau propositionaler Repräsentationen, fehlendes Konzeptverständnis erschwert die Verknüpfung zu bestehenden Schemata im Langzeitgedächtnis bzw. die konzeptuelle Organisation aus und Schwierigkeiten im Umgang mit passenden Repräsentationen wirkt sich negativ auf die Suche nach Analogien und damit auf die Erstellung korrekter mentaler Modelle aus. Die Schwierigkeiten werden noch größer, wenn mehrere Repräsentationen miteinander verknüpft und integriert werden müssen, um sinnvolles Lernen („*meaningful learning*“) zu ermöglichen (Ainsworth, 2006). Ohne die Integration von Informationen zwischen verschiedenen Darstellungen laufen die Schüler Gefahr, unzusammenhängendes, träges Wissen zu entwickeln. Damit Schüler in wissenschaftlichen

Disziplinen erfolgreich sein können, müssen sie die Fähigkeit entwickeln, verschiedene Repräsentationen zu konstruieren, zu interpretieren und zu übersetzen. Zusammengenommen sind diese Fähigkeiten wichtige Aspekte der Repräsentationskompetenz in einem Fachgebiet (Kozma & Russell, 1997; Kozma et al., 2000; Nathan et al., 2002; Russell & Kozma, 2005; Wu et al., 2001). Ganz allgemein ist es für Schüler\*innen von Vorteil, eine Metarepräsentationskompetenz zu entwickeln, die die Fähigkeit umfasst, die Vor- und Nachteile bestimmter Repräsentationen zu verstehen und optimale Repräsentationen für bestimmte Zwecke auszuwählen (diSessa, 2004; diSessa & Sherin, 2000).

Das Arbeiten mit chemischen Repräsentationen verlangt neben einem gewissen Maß an konzeptuellem Vorwissen sowie Fachsprache zusätzlich räumliches Vorstellungsvermögen (Höffler, 2010), um dreidimensionale Merkmale anhand zweidimensionaler Bilder bzw. bildhafter Symbole darzustellen bzw. zu interpretieren (siehe Kap.2.2.2).

## 2.8 Lernen mit 3D Modellen

Einen Ansatz, den Lernprozess zum Verständnis komplexer Inhalte wie der Orbitaltheorie und dem Hybridisierungsmodell zu unterstützen, bietet der Einsatz von 3D Strukturmodellen als Repräsentationsform. Viele MINT-Disziplinen verwenden 3D Modelle sowohl in der Forschung als auch im Unterricht. 3D Modelle sind dabei als komplementäre Repräsentationen mit weiteren Repräsentationsformen wie Diagrammen, Formeln, Symbolen und Gleichungen zu verstehen (Ainsworth, 1999). In der Anatomie werden 3D Modelle beispielsweise eingesetzt, um räumliche, visuelle und taktile Eigenschaften von unterschiedlichen Gewebetypen und Organen zu veranschaulichen (Preece et al., 2013). In dieser Arbeit stehen allerdings Strukturmodelle von hauptsächlich organischen Molekülen im Fokus (siehe Kap. 1). Besonders in der organischen Chemie sind räumliche Informationen wichtig um z.B. Eigenschaften und Wirkung eines Stoffes im pharmakologischen Sinne (Stereoisomerie: Contergan) und Reaktionsverhalten im chemischen Sinne zu erklären und vorherzusagen. Räumliche Repräsentationsformen wie Keilstrichformeln, Sägebockdiagramme, Fischer Projektionen oder Orbitaldarstellungen sind hier gängige Darstellungsweisen. Räumliches Vorstellungsvermögen ist in der organischen Chemie besonders gefordert, da die Reaktivität von Molekülen nicht allein durch die Qualität und Quantität der im Molekül gebundenen Atome vorhergesagt werden kann, sondern in entscheidendem Ausmaß auch durch die räumliche Anordnung (Konfiguration) dieser Atome im Molekül (Harle & Towns, 2011). Um diese dreidimensionalen Moleküleigenschaften darzustellen, werden im Chemieunterricht unter anderem oben genannte zweidimensionale Repräsentationsformen verwendet, um die dreidimensionale Struktur von Molekülen darzustellen. Die Übersetzung von 3D Strukturen in 2D Darstellungen und umgekehrt erfordert räumliches Vorstellungsvermögen und fällt vielen Lernenden sehr schwer (Harle & Towns, 2011). 3D Modelle können hier aus der instruktionalen Perspektive als *cognitive scaffolds* dienen (Yelland & Masters, 2007), um

kognitive Belastung bei Lernenden zu reduzieren (Kalyuga, 2007a; Sweller, 1988). Mentale Prozesse, wie zum Beispiel Molekülrotationen, können durch 3D Modelle externalisiert (Stull et al., 2012) und verändert werden (Kirsh, 1995). Vor allem die Kompetenz der Übersetzung zwischen unterschiedlichen Repräsentationsformen, die einen Aspekt der *representational competence* darstellt (Kozma & Russell, 1997), kann durch den Einsatz von 3D Modellen gefördert werden und führt zu einem nachhaltigeren Lernerfolg als mit 2D Abbildungen (Stull & Hegarty, 2016). In dieser Vergleichsstudie von Stull und Hegarty (2016) wurden den Proband\*innen allerdings bereits fertige 3D Modelle von den relevanten Molekülen in der Intervention gereicht. Der aktive Prozess der Konstruktion einer weiteren externen Repräsentation wurde also nicht von den Proband\*innen selbst durchgeführt, wodurch das Maß an physischer und kognitiver Interaktion mit den Modellen eher gering gehalten wurde. Das Orbital- und das Hybridisierungsmodell stellen einen sehr komplexen und abstrakten Lerninhalt dar, bei dem Lernende zusätzlich räumliches Vorstellungsvermögen benötigen (siehe Kap. 2.2.2). Untersuchungen haben gezeigt, dass ELTs das Verständnis der Lernenden für abstrakte, unsichtbare und räumlich anspruchsvolle naturwissenschaftliche Konzepte fördern (Atit et al., 2015; Stieff, Lira & Desutter, 2016; Stieff, Lira & Scopelitis, 2016; Stull et al., 2012). Darüber hinaus wurde festgestellt, dass ELTs das Lernen sowohl in haptischen als auch in virtuellen Formaten fördern (Atit et al., 2015; Stull & Hegarty, 2016). Werkzeuge zur Förderung des *embodied learnings* (d. h. ELTs), wie z. B. die Interaktion mit dreidimensionalen Modellen, erleichtern das Verständnis, indem sie kognitive Prozesse mit einer Modalität verknüpfen und abstrakte Konzepte konkreter machen (Hayes & Kraemer, 2017; Weisberg & Newcombe, 2017). Das Verstehen von naturwissenschaftlichen Fachinhalten, insbesondere räumlich anspruchsvolle Inhalte wie molekulare Strukturen, hängt stark von Repräsentationssystemen ab, die eine sensorische Kodierung erfordern (z. B. Visualisierung von Daten und Informationen in Form von Graphen und Diagrammen), die jedoch auf hoch abstrakte, formalisierte Symbolsysteme angewiesen sind.



Die *Usability* (Benutzerfreundlichkeit) ist definiert als das Ausmaß, in dem ein Produkt in einem bestimmten Kontext mit Effektivität, Effizienz und Zufriedenheit genutzt werden kann (Schneider, 2008). Sie hat auch in den Bildungswissenschaften aufgrund der Technologisierung von Bildungsmedien einen wichtigen Stellenwert eingenommen. Die wahrgenommene *Usability* hat einen großen Einfluss auf die Lernerfahrung (z.B. Motivation) und den Lernerfolg: Ist die Benutzerfreundlichkeit eines Systems mangelhaft, so verbringen Lernende mehr Zeit mit dem Erlernen der Bedienoberfläche (User-Interface) als mit Lernen der zu vermittelnden Inhalte (Ardito et al., 2006). Dies erhöht den *Extraneous Cognitive Load* und somit verringert sich anteilig der *Germane Cognitive Load*. *Usability* wechselwirkt mit dem Vorwissen und dem räumlichen Vorstellungsvermögen. Tolle et al. (2020) fanden in einer Studie mit digitalen Lernspielen, dass bei hohem Vorwissen die *Usability* geringer eingeschätzt wird als bei niedrigem Vorwissen. Ibili und Billingham (2019) fanden unter anderem, dass sich gute *Usability* positiv auf den *Germane Cognitive Load* auswirkt. Campbell (2011) fand einen positiven Einfluss von räumlichem Vorstellungsvermögen auf die *Usability* Einschätzung der Lernenden. Aus diesen Befunden abgeleitet wurde folgende Forschungsfrage aufgestellt:

1. Welchen Einfluss haben das themenspezifische **Vorwissen** und das **räumliche Vorstellungsvermögen** auf die Einschätzung der ***Usability*** der multimedialen Lernumgebung zum Lernen von räumlichen Molekülstrukturen durch 3D-Strukturmodellierung?

Aufgrund der eben beschriebenen Befunde wird erwartet, dass bei hohem Vorwissen die Lernumgebung als schlechter handhabbar eingeschätzt wird und hohes räumliches Vorstellungsvermögen zu einer besseren Einschätzung der *Usability* der Lernumgebung führt.

H1: Personen mit hohem themenspezifischen Vorwissen schätzen die *Usability* der Lernumgebung zum Lernen von räumlichen Molekülstrukturen durch 3D-Strukturmodellierung geringer ein als Personen mit niedrigem Vorwissen.

H2: Personen mit hohem räumlichen Vorstellungsvermögen schätzen die *Usability* der Lernumgebung zum Lernen von räumlichen Molekülstrukturen durch 3D-Strukturmodellierung besser ein als Personen mit niedrigem räumlichen Vorstellungsvermögen.

Da der Einfluss des Vorwissens und des räumlichen Vorstellungsvermögens auf den Lernerfolg anhand der *Cognitive Load Theory* erklärt werden kann, können unten genannte Befunde bzgl. des Lernerfolgs auch für die Erklärung des Einflusses von Vorwissen und räumlichem Vorstellungsvermögen auf den *Cognitive Load* herangezogen werden. Vorwissen verringert aufgrund der bereits vorhandenen Schemata im Langzeitgedächtnis die intrinsische kognitive Belastung beim Verarbeiten neuer Informationen (Kalyuga et al., 2004). Dadurch sollte der *Germane Cognitive Load* anteilig steigen. Der *Expertise Reversal Effect* kann bei hohem Vorwissen den *Extraneous Cognitive Load* erhöhen. Gutes räumliches



Vorstellungsvermögen erleichtert mentale Prozesse, bei denen 3D Modelle erstellt und manipuliert werden müssen (Hegarty, 2004), wodurch die kognitive Belastung sinkt. Außerdem kann bei geringem räumlichen Vorstellungsvermögen kognitive Belastung auf ein 3D Modell externalisiert werden, wodurch die kognitive Belastung sinkt. Folgende Forschungsfrage wurde aufgestellt:

2. Welchen Einfluss haben das themenspezifische **Vorwissen** und das **räumliche Vorstellungsvermögen** auf den **Cognitive Load** beim Lernen von chemischen Inhalten durch 3D-Strukturmodellierung?

H1: Personen mit hohem themenspezifischen Vorwissen schätzen den *Cognitive Load* der Lernumgebung zum Lernen von räumlichen Molekülstrukturen durch 3D-Strukturmodellierung als vorteilhafter ein als Personen mit niedrigem Vorwissen.

H2: Personen mit hohem räumlichen Vorstellungsvermögen schätzen den *Cognitive Load* der Lernumgebung zum Lernen von räumlichen Molekülstrukturen durch 3D-Strukturmodellierung als vorteilhafter ein als Personen mit niedrigem räumlichen Vorstellungsvermögen.

Die Befunde in der Literatur deuten darauf hin, dass das Vorwissen (Kalyuga, 2007a; Kalyuga et al., 2001; Mayer, 2014b) und das räumliche Vorstellungsvermögen (Höffler, 2010; Huk, 2006) den Lernerfolg maßgeblich beeinflussen (siehe Kap. 2.2.1 & 2.2.2). Vorwissen vereinfacht durch einen Fundus an vorhandenen (automatisierten) Schemata im Langzeitgedächtnis die Verarbeitung und Integration von neuem Wissen im Arbeitsgedächtnis (van Gog et al., 2005). Der *Expertise-Reversal-Effect* deutet allerdings darauf hin, dass Instruktionen, die für Lernende mit geringem Vorwissen hilfreich sind, für Lernende mit hohem Vorwissen hinderlich sein können (Kalyuga et al., 2003). Gutes räumliches Vorstellungsvermögen kann laut der *ability-as-enhancer* Hypothese (Mayer & Sims, 1994) durch Reduktion des *Extraneous Cognitive Load* beim Umgang mit 3D Modellen zu verbessertem Lernerfolg führen. Dem entgegen kann niedriges räumliches Vorstellungsvermögen gemäß der *ability-as-compensator* Hypothese (Mayer & Sims, 1994) durch den Einsatz von 3D Modellen „ausgeglichen“ werden, da die mentale Belastung beim Konstruieren von mentalen 3D Modellen auf externe 3D Modelle ausgelagert werden kann (Höffler & Leutner, 2011).

Folglich stellt sich die Frage, ob bei der hier eingesetzten Lernumgebung hohes Vorwissen und räumliches Vorstellungsvermögen den Lernerfolg verbessern oder verschlechtern. Folgende Forschungsfrage wurde aufgestellt:

3. Welchen Einfluss haben das **Vorwissen** und das **räumliche Vorstellungsvermögen** auf den **Lernerfolg** beim Lernen von räumlichen Molekülstrukturen durch 3D-Strukturmodellierung?

Aufgrund der Erwartungen an die Stichprobe und dem sehr komplexen Themengebiet wird das Vorwissen der Studierenden allgemein eher gering eingeschätzt. Dies wird aufgrund der in der unter Kap. 2.1 beschriebenen Studien erwartet. Aus diesem Grund sollte sich hohes Vorwissen als lernförderlich erweisen und ein *Expertise-Reversal-Effect* weitestgehend ausgeschlossen werden können. Aufgrund der Befunde bisheriger Studien wird außerdem erwartet, dass hohes räumliches Vorstellungsvermögen zu einem besseren Lernerfolg führen wird, da dies sowohl die *ability-as-enhancer*- als auch die *ability-as-compensator* Hypothese besagen.

H1: Personen mit hohem themenspezifischen Vorwissen erzielen einen höheren Lernerfolg durch die Lernumgebung zum Lernen von räumlichen Molekülstrukturen durch 3D-Strukturmodellierung als Personen mit niedrigem Vorwissen.

H2: Personen mit hohem räumlichen Vorstellungsvermögen erzielen einen höheren Lernerfolg durch die Lernumgebung zum Lernen von räumlichen Molekülstrukturen durch 3D-Strukturmodellierung als Personen mit niedrigem räumlichen Vorstellungsvermögen.

Die Embodiment Theorie sagt eine verbesserte Lernleistung durch den Einsatz von manipulierbaren 3D Modellen voraus (Fiorella & Mayer, 2015; Kiefer & Trumpp, 2012; Stull et al., 2012). Paas und Sweller (2012) bezeichnen die haptische Manipulation von 3D Modellen als biologisch primäre Fähigkeit, bei der keine kognitive Belastung beim Lernenden entsteht. Welches Art von haptischer Manipulation dafür allerdings nötig ist, ist umstritten (Pouw et al., 2014). Daran knüpft die Frage an, ob auch das Erstellen und Manipulieren von 3D Modellen auf einem Touch-Display schon ein ausreichendes Maß an *embodiment* darstellt, da dieses ja auch mit den Händen bedient wird. Laut Sarama und Clements (2009) ist die haptische Erfahrung mit dem Lerngegenstand überhaupt nicht notwendig um Lernen durch *Embodiment* zu ermöglichen. Stull & Hegarty (2015) kategorisieren *Embodied Learning Tools* (ELTs) nach ihrer Handlungskongruenz, also nach dem Maß an Übereinstimmung zwischen der haptischen Bewegung als Befehl/Eingabe und der daraus resultierenden Aktion z.B. eines 3D Modells. Das Drücken einer Taste auf einer Maus oder Tastatur um ein 3D Modell bspw. zu rotieren hat dabei eine geringe Handlungskongruenz, während die Rotation in entsprechender Richtung anhand eines Joysticks einer hohen Handlungskongruenz entspricht. Die Autoren fanden allerdings keinen Einfluss dieser Handlungskongruenz auf den Lernerfolg. In dieser sowie in den meisten in Kap. 2.5.2 zitierten Studien wurden den Probanden allerdings bereits fertige 3D Strukturmodelle zur Manipulation zur Verfügung gestellt. Hier stellt sich die Frage, ob die Handlungskongruenz einen Einfluss auf den Lernerfolg, die Usability und den Cognitive Load hat, wenn die Modelle von den Probanden selbst konstruiert werden müssen. Aufgrund dieser Überlegungen wurde folgende Forschungsfrage formuliert:

4. Welchen Einfluss hat die Gestaltung einer Lernumgebung zur 3D-Strukturmodellierung zum Lernen von chemischen Inhalten auf die Usability, den *Cognitive Load* und den Lernerfolg?

Aufgrund der Befunde in der Literatur wird vermutet, dass die haptischen 3D Strukturmodelle hier den Digitalen überlegen sein werden.

H1: Die Usability der haptischen 3D Strukturmodellierung wird positiver bewertet als jene der digitalen Strukturmodellierung

H2: Die haptische Lernumgebung führt zu einer lernförderlicheren kognitiven Belastung als die digitale Lernumgebung

H3: Die haptische Lernumgebung erzielt höheren Lernerfolg als die digitale Lernumgebung

## 4. Studiendesign

Es wurden insgesamt drei Studien durchgeführt. Zwei Pilotstudien dienten hauptsächlich der Validierung der Messinstrumente sowie der Erprobung und Verbesserung der digitalen Lernumgebung. Anhand der Hauptstudie wurden die Forschungsfragen beantwortet. Das Design der ersten Pilotstudie ist in Abb. 11 dargestellt.



Abbildung 11: Studiendesign der ersten Pilotstudie.

In dieser ersten Pilotstudie wurden Messinstrumente zur Erhebung des Fachwissens (Vorwissen & Lernerfolg), des räumlichen Vorstellungsvermögens und der *Usability* eingesetzt. Außerdem wurde zunächst die digitale Lernumgebung zur Strukturmodellierung erprobt (siehe Kap. 5). Gemäß den Forschungsfragen 1 – 3, die auch in den Pilotstudien schon exploriert wurden, stellten *Usability* und Lernerfolg die abhängigen Variablen dar. Vorwissen und räumliches Vorstellungsvermögen dienten als Kontrollvariablen (KV, siehe Abb. 11). In der zweiten Pilotstudie wurden zusätzlich die Messinstrumente zur Erhebung der drei Aspekte des *Cognitive Loads* eingesetzt (siehe Kap. 2.3 und Abb. 12). Auch hier wurde lediglich mit

der digitalen Lernumgebung zur Strukturmodellierung von Molekülen anhand des Orbitalmodells gearbeitet.



Abbildung 12: Studiendesign zweiten Pilotstudie.

In der Hauptstudie bildete die Gestaltung der Lernumgebung die unabhängige Variable (UV) und hatte die Ausprägungen digitale Strukturmodellierung (DIG) und haptische Strukturmodellierung (HAP). Die Konstrukte *Usability*, *Cognitive Load* und Lernerfolg dienen hierfür als abhängige Variablen (AV). Die Konstrukte Vorwissen und räumliches Vorstellungsvermögen stellen dabei Kontrollvariablen (KV) dar (siehe Abb. 13). Weitere Kontrollvariablen waren dem 3 Ebenen Modell folgend die *Usability* oder der *Cognitive Load* (siehe Kap. 3).

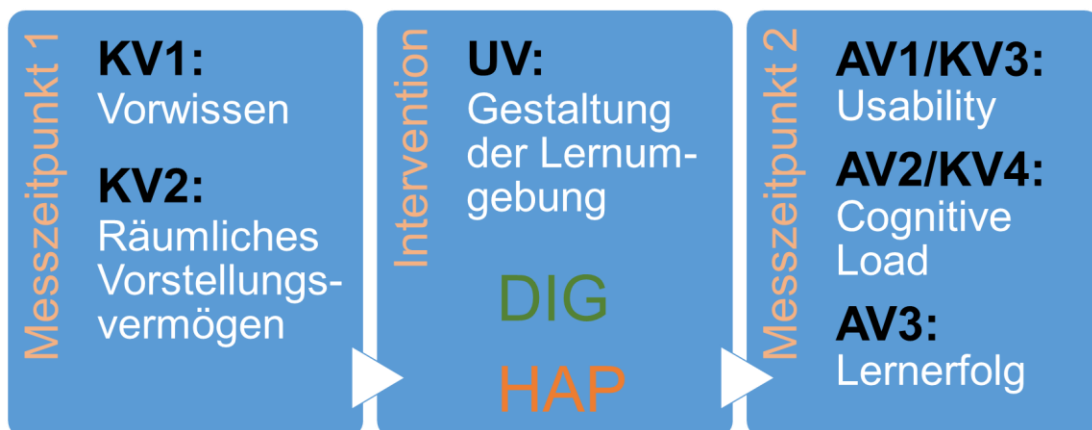


Abbildung 13: Studiendesign der Hauptstudie.

## 5. Pilotstudie 1

Um die digitale Lernumgebung zur Strukturmodellierung zu testen und die eingesetzten Fragebögen hinsichtlich der Konsistenz der Skalen zu überprüfen, wurde eine erste Pilotstudie durchgeführt. Nach dieser ersten Pilotstudie wurde die Lernumgebung auf Grundlage des Feedbacks der Probanden (Screenvideos, Feedbackzeile- und Kommentare) verbessert. Hier

wurden vor allem in der digitalen Lernumgebung einige Anpassungen durchgeführt. Anschließend wurde eine zweite Pilotierung mit der überarbeiteten digitalen Lernumgebung durchgeführt. Darüber hinaus wurden die erhobenen Daten aus Pilotstudie 1 hinsichtlich der Forschungsfragen bezüglich des Zusammenhangs von Vorwissen und räumlichem Vorstellungsvermögen mit Lernerfolg und *Usability* analysiert. Die Erhebung des *Cognitive Loads* fand erst in Pilotstudie 2 statt.

## 5.1 Methoden

### 5.1.1 Studiendesign

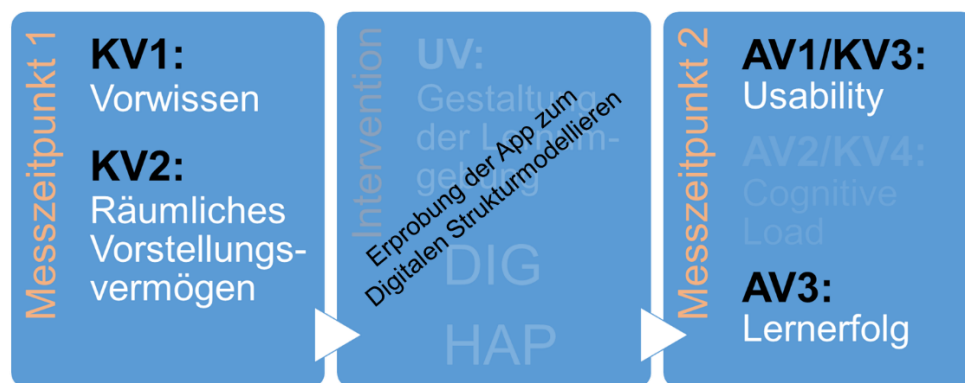


Abbildung 14: Studiendesign der ersten Pilotstudie.

Das Studiendesign der ersten Pilotstudie ist in Abb. 14 zusammengefasst. Die Konstrukte Lernerfolg und *Usability* stellen die zwei abhängigen Variablen dar (vgl. Forschungsfragen 1 und 3) und werden zum Messzeitpunkt 2 gemessen. Als Kontrollvariablen dienen die Konstrukte Vorwissen und räumliches Vorstellungsvermögen, die zum Messzeitpunkt 1 erhoben werden. Zwischen den Messzeitpunkten findet Lernen anhand einer Lernumgebung bestehend aus einem Lernvideo mit Aufgaben zur digitalen Strukturmodellierung von Molekülen statt (siehe Kap. 5.1.6).

### 5.1.2 Stichprobe

Die Stichprobe der ersten Pilotierung umfasste 11 Teilnehmer\*innen (N = 11), die an der Technischen Universität München im Sommersemester 2021 eine Biologiedidaktik Veranstaltung besuchten. Darunter waren 7 Frauen und 4 Männer. 6 Proband\*innen studierten ein berufliches Lehramt mit Unterrichtsfach Biologie, 4 studierten Lehramt für Gymnasium mit der Fächerkombination Biologie und Chemie. Ein(e) Proband\*in gab keine Auskünfte über ihr/sein Studium. 2 Teilnehmer\*innen studierten im 6. Fachsemester, 2 im 7. Fachsemester, 5 im 8. Fachsemester und 2 im 12. Fachsemester.

### 5.1.3 Entwicklung des Testinstruments und Skalendokumentation

Es sollten die Konstrukte Vorwissen, räumliches Vorstellungsvermögen, *Usability* und Lernerfolg erhoben werden. Das Vorwissen und der Lernerfolg wurden durch Fachwissen operationalisiert und anhand eines Fachwissenstests gemessen, der zu zwei Messzeitpunkten eingesetzt wurde. Das räumliche Vorstellungsvermögen wurde durch dessen Komponente spatial visualization operationalisiert und anhand des *Paper-Folding-Tests* (Ekström, 1976) gemessen. Die *Usability* wurde anhand der vier Skalen *System-Usability-Scale*, *Perceived-Usefulness*, *Perceived-Ease-Of-Use* und *Intention-Of-Further-Use* operationalisiert (Brooke, 1986, Guo et al, 2020).

#### 5.1.3.1 Fachwissenstest

In der Literatur konnte kein geeignetes Testinstrument gefunden werden, um das für diese Studie relevante Fachwissen zur Operationalisierung von Vorwissen und Lernerfolg zu messen. Wissensbereiche wie Atombau, Orbital- und Hybridisierungsmodell mit Bezug zu Molekülstrukturen (kurz: Strukturchemie) sowie chemische Bindungen sind die zentralen Inhalte der Lernumgebung, diese Themen stellen somit die Grundlage des Fachwissenstests dar. Ein solcher Test wurde - vor allem mit einem deutlichen Bezug zwischen Hybridisierungsmodell und Molekülstrukturen - in der Literatur nicht gefunden. Aus diesem Grund wurde ein Testinstrument basierend auf den in der Literatur beschriebenen Präkonzepten zu diesen Wissensbereichen konstruiert, um Fachwissen spezifisch angepasst auf die Inhalte der Lernumgebung zu messen. Hierzu wurde ein *multiple choice* Antwortformat gewählt, bei dem zwei korrekte Aussagen und drei falsche Aussagen zur Auswahl standen, um die Ratewahrscheinlichkeit zu verringern (Bortz & Döring, 2006). Die jeweils drei Distraktoren pro Item wurden aus der Literatur zu Präkonzepten und Lernschwierigkeiten abgeleitet. Einige Distraktoren wurden selbst erstellt, wenn in der Literatur keine passenden Präkonzepte gefunden wurden. Es wurden folgende Subskalen zu den drei Wissensbereichen gebildet:

- Atombau: 3 Items (VW01 – VW03)
- Orbital- und Hybridisierungsmodell mit Bezug zu Molekülstrukturen (Strukturchemie): ursprünglich 4 Items, für Pilotstudie 2 erweitert um 5 weitere Items = 9 Items (VW04 – VW07, VW15 – VW19)
- chemische Bindung: 3 Items (VW08 – VW10)

Die Items der Fachwissensskala, die im Pretest zur Messung des Vorwissens eingesetzt wurden, tragen den Titel „VWXX“ (VW = Vorwissen). Die identischen Items werden im Posttest zur Messung des Lernerfolgs eingesetzt und tragen den Titel „NTXX“ (NT = NachTest). Im Folgenden wird exemplarisch anhand der VWXX Items erläutert, analoges gilt entsprechend für die NTXX Items.

Anhand einiger Items wird dieses Vorgehen der Itemkonstruktion im Folgenden exemplarisch beschrieben. Die korrekten Antwortmöglichkeiten sind jeweils kursiv und hellgrün markiert.

Item VW01 zu Subskala Atombau:

**Welche Aussagen über die Elektronenhülle eines Atoms sind zutreffend?**

- Elektronen bewegen sich auf zweidimensionalen Kreisbahnen mit konstantem Radius um den Atomkern
- *Elektronen befinden sich zu einer bestimmten Wahrscheinlichkeit innerhalb dreidimensionaler Orbitale*
- Elektronen bewegen sich in dreidimensionalen Schalen mit konstantem Radius um den Atomkern
- *Die elektronische Struktur von Elementen der Hauptgruppen wie Kohlenstoff und Sauerstoff kann anhand von s- und p-Orbitalen beschrieben werden*
- Die Flugbahnen von Elektronen werden anhand von Orbitalen beschrieben

Die Frage über den Aufbau der Elektronenhülle eines Atoms testet, ob die Probanden mit grundlegenden und zeitgemäßen Modellen über den Aufbau von Atomen vertraut sind. Dies wird während der Intervention im Erklärvideo kurz erklärt, wird allerdings für die Bearbeitung der Modellierungstestaufgaben nicht benötigt. Dennoch kann dieses Grundlagenwissen dazu führen, dass man Inhalte im Erklärvideo besser bzw. einfacher Verstehen kann. Die Abfrage dient hierbei also zu erfahren, inwieweit grundlegendes Verständnis über den Atombau vorteilhaft ist, um die Lerneinheit und Modellierungsaufgaben erfolgreich zu bearbeiten, oder ob z.B. das Bohr'sche Atommodell als Präkonzept sogar hinderlich für Lernen des Orbital- und Hybridisierungsmodells sein kann.

Die Distraktoren „Elektronen bewegen sich auf zweidimensionalen Kreisbahnen mit konstantem Radius um den Atomkern“, „Elektronen bewegen sich in dreidimensionalen Schalen mit konstantem Radius um den Atomkern“ und „Die Flugbahnen von Elektronen werden anhand von Orbitalen beschrieben“ wurden anhand der Literatur über Präkonzepte erstellt (Nicoll, 2001). Ergebnisse der Studie von Nicoll (2001) zeigen, dass das von Lernenden vorwiegend verwendete Atommodell jenes von Bohr ist, allerdings mit 2-dimensionalen Scheiben und Elektronen mit konstantem Abstand zum Nukleus. Es findet oft keine Unterscheidung zwischen Schalen und Orbitalen statt. Lernende denken, dass sich Elektronen in Orbitalen nicht zufällig bewegen, sondern in Bahnen um einen Mittelpunkt im Orbital („Vermischung“ von Bohr'schem Atommodell und MO-Theorie) (Nicoll, 2001). Außerdem fand Nakiboglu (2003) die Präkonzepte, dass Orbitale Flugbahnen seien, auf denen Elektronen um den Nukleus rotieren und dass Orbitale Schalen seien, in denen sich Elektronen befinden.

Item VW04 zu Subskala „Strukturchemie“:

### Welche Aussagen über die räumliche Struktur von Molekülen sind zutreffend?

- Die Polarität der Bindungen bestimmt die Struktur eines Moleküls
- Die Größe der gebundenen Atome in einem Molekül bestimmt dessen Struktur
- *Freie Elektronenpaare und bindende Elektronenpaare bestimmen die räumliche Struktur eines Moleküls*
- *Die Molekülstruktur kann annäherungsweise durch das VSEPR-Modell (Valence Shell electron Pair Repulsion, deutsch: Valenzschalen-Elektronenpaar-Abstoßung) geklärt werden*
- Die räumliche Struktur von Molekülen kann nicht durch die Bindungsverhältnisse der im Molekül gebundenen Atome bestimmt werden

Die Frage nach Erklärungsansätzen (und implizit den zugrundeliegenden Modellvorstellungen, siehe Kap. 1 & 2) zielt darauf ab zu prüfen, ob die Probanden das nötige Vorwissen besitzen, um die räumlichen Strukturen von Molekülen z.B. anhand von Strukturformeln vorherzusagen. Dies wird während der Intervention im Erklärvideo anhand des Hybridisierungsmodells erklärt und ist für die Bearbeitung der Modellierungs-Testaufgaben nötig.

Die Distraktoren „Die Polarität der Bindungen bestimmt die Struktur eines Moleküls“, „Die Größe der gebundenen Atome in einem Molekül bestimmt dessen Struktur“ und „Die räumliche Struktur von Molekülen kann nicht durch die Bindungsverhältnisse der im Molekül gebundenen Atome bestimmt werden“ wurden als gängige Schülervorstellung zum Thema Molekülstruktur identifiziert (Birk & Kurtz, 1999). Die Antwortmöglichkeiten „*Freie Elektronenpaare und bindende Elektronenpaare bestimmen die räumliche Struktur eines Moleküls*“ und „*Die Molekülstruktur kann annäherungsweise durch das VSEPR-Modell (Valence Shell Electron Pair Repulsion, deutsch: Valenzschalen-Elektronenpaar-Abstoßung) geklärt werden*“ sind die korrekten Antworten.

Item VW08 zu Subkategorie chemische Bindung

### Welche Aussagen über chemische Bindungen sind zutreffend?

- *Kovalente Bindungen kommen durch Überlappen zweier Atomorbitale zustande*
- Ionenbindungen kommen durch Überlappen zweier Atomorbitale zustande
- Elektronen bewegen sich in kovalenten Bindungen ausschließlich zwischen den an der Bindung beteiligten Atomen
- Durch die Bildung einer kovalenten Bindung werden die Energieniveaus der bindenden Elektronen erhöht
- *Durch die Bildung einer kovalenten Bindung werden die Energieniveaus der bindenden Elektronen abgesenkt*



Dieses Item zielt auf die Erfassung des Konzeptes der chemischen Bindung ab. Dabei wird überprüft, ob die Probanden angemessene Modellvorstellungen zum Zustandekommen verschiedener chemischer Bindungstypen sowie deren energetischer Betrachtung besitzen. Antwortmöglichkeit 2 wurde als Gegenpol zur korrekten Antwortmöglichkeit 1 als Distraktor selbst entwickelt. Antwortmöglichkeit 3 ist ein von Nicoll (2001) gefundenes Präkonzept und wurde als Distraktor gewählt. Antwortmöglichkeit 4 wurde ebenfalls als Gegenpol zur richtigen Antwortmöglichkeit 5 als Distraktor selbst entwickelt, um das Verständnis über die energetischen Ursachen des Zustandekommens von chemischen Bindungen zu prüfen. Dieser Herangehensweise folgend wurden die weiteren Items zur Erhebung des Fachwissens erstellt.

### Auswertung

Der Fachwissenstest, der im Pre- und Posttest eingesetzt wurde, bestand aus 10 Items. Jedes Item enthielt neben der Fragestellung 2 richtige und 3 falsche Antwortmöglichkeiten. Um eine Übervorteilung von Proband\*innen zu verhindern, die alle fünf oder keine Antwortmöglichkeit auswählten, wurde folgendes Scoring System entwickelt:

- Jede angekreuzte, fachlich richtige Antwort wurde mit 1,5 Punkten
- eine nicht ausgewählte, fachlich falsche Antwort wurde mit 1 Punkt bewertet.
- jede nicht ausgewählte, fachlich richtige Antwort wurde mit -1,5 Punkten bewertet.
- Eine ausgewählte, fachlich falsche Antwort wurde mit -1 Punkten

Auf diese Weise wird der Folgeeffekt der ungeraden Anzahl an Antwortmöglichkeiten ausgeglichen und trotzdem ein Malus für falsche Antworten ermöglicht. Das Scoring System ist in Tab. 1 zusammengefasst. Außerdem werden Distraktoren weniger gewichtet als richtige Antworten, was den Effekt von schwachen bzw. eindeutigen Distraktoren verringern kann. Die minimale Punktzahl pro Item ergibt damit -6 Punkte und die maximal zu erreichende Punktzahl (Score) liegt bei 6. Der maximale Gesamtscore Score\_VW bzw. Score\_NT lag demnach bei 60.

*Tabelle 1: Auswertungsschema/Punktevergabe des Fachwissenstests*

	Fachlich korrekte Antwortmöglichkeit	Fachlich falsche Antwortmöglichkeit
Ausgewählt	<b>1,5</b>	-1
Nicht ausgewählt	-1,5	<b>1</b>

## Skalendokumentation

Im Folgenden werden die wichtigsten Item- und Skalenkennwerte tabellarisch dargestellt. Neben den Item-Mittelwerten und deren Standardabweichungen sind die Trennschärfen  $r$  anhand der Werte der korrigierten Item-Skala-Korrelationen dargestellt. Diese sollten einen Wert von mindestens 0,3 besitzen (Bortz & Döring, 2006). In der letzten Spalte sind die Cronbach's  $\alpha$  Werte  $a$  angegeben, die die Skala besitzen würde, wenn das jeweilige Item weggelassen würde.

### Fachwissenstest im Pretest

Quelle: Eigenentwicklung anhand Präkonzepten (siehe Kap. 5.1.3)

Anzahl der Items: 10

Antwortformat: Multiple Choice, 2 richtige Lösungen, 3 Distraktoren

Max. Score: 6 (Total 6 x 10 = 60)

Min. Score: -6 (Total -6 x 10 = -60)

*Tabelle 2: Skalendokumentation des Fachwissenstests im Pretest.*

	Mittelwert	Std.- Abweichung	$r$	$a$
Score_VW01	2,8182	1,25045	0,425	0,580
Score_VW02	2,6364	2,80260	0,653	0,493
Score_VW03	1,7273	3,28910	0,044	0,641
Score_VW04	1,9091	2,38556	0,157	0,606
Score_VW05	0,8182	3,37100	-0,034	0,661
Score_VW06	-0,2727	3,00303	0,166	0,609
Score_VW07	2,5455	2,91079	0,260	0,587
Score_VW08	1,3636	4,52267	0,723	0,411
Score_VW09	2,0000	2,36643	0,723	0,495
Score_VW10	1,3636	2,73030	0,035	0,633
Skala: Fachwissenstest im Pretest			N = 11	M = 16,909
Skalenkürzel: Score_VW			Cronbach's $\alpha$ = 0,608	SD = 13,960

### Fachwissenstest im Posttest

Quelle: Eigenentwicklung anhand Präkonzepten (siehe siehe Kap. 5.1.3)

Anzahl der Items: 10

Antwortformat: Multiple Choice, 2 richtige Lösungen, 3 Distraktoren

Max. Score: 6 (Total 6 x 10 = 60)

Min. Score: -6 (Total -6 x 10 = -60)

Tabelle 3: : Skalendokumentation des Fachwissenstests im Posttest.

Fachwissenstest im Posttest				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
Score_NT01	2,5455	2,16165	0,462	0,862
Score_NT02	1,8182	3,12468	0,894	0,824
Score_NT03	1,2727	3,43776	0,588	0,854
Score_NT04	2,6364	2,73030	0,554	0,855
Score_NT05	1,3636	2,80260	0,528	0,857
Score_NT06	1,3636	2,76668	0,517	0,858
Score_NT07	2,9091	1,92117	0,119	0,880
Score_NT08	3,0000	3,34664	0,763	0,836
Score_NT09	2,0909	2,42712	0,432	0,864
Score_NT10	0,6364	3,17089	0,846	0,828
Skala: Fachwissenstest im Posttest			N = 11	M = 19,636
Skalenkürzel: Score_NT			Cronbach's $\alpha$ = 0,866	SD = 19,049

Itemliste(Korrekte Aussagen werden hier jeweils kursiv und grün dargestellt):

Einleitung: Es gibt verschiedene Modelle, um die Struktur von Atomen zu beschreiben. Einige davon wurden bereits in der Antike aufgestellt und werden auch heute noch teilweise gelehrt. Dennoch sind auch moderne Modelle, z.B. zum Aufbau der Elektronenhülle von Atomen nur dazu geeignet, den Aufbau von Atomen zu beschreiben, nicht aber zu erklären. Im Folgenden wird ihr Wissen über die elektronische Struktur von Atomen getestet.

VW01: Welche Aussagen über die Elektronenhülle eines Atoms sind zutreffend?

- Elektronen bewegen sich auf zweidimensionalen Kreisbahnen mit konstantem Radius um den Atomkern
- *Elektronen befinden sich zu einer bestimmten Wahrscheinlichkeit innerhalb dreidimensionaler Orbitale*
- Elektronen bewegen sich in dreidimensionalen Schalen mit konstantem Radius um den Atomkern
- *Der Aufenthaltsort von Elektronen kann annähernd durch die Lösung der Schrödingergleichung bestimmt werden*
- Elektronen bewegen sich zu einer bestimmten Wahrscheinlichkeit in dreidimensionalen Orbitalen

VW02: Welche Aussagen über die Energieniveaus von Orbitalen und Elektronen ist zutreffend?

- *Je niedriger die mit Elektronen besetzten Energieniveaus in einem quantenmechanischen System, desto stabiler ist es insgesamt*

- Jede Schale ist durch ein einziges Energieniveau exakt gekennzeichnet
- Jedes Orbital ist durch ein bestimmtes Energieniveau exakt gekennzeichnet
- Jedes Elektron ist durch ein bestimmtes Energieniveau exakt gekennzeichnet
- *Orbitale können nach aufsteigenden Energieniveaus und Quantenzahlen sortiert werden*

VW03: Welche Aussagen über Orbitale sind zutreffend?

- Orbitale und Schalen sind grundsätzlich Synonyme
- Orbitale sind Flugbahnen um den Nukleus, auf denen Elektronen rotieren
- *Die Form und Größe von Orbitalen wird durch Quantenzahlen beschrieben*
- *Die Form und Größe von Orbitalen wird näherungsweise durch die Lösung der Schrödingergleichung für das Wasserstoffatom beschrieben.*
- Innerhalb eines Orbitals ist die Wahrscheinlichkeit, ein Elektron anzutreffen immer gleich groß

Einleitung: Die analytische Chemie ist ein zentrales Themengebiet für jeden Chemiker. Zur Aufklärung von molekularen Strukturen gibt es viele etablierte Methoden. Diesen Techniken liegen allerdings einige Modellvorstellungen zugrunde, wie die Vielzahl an molekularen Strukturen zustande kommen. Im Folgenden testen Sie ihr Wissen über diese Erklärungsansätze.

VW04: Welche Aussagen über die räumliche Struktur von Molekülen sind zutreffend?

- Die Polarität der Bindungen bestimmt die Struktur eines Moleküls
- Die Größe der gebundenen Atome in einem Molekül bestimmt dessen Struktur
- *Freie Elektronenpaare und bindende Elektronenpaare bestimmen die räumliche Struktur eines Moleküls*
- *Die Molekülstruktur kann annäherungsweise durch das VSEPR-Modell (Valence Shell electron Pair Repulsion, deutsch: Valenzschalen-Elektronenpaar-Abstoßung) geklärt werden*
- Die räumliche Struktur von Molekülen kann nicht durch die Bindungsverhältnisse der im Molekül gebundenen Atome bestimmt werden

VW05: Welche Aussagen über das Modell der Hybridisierung sind zutreffend?

- *Das Hybridisierungsmodell beschreibt die elektronische Struktur von in Molekülen gebundenen Atomen durch mathematisches Mischen von Atomorbitalen*
- Durch Hybridisierung entstehen aus Atomorbitalen Molekülorbitale
- Durch Hybridisierung können Atome Bindungen eingehen, die sie ohne Hybridisierung nicht realisieren könnten

- *Das Hybridisierungsmodell beschreibt die Bindungszustände in Molekülen*
- Hybridisierung kann nur zwischen Atomorbitalen angenommen werden, deren Energieniveaus sich deutlich unterscheiden

VW06: Welche Aussagen über Hybridorbitale sind zutreffend?

- Hybridorbitale haben Formen und Orientierungen, die sich nicht von den zugrundeliegenden Atomorbitalen unterscheiden
- *Ein „Set“ an Hybridorbitalen erhält man durch die mathematische Kombination aus Atomorbitalen desselben Atoms*
- Die Anzahl an Hybridorbitalen entspricht dabei nicht immer der Anzahl an Atomorbitalen, die kombiniert wurden, um das „Set“ zu erhalten
- *Alle Hybridorbitale eines Sets stimmen in ihren Energieniveaus und ihrer Struktur überein, unterscheiden sich jedoch in ihrer räumlichen Ausrichtung*
- Hybridorbitale entstehen lediglich durch Anheben und absenken von Elektronen auf höhere Energieniveaus im selben Atom

VW07: Welche Aussagen über Hybridisierungszustände sind zutreffend

- *$sp^3$  - Hybridorbitale spannen einen Tetraeder auf, da die vier Hybridorbitale in die vier Ecken eines Tetraeders gerichtet sind*
- $sp^3$  - Hybridorbitale werden rechnerisch aus einem s und einem p-Orbital gebildet
- $sp^2$  - Hybridorbitale spannen einen Oktaeder auf, indem die drei Hybridorbitale und die drei p-Orbitale in die sechs Ecken eines Oktaeders gerichtet sind
- *Die räumliche Struktur einer Doppelbindung lässt sich durch  $sp^2$ -Hybridisierung beider an der Bindung beteiligten Kohlenstoffatome beschreiben*
- Die Struktur eines  $sp^2$  - hybridisierten Kohlenstoffs ist trigonal-bipyramidal, weil die drei  $sp^2$ -Hybridorbitale ein Dreieck und das p-Orbital nach unten und oben die Spitzen zweier Pyramiden aufspannen

Einleitung: Atome können auf verschiedene Weisen miteinander verbunden sein. Man kann diese unter anderem dadurch unterscheiden, indem man die Polarität der Bindungen vergleicht. Doch wie kommen diese Bindungszustände? Testen Sie im Folgenden ihr Wissen über chemische Bindungen.

VW08: Welche Aussagen über chemische Bindungen sind zutreffend?

- *Kovalente Bindungen kommen durch Überlappen zweier Atomorbitale zustande*
- Ionenbindungen kommen durch Überlappen zweier Atomorbitale zustande
- Elektronen bewegen sich in kovalenten Bindungen ausschließlich zwischen den an der Bindung beteiligten Atomen

- Durch die Bildung einer kovalenten Bindung werden die Energieniveaus der bindenden Elektronen erhöht
- *Durch die Bildung einer kovalenten Bindung werden die Energieniveaus der bindenden Elektronen abgesenkt*

VW09: Welche Aussagen über chemische Bindungen sind zutreffend?

- Bei der Bildung einer kovalenten Bindung werden antibindende Molekülorbitale mit Elektronen besetzt, die ein niedrigeres Energieniveau als die ursprünglichen Atomorbitale einnehmen
- Bei der Bildung einer kovalenten Bindung werden die Atomorbitale der beteiligten Atome entfernt und durch bindende, antibindende oder nichtbindende Orbitale ersetzt
- Bei der Bildung einer kovalenten Bindung findet immer auch eine Hybridisierung statt
- *Bei der Bildung einer kovalenten Bindung entstehen aus Atomorbitalen die gleiche Anzahl an Molekülorbitalen*
- *Bei der Bildung eines bindenden Molekülorbitals entsteht immer auch ein antibindendes Molekülorbital*

VW10: Welche Aussagen über die Polarität von chemischen Bindungen sind zutreffend?

- *Unpolare Bindungen kommen nur bei Bindungen zwischen zwei gleichen Atomen vor*
- *Polare Bindungen kommen bei Bindungspartnern mit unterschiedlichen Elektronegativitätswerten vor*
- Kovalente Bindungen sind immer unpolar
- Die Anziehung auf die Elektronen durch die an der kovalenten Bindung beteiligten Atome ist gleich stark
- Bindungspolarität hängt von der Anzahl an Valenzelektronen jedes Bindungspartners ab

### 5.1.3.2 Räumliches Vorstellungsvermögen

Zur Messung des räumlichen Vorstellungsvermögens, bzw. dem Teilaspekt „*spatial visualisation*“ (siehe Kap. 2.2.2), wurde der *Paper-Folding-Test* nach Ekstrom (1976) eingesetzt. Dieser Test besteht aus einer kurzen Anleitung darüber, was im Test von den Proband\*innen verlangt wird und einem Probebeispiel. Den Proband\*innen wird ein (virtuelles) quadratisches Blatt präsentiert, das auf unterschiedliche Weise gefaltet wird. Die Einzelschritte der Faltung sind dabei als einzelne Abbildung veranschaulicht. Nach den Faltungen werden ein oder mehr Löcher durch alle entstandenen Lagen in das Blatt gestochen. Anschließend muss der Proband aus fünf Möglichkeiten, wie das resultierende Lochmuster des aufgefalteten Blattes aussehen könnte, das korrekte Muster erkennen (siehe Abb. 15).

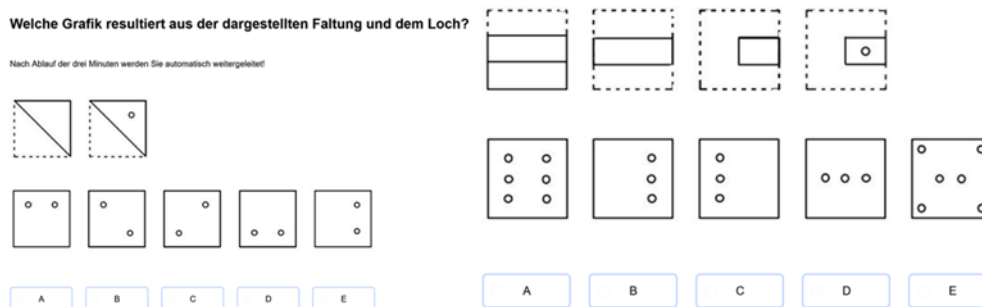


Abbildung 15: Beispielimens des Paper-Folding-Tests, wie sie die Probanden online sahen.

Der Test besteht insgesamt aus 20 solcher Items und ist auf zwei Seiten mit je zehn Items aufgeteilt. Pro Seite hat der Proband 3 Minuten Zeit. Das Bearbeitungsfenster im Browser schließt sich automatisch nach Ablauf der Zeit. Der Test wurde von den Probanden mittels QR-Code oder Hyperlink aufgerufen, der zu SosciSurvey leitete und wurde im Browser absolviert. Ein richtig ausgewähltes Muster wurde mit einem Punkt bewertet. Die maximale Punktzahl betrug damit 20.

### Skalendokumentation

Quelle: Paper-Folding-Test von Ekstrom (1976)

Anzahl der Items: 20

Antwortformat: Multiple Choice, 1 richtige Antwort

Max. Score: 1 (Total 1 x 20 = 20)

Min. Score: 0

Tabelle 4: Skalendokumentation des Paper-Folding-Tests.

Räumliches Vorstellungsvermögen				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
RV_1	1,0000	0,00000	x	x
RV_2	0,9091	0,30151	-0,098	0,859
RV_3	0,7273	0,46710	0,796	0,817
RV_4	0,9091	0,30151	0,364	0,843
RV_5	0,9091	0,30151	0,559	0,835
RV_6	1,0000	0,00000	x	x
RV_7	0,3636	0,50452	0,293	0,849
RV_8	0,2727	0,46710	0,592	0,830
RV_9	0,1818	0,40452	0,632	0,829
RV_10	0,3636	0,50452	0,235	0,853
RV_11	1,0000	0,00000	x	x
RV_12	1,0000	0,00000	x	x
RV_13	0,9091	0,30151	0,559	0,835
RV_14	0,7273	0,46710	0,796	0,817

RV_15	0,6364	0,50452	0,636	0,827
RV_16	0,9091	0,30151	0,559	0,835
RV_17	0,7273	0,46710	0,518	0,835
RV_18	0,2727	0,46710	-0,152	0,872
RV_19	0,8182	0,40452	0,732	0,824
RV_20	0,1818	0,40452	0,632	0,829
Skala: Räumliches Vorstellungsvermögen			N = 11	M = 13,818
Skalenkürzel: Score_RV		Cronbach's $\alpha$ = 0,864	SD = 3,683	

Die Items des Paper-Folding-Tests (Ekstrom, 1976) sind in Abb. 16 und Abb 17 dargestellt:

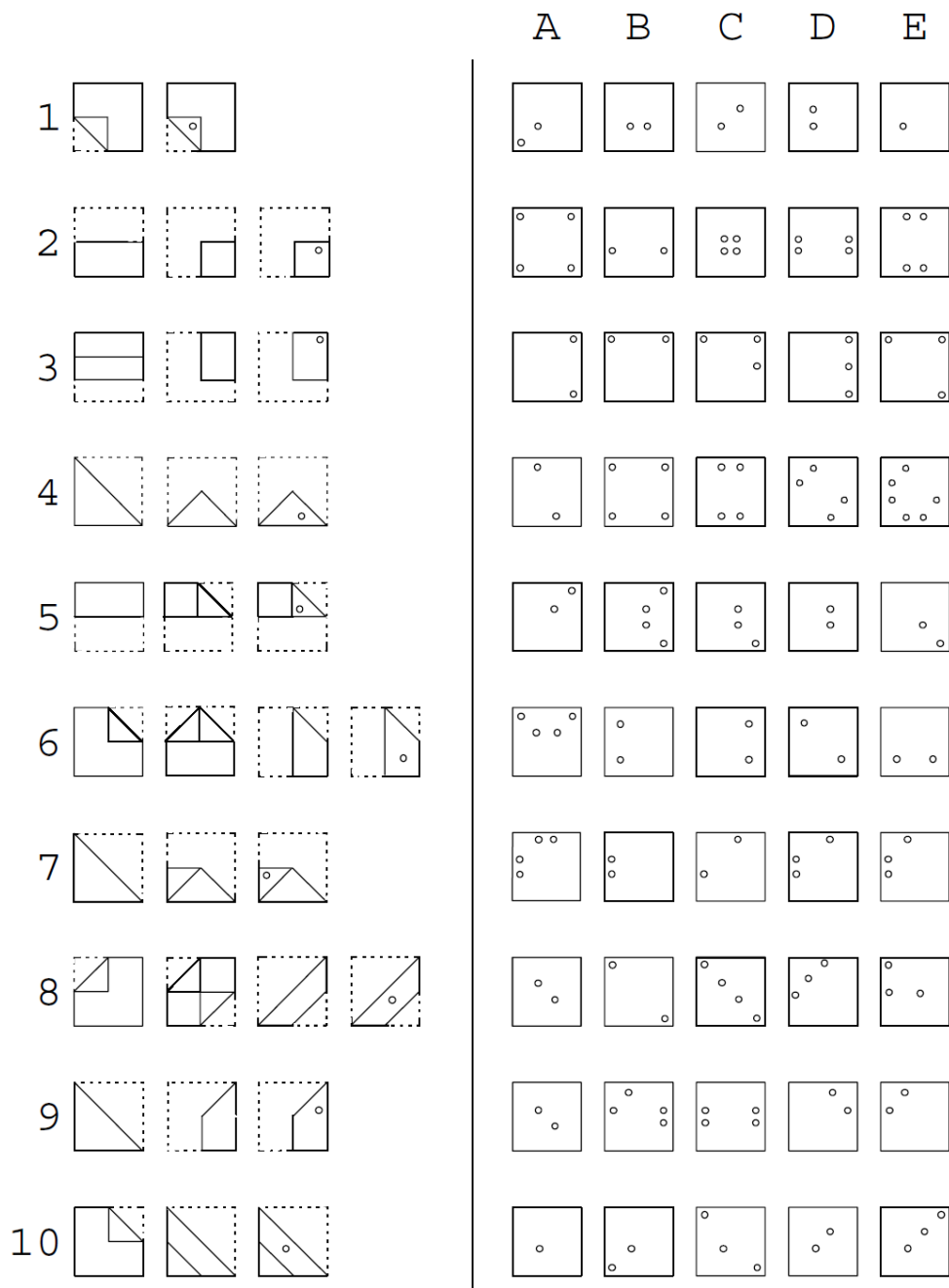


Abbildung 16: Erste zehn Items des Paper-Folding-Tests.



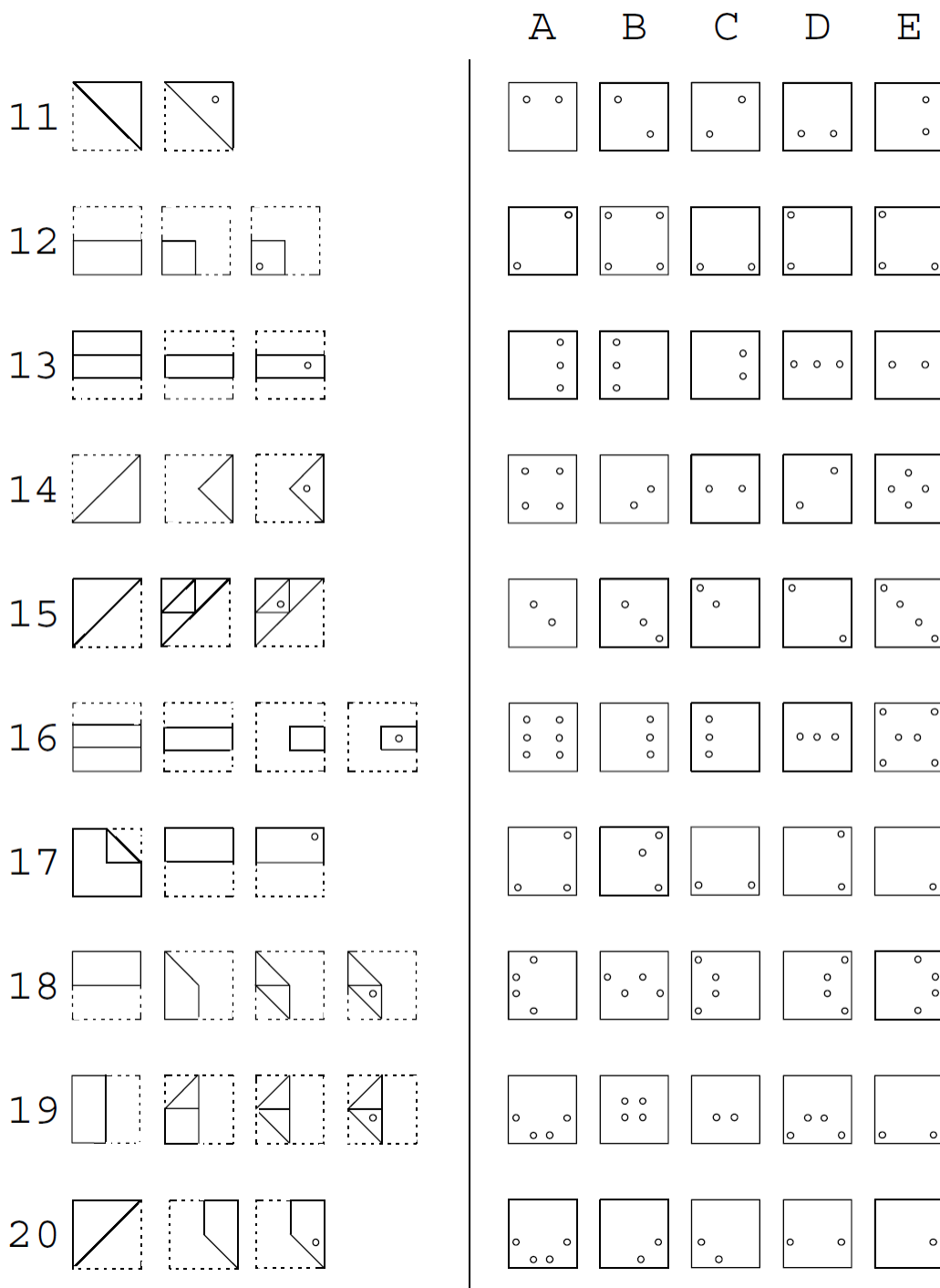


Abbildung 17: Zweiten zehn Items des Paper-Folding-Tests.

### 5.1.3.3 Usability

Verschiedene Instrumente und Methoden zur Bewertung von pragmatischen und hedonischen Eigenschaften von Software sind verfügbar, darunter: System Usability Scale (SUS), Usability Metric for User Experience (UMUX) und Computer System Usability Questionnaire (CSUQ) (Lewis, 2013). Hedonische Eigenschaften sind eher für Educational Games relevant, weshalb sie in dieser Studie nicht erhoben werden und an dieser Stelle nicht weiter ausgeführt werden.

In dieser Arbeit wurde unter anderem die *System-Usability-Scale* von Brooke (1996) eingesetzt. Die SUS-Skala ist ein psychometrisches Instrument, das eine sehr hohe Validität und Reliabilität für die Bewertung der Benutzerfreundlichkeit aufweist (Orfanou et al., 2015). Sie ist außerdem mit 10 Items äußerst ökonomisch. Einen Konsens, welche Skala zur Usability Bewertung von Bildungsmedien in den Bildungswissenschaften einzusetzen ist, existiert nicht. (Bangor et al., 2009) schlagen die folgenden benchmark Werte vor: Eine SUS-Punktzahl über 51 wird als "OK" interpretiert, ein SUS-Wert über 72 gilt als ein "gutes" Nutzbarkeitsniveau und ein SUS-Wert über 85 entspricht einer "ausgezeichneten" Benutzerfreundlichkeit. Anhand von 33 Studien, in denen mobile Anwendungen (Apps) verwendet wurden, konnte eine mittlere SUS-Punktzahl von 73,62 (SD = 13,49) ermittelt werden.

Zur Messung der wahrgenommenen *Usability* wurden insgesamt vier verschiedene Skalen eingesetzt, die aus der englischen Literatur in deutsche Sprache übersetzt wurden. Alle Skalen wurden online über die Plattform SosciSurvey zur digitalen Bearbeitung dargestellt.

### *System-Usability-Scale*

Die System-Usability-Scale (SUS) von Brooke (1996) ist eine kurze, aber effiziente Skala zur Erfassung der Nutzerfreundlichkeit eines (digitalen) Systems. Sie wurde ursprünglich für den Einsatz in der Wirtschaft konzipiert, wird aber seit vielen Jahren auch in den Bildungswissenschaften eingesetzt (Vlachogianni & Tselios, 2022). Die Skala besteht aus zehn Items, die in abwechselnder Reihenfolge positiv und negativ formuliert sind. Die Probanden beurteilen anhand einer fünf stufigen Likert-Skala die Arbeit mit der Lernumgebung. Ein Scoring von „1“ bedeutet dabei „ich stimme nicht zu“ und ein Scoring von 5 bedeutet „ich stimme voll und ganz zu“. Die Werte „2“, „3“ und „4“ wurden nicht mit Aussagen verbunden (siehe Abb. 18). In einem einführenden Text wird ausdrücklich darauf hingewiesen, dass lediglich die Arbeit mit der App bzw. dem materiellen Orbitalbaukasten in der Hauptstudie für die Bewertung ausschlaggebend ist und nicht das Lernvideo. Die Skala, wie sie von den Probanden bearbeitet wurde, ist in Abb. 18 dargestellt.

## 2. Bewerten Sie die App!

	Ich stimme nicht zu	Ich stimme voll und ganz zu
Ich kann mir sehr gut vorstellen, die Orbitalbaukasten-App regelmäßig zu nutzen.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich empfinde die Orbitalbaukasten-App als unnötig komplex.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich empfinde die Orbitalbaukasten-App als einfach zu nutzen.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich denke, dass ich technischen Support brauchen würde, um die Orbitalbaukasten-App zu nutzen.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich finde, dass die verschiedenen Funktionen der Orbitalbaukasten-App gut integriert sind.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich finde, dass es in der Orbitalbaukasten-App zu viele Inkonsistenzen gibt.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich kann mir vorstellen, dass die meisten Leute die Orbitalbaukasten-App schnell zu beherrschen lernen.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich empfinde die Bedienung der Orbitalbaukasten-App als sehr umständlich.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich habe mich bei der Nutzung der Orbitalbaukasten-App sehr sicher gefühlt.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich musste eine Menge Dinge lernen, bevor ich mit der Orbitalbaukasten-App arbeiten konnte.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Abbildung 18: Die System-Usability-Scale Ansicht der Proband\*innen.

Die *System-Usability-Scale* besteht aus 10 Items mit einer fünf-stufigen Likert Skala (1- 5). Der Skalenmittelwert betrug  $M = 32,5$  von einem maximal zu erreichenden Scoring von 50. Dieser Wert wird mit dem Faktor 2,5 multipliziert, um den „SUS Score“ zu erhalten, der in der Literatur üblicherweise berichtet wird.

### *Perceived-Ease-Of-Use*

Die *Perceived-Ease-Of-Use* Skala (PEOU) nach Guo et. al. (2020) wurde im Rahmen dieser Pilotierung eingesetzt, um etwaige Unterschiede zur *System-Usability-Scale* zu ermitteln. Die Items wurden sinngemäß aus dem Englischen übersetzt und auf die Inhalte dieser Lerneinheit angepasst. Dies gilt ebenso für die weiteren Skalen nach Guo et. al (2020), die im Folgenden beschrieben werden. Die 4 Items dieser Skala sind inhaltlich ähnlich zu jenen der SUS. Es wurden der Skala die beiden selbst entwickelten Items „Die "Auto-Strukturkorrektur"-Funktion empfand ich hilfreich“ und „Das Tutorial zur Bedienung der Orbitalbaukasten-App war ausreichend“ hinzugefügt, um die Passgenauigkeit zur vorliegenden Lernumgebung zu verbessern. Es kam ebenso eine fünfstufige Likert Skala zum Einsatz.

### *Perceived-Usefulness*

Die *Perceived-Usefulness* Skala (PU) nach Guo et. al. (2020) fokussiert weniger auf die Nutzerfreundlichkeit, sondern mehr auf den wahrgenommenen Nutzen der Lernumgebung für die Lernenden. Dies eröffnet eine weitere Perspektive auf die Einschätzung der Arbeit mit der App. Die Skala enthält ursprünglich vier Items (1. – 4. in Abb 19). Weitere sieben selbst entwickelte Items wurden der Skala hinzugefügt (5. – 11. in Abb. 19.) Diese zielten detaillierter auf inhaltliche Aspekte der App und auf den wahrgenommenen Lernerfolg ab. Es kam ebenfalls eine fünfstufige Likert Skala zum Einsatz.

5. Fanden Sie die App hilfreich?

	Ich stimme nicht zu	Ich stimme voll und ganz zu
Die Orbitalbaukasten-App war hilfreich für die Verbesserung meines Wissens über die Orbitaltheorie und Hybridisierungen.	○ ○ ○ ○ ○	
Die Orbitalbaukasten-App war hilfreich für das Verständnis der Orbitaltheorie und Hybridisierungen.	○ ○ ○ ○ ○	
Die Orbitalbaukasten-App war hilfreich für das Erlernen des Erstellens von dreidimensionalen Modelldarstellungen	○ ○ ○ ○ ○	
Insgesamt fand ich die Orbitalbaukasten-App nützlich.	○ ○ ○ ○ ○	
Die gelernten Inhalte haben mein Verständnis über Aufbau und Struktur von Molekülen verbessert.	○ ○ ○ ○ ○	
Die gelernten Inhalte haben mein Verständnis über die Orbitaltheorie verbessert.	○ ○ ○ ○ ○	
Die dreidimensionale Darstellung von Orbitalen hat mich in meinem Lernprozess unterstützt.	○ ○ ○ ○ ○	
Die Möglichkeit, dreidimensionale Strukturen selbst zu erstellen hat mir das Lernen erleichtert.	○ ○ ○ ○ ○	
Die dargestellten Abbildungen von Orbitalen haben sich mit meinem Vorwissen über Orbitale vereinbaren lassen.	○ ○ ○ ○ ○	
Die selbst durchgeführten Modellierungen in den Übungsphasen haben meinen Lernprozess gewinnbringend unterstützt.	○ ○ ○ ○ ○	
Die Testaufgaben am Ende der Befragung empfand ich für zu schwer.	○ ○ ○ ○ ○	

Abbildung 19: Die Perceived-Usefulness Skala Ansicht der Proband\*innen.

### Intention-of-further-Use

Die Intention-of-further-Use Skala (IoU) nach (Guo et al., 2020) bildet den logischen nächsten Schritt zur Skala PU, indem sie anschließend an den wahrgenommenen Nutzen erfasst, ob die Lernenden die Lernumgebung weiterhin nutzen werden (siehe Abb. 20). Die Skala besteht aus vier Items mit einer fünf-stufigen Likert Skala, die aus dem Englischen übersetzt wurden. Es wurden keine weiteren Items hinzugefügt.

6. Werden Sie die App weiter verwenden?

	Ich stimme nicht zu	Ich stimme voll und ganz zu
Wenn ich in Zukunft Inhalte zur Orbitaltheorie oder zur Struktur von Molekülen lerne, werde ich die Orbitalbaukasten-App zur Unterstützung meines Lernprozesses verwenden.	○ ○ ○ ○ ○	
Wenn ich in Zukunft Inhalte zur Orbitaltheorie oder zur Struktur von Molekülen lehre, werde ich die Orbitalbaukasten-App zur Unterstützung meines Unterrichts verwenden.	○ ○ ○ ○ ○	
Wenn ich in Zukunft Inhalte zur Orbitaltheorie oder zur Struktur von Molekülen lehre, werde ich Abbildungen aus der Orbitalbaukasten-App zur Unterstützung meines Unterrichts verwenden.	○ ○ ○ ○ ○	
Wenn ich in Zukunft Inhalte zur Orbitaltheorie oder zur Struktur von Molekülen lehre, werde ich Abbildungen aus den Lernsequenzen dieser Studie zur Unterstützung meines Unterrichts verwenden.	○ ○ ○ ○ ○	

Abbildung 20: Die Intention-of-further-Use Skala Ansicht der Proband\*innen.

### Skalendokumentation

Quelle: Angepasst nach Brooke (1996)

Anzahl der Items: 10

Antwortformat: Fünf-stufige Likert Skala: 1 (ich stimme nicht zu), 5 (ich stimme voll und ganz zu)

Max. Score: 50

Min. Score: 10

Tabelle 5: : Skalendokumentation der System-Usability-Scale.

System-Usability-Scale				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
SUS_1	2,27	1,104	-0,012	0,677
SUS_2	3,64	1,120	0,325	0,618
SUS_3	3,09	0,944	0,586	0,578
SUS_4	3,55	1,572	0,682	0,515
SUS_5	4,18	1,079	0,004	0,674
SUS_6	3,45	1,036	-0,208	0,704
SUS_7	3,55	0,934	0,220	0,637
SUS_8	3,00	1,265	0,686	0,534
SUS_9	3,00	1,183	0,693	0,539
SUS_10	2,82	1,940	0,266	0,649
Skala: System- Usability-Scale			N = 11	M = 32,546
Skalenkürzel: Score_SUS			Cronbach's $\alpha$ = 0,645	SD = 6,122

Itemliste:

SUS\_1: Ich kann mir sehr gut vorstellen, die Orbitalbaukasten-App regelmäßig zu nutzen.

SUS\_2: Ich empfinde die Orbitalbaukasten-App als unnötig komplex.

SUS\_3: Ich empfinde die Orbitalbaukasten-App als einfach zu nutzen.

SUS\_4: Ich denke, dass ich technischen Support brauchen würde, um die Orbitalbaukasten-App zu nutzen.

SUS\_5: Ich finde, dass die verschiedenen Funktionen der Orbitalbaukasten-App gut integriert sind.

SUS\_6: Ich finde, dass es in der Orbitalbaukasten-App zu viele Inkonsistenzen gibt.

SUS\_7: Ich kann mir vorstellen, dass die meisten Leute die Orbitalbaukasten-App schnell zu beherrschen lernen.

SUS\_8: Ich empfinde die Bedienung der Orbitalbaukasten-App als sehr umständlich.

SUS\_9: Ich habe mich bei der Nutzung der Orbitalbaukasten-App sehr sicher gefühlt.

SUS\_10: Ich musste eine Menge Dinge lernen, bevor ich mit der Orbitalbaukasten-App arbeiten konnte.

**Perceived-Ease-Of-Use**

Quelle: Angepasst und erweitert nach Guo et al. (2020)

Anzahl der Items: 6

Antwortformat: Fünf-stufige Likert Skala: 1 (ich stimme nicht zu), 5 (ich stimme voll und ganz zu)

Max. Score: 30

Min. Score: 6

Tabelle 6: Skalendokumentation der Perceived-Ease-Of-Use Skala.

Perceived-Ease-Of-Use				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
PEOU_1	4,18	0,874	0,429	0,041
PEOU_2	3,18	1,079	0,289	0,090
PEOU_3	3,64	1,286	0,154	0,174
PEOU_4	3,36	1,362	-0,281	0,491
PEOU_5	3,64	1,912	0,135	0,191
PEOU_6	3,73	1,191	0,155	0,178
Skala: Perceived- Ease-Of-Use			N = 11	M = 21,727
Skalenkürzel: Score_PEOU			Cronbach's $\alpha$ = 0,246	SD = 3,636

Itemliste:

PEOU\_1: Die Bedienelemente der Orbitalbaukasten-App sind einfach zu verstehen.

PEOU\_2: Die Bedienelemente der Orbitalbaukasten-App sind einfach zu bedienen.

PEOU\_3: Der Inhalt der Orbitalbaukasten-App ist klar und verständlich.

PEOU\_4: Die Bedienung der Orbitalbaukasten-App habe ich innerhalb kurzer Zeit gelernt.

PEOU\_5: Die "Auto-Strukturkorrektur"-Funktion empfand ich hilfreich

PEOU\_6: Das Tutorial zur Bedienung der Orbitalbaukasten-App war ausreichend

### Perceived-Usefulness

Quelle: Angepasst und erweitert nach Guo et al. (2020)

Anzahl der Items: 11

Antwortformat: Fünf-stufige Likert Skala: 1 (ich stimme nicht zu), 5 (ich stimme voll und ganz zu)

Max. Score: 55

Min. Score: 11

Tabelle 7: : Skalendokumentation der Perceived-Usefulness Skala.

Perceived-Usefulness				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
PU_1	3,82	1,168	0,602	0,891
PU_2	3,64	1,027	0,640	0,888
PU_3	4,27	0,647	0,634	0,891
PU_4	4,00	0,894	0,722	0,884
PU_5	3,73	1,104	0,826	0,876
PU_6	3,36	1,206	0,741	0,882
PU_7	4,45	0,820	0,705	0,886
PU_8	3,91	1,136	0,567	0,893
PU_9	4,18	0,874	0,833	0,879
PU_10	3,91	0,831	0,451	0,898
PU_11	2,2727	1,19087	0,384	0,906
Skala:			N = 11	M = 41,546
Perceived- Usefulness				
Skalenkürzel: Score_PU			Cronbach's $\alpha$ = 0,898	SD = 7,789

Itemliste:

PU\_1: Die Orbitalbaukasten-App war hilfreich für die Verbesserung meines Wissens über die Orbitaltheorie und Hybridisierungen.

PU\_2: Die Orbitalbaukasten-App war hilfreich für das Verständnis der Orbitaltheorie und Hybridisierungen.

PU\_3: Die Orbitalbaukasten-App war hilfreich für das Erlernen des Erstellens von dreidimensionalen Modelldarstellungen

PU\_4: Insgesamt fand ich die Orbitalbaukasten-App nützlich.

PU\_5: Die gelernten Inhalte haben mein Verständnis über Aufbau und Struktur von Molekülen verbessert.

PU\_6: Die gelernten Inhalte haben mein Verständnis über die Orbitaltheorie verbessert.

PU\_7: Die dreidimensionale Darstellung von Orbitalen hat mich in meinem Lernprozess unterstützt.

PU\_8: Die Möglichkeit, dreidimensionale Strukturen selbst zu erstellen hat mir das Lernen erleichtert.

PU\_9: Die dargestellten Abbildungen von Orbitalen haben sich mit meinem Vorwissen über Orbitale vereinbaren lassen.

PU\_10: Die selbst durchgeführten Modellierungen in den Übungsphasen haben meinen Lernprozess gewinnbringend unterstützt.

PU\_11: Die Testaufgaben am Ende der Befragung empfand ich für zu schwer.

## Intention-of-Further-Use

Quelle:	Angepasst und erweitert nach Guo et al. (2020)
Anzahl der Items:	6
Antwortformat:	Fünf-stufige Likert Skala: 1 (ich stimme nicht zu), 5 (ich stimme voll und ganz zu)
	Max. Score: 30
	Min. Score: 6

Tabelle 8: Skalendokumentation der Intention-of-further-Use Skala.

Intention-of-further-Use				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
IoU_1	2,91	1,446	0,495	0,911
IoU_2	3,55	1,293	0,880	0,739
IoU_3	3,82	1,250	0,758	0,795
IoU_4	3,27	1,191	0,719	0,812
Skala: Intention- of-further-Use			N = 11	M = 13,546
Skalenkürzel: Score_IoU		Cronbach's $\alpha$ = 0,857		SD = 4,344

IoU\_1: Wenn ich in Zukunft Inhalte zur Orbitaltheorie oder zur Struktur von Molekülen lerne, werde ich die Orbitalbaukasten-App zur Unterstützung meines Lernprozesses verwenden.

IoU\_2: Wenn ich in Zukunft Inhalte zur Orbitaltheorie oder zur Struktur von Molekülen lehre, werde ich die Orbitalbaukasten-App zur Unterstützung meines Unterrichts verwenden.

IoU\_3: Wenn ich in Zukunft Inhalte zur Orbitaltheorie oder zur Struktur von Molekülen lehre, werde ich Abbildungen aus der Orbitalbaukasten-App zur Unterstützung meines Unterrichts verwenden.

IoU\_4: Wenn ich in Zukunft Inhalte zur Orbitaltheorie oder zur Struktur von Molekülen lehre, werde ich Abbildungen aus den Lernsequenzen dieser Studie zur Unterstützung meines Unterrichts verwenden.

### 5.1.3.4 Feedback

Zur Erfassung eines Feedbacks zum Lernen mit der App wurde ein entsprechendes Freitextfeld dem Fragebogen angeschlossen. Hier wurde nach Verbesserungsvorschlägen zum Userinterface, Funktionen und Inhalten gefragt. Die daraus gewonnenen Daten wurden genutzt, um die App für die weiteren Datenerhebungen zu verbessern.

### 5.1.4 Auswertungsmethoden

Alle statistischen Berechnungen wurden mit dem Programm SPSS von IBM (Version 28) durchgeführt. Für die weiterführenden Informationen zu den statistischen Verfahren nach klassischer Testtheorie sei an dieser Stelle auf entsprechende Literatur verwiesen (Backhaus et al., 2015; Bortz & Döring, 2006).



## **Deskriptive Statistik**

Mit den erhobenen Daten wurden zunächst deskriptive Statistiken durchgeführt. Auf diese Weise konnte das Antwortverhalten der Probanden und Häufigkeiten von Merkmalsausprägungen analysiert werden (Ziegler & Bühner, 2012). In dieser Studie wurde für jedes Item das Minimum, das Maximum, die Summe, der Mittelwert, die Standardabweichung und die Varianz ermittelt.

## **Skalenkonsistenz**

Die Skalenkonsistenz wurde anhand der Berechnung von Cronbach's  $\alpha$  angegeben. Dieser Wert sagt aus, wie gut eine bestimmte Anzahl von Items, die eine Skala bilden, ein einziges Konstrukt misst. Cronbach's  $\alpha$  gibt dabei die Korrelation an, die ein Item mit der gesamten Skala aufweist und kann Werte von 0 bis 1 annehmen (Tavakol & Dennick, 2011). Ein Cronbach's  $\alpha$  Wert von  $> 0,6$  zeugt dabei von einer fragwürdigen,  $> 0,7$  von einer akzeptablen,  $> 0,8$  von einer guten und  $> 0,9$  von einer exzellenten Skalenkonsistenz (Blaž, 2015).

## **Korrelationsanalysen nach Spearman**

Der Spearman's  $\rho$  (rho) Koeffizient stellt eine nicht-parametrische Alternative zu Pearsons Korrelationskoeffizienten  $r$  dar. Korrelation misst die Stärke des linearen Zusammenhangs zwischen zwei Variablen. Der Koeffizient  $\rho$  wird verwendet, wenn die erhobenen Daten parametrische Annahmen wie die Normalverteilung nicht erfüllen und kann Werte zwischen -1 (perfekt negative Korrelation) und 1 (perfekt positive Korrelation) annehmen. Der Wert 0 bedeutet, dass kein Zusammenhang zwischen beiden Variablen existiert. Bei diesem Testverfahren werden die Daten zunächst in Ränge aufgeteilt, die dann wiederum in die Korrelationsgleichung von Pearson eingesetzt werden (Field, 2011). Das Signifikanzniveau beträgt  $p < 0,05$ .

### **5.1.5 Skalenanalyse**

Die Skalenkonsistenzen wurden anhand des Cronbach's  $\alpha$  Wertes beurteilt. Diese sind für alle Skalen und Subskalen in Tab. 9 im Überblick dargestellt. Es fand kein Ausschluss von Items anhand Itemschwierigkeiten statt. Dies wird mit der kleinen Stichprobe und der Bewahrung der Vergleichbarkeit mit Literaturergebnissen - vor allem bezüglich der SUS Skala – begründet. Aus diesem Grund wurden die Itemschwierigkeiten nicht gesondert berichtet, wobei Rückschlüsse darauf anhand der Itemmittelwerte möglich sind (siehe Kap. 5.1.3). Score\_VW und Score\_NT sind die Gesamtskalen des Fachwissenstests im Pretest bzw. Posttest. Diese wurden, wie unter Kap. 5.1.3 beschrieben inhaltlich in die drei Subskalen VW\_AO, VW\_Struk und VW\_Bind unterteilt. Auffällig dabei ist, dass die Cronbach's  $\alpha$  Werte des Fachwissenstests im Pretest (Score\_VW, VW\_AO, VW\_Struk, VW\_Bind) deutlich geringer und damit schlechter ausfallen, als im Posttest. VW\_AO und VW\_Struk liegen mit Werten von 0,223 und 0,140 im

inakzeptablen Bereich (Blanz, 2015). Die Werte der identischen Skalen im Posttest NT\_AO und NT\_Struk zeugen mit Cronbach's  $\alpha$  Werten von 0,797 und 0,602 hingegen von akzeptabler bis guter Skalenkonsistenz. Die Skala Score\_PEOU scheint mit einem Cronbach's  $\alpha$  von 0,246 ebenfalls mit inakzeptabler Konsistenz zu messen. Alle weiteren Skalen liegen mit Cronbach's  $\alpha$  Werten von 0,612 bis 0,898 im akzeptablen bis guten Bereich.

Tabelle 9: Skalenkonsistenz aller eingesetzten Skalen.

Skalenkonsistenzen				
Skala	N	Anzahl Items	M (SD)	Cronbach's $\alpha$
Score_VW	11	10	16,9 (14,0)	0,608
VW_AO	11	3	7,2 (4,9)	0,223
VW_Struk	11	4	5,0 (6,2)	0,140
VW_Bind	11	3	4,7 (7,5)	0,612
Score_NT	11	10	19,6 (19)	0,866
NT_AO	11	3	5,6 (7,5)	0,797
NT_Struk	11	4	8,3 (7,0)	0,602
NT_Bind	11	3	5,7 (7,3)	0,741
Score_RV*	11	16	13,8 (3,7)	0,846
Score_SUS	11	10	32,5 (6,1)	0,645
Score_PEOU	11	6	21,7 (3,6)	0,246
Score_PU	11	11	41,5 (7,8)	0,898
Score_IoU	11	4	13,5 (4,3)	0,857

\*Anmerkung: Score\_RV enthielt 4 ausgeschlossene Items mit Varianz = 0

Im Rahmen der Auswertung dieser ersten Pilotierung wurden die Skalen, nicht zuletzt aufgrund der geringen Stichprobengröße von  $N = 11$  zunächst nicht verändert. Eine Faktorenanalyse war aufgrund der kleinen Stichproben nicht möglich. Für die zweite Pilotierung wurde die Fachwissens-Skala überarbeitet (siehe Kap. 6.1.3).

## 5.1.6 Lernmaterial

### 5.1.6.1 Lernvideo

Die Lernumgebung zur Erprobung der App zur digitalen Strukturmodellierung (Orbitalbaukasten-App) bestand aus einem selbst erstellten Lernvideo zum Thema Orbital- und Hybridisierungsmodell mit integrierten Übungsaufgaben, die in der App zu bearbeiten waren. Das Video konnte mittels QR-Code bzw. Hyperlink über Youtube aufgerufen werden. Es bestand aus insgesamt 46 PowerPoint Folien mit zahlreichen Animationen, die um eine

Tonspur mit Erklärungen und Ausführungen ergänzt wurden. Bei der Erstellung des Videos wurden insbesondere die Gestaltungsprinzipien zum Lernen mit Multimedia nach Mayer (2014) beachtet. Es begann mit Informationen über Atombau und allgemeinen Aspekten zur Orbitaltheorie. Anschließend wurden die Struktur der Elektronenhülle und die Besetzung der Atomorbitale anhand eines Energiediagramms erläutert. Die Energieniveaus wurden hier stets um die Formen der entsprechenden Orbitale ergänzt, um frühzeitig eine Verknüpfung zu dreidimensionalen Darstellungen/Repräsentationen zu gewährleisten (siehe Abb. 21). Daraus wurde problemorientiert (wie kann das Kohlenstoffatom im Methanmolekül vier äquivalente Bindungen ausbilden?) zum Hybridisierungsmodell hingeführt und auch die Hybridorbitale in 3D-Darstellungen gezeigt. Diese Darstellungen wurden dann den entsprechenden Bauteilen der Orbitalbaukasten-App gegenübergestellt und die Reduzierungen in deren Gestalt explizit veranschaulicht (siehe Abb. 21).

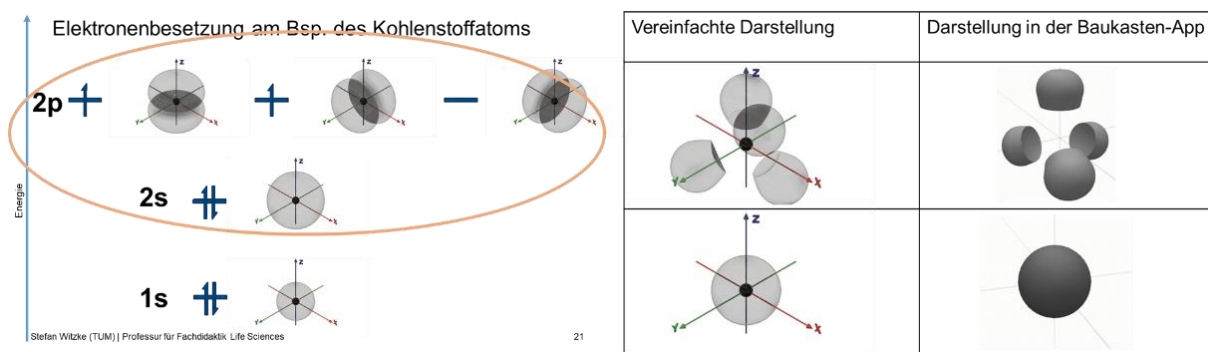


Abbildung 21: Zusammenführung der Darstellungen von Atom- und Hybridorbitalen mit den Bauteilen des digitalen Baukastens (App).

Darauf folgte die erste Übungsaufgabe. Diese verlangte von den Proband\*innen, ein  $sp^3$ -hybridisiertes Kohlenstoffatom zu modellieren. Dazu wurde eine Abbildung eines in der App korrekt modellierten  $sp^3$ -hybridisierten Kohlenstoffatoms präsentiert, das in der App reproduziert werden sollte. Es handelte sich hierbei also um eine Reproduktionsaufgabe bzw. Anforderungsbereich I. Im Video wird außerdem darauf hingewiesen, dass das Video jederzeit zurück gespult werden darf. Des Weiteren wurde ein genauer, sechsstufiger Handlungsplan vorgeschlagen, indem unter anderem die Autokorrektur-Funktion und die automatische Feedback-Funktion vorgestellt wurden. Es wurde nachdrücklich empfohlen, zunächst das in der App enthaltene Tutorial zur Bedienung der App zu bearbeiten. Anschließend wurde die kovalente Bindung eingeführt. Dies geschah ebenfalls anhand eines Energiediagramms und den 3D-Strukturen der jeweiligen Atom- und Molekülstrukturen, indem graphisch animiert das Zustandekommen von bindenden und antibindenden Molekülorbitalen gezeigt wurde. Dies wurde zuerst am Beispiel des Wasserstoffmoleküls verdeutlicht und anschließend wurde das Konzept auf die kovalente Bindung zwischen u.a. einem  $sp^3$ -hybridisiertem Kohlenstoffatom und einem Wasserstoffatom übertragen. Die 3D-Darstellungen der bindenden Molekülorbitale wurden dann in die Strukturformeldarstellung übersetzt. Dabei wurde deutlich gemacht, dass



stellten allesamt Transferaufgaben (Anforderungsbereich III) dar. Ein Hyperlink zum Lernvideo ist auf dem Merkblatt im Anhang 1 zu finden. Inhaltlich wurde sich für das gesamte Lernvideo an die Lehrbücher von Riedel (2010) und Hollemann (2016) orientiert. Wenige Abbildungen wurden aus diesen Lehrbüchern entnommen. Die meisten Abbildungen wurden in Fusion 360 von Autodesk und PowerPoint selbst erstellt.

#### 5.1.6.2 Der digitale Orbitalbaukasten

##### *Didaktisches Konzept*

Zur Vermittlung der Grundlagen des Orbital- und Hybridisierungsmodells wurde anhand der in Kapitel 2 dargestellten Befunde ein Baukastensystem entwickelt, das aus dreidimensionalen Bauteilen besteht. Dieser wurde zunächst digital als App für die Nutzung auf einem digitalen, mobilen Endgerät (Smartphone oder Tablet) mit einem Touch Display entwickelt. Abgeleitet aus den in Kap. 1 & 2 dargestellten theoretischen Befunden, Modellen und Prinzipien wurde ein didaktisches Konzept entwickelt, um die komplexen fachwissenschaftlichen Inhalte und mentalen Anforderungen, wie Manipulationen von dreidimensionalen Objekten zu vermitteln. Dabei wird auf die eigene, aktive Konstruktion von Strukturmodellen seitens der Lernenden gesetzt. Das soll zu einer konstruktiven Auseinandersetzung mit dem Lernmaterial führen. Das Prinzip des Orbitalbaukastens ist es, zweidimensionale Schemazeichnungen, die dreidimensionale Strukturen darstellen und für Lernende – insbesondere Novizen - äußerst schwierig zu verstehen sind (siehe Kap. 2 & Abb. 21 linke Spalte), in dreidimensionale Modelle zu übersetzen (siehe Abb. 21 rechte Spalte). Diese 3D Modelle liefern den Lernenden zusätzliche Informationen über den räumlichen Bau von Molekülen, die sofort verfügbar sind und nicht erst aus zweidimensionalen Darstellungen abgeleitet werden müssen. Dazu wurden 3D-Modelle für die jeweiligen (Hybrid-) Orbitale der Elemente Kohlenstoff, Sauerstoff und Wasserstoff entwickelt, deren Form teilweise didaktisch reduziert werden musste (Barke et al., 2018). Beispielsweise werden keine Knotenebenen dargestellt und  $sp^3$ -,  $sp^2$ - und  $sp$ -Hybridorbitale unterscheiden sich nicht voneinander (vgl. Kap. 1). Ebenso wird der kleine Orbitallappen der  $sp^x$ -Hybridorbitale nicht dargestellt (siehe Lernvideo im Anhang 1 auf Merkblatt). Die  $sp^x$ -Hybridorbitale können frei auf der Kugeloberfläche des  $1s$ -Orbitalmodells verschoben werden (siehe dazu Abb. 25 bzw. Video 1: <https://youtu.be/6QnBFzM-xil>), wodurch zum einen die Tetraederstruktur durch die Lernenden selbst erarbeitet werden muss und zum anderen eine freie Modellierung weiterer Hybridisierungsstufen, wie der  $sp^2$ - und  $sp$ -Hybridisierung möglich ist. Für diese gibt es Modelle von  $p$ -Orbitalen, wie sie in Abb. 24 am Beispiel des digitalen Orbitalbaukastens dargestellt sind. Die Form dieser  $p$ -Orbital-Modelle wurde aus Abbildungen in gängigen Lehrbüchern abgeleitet (siehe Abb. 2). Darüber hinaus wurde das  $1s$ -Orbital stark vergrößert, um Platz für die daran anknüpfenden  $sp^x$ -Hybridorbitale zu schaffen (Barke et al., 2018). Dieses Baukastensystem wurde zunächst als App zur

Nutzung auf einem mobilen Endgerät mit Touch Display realisiert. Ziel dieses Baukastensystems ist es, über 3D Modellierung einen Zugang zur Strukturmodellierung von Molekülen zu schaffen, der gleichzeitig bindungstheoretische Aspekte visualisiert. Dadurch ist eine Verknüpfung von strukturellen Aspekten mit funktionalen Aspekten möglich. Zum Beispiel kann anhand dieser Art der Modellierung ein Rückseitenangriff im Sinne einer nukleophilen Substitution ( $S_N1$ ) sowohl strukturell als auch anhand der Positionen der beteiligten Orbitale funktional erklärt werden. Dies war allerdings nicht Inhalt der vorliegenden Studie.

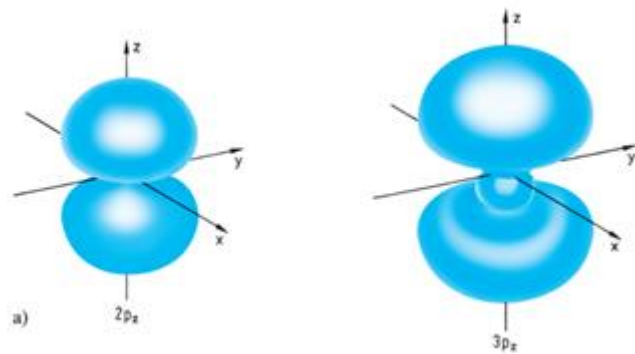


Abbildung 23: Dreidimensionale Darstellung von p-Orbitalen aus dem Lehrbuch (Riedel, 2010)

Anhand dieses Baukastensystems lassen sich beliebige Moleküle wie Chlormethan, Propen oder Wasser darstellen (siehe Abb. 3). Für die durchgeführte Studie wurden allerdings lediglich die Elemente Wasserstoff, Kohlenstoff und Sauerstoff betrachtet und folglich in der Lernumgebung freigeschaltet. Außerdem können größere konjugierte  $\pi$ -Systeme, wie zum Beispiel Benzol modelliert werden.

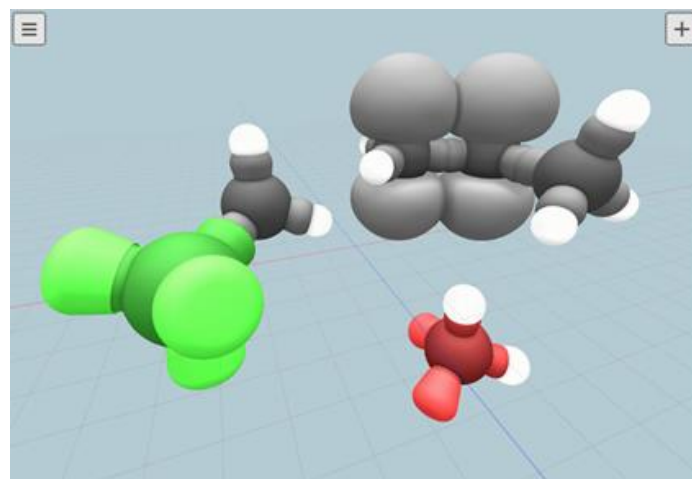


Abbildung 24: Darstellung von Molekülen, die in der Orbitalbaukasten-App modelliert wurden: Chlormethan (links), Propen (rechts oben) und Wasser (unten). Freie Elektronenpaare beim Chlor- bzw. Sauerstoffatom werden durch Anbringen eines weiteren Bauteils vergrößert.

Der didaktische Ansatz hinter dem Baukasten System basiert auf einer Kombination der Valence Bond Theorie (VB-Theorie) und der Molekülorbitaltheorie (MO-Theorie) (siehe Kap. 1). Der Baukasten stellt kovalente Bindungen durch eine sich teilweise überlappende

Verbindung zweier Atomorbitale dar. Es entstehen lokalisierte Molekülorbitale, bei denen die Orbitale bzw. Elektronen noch den einzelnen Atomen zugeordnet werden können, während man in der MO-Theorie Molekülorbitale modelliert, die sich über das gesamte Molekül erstrecken. Lokalisierte Molekülorbitale sind einfacher mit den üblichen Darstellungen wie Lewis Strukturformeln vereinbar, da jeder Bindungsstrich einem lokalisierten Molekülorbital entspricht, das jeweils ein Elektron von jedem Bindungspartner enthält (Punkte in der Lewis Schreibweise). In der MO-Theorie bildet sich ebenso zu jedem bindendem Molekülorbital ein antibindendes Molekülorbital. Diese werden zwar im Lernvideo thematisiert, sind aber nicht im Baukastensystem implementiert, was ebenfalls einer Modellierung nach der VB-Theorie entspricht und eine didaktische Reduktion darstellt. Die Bildung von Molekülorbitalen aus Atomorbitalen wird im Lernvideo also der MO-Theorie entsprechend anhand der Energieniveaus der Orbitale eingeführt, die Formen der (Molekül-) Orbitale entsprechen allerdings der VB-Theorie. Außerdem modelliert man (auch in einer Übungsaufgabe) isolierte hybridisierte Atome, also Atome, die sich nicht in Bindung befinden. Dies widerspricht streng genommen dem Hybridisierungsmodell, ist allerdings aus denökonomischen Gründen im Rahmen der VB-Theorie erlaubt (siehe Kap. 1).

#### *Didaktische Innovationen und Abgrenzung zu herkömmlichen Molekülbaukästen*

Herkömmliche Molekülbaukästen (*ball-and-stick*) suggerieren durch das Verbinden von Atomen durch einzelne, verschiedenartig gestaltete Verbindungsstücke, dass diese eine Repräsentation der mathematischen Modellierung einer chemischen Bindung entsprechen. Dies kann bei Schülern zu problematischen Präkonzepten und Problemen mit den Repräsentationsformen führen (siehe Kap. 1.6). Solche Molekülbaukästen sind in erster Linie zur Veranschaulichung von chemischen Molekülstrukturen bestimmt, weshalb diese Art didaktischen Reduktion teilweise, insbesondere für Experten mit einem ausgeprägten Verständnis über Bindungsmodelle in der Chemie, berechtigt ist. Allerdings führt die starke Vereinfachung bzw. inhaltliche Verfälschung durch die Reduktion des chemischen Bindungsmodells zu einer Inkongruenz der Lerninhalte, da auch Novizen im Regelfall bereits ein gewisses Vorwissen zum Thema chemische Bindungen haben sollten, wenn sie sich mit Molekülstrukturen in der organischen Chemie beschäftigen, allerdings nur wenig Verständnis von Modellen und deren Rolle bzw. Funktionen in den Naturwissenschaften. Eine Modellreflexion und –Kritik fällt Novizen daher schwer. Diese Molekülstrukturen (vor allem solche mit Hybridorbitalen bzw. delokalisierten Elektronen) werden anhand der Orbitaltheorie und des Hybridisierungsmodells erklärt. Darum sind diese Konzepte essenziell für das Verständnis z.B. von Struktur und Reaktivität organischer Moleküle. Stellt man statt durch hinzugefügte Verbindungsstücke eine Bindung durch das Verbinden/Verknüpfen zweier Atomorbitale unter Entstehung eines Molekülorbitals her, so bildet man eine adäquate

Repräsentation des mathematischen Bindungsmodells und schafft dadurch Kongruenz im bisherigen (theoretischen) Konzeptverständnis und der daraus abgeleiteten Visualisierung der Lernenden unter Vermeidung von Präkonzepten: Die Visualisierung passt zum bestehenden mentalen Modell einer chemischen Bindung, siehe auch *structure-mapping-theory* (Gentner, 1983). Die Lernenden können bei der Konstruktion von Molekülen auf bestehendes Vorwissen zurückgreifen und dieses festigen. Außerdem erlaubt der Einsatz von Atom- und Molekülorbitalen in der Modellierung von Molekülen einen sehr viel breiteren Einsatzbereich als traditionelle Molekülbaukästen. Herkömmliche Orbitalbaukästen lassen keine Verknüpfung von Orbitalen zu, wodurch sie für die Visualisierung bestimmter Orbitaltypen eingesetzt werden können. Die Verknüpfung von Orbitalen ermöglicht das Modellieren von Reaktionsmechanismen und verhindert dabei das Auftreten bzw. Verstärken von Fehlkonzepten.

### Benutzeroberfläche der App

Die Benutzeroberfläche (Userinterface) der App wird anhand der finalen Version beschrieben, die alle Funktionen und Hilfen enthält.

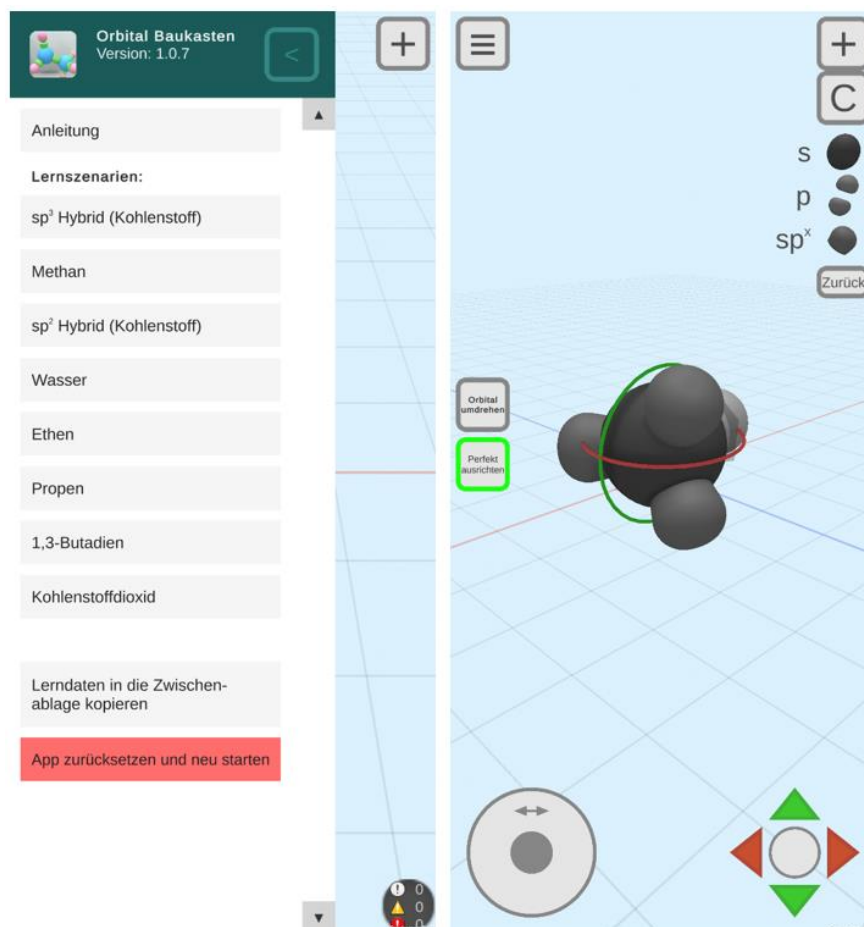


Abbildung 25: Darstellung der Menüführung der App (links) und des User-Interfaces zur Manipulation der Bauteile (rechts).



Nach dem Start der App gelangt man in das Hauptmenü (siehe Abb. 25 links). Hier ist ein Tutorial („Anleitung“) und die verschiedenen den Modellierungsaufgaben entsprechenden Lernszenarios (z.B. „sp<sup>3</sup> Kohlenstoff“) auswählbar. Wurde ein Lernszenario abgeschlossen, wird hier nach einem entsprechenden Feedback („Richtige Lösung“) ein grünes Häkchen hinter das entsprechende Lernszenario gesetzt. Ein Lernszenario wird abgeschlossen, indem der „Prüfen“ Button am unteren Bildschirmrand (nicht in Abb. 25 zu sehen, siehe dazu Videos im Anhang 2) betätigt wird, sobald eine vermeintlich korrekte Struktur modelliert wurde. Außerdem ist die Funktion „Lerndateien in die Zwischenablage kopieren“ auswählbar, die dazu dient, die Logfiles mit Informationen z.B. über die Bearbeitungsdauer der einzelnen Lernszenarien an die Studienleitung zu übermitteln. Des Weiteren kann die App über die Funktion „App zurücksetzen und neu starten“ neu gestartet werden. Wird eines der Lernszenarien ausgewählt, so gelangt man zum Modellierungs-Interface (siehe Abb. 25 ). Dort kann über das Menü rechts oben ausgewählt werden, welches Orbital von welchem Element durch „*drag and drop*“ in den Modellierungsbereich (hellblauer Bereich mit Gitternetz) übertragen werden soll (siehe Abb. 25 rechts oben). Weitere Orbitale können entweder in einen freien Raum übertragen werden oder direkt mit bereits vorhandenen Orbitalen verbunden werden. Im zweiten Fall kann das neue Orbital mit der Funktion „Orbital umdrehen“ umgedreht werden, falls das Orbital in einer falschen Orientierung an ein anderes gebunden wurde. Generell ist die Verbindung eines Orbitals mit jedem anderen Orbital möglich, was Fehler in der Modellierung zulässt. Werden zwei sp<sup>x</sup>-Orbitale oder zwei p-Orbitale miteinander verbunden, so erscheint ein „Schleier“, der andeutet, dass diese Orbitale sich überlappen und nicht nur berühren. Außerdem kann ein Orbital anhand des Joysticks (grauer Kreis) oder anhand der grünen und roten Pfeile rechts unten verschoben werden, sobald es an ein 1s-Orbital (Kugel) gebunden ist. Hat man anhand dieser Funktionen, wie in Abb. 25 rechts dargestellt, beinahe die korrekte Struktur modelliert, so leuchtet der Button „Perfekt Ausrichten“ grün. Durch Aktivieren dieser Funktion wird die erkannte Struktur - in diesem Fall ein Tetraeder - automatisch korrigiert. Diese Funktion wurde implementiert, da das Erstellen eines perfekten Tetraeders anhand des zweidimensionalen Userinterfaces sehr aufwendig und zeitintensiv ist. Bei einer Abweichung von maximal 15° vom perfekten Tetraederwinkel von 109,5° wird diese Funktion freigeschaltet. Ab diesem Wert kann davon ausgegangen werden, dass der Proband die richtige Struktur modellieren will. Mit der Drehscheibe links unten lassen sich Orbitale rotieren (siehe Abb. 25 rechtes Bild). Dies wird benötigt, um Bindungen zu rotieren. Bindungen können gelöst werden, indem man je einen Finger auf ein an der Bindung beteiligtes Orbital hält, bis ein visuelles Signal in Form eines sich schließenden Kreises erscheint, und man dann beide Finger auseinander bewegt.

Die Perspektive lässt sich ändern, indem man mit einem Finger über den Bildschirm „wischt“,

wie es auch bei gängigen Touch Displays der Fall ist. Die Rotation dieser Perspektivänderung geschieht um den Bildmittelpunkt, der als Schnittpunkt zwischen der blauen und der roten Achse gekennzeichnet ist (siehe Abb. 25 rechts). Dieser ist automatisch auf das erste erstellte Orbital zentriert. Er kann allerdings geändert werden, indem man zwei Finger auf dem Display hält bis das eben beschriebene visuelle Signal erscheint, und dann per „Wischen“ mit zwei Fingern den Fokus auf ein anderes Orbital richtet. „Hineinzoomen“ wird durch Auseinanderführen von zwei Fingern erreicht, Herauszoomen entsprechend durch das Zusammenführen von zwei Fingern. Alle diese Funktionen werden durch ein im Anhang 2. verlinktes Video genauer dargestellt. Das Userinterface enthält keine Einschränkungen. Das bedeutet, dass alle Manipulationen mit allen Bauteilen möglich sind. In der ersten Pilotierung waren noch nicht alle diese Funktionen implementiert (Ändern des Kamerafokus, Vernachlässigen der z-Achse, Menüführung mit Feedback, siehe dazu Kap. 5.1.6).

### 5.1.7 Studiendurchführung

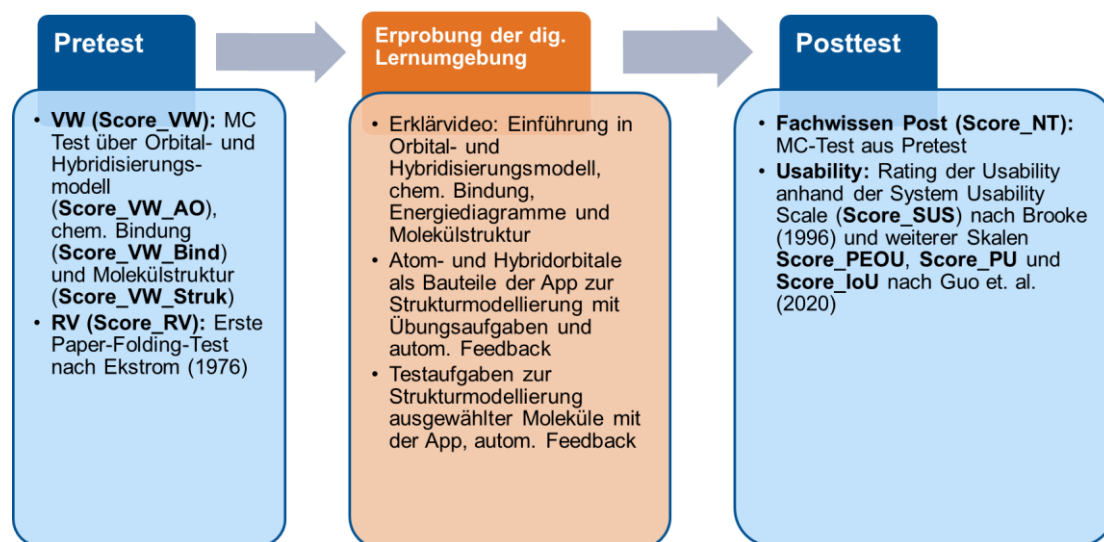


Abbildung 26: Schema der Durchführung der ersten Pilotstudie.

Die Datenerhebung fand aufgrund der pandemischen Verhältnisse (Covid-19) im Sommersemester 2021 digital über Zoom statt. Die Probanden erhielten im Vorfeld der Studie keinerlei Informationen über deren Ablauf und Inhalt. Zunächst wurde angeleitet durch die Studienleitung gemeinsam mit den Probanden gemäß dem Bring-Your-Own-Device (BYOD) Ansatz die App „Orbitalbaukasten“ auf den jeweiligen Endgeräten installiert. Dazu diente ein zu Studienbeginn geteiltes Merkblatt, auf dem alle wichtigen Infos zum Ablauf der Pilotstudie und Hyperlinks sowie QR-Codes enthalten waren (siehe Anhang 1). Außerdem wurde von den Probanden verlangt, die Aktivitäten in der App per Bildschirmaufzeichnung auf ihrem digitalen Endgerät festzuhalten. Dies sollte einen genaueren Einblick in die Interaktion mit der App geben. Das Einrichten dieser Bildschirmaufzeichnungen zusammen mit der Installation der App nahm mit ca. 60 min deutlich mehr Zeit in Anspruch als erwartet. Da die

Bildschirmaufzeichnungen aufgrund zahlreicher technischer und instruktionaler Probleme nur wenige auswertbare Videoabschnitte lieferte, wurde von deren Auswertung abgesehen und in weiteren Datenerhebungen auf Screen-Capture-Videoaufnahmen verzichtet.

Sobald alle Probanden mit der technischen Vorbereitung fertig waren, wurde mit der Bearbeitung des Pretests begonnen. Dieser umfasste einen Fachwissenstest und den *Paper-Folding-Test* nach Ekstrom (1976) (siehe Abb. 26 & Kap. 5.1.3). Dies nahm insgesamt weitere 30 Minuten in Anspruch. Hatte ein(e) Proband\*in den Pretest absolviert, wurde mit dem Lernvideo begonnen. Dies war auf dem Merkblatt mit dem QR-Code zum Lernvideo entsprechend erklärt (siehe Anhang 1). Nach Bearbeitung der Lerneinheit, die aus dem Lernvideo und der App bestand, wurde der Posttest bearbeitet. Dieser konnte wiederum über Hyperlink oder QR-Code auf dem Merkblatt aufgerufen werden (siehe Anhang 1). Zur Bearbeitung der Lerneinheit wurde kein Zeitlimit gesetzt, was bei zwei Probanden zu einer Studiendauer von ca. 150 min führte. Während der gesamten Bearbeitungszeit stand die Studienleitung über Zoom für technische und organisatorische Fragen zur Verfügung. Inhaltliche Fragen wurden nicht beantwortet, sondern lediglich darauf hingewiesen, welches Kapitel im Lernvideo die gesuchten Informationen enthält. Zwei Probanden brachen die Studie aufgrund von Folgeterminen vor Beendigung der Lerneinheit ab, bearbeiteten aber noch den Posttest.

## 5.2 Ergebnisse

### 5.2.1 Deskriptive Statistik

#### Fachwissenstests

Ausgehend von dem unter Kap. 5.1.3 beschriebenen Auswertungssystem wurden die Summenscores für jedes Item berechnet. Diese sind zusammen mit den Mittelwerten, Standardabweichungen und den Varianzen in Tab. 10 dargestellt. Da alle Items innerhalb der Skala dasselbe Antwortformat besitzen, kann der Skalenmittelwert auch als Indikator der Item Schwierigkeit interpretiert werden.

Tabelle 10: Deskriptive Statistik des Fachwissenstests im Pretest.

*Deskriptive Statistiken*

	N	Minimum	Maximum	Summe	Mittelwert	Std.-	
						Abweichung	Varianz
Score_VW01	11	1,00	4,00	31,00	2,8182	1,25045	1,564
Score_VW02	11	-2,00	6,00	29,00	2,6364	2,80260	7,855
Score_VW03	11	-4,00	6,00	19,00	1,7273	3,28910	10,818
Score_VW04	11	-2,00	6,00	21,00	1,9091	2,38556	5,691
Score_VW05	11	-4,00	6,00	9,00	0,8182	3,37100	11,364
Score_VW06	11	-4,00	4,00	-3,00	-0,2727	3,00303	9,018
Score_VW07	11	-4,00	6,00	28,00	2,5455	2,91079	8,473
Score_VW08	11	-4,00	6,00	15,00	1,3636	4,52267	20,455
Score_VW09	11	-2,00	6,00	22,00	2,0000	2,36643	5,600
Score_VW10	11	-2,00	6,00	15,00	1,3636	2,73030	7,455

Dasselbe Verfahren wurde für die Auswertung des Fachwissenstests im Posttest angewendet. Die deskriptive Statistik ist in Tab. 11 dargestellt.

Tabelle 11: Deskriptive Statistik des Fachwissenstests im Posttest.

*Deskriptive Statistiken*

	N	Minimum	Maximum	Summe	Mittelwert	Std.-	
						Abweichung	Varianz
Score_NT01	11	-2,00	6,00	28,00	2,5455	2,16165	4,673
Score_NT02	11	-2,00	6,00	20,00	1,8182	3,12468	9,764
Score_NT03	11	-4,00	6,00	14,00	1,2727	3,43776	11,818
Score_NT04	11	-2,00	6,00	29,00	2,6364	2,73030	7,455
Score_NT05	11	-4,00	4,00	15,00	1,3636	2,80260	7,855
Score_NT06	11	-2,00	6,00	15,00	1,3636	2,76668	7,655
Score_NT07	11	-1,00	6,00	32,00	2,9091	1,92117	3,691
Score_NT08	11	-4,00	6,00	33,00	3,0000	3,34664	11,200
Score_NT09	11	-2,00	6,00	23,00	2,0909	2,42712	5,891
Score_NT10	11	-4,00	6,00	7,00	0,6364	3,17089	10,055

Die deskriptive Statistik aller weiteren Skalen ist der Skalendokumentation (5.1.3) zu entnehmen.

## 5.2.2 Korrelationsanalysen

Zur Exploration der Forschungsfrage 3 wurden erste Korrelationsanalysen der Variablen Score\_VW, Score\_RV, Score\_SUS, Score\_PEOU, Score\_PU und Score\_IoU durchgeführt. Die Ergebnisse sind in Tab. 12 dargestellt. Aufgrund der kleinen Stichprobe wird auf die Berechnung der Korrelation nach Spearman ( $\rho$ ) zurückgegriffen. Auf die differenzierte Analyse der Fachwissensskala jeweils in die Subskalen Atomorbitaltheorie, Strukturchemie und chemische Bindung wurde an dieser Stelle verzichtet und nur der Gesamtscore von Vor- und Nachtest betrachtet. Die Differenzierung der Subskalen erfolgt erst in der zweiten Pilotierung (siehe 6.1.3).

Tabelle 12: Ergebnisse der Korrelationsanalysen.

### Korrelationskoeffizienten Spearman's $\rho$

	Score_VW	Score_NT	Score_RV	Score_SUS	Score_PU	Score_PEOU
Score_NT	,891**					
Score_RV	0,497	0,390				
Score_SUS	0,170	-0,028	,782**			
Score_PU	,755**	,627*	0,292	0,206		
Score_PEOU	-0,123	-0,151	0,371	,724*	0,311	
Score_IoU	0,074	0,018	-0,226	-0,100	0,369	0,095

\*\* Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

\* Die Korrelation ist auf dem 0,05 Niveau signifikant (zweiseitig).

Es zeigt sich eine hohe signifikante Korrelation zwischen dem Vorwissen (Score\_VW) und dem Score des Fachwissenstests im Posttest (Score\_NT), Spearman's  $\rho = 0,891$ ,  $p < 0,001$ . Proband\*innen mit hohem Vorwissen schnitten also im Fachwissenstest nach der Lerneinheit besser ab als Proband\*innen mit niedrigem Vorwissen. Das Vorwissen (Score\_VW) korreliert zudem auf hohem Niveau mit der *Usability* Skala *Perceived-Usefulness* (Score\_PU), Spearman's  $\rho = 0,755$ ,  $p = 0,007$ . Ebenso korreliert der Score des Fachwissenstests im Posttest (Score\_NT) signifikant mit der *Usability* Skala *Perceived-Usefulness* (Score\_PU), Spearman's  $\rho = 0,627$ ,  $p = 0,039$ . Proband\*innen mit hohem Vorwissen bzw. hohen Scores im Fachwissenstest des Posttests schätzten demnach die wahrgenommene Nützlichkeit der Lernumgebung höher ein als Proband\*innen mit niedrigem Vorwissen bzw. niedrigen Scores im Fachwissenstest im Posttest. Außerdem korrelieren das räumliche Vorstellungsvermögen (Score\_RV) und die *System-Usability-Scale* (Score\_SUS) stark miteinander, Spearman's  $\rho = 0,782$ ,  $p = 0,004$ . Das bedeutet, dass Proband\*innen mit gutem räumlichen Vorstellungsvermögen die *Usability* der Lernumgebung (App zur Strukturmodellierung) als besser einschätzten als Proband\*innen mit niedrigem räumlichen Vorstellungsvermögen. Eine weitere Korrelation zwischen der *System-Usability-Scale* (Score\_SUS) und der *Usability* Skala *Perceived-Ease-Of-Use* (Score\_PEOU) wurde gefunden, Spearman's  $\rho = 0,724$ ,  $p = 0,012$ .

Dies zeigt, dass Proband\*innen, die die *Usability* der Lernumgebung anhand der *System-Usability-Scale* als gut einschätzten, dies auch bei der anderen Skala zur Messung der *Usability Perceived-Ease-Of-Use* taten.

### 5.2.3 Feedback der Probanden

Vermutlich aufgrund der unerwartet langen Studiendauer wurde die Feedback Zeile des Fragebogens nicht genutzt. Im Nachgang der Studie wurde dies allerdings persönlich per eMail eingeholt. Die Proband\*innen wünschten sich in der App unter anderem ein vereinfachtes Rotieren der Kameraperspektive, eine übersichtlichere Menüführung, einen „Zurück“ – Button und ein umfangreicheres Tutorial, um den Umgang mit dem Userinterface besser zu verstehen.

## 5.3 Diskussion

Im Fachwissenstest wurden vor der Lerneinheit durchschnittlich 28,2 % und nach der Intervention 32,6 % der maximalen Punktzahl erreicht. Dies zeugt von eher geringem Vorwissen der Proband\*innen, das sich allerdings anhand der Stichprobenszusammensetzung erklären lässt: Über die Hälfte der Teilnehmer\*innen studierte nicht Chemie und alle Proband\*innen mit Chemie als Unterrichtsfach befanden sich noch im Bachelorstudium. Auch der Leistungszuwachs von durchschnittlich 4,4 % ist relativ gering, was wiederum durch geringes Vorwissen erklärt werden kann (Kalyuga et al., 2001; Keig & Rubba, 1993; Leahy & Sweller, 2005; Müller-Kalthoff & Möller, 2003; Thompson & Zamboanga, 2004).

Bei der Analyse der Items fällt auf, dass die meisten Items Wissen abfragten, dass lediglich im Lernvideo vermittelt wurde, jedoch keinen oder nur einen indirekten Bezug zu den Modellierungsaufgaben aufwiesen (Items VW01, VW02, VW03, VW05, VW06, VW08, VW09, VW10). Außerdem waren Items enthalten, die Inhalte abfragten, die nicht oder nur unzureichend im Lernvideo vermittelt werden (VW02, VW03, VW10). Diese Items wurden bewusst gewählt, um Vorwissen zu ermitteln, das über die Inhalte dieser Lernumgebung hinausgeht, um daraus zu schließen, ob dieses Vorwissen einen Effekt auf den Lernerfolg mit vorliegender Lernumgebung hat (siehe Kap. 4.1.3). Jedoch waren dies relativ zu den Items, die in der Lernumgebung vermitteltes Wissen abfragten, wahrscheinlich zu viele. Die Skalenkonsistenz lag im Pretest in einem nicht mehr akzeptablen Bereich, während sie im Posttest einen guten Wert erreichte (Blanz, 2015). Die Skalenkonsistenzen der Subskalen zur Atomorbitaltheorie und Strukturchemie wiesen im Pretest inakzeptable Werte auf. Die Subskala zur chemischen Bindung erreichte ein fragwürdiges Niveau (Blanz, 2015). Im Posttest erreichten die drei Subskalen bessere Konsistenzen. Hier könnten Testlängeneffekte zu einer Verzerrung geführt haben oder die Subskalen waren mit drei bzw. vier Items zu kurz, um konsistent ein gemeinsames Konstrukt zu messen. Die Fachwissensskala wurde für die nächste Pilotierung um fünf Items erweitert, die explizit Inhalte prüften, die in Bezug zu den

Modellierungsaufgaben und dem Lernvideo stehen (siehe Kap. 6.1.3).

Im Durchschnitt wurden über zwei Drittel der Items zur Erhebung des räumlichen Vorstellungsvermögens richtig beantwortet. Im Vergleich zu in der Literatur beschriebenen Befunden liegt die Stichprobe damit im oberen Mittelfeld. Workman und Lee (2004) fanden bei koreanischen und US-amerikanischen Studierenden im Durchschnitt einen Mittelwert von  $M = 14,6$ . Bei US-amerikanischen Studierenden wurde bei den Männern ein Mittelwert von  $M = 12,91$  und bei den Frauen ein Mittelwert von  $M = 11,10$  gemessen (Moffat & Hampson, 1996). Ahn und Workman (2012) fanden ebenfalls bei US-amerikanischen Studierenden einen Mittelwert von  $M = 14,69$ . Die Skalenkonsistenz lag in einem guten Bereich (Blanz, 2015). Der paper-folding-test wurde für die nächste Pilotierung in zwei Teile geteilt, um eventuelle Veränderungen im räumlichen Vorstellungsvermögen durch die Intervention zu erfassen.

Die App zur digitalen Strukturmodellierung von Molekülen erreichte einen SUS Score von 71,25. Dieser Wert entspricht laut Bangor et al. (2009) einer mittelmäßigen bis guten *Usability*. Die weiteren *Usability* Skalen bestätigten den Entwicklungsbedarf der Orbitalbaukasten App. Aus diesem Grund wurde die Orbitalbaukasten App für die nächste Pilotierung weiterentwickelt und mit weiteren Tutorials versehen (siehe Kap 6.1.6). Die Skalenkonsistenz lag bei der *System-Usability-Scale* lediglich in einem fragwürdigen bis akzeptablen Bereich (Blanz, 2015), was angesichts der in der Literatur berichteten Daten (siehe Kap. 5.1.3) verwunderlich erscheint. Diese Diskrepanz kann aufgrund der kleinen Stichprobe aufgetreten sein oder wiederum durch einen Testlängeneffekt hervorgerufen worden sein, da die Proband\*innen zum Zeitpunkt dieser Messung schon einige Items beantwortet und eine langwierige Lerneinheit absolviert hatten. Die Skala *Perceived-Ease-Of-Use* zeigte eine inakzeptable Skalenkonsistenz, was wahrscheinlich ebenfalls auf die kleine Stichprobe zurück zu führen ist. Die Skalen *Perceived-Usefulness* und *Intention-Of-further-Use* zeigten eine gute Skalenkonsistenz (Blanz, 2015).

Der Befund, dass hohes Vorwissen der Proband\*innen zu einem verbesserten Lernerfolg führte, steht im Einklang mit den Erwartungen (siehe Kap. 2.2.1) und den Befunden aus der Literatur, in denen Vorwissen als bedeutendste Voraussetzung von Lernenden zur Effektivität von multimedialen Lernumgebungen identifiziert wurde (Kalyuga et al., 2001; Keig & Rubba, 1993; Leahy & Sweller, 2005; Müller-Kalthoff & Möller, 2003; Thompson & Zamboanga, 2004). Dies wird dadurch erklärt, dass bei hohem Vorwissen eine größere Anzahl an Schemata im Langzeitgedächtnis vorhanden ist, mit denen neues Wissen verknüpft werden kann und dadurch weniger *Cognitive Load* durch diesen Prozess generiert wird (siehe Kap. 2.1.1). Eine zusätzliche Messung des *Cognitive Loads* in den folgenden Untersuchungen scheint also angebracht, um diese Zusammenhänge weiter zu analysieren: Wie verändert sich die kognitive Belastung der Lernenden mit hohem bzw. niedrigem Vorwissen? Das Vorwissen hängt außerdem positiv mit der empfundenen Nützlichkeit der Orbitalbaukasten App

zusammen. Das heißt, vorbehaltlich der geringen Stichprobe empfanden Probanden mit gutem Vorwissen das Lernen mit der App als nützlicher als solche mit geringem Vorwissen. Wechselwirkungen zwischen dem Vorwissen und den weiteren *Usability* Skalen wurden nicht gefunden, die aufgrund der Studienlage allerdings erwartet wurden, da z.B. ein hohes Vorwissen in Studien mit digitalen Lernspielen zu einer schlechteren Einschätzung der *Usability* führte (Tolle et al., 2020). Dieser Zusammenhang sollte deshalb in den folgenden Studien anhand größerer Stichproben und Regressionsanalysen weiter untersucht werden. Auch hier stellt sich die Frage, wie sich die Einschätzung der *Usability* auf den *Cognitive Load* auswirkt und welche Rolle dabei das fachspezifische Vorwissen spielt. Vor allem ein Einfluss der *Usability* auf den *Extraneous Cognitive Load* kann vermutet werden, da dieser durch die Interaktion mit der Benutzeroberfläche der App erzeugt wird (siehe Kap. 2.3). Außerdem wurde ein positiver Zusammenhang zwischen dem räumlichen Vorstellungsvermögen und der *System-Usability-Scale* gefunden. Auch hier ist vorbehaltlich der geringen Stichprobe anzunehmen, dass bei besserem räumlichen Vorstellungsvermögen die *Usability* der App besser bewertet wurde, als bei niedrigerem räumlichen Vorstellungsvermögen, was aber durch Regressionsanalysen bestätigt werden muss. Vor diesem Hintergrund scheint es ebenfalls interessant zu untersuchen, welche Rolle die kognitive Belastung der Lernenden bezüglich des räumlichen Vorstellungsvermögens und der *Usability*-Einschätzung einnimmt. Eine vermittelnde Rolle des räumlichen Vorstellungsvermögens zwischen der Wirkung der *Usability* auf die extrinsische kognitive Belastung wäre hier zum Beispiel denkbar. Die *System-Usability-Scale* und die *Perceived-Ease-Of-Use* Skala zeigen ebenfalls starke Wechselwirkungen, was anhand der Analyse der Item Inhalte auch zu erwarten war. Diese zielen oft auf dieselben Interaktionseigenschaften ab (siehe Kap. 5.1.3). In der zweiten Pilotstudie sollte demnach zusätzlich zur Messung der *Usability* als Merkmal der Interaktion zwischen der App und den Lernenden, deren *Cognitive Load* erhoben werden, um differenziertere Aussagen über die Zusammenhänge zwischen den Variablen Vorwissen, Lernerfolg, *Usability* und räumliches Vorstellungsvermögen treffen zu können. Dies erscheint auch im Hinblick auf den zur Beantwortung der Forschungsfrage 4 nötigen Vergleich zwischen digitaler und haptischer Strukturmodellierung sinnvoll, da auch bezüglich des *Cognitive Loads* hier Unterschiede festzustellen sein könnten. Außerdem muss die App Nutzerfreundlicher gestaltet werden und um Tutorials zur Bedienung ergänzt werden, um einen gültigen Vergleich zu einem haptischen Baukastensystem anstellen zu können.

## 6. Pilotstudie 2

Für die zweite Pilotierung wurde die Benutzeroberfläche um einige Funktionen erweitert, weitere Tutorials zur Bedienung der Benutzeroberfläche hinzugefügt und die Menüführung vereinfacht, um die *Usability* der App zu verbessern. Dabei wurde das eingeholte Feedback



(siehe Kap. 5.2.3) bezüglich der Bedienbarkeit der App berücksichtigt und weitestgehend umgesetzt. Lediglich die Implementation eines „Zurück“ – Buttons war technisch nicht möglich. Außerdem wurde der Umfang der Testaufgaben zum Modellieren von Molekülstrukturen am Ende des Videos von sechs auf vier reduziert, um die Bearbeitungsdauer zu reduzieren. Es wurde keine Bildschirmaufzeichnung gemacht, um ebenfalls die Studiendauer zu verkürzen. Außerdem wurde zusätzlich zur *Usability* noch der *Cognitive Load* der Proband\*innen gemessen und der Fachwissenstest im Bereich Strukturchemie um 5 Items erweitert (siehe Kap. 5.3). Des Weiteren wurde der Paper-Folding-Test nach Ekstrom (1976) in zwei Teile mit je 10 Items aufgeteilt. Der erste Teil wurde im Pretest, der zweite Teil im Posttest eingesetzt um eine eventuelle Veränderung im räumlichen Vorstellungsvermögen durch die Intervention zu erfassen.

## 6.1 Methoden

### 6.1.1 Studiendesign

Das Untersuchungsdesign hat sich, verglichen mit der ersten Pilotierung, nur in wenigen Aspekten verändert. Das räumliche Vorstellungsvermögen wurde zu beiden Messzeitpunkten erhoben, um mögliche Veränderungen dies bezüglich durch die Lerneinheit zu messen. Außerdem wurde der *Cognitive Load* gemäß Forschungsfrage 2 als abhängige Variable erhoben (siehe Abb. 27).



Abbildung 27: Studiendesign der zweiten Pilotstudie.

### 6.1.2 Stichprobe

Die Stichprobe der zweiten Pilotstudie umfasste 16 Teilnehmer\*innen (N = 16), wovon 15 an der Technischen Universität München im Wintersemester 2021/2022 eine Biologiedidaktik Veranstaltung besuchten. Darunter waren 12 Frauen und 4 Männer. 8 Proband\*innen studierten ein berufliches Lehramt mit Unterrichtsfach Biologie, 7 studierten Lehramt für Gymnasium mit der Fächerkombination Biologie und Chemie. Ein(e) Proband\*in studierte Chemie an der Technischen Universität München. Ein(e) Teilnehmer(in) studierte im 4.

Fachsemester, 7 Teilnehmer\*innen studierten im 5. Fachsemester, 7 im 7. Fachsemester und einer im 9. Fachsemester.

### 6.1.3 Entwicklung des Testinstruments und Skalendokumentation

Die *Usability*-Skalen wurden unverändert aus der ersten Pilotierung übernommen. Der Fachwissenstest wurde erweitert, der Paper-Folding-Test wurde in zwei Abschnitte geteilt und zusätzliche drei Skalen zur Messung des *Cognitive Load* wurden entwickelt.

#### 6.1.3.1 Fachwissenstest

Der Fachwissenstest der ersten Pilotierung enthielt mit lediglich vier Items zur Strukturchemie, von denen nur ein Item explizit die in der Lernumgebung bearbeiteten räumlichen Strukturen der unterschiedlichen Hybridisierungsstufen abfragte, zu wenige Items zur räumlichen Struktur von Molekülen (siehe Kap. 5.3). Aus diesem Grund wurden fünf weitere Items entwickelt (VW15 – VW19 bzw. NT15 – NT19), die explizit nach der Struktur von konkreten Molekülen und deren Erklärung anhand der (Hybrid-)Orbitaltheorie fragten und der Strukturchemie (Score\_VW\_Struk bzw. Score\_NT\_Struk) hinzugefügt. In diesen Items werden die 3D-Strukturen von Ammoniak, Wasser, Kohlenstoffdioxid, Methan und Propen abgefragt. Dabei stellen die Aufgaben zum Wasser-, Kohlenstoffdioxid-, Methan- und Propenmolekül Reproduktionsaufgaben dar, da diese bereits in den Übungs- bzw. Testaufgaben behandelt wurden. Lediglich die Struktur des Ammoniakmoleküls ist eine Transferaufgabe. Die Distraktoren sind so gestaltet, dass sie teilweise zwar die richtige Struktur des Moleküls nennen, aber eine falsche Erklärung dafür enthalten. Zum Beispiel lautet ein Distraktor zur Frage nach der 3D-Struktur des Methanmoleküls „Aufgrund des geringen Elektronegativitätsunterschiedes zwischen Wasserstoff und Kohlenstoff nimmt das Methanmolekül die Struktur eines regelmäßigen Tetraeders ein“. Das Methanmolekül ist zwar tetraedrisch aufgebaut, dies kann aber nicht mit dem Modell der Elektronegativität erklärt werden. Dieser Erklärungsansatz entspricht einem gängigen Präkonzept (Nicoll, 2001) (siehe Kap. 1.6). Distraktoren dieser Art sollen das Konzeptverständnis zum Hybridisierungsmodell detaillierter überprüfen. Im Pre- und Posttest wurde wiederum dieselbe Fachwissensskala eingesetzt (Score\_VW bzw. Score\_NT). Die Items der Fachwissensskala, die im Pretest zur Messung des Vorwissens eingesetzt wurden, tragen den Titel „VWXX“. Die identischen Items werden im Posttest zur Messung des Lernerfolgs eingesetzt und tragen den Titel NTXX (NT = NachTest). Im Folgenden wird exemplarisch anhand der VWXX Items erläutert, analoges gilt entsprechend für die NTXX Items.

Die Fachwissensskala wurde wiederum in die drei Subskalen untergliedert:

- Atomorbitaltheorie (VW01 – VW03)
- Strukturchemie (VW04 – VW07 & VW15 – VW19)
- Chemische Bindung (VW08 – VW10)

### Skalendokumentation

Im Folgenden werden die wichtigsten Item- und Skalenkennwerte tabellarisch dargestellt. Neben den Item-Mittelwerten und deren Standardabweichungen sind die Trennschärfen  $r$  anhand der Werte der korrigierten Item-Skala-Korrelationen dargestellt. Diese sollten einen Wert von mindestens 0,3 besitzen (Bortz & Döring, 2006). In der letzten Spalte sind die Cronbach's  $\alpha$  Werte  $a$  angegeben, die die Skala besitzen würde, wenn das jeweilige Item weggelassen würde.

### Fachwissenstest im Pretest

Quelle: Eigenentwicklung anhand Präkonzepten (siehe Kap. 5.1.3)  
 Anzahl der Items: 15  
 Antwortformat: Multiple Choice, 2 richtige Lösungen, 3 Distraktoren  
 Max. Score: 6 (Total 6 x 15 = 90)  
 Min. Score: -6 (Total 6 x 15 = -90)

Tabelle 13: Skalendokumentation des Fachwissenstests im Pretest.

Fachwissenstest im Pretest				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	$r$	$a$
Score_VW01	3,2500	2,95522	0,641	0,822
Score_VW02	2,0625	2,43499	0,365	0,838
Score_VW03	1,5625	2,44864	0,518	0,830
Score_VW04	3,0000	1,75119	0,049	0,849
Score_VW05	0,6875	2,54869	0,312	0,841
Score_VW06	0,7500	2,29492	0,796	0,817
Score_VW07	2,3750	2,94109	0,674	0,819
Score_VW08	0,8125	3,85087	0,574	0,826
Score_VW09	-0,3750	2,02896	-0,385	0,867
Score_VW10	2,0000	3,65148	0,416	0,838
Score_VW15	0,8125	3,22942	0,673	0,819
Score_VW16	0,9375	2,64496	0,668	0,821
Score_VW17	3,1250	3,11716	0,768	0,812
Score_VW18	2,3125	2,30127	0,249	0,843
Score_VW19	1,0625	2,74393	0,526	0,829
Skala: Fachwissenstest im Pretest			N = 16	M = 24,312
Skalenkürzel: Score_VW			Cronbach's $\alpha$ = 0,842	SD = 23,312

Itemliste:

(a): Item, das im Vergleich zur ersten Pilotierung verändert wurde.

(n): Neues Item.

Einleitung: Es gibt verschiedene Modelle, um die Struktur von Atomen zu beschreiben. Einige davon wurden bereits in der Antike aufgestellt und werden auch heute noch teilweise gelehrt. Dennoch sind auch moderne Modelle, z.B. zum Aufbau der Elektronenhülle von Atomen nur dazu geeignet, den Aufbau von Atomen zu beschreiben, nicht aber zu erklären. Im Folgenden wird ihr Wissen über die elektronische Struktur von Atomen getestet.

VW01: Welche Aussagen über die Elektronenhülle eines Atoms sind zutreffend?

- Elektronen bewegen sich auf zweidimensionalen Kreisbahnen mit konstantem Radius um den Atomkern
- *Elektronen befinden sich zu einer bestimmten Wahrscheinlichkeit innerhalb dreidimensionaler Orbitale*
- Elektronen bewegen sich in dreidimensionalen Schalen mit konstantem Radius um den Atomkern
- *Die elektronische Struktur von Elementen der Hauptgruppen wie Kohlenstoff und Sauerstoff kann anhand von s- und p-Orbitalen beschrieben werden (a)*
- Die Flugbahnen von Elektronen werden anhand von Orbitalen beschrieben (a)

VW02: Welche Aussagen über die Energieniveaus von Orbitalen und Elektronen ist zutreffend?

- *Je niedriger die mit Elektronen besetzten Energieniveaus, desto stabiler bzw. reaktionsträger ist das Atom, Ion oder Molekül (a)*
- Jede Schale ist durch ein einziges Energieniveau exakt gekennzeichnet
- Jedes Orbital ist durch ein bestimmtes Energieniveau exakt gekennzeichnet
- Jedes Elektron ist durch ein bestimmtes Energieniveau exakt gekennzeichnet
- *Orbitale können nach aufsteigenden Energieniveaus und Quantenzahlen sortiert werden*

VW03: Welche Aussagen über Orbitale sind zutreffend?

- Orbitale und Schalen sind grundsätzlich Synonyme und werden anhand von Quantenzahlen beschrieben
- Orbitale sind Flugbahnen um den Nukleus, auf denen Elektronen rotieren
- *Die Form und Größe von Orbitalen wird durch Quantenzahlen beschrieben*

- *Die Form und Größe von Orbitalen wird näherungsweise durch die Lösung der Schrödingergleichung für das Wasserstoffatom beschrieben.*
- Innerhalb eines Orbitals ist die Wahrscheinlichkeit, ein Elektron anzutreffen immer gleich groß

Einleitung: Die analytische Chemie ist ein zentrales Themengebiet für jeden Chemiker. Zur Aufklärung von molekularen Strukturen gibt es viele etablierte Methoden. Diesen Techniken liegen allerdings einige Modellvorstellungen zugrunde, wie die Vielzahl an molekularen Strukturen zustande kommen. Im Folgenden testen Sie ihr Wissen über diese Erklärungsansätze.

VW04: Welche Aussagen über die räumliche Struktur von Molekülen sind zutreffend?

- Die Bindungsstärke bzw. Bindungsenthalpie bestimmt die Struktur eines Moleküls
- Die Größe der gebundenen Atome in einem Molekül bestimmt dessen Struktur
- *Freie Elektronenpaare und bindende Elektronenpaare bestimmen die räumliche Struktur eines Moleküls*
- *Die Molekülstruktur kann annäherungsweise durch das VSEPR-Modell (Valence Shell electron Pair Repulsion, deutsch: Valenzschalen-Elektronenpaar-Abstoßung) geklärt werden*
- Die räumliche Struktur von Molekülen kann nicht durch die Bindungsverhältnisse der im Molekül gebundenen Atome bestimmt werden

VW05: Welche Aussagen über das Modell der Hybridisierung sind zutreffend?

- *Das Hybridisierungsmodell beschreibt die elektronische Struktur von in Molekülen gebundenen Atomen durch mathematisches Mischen von Atomorbitalen*
- Durch Hybridisierung entstehen aus Atomorbitalen Molekülorbitale
- Durch Hybridisierung können Atome Bindungen eingehen, die sie ohne Hybridisierung nicht realisieren könnten
- *Das Hybridisierungsmodell beschreibt die Bindungszustände in Molekülen*
- Hybridisierung kann nur zwischen Atomorbitalen angenommen werden, deren Energieniveaus sich deutlich unterscheiden

VW06: Welche Aussagen über Hybridorbitale sind zutreffend?

- Hybridorbitale haben Formen und Orientierungen, die sich nicht von den zugrundeliegenden Atomorbitalen unterscheiden
- *Ein „Set“ an Hybridorbitalen erhält man durch die mathematische Kombination aus Atomorbitalen desselben Atoms*
- Die Anzahl an Hybridorbitalen entspricht dabei nicht immer der Anzahl an Atomorbitalen, die kombiniert wurden, um das „Set“ zu erhalten

- *Alle Hybridorbitale eines Sets stimmen in ihren Energieniveaus und ihrer Struktur überein, unterscheiden sich jedoch in ihrer räumlichen Ausrichtung*
- Hybridorbitale entstehen lediglich durch Anheben und Absenken von Elektronen auf höhere Energieniveaus im selben Atom

VW07: Welche Aussagen über Hybridisierungszustände sind zutreffend

- *$sp^3$  - Hybridorbitale spannen einen Tetraeder auf, da die vier Hybridorbitale in die vier Ecken eines Tetraeders gerichtet sind*
- $sp^3$  - Hybridorbitale werden rechnerisch aus einem s und einem p-Orbital gebildet
- $sp^2$  - Hybridorbitale formen einen Tetraeder, indem die drei Hybridorbitale und das nicht an der Hybridisierung beteiligte p-Orbital in die vier Ecken eines Tetraeders zeigen
- *Die räumliche Struktur einer Doppelbindung lässt sich durch  $sp^2$ -Hybridisierung beider an der Bindung beteiligten Kohlenstoffatome beschreiben*
- Die Struktur eines  $sp^2$  - hybridisierten Kohlenstoffs ist ein auf eine Ecke gestellter Würfel, weil die vier  $sp^2$ -Hybridorbitale ein Viereck und die p-Orbitale nach unten und oben in die Ecken des Würfels weisen

Einleitung: Atome können auf verschiedene Weisen miteinander verbunden sein. Man kann diese unter anderem dadurch unterscheiden, indem man die Polarität der Bindungen vergleicht. Doch wie kommen diese Bindungen zustande? Testen Sie im Folgenden ihr Wissen über chemische Bindungen.

VW08: Welche Aussagen über chemische Bindungen sind zutreffend?

- *Kovalente Bindungen kommen durch Überlappen zweier Atomorbitale zustande*
- Ionenbindungen kommen durch Überlappen zweier Atomorbitale zustande
- Elektronen bewegen sich in kovalenten Bindungen ausschließlich zwischen den an der Bindung beteiligten Atomen
- Durch die Bildung einer kovalenten Bindung werden die Energieniveaus der bindenden Elektronen erhöht
- *Durch die Bildung einer kovalenten Bindung werden die Energieniveaus der bindenden Elektronen abgesenkt*

VW09: Welche Aussagen über chemische Bindungen sind zutreffend?

- Bei der Bildung einer kovalenten Bindung werden antibindende Molekülorbitale mit Elektronen besetzt, die ein niedrigeres Energieniveau als die ursprünglichen Atomorbitale einnehmen
- Bei der Bildung einer kovalenten Bindung werden die Atomorbitale der beteiligten Atome entfernt und durch bindende, antibindende oder nichtbindende Orbitale ersetzt
- Bei der Bildung einer kovalenten Bindung findet immer auch eine Hybridisierung statt

- *Bei der Bildung einer kovalenten Bindung entstehen aus Atomorbitalen die gleiche Anzahl an Molekülorbitalen*
- *Bei der Bildung eines bindenden Molekülorbitals entsteht immer auch ein antibindendes Molekülorbital*

VW10: Welche Aussagen über die Polarität von chemischen Bindungen sind zutreffend?

- *Vollständig unpolare Bindungen kommen nur bei Bindungen zwischen zwei gleichen Atomen vor*
- *Polare Bindungen kommen bei Bindungspartnern mit unterschiedlichen Elektronegativitätswerten vor*
- Kovalente Bindungen sind immer unpolar
- Die Anziehung auf die Elektronen durch die an der kovalenten Bindung beteiligten Atome ist gleich stark
- Bindungspolarität hängt von der Anzahl an Valenzelektronen jedes Bindungspartners ab

VW15: Welche Aussagen über die Struktur eines Ammoniak-Moleküls ( $\text{NH}_3$ ) sind zutreffend?

(n)

- Die drei Wasserstoffatome sind am Zentralatom Stickstoff gebunden und spannen mit diesem ein Dreieck auf
- *Die drei Wasserstoffatome sind am Zentralatom Stickstoff gebunden und zeigen zusammen mit dem freien Elektronenpaar in die vier Ecken eines Tetraeders*
- Die drei Wasserstoffatome sind am Zentralatom Stickstoff gebunden und spannen zusammen mit dem freien Elektronenpaar des Stickstoffs einen Oktaeder auf
- *Das Stickstoffatom im Ammoniak ist  $sp^3$ -hybridisiert, die drei bindenden Elektronenpaare und das freie Elektronenpaar werden durch  $sp^3$ -Hybridorbitale beschrieben und bilden einen verzerrten Tetraeder*
- Ammoniak ist aufgrund des freien Elektronenpaares im 2p-Orbital  $sp^2$ -hybridisiert, die Bindungspartner ordnen sich planar um das Zentralatom an

VW16: Welche Aussagen über die Struktur eines Wasser-Moleküls ( $\text{H}_2\text{O}$ ) sind zutreffend? (n)

- *Das Sauerstoffatom als Zentralatom des Wassermoleküls ist  $sp^3$ -hybridisiert, dessen zwei freie Elektronenpaare bilden zusammen mit den zwei gebundenen Wasserstoffatomen einen Tetraeder*
- *Der Bindungswinkel zwischen den beiden Wasserstoffatomen weicht aufgrund des größeren Raumanspruchs der zwei freien Elektronenpaare in den  $sp^3$ -Hybridorbitalen des Sauerstoffatoms etwas vom perfekten Tetraederwinkel von  $109,5^\circ$  ab*

- Im Wassermolekül nehmen die beiden an das Sauerstoffatom gebundenen Wasserstoffatome einen maximalen Abstand voneinander ein, der Bindungswinkel ist  $180^\circ$  und das Molekül linear
- Das Sauerstoffatom im Wassermolekül hat zwei Wasserstoffatome als Bindungspartner und ist  $sp$ -hybridisiert, was einer linearen Molekülstruktur entspricht
- Aufgrund der hohen Elektronegativität des Sauerstoffs und der niedrigen Elektronegativität des Wasserstoffs sind die Bindungen im Wassermolekül stark polarisiert, weshalb eine gewinkelte Struktur zustande kommt

VW17: Welche Aussagen über die Struktur eines Kohlenstoffdioxid-Moleküls ( $\text{CO}_2$ ) sind zutreffend? (n)

- *Das Kohlenstoffatom im Zentrum des Moleküls hat zwei Sauerstoffatome als Bindungspartner und keine freien Elektronenpaare, es ist  $sp$ -hybridisiert und das Molekül ist linear*
- Das Kohlenstoffatom im  $\text{CO}_2$ -Molekül hat dieselbe Hybridisierungsstufe wie ein Kohlenstoffatom in einer Doppelbindung wie z.B. bei Ethen, somit ist die Struktur vergleichbar mit einem Dreieck in der Ebene (trigonal planar)
- Aufgrund des großen Elektronegativitätsunterschiedes zwischen Kohlenstoff und Sauerstoff ist das Molekül stark polar, weshalb eine gewinkelte Struktur zustande kommt
- *Im Molekül nehmen die beiden an das Kohlenstoffatom gebundenen Sauerstoffatome einen maximalen Abstand voneinander ein, der Bindungswinkel ist  $180^\circ$  und das Molekül linear*
- Die Struktur des  $\text{CO}_2$ -Moleküls ist dieselbe wie die des Wassermoleküls, weil das Atomverhältnis gleich ist

VW18: Welche Aussagen über die Struktur eines Methan-Moleküls ( $\text{CH}_4$ ) sind zutreffend? (n)

- *Das Kohlenstoffatom ist von vier kovalent gebundenen Wasserstoffatomen umgeben, die den maximalen Abstand zueinander einnehmen; sie bilden einen Tetraeder*
- *Das Kohlenstoffatom hat vier Bindungspartner, somit ist das Zentralatom  $sp^3$ -hybridisiert und die Struktur des Moleküls entspricht einem regelmäßigen Tetraeder*
- Die Struktur des Methans ist ein verzerrter Tetraeder, weil zwei der vier Bindungen des Kohlenstoffatoms aus Überlappung der  $s$ -Orbitale und zwei aus Überlappung der  $p$ -Orbitale des Kohlenstoffatoms mit dem jeweiligen  $s$ -Orbital des Wasserstoffatoms resultieren.
- Im Molekül nehmen die gebundenen Wasserstoffatome den maximalen Abstand voneinander ein, woraus eine planare Struktur mit Bindungswinkeln von jeweils  $90^\circ$  entsteht



- Aufgrund des geringen Elektronegativitätsunterschiedes zwischen Wasserstoff und Kohlenstoff nimmt das Methan-Molekül die Struktur eines regelmäßigen Tetraeders ein.

VW19: Welche Aussagen über die Struktur eines Propen-Moleküls ( $C_3H_6$ ) sind zutreffend? (n)

- Alle Kohlenstoffatome im Molekül sind  $sp^2$ -hybridisiert, somit ergibt sich eine planare Struktur des Moleküls
- *Zwei Kohlenstoffatome im Molekül sind  $sp^2$ -hybridisiert, eines ist  $sp^3$ -hybridisiert, das Molekül hat eine planare Struktur*
- Das mittlere Kohlenstoffatom hat drei Bindungspartner und aufgrund der Doppelbindung ein freies Elektronenpaar, somit ist es  $sp^3$ -hybridisiert und das Molekül ist tetraedrisch aufgebaut
- Die Einfachbindung im Molekül ist frei drehbar, wodurch man die Molekülstruktur nicht eindeutig bestimmen kann
- *Das mittlere Kohlenstoffatom im Molekül ist aufgrund der drei Bindungspartner  $sp^2$ -hybridisiert, wodurch das gesamte Molekül planar gewinkelt ist bzw. ein Dreieck in der Ebene aufspannt (trigonal planar)*

### Atomorbitaltheorie

Quelle: Eigenentwicklung anhand Präkonzepten (siehe Kap. 5.1.3)  
 Anzahl der Items: 3  
 Antwortformat: Multiple Choice, 2 richtige Lösungen, 3 Distraktoren  
 Max. Score: 6 (Total 18)  
 Min. Score: -6 (Total -18)

Tabelle 14: Skalendokumentation der Subskala Atomorbitaltheorie des Fachwissenstests im Pretest.

Fachwissenstest im Pretest, Atomorbitaltheorie				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
Score_VW01	3,2500	2,95522	0,557	0,532
Score_VW02	2,0625	2,43499	0,290	0,832
Score_VW03	1,5625	2,44864	0,725	0,317
Skala: Fachwissenstest im Pretest, Atomorbitaltheorie			N = 16	M = 6,875
Skalenkürzel: Score_VW_AO			Cronbach's $\alpha$ = 0,690	SD = 6,185

### Strukturchemie

Quelle: Eigenentwicklung anhand Präkonzepten (siehe Kap. 5.1.3)  
 Anzahl der Items: 9  
 Antwortformat: Multiple Choice, 2 richtige Lösungen, 3 Distraktoren  
 Max. Score: 6 (Total 54)  
 Min. Score: -6 (Total -54)

Tabelle 15: Skalendokumentation der Subskala Strukturchemie des Fachwissenstests im Pretest.

Fachwissenstest im Pretest, Strukturchemie				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
Score_VW04	3,0000	1,75119	0,015	0,838
Score_VW05	0,6875	2,54869	0,250	0,826
Score_VW06	0,7500	2,29492	0,692	0,777
Score_VW07	2,3750	2,94109	0,701	0,770
Score_VW15	0,8125	3,22942	0,674	0,773
Score_VW16	0,9375	2,64496	0,631	0,781
Score_VW17	3,1250	3,11716	0,769	0,758
Score_VW18	2,3125	2,30127	0,296	0,819
Score_VW19	1,0625	2,74393	0,500	0,798
Skala: Fachwissenstest im Pretest, Strukturchemie			N = 16	M = 15,063
Skalenkürzel: Score_VW_Struk			Cronbach's $\alpha$ = 0,815	SD = 15,163

### Chemische Bindung

Quelle: Eigenentwicklung anhand Präkonzepten (siehe Kap. 5.1.3)  
 Anzahl der Items: 3  
 Antwortformat: Multiple Choice, 2 richtige Lösungen, 3 Distraktoren  
 Max. Score: 6 (Total 18)  
 Min. Score: -6 (Total -18)

Tabelle 16: Skalendokumentation der Subskala Chemische Bindung des Fachwissenstests im Pretest.

Fachwissenstest im Pretest, chemische Bindung				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
Score_VW08	0,8125	3,85087	0,157	0,102
Score_VW09	-0,3750	2,02896	-0,140	0,508
Score_VW10	2,0000	3,65148	0,378	-0,608
Skala: Fachwissenstest im Pretest, chemische Bindung			N = 16	M = 2,438
Skalenkürzel: Score_VW_Bind			Cronbach's $\alpha$ = 0,239	SD = 6,196

### Fachwissenstest Posttest

Quelle: Eigenentwicklung anhand Präkonzepten (siehe Kap. 5.1.3)  
 Anzahl der Items: 15  
 Antwortformat: Multiple Choice, 2 richtige Lösungen, 3 Distraktoren  
 Max. Score: 6 (Total 90)  
 Min. Score: -6 (Total -90)

Tabelle 17: Skalendokumentation des Fachwissenstests im Posttest.

Fachwissenstest im Posttest				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
Score_NT01	4,1250	2,52653	0,484	0,886
Score_NT02	1,8125	2,16699	0,676	0,880
Score_NT03	1,2500	3,37639	0,486	0,888
Score_NT04	2,3125	2,49583	0,540	0,884
Score_NT05	0,6250	2,02896	0,516	0,885
Score_NT06	1,6875	2,54869	0,344	0,891
Score_NT07	4,1875	3,25000	0,423	0,890
Score_NT08	3,0000	2,73252	0,507	0,885
Score_NT09	-0,2500	2,38048	0,762	0,876
Score_NT10	1,5000	3,20416	0,712	0,876
Score_NT15	3,1875	3,20871	0,553	0,884
Score_NT16	1,4375	3,26535	0,673	0,878
Score_NT17	2,7500	2,84019	0,497	0,886
Score_NT18	3,7500	2,56905	0,729	0,877
Score_NT19	1,9375	2,20511	0,626	0,882
Skala:			N = 16	M = 33,313
Fachwissenstest im Posttest				
Skalenkürzel:		Cronbach's $\alpha = 0,890$		SD = 25,938
Score_NT				

### Atomorbitaltheorie

Quelle: Eigenentwicklung anhand Präkonzepten (siehe Kap. 5.1.3)  
 Anzahl der Items: 3  
 Antwortformat: Multiple Choice, 2 richtige Lösungen, 3 Distraktoren  
 Max. Score: 6 (Total 18)  
 Min. Score: -6 (Total -18)

Tabelle 18: Skalendokumentation der Subskala Atomorbitaltheorie des Fachwissenstests im Posttest.

Fachwissenstest im Posttest, Atomorbitaltheorie				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
Score_NT01	4,1250	2,52653	0,673	0,060
Score_NT02	1,8125	2,16699	0,150	0,759
Score_NT03	1,2500	3,37639	0,449	0,424
Skala: Fachwissenstest im Posttest, Atomorbitaltheorie			N = 16	M = 7,188
Skalenkürzel: Score_NT_AO		Cronbach's $\alpha = 0,584$		SD = 6,069

### Strukturchemie

Quelle: Eigenentwicklung anhand Präkonzepten (siehe Kap. 5.1.3)  
 Anzahl der Items: 9  
 Antwortformat: Multiple Choice, 2 richtige Lösungen, 3 Distraktoren

Max. Score: 6 (Total 54)  
 Min. Score: -6 (Total -54)

Tabelle 19: Skalendokumentation der Subskala Strukturchemie des Fachwissenstests im Posttest.

Fachwissenstest im Posttest, Strukturchemie				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
Score_NT04	2,3125	2,49583	0,438	0,809
Score_NT05	0,6250	2,02896	0,542	0,800
Score_NT06	1,6875	2,54869	0,383	0,815
Score_NT07	4,1875	3,25000	0,564	0,795
Score_NT15	3,1875	3,20871	0,535	0,799
Score_NT16	1,4375	3,26535	0,645	0,783
Score_NT17	2,7500	2,84019	0,428	0,811
Score_NT18	3,7500	2,56905	0,745	0,774
Score_NT19	1,9375	2,20511	0,429	0,810
Skala: Fachwissenstest im Posttest, Strukturchemie			N = 16	M = 21,875
Skalenkürzel: Score_NT_Struk			Cronbach's $\alpha$ = 0,818	SD = 15,781

### Chemische Bindung

Quelle: Eigenentwicklung anhand Präkonzepten (siehe Kap. 5.1.3)  
 Anzahl der Items: 3  
 Antwortformat: Multiple Choice, 2 richtige Lösungen, 3 Distraktoren  
 Max. Score: 6 (Total 18)  
 Min. Score: -6 (Total -18)

Tabelle 20: Skalendokumentation der Subskala chemische Bindung des Fachwissenstests im Posttest.

Fachwissenstest im Posttest, chemische Bindung				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
Score_NT08	3,0000	2,73252	0,539	0,784
Score_NT09	-0,2500	2,38048	0,740	0,600
Score_NT10	1,5000	3,20416	0,614	0,725
Skala: Fachwissenstest im Posttest, chemische Bindung			N = 16	M = 4,250
Skalenkürzel: Score_NT_Bind			Cronbach's $\alpha$ = 0,780	SD = 6,981

#### 6.1.3.2 Cognitive Load Skalen

Zur Erhebung der drei Aspekte des Cognitive Load ICL, ECL und GCL wurden bereits validierte Skalen aus der Literatur verwendet. Dazu wurden die Skalen von Leppink et al. (2014), Leppink und van den Heuvel (2015), Klepsch et al. (2017) und Andersen und

Makransky (2021) untersucht und verglichen. Zusätzlich zur Differenzierung zwischen ICL, ECL und GCL (siehe Kap. 2.3) haben Andersen und Makransky (2021) innerhalb des ECL noch die Subskalen „Extraneous Load instruction“ (ECL\_inst), „Extraneous Load interaction“ (ECL\_inter) und „Extraneous Load environment“ (ECL\_env) unterschieden. Sie konnten damit eine bessere Vorhersage-Validität erreichen, als bei der Messung des ECL ohne Unterscheidung dieser Subkategorien. Aus diesem Grund wurde auch in vorliegender Arbeit eine solche Differenzierung innerhalb des ECL vorgenommen und die Items zur Messung des ECL aus Andersen und Makransky (2021) an die Lernumgebung angepasst und in die deutsche Sprache übersetzt. Alle Items der ECL Skala und deren Subskalen stammen also von Andersen & Makransky (2021). Für die GCL Skala wurden Items von Andersen & Makransky (2021) und Leppink et al. (2014) eingesetzt. Für die ICL Skala wurden Items von Leppink et al. (2014) und Klepsch et al. (2017) verwendet. Alle Items wurden auf Redundanz überprüft, ins Deutsche übersetzt und auf die hier eingesetzte Lernumgebung angepasst.

### Skalendokumentation

#### Intrinsic Cognitive Load

Quelle: Angep. nach (Leppink et al., 2014) & Makransky und Petersen (2021)  
 Anzahl der Items: 5  
 Antwortformat: Elf-stufige Likert Skala: 1 (ich stimme nicht zu), 11 (ich stimme voll und ganz zu)  
 Max. Score: 55  
 Min. Score: 11

*Tabelle 21: Skalendokumentation der ICL Skala.*

Intrinsic Cognitive Load				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
CL01_01	6,69	3,071	0,858	0,825
CL01_02	6,56	2,476	0,724	0,862
CL01_03	5,94	3,193	0,656	0,875
CL01_04	5,94	3,065	0,699	0,864
CL01_05	6,75	3,194	0,695	0,866
Skala: Intrinsic Cognitive Load			N = 16	M = 31,875
Skalenkürzel: Score_ICL		Cronbach's α = 0,884		SD = 12,447

Itemliste:

CL01\_01: Das in der App behandelte Thema war sehr komplex.

CL01\_02: Die App umfasste Aktivitäten und Handlungen, die ich als sehr komplex empfand.

CL01\_03: Die App umfasste inhaltliche Konzepte und Definitionen, die ich als sehr komplex empfand.

CL01\_04: Bei den Aufgaben musste man viele Dinge gleichzeitig im Kopf behalten.

CL01\_05: Ich musste mich mental sehr anstrengen, um die komplexen Modellierungen mit der App durchzuführen.

### Germane Cognitive Load

Quelle: Angepasst nach Leppink et al. (2014) & Makransky und Petersen (2021)  
 Anzahl der Items: 8  
 Antwortformat: Elf-stufige Likert Skala: 1 (ich stimme nicht zu), 11 (ich stimme voll und ganz zu)  
 Max. Score: 88  
 Min. Score: 8

Tabelle 22: Skalendokumentation der GCL Skala.

Germane Cognitive Load				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
CL02_01	8,06	2,407	0,688	0,760
CL02_02	8,38	2,029	0,836	0,742
CL02_03	8,25	2,436	0,578	0,779
CL02_04	8,06	1,731	0,795	0,756
CL02_05	8,88	1,821	0,594	0,779
CL02_06	8,69	1,852	0,514	0,789
CL02_07	8,25	2,295	0,580	0,778
CL02_08	7,31	2,442	-0,111	0,881
Skala:			N = 16	M = 65,875
Germane Cognitive Load				
Skalenkürzel: Score_GCL		Cronbach's $\alpha = 0,809$		SD = 11,224

#### Itemliste:

CL02\_01: Die App hat mein Verständnis über die behandelten Themen wirklich verbessert.

CL02\_02: Die App hat mein Wissen und Verständnis über Molekülstrukturen wirklich verbessert.

CL02\_03: Die App hat mein Verständnis über die behandelten Aktivitäten und Handlungen zur 3D-Modellierung wirklich verbessert.

CL02\_04: Die App hat mein Verständnis über die behandelten inhaltlichen Konzepte und Definitionen wirklich verbessert.

CL02\_05: Ich habe mich angestrengt, mir nicht nur einzelne Dinge zu merken, sondern auch den Gesamtzusammenhang zu verstehen.

CL02\_06: Es ging mir beim Bearbeiten der Lerneinheit darum, alles richtig zu verstehen.

CL02\_07: Die Lerneinheit enthielt Elemente, die mich unterstützten, den Lernstoff besser zu verstehen.

CL02\_08: Ich musste mich beim Lernen mit der App mental sehr anstrengen, um mein Wissens und Verständnis über Molekülstrukturen zu erweitern.

## Extraneous Cognitive Load

Quelle: Angepasst nach Leppink et al. (2014) & Makransky und Petersen (2021)  
 Anzahl der Items: 11  
 Antwortformat: Elf-stufige Likert Skala: 1 (ich stimme nicht zu), 11 (ich stimme voll und ganz zu)  
 Max. Score: 121  
 Min. Score: 11

Tabelle 23: Skalendokumentation der ECL Skala.

Extraneous Cognitive Load				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
CL03_01	3,56	2,555	0,776	0,887
CL03_02	3,00	2,000	0,765	0,889
CL03_03	2,81	2,588	0,172	0,921
CL03_04	5,19	2,880	0,678	0,893
CL03_05	3,94	2,886	0,873	0,880
CL03_06	3,50	2,633	0,698	0,891
CL03_07	5,13	2,825	0,695	0,892
CL03_08	2,56	1,711	0,742	0,892
CL03_09	2,44	2,190	0,805	0,886
CL03_10	1,69	1,014	0,282	0,909
CL03_11	3,50	2,608	0,676	0,893
Skala:			N = 16	M = 37,313
Extraneous Cognitive Load				
Skalenkürzel: Score_ECL			Cronbach's $\alpha$ = 0,903	SD = 18,962

### Itemliste:

CL03\_01: Die enthaltenen Instruktionen, Tutorials und Erklärungen zum Erlernen der Benutzeroberfläche waren sehr unklar.

CL03\_02: Die enthaltenen Instruktionen, Tutorials und Erklärungen waren zum Erlernen der Benutzeroberfläche sehr ungeeignet/ineffektiv.

CL03\_03: Die Inhalte der Lernmaterialien, Tutorials und Erklärungen zum Lernen waren völlig unklar.

CL03\_04: Die Interaktionselemente auf der Benutzeroberfläche (z.B. zur Bewegung und Erstellung der Orbitale, Kameraverschiebung- und fokus, Ausrichtungshilfe, etc.) waren nicht intuitiv nutzbar.

CL03\_05: Die Interaktionselemente auf der Benutzeroberfläche waren zum Lernen sehr ungeeignet/ ineffektiv.

CL03\_06: Die Interaktionselemente auf der Benutzeroberfläche machten das Lernen schwieriger.

- CL03\_07: Die Interaktionselemente auf der Benutzeroberfläche waren schwer zu meistern.
- CL03\_08: Die Orbitale in der virtuellen Umgebung machten das Lernen sehr unklar.
- CL03\_09: Die virtuelle Umgebung war zum Lernen sehr ungeeignet/ineffektiv.
- CL03\_10: Die virtuelle Umgebung enthielt viele irrelevante inhaltliche Details.
- CL03\_11: Es war schwer die lernrelevanten Informationen in der virtuellen Umgebung zu finden.

### Instructional Extraneous Cognitive Load

Quelle: Angepasst nach Leppink et al. (2014) & Makransky und Petersen (2021)  
 Anzahl der Items: 3  
 Antwortformat: Elf-stufige Likert Skala: 1 (ich stimme nicht zu), 11 (ich stimme voll und ganz zu)  
 Max. Score: 33  
 Min. Score: 3

*Tabelle 24: Skalendokumentation der ECL\_instruc Skala.*

Instructional Extraneous Cognitive Load				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
CL03_01	3,56	2,555	0,661	0,531
CL03_02	3,00	2,000	0,718	0,518
CL03_03	2,81	2,588	0,378	0,880
Skala: Instructional Extraneous Cognitive Load			N = 16	M = 9,375
Skalenkürzel: Score_ECL_instruc			Cronbach's $\alpha$ = 0,740	SD = 5,830

### Interactive Extraneous Cognitive Load

Quelle: Angepasst nach Leppink et al. (2014) & Makransky und Petersen (2021)  
 Anzahl der Items: 4  
 Antwortformat: Elf-stufige Likert Skala: 1 (ich stimme nicht zu), 11 (ich stimme voll und ganz zu)  
 Max. Score: 44  
 Min. Score: 4



Tabelle 25: Skalendokumentation der ECL\_interac Skala.

Interactive Extraneous Cognitive Load				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
CL03_04	5,19	2,880	0,801	0,929
CL03_05	3,94	2,886	0,912	0,892
CL03_06	3,50	2,633	0,861	0,910
CL03_07	5,13	2,825	0,812	0,925
Skala: Interactive Extraneous Cognitive Load			N = 16	M = 17,750
Skalenkürzel: Score_ECL_interac			Cronbach's $\alpha$ = 0,934	SD = 10,266

### Environmental Extraneous Cognitive Load

Quelle:	Angepasst nach Leppink et al. (2014) & Makransky und Petersen (2021)
Anzahl der Items:	4
Antwortformat:	Elf-stufige Likert Skala: 1 (ich stimme nicht zu), 11 (ich stimme voll und ganz zu)
	Max. Score: 44
	Min. Score: 4

Tabelle 26: Skalendokumentation der ECL\_environ Skala.

Environmental Extraneous Cognitive Load				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
CL03_08	2,56	1,711	0,660	0,659
CL03_09	2,44	2,190	0,666	0,639
CL03_10	1,69	1,014	0,372	0,796
CL03_11	3,50	2,608	0,661	0,663
Skala: Environmental Extraneous Cognitive Load			N = 16	M = 10,186
Skalenkürzel: Score_ECL_environ			Cronbach's $\alpha$ = 0,760	SD = 6,014

#### 6.1.3.3 Räumliches Vorstellungsvermögen

Der Paper-Folding-Test blieb inhaltlich unverändert. Allerdings wurde er in zwei Teile aufgeteilt: Die ersten 10 Items wurden im Pretest bearbeitet, die zweiten zehn Items wurden im Posttest bearbeitet.

#### Skalendokumentation

#### Räumliches Vorstellungsvermögen Pretest

Quelle:	Paper-Folding-Test von Ekstrom (1976)
Anzahl der Items:	10

Antwortformat: Multiple Choice, 1 richtige Lösung, 1 Punkt pro richtige Antwort  
 Max. Score: 10  
 Min. Score: 0

Tabelle 27: Skalendokumentation des Paper-Folding-Tests im Pretest.

Räumliches Vorstellungsvermögen im Pretest				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
RV01	1,0000	0,00000	x	x
RV08	0,3750	0,50000	0,411	0,721
RV11	0,8125	0,40311	0,479	0,707
RV10	0,6250	0,50000	0,695	0,658
RV12	0,3750	0,50000	0,494	0,703
RV13	0,9375	0,25000	0,000	0,763
RV14	0,8125	0,40311	0,382	0,723
RV15	0,8125	0,40311	0,579	0,689
RV16	0,0625	0,25000	0,148	0,750
RV17	0,1250	0,34157	0,448	0,714
Skala: Räumliches Vorstellungsvermögen im Pretest			N = 16	M = 5,938
Skalenkürzel: Score_RV_Pre		Cronbach's $\alpha$ = 0,741		SD = 2,081

### Räumliches Vorstellungsvermögen Posttest

Quelle: Paper-Folding-Test von Ekstrom (1976)  
 Anzahl der Items: 10  
 Antwortformat: Multiple Choice, 1 richtige Lösung, 1 Punkt pro richtige Antwort  
 Max. Score: 10  
 Min. Score: 0

Tabelle 28: Skalendokumentation des Paper-Folding-Tests im Posttest.

Räumliches Vorstellungsvermögen im Posttest				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
RV19	1,0000	0,00000	x	x
RV20	0,8750	0,34157	0,251	0,603
RV21	0,9375	0,25000	0,472	0,572
RV22	0,8125	0,40311	0,350	0,579
RV23	0,3750	0,50000	0,095	0,653
RV24	0,8750	0,34157	-0,079	0,665
RV25	0,6875	0,47871	0,392	0,565
RV26	0,3125	0,47871	0,595	0,500
RV27	0,8125	0,40311	0,246	0,604
RV28	0,3125	0,47871	0,490	0,534
Skala: Räumliches Vorstellungsvermögen im Posttest			N = 16	M = 7,000
Skalenkürzel: Score_RV_Post		Cronbach's $\alpha$ = 0,619 SD = 1,862		

Die Items sind Kapitel 5.1.3 zu entnehmen.

#### 6.1.3.4 Usability

Alle vier *Usability* Skalen wurden unverändert aus der ersten Pilotstudie übernommen.

#### Skalendokumentation

##### System-Usability-Scale

Quelle: Angepasst nach Brooke, 1996  
 Anzahl der Items: 10  
 Antwortformat: Fünf-stufige Likert Skala: 1 (ich stimme nicht zu), 5 (ich stimme voll und ganz zu)  
 Max. Score: 50  
 Min. Score: 10

Tabelle 29: Skalendokumentation der SUS-Skala.

System-Usability-Scale				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
SUS_1	2,8750	1,45488	0,206	0,871
SUS_2	3,9375	1,18145	0,566	0,836
SUS_3	3,1250	1,31022	0,812	0,812
SUS_4	3,4375	1,45917	0,376	0,855
SUS_5	3,4375	1,03078	0,536	0,839
SUS_6	4,0625	0,92871	0,686	0,830
SUS_7	3,4375	1,20934	0,784	0,817
SUS_8	3,3750	1,31022	0,755	0,818
SUS_9	2,8750	1,25831	0,852	0,809
SUS_10	2,9375	1,38894	0,211	0,869
Skala: System- Usability-Scale			N = 16	M = 33,500
Skalenkürzel: Score_SUS			Cronbach's $\alpha$ = 0,851	SD = 8,262

Die Items blieben unverändert und sind in Kapitel 5.1.3 aufgeführt.

### Perceived-Ease-Of-Use

Quelle: Angepasst und erweitert nach Guo et. al, 2020  
 Anzahl der Items: 6  
 Antwortformat: Fünf-stufige Likert Skala: 1 (ich stimme nicht zu), 5 (ich stimme voll und ganz zu)  
 Max. Score: 30  
 Min. Score: 6

Tabelle 30: Skalendokumentation PEOU Skala..

Perceived-Ease-Of-Use				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
PEOU_1	4,3125	0,873	0,671	0,718
PEOU_2	3,3125	1,302	0,531	0,748
PEOU_3	4,2500	0,683	0,315	0,787
PEOU_4	3,3750	1,088	0,685	0,703
PEOU_5	4,3125	1,195	0,725	0,687
PEOU_6	4,0625	1,181	0,308	0,802
Skala: Perceived- Ease-Of-Use			N = 16	M = 23,625
Skalenkürzel: Score_PEOU			Cronbach's $\alpha$ = 0,778	SD = 4,440

Die Items blieben unverändert und sind in Kapitel 5.1.3 aufgeführt.

## Perceived-Usefulness

Quelle: Angepasst und erweitert nach Guo et. al, 2020  
Anzahl der Items: 11  
Antwortformat: Fünf-stufige Likert Skala: 1 (ich stimme nicht zu), 5 (ich stimme voll und ganz zu)  
Max. Score: 55  
Min. Score: 11

Tabelle 31: Skalendokumentation PU-Skala.

Perceived-Usefulness				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
PU_1	3,9375	0,99791	0,896	0,939
PU_2	3,9375	0,99791	0,896	0,939
PU_3	4,0625	0,99791	0,804	0,942
PU_4	3,9375	0,92871	0,667	0,947
PU_5	4,0000	0,89443	0,777	0,944
PU_6	4,0000	0,89443	0,838	0,941
PU_7	3,9375	1,18145	0,881	0,939
PU_8	3,9375	1,06262	0,824	0,942
PU_9	4,1250	0,88506	0,457	0,954
PU_10	3,8750	0,95743	0,774	0,943
PU_11	2,6250	0,95743	0,647	0,948
Skala:			N = 16	M = 43,125
Perceived- Usefulness				
Skalenkürzel:		Cronbach's $\alpha = 0,949$		SD = 7,535
Score_PU				

Die Items blieben unverändert und sind in Kapitel 5.1.3 aufgeführt.

## Intention-of-Further-Use

Quelle: Angepasst und erweitert nach Guo et. al, 2020  
Anzahl der Items: 6  
Antwortformat: Fünf-stufige Likert Skala: 1 (ich stimme nicht zu), 5 (ich stimme voll und ganz zu)  
Max. Score: 30  
Min. Score: 6

Tabelle 32: Skalendokumentation IoU-Skala.

Intention-of-Further-Use				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
IoU_1	3,06	1,340	0,423	0,807
IoU_2	3,75	1,065	0,680	0,637
IoU_3	3,94	0,929	0,672	0,656
IoU_4	3,81	0,981	0,536	0,717
Skala:			N = 16	M = 14,563
Intention-of-Further-Use				
Skalenkürzel:			Cronbach's $\alpha$ = 0,760	SD = 3,326
Score_IoU				

Die Items blieben unverändert und sind in Kapitel 5.1.3 aufgeführt.

#### 6.1.4 Auswertungsmethoden

Die statistischen Methoden entsprechen jenen der ersten Pilotierung (siehe Kap. 5.1.4). Hinzu kommt der Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test als nicht-parametrisches Verfahren zur Analyse von paarweisen Unterschieden.

#### Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test

Der Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test prüft auf Unterschiede zwischen zwei Skalen, wenn diese voneinander abhängig sind, also zum Beispiel von denselben Probanden stammen. Er ist damit die nicht-parametrische Alternative zum t-Test mit gepaarten Stichproben. Der Test misst, wie sich eine Ausprägung zum Beispiel zwischen einem Pretest Ergebnis von einem an eine Intervention angeschlossenen Posttest verändert. Die Unterschiede werden allerdings im Unterschied zum t-Test anhand der Mediane ermittelt und in Ränge eingeteilt, denen jeweils ein positives oder negatives Vorzeichen zugeordnet wird. Der Wilcoxon Test wird üblicherweise anhand des Medians unter Angabe der standardisierten Teststatistik  $z$  berichtet (Field, 2011). Das Signifikanzniveau ist auf  $p = 0,05$  festgelegt. Die visuelle Inspektion des Histogramms der Differenzen zwischen den Variablen sollte eine annähernd symmetrische Verteilung der Werte aufweisen (siehe Anhang 5.1), um die Voraussetzung zur Durchführung dieses Tests zu erfüllen.

#### 6.1.5 Skalenanalyse

Die deskriptive Statistik der Skalen ist der Skalendokumentation (Kap. 4.2.6) zu entnehmen. Analog zur ersten Pilotierung wurden die Konsistenzen der Skalen mittels Cronbach's  $\alpha$  überprüft. Die Ergebnisse sind in Tab. 33 dargestellt.

Tabelle 33: Skalenkonsistenzen aller eingesetzten Skalen.

Skalenkonsistenzen				
Skala	N	Anzahl Items	M (SD)	Cronbach's $\alpha$
Score_VW	16	15	24,4 (23,3)	0,842
VW_AO	16	3	6,9 (6,2)	0,690
VW_Struk	16	9	15,1 (15,2)	0,815
VW_Bind	16	3	2,4 (6,2)	0,239
Score_NT	16	15	33,3 (25,9)	0,890
NT_AO	16	3	7,2 (6,1)	0,584
NT_Struk	16	9	21,9 (15,8)	0,818
NT_Bind	16	3	4,3 (7)	0,780
Score_RV_Pre*	16	9	5,9 (2,1)	0,741
Score_RV_Post*	16	9	7 (1,9)	0,619
Score_ICL	16	5	31,9 (12,4)	0,884
Score_GCL	16	8	65,9 (11,2)	0,809
Score_ECL	16	11	37,3 (19)	0,903
ECL_inst	16	3	9,4 (5,8)	0,740
ECL_inter	16	4	17,8 (10,3)	0,934
ECL_env	16	4	10,2 (6)	0,760
Score_SUS	16	10	33,5 (8,3)	0,851
Score_PEOU	16	6	23,6 (4,4)	0,778
Score_PU	16	11	43,1 (7,5)	0,949
Score_IoU	16	4	14,6 (3,3)	0,760

\*Anmerkung: Score\_RV\_Pre und Score\_RV\_Post enthielten jeweils 1 ausgeschlossenes Item mit Varianz = 0

Lediglich die Skalenkonsistenzen der Skalen VW\_Bind und NT\_AO liegen mit einem Cronbach's  $\alpha$  von 0,239 bzw. 0,584 im nicht-akzeptablen Bereich unter 0,60 (Blanz, 2015). Alle weiteren Skalen weisen mit Werten von ca. 0,7 bis ca. 0,95 akzeptable bis exzellente Konsistenzen auf. Eine Faktorenanalyse zur tieferen Analyse der Skalen war aufgrund der geringen Stichprobengröße von N = 16 nicht möglich.

### 6.1.6 Lernmaterial

Das Lernvideo wurde unverändert aus der ersten Pilotierung übernommen. Lediglich die App wurde aufgrund des Feedbacks und der *Usability* Ergebnisse der Proband\*innen überarbeitet. Die Menüführung wurde vereinfacht und intuitiver gestaltet, für jede Übungs- und Testaufgabe konnte jetzt ein eigenes Lernszenario aufgerufen werden, das nach erfolgreichem Abschluss im Menü mit einem grünen Häkchen versehen wurde. Außerdem wurde die Kameraführung

zur Perspektivänderung intuitiver und angelehnt an bereits etablierte Gesten zur Bedienung eines Smartphones bzw. Tablets implementiert (z.B. „Wischen“ für Perspektivänderung). Eine Funktion zum Ändern des Kamerafokus, um den die Perspektivänderungen „rotierten“, wurde hinzugefügt. Außerdem wurde beim Verbinden von Bauteilen eine Hilfe implementiert, die die z-Achse (also die Achse hinter die Bildebene) beim Zusammenführen von Bauteilen vernachlässigte, was diesen Prozess vereinfachte. Das Tutorial zur Bedienung der App wurde umfangreicher gestaltet und mit Beispielaufgaben versehen. Diese Beispiele nahmen dabei keine Inhalte vorweg, sondern bezogen sich lediglich z.B. auf das Trennen von bereits erstellten Verbindungen zwischen Bauteilen oder der Änderung des Kamerafokus. Zur Veranschaulichung des überarbeiteten Userinterfaces und der Interaktionsmöglichkeiten wird dieser Arbeit ein kurzes Video angehängt (siehe Anhang 2).

### 6.1.7 Studiendurchführung

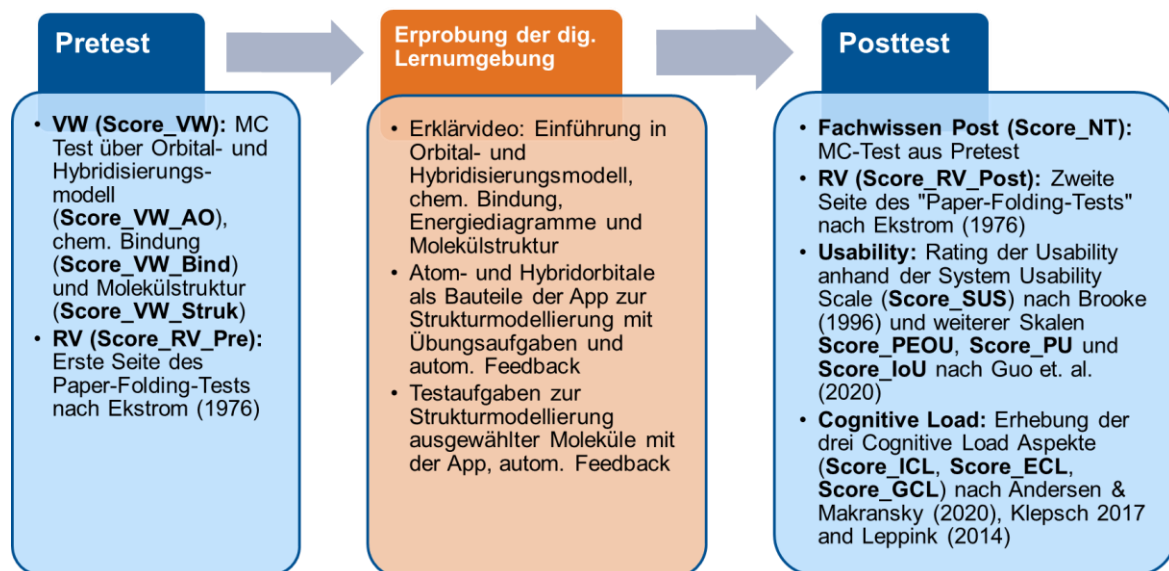


Abbildung 28: Schema der Durchführung der zweiten Pilotstudie.

Die Studie wurde weitestgehend analog zur ersten Pilotierung durchgeführt (siehe Abb. 28 & Kap. 5.1.7). Um die Studienzeit zu verkürzen, wurde den Proband\*innen das Merkblatt zum Ablauf der Studie und allen benötigten Links und QR-Codes zwei Tage vor Studienbeginn zugeschickt. Die Proband\*innen sollten sich die App im Vorfeld der Studie auf ihren Geräten installieren, allerdings mit dem dringenden Hinweis, diese noch nicht zu öffnen. Es wurden keine Bildschirmaufzeichnungen durchgeführt, wodurch sich die Studiendauer auf 90 bis 110 min verkürzte. Es gab wiederum kein zeitliches Limit und alle Proband\*innen bearbeiteten die Lernumgebung bis zum Abschluss der Studie. Im Pretest wurde nur die erste Seite (Items VW01 – VW10 in 3 min) des Paper-Folding-Tests eingesetzt und im Posttest die zweite Seite (Items VW11 – VW20 in 3 min). Außerdem wird direkt im Anschluss an die Intervention der *Cognitive Load* der Proband\*innen erhoben (siehe Abb. 28).



## 6.2 Ergebnisse

### 6.2.1 Korrelationsanalyse

Es wurden wiederum aufgrund der kleinen Stichprobe und der teilweise nicht normalverteilten Daten die Korrelationen nach Spearman ( $\rho$ ) berechnet. Die gesamte Korrelationsmatrix ist im Anhang 5 dargestellt. Einige relevante Korrelationen sind in Tabelle 34 dargestellt:

Tabelle 34: Ergebnisse der Korrelationsanalysen.

	Korrelationskoeffizienten Spearman's $\rho$									
	Score_VW	Score_NT	Score_RV_Pre	Score_RV_Post	Score_ICL	Score_GCL	Score_ECL	Score_SUS	Score_PU	Score_IoU
Score_VW	--									
Score_NT	0,937**	--								
Score_RV_Pre	0,340	0,411	--							
Score_RV_Post	-0,277	-0,214	0,407	--						
Score_ICL	-0,366	-0,353	-0,519*	-0,167	--					
Score_GCL	0,139	0,193	-0,076	0,007	0,183	--				
Score_ECL	0,088	0,136	0,317	-0,007	0,191	-0,452	--			
Score_SUS	-0,099	-0,059	-0,225	-0,064	-0,009	0,752**	-0,82	--		
Score_PU	0,437	0,474	0,039	-0,231	-0,097	0,859**	-0,391	0,713**	--	
Score_IoU	0,213	0,209	-0,004	-0,082	-0,239	0,757**	-0,72	0,805**	0,753**	--
Score_PEOU	-0,059	0,014	-0,165	0,017	-0,047	0,589*	-0,6	0,831**	0,655**	0,640**

### 6.2.2 Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test

Um die Veränderung des Fachwissens von Messzeitpunkt 1 zu Messzeitpunkt 2 zu überprüfen, wurde der Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test durchgeführt. Hier werden die Variablen Score\_VW und Score\_NT untersucht. Alle Voraussetzungen zur Durchführung dieses Verfahrens sind erfüllt. Der Median der Variablen Score\_NT (Mdn = 29,0) war signifikant höher als jener der Variablen Score\_VW (Mdn = 16,5),  $z = 2,643$ ,  $p = 0,008$ ,  $r = 0,66$ .

Analog wurde bezüglich des räumlichen Vorstellungsvermögens verfahren. Die Voraussetzungen zur Berechnung des Wilcoxon Tests sind auch hier erfüllt. Der Median der Variable Score\_RV\_Post (Mdn = 7) war signifikant höher als jener der Variable Score\_RV\_Pre (Mdn = 6),  $z = 2,030$ ,  $p = 0,042$ ,  $r = 0,51$ .

## 6.3 Diskussion

Die Skalenkonsistenz des Fachwissenstests lag sowohl im Pretest als auch Posttest in einem guten Bereich, lediglich eine der drei gebildeten Subskalen zeigte keine akzeptable Konsistenz im Pretest. Um bei der Studiendurchführung der folgenden Hauptstudie Zeit zu sparen wurde die Subskala aus den ersten drei Items zur Erhebung von Wissen über die Atomorbitaltheorie entfernt. Sie enthielt hauptsächlich Fragen, die über das in der Intervention vermittelte Wissen

hinausging. Außerdem wurde aus Zeitgründen in der folgenden Hauptstudie die Zahl der Modellierungsaufgaben am Ende der Intervention auf vier verringert.

Die Skalenskonsistenzen der beiden Hälften des Paper-Folding-Tests liegen in einem fragwürdig bis akzeptablen Bereich (Blanz, 2015), was anhand der kleinen Stichprobe von  $N = 16$  erklärt werden kann. Die Skalen bleiben unverändert und die Teilung des Tests zur Erhebung des räumlichen Vorstellungsvermögens vor.

Die drei *Cognitive Load* Skalen hatten allesamt eine gute bis exzellente Skalenskonsistenz. Die drei Subskalen des *Extraneous Cognitive Load* wiesen akzeptable bis exzellente Konsistenzen auf. Die Skalen werden daher unverändert in der Hauptstudie übernommen.

Die vier *Usability* Skalen wiesen ebenfalls akzeptable bis exzellente Konsistenzen auf und wurden unverändert für die Hauptstudie übernommen.

Die Proband\*innen erreichten im Fachwissenstest nach Bearbeitung der Lernumgebung eine ca. 10 % höhere Punktzahl. Dieser Leistungszuwachs ist statistisch bedeutsam und deutlich höher als in der ersten Pilotstudie. Dies könnte an den zusätzlichen fünf Fragen liegen, die sich deutlicher auf das Modellieren von Molekülstrukturen auf Inhalte des Lernvideos beziehen und kein Wissen abfragten, das nicht in der Lerneinheit vermittelt wurde (siehe Kap. 5.3). Es lässt sich aufgrund einer nicht vorhandenen Kontrollgruppe allerdings nicht ausschließen, dass der Leistungszuwachs lediglich durch einen Trainingseffekt entstanden ist, indem die Proband\*innen durch den ersten Teil des Paper-Folding-Tests ihr räumliches Vorstellungsvermögen trainierten. Das Vorwissen der Proband\*innen entsprach offenbar ungefähr jenem der Probanden der ersten Pilotstudie.

Im Test auf das räumliche Vorstellungsvermögen erreichten die Probanden im Pretest 59 % und Posttest 70 % der maximalen Punktzahl. Auch dieser Leistungszuwachs ist statistisch bedeutsam, weshalb man annehmen kann, dass durch die Lernumgebung räumliches Vorstellungsvermögen trainiert wird. Dies muss allerdings anhand einer größeren Stichprobe bestätigt werden, weshalb auch in der Hauptstudie das räumliche Vorstellungsvermögen vor und nach der Bearbeitung der Lerneinheit erhoben wird. Zudem können auch Trainingseffekte durch den ersten Test des räumlichen Vorstellungsvermögens im Pretest auf das Testergebnis im Posttest wirken, die nicht durch die Intervention verursacht werden.

Der SUS-Score lag um ca. einen Punkt höher als bei der ersten Pilotierung. Auch die weiteren drei *Usability* Scores deuten auf eine leichte Verbesserung der Usability im Vergleich zur ersten Pilotierung hin. Dies zeigt, dass entsprechende Änderungen in der Orbitalbaukasten App (siehe Kap- 6.1.6) zumindest eine kleine Verbesserung des Userinterfaces darstellten.

Die Korrelationsanalysen zeigten wie auch in der ersten Pilotstudie, dass Lernende mit hohem Vorwissen durch die Lernumgebung einen größeren Lernerfolg erzielten, als Lernende mit geringem Vorwissen. Dies entspricht den vielen Befunden aus der Literatur, die Vorwissen als wichtigsten Prädiktor für die Lernleistung identifizierten (Kalyuga et al., 2001; Keig & Rubba,

1993; Leahy & Sweller, 2005; Müller-Kalthoff & Möller, 2003; Thompson & Zamboanga, 2004). Das räumliche Vorstellungsvermögen vor der Intervention steht in einem negativen Zusammenhang mit dem *Intrinsic Cognitive Load*. Das bedeutet, dass hohes räumliches Vorstellungsvermögen dazu führen könnte, dass der Lerninhalt als weniger komplex empfunden wird. Dieser Zusammenhang muss zwar durch Regressionsanalysen bestätigt werden, ist aber hinsichtlich des Lerninhaltes schlüssig. Dabei ist zu beachten, dass die kognitive Belastung sich lediglich auf die Modellierungsaufgaben mit der App und nicht auf das Lernvideo bezieht, das ebenfalls intrinsische kognitive Belastung generiert. Das inhaltliche Wissen zur Bearbeitung der Modellierungsaufgaben erforderte räumliches Vorstellungsvermögen, indem räumliche 3D-Strukturen von Molekülen gefragt waren, die mental erstellt oder memoriert werden mussten. Außerdem wurde eine Übersetzungsleistung von zweidimensionalen Strukturformeln oder Abbildungen in dreidimensionale Orbitalmodelle benötigt. Eine solche Übersetzungsleistung benötigt räumliches Vorstellungsvermögen (Wu & Shah, 2004; Tuckey, Selvaratnam & Bradley, 1991; Harle & Towns, 2011; Höffler, 2010), weshalb gutes räumliches Vorstellungsvermögen diesen Prozess vereinfacht und somit den *Intrinsic Cognitive Load* reduziert. Außerdem wurde ein analoger Zusammenhang zwischen dem räumlichen Vorstellungsvermögen und der extrinsischen kognitiven Belastung gefunden, die durch die Interaktion mit der App bzw. dessen Userinterface zustande kommt. Je besser das räumliche Vorstellungsvermögen der Proband\*innen war, desto weniger kognitive Ressourcen wurden benötigt, um mit der App bzw. deren Userinterface zu interagieren. Auch dieser Zusammenhang ist aufgrund von Befunden in der Literatur zu erwarten gewesen. Cambell (2011) zeigte, dass gutes räumliches Vorstellungsvermögen zu einer besseren Einschätzung der *Usability* von Lernmedien (Wikipedia) führt. Ibili & Billinghamurst (2019) fanden bei Männern, dass gute *Usability* wiederum zu einer niedrigeren extrinsischen kognitiven Belastung führt. Unter Vorbehalt kann dadurch abgeleitet werden, dass gutes räumliches Vorstellungsvermögen zu einer geringeren kognitiven Belastung führt. Dies ist dadurch zu erklären, dass Lernende zum Manipulieren von 3D Modellen mit einem Touch Display mentale räumliche Operationen durchführen bzw. Vorhersagemodelle darüber erstellen müssen, was ein bestimmter Eingabebefehl an das Userinterface für eine Veränderung im virtuellen Modell zur Folge hat. Außerdem wurden Übersetzungsleistungen verlangt, um dreidimensionale Bewegungen bzw. Manipulationen der Bauteile anhand von Befehlen auf einer zweidimensionalen Benutzeroberfläche durchzuführen. Darüber hinaus wurde in vorliegender Studie zwischen dem *Extraneous Cognitive Load* und den *Usability* Skalen eine entsprechende Wechselwirkung gefunden: Je besser die Benutzerfreundlichkeit der App eingeschätzt wurde, desto niedriger war die extrinsische kognitive Belastung. Dies ist wenig verwunderlich, da der Extraneous Cognitive Load misst, wie viel kognitive Belastung aus der Gestaltung bzw. Interaktion mit der Lernumgebung auf nicht inhaltlicher Ebene generiert wird.

Die Benutzerfreundlichkeit dieser Lernumgebung wird wiederum anhand der *Usability* erfasst. In diesem Kontext sind auch die gefundenen Beziehungen zwischen dem *Germane Cognitive Load* und den *Usability* Skalen nicht verwunderlich, da beispielsweise bei geringerer extrinsischer Belastung mehr kognitive Ressourcen zum Aufbauen und Ändern von Schemata zum Wissenserwerb zur Verfügung stehen. Die differenzierte Erhebung des *Cognitive Loads* erlaubt demnach noch tiefere Analysen der Zusammenhänge zwischen den Variablen und wird für die Hauptstudie beibehalten.

## 7. Hauptstudie

### 7.1 Methoden

#### 7.1.1 Studiendesign

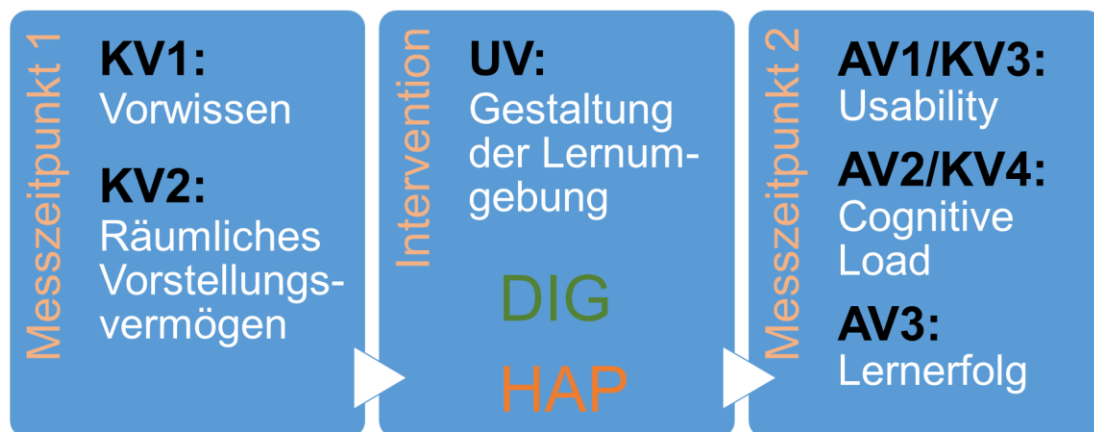


Abbildung 29: Studiendesign der Hauptstudie.

In der Hauptstudie sollten die Forschungsfragen 1 – 4 beantwortet werden (siehe Kap. 3). Zur Beantwortung der ersten drei Forschungsfragen werden *Usability*, *Cognitive Load* und Lernerfolg als abhängige Variablen (AV) und das Vorwissen und das räumliche Vorstellungsvermögen als Kontrollvariablen (KV) erhoben (siehe Abb. 29). Bezüglich der vierten Forschungsfrage stellte die Gestaltung der Lernumgebung die unabhängige Variable (UV) mit den Ausprägungen digitale Strukturmodellierung (DIG) und haptische Strukturmodellierung (HAP) dar. *Usability* und *Cognitive Load* stellten dabei, dem drei Ebenen Modell (siehe Kap. 3) folgend, mögliche weitere Kontrollvariablen dar. Abb. 30 verdeutlicht die Gestaltung der Intervention.

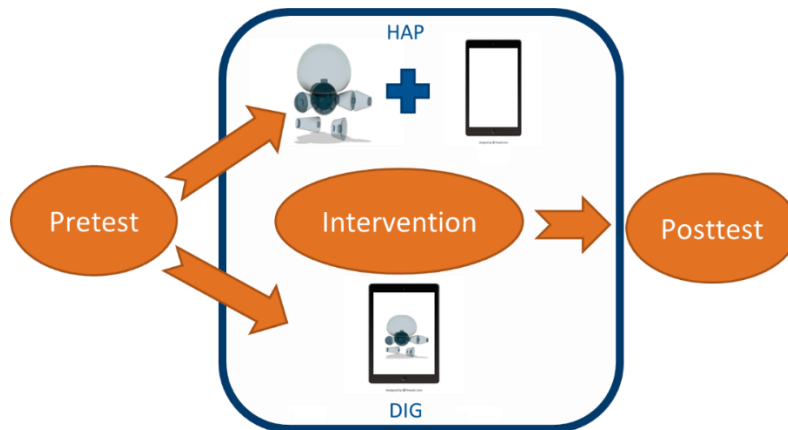


Abbildung 30: Gestaltung der Intervention der Hauptstudie.

### 7.1.2 Stichprobe

Die Gesamtstichprobe umfasste N = 95 Teilnehmer\*innen. 12 Proband\*innen studierten ein Lehramt an der Pädagogischen Hochschule Ludwigsburg, alle weiteren 83 studierten an der Technischen Universität München bzw. an der Ludwig-Maximilian-Universität München. Eine genaue Aufstellung der Studiengänge der Proband\*innen sind in Tab.35 abgebildet.

Tabelle 35: Stichprobenzusammensetzung der Proband\*innen anhand der Studiengänge.

Studiengang	Häufigkeit	Prozent
Lehramt Gymnasium	38	40,0
Lehramt für berufliche Bildung	38	40,0
Chemie	1	1,1
Chemieingenieurwesen	2	2,1
Lehramt für Sekundarstufe I	8	8,8
Lehramt Grundschule	2	2,1
Lehramt Realschule	4	4,2
Promotion	1	1,1
Sonderpädagogik	1	1,1
Gesamt	95	100,0

Die Proband\*innen befanden sich in Fachsemestern von 1 bis 16. Der Mittelwert beträgt 3,72. Eine genaue Aufstellung der Fachsemester ist in Tab. 36 dargestellt.

Tabelle 36: Darstellung der Fachsemester der Proband\*innen.

Fachsemester	Häufigkeit	Prozent
1	21	22,1
2	2	2,1
3	40	42,1
4	2	2,1
5	17	17,9
7	5	5,3
8	1	1,1
9	5	5,3
11	1	1,1
16	1	1,1
Gesamt	95	100,0

Es befanden sich 65 Frauen und 30 Männer in der Stichprobe. Innerhalb der Variable Geschlecht war 1 = männlich und 2 = weiblich codiert. Das mittlere Alter der Gesamtstichprobe lag bei 22,97 Jahren (siehe Tab. 37).

Tabelle 37: Altersstruktur der Proband\*innen.

	N	M	SD
Geschlecht	95	1,68	0,467
age	95	22,97	4,014

Unter den Proband\*innen studierten 69 ein Lehramt mit Chemie als Haupt- oder Nebenfach. Eine Aufstellung der abgeschlossenen Lehrveranstaltungen ist in Tab. 38 dargestellt. 26 Teilnehmer\*innen gaben an, keine der angegebenen Chemie-LVs erfolgreich abgelegt zu haben.

Tabelle 38: Von den Probanden bereits abgeschlossene Chemie Module.

Lehrveranstaltung	LV belegt	Prozent
Allgemeine und anorganische Chemie I	56	58,9
Allgemeine und anorganische Chemie II (Anorganische Molekülchemie)	14	14,7
Allgemeine und anorganische Chemie III (Anorganische Festkörperchemie und Organometallchemie)	9	9,5
Chemie der Nichtmetalle	3	3,2
Chemie der Metalle und anorganischen Festkörper	2	2,1
Organische Chemie I (z.B. Aufbau und Struktur organischer Verbindungen)	51	53,7
Organische Chemie II (z.B. Reaktivität organischer Verbindungen)	12	12,6
Organische Chemie III (z.B. Organische Synthese)	3	3,2
Physikalische Chemie I (Grundlagen der Physikalischen Chemie)	15	15,8
Physikalische Chemie II (Quantenmechanik)	11	11,6
Physikalische Chemie III (Molekulare Struktur und Statistische Mechanik)	2	2,1
Physikalische Chemie IV (Molekülspektroskopie)	2	2,1
Analytische Chemie (Grundlagen der analytischen Chemie oder Strukturanalytische Techniken)	15	15,8
Biochemie I	18	18,9
Biochemie II	6	6,3
Chemievorlesungen: Keine davon	26	27,4

Um die Homogenität der beiden Gruppen DIG und HAP hinsichtlich des Vorwissens, des räumlichen Vorstellungsvermögens, des Alters sowie des Geschlechts zu bestätigen, wurde ein t-Test durchgeführt. Zunächst wurden die Voraussetzungen geprüft: Im Datensatz

befanden sich keine starken Ausreißer. Normalverteilung wird aufgrund der jeweiligen Stichprobengröße pro Gruppe von mindestens  $N = 39$  angenommen. Somit sind alle Voraussetzungen zur Berechnung dieses t-Tests erfüllt. Es wurden bezüglich der Variablen Score\_VW, Score\_RV\_Pre, Geschlecht und Alter keine signifikanten Gruppenunterschiede gefunden (siehe Tab. 39).

*Tabelle 39: Analyse der Homogenität der Gruppen DIG und HAP bzgl. Lernvoraussetzungen.*

Variable	DIG		HAP		T	df	p
	M	SD	M	SD			
Score_VW	18,475	15,759	21,490	19,147	-0,815	93	0,417
Score_RV_Pre	6,410	2,268	5,849	2,187	1,197	90	0,234
Geschlecht	1,730	0,452	1,650	0,480	0,724	93	0,471
age	5,650	4,004	6,200	4,043	-0,657	93	0,513

### 7.1.3 Skalenbildung

In der Hauptstudie wird das Konstrukt Lernerfolg zusätzlich zum Fachwissenstest im Posttest durch die Variablen ScoreModelling und MeanTimeModelling operationalisiert. Die Variable ScoreModelling bildet die Anzahl an korrekt modellierten Molekülstrukturen ab, die mittels digitaler (DIG) oder haptischer Strukturmodellierung (HAP) erstellt wurden. Die Variable MeanTimeModelling bildet die Dauer ab, die durchschnittlich dafür benötigt wurde.

#### *Hauptkomponentenanalyse*

Die Strukturen der Erhebungsinstrumente wurden mittels explorativer Hauptkomponentenanalyse geprüft. Das Ziel und das Vorgehen dieses Verfahrens werden in Kap. 7.1.5 beschrieben. ScoreModelling und MeanTimeModelling werden hiervon ausgeschlossen, da es sich nur jeweils um ein metrisches Item handelt.

#### **Fachwissenstest**

Da dieser Fachwissenstest vor und nach der Intervention eingesetzt wurde, werden zur weiteren Analyse die Ergebnisse beider Tests herangezogen, um ein Verständnis für die Struktur der Daten zu gewinnen und die Faktoren korrekt zu interpretieren.

#### **Pretest**

In der Korrelationsmatrix korrelieren alle Items mit mindestens einem weiteren Item mit einem Korrelationskoeffizienten von mindestens 0,3. Alle Items tragen also zum Verständnis der Struktur der Daten bei. Kein Item korreliert mit einem anderen Item mit einem Koeffizienten von mehr als 0,9. Somit kann Multikorrelation ausgeschlossen werden (Backhaus et al., 2000a). Alle Items wiesen eine Anti-Image-Korrelation mit sich selbst von mindestens 0,5 auf.



Das Kaiser-Meyer-Olkin-Kriterium war 0,716 und der Bartlett-Test hochsignifikant ( $p < 0,001$ ), wodurch eine ausreichend hohe Korrelation zwischen den Items angenommen werden kann um eine Hauptkomponentenanalyse durchzuführen. Ausschließlich Faktoren mit Eigenwerten  $\geq 1$  wurden in Betracht gezogen (Guttman, 1954; Kaiser, 1960). Obwohl die Hauptkomponentenanalyse auf das Vorliegen von drei Faktoren mit Eigenwerten größer als 1,0 hinweist, wurde aufgrund des Eigenwertes des dritten Faktors von 1,178 und des Screeplots eine Zwei-Faktor-Lösung gewählt, welche 38,9 % der Varianz erklärt. Unter den Lösungen lieferte außerdem die Varimax rotierte Zwei-Faktor-Lösung die Lösung, die am besten zu interpretieren war, bei der die meisten Items nur auf einen der beiden Faktoren hohe Ladungen zeigten (siehe Tab. 40).

### Posttest

Auch im Posttest erfüllen die gefundenen Korrelationen und Anti-Image-Korrelationen die Kriterien zur Durchführung einer Hauptkomponentenanalyse. Das Kaiser-Meyer-Olkin-Kriterium war 0,755 und der Bartlett-Test hochsignifikant ( $p < 0,001$ ). Das weitere Verfahren verlief identisch zum Fachwissenstest im Pretest. Auch hier war die Zwei-Faktor-Lösung mit Varimax Rotation am besten zu interpretieren und erklärte 42,7 % der Varianz. Das Ergebnis der Varimax rotierten Zwei-Faktor-Lösung ist in Tab. 1 dargestellt.

*Tabelle 40: Rotierte Komponentenmatrix der Hauptkomponentenanalyse der Skalen Score\_VW und Score\_NT. Die Fragestellungen der Items wurden hier zur besseren Übersicht durch die Item-Namen ersetzt. Für die Inhalte der Items siehe Kap. 7.1.4.*

Fachwissenstest Item	Pretest		Fachwissenstest Item	Posttest	
	Beladener Faktor			Beladener Faktor	
	1	2		1	2
Score_VW10	0,761		Score_NT16	0,697	
Score_VW18	0,634		Score_NT10	0,683	
Score_VW17	0,602		Score_NT06	0,639	
Score_VW15	0,548		Score_NT18	0,612	0,406
Score_VW04	0,519		Score_NT08	0,588	
Score_VW08	0,505	0,381	Score_NT04	0,516	
Score_VW09		0,751	Score_NT15	0,483	
Score_VW06		0,688	Score_NT19		0,710
Score_VW07		0,633	Score_NT05		0,627
Score_VW19		0,481	Score_NT17	0,435	0,571
Score_VW16	0,408	0,413	Score_NT09	0,303	0,527
Score_VW05		0,386	Score_NT07	0,412	0,510

N = 93; Extraktionsmethode: Hauptkomponentenanalyse; Rotationsmethode: Varimax mit Kaiser-Normalisierung.

Vergleicht man die Zwei-Faktor-Lösungen von Pre- und Posttest in Tab. X, so fallen bei sieben Items Unterschiede in den Ladungen auf die Faktoren 1 und 2 auf. So lädt das Item VW06 im

Pretest auf den Faktor 2, zusammen mit den Items VW05, VW07, VW09, VW16 und VW19. Das identische Item NT06 lädt allerdings im Posttest auf den Faktor 1, zusammen mit den Items NT04, NT08, NT10, NT15, NT16 und NT18. Außerdem laden die Items VW17, VW18, VW09 und VW07 im Pretest auf einen Faktor, im Posttest laden sie allerdings in nicht vernachlässigbarem Maße auf beide Faktoren. Umgekehrtes gilt für die Items VW08 und VW16, die im Pretest deutliche Querladungen aufweisen, im Posttest aber nur noch auf Faktor 1 laden. Dies zeigt, dass die zwei gefundenen Faktoren im Pretest nicht vergleichbar sind mit den zwei Faktoren im Posttest. Das macht eine konsistente und sinnvolle Interpretation der zwei Faktoren unmöglich.

Aus den Inhalten der Fragestellungen der einzelnen Items wurde hinsichtlich der abgefragten Wissensbereiche im Vorhinein eine Einteilung der Items in zwei Faktoren vermutet. Items VW08, VW09 und VW10 zielen auf das Konzeptwissen über Modelle zur chemischen Bindung ab. Alle anderen Items fragen Konzeptwissen über allgemeine strukturchemische Aspekte sowie deren Anwendung an konkreten Beispielen ab. Diese Unterscheidung deckt sich allerdings nicht mit den Ergebnissen der Hauptkomponentenanalyse (siehe Tab. 40). Die Faktoreinteilung, die sich aus den Hauptkomponentenanalysen ergeben haben, wurden ebenfalls hinsichtlich inhaltlicher Gemeinsamkeiten geprüft. Es wurden allerdings keine Zusammenhänge zwischen den Items gefunden, die auf denselben Faktor laden. Aus diesen Gründen wird auf eine Unterteilung in zwei Faktoren verzichtet und im Weiteren nur noch mit dem Gesamtscore aller Items des Fachwissenstests gerechnet. Die Reliabilität der Skala erreichte einen Cronbachs Alpha von 0,738 im Pretest und ein Cronbachs Alpha von 0,773 im Posttest. Beide Werte liegen in zufrieden stellenden Größenordnungen.

### Usability

Zur Erfassung der Usability der App und des haptischen Baukastens wurden vier Skalen aus der Literatur aus dem Englischen übersetzt und teilweise durch eigene Items ergänzt (siehe Kap. 6.1.3): *System-Usability-Scale* SUS (Brooke, 1996), *Perceived-Ease-Of-Use* PEOU, *Perceived-Usefulness* PU und *Intention-of-further-Use* IoU (Guo et. al., 2020). In der weiteren Analyse wurde nicht zwischen den Gruppen Haptisch (HAP) und Digital (DIG) unterschieden. Zum einen unterscheiden sich die beiden Fragebögen hinsichtlich aller Skalen zur Erhebung der Usability zwischen HAP und DIG lediglich darin, dass bei HAP das Wort „Orbitalbaukasten-App“ durch „Orbitalbaukasten“ ausgetauscht wurde. Zum anderen wäre die Stichprobe nach Teilung des Datensatzes zu gering, um eine Hauptkomponentenanalyse durchzuführen (Backhaus et al., 2000a).

Um Strukturen in den Daten zu finden, wurde zunächst eine Hauptkomponentenanalyse mit allen Items der vier Skalen durchgeführt. Koeffizienten von unter 0,3 wurden bei allen folgenden Analysen unterdrückt. Die Itempaare 2\_PU und 1\_PU korrelieren mit einem Koeffizienten von 0,931 und 6\_PU mit 5\_PU mit einem Koeffizienten von 0,911. Die

Koeffizienten sind also größer als 0,9. Somit kann Multikorrelation nicht ausgeschlossen werden (Backhaus, Erichson & Weiber, 2015). Alle Items wiesen eine Anti-Image-Korrelation mit sich selbst von mindestens 0,5 auf. Das Kaiser-Meyer-Olkin-Kriterium war 0,894 und der Bartlett-Test hochsignifikant ( $p < 0,001$ ). Ausschließlich Faktoren mit Eigenwerten  $\geq 1$  wurden in Betracht gezogen (Guttman, 1954; Kaiser, 1960). Die Hauptkomponentenanalyse weist auf das Vorhandensein von fünf Faktoren mit einem Eigenwert  $>1$  hin. Dadurch können 68,8 % der Varianz erklärt werden. Die Faktoren 4 und 5 weisen allerdings Eigenwerte von lediglich 1,309 und 1,050 auf und erklären nur 4,2 % bzw. 3,4 % der Gesamtvarianz. Der Screeplot lässt eine 3-Faktoren-Lösung erwarten. Die Zahl der Faktoren wurde daher bei einer erneuten Hauptkomponentenanalyse auf 3 reduziert. Die dabei erhaltene Varimax-rotierte 3-Faktoren-Lösung lässt sich schlüssig interpretieren. Die Items der Skalen PU und IoU laden bis auf zwei Items hauptsächlich auf Faktor 1 (siehe Tab.2). Diese zwei Items 9 und 11 der PU Skala sind selbst entworfene Items und werden verworfen. Die Items 1 und 2 der IoU-Skala weisen Querladungen auf Faktor 3 auf. Diese sind mehr als 0,2 geringer als ihre Hauptladungen, weshalb die Querladung vernachlässigt werden kann (Backhaus et al. 2000a). Dasselbe gilt für Item 9 der PU-Skala, das eine Querladung auf Faktor 2 aufweist. Inhaltlich ergibt die Beladung der Items beider Skalen auf einen gemeinsamen Faktor Sinn, da beide Skalen auf die Nützlichkeit des Orbitalbaukastens abzielen. Die beiden Skalen PU (verkürzt um Item 9 und 11) und IoU werden daher zu einer neuen Skala „Usefulness“ zusammengefasst. Das Cronbach's Alpha dieser neuen Skala erreicht einen Wert von 0,964 und liegt damit in einer sehr guten Größenordnung. Die Skala „Usefulness“ ist in Kap. 7.1.4 dargestellt.

Tabelle 41: Rotierte Komponentenmatrix der Hauptkomponentenanalyse aller Usability Items.

Usability Item	Beladener Faktor		
	1	2	3
1_System-usability-scale: Ich kann mir sehr gut vorstellen, die Orbitalbaukasten-App regelmäßig zu nutzen.	0,643		0,357
2_System-usability-scale: Ich empfinde die Orbitalbaukasten-App als unnötig komplex.		0,624	0,378
3_System-usability-scale: Ich empfinde die Orbitalbaukasten-App als einfach zu nutzen.		0,469	0,670
4_System-usability-scale: Ich denke, dass ich technischen Support brauchen würde, um die Orbitalbaukasten-App zu nutzen.		0,714	
5_System-usability-scale: Ich finde, dass die verschiedenen Funktionen der Orbitalbaukasten-App gut integriert sind.			0,758
6_System-usability-scale: Ich finde, dass es in der Orbitalbaukasten-App zu viele Inkonsistenzen gibt.		0,305	0,377

7_System-usability-scale: Ich kann mir vorstellen, dass die meisten Leute die Orbitalbaukasten-App schnell zu beherrschen lernen.	0,402	0,473
8_System-usability-scale: Ich empfinde die Bedienung der Orbitalbaukasten-App als sehr umständlich.	0,348	0,370 0,686
9_System-usability-scale: Ich habe mich bei der Nutzung der Orbitalbaukasten-App sehr sicher gefühlt.	0,320	0,596 0,316
10_System-usability-scale: Ich musste eine Menge Dinge lernen, bevor ich mit der Orbitalbaukasten-App arbeiten konnte.	0,703	
1_Perceived ease of use: Die Bedienelemente der Orbitalbaukasten-App sind einfach zu verstehen.	0,746	
2_Perceived ease of use: Die Bedienelemente der Orbitalbaukasten-App sind einfach zu bedienen.		0,724
3_Perceived ease of use: Der Inhalt der Orbitalbaukasten-App ist klar und verständlich.	0,335	0,698
4_Perceived ease of use: Die Bedienung der Orbitalbaukasten-App habe ich innerhalb kurzer Zeit gelernt.	0,784	
5_Perceived ease of use: Die "Auto-Strukturkorrektur"-Funktion empfand ich hilfreich		
6_Perceived ease of use: Das Tutorial zur Bedienung der Orbitalbaukasten-App war ausreichend	0,670	
1_Perceived usefulness: Die Orbitalbaukasten-App war hilfreich für die Verbesserung meines Wissens über die Orbitaltheorie und Hybridisierungen.	0,873	
2_Perceived usefulness: Die Orbitalbaukasten-App war hilfreich für das Verständnis der Orbitaltheorie und Hybridisierungen.	0,873	
3_Perceived usefulness: Die Orbitalbaukasten-App war hilfreich für das Erlernen des Erstellens von dreidimensionalen Modelldarstellungen	0,740	
4_Perceived usefulness: Insgesamt fand ich die Orbitalbaukasten-App nützlich.	0,812	
5_Perceived usefulness: Die gelernten Inhalte haben mein Verständnis über Aufbau und Struktur von Molekülen verbessert.	0,886	
6_Perceived usefulness: Die gelernten Inhalte haben mein Verständnis über die Orbitaltheorie verbessert.	0,866	
7_Perceived usefulness: Die dreidimensionale Darstellung von Orbitalen hat mich in meinem Lernprozess unterstützt.	0,860	

8_Perceived usefulness: Die Möglichkeit, dreidimensionale Strukturen selbst zu erstellen hat mir das Lernen erleichtert.	0,799	
9_Perceived usefulness: Die dargestellten Abbildungen von Orbitalen haben sich mit meinem Vorwissen über Orbitale vereinbaren lassen.	0,342	0,586
10_Perceived usefulness: Die selbst durchgeführten Modellierungen in den Übungsphasen haben meinen Lernprozess gewinnbringend unterstützt.	0,797	0,323
11_Perceived usefulness: Die Testaufgaben am Ende der Befragung empfand ich für zu schwer.		-0,562
1_Intention: Wenn ich in Zukunft Inhalte zur Orbitaltheorie oder zur Struktur von Molekülen lerne, werde ich die Orbitalbaukasten-App zur Unterstützung meines Lernprozesses verwenden.	0,650	0,312
2_Intention: Wenn ich in Zukunft Inhalte zur Orbitaltheorie oder zur Struktur von Molekülen lehre, werde ich die Orbitalbaukasten-App zur Unterstützung meines Unterrichts verwenden.	0,676	0,468
3_Intention: Wenn ich in Zukunft Inhalte zur Orbitaltheorie oder zur Struktur von Molekülen lehre, werde ich Abbildungen aus der Orbitalbaukasten-App zur Unterstützung meines Unterrichts verwenden.	0,722	
4_Intention: Wenn ich in Zukunft Inhalte zur Orbitaltheorie oder zur Struktur von Molekülen lehre, werde ich Abbildungen aus den Lernsequenzen dieser Studie zur Unterstützung meines Unterrichts verwenden.	0,605	

---

N = 95; Extraktionsmethode: Hauptkomponentenanalyse; Rotationsmethode: Varimax mit Kaiser-Normalisierung.

Die System-Usability-Scale und die Perceived-Ease-Of-Use Skala zeigen keine vereinbaren Faktorladungen (siehe Tab.2), weshalb beide Skalen im Folgenden einer separaten Hauptkomponentenanalyse unterzogen werden.

### **System-Usability-Scale**

Alle geradzahligen Items wurden vor der Analyse vom Positiven zum Negativen umcodiert. In der Korrelationsmatrix korrelieren alle Items mit mindestens einem weiteren Item mit einem Korrelationskoeffizienten von mindestens 0,3. Kein Item korreliert mit einem anderen Item mit einem Koeffizienten von mehr als 0,9. Alle Items wiesen eine Anti-Image-Korrelation mit sich selbst von mindestens 0,5 auf. Das Kaiser-Meyer-Olkin-Kriterium war 0.862 und der Bartlett-Test hochsignifikant ( $p < .001$ ). Ausschließlich Faktoren mit Eigenwerten  $\geq 1$  wurden in

Betracht gezogen (Guttman, 1954; Kaiser, 1960). Die Hauptkomponentenanalyse weist auf das Vorhandensein von zwei Faktoren mit einem Eigenwert  $>1$  hin. Dadurch können 59,6 % der Varianz erklärt werden. Der zweite Faktor weist allerdings lediglich einen Eigenwert von 1,145 auf und erklärt 11,5 % der Varianz. Der Screeplot lässt lediglich einen relevanten Faktor erwarten.

Tabelle 42: Rotierte Komponentenmatrix der Hauptkomponentenanalyse der System-Usability-Scale.

Item der System-Usability-Scale	Beladener Faktor	
	1	2
5_System-usability-scale: Ich finde, dass die verschiedenen Funktionen der Orbitalbaukasten-App gut integriert sind.	0,877	
8_System-usability-scale: Ich empfinde die Bedienung der Orbitalbaukasten-App als sehr umständlich.	0,864	
3_System-usability-scale: Ich empfinde die Orbitalbaukasten-App als einfach zu nutzen.	0,743	0,322
7_System-usability-scale: Ich kann mir vorstellen, dass die meisten Leute die Orbitalbaukasten-App schnell zu beherrschen lernen.	0,595	
1_System-usability-scale: Ich kann mir sehr gut vorstellen, die Orbitalbaukasten-App regelmäßig zu nutzen.	0,590	0,304
6_System-usability-scale: Ich finde, dass es in der Orbitalbaukasten-App zu viele Inkonsistenzen gibt.	0,581	
2_System-usability-scale: Ich empfinde die Orbitalbaukasten-App als unnötig komplex.	0,568	0,492
10_System-usability-scale: Ich musste eine Menge Dinge lernen, bevor ich mit der Orbitalbaukasten-App arbeiten konnte.		0,814
4_System-usability-scale: Ich denke, dass ich technischen Support brauchen würde, um die Orbitalbaukasten-App zu nutzen.		0,779
9_System-usability-scale: Ich habe mich bei der Nutzung der Orbitalbaukasten-App sehr sicher gefühlt.	0,534	0,564

N = 95; Extraktionsmethode: Hauptkomponentenanalyse; Rotationsmethode: Varimax mit Kaiser-Normalisierung.

Die Analyse der Varimax-rotierten Lösung mit zwei Faktoren zeigt, dass 8 der 10 Items hauptsächlich auf Faktor 1 laden. Lediglich die Items 4 und 10 laden ausschließlich und eindeutig auf Faktor 2 (siehe Tab.3). Item 4 lautet: „Ich denke, dass ich technischen Support brauchen würde, um die Orbitalbaukasten-App zu nutzen.“ Item 10 lautet „Ich musste eine Menge Dinge lernen, bevor ich mit der Orbitalbaukasten-App arbeiten konnte.“ Eine inhaltliche Gemeinsamkeit dieser beiden Items ist der Aspekt der Voraussetzungen zur Nutzung der Orbitalbaukasten-App: Ist technischer Support bzw. bestimmtes Vorwissen nötig, um mit der App zu arbeiten? Dies könnte die Ladung auf einen weiteren Faktor erklären. Die Item-Skala-Statistik zeigt, dass durch Weglassen des Items 4 der Wert von Cronbachs Alpha steigen würde. Wenn Items 4 und 10 ausgeschlossen werden, steigt Cronbachs Alpha von 0,873 auf

0,876. Aus diesen Gründen werden beide Items von der System-Usability-Skala ausgeschlossen. Item 9 lädt ebenfalls hauptsächlich auf Faktor 2 mit 0,564 und als Querladung auf Faktor 1 mit 0,534. Hierfür konnte inhaltlich keine Erklärung, wie etwa eine Verbindung zu Voraussetzungen zur Nutzung der App, gefunden werden. Die Analyse der Item-Skala-Statistik zeigt, dass sich der Cronbach's-Alpha Wert durch Weglassen des Items 9 auf lediglich 0,860 verringern würde, was immer noch eine gute Reliabilität der Skala bedeutet. Aus diesen Gründen wurde auch das Item 9 aus der System-Usability-Skala entfernt. Die resultierende, verkürzte System-Usability-Skala ist in Tab.4 dargestellt.

*Tabelle 43: Anhand der Ergebnisse der Hauptkomponentenanalyse verkürzte System-Usability\_Scale.*

---

**Verkürzte System-Usability-Scale**

---

- 1\_System-usability-scale: Ich kann mir sehr gut vorstellen, die Orbitalbaukasten-App regelmäßig zu nutzen.
  - 2\_System-usability-scale: Ich empfinde die Orbitalbaukasten-App als unnötig komplex.
  - 3\_System-usability-scale: Ich empfinde die Orbitalbaukasten-App als einfach zu nutzen.
  - 5\_System-usability-scale: Ich finde, dass die verschiedenen Funktionen der Orbitalbaukasten-App gut integriert sind.
  - 6\_System-usability-scale: Ich finde, dass es in der Orbitalbaukasten-App zu viele Inkonsistenzen gibt.
  - 7\_System-usability-scale: Ich kann mir vorstellen, dass die meisten Leute die Orbitalbaukasten-App schnell zu beherrschen lernen.
  - 8\_System-usability-scale: Ich empfinde die Bedienung der Orbitalbaukasten-App als sehr umständlich.
- 
- Cronbach's Alpha 0,860

**Perceived-Ease-of-Use**

In der Korrelationsmatrix korrelieren alle Items mit mindestens einem weiteren Item mit einem Korrelationskoeffizienten von mindestens 0,3. Kein Item korreliert mit einem anderen Item mit einem Koeffizienten von mehr als 0,9. Alle Items wiesen eine Anti-Image-Korrelation mit sich selbst von mindestens 0,5 auf. Das Kaiser-Meyer-Olkin-Kriterium war 0.821 und der Bartlett-Test hochsignifikant ( $p < .001$ ). Ausschließlich Faktoren mit Eigenwerten  $\geq 1$  wurden in Betracht gezogen (Guttman, 1954; Kaiser, 1960). Die Hauptkomponentenanalyse weist auf das Vorhandensein von lediglich einem Faktor mit einem Eigenwert  $>1$  hin. Dadurch können 51,1 % der Varianz erklärt werden. Auch der Screeplot deutet auf eine Ein-Faktor-Lösung hin. Die Skalenreliabilität ist mit einem Cronbachs Alpha Wert von 0,757 akzeptabel. Da eine Varimax-Rotation mit nur einem Faktor nicht möglich ist, ist in Tab. 5 lediglich die nicht rotierte Komponentenmatrix dargestellt.

Tabelle 44: Komponentenmatrix der Hauptkomponentenanalyse der Perceived-Ease-Of-Use Skala.

Item der Perceived-Ease-Of-Use Skala	Beladener Faktor
	1
Perceived ease of use: Der Inhalt der Orbitalbaukasten-App ist klar und verständlich.	0,842
Perceived ease of use: Die Bedienung der Orbitalbaukasten-App habe ich innerhalb kurzer Zeit gelernt.	0,836
Perceived ease of use: Das Tutorial zur Bedienung der Orbitalbaukasten-App war ausreichend	0,797
Perceived ease of use: Die Bedienelemente der Orbitalbaukasten-App sind einfach zu verstehen.	0,795
Perceived ease of use: Die Bedienelemente der Orbitalbaukasten-App sind einfach zu bedienen.	0,600
Perceived ease of use: Die "Auto-Strukturkorrektur"-Funktion empfand ich hilfreich	

Extraktionsmethode: Hauptkomponentenanalyse.

## Cognitive Load

Für die Messung des *Cognitive Loads* wurden Items aus bereits publizierten Skalen von Leppink et al. (2014), Leppink und van den Heuvel (2015), Klepsch et al. (2017) und Andersen und Makransky (2021) teilweise ins Deutsche übersetzt und eingesetzt (siehe Kap.6.1.3). Die Skalen differenzieren zwischen *Intrinsic*-, *Germane*- und *Extraneous Cognitive Load*. Zusätzlich wird innerhalb des *Extraneous Cognitive Loads* zwischen „*instructional Extraneous Load*“ (instr.ECL), *interactive Extraneous Load* (interac.ECL) und *environmental Extraneous Load* (env.ECL) unterschieden. Im ersten Schritt werden Faktoren innerhalb aller Items zur Messung von allen Dimensionen des *Cognitive Loads* gesucht. Dadurch kann explorativ festgestellt werden, ob die erwarteten fünf Dimensionen in der Datenstruktur zu finden sind. Die Items der GCL-Skala wurden umcodiert, da sie positiv formuliert waren, während alle anderen Items negativ formuliert waren. In der Korrelationsmatrix korrelieren alle Items mit mindestens einem weiteren Item mit einem Korrelationskoeffizienten von mindestens 0,3. Das Itempaar 1\_GCL mit 2\_GCL korreliert mit einem Koeffizienten von 0,948 und damit höher als 0,9. Alle Items wiesen eine Anti-Image-Korrelation mit sich selbst von mindestens 0,5 auf. Das Kaiser-Meyer-Olkin-Kriterium war 0.809 und der Bartlett-Test hochsignifikant ( $p < .001$ ). Ausschließlich Faktoren mit Eigenwerten  $\geq 1$  wurden in Betracht gezogen (Guttman, 1954; Kaiser, 1960). Aus der Theorie und Literatur abgeleitet werden 5 Faktoren erwartet. Die Hauptkomponentenanalyse weist auf das Vorhandensein von sechs Faktoren mit einem Eigenwert  $>1$  hin. Dadurch können 77,4 % der Varianz erklärt werden. Der sechste Faktor



weist allerdings lediglich einen Eigenwert von 1,012 auf und erklärt 4,2 % der Varianz. Der Screeplot lässt lediglich drei relevante Faktoren erwarten. Die Zahl der Faktoren wurde anschließend auf 5 reduziert.

Tabelle 45: Rotierte Komponentenmatrix der Hauptkomponentenanalyse aller Cognitive Load Skalen.

Cognitive Load Item	Beladener Faktor				
	1	2	3	4	5
1_ICL: Das in der App behandelte Thema war sehr komplex.		0,839			
2_ICL: Die App umfasste Aktivitäten und Handlungen, die ich als sehr komplex empfand.		0,717			
3_ICL: Die App umfasste inhaltliche Konzepte und Definitionen, die ich als sehr komplex empfand.		0,815			
4_ICL: Bei den Aufgaben musste man viele Dinge gleichzeitig im Kopf behalten.		0,785	0,318		
5_ICL: Ich musste mich mental sehr anstrengen, um die komplexen Modellierungen mit der App durchzuführen.		0,825			
1_GCL: Die App hat mein Verständnis über die behandelten Themen wirklich verbessert.	0,918				
2_GCL: Die App hat mein Wissen und Verständnis über Molekülstrukturen wirklich verbessert.	0,937				
3_GCL: Die App hat mein Verständnis über die behandelten Aktivitäten und Handlungen zur 3D-Modellierung wirklich verbessert.	0,899				
4_GCL: Die App hat mein Verständnis über die behandelten inhaltlichen Konzepte und Definitionen wirklich verbessert.	0,872				
5_GCL: Ich habe mich angestrengt, mir nicht nur einzelne Dinge zu merken, sondern auch den Gesamtzusammenhang zu verstehen.	0,384	0,360			0,665
6_GCL: Es ging mir beim Bearbeiten der Lerneinheit darum, alles richtig zu verstehen.					0,823
7_GCL: Die Lerneinheit enthielt Elemente, die mich unterstützten, den Lernstoff besser zu verstehen.	0,760				0,334
8_GCL: Ich musste mich beim Lernen mit der App mental sehr anstrengen, um mein Wissen und Verständnis über Molekülstrukturen zu erweitern.		0,692			
1_instr.ECL: Die enthaltenen Instruktionen, Tutorials und Erklärungen zum Erlernen der Benutzeroberfläche waren sehr unklar.				0,873	
2_instr.ECL: Die enthaltenen Instruktionen, Tutorials und Erklärungen waren zum Erlernen der Benutzeroberfläche sehr ungeeignet/ineffektiv.				0,830	
3_instr.ECL: Die Inhalte der Lernmaterialien, Tutorials und Erklärungen zum Lernen waren völlig unklar.	-			0,528	
4_interac.ECL: Die Interaktionselemente auf der Benutzeroberfläche (z.B. zur Bewegung und Erstellung der Orbitale, Kameraverschiebung- und fokus, Ausrichtungshilfe, etc.) waren nicht intuitiv nutzbar.	0,310				
5_interac.ECL: Die Interaktionselemente auf der Benutzeroberfläche waren zum Lernen sehr ungeeignet/ ineffektiv.			0,528	0,631	
	0,322		0,690	0,497	

6_interac.ECL: Die Interaktionselemente auf der Benutzeroberfläche machten das Lernen schwieriger.	-	0,667	0,378	
	0,433			
7_interac.ECL: Die Interaktionselemente auf der Benutzeroberfläche waren schwer zu meistern.		0,647	0,370	
8_env.ECL: Die Orbitale in der virtuellen Umgebung machten das Lernen sehr unklar.	-	0,550	0,325	
	0,581			
9_env.ECL: Die virtuelle Umgebung war zum Lernen sehr ungeeignet/ineffektiv.	-	0,599		
	0,581			
10_env.ECL: Die virtuelle Umgebung enthielt viele irrelevante inhaltliche Details.		0,624		-
				0,358
11_env.ECL: Es war schwer die lernrelevanten Informationen in der virtuellen Umgebung zu finden.	-	0,355	0,457	0,301
	0,334			

N = 95; Extraktionsmethode: Hauptkomponentenanalyse; Rotationsmethode: Varimax mit Kaiser-Normalisierung.

Die Analyse der Varimax-rotierten Lösung mit fünf Faktoren zeigt, dass lediglich die ICL Items gut abtrennbar auf einen Faktor laden (siehe Tab. 45). Besonders bei den Items der drei ECL Skalen sind viele Querladungen zu sehen. Die Anzahl der Faktoren wird anschließend dem Screeplot folgend auf drei reduziert. Diese drei Faktoren erklären 62,9 % der Varianz. Die Varimax-rotierte drei Faktoren Lösung (siehe Tab.46) ist deutlich besser interpretierbar: Alle ICL-Items laden auf Faktor 3. 6 der 8 GCL-Items laden hauptsächlich auf Faktor 2 und alle ECL-Items laden hauptsächlich auf Faktor 1. Das Item 5\_GCL lädt auf Faktor 2 mit 0,577 und als Querladung auf Faktor 3 mit 0,405, also dem Faktor, auf den alle ICL-Items laden. Das Item lautet: „Ich habe mich angestrengt, mir nicht nur einzelne Dinge zu merken, sondern auch den Gesamtzusammenhang zu verstehen.“ Aus dem Inhalt dieses Items lässt sich die Verbindung zur ICL-Skala erklären, da der Intrinsic Cognitive Load jene kognitive Belastung beschreibt, die durch die Komplexität des Lerninhalts selbst hervorgerufen wird. Dieses Item wird aus der GCL-Skala für weitere Berechnungen entfernt. Item 8\_GCL lädt mit 0,707 ebenfalls auf Faktor 3, jedoch ohne Querladungen. Das Item lautet: „Ich musste mich beim Lernen mit der App mental sehr anstrengen, um mein Wissen und Verständnis über Molekülstrukturen zu erweitern“. Hier ist inhaltlich ein deutlicher Bezug zu ICL erkennbar. Dieses Item wird der ICL-Skala hinzugefügt.

Die Querladungen aller weiteren Items weisen eine Differenz von ca. 0,2 zur ihren Hauptladungen auf. Die Querladungen können hier vernachlässigt werden (Backhaus et al., 2000a).

Tabelle 46: Rotierte Komponentenmatrix der Hauptkomponentenanalyse der Cognitive Load Skalen mit 3 Faktoren.

Cognitive Load Item	Beladener Faktor		
	1	2	3
1_ICL: Das in der App behandelte Thema war sehr komplex.			0,824
2_ICL: Die App umfasste Aktivitäten und Handlungen, die ich als sehr komplex empfand.			0,708
3_ICL: Die App umfasste inhaltliche Konzepte und Definitionen, die ich als sehr komplex empfand.			0,804
4_ICL: Bei den Aufgaben musste man viele Dinge gleichzeitig im Kopf behalten.			0,785
5_ICL: Ich musste mich mental sehr anstrengen, um die komplexen Modellierungen mit der App durchzuführen.			0,833
1_GCL: Die App hat mein Verständnis über die behandelten Themen wirklich verbessert.	-0,334	0,862	
2_GCL: Die App hat mein Wissen und Verständnis über Molekülstrukturen wirklich verbessert.	-0,318	0,894	
3_GCL: Die App hat mein Verständnis über die behandelten Aktivitäten und Handlungen zur 3D-Modellierung wirklich verbessert.	-0,327	0,853	
4_GCL: Die App hat mein Verständnis über die behandelten inhaltlichen Konzepte und Definitionen wirklich verbessert.		0,862	
5_GCL: Ich habe mich angestrengt, mir nicht nur einzelne Dinge zu merken, sondern auch den Gesamtzusammenhang zu verstehen.		0,577	0,405
6_GCL: Es ging mir beim Bearbeiten der Lerneinheit darum, alles richtig zu verstehen.		0,518	
7_GCL: Die Lerneinheit enthielt Elemente, die mich unterstützten, den Lernstoff besser zu verstehen.		0,819	
8_GCL: Ich musste mich beim Lernen mit der App mental sehr anstrengen, um mein Wissens und Verständnis über Molekülstrukturen zu erweitern.			0,707
1_instr.ECL: Die enthaltenen Instruktionen, Tutorials und Erklärungen zum Erlernen der Benutzeroberfläche waren sehr unklar.	0,741		
2_instr.ECL: Die enthaltenen Instruktionen, Tutorials und Erklärungen waren zum Erlernen der Benutzeroberfläche sehr ungeeignet/ineffektiv.	0,734		
3_instr.ECL: Die Inhalte der Lernmaterialien, Tutorials und Erklärungen zum Lernen waren völlig unklar.	0,575		
4_interac.ECL: Die Interaktionselemente auf der Benutzeroberfläche (z.B. zur Bewegung und Erstellung der Orbitale, Kameraverschiebung und -fokus, Ausrichtungshilfe, etc.) waren nicht intuitiv nutzbar.	0,803		
5_interac.ECL: Die Interaktionselemente auf der Benutzeroberfläche waren zum Lernen sehr ungeeignet/ineffektiv.	0,874		
6_interac.ECL: Die Interaktionselemente auf der Benutzeroberfläche machten das Lernen schwieriger.	0,785	-0,339	
7_interac.ECL: Die Interaktionselemente auf der Benutzeroberfläche waren schwer zu meistern.	0,719		
8_env.ECL: Die Orbitale in der virtuellen Umgebung machten das Lernen sehr unklar.	0,709	-0,432	
9_env.ECL: Die virtuelle Umgebung war zum Lernen sehr ungeeignet/ineffektiv.	0,645	-0,466	

10_env.ECL: Die virtuelle Umgebung enthielt viele irrelevante inhaltliche Details.	0,337	
11_env.ECL: Es war schwer die lernrelevanten Informationen in der virtuellen Umgebung zu finden.	0,589	0,370

N = 95; Extraktionsmethode: Hauptkomponentenanalyse; Rotationsmethode: Varimax mit Kaiser-Normalisierung.

Die drei Subskalen des *Cognitive Load* sind in Kap. 7.1.4 zusammengefasst. Die Varimax-rotierte Lösung mit drei Faktoren zeigt, dass die Einteilung der ECL-Skala in die drei Subskalen instr.ECL, interac.ECL und env.ECL anhand der hier erhobenen Daten nicht sinnvoll erscheint. Daher wurde im Weiteren auf diese Unterscheidung verzichtet. Die gesamte ECL-Skala umfasst nun 11 Items und erreicht mit einem Cronbach's  $\alpha = 0,912$  eine gute Skalenkonsistenz. Die GCL items 8 und 5 werden aufgrund der Querladungen diskriminiert.

#### 7.1.4 Skalendokumentation

Im Folgenden werden die wichtigsten Item- und Skalenkennwerte tabellarisch dargestellt. Neben den Item-Mittelwerten und deren Standardabweichungen sind die Trennschärfen  $r_{it}$  anhand der Werte der korrigierten Item-Skala-Korrelationen dargestellt. Diese sollten einen Wert von mindestens 0,3 besitzen (Backhaus et al., 2000a). In der letzten Spalte sind die Cronbach's  $\alpha$  Werte  $\alpha$  angegeben, die die Skala besitzen würde, wenn das jeweilige Item weggelassen würde.

#### Fachwissenstest im Pretest

Quelle:	Eigenentwicklung anhand Präkonzepten (siehe Kap. 5.1.3)
Anzahl der Items:	12
Antwortformat:	Multiple Choice, 2 richtige Lösungen, 3 Distraktoren
	Max. Score: 6
	Min. Score: -6

Tabelle 47: Skalendokumentation des Fachwissenstests im Pretest.

Fachwissenstest im Pretest				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	$r_{it}$	a
Score_VW04	2,7021	2,64709	0,283	0,731
Score_VW05	0,1064	2,74535	0,304	0,729
Score_VW06	0,3723	2,83217	0,315	0,728
Score_VW07	2,5000	3,31095	0,380	0,720
Score_VW08	2,8723	2,84448	0,476	0,708
Score_VW09	-0,0957	2,88142	0,317	0,727
Score_VW10	2,5000	2,69108	0,405	0,717
Score_VW15	2,0851	3,23509	0,409	0,716
Score_VW16	1,0319	2,62516	0,429	0,714
Score_VW17	2,1702	3,38764	0,384	0,720
Score_VW18	3,0000	2,89605	0,387	0,719
Score_VW19	1,1915	2,73282	0,369	0,721
Skala:			N = 95	M = 20,221
Fachwissenstest im Pretest				
Skalenkürzel:		Cronbach's $\alpha = 0,738$		SD = 17,774
Score_VW				

### Fachwissenstest Posttest

Quelle: Eigenentwicklung anhand Präkonzepten (siehe Kap. 5.1.3)

Anzahl der Items: 12

Antwortformat: Multiple Choice, 2 richtige Lösungen, 3 Distraktoren

Max. Score: 6

Min. Score: -6

Tabelle 48: Skalendokumentation des Fachwissenstests im Posttest..

Fachwissenstest im Posttest				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	$r_{it}$	a
Score_NT04	2,9560	2,64958	0,395	0,759
Score_NT05	0,9780	2,48988	0,174	0,779
Score_NT06	0,6703	3,15191	0,486	0,749
Score_NT07	3,3956	2,95477	0,494	0,749
Score_NT08	3,6264	2,68596	0,301	0,769
Score_NT09	0,4615	2,98257	0,419	0,757
Score_NT10	1,9011	3,15191	0,420	0,757
Score_NT15	2,2198	3,23111	0,412	0,758
Score_NT16	1,8681	2,57858	0,459	0,754
Score_NT17	2,4835	3,43952	0,545	0,741
Score_NT18	2,9890	2,94201	0,600	0,737
Score_NT19	1,3516	3,00138	0,209	0,779

Skala:	N = 94	M = 24,376
Fachwissenstest im Posttest		
Skalenkürzel:	Cronbach's $\alpha$ = 0,773	SD = 19,078
Score_NT		

---

Itemliste:

Da sich nur wenige Items im Vergleich zur 2. Pilotierung verändert haben, werden hier lediglich die veränderten Items dargestellt.

(a) bedeutet veränderter Inhalt

VW04: Welche Aussagen über die räumliche Struktur von Molekülen sind zutreffend?

- Die Bindungsstärke bzw. Bindungsenthalpie bestimmt die Struktur eines Moleküls
- Die Größe der gebundenen Atome in einem Molekül bestimmt dessen räumliche Struktur (a)
- *Freie Elektronenpaare und bindende Elektronenpaare bestimmen die räumliche Struktur eines Moleküls*
- *Die Molekülstruktur kann annäherungsweise durch das VSEPR-Modell (Valence Shell electron Pair Repulsion, deutsch: Valenzschalen-Elektronenpaar-Abstoßung) geklärt werden*
- Die räumliche Struktur von Molekülen kann nicht durch die Bindungsverhältnisse der im Molekül gebundenen Atome bestimmt werden

VW05: Welche Aussagen über das Modell der Hybridisierung sind zutreffend?

- *Das Hybridisierungsmodell beschreibt die elektronische Struktur von in Molekülen gebundenen Atomen durch Linearkombination von Atomorbitalen (a)*
- Bei der Hybridisierung entstehen durch Linearkombination aus Atomorbitalen Molekülorbitale (a)
- Durch Hybridisierung können Atome Bindungen eingehen, die sie ohne Hybridisierung nicht realisieren könnten
- *Das Hybridisierungsmodell beschreibt die Bindungszustände in Molekülen*
- Hybridisierung kann nur zwischen Atomorbitalen angenommen werden, deren Energieniveaus sich deutlich unterscheiden

VW06: Welche Aussagen über Hybridorbitale sind zutreffend?

- Hybridorbitale haben Formen und Orientierungen, die sich aufgrund der Linearkombination nicht von den zugrundeliegenden Atomorbitalen unterscheiden (a)
- *Ein „Set“ an Hybridorbitalen erhält man durch Linearkombination der Atomorbitale desselben Atoms (a)*

- Die Anzahl an Hybridorbitalen entspricht dabei nicht immer der Anzahl an Atomorbitalen, die kombiniert wurden (a)
- *Alle Hybridorbitale eines Sets stimmen in ihren Energieniveaus und ihrer Struktur überein, unterscheiden sich jedoch in ihrer räumlichen Ausrichtung*
- Hybridorbitale entstehen lediglich durch Anheben und Absenken von Elektronen auf höhere Energieniveaus im selben Atom

VW07: Welche Aussagen über Hybridisierungszustände sind zutreffend

- *$sp^3$  - Hybridorbitale formen einen Tetraeder, da die vier Hybridorbitale in die vier Ecken eines Tetraeders gerichtet sind (a)*
- $sp^3$  - Hybridorbitale werden rechnerisch aus einem s und einem p-Orbital gebildet
- $sp^2$  - Hybridorbitale formen einen Tetraeder, indem die drei Hybridorbitale und das nicht an der Hybridisierung beteiligte p-Orbital in die vier Ecken eines Tetraeders zeigen
- *Die räumliche Struktur einer Doppelbindung lässt sich durch  $sp^2$ -Hybridisierung beider an der Bindung beteiligten Kohlenstoffatome beschreiben*
- Die Struktur eines  $sp^2$  - hybridisierten Kohlenstoffs ist ein Oktaeder, weil die vier  $sp^2$ -Hybridorbitale ein Viereck und die p-Orbitale nach unten und oben zwei Spitzen darstellen (a)

VW15: Welche Aussagen über die Struktur eines Ammoniak-Moleküls ( $NH_3$ ) sind zutreffend?

- Die drei Wasserstoffatome sind am Zentralatom Stickstoff gebunden und formen um diesen ein Dreieck (a)
- *Die drei Wasserstoffatome sind am Zentralatom Stickstoff gebunden und zeigen zusammen mit dem freien Elektronenpaar in die vier Ecken eines Tetraeders*
- Die drei Wasserstoffatome sind am Zentralatom Stickstoff gebunden und bilden zusammen mit dem freien Elektronenpaar des Stickstoffs einen Oktaeder (a)
- *Das Stickstoffatom im Ammoniak ist  $sp^3$ -hybridisiert, die drei bindenden Elektronenpaare und das freie Elektronenpaar werden durch  $sp^3$ -Hybridorbitale beschrieben und bilden einen Tetraeder (a)*
- Ammoniak ist aufgrund des freien Elektronenpaares im 2p-Orbital  $sp^2$ -hybridisiert, die Bindungspartner ordnen sich planar um das Zentralatom an

VW16: Welche Aussagen über die Struktur eines Wasser-Moleküls ( $H_2O$ ) sind zutreffend?

- *Das Sauerstoffatom als Zentralatom des Wassermoleküls ist  $sp^3$ -hybridisiert, dessen zwei freie Elektronenpaare bilden zusammen mit den zwei gebundenen Wasserstoffatomen einen Tetraeder*
- *Der Bindungswinkel zwischen den beiden Wasserstoffatomen weicht aufgrund des größeren Raumanspruchs der zwei freien Elektronenpaare in den  $sp^3$ -Hybridorbitalen*

*des Sauerstoffatoms etwas vom perfekten Tetraederwinkel von  $109,5^\circ$  ab und wird daher als „verzerrt“ bezeichnet (a)*

- Im Wassermolekül nehmen die beiden an das Sauerstoffatom gebundenen Wasserstoffatome einen maximalen Abstand voneinander ein, der Bindungswinkel ist  $180^\circ$  und das Molekül linear
- Das Sauerstoffatom im Wassermolekül hat zwei Wasserstoffatome als Bindungspartner und ist  $sp$ -hybridisiert, was einer linearen Molekülstruktur entspricht
- Aufgrund der hohen Elektronegativität des Sauerstoffs und der niedrigen Elektronegativität des Wasserstoffs sind die Bindungen im Wassermolekül stark polarisiert, weshalb eine gewinkelte Struktur zustande kommt

VW18: Welche Aussagen über die Struktur eines Methan-Moleküls ( $\text{CH}_4$ ) sind zutreffend?

- *Das Kohlenstoffatom ist von vier kovalent gebundenen Wasserstoffatomen umgeben, die den maximalen Abstand zueinander einnehmen; sie bilden einen Tetraeder*
- *Das Kohlenstoffatom hat vier Bindungspartner, somit ist das Zentralatom  $sp^3$ -hybridisiert und die Struktur des Moleküls entspricht einem Tetraeder (a)*
- Die Struktur des Methans ist ein verzerrter Tetraeder, weil zwei der vier Bindungen des Kohlenstoffatoms aus Überlappung der s-Orbitale und zwei aus Überlappung der p-Orbitale des Kohlenstoffatoms mit dem jeweiligen s-Orbital des Wasserstoffatoms resultieren.
- Im Molekül nehmen die gebundenen Wasserstoffatome den maximalen Abstand voneinander ein, woraus eine planare Struktur mit Bindungswinkeln von jeweils  $90^\circ$  entsteht
- Aufgrund des geringen Elektronegativitätsunterschiedes zwischen Wasserstoff und Kohlenstoff nimmt das Methan-Molekül die Struktur eines regelmäßigen Tetraeders ein.

### **Räumliches Vorstellungsvermögen Pretest**

Quelle: Paper-Folding-Test von Ekstrom (1976)

Anzahl der Items: 10

Antwortformat: Single Choice, 1 richtige Lösung

Max. Score: 1

Min. Score: 0



Tabelle 49: Skalendokumentation des Paper-Folding-Tests im Pretest.

Räumliches Vorstellungsvermögen im Pretest				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
RV01	0,9891	0,10426	0,244	0,762
RV08	0,8587	0,35024	0,237	0,762
RV11	0,8152	0,39025	0,292	0,757
RV10	0,7826	0,41473	0,464	0,733
RV12	0,7174	0,45273	0,629	0,706
RV13	0,7717	0,42201	0,657	0,703
RV14	0,3913	0,49072	0,482	0,731
RV15	0,4891	0,50262	0,604	0,709
RV16	0,1087	0,31296	0,286	0,756
RV17	0,1630	0,37143	0,300	0,755
Skala: Räumliches Vorstellungsvermögen im Pretest			N = 92	M = 6,087
Skalenkürzel: Score_RV_Pre		Cronbach's $\alpha$ = 0,759		SD = 2,227

### Räumliches Vorstellungsvermögen Posttest

Quelle: Paper-Folding-Test von Ekstrom (1976)

Anzahl der Items: 10

Antwortformat: Single Choice, 1 richtige Lösung

Max. Score: 1

Min. Score: 0

Tabelle 50: Skalendokumentation des Paper-Folding-Tests im Posttest.

Räumliches Vorstellungsvermögen im Posttest				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
RV19	0,8421	0,36658	-0,013	0,638
RV20	0,8947	0,30852	0,566	0,521
RV21	0,9158	0,27918	0,286	0,578
RV22	0,8526	0,35635	0,397	0,550
RV23	0,5368	0,50129	0,165	0,613
RV24	0,8421	0,36658	0,332	0,564
RV25	0,7579	0,43063	0,231	0,589
RV26	0,2526	0,43683	0,264	0,580
RV27	0,7263	0,44821	0,393	0,544
RV28	0,1684	0,37623	0,286	0,574
Skala: Räumliches Vorstellungsvermögen im Posttest			N = 95	M = 6,790
Skalenkürzel: Score_RV_Post		Cronbach's $\alpha$ = 0,602		SD = 1,833

### System-Usability-Scale

Quelle: Angepasst nach Brooke, 1996, verkürzt (siehe Kap. 7.1.3)

Anzahl der Items: 7

Antwortformat: Fünf-stufige Likert Skala: 1 (ich stimme nicht zu), 5 (ich stimme voll und ganz zu)

Max. Score: 35

Min. Score: 7

Tabelle 51: Skalendokumentation der SUS-Skala.

System-Usability-Scale				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
SUS_1	3,5053	1,383	0,560	0,852
SUS_2	3,9789	1,280	0,638	0,839
SUS_3	3,4632	1,201	0,684	0,832
SUS_5	3,9263	1,064	0,682	0,834
SUS_6	4,0421	1,051	0,514	0,855
SUS_7	3,7895	1,175	0,541	0,852
SUS_8	3,7053	1,304	0,798	0,814
Skala: System- Usability-Scale			N = 95	M = 26,411
Skalenkürzel: Score_SUS			Cronbach's $\alpha$ = 0,860	SD = 6,263

### Perceived-Ease-Of-Use

Quelle: Angepasst und erweitert nach Guo et. al, 2020

Anzahl der Items: 6

Antwortformat: Fünf-stufige Likert Skala: 1 (ich stimme nicht zu), 5 (ich stimme voll und ganz zu)

Max. Score: 30

Min. Score: 6

Tabelle 52: Skalendokumentation der PEOU-Skala.

Perceived-Ease-Of-Use				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
PEOU_1	4,0316	1,056	0,623	0,691
PEOU_2	3,7684	1,143	0,429	0,739
PEOU_3	4,1053	1,077	0,675	0,677
PEOU_4	4,1579	1,206	0,656	0,676
PEOU_5	4,0000	1,399	0,114	0,834
PEOU_6	4,0737	1,187	0,636	0,682

Skala: N = 95 M = 24,167  
 Perceived-  
 Ease-Of-Use  
 Skalenkürzel: Cronbach's  $\alpha$  = 0,757 SD = 4,768  
 Score\_PEOU

### Usefulness

Quelle: Angepasst und erweitert nach Guo et. al, 2020. Zusammengelegt aus den Skalen *Perceived-Usefulness* (verkürzt) und *Intention-Of-further-Use* (siehe Kap. 7.1.3)

Anzahl der Items: 13

Antwortformat: Fünf-stufige Likert Skala: 1 (ich stimme nicht zu), 5 (ich stimme voll und ganz zu)

Max. Score: 65

Min. Score: 13

Tabelle 53: Skalendokumentation der USEFUL-Skala.

	Usefulness			
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
USEFUL_1	3,96	1,226	0,885	0,959
USEFUL_2	3,97	1,195	0,901	0,958
USEFUL_3	4,34	0,968	0,702	0,963
USEFUL_4	4,18	1,200	0,865	0,959
USEFUL_5	3,85	1,270	0,895	0,958
USEFUL_6	3,89	1,213	0,866	0,959
USEFUL_7	3,99	1,150	0,855	0,960
USEFUL_8	3,94	1,277	0,801	0,961
USEFUL_9	3,96	1,252	0,861	0,959
USEFUL_10	3,45	1,232	0,701	0,963
USEFUL_11	3,80	1,292	0,781	0,961
USEFUL_12	3,85	1,164	0,731	0,962
USEFUL_13	3,68	1,090	0,600	0,965
Skala: Usefulness			N = 94	M = 50,600
Skalenkürzel: Score_USEFUL			Cronbach's $\alpha$ = 0,964	SD = 13,153

### Intrinsic Cognitive Load

Quelle: Angepasst nach Leppink (2017) und Makransky und Petersen (2021)

Anzahl der Items: 5

Antwortformat: Elf-stufige Likert Skala: 1 (ich stimme nicht zu), 11 (ich stimme voll und ganz zu)

Max. Score: 55

Min. Score: 5

Tabelle 54: Skalendokumentation der ICL-Skala.

Intrinsic Cognitive Load				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
CL01_01	6,2105	2,899	0,720	0,842
CL01_02	6,2421	2,747	0,657	0,857
CL01_03	5,6526	2,887	0,712	0,844
CL01_04	6,1579	2,830	0,696	0,848
CL01_05	6,3263	2,933	0,721	0,842
Skala: Intrinsic Cognitive Load			N = 95	M = 37,168
Skalenkürzel: Score_ICL		Cronbach's $\alpha = 0,874$		SD = 13,729

### Germane Cognitive Load

Quelle: Angepasst nach Leppink (2017) und Makransky und Petersen (2021). Verkürzt um 2 Items (siehe Kap. 7.1.3)

Anzahl der Items: 6

Antwortformat: Elf-stufige Likert Skala: 1 (ich stimme nicht zu), 11 (ich stimme voll und ganz zu)

Max. Score: 66

Min. Score: 6

Tabelle 55: Skalendokumentation der ECL-Skala.

Germane Cognitive Load				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
CL02_01	7,54	3,042	0,904	0,893
CL02_02	7,54	3,042	0,929	0,889
CL02_03	7,80	2,846	0,872	0,898
CL02_04	7,21	2,902	0,866	0,899
CL02_06	8,83	2,162	0,354	0,956
CL02_07	8,55	2,387	0,769	0,914
Skala: Germane Cognitive Load			N = 95	M = 47,463
Skalenkürzel: Score_GCL		Cronbach's $\alpha = 0,925$		SD = 14,064

### Extraneous Cognitive Load

Quelle: Angepasst nach Leppink (2017) und Makransky und Petersen (2021)

Anzahl der Items: 11

Antwortformat: Elf-stufige Likert Skala: 1 (ich stimme nicht zu), 11 (ich stimme voll und ganz zu)

Max. Score: 121

Min. Score: 11

Tabelle 56: Skalendokumentation der ECL-Skala.

Extraneous Cognitive Load				
	Mittelwert	Std.- Abweichung	r	a
CL03_01	3,1474	2,764	0,633	0,906
CL03_02	2,6211	2,208	0,617	0,907
CL03_03	2,2105	1,844	0,575	0,909
CL03_04	4,2105	2,982	0,713	0,902
CL03_05	3,0842	2,391	0,851	0,895
CL03_06	3,1579	2,896	0,784	0,897
CL03_07	3,9789	2,686	0,677	0,904
CL03_08	2,8000	2,587	0,769	0,899
CL03_09	2,6211	2,557	0,713	0,902
CL03_10	1,9895	1,547	0,336	0,917
CL03_11	3,0421	2,617	0,614	0,907
Skala:			N = 95	M = 32,863
Extraneous Cognitive Load				
Skalenkürzel:			Cronbach's $\alpha$ = 0,912	SD = 20,047
Score_ECL				

### 7.1.5 Auswertungsmethoden

Zusätzlich zu den in den Kapiteln 5.1.4 und 6.1.4 dargestellten Verfahren wurden in der Hauptstudie Hauptkomponentenanalysen sowie parametrische Verfahren für Mittelwertvergleiche und Regressions- sowie Mediatoranalysen durchgeführt.

#### Hauptkomponentenanalyse

Die Hauptkomponentenanalyse stellt eine gebräuchliche Form der Faktorenanalyse dar. Dabei wird eine größere Anzahl von Variablen bzw. Items aufgrund der gegebenen Fälle zu einer kleineren Anzahl an Variablen zusammengefasst. Diese Variablen werden Faktoren genannt. In dieser Arbeit wird dieses Verfahren verwendet, um die erhaltenen Faktoren mit den (Sub)Skalen, die bisher verwendet und pilotiert wurden, zu vergleichen. Bilden die gefundenen Faktoren die bisherigen Skalen ab, bzw. stimmen mit diesen bezüglich der Item Korrelationen überein, so kann davon ausgegangen werden, dass die Skalen konsistent messen. Ist das nicht der Fall, so werden Items diskriminiert oder anderen Skalen zugeordnet. Das Verfahren bietet also eine Ergänzung zu den über Cronbach's alpha erhaltenen Skalenkonsistenzwerten. Die Varimax-Rotation wird in vorliegender Arbeit als Rotationsverfahren verwendet. Das Eigenwert Kriterium zur Ermittlung der Anzahl an relevanten Faktoren (Kaiser-Kriterium) sollte den Wert 1 nicht überschreiten (Borzt, 1999).

Üblicherweise werden diese Eigenwerte zusätzlich mittels Screeplot visualisiert. Diese zeigt an, an welcher Stelle die Differenz zwischen zwei Eigenwerten am größten ist (Elbow-Kriterium) und gibt eine zusätzliche Entscheidungshilfe, wie viele relevante Faktoren sinnvoll interpretiert werden können. Das Kaiser-Meyer-Olkin-Kriterium (KMO) wird in vorliegender Arbeit als Prüfkriterium verwendet, ob die Korrelationsmatrix für eine Faktorenanalyse geeignet ist. Die Hauptkomponentenanalyse liefert letztlich Faktorladungen der einzelnen Variablen bzw. Items auf einen gemeinsamen Faktor. Faktorladungen  $> 0,5$  gelten als ausreichend hoch und damit interpretierbar (Backhaus, Erichson & Weiber, 2015). Als weitere Bedingung für die Interpretierbarkeit dieser Faktoren sollten außerdem 4 Variablen bzw. Items Ladungen  $> 0,6$  aufweisen, damit diese unabhängig von der Stichprobengröße interpretierbar sind (Bortz, 1999). Dasselbe ist zutreffend, wenn 10 – 12 Faktoren eine Ladung  $> 0,4$  aufweisen (Bortz, 1999).

## Regressionsanalysen

Regressionsanalysen werden angewendet, um eine abhängige Variable (Kriterium) anhand einer oder mehrerer unabhängiger Variablen (Prädiktoren) vorherzusagen. Es wird das Verhältnis zwischen Variablen untersucht, wobei – im Unterschied zu Korrelationsanalysen – ein gerichteter Zusammenhang ermittelt wird. Regressionsanalysen klären, wie sich ein Kriterium durch Veränderungen eines Prädiktors verändert, während weitere Prädiktoren konstant gehalten werden. Das Ergebnis ist eine oder mehrere Regressionsgleichungen, die den Regressionskoeffizienten  $b$  enthalten. Dieser Koeffizient quantifiziert die Zusammenhänge der eingesetzten Variablen und kann Werte zwischen -1 und 1 annehmen. Anschließend wird geprüft, ob sich diese Koeffizienten signifikant von 0 unterscheiden, wobei das Signifikanzniveau auf  $p = 0,05$  festgelegt ist (Backhaus et al., 2000b; Field, 2011). In dieser Arbeit soll durch die Regressionsanalyse den Forschungsfragen 1 – 3 folgend, der Einfluss von Vorwissen und räumlichem Vorstellungsvermögen, unter Kontrolle verschiedener Variablen auf die *Usability*, den *Cognitive Load* und den Lernerfolg, untersucht werden. Bzgl. Forschungsfrage 4 wird anhand einer Dummyvariable (DIG vs. HAP) der Einfluss der Gestaltung der Lernumgebung auf die *Usability*, den *Cognitive Load* und den Lernerfolg ermittelt werden, wobei wiederum Kontrollvariablen berücksichtigt werden.

Der Determinationskoeffizient  $R^2$  ist ein Bestimmtheitsmaß für das Gesamtmodell und gibt Aufschluss über dessen aufgeklärte Varianz. Da dieser Determinationskoeffizient vor allem bei mehreren Prädiktoren im Modell die Varianz überschätzt, wird zusätzlich der korrigierte Determinationskoeffizient berichtet (Backhaus et al., 2000b; Field, 2011). Nach Cohen (1988) entspricht ein Wert ab 0,02 bis 0,13 einer schwachen Varianzaufklärung, zwischen 0,13 und 0,26 einer moderaten Varianzaufklärung und ab 0,26 einer starken Varianzaufklärung. Die Effektstärke  $f$  nach Cohen (1988) wird anhand folgender Formel berechnet:

$$f = \sqrt{\frac{R^2}{1 - R^2}}$$

Wobei für  $R^2$  der Wert des korrigierten  $R^2$  eingesetzt wird, da mehrere Prädiktoren im Modell enthalten sind.

## Mediatoranalysen

Wenn anhand der Ergebnisse von Regressionsanalysen ein kausaler Zusammenhang zwischen einer unabhängigen Variablen X (Prädiktor) und einer abhängigen Variablen Y durch eine weitere Variable M vermittelt bzw. unterbrochen wird, spricht man von einem Mediatoreffekt der Variablen M. M wird entsprechend Mediatorvariable genannt. Die Mediatorvariable M ist abhängige Variable im Verhältnis zu X und zugleich unabhängige Variable im Verhältnis zu Y. Um eine Variable als Mediatorvariable zu identifizieren, müssen folgende Bedingungen erfüllt sein (Baron & Kenny, 1986; Urban & Mayerl, 2006):

- Der Prädiktor X muss signifikanter Prädiktor für die Mediatorvariable M sein
- Der Prädiktor X muss ein signifikanter Prädiktor für das Kriterium Y sein, wenn nicht für die Mediatorvariable kontrolliert wird
- Die Mediatorvariable M muss signifikanter Prädiktor für das Kriterium Y sein
- Der Korrelationskoeffizient von Prädiktor X muss sich verringern, wenn in das Regressionsmodell zusätzlich die Mediatorvariable M als Prädiktor eingesetzt wird. Ist der verringerte Korrelationskoeffizient weiterhin signifikant, liegt eine partielle Mediation von M vor. Verliert dieser Koeffizient seine Signifikanz, ist M ein totaler Mediator

Der indirekte Effekt, also jener der von X auf Y über M vermittelt wird, kann anschließend anhand des Sobel Tests auf Signifikanz geprüft werden (Urban & Mayerl, 2006). In dieser Arbeit wird allerdings zusätzlich zum Vorgehen nach Baron und Kenny (1986) das PROCESS Macro für SPSS genutzt. Hier wird die Signifikanz des indirekten Effekts anhand eines Konfidenzintervalls überprüft. Enthält dieses Intervall nicht den Wert 0, so kann von einem signifikanten indirekten Effekt ausgegangen werden (Baltès-Götz, 2017). Der indirekte und der direkte Effekt (ohne Mediatorvariable M) addieren sich zum totalen Effekt.

## Moderatoranalysen

Im Gegensatz zu einer Mediatorvariablen, die einen direkten Effekt zwischen zwei Variablen unterbricht und den Mechanismus dieser Einflussbeziehung spezifiziert, beeinflusst eine Moderatorvariable den Effekt einer unabhängigen Variablen X (Prädiktor) auf die abhängige Variable Y (Kriterium). Eine Moderatorvariable beeinflusst also nicht die Ausprägung eines Prädiktors, sondern dessen Effekt auf das Kriterium. Die Stärke, Signifikanz und Richtung eines Effekts kann durch die Moderatorvariable beeinflusst bzw. moderiert werden, während eine Mediatorvariable zwischen Prädiktor und Kriterium vermittelt (Urban & Mayerl, 2006). In Abb. 31 sind die Wirkmechanismen von Mediator- und Moderatorvariablen grafisch dargestellt.

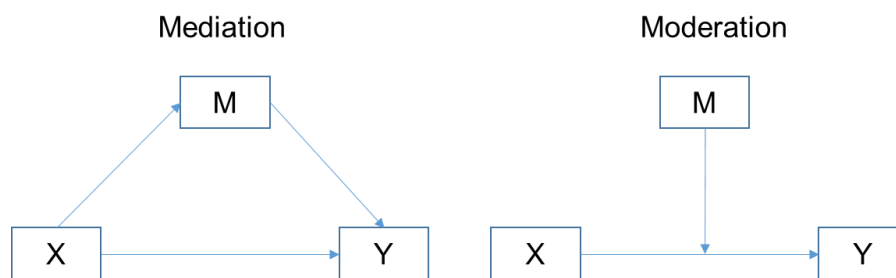


Abbildung 31: Gegenüberstellung der Mediation (links) und Moderation (rechts)

## t-Test

Der t-Test bietet grundsätzlich die Möglichkeit, Mittelwertvergleiche zwischen zwei Versuchsgruppen anzustellen. In dieser Studie wird lediglich der unabhängige bzw. ungepaarte t-Test durchgeführt. Dieser vergleicht die Mittelwerte zweier voneinander unabhängigen Stichproben, also in diesem Fall unterschiedlicher Personengruppen, miteinander. Der t-Test gibt an, ob sich die Mittelwerte zweier Versuchsgruppen mit statistischer Signifikanz unterscheiden oder ob ein Mittelwertunterschied nur zufällig vorliegt. Es wird also eine statistische Nullhypothese überprüft, die besagt, dass die Mittelwerte der Populationen beider Gruppen gleich sind. Dabei wird der T Wert aus Mittelwerten, Standardfehler und Stichprobengröße berechnet. Das Signifikanzniveau hierbei beträgt  $p = 0,05$ , also wird die Nullhypothese bei einer Wahrscheinlichkeit des T Werts  $> 0,05$  abgelehnt. Das bedeutet wiederum einen statistisch signifikanten Gruppenunterschied. Durch Betrachten der Gruppenmittelwerte (deskriptive Statistik) wird ersichtlich, welche der beiden Gruppen einen höheren Mittelwert aufweist.

Der eigentliche t-Test setzt Varianzhomogenität voraus, die mittels Levene-Test überprüft wird. Ist diese Voraussetzung nicht erfüllt, so wird der Welch Test anstatt des t-Tests interpretiert, der für Varianzheterogenität kontrolliert (Field, 2009; Backhaus, 2010).



## MANCOVA

Wenn man zwei oder mehr Gruppen hinsichtlich Gruppenunterschieden untersuchen möchte, würde eine sequenzielle Durchführung mehrerer paarweiser t-Tests zu einer Alphafehler-Kumulierung führen. Aus diesem Grund werden hierfür varianzanalytische Verfahren, wie eine ANOVA (Analysis of Variance), verwendet. Korrelieren dabei die abhängigen Variablen miteinander und/oder kann ein theoretisch fundierter Zusammenhang zwischen den abhängigen Variablen festgestellt werden, so wird ein multivariates Verfahren, die MANOVA (Multivariate Analyses of Variance) berechnet (Huberty & Petoskey, 2000, Huberty, 1994). Soll hier wiederum für eine oder mehrere Kovariaten kontrolliert werden, so wird eine MANCOVA (Multivariate Analyses of Covariance) berechnet. Eine MANCOVA testet also in einem Modell, ob Gruppenunterschiede bezüglich mehrerer miteinander korrelierenden abhängigen Variablen vorliegen, wenn für eine oder mehrere Kovariaten kontrolliert wird. Im Vergleich zur sequenziellen Berechnung mehrerer AN(C)OVAs erhöht sich bei der MANCOVA aufgrund der größeren statistischen Power die Wahrscheinlichkeit, statistisch signifikante Effekte zu finden. Außerdem werden durch die MANCOVA besser relevante Faktoren identifiziert, da das Modell auch komplexe Wechselwirkungen zwischen den unabhängigen und abhängigen Variablen sowie innerhalb der abhängigen Variablen berücksichtigt. Des Weiteren wird bei der MANCOVA selbstständig die Alphafehler-Kumulierung kontrolliert, die durch die Berechnung mehrerer AN(C)OVAs entstehen würde. Bei der MANCOVA wird als Testverfahren eine F-Statistik verwendet, der eine F-Verteilung zugrunde liegt. Der erhaltene F-Wert wird in der F-Verteilung nachgeschlagen, um den p-Wert zu ermitteln. Das Signifikanzniveau ist auf  $p = 0,05$  festgelegt. Die Effektstärke und das Maß an Varianzaufklärung werden anhand des partiellen  $\eta^2$  (Eta-Quadrat) angegeben. Da in vorliegender Arbeit mit drei abhängigen Variablen in einem Modell gerechnet wird, wird hier die Wilks  $\lambda$  (Lambda) Statistik verwendet, um das partielle  $\eta^2$  zu berechnen (Ateş et al., 2019). Ein partielles  $\eta^2$  von 0,01 entspricht dabei einem kleinen Effekt, 0,06 einem mittleren Effekt und 0,14 einem großen Effekt (Cohen, 1988). Da in dieser Studie lediglich zwei Versuchsgruppen miteinander verglichen werden, kann auf Post-hoc-Analysen wie den Tukey HSD-Test verzichtet werden.

### *Auswertungsplan*

Die *Usability* Skalen erfassen die Interaktionsmerkmale mit der Lernumgebung. Sie stellen also die erste kognitive Auseinandersetzung mit dem Lerngegenstand und den Lernmaterialien dar. Sie bilden daher die erste Ebene des 3 Ebenen Modells. Die *Usability* wird dabei theoriegeleitet durch die Voraussetzungen des Lernenden, also dem Vorwissen und dem räumlichen Vorstellungsvermögen beeinflusst (siehe Kap.3). In Kovarianzanalysen (MANCOVA) und Regressionsanalysen zur Untersuchung der *Usability*-Skalen als abhängige Variablen hinsichtlich möglicher Gruppenunterschiede werden demnach ausschließlich das

Vorwissen und das räumliche Vorstellungsvermögen als Kovariaten bzw. Prädiktoren eingesetzt.

Die *Cognitive Load* Skalen messen, wie die kognitiven Verarbeitungsprozesse ausgehend von der Interaktion mit der Lernumgebung wahrgenommen werden. Sie bilden also die zweite Verarbeitungsebene. Die kognitive Belastung wird dabei von der *Usability* beeinflusst, da die *Usability* ausschlaggebend dafür ist, wieviel kognitive Belastung bei Lernenden entsteht: Ist die *Usability* gut, bleibt die kognitive Belastung (vor allem ECL) gering. Dies wirkt sich entsprechend auf den GCL aus. Lediglich der ICL steht theoriegeleitet nicht im Zusammenhang mit der *Usability*. Jedoch wurden in dieser Studie signifikante Korrelationen zwischen ICL und Score\_SUS und Score\_PEOU gefunden (siehe Kap.6.2.1), weshalb auch hier ein Zusammenhang angenommen werden kann. Weiterhin relevant für die kognitive Belastung, die ausgehend von der Interaktion mit der Lernumgebung entsteht, bleiben theoriegeleitet Vorwissen und räumliches Vorstellungsvermögen (siehe Kap. 3). In Kovarianzanalysen (MANCOVA) und Regressionsanalysen zur Untersuchung der *Cognitive-Load* Skalen als abhängige Variablen werden also zunächst Score\_VW und Score\_RV\_Pre als Kovariaten bzw. Prädiktoren eingesetzt. In einem weiteren Modell werden neben dem Vorwissen und dem räumlichen Vorstellungsvermögen als Kovariaten bzw. Prädiktoren auch jene *Usability* Skalen eingesetzt, die sich hinsichtlich der zwei Gruppen signifikant unterscheiden. Dadurch ließe sich ein im ersten Modell angenommener Gruppenunterschied anhand des zweiten Modells eindeutig auf die *Usability*, also die Eigenschaften der Interaktion mit der Lernumgebung, zurückführen.

Ausgehend von diesen kognitiven Prozessen findet ein Wissenserwerb und folglich ein Lernerfolg statt. Der Lernerfolg bildet die dritte, tiefste Verarbeitungsebene (siehe Abb. 32). Dieser resultiert aus der kognitiven Belastung, dem Vorwissen und dem räumlichen Vorstellungsvermögen, weshalb diese als Kovariaten bzw. Prädiktoren verwendet werden. In der Kovarianzanalyse und Regressionsanalyse wird analog zum *Cognitive Load* verfahren: Ein erstes Modell enthält Score\_VW und Score\_RV\_Pre als Kovariaten bzw. Prädiktoren, in einem zweiten Modell werden jene *Cognitive Load* Skalen als Kovariaten bzw. Prädiktoren eingesetzt, die unter Kontrolle aller fünf oben genannten Variablen einen signifikanten Gruppenunterschied aufwiesen. Die theoriegeleitet angenommenen Beziehungen zwischen den Variablen sind in Abb.32 dargestellt. Diesem Modell folgend werden im Weiteren die statistischen Auswertungen durchgeführt.

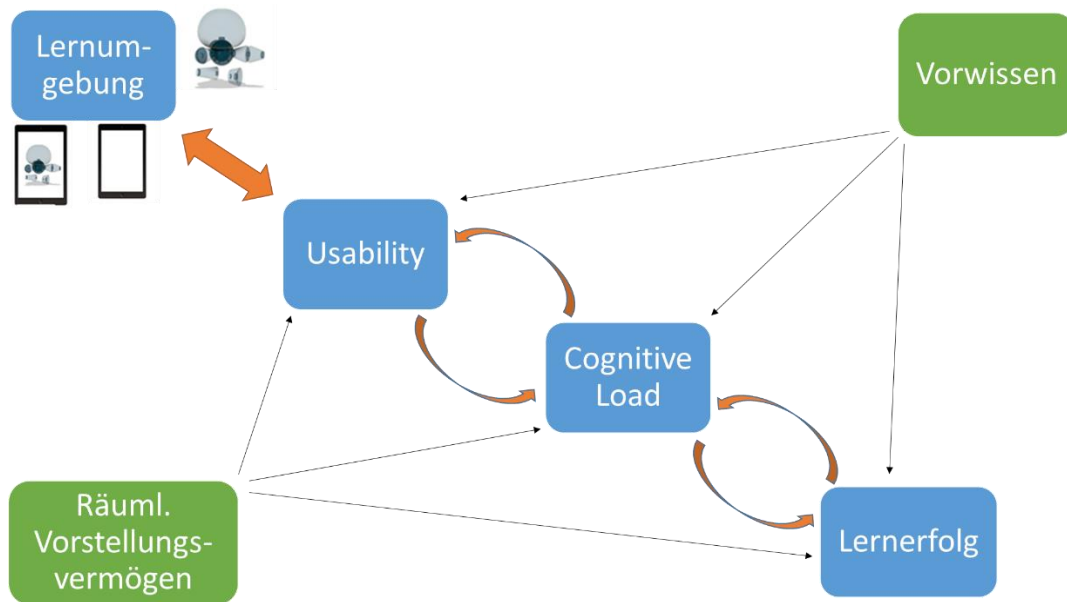


Abbildung 32: Das 3-Ebenen Modell zur kognitiven Verarbeitung beim Lernen mit Multimedia.

### 7.1.6 Lernmaterial

Der haptische Baukasten, der mittels 3D Druck erstellt wurde, besteht aus den nahezu identischen Bauteilen des digitalen Baukastens (siehe Abb. 33 rechte Spalte). Für die Haftung zwischen den Bauteilen sorgten Magnetsysteme. Für diese Magneten wurden die Bauteile um Fassungen für die Magneten bzw. Halterungen für Klammern, die Magnete tragen, ergänzt, weshalb sie nicht vollständig identisch zu den digitalen Bauteilen sind. Innerhalb der Kugeln waren Scheibenmagnete in einer inneren Schale so eingelegt, dass auf der Kugeloberfläche  $sp^x$ - und  $p$ -Orbitale angebracht und beinahe komplett beliebig auf der Kugeloberfläche verschoben werden konnten (siehe auch Videos im Anhang 3). Im Gegensatz zum digitalen Baukasten konnten aufgrund der Polung der Magnete lediglich keine zwei kugelförmigen  $s$ -Orbitale miteinander verbunden werden, was aber auch zu keiner Zeit verlangt wurde. Alle anderen Bauteile konnten beliebig miteinander verbunden werden. Dies war möglich, in dem die von Klammern umfassten Magneten frei rotieren konnten und somit ihre Polarisierung entsprechend der Magnete ihrer Bindungspartner ausrichten konnten (siehe Videos im Anhang 3). Ein Tutorial zur Bedienung des haptischen Orbitalbaukastens war mittels QR-Code auf einem Merkblatt verlinkt.

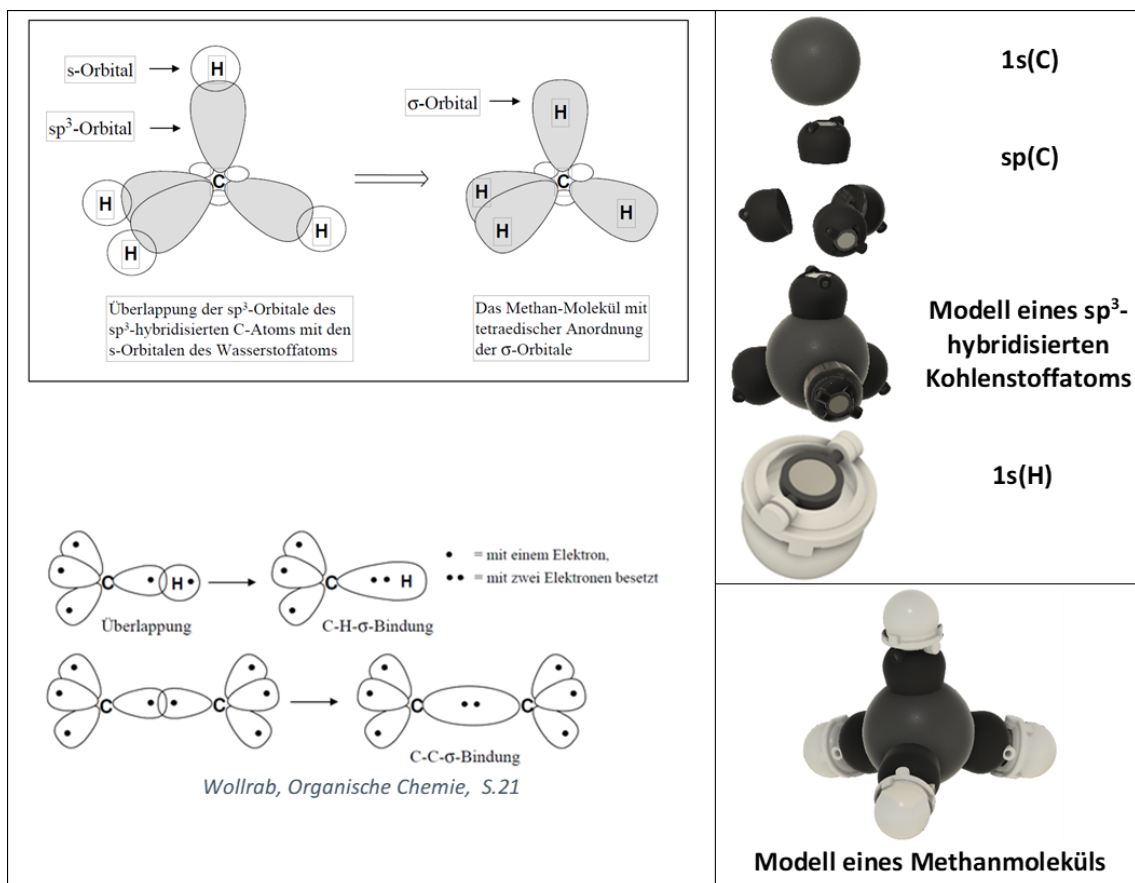


Abbildung 33: Gegenüberstellung der gängigen Schemadarstellungen aus Lehrbüchern der Chemie (Wollrab, 2002) (links) und den 3D Bauteilen des haptischen Orbitalbaukastens (rechts).

Eine automatische Feedback Funktion, wie sie in der digitalen Version implementiert war, gab es beim haptischen Baukasten nicht. Anstatt dessen haben sich die Proband\*innen gemeldet, um Feedback von der Studienleitung zu erhalten. Die Perfekt-Ausrichten Funktion wurde im Haptischen durch eine Schablone umgesetzt, in die ein fast perfekt ausgerichtetes Modell hineingedrückt werden konnte, um die Bindungswinkel exakt einzustellen (siehe Videos im Anhang 3). Tutorials hierzu waren über QR-Codes zugänglich, die auf der Unterseite der jeweiligen Schablone angebracht waren. Es gab Schablonen für die Hybridisierungsstufen  $sp^2$  und  $sp^3$  von Kohlenstoff und für  $sp^3$  hybridisierte Sauerstoffatome. Die  $sp^x$ -Hybridorbitale haften aneinander durch jeweils in das Orbital versetzte Magnete, wodurch der Eindruck entsteht, dass die Orbitale sich nicht nur berühren, sondern überlappen. Ein solcher Eindruck soll dadurch entstehen, dass bei der Verknüpfung von zwei flexiblen p-Orbitalen durch die Verbindung zweier Magnete, die gesamten Orbitale zueinander gezogen werden. Außerdem soll dadurch die Gestalt von konjugierten  $\pi$  – Systemen verdeutlicht werden. Dies ist in Abb. 34 am Beispiel des Benzolmoleküls dargestellt. Das mechanische und technische Prinzip des haptischen Orbitalbaukastens wurde von der Technischen Universität München patentrechtlich geschützt.



*Abbildung 34: Modell eines Benzolmoleküls, das mit dem haptischen Orbitalbaukasten erstellt wurde. Die flexiblen p-Orbitale werden durch die Magnete derart verformt, dass der Eindruck einer Überlappung dieser Orbitale entsteht.*

### 7.1.7 Intervention

Die Intervention der Gruppe DIG ist weitgehend analog zu jener der zweiten Pilotierung. Lediglich die Testaufgaben am Ende der Intervention wurden von sechs auf vier reduziert. Dadurch sollte zusätzlich Zeit eingespart werden. Das Lernvideo wurde seit der zweiten Pilotstudie nicht verändert.

Die Gruppe HAP arbeitete mit einem angepassten Lernvideo. Hier wurden die Bauteile des haptischen Orbitalbaukastens und nicht jene des digitalen Baukastens (App) eingeführt. Auch die Instruktionen zu den Übungsaufgaben wurden dementsprechend angepasst. Es wurden keine Instruktionen zur Nutzung der App, sondern zur Handhabung des haptischen Baukastens gegeben. Ferner gab es ein Tutorial Video zur Erklärung des haptischen Baukastens sowie Tutorials zur Struktur-Korrektur-Funktion des haptischen Baukastens, die jeweils über QR-Codes auf dem Merkblatt bzw. auf den Bauteilen selbst abgebildet waren. Wie auch bei den Tutorials zur App wurde darauf geachtet, keine inhaltlichen Informationen zu transportieren, sondern lediglich die Bedienung des haptischen Baukastens zu lernen. Die Struktur-Korrektur-Funktion des haptischen Baukastens war eine Schablone, in die eine ungefähr richtige Hybridisierungs- bzw. Molekülstruktur eingelegt werden konnte. Ein Video zur Beschreibung dieser Funktion und der generellen Mechaniken des haptischen Orbitalbaukastens ist dieser Arbeit angehängt.

## 7.1.8 Studiendurchführung

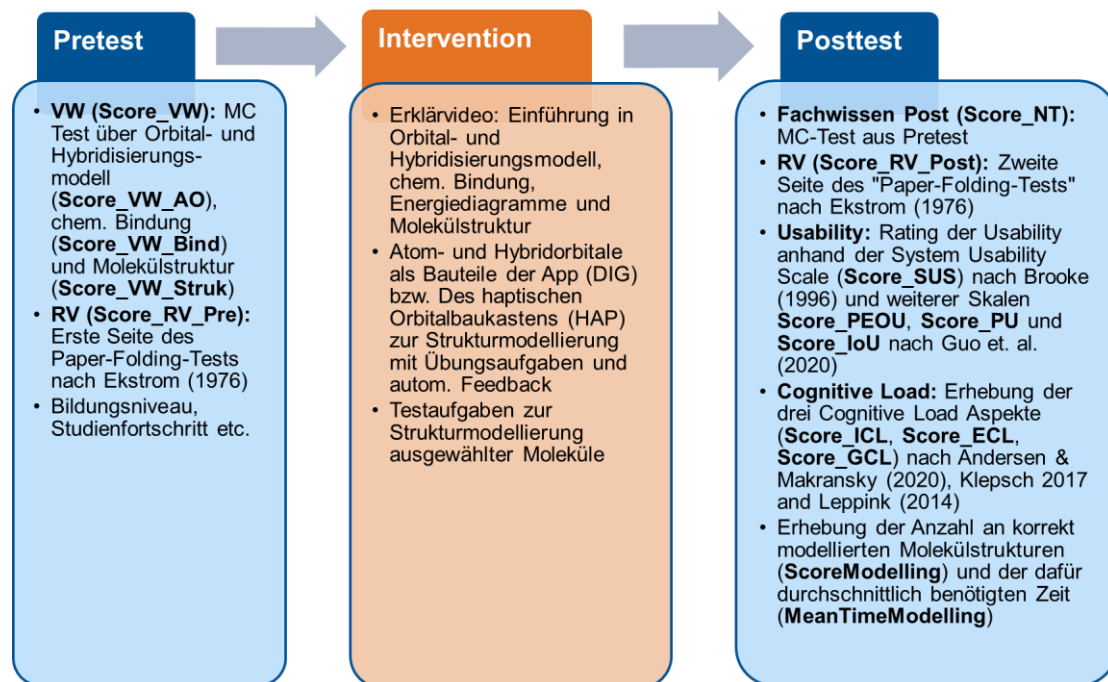


Abbildung 35: Schema der Studiendurchführung der Hauptstudie.

Die Hauptstudie bestand aus einem Pretest, einer Intervention und einem Posttest. (siehe Abb. 35), entsprach also einem Pre-Post-Vergleich. Im Pretest mussten die Probanden einen Fachwissenstest (siehe Abb. 35) und einen Test über ihr räumliches Vorstellungsvermögen absolvieren. Außerdem wurden soziodemographische Daten wie der Bildungshintergrund erhoben. Die Intervention bildete ein interaktives Lernvideo mit Übungsaufgaben sowie Testaufgaben am Ende des Videos. Hier wurde die Intervention in zwei Gruppen aufgeteilt: Eine Gruppe arbeitete bei den Übungs- und Testaufgaben mit dem digitalen Orbitalbaukasten zur Modellierung von Molekülstrukturen (DIG) (siehe Kap. 6.1.6), während die zweite Gruppe mit dem haptischen Baukasten (HAP) arbeitete. Das Lernvideo wurde von allen Probanden auf einem iPad oder Android Tablet angesehen. Probanden der Gruppe DIG erhielten dazu ein iPad, auf dem zusätzlich die Orbitalbaukasten App installiert war und mussten zwischen dem Betrachten des Videos und dem Modellieren jeweils zwischen der Youtube App und dem Orbitalbaukasten wechseln. Das Video war zwischen beiden Gruppen identisch, lediglich die bildhaften Darstellungen der Bauteile des Orbitalbaukastens waren entsprechend der Gruppenzugehörigkeit verschieden. Die Hinweise zu den Aufgaben im Video waren ebenso auf die jeweilige Bedingung abgestimmt. Unmittelbar nach der Intervention sollten die Probanden im Posttest einen Fragebogen zur Erhebung des Cognitive Loads (siehe Abb. 35) bearbeiten. Außerdem wurde die Usability der jeweiligen Baukasten Systeme erhoben (siehe Abb. 35). Zuletzt wurde derselbe Fachwissenstest aus dem Pretest noch einmal bearbeitet. Die Studie wurde in Präsenz zu insgesamt vier Zeitpunkten im Wintersemester 2022/23 durchgeführt. Bei der ersten Durchführung wurde ausschließlich mit dem haptischen

Baukasten gelernt. Bei den weiteren drei Durchführungen wurden die Proband\*innen zu Beginn der Studie zufällig in die Gruppen DIG und HAP eingeteilt. Anschließend wurden die Proband\*innen der Gruppe HAP auf Plätze verteilt, die möglichst weit voneinander entfernt lagen, um eventuelle Unterschleife zu verhindern. Der Studienablauf war weitestgehend analog zur zweiten Pilotstudie. Fragen der Proband\*innen zum Umgang mit der Mechanik bzw. Bedienung des haptischen Baukastens und der App wurden nach einem Verweis auf das Tutorial beantwortet. Bei inhaltlichen bzw. konzeptuellen Fragen wurde lediglich auf das Lernvideo verwiesen. Die Proband\*innen arbeiteten auf vorkonfigurierten iPads, auf denen die Orbitalbaukasten App bereits installiert war und ein Zugang zum Internet bestand. Die Nutzung eigener Geräte war hierbei freigestellt und die Apps konnten anhand eines QR Codes im Zuge der Bearbeitung des Pretests auf den Geräten installiert werden. Das Öffnen der App vor Studienbeginn wurde schriftlich untersagt. Auch Proband\*innen der Gruppe HAP wurde ein iPad zum Aufrufen des Lernvideos und der Tutorials bereitgestellt, die Nutzung eigener Endgeräte hierfür war freigestellt. Die Abb. 36 und 37 zeigen die vorbereiteten Arbeitsplätze für die Proband\*innen.



Abbildung 36: Der Arbeitsplatz von Proband\*innen der Gruppe HAP.



Abbildung 37: Für die Studiendurchführung vorbereiteter Lehrsaal.

Um der automatischen Feedbackfunktion der App zu entsprechen, wurden die Proband\*innen der Gruppe HAP dazu aufgerufen, sich per Handzeichen zu melden, sobald sie eine Modellierungsaufgabe – Übungs- oder Testaufgaben – abgeschlossen haben. Die Studienleitung beurteilte die Modelle daraufhin lediglich mit „richtig“ oder „falsch“. Eine richtige Lösung wurde dann von der Studienleitung auf einer Tabelle zusammen mit der Uhrzeit notiert. Die Studie dauerte insgesamt 90 Minuten, wobei die Proband\*innen den Pretest schon vor Studienbeginn bearbeiten sollten. Der haptische Baukasten lag allerdings erst zu Studienbeginn bereit. 20 Minuten vor Ablauf der 90 Minuten wurden die Proband\*innen dazu aufgefordert, unabhängig von ihrem Fortschritt der Studie, den Posttest zu bearbeiten.

## 8.3 Ergebnisse

Forschungsfragen 1 – 3 beziehen sich auf die Einflüsse der beiden unabhängigen Variablen Vorwissen und räumliches Vorstellungsvermögen auf die abhängigen Variablen Lernerfolg, *Cognitive Load* und *Usability*. Zur Analyse dieser Einflüsse werden im Folgenden zunächst Korrelations- und Regressionsanalysen durchgeführt. Diesen schließen sich Mediator- und Moderatoranalysen an. Forschungsfrage 4 zielt auf mögliche Gruppenunterschiede hinsichtlich der beiden Untersuchungsgruppen DIG und HAP bezüglich aller im Posttest erhobenen Variablen ab. Zur Beantwortung dieser Fragestellung werden Regressionsanalysen mit dichotomen Prädiktoren (Dummy-Variable: Gruppenzugehörigkeit) durchgeführt. Anschließend werden t-Tests und (Ko-)Varianzanalysen berechnet.

### 8.3.1 Deskriptive Statistik

Für einen ersten Überblick über die Daten sind in Tab. 57 die deskriptiven Statistiken aller erhobenen Skalen dargestellt.



Tabelle 57: Deskriptive Statistiken aller eingesetzten Skalen.

<i>Deskriptive Statistik</i>					
	N	Min	Max	M	SD
Score_SUS	95	12,00	35,00	26,411	6,263
Score_PEOU	95	8,00	30,00	24,137	4,768
Score_USEFUL	95	13,00	65,00	50,600	13,153
Score_ICL	95	7,00	66,00	37,168	13,729
Score_GCL	95	15,00	66,00	47,463	14,064
Score_ECL	95	11,00	84,00	32,863	20,047
Score_NT	93	-11,00	64,00	24,376	19,078
ScoreModelling	64	0,00	8,00	5,156	2,056
MeanTimeModelling	60	78,67	2643,00	447,344	397,144
Score_VW	95	-14,00	61,00	20,221	17,773
Score_RV_Pre	92	0,00	10,00	6,087	2,227

Da in der Hauptstudie unter anderem die zwei Versuchsgruppen DIG und HAP unterschieden werden, werden in Tabellen 58 und 59 die deskriptiven Statistiken der beiden Gruppen dargestellt.

Tabelle 58: Deskriptive Statistiken der Gruppe DIG (digitale Strukturmodellierung)

<i>Deskriptive Statistiken</i>					
	N	Min	Max	M	SD
Score_SUS	40	12,00	34,00	23,275	6,1267
Score_PEOU	40	13,00	30,00	22,875	4,570
Score_USEFUL	40	13,00	65,00	45,250	13,038
Score_ICL	40	7,00	63,00	36,350	13,258
Score_GCL	40	15,00	66,00	41,025	15,335
Score_ECL	40	11,00	78,00	42,650	19,145
Score_NT	39	-11,00	54,00	20,718	19,542
ScoreModelling	33	0,00	8,00	4,0606	2,045
MeanTimeModelling	31	158,33	2643,00	542,612	508,612
Score_VW	40	-14,00	58,00	18,475	15,760
Score_RV_Pre	39	0,00	10,00	6,410	2,268

Tabelle 59: Deskriptive Statistiken der Gruppe HAP (haptische Strukturmodellierung)

Deskriptive Statistiken					
	N	Min	Max	M	SD
Score_SUS	55	12,00	35,00	28,6909	5,347
Score_PEOU	55	8,00	30,00	25,0545	4,739
Score_USEFUL	55	19,00	65,00	54,4909	11,907
Score_ICL	55	11,00	66,00	37,7636	14,153
Score_GCL	55	21,00	66,00	52,1455	11,019
Score_ECL	55	11,00	84,00	25,7455	17,672
Score_NT	54	-7,00	64,00	27,0185	18,466
ScoreModelling	31	4,00	8,00	6,3226	1,301
MeanTimeModelling	29	78,67	980,00	345,5066	185,456
Score_VW	55	-13,00	61,00	21,4909	19,147
Score_RV_Pre	53	1,00	10,00	5,8491	2,187

### 8.3.2 Regressionsanalysen

#### 8.3.2.1 Usability

Das Konstrukt *Usability* wurde anhand der drei Skalen *System-Usability-Scale* (Score\_SUS), *Perceived-Ease-Of-Use* (Score\_PEOU) und *Usefulness* (Score\_USEFUL) operationalisiert (siehe Kap.7.1.3). Um zu überprüfen, ob das Vorwissen und das räumliche Vorstellungsvermögen die *Usability* beeinflussen, wurden die Skalen über regressionsanalytische Verfahren zueinander in Beziehung gesetzt. Hypothesenkonform wurden Vorwissen und räumliches Vorstellungsvermögen als Prädiktoren für das Kriterium *Usability* (abhängige Variable) modelliert.

Die Variablen zur Operationalisierung der *Usability* und deren Korrelationen zu relevanten Variablen sind in Tabelle 60 dargestellt. Die gesamte Korrelationsmatrix ist im Anhang 6.3 dargestellt.

Tabelle 60: Korrelationskoeffizienten der Skalen zur Operationalisierung der Usability.

Korrelationskoeffizienten nach Spearman's						
Variablen	Score	Score	MeanTime	Score	Score	Score
<i>Usability</i>	_NT	Modelling	Modelling	_ICL	_GCL	_ECL
Score_SUS	0,268**	0,583**	-0,164	-0,314**	0,605**	-0,767**
Score_PEOU	0,327**	0,462**	-0,182	-0,366**	0,450**	-0,760**
Score_USEFUL	0,118	0,395**	-0,186	-0,109	0,806**	-0,616**

#### System-Usability-Scale

Die Variable Score\_SUS wurde für die Regressionsanalyse als Kriterium definiert. Die Variablen Score\_RV\_Pre und Score\_VW wurden der Forschungsfrage folgend als Prädiktoren

definiert. Die Variablen Score\_NT, Score\_ECL, Score\_GCL, Score\_ICL und ScoreModelling wurden aufgrund der Ergebnisse der Korrelationsanalyse als weitere Prädiktoren hinzugefügt, um für deren Effekte zu kontrollieren.

Die Voraussetzungen zur Berechnung der Regressionsanalyse wurden erfüllt (siehe Anhang 6.1). Für eine ausführliche Diskussion der Voraussetzungen siehe beispielhaft Kap. 8.3.2.3. Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,784$  und 7 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von  $N = 11$  für ein signifikantes Gesamtmodell benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von  $N = 60$  erfüllt. Das Modell hat mit einem korrigierten Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,754$  eine gute Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die 7 Prädiktoren sagen statistisch signifikant das Kriterium Score\_SUS voraus,  $F(7, 52) = 26,898$ ;  $p < 0,001$ . Die berechnete Effektstärke beträgt  $f = 1,75$  und entspricht damit einem starken Effekt (Cohen, 1992). Das Regressionsmodell ist in Tab.61 dargestellt.

Tabelle 61: Regressionsmodell zur Vorhersage des Kriteriums Score\_SUS.

Abhängige Variable: Score_SUS							
Koeffizienten	b	SE	$\beta$	t	p	95% KI	
						UG	OG
(Konstante)	26,152	3,182		8,220	<0.001		
Score_RV_Pre	-0,107	0,215	-0,040	-0,498	0,621	0,655	1,527
Score_VW	-0,030	0,035	-0,083	-0,868	0,389	0,453	2,210
Score_ICL	-0,047	0,035	-0,104	-1,346	0,184	0,703	1,423
Score_GCL	0,106	0,039	0,219	2,724	0,009	0,645	1,551
Score_ECL	-0,172	0,028	-0,574	-6,245	<0.001	0,492	2,031
Score_NT	-0,001	0,038	-0,002	-0,019	0,985	0,369	2,712
ScoreModelling	0,832	0,269	0,270	3,087	0,003	0,545	1,834

Anmerkungen:  $N = 60$ ;  $R^2 = 0,784$ ; korr.  $R^2 = 0,754$ ;  $F(7,52) = 26,898$ ;  $p < 0,001$

Das in Tab. 61 dargestellte Modell kann mit den 7 Einflussvariablen 75,4 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Die Variablen Score\_ECL mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,574 ( $p < 0,001$ ), Score\_GCL mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von 0,219 ( $p = 0,009$ ) und ScoreModelling mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von 0,270 ( $p = 0,003$ ) stellen signifikante Prädiktoren dar. Es konnten keine Mediatoreffekte und Moderatoreffekte gefunden werden (siehe Anhang 6.2).

### Perceived-Ease-Of-Use

Die Variable Score\_PEOU wurde für die Regressionsanalyse als Kriterium definiert. Die Variablen Score\_RV\_Pre und Score\_VW wurden der Forschungsfrage folgend als Prädiktoren

definiert. Die Variablen Score\_NT, Score\_ECL, Score\_GCL, Score\_ICL und ScoreModelling wurden aufgrund der Ergebnisse der Korrelationsanalyse als weitere Prädiktoren hinzugefügt, um für deren Effekte zu kontrollieren.

Die Voraussetzungen zur Berechnung der Regressionsanalyse wurden erfüllt (siehe Anhang 6.1). Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,674$  und 7 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von  $N = 18$  für ein signifikantes Gesamtmodell benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von  $N = 60$  erfüllt. Das Modell hat mit einem korrigierten Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,630$  eine gute Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die 7 Prädiktoren sagen statistisch signifikant das Kriterium Score\_PEOU voraus,  $F(7, 52) = 15,357$ ;  $p < 0,001$ . Die berechnete Effektstärke beträgt  $f = 1,30$  und entspricht damit einem starken Effekt (Cohen, 1992). Das Regressionsmodell ist in Tab.62 dargestellt.

Tabelle 62: Regressionsmodell zur Vorhersage des Kriteriums Score\_PEOU.

Abhängige Variable: Score_PEOU							
Koeffizienten	b	SE	$\beta$	t	p	95% KI	
						UG	OG
(Konstante)	28,700	3,022		9,497	<0.001		
Score_RV_Pre	0,000	0,205	0,000	-0,001	0,999	0,655	1,527
Score_VW	-0,063	0,033	-0,225	-1,908	0,062	0,453	2,210
Score_ICL	-0,059	0,033	-0,166	-1,762	0,084	0,703	1,423
Score_GCL	0,032	0,037	0,086	0,867	0,390	0,645	1,551
Score_ECL	-0,146	0,026	-0,631	-5,590	<0.001	0,492	2,031
Score_NT	0,048	0,036	0,173	1,329	0,190	0,369	2,712
ScoreModelling	0,253	0,256	0,106	0,988	0,328	0,545	1,834

Anmerkungen:  $N = 60$ ;  $R^2 = 0,674$ ;  $\text{korr. } R^2 = 0,630$ ;  $F(7,52) = 15,357$ ;  $p < 0,001$

Das in Tab.62 dargestellte Modell kann mit den 7 Einflussvariablen 63,0 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Die Variable Score\_ECL mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,631 ( $p < 0,001$ ) stellt den einzig signifikanten Prädiktor dar. Score\_VW als Prädiktor erreicht mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,225 ( $p = 0,062$ ) beinahe Signifikanz. Ebenso ist Score\_ICL mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,166 ( $p = 0,084$ ) ein relevanter, jedoch nicht signifikanter Prädiktor. Es konnten keine Mediatoreffekte und Moderatoreffekte gefunden werden (siehe Anhang 6.2).

### Usefulness

Die Variable Score\_USEFUL wurde für die Regressionsanalyse als Kriterium definiert. Die Variablen Score\_RV\_Pre und Score\_VW wurden der Forschungsfrage folgend als Prädiktoren

definiert. Die Variablen Score\_ECL, Score\_GCL und ScoreModelling wurden aufgrund der Ergebnisse der Korrelationsanalyse als weitere Prädiktoren hinzugefügt, um für deren Effekte zu kontrollieren.

Die Voraussetzungen zur Berechnung der Regressionsanalyse wurden erfüllt (siehe Anhang 6.1). Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,677$  und 5 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von  $N = 15$  für ein signifikantes Gesamtmodell benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von  $N = 62$  erfüllt. Das Modell hat mit einem korrigierten Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,649$  eine gute Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die 5 Prädiktoren sagen statistisch signifikant das Kriterium Score\_USEFUL voraus,  $F(5, 56) = 23,526$ ;  $p < 0,001$ . Die berechnete Effektstärke beträgt  $f = 1,36$  und entspricht damit einem starken Effekt (Cohen, 1992). Das Regressionsmodell ist in Tab.63 dargestellt.

Tabelle 63: Regressionsmodell zur Vorhersage des Kriteriums Score\_USEFUL.

Abhängige Variable: Score\_USEFUL

Koeffizienten	b	SE	$\beta$	t	p	95% KI	
						UG	OG
(Konstante)	25,569	6,526		3,918	<0.001		
Score_RV_Pre	0,449	0,479	0,082	0,938	0,352	0,755	1,324
Score_VW	-0,028	0,063	-0,039	-0,445	0,658	0,732	1,366
Score_GCL	0,573	0,086	0,604	6,652	<0.001	0,699	1,430
Score_ECL	-0,176	0,060	-0,290	-2,924	0,005	0,586	1,707
ScoreModelling	0,317	0,623	0,051	0,509	0,612	0,582	1,718

Anmerkungen:  $N = 62$ ;  $R^2 = 0,677$ ; korr.  $R^2 = 0,649$ ;  $F(5,56) = 23,526$ ;  $p < 0,001$

Das in Tab.63 dargestellte Modell kann mit den 5 Einflussvariablen 64,9 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Die Variablen Score\_ECL mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,290 ( $p = 0,005$ ) und Score\_GCL mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von 0,604 ( $p < 0,001$ ) stellen signifikante Prädiktoren dar. Es konnten keine Mediatoreffekte und Moderatoreffekte gefunden werden (siehe Anhang 6.2).

### 8.3.2.2 Cognitive Load

Durch analoges Vorgehen soll anhand von regressionsanalytischen Verfahren der Einfluss des Vorwissens und des räumlichen Vorstellungsvermögens auf den Cognitive Load untersucht werden. *Cognitive Load* wird dabei durch die Skalen *Intrinsic*-, *Extraneous*-, und *Germane Cognitive Load* operationalisiert, die jeweils einzeln analysiert werden.

Die Variablen zur Operationalisierung des *Cognitive Loads* und deren Korrelationen zu relevanten Variablen sind in Tabelle 64 dargestellt. Die gesamte Korrelationsmatrix ist im

Anhang 6.3 dargestellt. Die relevanten Korrelationskoeffizienten bezüglich der drei *Cognitive Load* Skalen sind in Tab. 64 dargestellt.

Tabelle 64: Korrelationskoeffizienten der Skalen zur Operationalisierung des Cognitive Loads.

Korrelationskoeffizienten nach Spearman						
Variablen <i>Cognitive Load</i>	Score _NT	ScoreMod elling	MeanTime Modelling	Score _SUS	Score _PEOU	Score _USEFUL
Score_ICL	-0,237*	-0,196	0,233	-0,314**	-0,366**	-0,109
Score_ECL	-0,295**	-0,533**	0,136	-0,767**	-0,760**	-0,616**
Score_GCL	0,028	0,321**	-0,096	0,605**	0,450**	0,806**

### Intrinsic Cognitive Load

Die Variable Score\_ICL wurde für die Regressionsanalyse als Kriterium definiert. Die Variablen Score\_RV\_Pre und Score\_VW wurden der Forschungsfrage folgend als Prädiktoren definiert. Die Variablen Score\_NT, Score\_PEOU und Score\_SUS wurden aufgrund der Ergebnisse der Korrelationsanalyse als weitere Prädiktoren hinzugefügt, um für deren Effekte zu kontrollieren. Die Voraussetzungen zur Berechnung der Regressionsanalyse wurden erfüllt (siehe Anhang 6.1). Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,260$  und 5 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von  $N = 53$  für ein signifikantes Gesamtmodell benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von  $N = 90$  erfüllt. Das Modell hat mit einem korrigierten Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,216$  eine moderate Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die 5 Prädiktoren sagen statistisch signifikant das Kriterium Score\_ICL voraus,  $F(5, 84) = 5,893$ ;  $p < 0,001$ . Die berechnete Effektstärke beträgt  $f = 0,35$  und entspricht damit einem schwachen Effekt (Cohen, 1992). Das Regressionsmodell ist in Tab.65 dargestellt.

Tabelle 65: Regressionsmodell zur Vorhersage des Kriteriums Score\_ICL.

Abhängige Variable: Score_ICL							
Koeffizienten	<i>b</i>	SE	$\beta$	<i>t</i>	<i>p</i>	95% KI	
						UG	OG
(Konstante)	73,050	7,358		9,928	<0.001		
Score_RV_Pre	-1,726	0,606	-0,290	-2,850	0,005	0,853	1,173
Score_VW	-0,135	0,103	-0,178	-1,321	0,190	0,484	2,068
Score_NT	0,063	0,098	0,089	0,637	0,526	0,450	2,221
Score_PEOU	-0,708	0,396	-0,249	-1,789	0,077	0,454	2,202
Score_SUS	-0,252	0,293	-0,118	-0,861	0,392	0,473	2,115

Anmerkungen:  $N = 90$ ;  $R^2 = 0,510$ ; korr.  $R^2 = 0,260$ ;  $F(5,84) = 5,893$ ;  $p < 0,001$

Das in Tab.65 dargestellte Modell kann mit den 5 Einflussvariablen 26,0 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Der stärkste und einzig signifikante Prädiktor ist Score\_RV\_Pre mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,290 ( $p = 0,005$ ). Der Prädiktor Score\_PEOU ist mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,249 ( $p = 0,077$ ) zwar relevant, jedoch nicht signifikant.

### Mediatoranalyse

Die Prädiktoren des Modells werden hinsichtlich möglicher Mediatoreffekte analysiert. Es wird der Zusammenhang zwischen Score\_ICL, Score\_RV\_Pre und Score\_VW untersucht. Theoriegeleitet wird das räumliche Vorstellungsvermögen als Mediatorvariable angenommen. Die Mediatoranalyse wurde mit PROCESS berechnet und ist in Abb.38 dargestellt. Für eine ausführliche Beschreibung der Einzelschritte siehe Kap. 8.3.2.3.

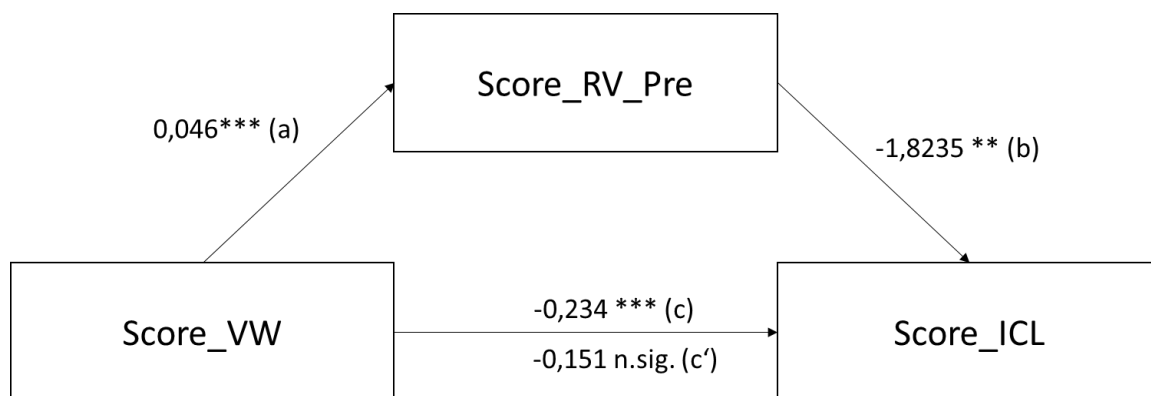


Abbildung 38: Schema der Mediatoranalyse mit Score\_RV\_Pre als Mediator zwischen dem Effekt von Score\_VW auf Score\_ICL.

Es ergab sich ein statistisch signifikanter, indirekter Effekt von Score\_VW über den Mediator Score\_RV\_Pre auf den Score\_ICL,  $b = -0,084$ , Percentile Bootstrap 95% CI [-0,1606; -0,0248]. Der vollständig standardisierte indirekte Effekt betrug -0,110 Percentile Bootstrap 95% CI [-0,2019; -0,0343]. Da der Einfluss des Score\_VW auf Score\_ICL von -0,234,  $p = 0,0046$  (totaler Effekt) durch Kontrolle um Score\_RV\_Pre auf -0,151,  $p = 0,069$  (direkter Effekt) auf ein nicht signifikantes Niveau fällt, handelt es sich hier um eine vollständige Mediation. 36 % des totalen Effektes von Score\_VW auf Score\_ICL werden demnach über den indirekten Effekt über Score\_RV\_Pre vermittelt, während 64 % auf den (nicht signifikanten) direkten Effekt zurückzuführen sind.

In einem weiteren Modell wird Score\_VW als mögliche Mediatorvariable überprüft. Da Score\_VW im gemeinsamen Modell mit Score\_RV\_Pre als weiterer Prädiktor kein

signifikanter Prädiktor für Score\_ICL ist, kommt Score\_VW nicht als Mediatorvariable in Frage (siehe Anhang 6.2).

### Extraneous Cognitive Load

Die Variable Score\_ECL wurde für die Regressionsanalyse als Kriterium definiert. Die Variablen Score\_RV\_Pre und Score\_VW wurden der Forschungsfrage folgend als Prädiktoren definiert. Die Variablen Score\_NT, Score\_USEFUL, Score\_PEOU, Score\_SUS und ScoreModelling wurden aufgrund der Ergebnisse der Korrelationsanalyse als weitere Prädiktoren hinzugefügt, um für deren Effekte zu kontrollieren. Die Voraussetzungen zur Berechnung der Regressionsanalyse wurden erfüllt (siehe Anhang 6.1). Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,766$  und 7 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von  $N = 15$  für ein signifikantes Gesamtmodell benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von  $N = 60$  erfüllt. Das Modell hat mit einem korrigierten Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,734$  eine gute Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die 7 Prädiktoren sagen statistisch signifikant das Kriterium Extraneous Cognitive Load voraus,  $F(7, 52) = 24,306$ ;  $p < 0,001$ . Die berechnete Effektstärke beträgt  $f = 1,66$  und entspricht damit einem starken Effekt (Cohen, 1992). Das Regressionsmodell ist in Tab.66 dargestellt.

Tabelle 66: Regressionsmodell zur Vorhersage des Kriteriums Score\_ECL.

Abhängige Variable: Score_ECL							
Koeffizienten	b	SE	$\beta$	t	p	95% KI	
						UG	OG
(Konstante)	120,018	7,716		15,554	<0.001		
Score_RV_Pre	0,579	0,713	0,064	0,813	0,420	0,721	1,388
Score_VW	-0,097	0,120	-0,080	-0,806	0,424	0,460	2,175
Score_NT	-0,083	0,126	-0,070	-0,656	0,515	0,398	2,515
Score_SUS	-1,863	0,466	-0,558	-3,999	<0.001	0,231	4,331
Score_PEOU	-1,567	0,460	-0,363	-3,407	0,001	0,395	2,529
Score_USEFUL	0,014	0,172	0,008	0,079	0,937	0,421	2,377
ScoreModelling	0,302	1,002	0,029	0,301	0,765	0,475	2,105

Anmerkungen:  $N = 60$ ;  $R^2 = 0,766$ ; korr.  $R^2 = 0,734$ ;  $F(7,52) = 24,306$ ;  $p < 0,001$

Das in Tab.66 dargestellte Modell kann mit den 7 Einflussvariablen 73,4 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Der stärkste und signifikante Prädiktor ist Score\_SUS mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,558 ( $p < 0,001$ ). Der Prädiktor Score\_PEOU ist mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,363 ( $p$



= 0,001) zweitstärkster Prädiktor. Es konnten keine Mediatoreffekte und Moderatoreffekte gefunden werden (siehe Anhang 6.2).

### Germane Cognitive Load

Die Variable Score\_GCL wurde für die Regressionsanalyse als Kriterium definiert. Die Variablen Score\_RV\_Pre und Score\_VW wurden der Forschungsfrage folgend als Prädiktoren definiert. Die Variablen Score\_USEFUL, Score\_PEOU, Score\_SUS und ScoreModelling wurden aufgrund der Ergebnisse der Korrelationsanalyse als weitere Prädiktoren hinzugefügt, um für deren Effekte zu kontrollieren. Die Voraussetzungen zur Berechnung der Regressionsanalyse wurden erfüllt (siehe Anhang 6.1). Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,612$  und 6 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von  $N = 19$  für ein signifikantes Gesamtmodell benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von  $N = 62$  erfüllt. Das Modell hat mit einem korrigierten Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,570$  eine gute Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die 6 Prädiktoren sagen statistisch signifikant das Kriterium Score\_GCL voraus,  $F(6, 55) = 14,470$ ;  $p < 0,001$ . Die berechnete Effektstärke beträgt 1,15 und entspricht damit einem starken Effekt (Cohen, 1992). Das Regressionsmodell ist in Tab.67 dargestellt.

Tabelle 67: Regressionsmodell zur Vorhersage des Kriteriums Score\_GCL.

Koeffizienten	Abhängige Variable: Score_GCL						95% KI	
	<i>b</i>	SE	$\beta$	<i>t</i>	<i>p</i>	UG	OG	
	(Konstante)	8,513	6,115		1,392	0,169		
Score_RV_Pre	-0,246	0,564	-0,042	-0,436	0,665	0,741	1,350	
Score_VW	-0,084	0,072	-0,113	-1,179	0,244	0,773	1,294	
Score_SUS	0,234	0,361	0,111	0,649	0,519	0,243	4,115	
Score_PEOU	-0,219	0,359	-0,079	-0,609	0,545	0,421	2,377	
Score_USEFUL	0,763	0,135	0,724	5,648	<0.001	0,429	2,330	
ScoreModelling	0,322	0,781	0,049	0,413	0,682	0,503	1,986	

Anmerkungen:  $N = 62$ ;  $R^2 = 0,612$ ; korr.  $R^2 = 0,570$ ;  $F(6,55) = 14,470$ ;  $p < 0,001$

Das in Tab.67 dargestellte Modell kann mit den 6 Einflussvariablen 57,0 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Der einzig signifikante Prädiktor ist Score\_USEFUL mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von 0,724 ( $p < 0,001$ ). Es konnten keine Mediatoreffekte und Moderatoreffekte gefunden werden (siehe Anhang 6.2).

Zusammenfassend hat das räumliche Vorstellungsvermögen einen positiven Einfluss auf den *Intrinsic Cognitive Load*, während vom Vorwissen kein direkter Einfluss auf die abhängige Variable besteht, wenn für den Score im Fachwissenstest des Posttests, dem Score der

*System-Usability-Scale* und dem Score der *Perceived-Ease-Of-Use* Skala kontrolliert wird. Das räumliche Vorstellungsvermögen ist außerdem ein vollständiger Mediator zwischen dem Einfluss des Vorwissens auf den *Intrinsic Cognitive Load*. Außerdem hat weder das räumliche Vorstellungsvermögen noch das Vorwissen einen Einfluss auf den *Extraneous Cognitive Load*, wenn für den Score im Fachwissenstest im Posttest, den drei *Usability* Skalen und der Anzahl an korrekt modellierten Molekülstrukturen kontrolliert wird. Letztlich hat ebenfalls weder das räumliche Vorstellungsvermögen noch das Vorwissen einen Einfluss auf den *Germane Cognitive Load*, wenn für die drei *Usability* Skalen und der Anzahl an korrekt modellierten Molekülstrukturen kontrolliert wird.

### 8.3.2.3 Lernerfolg

Auch die Beziehung zwischen dem Lernerfolg und dem Vorwissen sowie dem räumlichen Vorwissen wird anhand der folgenden Regressionsmodelle untersucht. Um erste Zusammenhänge zwischen den Variablen Vorwissen, räumliches Vorstellungsvermögen und Lernerfolg zu ermitteln, wurden Korrelationsanalysen durchgeführt. Alle Korrelationen wurden hierbei nach Spearman, also einem nicht-parametrischen Verfahren berechnet, da die Voraussetzungen eines parametrischen Tests nicht bei allen Variablen erfüllt waren. Im Folgenden werden nur Korrelationen berichtet, die hinsichtlich der Forschungsfragen relevant sind bzw. bei weiteren Analysen als Kontrollvariablen in Frage kommen oder zur internen Validierung der Skalen von Bedeutung sind. Die vollständige Korrelationsmatrix ist im Anhang 6.3 dargestellt. Als Datengrundlage diente hierfür die Gesamtheit aller Fälle, es findet vorerst keine Unterscheidung zwischen den Gruppen Haptisch (HAP) und Digital (DIG) statt.

Die Variablen zur Operationalisierung des Lernerfolgs und deren Korrelationen zu relevanten Variablen sind in Tabelle 68 dargestellt. Die gesamte Korrelationsmatrix ist im Anhang 6.3 dargestellt.

Tabelle 68: Korrelationskoeffizienten der Skalen zur Operationalisierung des Lernerfolgs.

Variablen Lernerfolg	Korrelationskoeffizienten nach Sperman's					
	Score _SUS	Score _PEOU	Score_ USEFUL	Score _ICL	Score _GCL	Score _ECL
Score_NT	0,268**	0,327**	0,118	-0,237*	0,028	-0,295**
ScoreModelling	0,583**	0,462**	0,395**	-0,196	0,321**	-0,533**
MeanTimeModelling	-0,164	-0,182	-0,186	0,233	-0,096	0,136

### Fachwissen

Der Score des Fachwissenstests des Posttests (Score\_NT) wird hier als eine Variable behandelt, die zusammen mit den Variablen Anzahl an korrekt modellierten Molekülstrukturen (ScoreModelling) und der durchschnittlich benötigten Zeit je Modellierungsaufgabe

(MeanTimeModelling), den Lernerfolg als Konstrukt operationalisieren.

Der Score des Fachwissenstests des Posttests (Nachtest = Score\_NT) korreliert stark mit dem Score des Fachwissenstests im Pretest (Vorwissen = Score\_VW), jedoch zeigt sich zwischen Score\_NT und dem Räumlichen Vorstellungsvermögen im Pretest (Score\_RV\_Pre) nur eine moderate Korrelation. Alle weiteren aufgeführten Variablen sollten in weiteren Analysen als Kontrollvariablen in Betracht gezogen werden.

Die gerichteten Zusammenhänge zwischen den Variablen werden anhand von Regressionsanalysen ermittelt. Hier wurde Score\_NT als Kriterium (abhängige Variable) und Score\_VW sowie Score\_RV\_Pre als Prädiktoren (unabhängige Variablen) eingesetzt. Als weitere mögliche Prädiktoren wurden der *Intrinsic*- und der *Extraneous Cognitive Load* gewählt (Score\_ICL bzw. Score\_ECL), da diese im Vergleich zu anderen Variablen, mit denen das Vorwissen korreliert, Personenmerkmale bzw. Merkmale der Person im Umgang mit der Lernumgebung beschreiben. Für diese Faktoren muss also zur Beantwortung der Forschungsfrage kontrolliert werden. Die Variablen ScoreModelling und MeanTimeModelling werden außerdem im Folgenden als Kriterien (abhängige Variablen) in Regressionsmodellen genutzt, um die abhängige Variable Lernerfolg zu beschreiben, weshalb sie hier nicht als unabhängige Variablen definiert werden. Das Regressionsmodell ist in Tab. 69 dargestellt. Als Auswahlverfahren wurde hier die Einschussmethode gewählt, um auch die Regressionskoeffizienten nicht signifikanter Prädiktoren zu erhalten. Außerdem wurde durch die vorangestellte Betrachtung der Korrelationskoeffizienten ohnehin schon eine Vorauswahl an möglichen Prädiktoren getroffen. Vor der Berechnung des Regressionsmodells wurde geprüft, ob alle Voraussetzungen dafür erfüllt sind: Zwischen den Variablen besteht eine lineare Beziehung und es wurden keine Ausreißer gefunden, die außerhalb von 3 Standardabweichungen liegen. Die Analyse der studentisierten, ausgeschlossenen Residuen ergab keinen potentiellen Ausreißer, der höchste Wert lag bei 2,70335. Dieser Wert ist laut Field (2013) akzeptabel, der ein Intervall von -3 bis +3 für gültige Werte beschreibt. Der größte Hebelwert liegt mit 0,11588 deutlich unterhalb des von Huber (1981) empfohlenen cut-off-Werts von 0,2. Die größte Cook-Distanz liegt mit 0,06474 ebenso deutlich unter dem empfohlenen cut-off Wert von 1 (Cook & Weisberg, 1982). Die Durbin-Watson-Statistik hatte einen Wert von 2,092, wonach keine Autokorrelation in den Residuen vorlag. Die Kollinearitätsstatistik ergab einen VIF Wert von maximal 1,277, was deutlich unter dem Grenzwert von 10 liegt, wonach auch Multikollinearität ausgeschlossen werden kann (Field, 2011). Die Homoskedastizität wurde graphisch mittels Streudiagramm mit den unstandardisierten vorhergesagten Werten auf der x-Achse und den studentisierten Residuen auf der y-Achse (siehe Anhang 6.1) bestätigt. Die Punkte im Streudiagramm verlaufen gleichmäßig verteilt über die horizontale Achse, weshalb von Varianzgleichheit ausgegangen werden kann (Field, 2011). Das Histogramm der standardisierten Residuen und P-P-Plot

weisen auf eine Normalverteilung der Residuen hin (Field, 2011). Alle Voraussetzungen für die Berechnung eines multiplen linearen Regressionsmodells sind damit erfüllt. Es wurde außerdem die mindestens benötigte Stichprobengröße  $n$  ermittelt. Dazu wurde die Hypothese überprüft, ob sich  $R^2$  von Null unterscheidet, wenn von einer statistischen Power von 0,9 ausgegangen wird. Das Alphaniveau ist auf 0,05 festgelegt. Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,530$  und 4 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von  $N = 20$  für ein signifikantes Gesamtmodell benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von  $N = 90$  erfüllt. Das Modell hat mit einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,530$  (korrigiertes  $R^2 = 0,508$ ) eine hohe Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die Prädiktoren Score\_VW, Score\_RV\_Pre, Score\_ECL und Score\_ICL sagen statistisch signifikant das Kriterium Score\_NT voraus,  $F(4, 85) = 23,994$ ;  $p < 0,001$ . Die berechnete Effektstärke beträgt  $f = 1,06$  und entspricht damit einem starken Effekt (Cohen, 1992).

Tabelle 69: Regressionsmodell zur Vorhersage des Kriteriums Score\_NT.

Abhängige Variable: Score_NT							
Koeffizienten	$b$	SE	$\beta$	$t$	$p$	95% KI	
						UG	OG
(Konstante)	9,941	7,234		1,374	0,173		
Score_VW	0,683	0,089	0,631	7,721	<0.001	0,827	1,209
Score_RV_Pre	0,944	0,711	0,111	1,327	0,188	0,788	1,269
Score_ECL	-0,161	0,073	-0,174	-2,196	0,031	0,885	1,130
Score_ICL	0,024	0,120	0,017	0,200	0,842	0,783	1,277

Anmerkungen:  $N = 90$ ;  $R^2 = 0,728$ ; korr.  $R^2 = 0,508$ ;  $F(4,85) = 23,994$ ;  $p < 0,001$

Das in Tab.69 dargestellte Modell kann mit den 4 Einflussvariablen 50,8 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Der stärkste und signifikante Prädiktor ist Score\_VW mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von 0,631 ( $p < 0,001$ ). Der standardisierte Regressionskoeffizient  $\beta$  erlaubt den Vergleich zwischen den Regressionskoeffizienten der signifikanten Prädiktoren, weshalb dieser hier bevorzugt berichtet wird (Field, 2013). Zweitstärkster und auch signifikanter Prädiktor ist Score\_ECL mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,174 ( $p = 0,031$ ). Score\_RV\_Pre und Score\_ICL sind keine signifikanten Prädiktoren (siehe Tab.69).

### Mediatoranalyse

Anknüpfend an diese Ergebnisse wird überprüft, ob das räumliche Vorstellungsvermögen oder der Extraneous Cognitive Load ein Mediator zwischen dem Vorwissen und dem Score des

Fachwissenstests im Posttest darstellt. Dazu wurde eine Mediatoranalyse nach Barron und Kenny (1985) durchgeführt. Im Folgenden wird das Vorgehen exemplarisch beschrieben. Der Extraneous Cognitive Load fällt hier als Mediator raus, da das Vorwissen keinen signifikanten Prädiktor für den Extraneous Cognitive Load darstellt, was eine Grundvoraussetzung für einen Mediatoreffekt ist. Das räumliche Vorstellungsvermögen erfüllt diese Kriterien (siehe Kap. 7.1.5). Die Analyse deutet auf einen partiellen Mediatoreffekt hin, da das Vorwissen auch im gemeinsamen Regressionsmodell mit dem räumlichen Vorstellungsvermögen einen signifikanten Prädiktor darstellt. Allerdings war in diesem Modell das räumliche Vorstellungsvermögen kein signifikanter Prädiktor mehr ( $p = 0,205$ ), was eine Voraussetzung nach Kenny verletzt. Der Regressionskoeffizient des Vorwissens sank im gemeinsamen Modell auf  $c' = 0,721$  im Vergleich zu  $c = 0,761$  im univariaten Modell (siehe Abb. 39). Der indirekte Regressionskoeffizient ist mit lediglich  $0,040$  ( $0,077$  (a)  $\times$   $0,878$  (b) =  $0,040$ ) deutlich kleiner als der direkte Korrelationskoeffizient  $c = 0,761$ . Der Sobel Test erreichte keine Signifikanz ( $p = 0,240$ ).

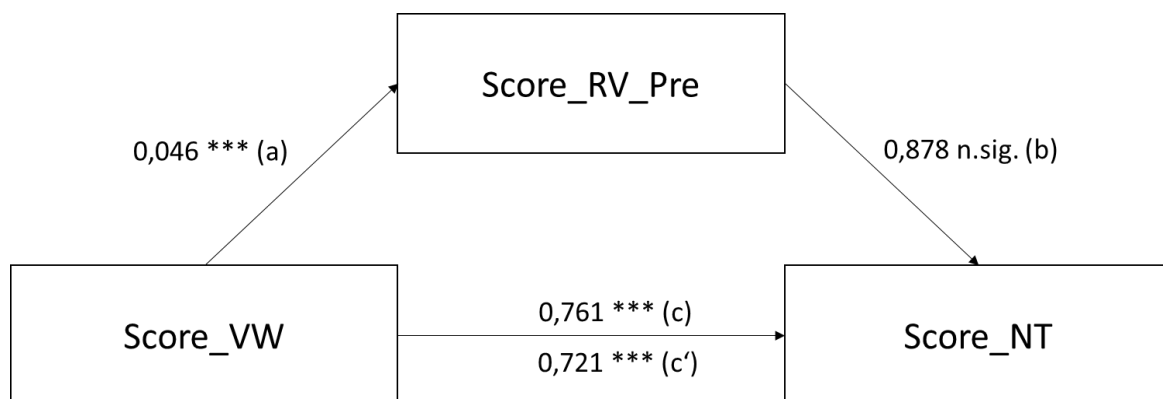


Abbildung 39: Schema der Mediatoranalyse mit Score\_RV\_Pre als Mediator zwischen dem Effekt von Score\_VW auf Score\_NT.

Da am Modell der Mediatoranalyse nach Baron und Kenny (1986) in der Literatur einige Kritik geäußert wurde (Preacher & Hayes, 2004), wurde auf das PROCESS-Makro für SPSS zurückgegriffen. Dies kann unter anderem die Effektstärke des indirekten Pfades (a und b) über Bootstrapping schätzen. Außerdem wird der vollständig standardisierte Effekt berechnet, der einen Vergleich zwischen verschiedenen Mediationsmodellen erlaubt. Mit diesem Makro wurde das obige Mediationsmodell überprüft, was ebenfalls eine nicht signifikante Regression für (b) und einen nicht signifikanten indirekten Effekt ergab.

Für die weiteren Mediatoranalysen wird aufgrund oben genannter Argumente lediglich auf das PROCESS Makro zurückgegriffen. Das eben dargestellte Mediationsmodell wird zunächst angepasst, indem das Vorwissen als mögliche Mediatorvariable und das räumliche Vorstellungsvermögen als unabhängige Variable eingesetzt werden. Das mit PROCESS berechnete Modell ist in Abb. 40 dargestellt.

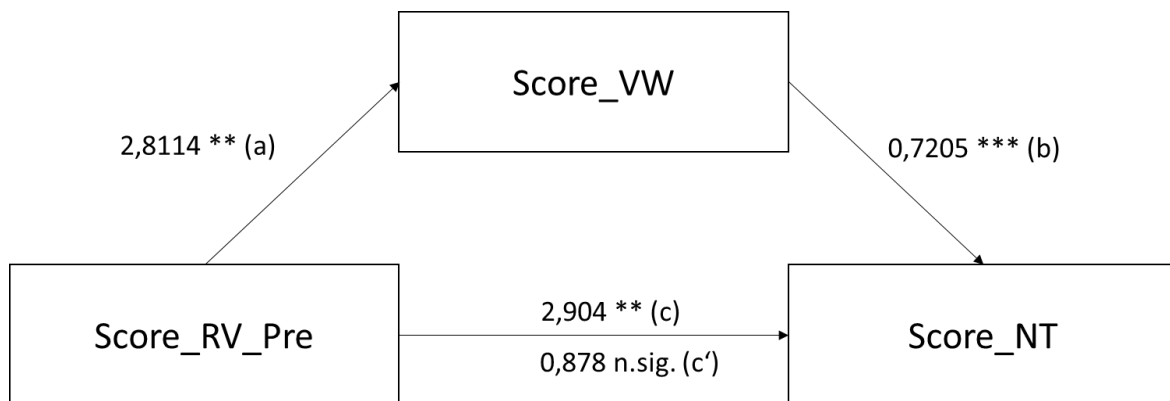


Abbildung 40: Schema der Mediatoranalyse mit Score\_VW als Mediator zwischen dem Effekt von Score\_RV\_Pre auf Score\_NT.

Es ergab sich ein statistisch signifikanter, indirekter Effekt von Score\_RV\_Pre über den Mediator Score\_VW auf Score\_NT,  $b = 2,026$ , Percentile Bootstrap 95% CI [0,964, 3,171]. Der vollständig standardisierte indirekte Effekt betrug 0,238 Percentile Bootstrap 95% CI [0,1088, 0,3732]. Beide Konfidenzintervalle enthalten nicht den Wert „0“, weshalb von einem signifikanten Effekt ausgegangen werden kann. Da der Einfluss des Score\_RV\_Pre auf Score\_NT von 2,904,  $p = 0,0010$  (totaler Effekt) durch Kontrolle um Score\_VW auf 0,878,  $p = 0,2051$  (direkter Effekt) auf ein nicht signifikantes Niveau fällt, handelt es sich hier um eine totale Mediation. 70 % des totalen Effektes von Score\_RV\_Pre sind somit auf den indirekten, über Score\_VW vermittelten Pfad, zurückzuführen. Lediglich 30 % des totalen Effektes sind auf den (nicht signifikanten) direkten Effekt von Score\_RV\_Pre auf Score\_NT zurückzuführen.

### Moderatorenanalysen

Mit dem PROCESS Makro wurden außerdem für alle abhängigen Variablen Moderatorenanalysen durchgeführt. Dabei wurden als mögliche Moderator Variablen Score\_VW und Score\_RV\_Pre geprüft. Aufgrund der fehlenden Interaktion zwischen den Variablen Score\_VW und Score\_RV\_Pre konnte für keine der abhängigen Variablen ein moderierender Effekt von Score\_VW und Score\_RV\_Pre gefunden werden (siehe Anhang 6.2).

### ScoreModelling

Um den Einfluss von Vorwissen und räumlichem Vorstellungsvermögen auf den Lernerfolg weiter zu untersuchen, wird im Folgenden die Variable ScoreModelling einem analogen regressionsanalytischen Verfahren unterzogen wie mit der Variable Score\_NT. Die hier relevanten Korrelationen sind in Tabelle 68 dargestellt.

Die Variablen Score\_SUS und Score\_ECL korrelieren stark mit ScoreModelling. Score\_RV\_Pre und Score\_VW korrelieren mit moderaten Effekten. Alle weiteren Variablen

korrelieren mit schwachen bis moderaten Effekten mit ScoreModelling. ScoreModelling wird in einer Regressionsanalyse als Kriterium (abhängige Variable) definiert, alle weiteren mit ScoreModelling korrelierenden Variablen, die Personenmerkmale bzw. Merkmale der Person im Umgang mit der Lernumgebung beschreiben, werden als mögliche Prädiktoren (unabhängige Variablen) definiert. Alle Voraussetzungen zur Berechnung einer Regressionsanalyse wurden erfüllt (siehe Anhang 6.1). Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,498$  und 7 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von  $N = 27$  für ein signifikantes Gesamtmodell benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von  $N = 62$  erfüllt. Das berechnete Regressionsmodell ist in Tab. 70 dargestellt. Das Modell hat mit einem korrigierten Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,433$  eine hohe Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die 7 Prädiktoren sagen statistisch signifikant das Kriterium ScoreModelling voraus,  $F(7, 54) = 7,665$ ;  $p < 0,001$ . Die berechnete Effektstärke beträgt  $f = 1,00$  und entspricht damit einem starken Effekt (Cohen, 1992).

*Tabelle 70: Regressionsmodell zur Vorhersage des Kriteriums ScoreModelling.*

Abhängige Variable: ScoreModelling							
Koeffizienten	<i>b</i>	SE	$\beta$	<i>t</i>	<i>p</i>	95% KI	
						UG	OG
(Konstante)	-1,600	2,587		-0,618	0,539		
Score_RV_Pre	0,208	0,095	0,238	2,201	0,032	0,797	1,254
Score_VW	0,021	0,013	0,189	1,699	0,095	0,755	1,325
Score_SUS	0,185	0,068	0,576	2,738	0,008	0,210	4,760
Score_PEOU	0,024	0,070	0,058	0,348	0,729	0,331	3,018
Score_USEFUL	-0,019	0,029	-0,118	-0,641	0,525	0,273	3,660
Score_GCL	0,010	0,023	0,065	0,420	0,676	0,387	2,581
Score_ECL	0,004	0,019	0,036	0,182	0,857	0,233	4,290

Anmerkungen:  $N = 62$ ;  $R^2 = 0,706$ ; korr.  $R^2 = 0,433$ ;  $F(7,54) = 7,663$ ;  $p < 0,001$

Das in Tab.70 dargestellte Modell kann mit den 7 Einflussvariablen 43,3 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Der stärkste und signifikante Prädiktor ist Score\_SUS mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von 0,576 ( $p = 0,008$ ), gefolgt von Score\_RV\_Pre mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von 0,238 ( $p = 0,095$ ). Score\_VW stellt mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von 0,189 ( $p < 0,001$ ) einen relevanten, aber keinen signifikanten Prädiktor dar.

### Mediatoranalyse

Die Prädiktoren des Modells werden hinsichtlich möglicher Mediatoreffekte analysiert. Es wird der Zusammenhang zwischen ScoreModelling, Score\_RV\_Pre und Score\_VW untersucht. Auch wenn das Vorwissen im obigen Modell mit 7 Prädiktoren keinen signifikanten Prädiktor darstellt, erreicht es in einem Regressionsmodell ohne weiterem Prädiktor Signifikanz ( $B = 0,040$ ;  $p = 0,004$ ), was für die Voraussetzungen einer Mediatoranalyse nach (Baron & Kenny, 1986) ausreicht. Theoriegeleitet wird das räumliche Vorstellungsvermögen als Mediatorvariable angenommen, da es unter der Voraussetzung eines gewissen Vorwissens benötigt wird, um Modellierungsaufgaben erfolgreich zu lösen. Die Mediatoranalyse wurde mit PROCESS berechnet und ist in Abb.41 dargestellt.

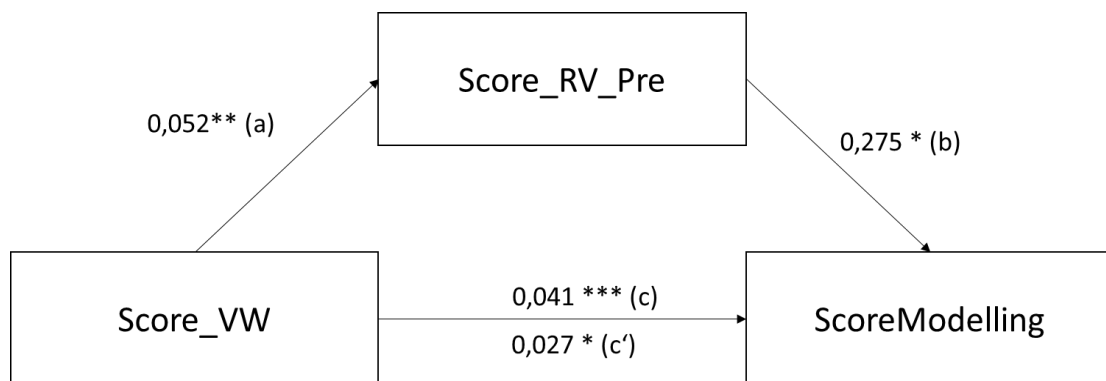


Abbildung 41: Schema der Mediatoranalyse mit Score\_RV\_Pre als Mediator zwischen dem Effekt von Score\_VW auf ScoreModelling..

Es ergab sich ein statistisch signifikanter, indirekter Effekt von Score\_VW über den Mediator Score\_RV\_Pre auf den ScoreModelling,  $b = 0,0142$ , Percentile Bootstrap 95% CI [0,0002, 0,0370]. Der vollständig standardisierte indirekte Effekt betrug 0,1249, Percentile Bootstrap 95% CI [0,0019; 0,2972]. Die Konfidenzintervalle enthalten nicht den Wert „0“, weshalb jeweils von einem signifikanten Effekt ausgegangen werden kann. Da der Einfluss des Score\_VW auf ScoreModelling von 0,041,  $p = 0,0002$  (totaler Effekt) durch Kontrolle um Score\_RV\_Pre auf 0,027,  $p = 0,0375$  (direkter Effekt) auf ein immer noch signifikantes Niveau fällt, handelt es sich hier um eine partielle Mediation. 34 % des totalen Effektes von Score\_VW auf ScoreModelling sind demnach auf den indirekten, über Score\_RV\_Pre vermittelten Pfad, zurückzuführen. 66 % des totalen Effektes sind auf den direkten Einfluss von Score\_VW auf ScoreModelling zurückzuführen.

In einem weiteren Modell wird Score\_VW als mögliche Mediatorvariable überprüft. Das Modell ist in Abb. 42 dargestellt.



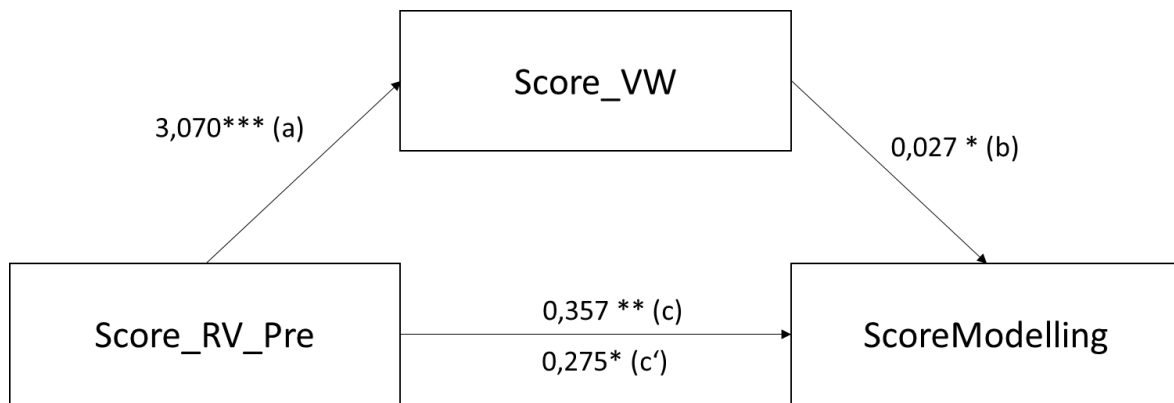


Abbildung 42: Schema der Mediatoranalyse mit Score\_VW als Mediator zwischen dem Effekt von Score\_RV\_Pre auf ScoreModelling..

Es ergab sich ein indirekter Effekt von Score\_RV\_Pre über den Mediator Score\_VW auf ScoreModelling,  $b = 0,0823$ , Percentile Bootstrap 95% CI [-0,0118; 0,1723]. Der vollständig standardisierte indirekte Effekt betrug 0,0940, Percentile Bootstrap 95% CI [-0,0142; 0,2045]. Da allerdings die angegebenen Konfidenzintervalle den Wert „0“ enthalten, muss von einem nicht signifikanten Effekt ausgegangen werden. Da der Einfluss des Score\_RV\_Pre auf ScoreModelling von 0,357,  $p = 0,0043$  (totaler Effekt) durch Kontrolle um Score\_VW auf 0,275,  $p = 0,0455$  (direkter Effekt) auf ein immer noch signifikantes Niveau fällt, handelt es sich hier um eine (nicht signifikante) partielle Mediation.

### MeanTimeModelling

Weiterhin wird im Folgenden die Variable MeanTimeModelling, also die durchschnittlich benötigte Zeit je Modellierungsaufgabe, regressionsanalytisch untersucht. Auch diese Variable wird zur Operationalisierung des Lernerfolgs genutzt. Die hier relevanten Korrelationen sind in Tabelle 68 dargestellt.

Die Variable MeanTimeModelling wird im Regressionsmodell als Kriterium definiert. Die Variablen Score\_RV\_Pre, Score\_ICL und Score\_VW werden als unabhängige Variablen und damit mögliche Prädiktoren definiert. Um die Voraussetzungen der Regressionsanalyse zu erfüllen, mussten fünf Fälle, die als deutliche Ausreißer identifiziert wurden, entfernt werden. Die Ausreißer wiesen eine so deutlich höhere Bearbeitungszeit als alle anderen Fälle auf, dass davon ausgegangen wird, dass in beiden Fällen, also bei Nutzung der App und bei Nutzung des Baukastens, entsprechende Lernmaterialien für eine Weile aus der Hand gelegt wurden. Eine Dokumentation der schrittweisen Diskriminierung dieser Fälle ist im Anhang 6.1 dargestellt. Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,236$  und 3 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von  $N = 50$  für ein signifikantes Gesamtmodell benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von  $N = 53$  erfüllt. Das Modell hat mit einem korrigierten Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,190$  eine moderate Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die 3 Prädiktoren sagen statistisch signifikant das

Kriterium MeanTimeModelling voraus,  $F(3, 49) = 5,057$ ;  $p = 0,004$ . Die berechnete Effektstärke beträgt  $f = 0,56$  und entspricht damit einem starken Effekt (Cohen, 1992).

Tabelle 71: Regressionsmodell zur Vorhersage des Kriteriums MeanTimeModelling.

Abhängige Variable: MeanTimeModelling							
Koeffizienten	<i>b</i>	SE	$\beta$	<i>t</i>	<i>p</i>	95% KI	
						UG	OG
(Konstante)	371,139	85,346		4,349	<0.001		
Score_RV_Pre	-7,997	8,721	-0,124	-0,917	0,364	0,851	1,175
Score_VW	-2,179	1,057	-0,292	-2,062	0,045	0,774	1,291
Score_ICL	1,988	1,292	0,212	1,539	0,130	0,818	1,222

Anmerkungen:  $N = 53$ ;  $R^2 = 0,486$ ;  $\text{korr. } R^2 = 0,190$ ;  $F(3,49) = 5,057$ ;  $p < 0,001$

Das in Tab.71 dargestellte Modell kann mit den 3 Einflussvariablen 19 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Der stärkste und einzig signifikante Prädiktor ist Score\_VW mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,292 ( $p = 0,045$ ). Score\_RV\_Pre und Score\_ICL stellen keine signifikanten Prädiktoren für die Vorhersage der abhängigen Variable MeanTimeModelling dar. Es konnten keine Mediatoreffekte und Moderatoreffekte gefunden werden (siehe Anhang 6.2).

Zusammenfassend hat das Vorwissen einen positiven Einfluss auf den Fachwissenstest im Posttest, während vom räumlichen Vorstellungsvermögen kein direkter Einfluss auf die abhängige Variable besteht, wenn für Extraneous- und Intrinsic Cognitive Load kontrolliert wird. Das Vorwissen ist außerdem ein vollständiger Mediator zwischen dem Einfluss des räumlichen Vorstellungsvermögens auf das Ergebnis des Fachwissenstests im Posttest. Außerdem hat das Vorwissen einen positiven, allerdings nicht signifikanten Einfluss auf die Anzahl an korrekt modellierten Molekülstrukturen. Das räumliche Vorstellungsvermögen wiederum hat einen signifikanten positiven Einfluss auf die abhängige Variable ScoreModelling, wenn für die drei Usability Skalen sowie für Extraneous- und Germane Cognitive Load kontrolliert wird. Das Vorwissen ist außerdem ein schwacher partieller Mediator zwischen dem Einfluss des räumlichen Vorstellungsvermögens auf ScoreModelling. Darüber hinaus hat das Vorwissen einen positiven Einfluss auf die durchschnittlich benötigte Zeit je Modellierungsaufgabe, während vom räumlichen Vorstellungsvermögen kein direkter Einfluss auf die abhängige Variable MeanTimeModelling besteht, wenn für Intrinsic Cognitive Load kontrolliert wird.

Tabelle 72: Zusammenfassung der Ergebnisse der Regressionsanalysen.

Kriterium	Prädiktor	
	Score_VW	Score_RV_Pre
Score_NT	✓	✗
ScoreModelling	(✓)	✓
MeanTimeModelling	✓	✗
Score_ICL	✗	✓
Score_ECL	✗	✗
Score_GCL	✗	✗
Score_SUS	✗	✗
Score_PEOU	(✓)	✗
Score_USEFUL	✗	✗

Folglich hat das Vorwissen wenig Einfluss auf die Interaktion mit der Lernumgebung, also *Cognitive Load* und *Usability*. Dennoch hat Vorwissen einen Einfluss auf den Lernerfolg. Das räumliche Vorstellungsvermögen hat lediglich Einfluss auf jene Teilaspekte des *Cognitive Load* und des Lernerfolgs, die mentale Rotationen und Manipulationen verlangen.

#### 8.3.2.4 Gruppenvergleiche

Forschungsfrage 4 verlangt einen Vergleich der digitalen und der haptischen Lernumgebungen zum Modellieren von Molekülstrukturen. Zur Beantwortung dieser Fragestellung werden die zwei Untersuchungsgruppen haptisch (HAP) und digital (DIG) hinsichtlich der erhobenen abhängigen Variablen gegenübergestellt. Haptisch und Digital stellen dabei die zwei Ausprägungen der unabhängigen Variablen „Gestaltung der Lernumgebung“ dar. Dazu wurden zunächst Regressionsanalysen mit der Gruppenzugehörigkeit als Dummy Variable (Group\_Dummy) durchgeführt (siehe Anhang 6.1). Eine Zusammenfassung der Befunde bietet Tabelle 73.

Tabelle 73: Zusammenfassung der Ergebnisse der Regressionsanalyse für den Gruppenvergleich DIG vs. HAP.  
(n.a. = not available)

Kriterium	Prädiktor: Gruppenzugehörigkeit	
	kontrolliert für RV und VW	kontrolliert für weitere Var.
Score_NT	✗	n.a.
ScoreModelling	✓	n.a.
MeanTimeModelling	✓	n.a.
Score_ICL	✗	✗ (NT, PEOU, SUS)
Score_ECL	✓	✗ (PEOU, SUS, USEFUL)
Score_GCL	✓	✗ (PEOU, SUS, USEFUL)
Score_SUS	✓	n.a.
Score_PEOU	✓	n.a.
Score_USEFUL	✓	n.a.

### 3.3.3 Varianzanalytische Verfahren

Vorerst wurden alle Skalen, die im Posttest eingesetzt wurden, auf mögliche Gruppenunterschiede mittels t-Test untersucht. Die deskriptiven Statistiken diesbezüglich sind unter Kap. 8.3.1 dargestellt. Die Variablen des Pretests wurden analog in Kap. 7.1.2 untersucht, um eine Gleichheit der Voraussetzungen der Lernenden zwischen den Gruppen zu bestätigen. Die Posttest Variablen werden allerdings im Folgenden zusätzlich zum t-Test weiteren (ko)varianzanalytischen Verfahren unterzogen, um für etwaige Störfaktoren zu kontrollieren.

#### t-Test

Zunächst wurde der Datensatz hinsichtlich der Voraussetzungen zur Durchführung eines t-Tests untersucht. Die Variablen Score\_ECL (HAP), Score\_USEFUL (HAP), Score\_PEOU (HAP), Score\_RV\_Post (HAP), MeanTimeModelling (DIG) weisen durch Analyse der jeweiligen Box-Plot Diagramme extreme Ausreißer auf. Außerdem verletzen die meisten Variablen die Voraussetzung der Normalverteilung der Daten. Dies ist bei einer Stichprobengröße von  $N > 30$  nicht problematisch (Bortz & Schuster, 2010; Herzog et al., 2019; Tavakoli, 2013), besonders wenn die Abweichungen von der Normalverteilung nur gering sind. Die Ergebnisse des t-Tests sind in Tab.74 dargestellt. Zeigte ein signifikanter Levene-Test keine Varianzgleichheit, wurde der korrigierte Wert (Welch-Test) in der Tabelle berichtet. Die gesamte Ausgabe-Tabelle ist im Anhang 6.4 dargestellt.

Tabelle 74: t-Test zum Gruppenvergleich DIG vs. HAP.

Variable	DIG (N = 40)		HAP (N = 55)		T	df	p	Cohen's d
	M	SD	M	SD				
Score_NT	20,718	19,542	27,019	18,466	-1,584	91,000	0,117	-0,333
ScoreModelling	4,061	2,045	6,323	1,301	-5,240	62,000	0,000	-1,311
MeanTimeModelling	542,612	508,612	345,507	185,456	2,019	38,305	0,051	0,508
Score_ICL	36,350	13,258	37,764	14,153	-0,494	93,000	0,623	-0,103
Score_GCL	41,025	15,335	52,145	11,019	-3,911	66,970	0,000	-0,855
Score_ECL	42,650	19,145	25,745	17,672	4,444	93,000	0,000	0,924
Score_SUS	23,275	6,127	28,691	5,347	-4,583	93,000	0,000	-0,952
Score_PEOU	22,875	4,570	25,055	4,739	-2,247	93,000	0,027	-0,467
Score_USEFUL	45,250	13,038	54,491	11,907	-3,588	93,000	0,001	-0,746
Score_RV_Post	7,175	1,920	6,509	1,731	1,768	93,000	0,080	0,367

Signifikante Gruppenunterschiede wurden für die Variablen ScoreModelling, Score\_GCL, Score\_ECL, Score\_SUS, Score\_PEOU und Score\_USEFUL gefunden. Beinahe signifikante Gruppenunterschiede zeigten sich bei den Variablen MeanTimeModelling und Score\_RV\_Post (siehe Tab. 74). Der Mann-Whitney-U Test zeigt für Score\_RV\_Post einen signifikanten Gruppenunterschied, den der t-Test nicht aufwies,  $U = 838,500$ ,  $Z = -2,018$ ,  $p = 0,043$  (siehe Anhang 6.4). Diese Ergebnisse sind allerdings nur Hinweise darauf, in welchen Variablen Gruppenunterschiede erkennbar sind. Für verlässlichere Aussagen werden im Folgenden weitere varianzanalytische Verfahren berichtet, die die eben ermittelten Effekte um einige relevante Kovariaten bereinigen.

## MANCOVA

Da die jeweils drei Variablen bzw. Skalen, die eines der drei Konstrukte *Usability*, *Cognitive Load* und Lernerfolg operationalisieren, signifikant miteinander korrelieren, wird die Multivariate Kovarianzanalyse MANCOVA zur Datenanalyse verwendet. Dieses Verfahren ermöglicht es, in einem Modell auf Gruppenunterschiede bezüglich mehrerer abhängigen Variablen unter Kontrolle von Kovariaten zu ermitteln.

### *Usability*

Aufgrund der signifikanten Korrelation zwischen den einzelnen Usability Skalen Score\_SUS, Score\_PEOU und Score\_USEFUL, die die abhängigen Variablen darstellen, wird im Folgenden eine MANCOVA berechnet. Als Kovariaten werden theoriegeleitet Score\_VW und Score\_RV\_Pre dem Modell hinzugefügt (siehe Kap. 3).

Zunächst wurden die Voraussetzungen zur Durchführung einer MANCOVA überprüft. Die Skalen Score\_SUS, Score\_PEOU, Score\_USEFUL und Score\_RV\_Pre sind nicht normalverteilt, was durch den Shapiro-Wilk-Test überprüft wurde. Dies ist allerdings aufgrund der Stichprobengröße von 92 gültigen Fällen nicht relevant. Außerdem sind keine starken Ausreißer in den Skalen zu finden. Lineare Zusammenhänge zwischen abhängigen Variablen und Kovariaten wurden mittels Matrixstreudiagramm bestätigt. Auf die Überprüfung der Varianzhomogenität durch einen Levene-Test kann bei einer MANCOVA verzichtet werden (Huberty & Morris, 1989). Die Voraussetzungen der Homogenität der Varianz-Kovarianz-Matrizen und der Regressionssteigungen wurden anhand einer MANCOVA mit den entsprechenden Interaktionstermen bestätigt. Der Box's Test auf Gleichheit der Kovarianz-Matrizen ist nicht signifikant ( $p = 0,514$ ), weshalb der Wilks-Lambda ( $\Lambda$ ) Wert berichtet und interpretiert wird. Die deskriptive Statistik mit den adjustierten Mittelwerten, also den um die Kovariablen bereinigten Mittelwerten und den unadjustierten Mittelwerten ist in Tab.75 dargestellt.

Tabelle 75: Deskriptive Statistik zur MANCOVA mit der abhängigen Variable Usability.

MANCOVA Usability							
AV	Group	N	unadjustiert		adjustiert		Delta
			M	SD	M	SE	
Score_SUS	Digitale						
	Strukturmodellierung (DIG)	39	23,205	6,191	23,022	0,900	-0,183
Score_PEOU	Haptische						
	Strukturmodellierung (HAP)	53	28,906	5,093	29,040	0,770	0,134
Score_PEOU	Digitale						
	Strukturmodellierung (DIG)	39	22,846	4,626	22,807	0,736	-0,039
Score_PEOU	Haptische						
	Strukturmodellierung (HAP)	53	25,264	4,464	25,293	0,629	0,029
Score_USEFUL	Digitale						
	Strukturmodellierung (DIG)	39	44,872	12,984	44,502	1,937	-0,370
Score_USEFUL	Haptische						
	Strukturmodellierung (HAP)	53	54,943	11,046	55,215	1,656	0,272

Abhängige Variablen: Score\_SUS, Score\_PEOU, Score\_USEFUL; Kovariablen: Score\_VW, Score\_RV\_Pre

Nach Bereinigung um Score\_VW und Score\_RV\_Pre unterschieden sich die *Usability*-Skalen gemeinsam signifikant für die Gruppen DIG und HAP,  $F(3, 86) = 9,586$ ,  $p < 0,001$ , partielles  $\eta^2 = 0,251$  (starker Effekt (Cohen, 1988)), Wilk's  $\Lambda = 0,749$ . Die Score\_SUS Mittelwerte unterschieden sich signifikant für die zwei Gruppen HAP und DIG,  $F(1, 88) = 25,364$ ,  $p < 0,001$ , partielles  $\eta^2 = 0,223$  (starker Effekt). Ebenso signifikant unterschieden sich die Score\_PEOU Mittelwerte,  $F(1, 88) = 6,447$ ,  $p = 0,013$ , partielles  $\eta^2 = 0,068$  (mittlerer Effekt) und die Mittelwerte der Skala Score\_USEFUL,  $F(1, 88) = 17,299$ ,  $p < 0,001$ , partielles  $\eta^2 = 0,164$  (starker Effekt) für die zwei Gruppen. Die Ergebnisse sind in Abb. 43 veranschaulicht.

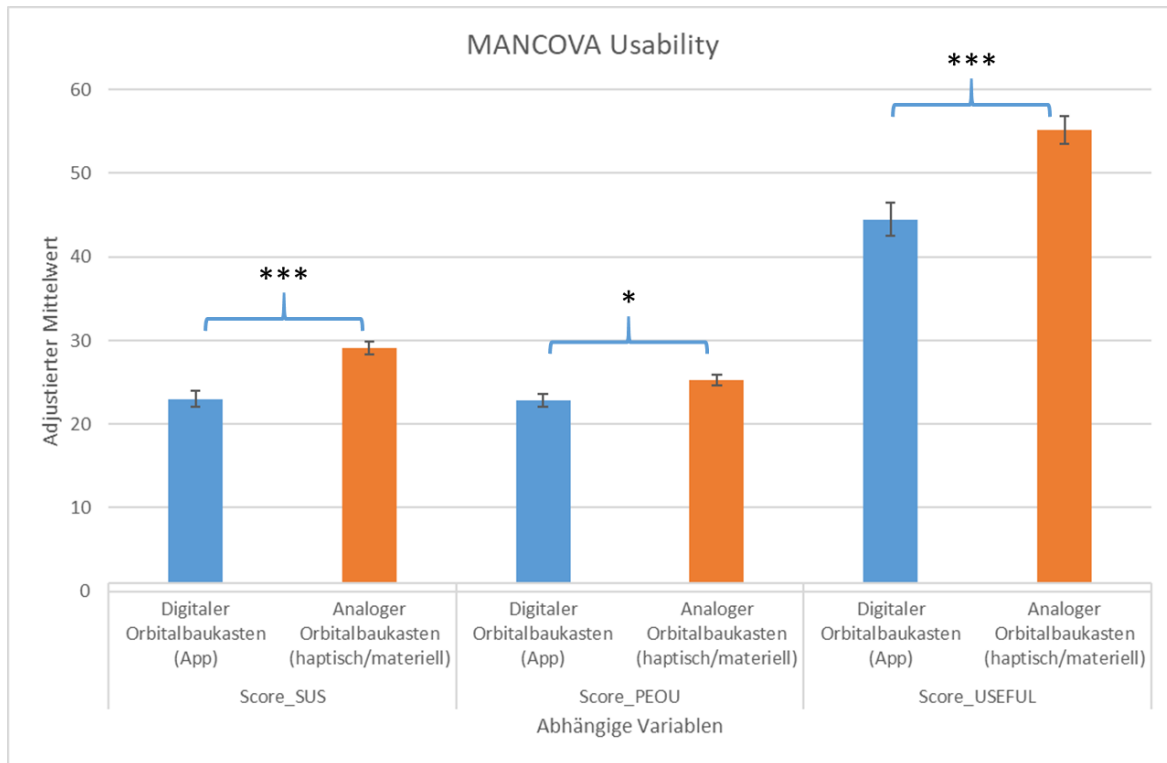


Abbildung 43: Übersicht der Ergebnisse der MANCOVA mit der abhängigen Variablen Usability (n.s. = nicht signifikant).

### Cognitive Load

Zur Analyse der *Cognitive Load* Skalen wird ebenfalls aufgrund der signifikanten Korrelationen untereinander (siehe 8.3.2.2) eine MANCOVA berechnet. Als Kovariaten werden zunächst lediglich die Kovariaten Score\_VW und Score\_RV\_Pre aufgenommen. Alle Voraussetzungen zur Berechnung dieser MANCOVA sind erfüllt (siehe Anhang 6.4). Die deskriptive Statistik mit den adjustierten und den unadjustierten Mittelwerten ist in Tab.76 dargestellt.



Tabelle 76: Deskriptive Statistik zur MANCOVA mit der anhängigen Variable Cognitive Load..

MANCOVA Cognitive Load

AV	Group	N	unadjustiert		adjustiert		Delta
			M	SD	M	SE	
Score_ICL	Digitale						
	Strukturmodellierung (DIG)	39	36,539	13,377	36,77	2,040	0,232
	Haptische						
	Strukturmodellierung (HAP)	53	37,642	13,864	37,471	1,744	-0,171
Score_GCL	Digitale						
	Strukturmodellierung (DIG)	39	40,385	14,984	40,053	2,054	-0,332
	Haptische						
	Strukturmodellierung (HAP)	53	52,698	10,604	52,942	1,756	0,244
Score_ECL	Digitale						
	Strukturmodellierung (DIG)	39	42,974	19,284	42,876	3,003	-0,098
	Haptische						
	Strukturmodellierung (HAP)	53	25,643	18,000	25,714	2,568	0,072

Abhängige Variablen: Score\_ICL, Score\_GCL, Score\_ECL; Kovariablen: Score\_VW, Score\_RV\_Pre

Nach Bereinigung um Score\_VW und Score\_RV\_Pre unterschieden sich die *Cognitive Load* Skalen gemeinsam signifikant für die Gruppen DIG und HAP,  $F(3, 86) = 9,502$ ,  $p < 0,001$ , partielles  $\eta^2 = 0,249$  (starker Effekt), Wilk's  $\Lambda = 0,751$ . Die Score\_ICL Mittelwerte unterscheiden sich nicht signifikant für die zwei Gruppen HAP und DIG,  $F(1, 88) = 0,067$ ,  $p = 0,797$ , partielles  $\eta^2 = 0,001$ . Allerdings unterschieden sich die Score\_GCL Mittelwerte,  $F(1, 88) = 22,266$ ,  $p < 0,001$ , partielles  $\eta^2 = 0,202$  (starker Effekt) und die Mittelwerte der Skala Score\_ECL,  $F(1, 88) = 18,465$ ,  $p < 0,001$ , partielles  $\eta^2 = 0,173$  (starker Effekt) signifikant für die zwei Gruppen. Die Ergebnisse sind in Abb. 44 veranschaulicht.

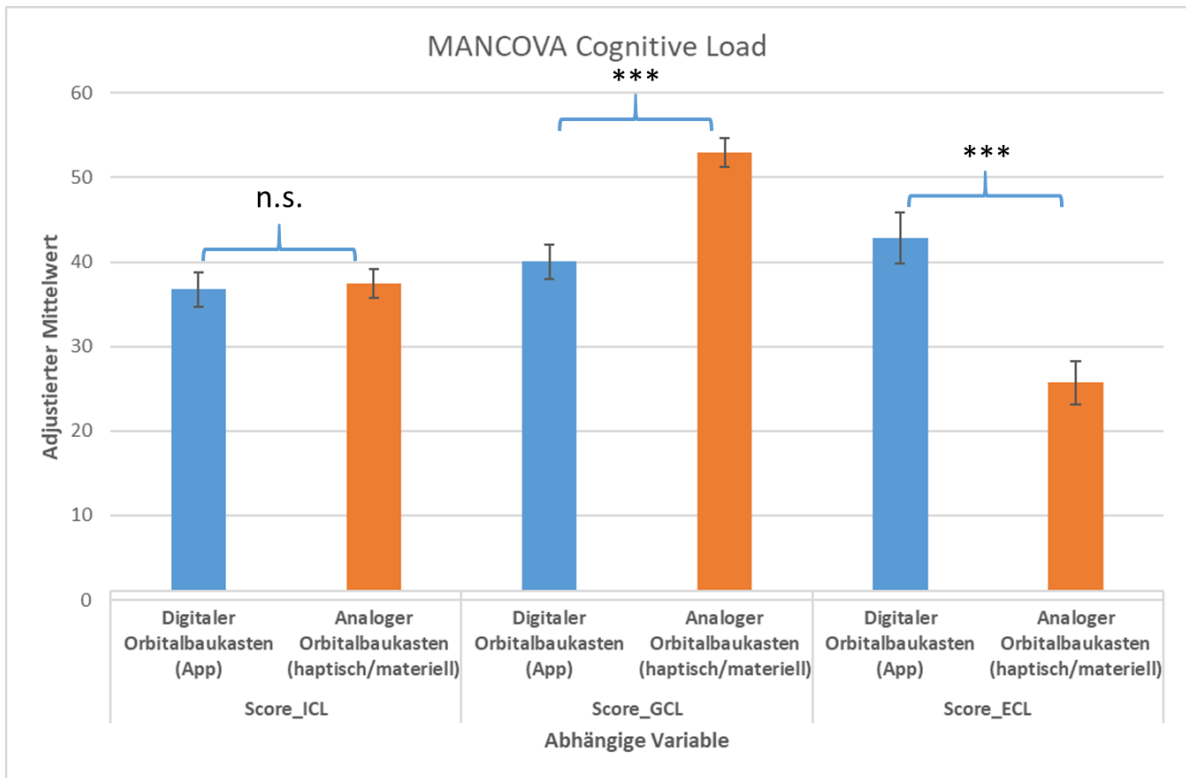


Abbildung 44: Übersicht der Ergebnisse der MANCOVA mit der abhängigen Variablen Cognitive Load (n.s. = nicht signifikant).

In einer weiteren MANCOVA werden zusätzlich zu den beiden Kovariaten Score\_VW und Score\_RV\_Pre die Variablen Score\_SUS, Score\_PEOU und Score\_USEFUL als Kovariaten dem Modell hinzugefügt. Alle Voraussetzungen zur Berechnung dieser MANCOVA sind erfüllt, bis auf die Homogenität der Regressionssteigungen bei Score\_ECL (siehe Anhang 6.4). Dies wird ersichtlich durch signifikante Werte bei den Interaktionstermen Group\*Score\_SUS und Group\*Score\_USEFUL,  $p = 0,024$  bzw.  $p = 0,042$ . Die Analyse wurde trotzdem fortgesetzt. Die deskriptive Statistik mit den adjustierten und unadjustierten Mittelwerten ist in Tab.77 dargestellt.

Tabelle 77: Deskriptive Statistik zur MANCOVA mit der abhängigen Variable Cognitive Load.

MANCOVA Cognitive Load							
AV	Group	N	unadjustiert		adjustiert		Delta
			M	SD	M	SE	
Score_ICL	Digitale						
	Strukturmodellierung (DIG)	39	36,539	13,377	34,945	2,239	-1,593
Score_GCL	Haptische						
	Strukturmodellierung (HAP)	53	37,642	13,864	38,824	1,878	1,183
Score_GCL	Digitale						
	Strukturmodellierung (DIG)	39	40,385	14,984	45,703	1,617	5,318
Score_ECL	Haptische						
	Strukturmodellierung (HAP)	53	52,698	10,604	49,223	1,356	-3,475
Score_ECL	Digitale						
	Strukturmodellierung (DIG)	39	42,974	19,284	34,519	1,934	-8,455
Score_ECL	Haptische						
	Strukturmodellierung (HAP)	53	25,641	18,000	31,191	1,623	5,550

Abhängige Variablen: Score\_ICL, Score\_GCL, Score\_ECL; Kovariablen: Score\_VW, Score\_RV\_Pre, Score\_SUS, Score\_PEOU, Score\_USEFUL

Nach Bereinigung um Score\_VW, Score\_RV\_Pre, Score\_SUS, Score\_PEOU und Score\_USEFUL unterschieden sich die *Cognitive Load* Skalen gemeinsam nicht signifikant für die Gruppen DIG und HAP,  $F(3, 83) = 2,094$ ,  $p = 0,107$ , partielles  $\eta^2 = 0,070$ , Wilk's  $\Lambda = 0,930$ . Die Score\_ICL Mittelwerte unterschieden sich nicht signifikant für die zwei Gruppen HAP und DIG,  $F(1, 85) = 1,586$ ,  $p = 0,211$ , partielles  $\eta^2 = 0,180$ . Ebenso unterschieden sich die Score\_GCL Werte,  $F(1, 85) = 3,182$ ,  $p = 0,078$ , partielles  $\eta^2 = 0,036$ , und die Werte der Skala Score\_ECL,  $F(1, 85) = 1,920$ ,  $p = 0,169$ , partielles  $\eta^2 = 0,022$ , nicht signifikant für die zwei Gruppen. Die Ergebnisse sind in Abb. 45 veranschaulicht.

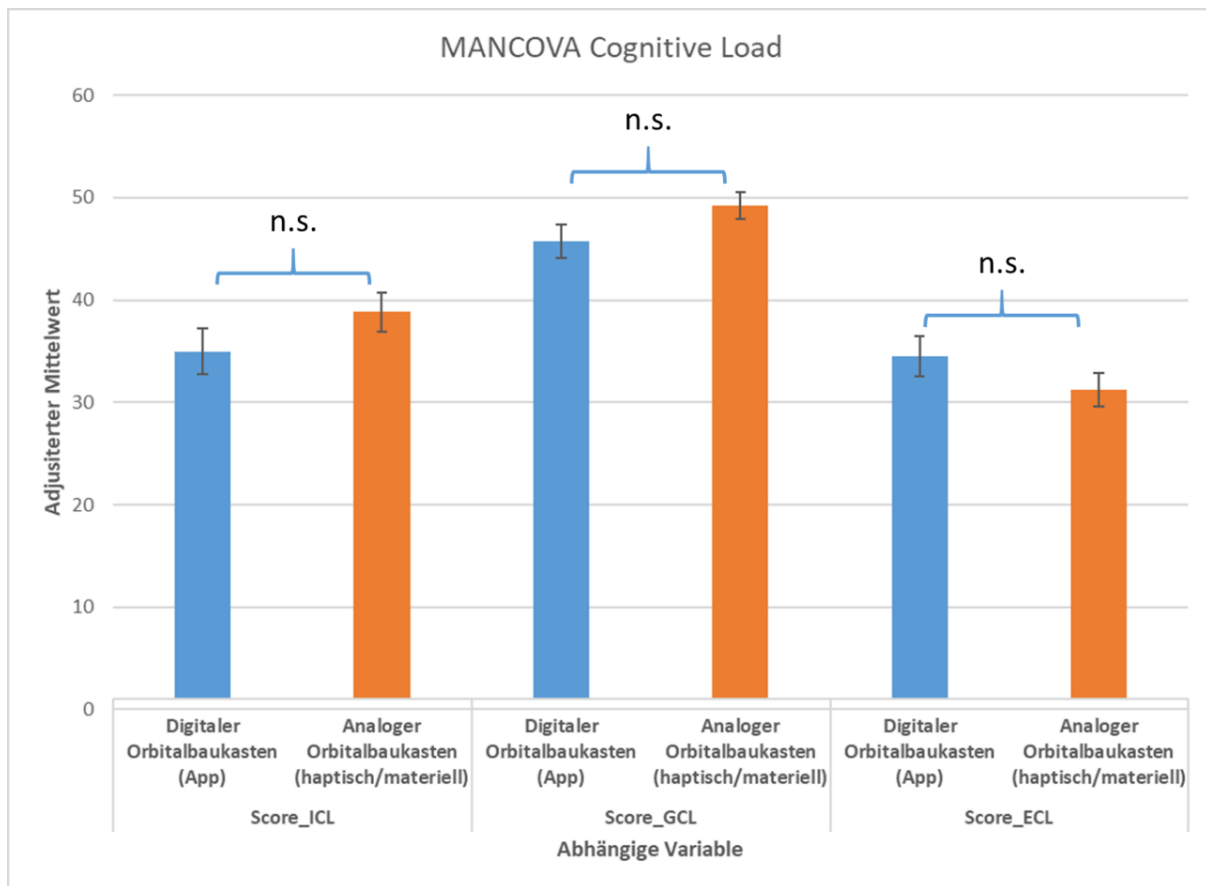


Abbildung 45: Übersicht der Ergebnisse der MANCOVA mit der abhängigen Variablen Cognitive Load (n.s. = nicht signifikant).

### Lernerfolg

Anschließend wird eine weitere MANCOVA berechnet, um die Lernerfolgsskalen hinsichtlich möglicher Unterschiede zwischen den Gruppen DIG und HAP zu untersuchen. Als Kovariaten dienen hier lediglich die Variablen Score\_VW und Score\_RV\_Pre, da sich keine der drei *Cognitive Load* Skalen nach Bereinigung um die *Usability* Skalen signifikant für die beiden Gruppen DIG und HAP unterscheiden. Die Skala MeanTimeModelling wies 3 starke und 2 leichte Ausreißer auf. Es wurden vier Ausreißer aus dem Datensatz entfernt, bei denen die Bearbeitungszeit deutlich über einem realistischen Ausmaß lag, wodurch von Abwesenheit vom Lernmaterial ausgegangen werden musste. Alle weiteren Voraussetzungen zur Berechnung dieser MANCOVA wurden erfüllt. Die deskriptive Statistik mit den adjustierten und den unadjustierten Mittelwerten ist in Tab.78 dargestellt.

Tabelle 78: Deskriptive Statistik zur MANCOVA mit der abhängigen Variable Lernerfolg.

		MANCOVA Lernerfolg					
AV	Group	N	unadjustiert		adjustiert		Delta
			M	SD	M	SE	
ScoreModel- ling	Digitale						
	Strukturmodellierung (DIG)	26	4,539	1,655	4,499	0,262	-0,039
MeanTime- Modelling	Haptische						
	Strukturmodellierung (HAP)	27	6,481	1,221	6,519	0,257	0,038
Score_NT	Digitale						
	Strukturmodellierung (DIG)	26	397,682	162,127	40,385	30,230	-357,297
Score_NT	Haptische						
	Strukturmodellierung (HAP)	27	339,616	190,955	33,368	29,640	-306,248
Score_NT	Digitale						
	Strukturmodellierung (DIG)	26	24,192	19,726	25,079	2,554	0,887
Score_NT	Haptische						
	Strukturmodellierung (HAP)	27	26,926	15,302	26,072	2,504	-0,854

Abhängige Variablen: Score\_NT, ScoreModelling, MeanTimeModelling; Kovariablen: Score\_VW, Score\_RV\_Pre

Nach Bereinigung um Score\_VW und Score\_RV\_Pre unterschieden sich die Lernerfolgsskalen gemeinsam signifikant für die Gruppen DIG und HAP,  $F(3, 47) = 10,675$ ,  $p < 0,001$ , partielles  $\eta^2 = 0,405$  (starker Effekt), Wilk's  $\Lambda = 0,595$ . Die Score\_NT Mittelwerte unterschieden sich nicht signifikant für die zwei Gruppen HAP und DIG,  $F(1, 49) = 0,074$ ,  $p = 0,787$ , partielles  $\eta^2 = 0,002$ . Ebenso unterschieden sich die MeanTimeModelling Mittelwerte nicht signifikant,  $F(1, 49) = 2,636$ ,  $p = 0,111$ , partielles  $\eta^2 = 0,051$ . Die Mittelwerte der Skala ScoreModelling hingegen zeigten einen signifikanten Gruppenunterschied,  $F(1, 49) = 29,069$ ,  $p < 0,001$ , partielles  $\eta^2 = 0,372$  (starker Effekt).

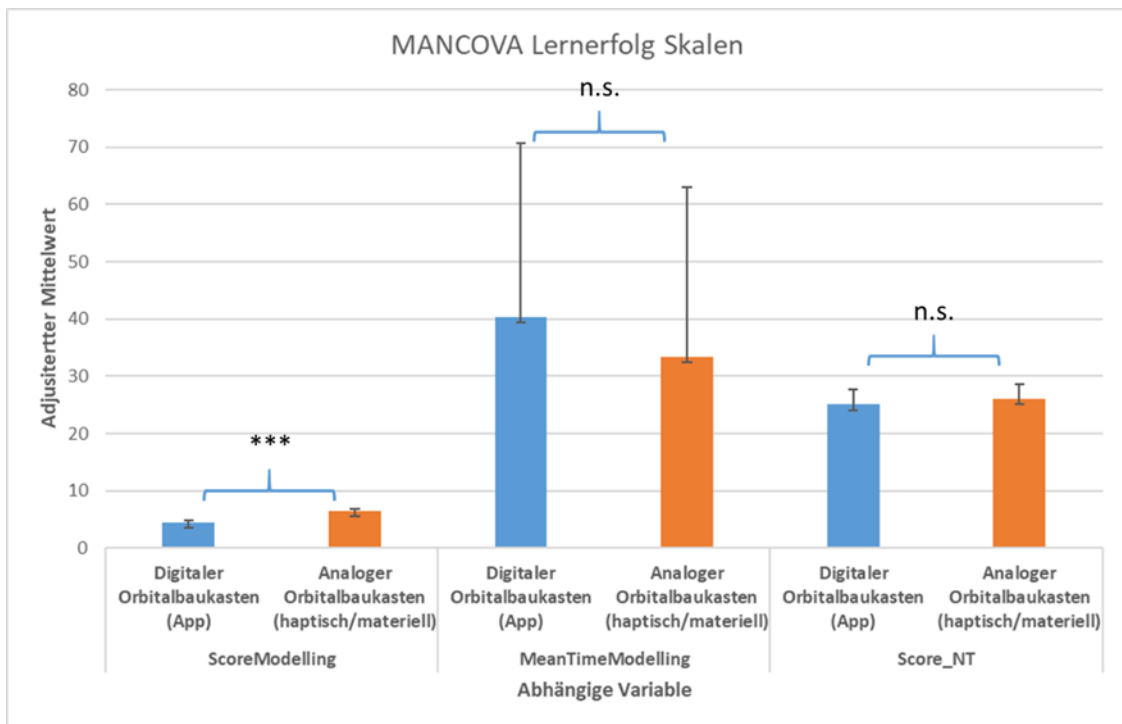


Abbildung 46: Übersicht der Ergebnisse der MANCOVA mit der abhängigen Variablen Lernerfolg (n.s. = nicht signifikant).

Da keine der *Cognitive Load* Skalen unter Kontrolle aller fünf oben genannten Variablen einen signifikanten Gruppenunterschied aufwiesen, wird auf die Berechnung eines weiteren Modells mit weiteren Kovariaten verzichtet.

## 8.4 Diskussion

### Methodische Diskussion

Diese Studie wurde mit einer Stichprobe von  $N = 95$  Probanden durchgeführt, die allesamt ein Lehramt studierten. Die Stichprobe war aufgrund der für fast jedes Regressionsmodell berechneten minimalen Stichprobengrößen ausreichend groß. Lediglich für das Modell zur Vorhersage der *Usability* Skala *Perceived Ease Of Use* war die Stichprobe zu klein. Für die Gruppenvergleiche konnten lediglich  $N = 92$  Fälle eingesetzt werden. Die Gruppe HAP hatte eine Stichprobengröße von  $N = 53$  und die Gruppe DIG von  $N = 39$ , was einen Unterschied von 14 Probandinnen bzw. 15 % ergibt. Für varianzanalytische Gruppenvergleiche wären gleich große Stichproben ideal, geringe Abweichungen sind allerdings tolerierbar (Field, 2011). Bezüglich der Lernvoraussetzungen wie Vorwissen und räumlichem Vorstellungsvermögen unterschieden sich die Gruppen HAP und DIG nicht, weshalb hiervon keine Effekte auf die Ergebnisse zu erwarten sind. 26 Probanden haben nicht Chemie als Unterrichtsfach studiert. Obwohl die meisten Probanden Chemie im Rahmen eines Lehramtsstudienganges studierten, ist aufgrund des komplexen Themengebietes, das in dieser Studie behandelt wurde, nicht davon auszugehen, dass eine große Anzahl an Experten in der Stichprobe vorhanden gewesen ist. Die Ergebnisse des Fachwissenstests im Prätest unterstützen diese Annahme.

Es ist also eher davon auszugehen, dass im Verhältnis mehr Novizen als Experten in der Stichprobe vorhanden waren, was Korrelations- und Regressionsanalysen beeinflusst haben könnte.

Die instruktionalen Gestaltungen der Lernumgebungen (Lernvideo, Aufgaben, Hilfen, etc.) waren bis auf wenige Komponenten, die sich lediglich auf die Handhabung der Orbitalbaukästen bezogen, identisch. Zudem waren die Fragebögen beinahe identisch gestaltet, wobei lediglich das Wort „Orbitalbaukasten“ durch das Wort „App“ ersetzt wurde. Auch die Lernmaterialien waren bei Studienbeginn für beide Gruppen direkt greifbar, wobei in der Gruppe HAP die Bauteile auf dem Arbeitsplatz immer in der gleichen Sortierung vorbereitet wurden. Die Studienteilnehmenden sollten vor Studienbeginn den Pretest online durchführen und bei Nutzung des eigenen Endgerätes die App vorab installieren. Obwohl schriftlich das Öffnen der App untersagt wurde, konnte dies nicht ausgeschlossen werden, wodurch entsprechende Proband\*innen durch Einarbeitung in die App und zusätzliche fachinhaltliche (Internet-) Recherchen die Ergebnisse verfälscht haben könnten. Die Homogenität zwischen den Gruppen bezüglich des Vorwissens deutet allerdings darauf hin, dass zumindest eine Recherche nicht oder in beiden Gruppen gleichmäßig verteilt geschehen ist. Es ist also nicht davon auszugehen, dass die Ergebnisse aufgrund des Studiendesigns und der Studiendurchführung verfälscht worden sind. Allerdings wurde die erste Datenerhebung mit 10 Proband\*innen ausschließlich mit dem haptischen Orbitalbaukasten durchgeführt. Dadurch ist eine vollständig randomisierte Gruppeneinteilung innerhalb der Gesamtstichprobe nicht mehr gewährleistet.

Die Messung der Bearbeitungszeit der Modellierungsaufgaben war jedoch in der haptischen Gruppe nicht unproblematisch. Schlossen einige Proband\*innen dieser Gruppe zeitgleich eine Modellierungsaufgabe ab, so entstanden Wartezeiten, bis die Studienleitung die einzelnen Modelle nacheinander prüfen konnte. Diese Wartezeiten haben die Bearbeitungszeiten einiger Proband\*innen nach oben verfälscht. Dies war aufgrund der automatischen Feedback Funktion der App in der digitalen Gruppe nicht der Fall. Außerdem wurden die Skalen zur Messung der einzelnen Konstrukte lediglich mit einer explorativen Faktorenanalyse überprüft, bzw. angepasst. Eine konfirmatorische Faktorenanalyse wurde nicht durchgeführt.

In dieser Studie wurde lediglich die Lernwirksamkeit von digitalen und haptischen Modellen verglichen. Eine Kontrollgruppe, die beispielsweise mit den üblichen Medien zu den Themengebieten (z.B. Lehrbüchern, Vorlesungen bzw. Folien aus Vorlesungen) gelernt hätte, wurde nicht hinzugefügt und hätte aufgrund der auftretenden Störeffekte (z.B. didaktische Aufarbeitung der Lehrbücher) auch nur bedingt Aussagekraft erzielt. Ein Unterschied bzgl. des Lernerfolgs bzw. der Wirksamkeit des didaktischen Konzeptes des Lernvideos und des Orbitalbaukastensystems allgemein wurde somit nicht gemessen, weshalb auch keine Aussagen über dessen Wirksamkeit getroffen werden können. Eine Kontrollgruppe, die

lediglich das Lernvideo betrachtet, ohne mit einem Orbitalbaukasten zu Interagieren, wäre allerdings durchaus vorstellbar und sinnvoll gewesen. Dadurch wären Aussagen darüber möglich gewesen, wieviel Einfluss jeweils das Modellieren von 3D Strukturmodellen und das Lernvideo auf den Lernerfolg haben. Möglicherweise hatte das Modellieren überhaupt keinen Einfluss auf das Ergebnis des Fachwissenstests im Posttest.

Anstelle einer explorativen Hauptkomponentenanalyse (Faktorenanalyse) wäre für die Skalen, die aus der Literatur übernommen wurden (*Usability* und *Cognitive Load* Skalen) eine konfirmatorische Faktorenanalyse angebracht gewesen.

Bezüglich des 3 Ebenen Modells zur Auswertung der Daten ist anzumerken, dass Vorwissen und räumliches Vorstellungsvermögen aufgrund der Befunde in Kap. 8.3.2 keine durchgehend verlässlichen Einflussfaktoren auf die drei Konstrukte *Usability*, *Cognitive Load* und Lernerfolg zu sein scheinen. An diesem Auswertungsplan für die varianzanalytischen Verfahren wurde allerdings aufgrund der in Kap. 3 zusammengefassten Befunde aus der Literatur, logischen Schlussfolgerungen und den Ergebnissen der Korrelationsanalysen (siehe Kap. 8.3.2) festgehalten.

In der vorliegenden Studie wurde ein Medienvergleich durchgeführt, indem ein analoges, haptisches Medium mit einem digitalen Medium verglichen wurde. Solche Medienvergleichsstudien sind in der Forschung sehr umstritten und werden oft kritisiert (Buchner et al., 2021), da sie sich meist auf den Vergleich von zwei Bildungstechnologien fokussieren, anstatt die Aktionen und Prozesse bei den Lernenden genauer zu untersuchen. Diese Studien produzieren meist widersprüchliche Befunde und haben keine Implikationen für die Unterrichtspraxis (Reeves, 2015). Dies liegt daran, dass sich in Medienvergleichsstudien niemals vergleichbare Untersuchungsgruppen und Kontrollgruppen ergeben können (Reeves & Oh, 2016; Ross et al., 2010; Surry, 2001). Außerdem ist laut *Cognitive Load Theory* das Vorwissen und die individuellen Kapazitäten des Arbeitsgedächtnisses sowie der didaktische Ansatz für den Lernerfolg entscheidend, nicht die eingesetzte Technologie (Kalyuga & Singh, 2015). Buchner et al. (2021) fordern aufgrund der Befunde ihres Review Artikels bezüglich des Lernens mit *Augmented Reality*, komplexere Forschungsdesigns anzuwenden, um das Zusammenspiel von Technologie, Methode und Aufgabe zu untersuchen und die Wirkung unterschiedlicher Voraussetzungen wie z.B. das Vorwissen zu berücksichtigen. Der Fokus sollte stets auf einem pädagogischen Problem und nicht auf einer Ideologie liegen. Diesen Forderungen wurde in dieser Studie nur zum Teil entsprochen. Ein Medienvergleich hat stattgefunden, allerdings waren die beiden Bedingungen nahezu identisch. Die Lernvideos, die Aufgaben, die Formen der Bauteile, die Art und Weise wie sich die Bauteile Verbinden und Bewegen lassen (Magnetsystem innerhalb der Kugeln), sogar die meisten Hilfestellungen wie zum Beispiel die Struktur-Korrektur-Funktion sind sowohl digital als auch analog verfügbar. Die Interaktionen sind allerdings verschieden, so muss zum Beispiel zur Struktur-Korrektur im



Analogen ein Modell in eine Schablone gedrückt werden, wohingegen im Digitalen lediglich ein Button gedrückt werden muss. Man könnte bei allen Einzelschritten einen entsprechenden Medieneffekt ausmachen. Natürlich ist auch das digitale automatische Feedbacksystem grundverschieden vom analogen, persönlichen Feedback. Zusammenfassend sind die beiden Lernumgebungen funktional nahezu identisch, was allerdings die Interaktion betrifft, sind sie teils deutlich verschieden. In dieser Studie werden also Medieneffekte gemessen, die nicht von den Effekten zu unterscheiden sind, die aufgrund der unterschiedlichen Interaktionen auftreten. Womöglich sind allerdings die bedeutsamsten Unterschiede zwischen zwei Medien genau diese Interaktionen, weshalb eine Trennung beider Effekte nicht entscheidend ist. Dies ist gegenüber Studien, die digitale (AR) Lernumgebungen mit Lernen anhand traditionellen Frontalunterrichts oder Arbeitsblättern vergleichen, in denen überhaupt keine Variablenkontrolle möglich ist, deutlich hervorzuheben. Den Forderungen von Buchner et al. (2021) wird allerdings dahingehend entsprochen, als dass Voraussetzungen der Lernenden wie Vorwissen und räumliches Vorstellungsvermögen erhoben werden. Außerdem werden Eigenschaften des Lernprozesses wie *Cognitive Load* erhoben und Zusammenhänge zu Merkmalen der Lernumgebung wie der *Usability* untersucht. Das Pädagogische Problem hierbei beinhaltet die Frage nach der Technologie, indem beantwortet wird, ob ein haptisches System dem ökonomisch vorteilhaften digitalen System bezüglich der Lernwirksamkeit überlegen ist.

### Inhaltliche Diskussion

Im Fachwissenstest vor der Intervention erreichten die Proband\*innen 28,1 % der maximalen Punktzahl, womit sie etwas besser als jene der zweiten Pilotierung abschnitten. Die Tests sind allerdings nur bedingt vergleichbar, da für die Hauptstudie drei Items zur Atomorbitaltheorie entfernt wurden. Dennoch kann auch hinsichtlich der ersten Pilotierung von einem ähnlichen Vorwissensniveau der verschiedenen Stichproben ausgegangen werden, da der maximale Unterschied zwischen allen drei Studien lediglich 1 % betrug. Nach der Intervention erzielten die Proband\*innen 33,9 % der maximalen Punktzahl. Der Leistungszuwachs war somit um 5,8 % geringer als in der zweiten Pilotierung aber größer als in der ersten Pilotierung. Da bezüglich des Lernvideos seit der zweiten Pilotierung keine Änderungen mehr vorgenommen wurden, muss dieser Unterschied durch die veränderten und verworfenen Items oder die Stichprobe hervorgerufen worden sein. Aufgrund der Ergebnisse der Faktorenanalyse (Hauptkomponentenanalyse) wurde außerdem von der Differenzierung der Fachwissens Skala in drei Subskalen abgesehen, weshalb ein Vergleich dieser Scores mit jenen der zweiten Pilotstudie an dieser Stelle nicht zielführend ist.

Im Test auf räumliches Vorstellungsvermögen vor der Intervention erreichten die Probanden 61 % der maximalen Punktzahl, was mit dem Ergebnis der zweiten Pilotierung von 59 % nahezu übereinstimmt. Nach der Intervention erzielten die Probanden 68 %, was ebenfalls mit

dem Ergebnis von 70 % in der zweiten Pilotstudie vergleichbar ist.

Da die *System-Usability-Scale* um 3 von 10 Items verkürzt wurde, wird der erhaltene, niedrigere SUS Score mit dem Faktor 1,3 multipliziert, um den Wert mit Werten aus der Literatur zu vergleichen. Der Vergleich ist dadurch nur bedingt gültig, aber für eine grobe Einordnung der Ergebnisse notwendig. Der SUS Score für die Orbitalbaukasten App ist mit 68,6 niedriger als der SUS Score aus den beiden Pilotierungen. Die App wurde allerdings seit der zweiten Pilotstudie nicht mehr verändert, weshalb dieser Unterschied auf die Verkürzung der SUS Skala oder/und die Stichprobe zurückzuführen ist. Der SUS Score für den haptischen Orbitalbaukasten lag mit 86,2 % allerdings deutlich über allen Werten für die Orbitalbaukasten App. Auch die weiteren zwei *Usability* Skalen bestätigen, dass die *Usability* des haptischen Baukastens deutlich besser war. Für die Diskussion möglicher Ursachen hierfür siehe weiter unten.

Der *Intrinsic Cognitive Load*, der durch das Arbeiten mit der App generiert wurde, lag mit einem Mittelwert von 36,3 um 4,4 Einheiten höher als bei der 2. Pilotierung. Der *Extraneous Cognitive Load* dieser Lernumgebung lag um 5,4 Einheiten höher und der *Germane Cognitive Load* lag um 24,9 Einheiten niedriger im Vergleich zur 2. Pilotierung. Diese Diskrepanzen sind aufgrund der unveränderten App und Skalen lediglich auf Unterschiede hinsichtlich der Stichprobe zurückzuführen. Allerdings waren die Stichproben bezüglich des Vorwissens und des räumlichen Vorstellungsvermögens sehr ähnlich (siehe oben).

## Einflüsse des Vorwissens und des räumlichen Vorstellungsvermögens auf die Lernerfahrung

### *Einfluss auf den Lernerfolg*

Ein Ziel dieser Arbeit war es, den Einfluss des Vorwissens und des räumlichen Vorstellungsvermögens auf den Lernerfolg beim Lernen mit den Lernumgebungen zur Strukturmodellierung zu ermitteln. Der Lernerfolg wurde durch den Fachwissenstest im Posttest, der Anzahl an korrekt modellierten Molekülstrukturen und der dafür durchschnittlich benötigten Bearbeitungszeit operationalisiert. Die statistischen Analysen lassen folglich den Schluss zu, dass Vorwissen einen positiven Einfluss auf den Lernerfolg mit dieser Lernumgebung hat: Je fundierter das Vorwissen der Probanden war, desto mehr lernten sie. Lediglich die Anzahl an korrekt modellierten Molekülstrukturen scheint weniger vom Vorwissen, sondern maßgeblich vom räumlichen Vorstellungsvermögen abhängig zu sein. Die Hypothese H1 kann damit nur bedingt angenommen werden. Diese Befunde decken sich mit den Befunden in der Literatur die darauf hinweisen, dass Vorwissen hilft, die kognitive Belastung zu verringern, was zu einer verbesserten Lernleistung führt (Mihalca et al., 2011; Myhill & Brackley, 2004; van Riesen et al., 2022). Chen et al. (2014) fanden ebenfalls einen positiven Einfluss des Vorwissens auf den Lernerfolg bei einer Lernumgebung zum Erlernen von Strukturformeln mit 3D Rollenspielen. Lernerfolg wurde hier allerdings nicht anhand von

3D Modellierungsaufgaben gemessen. Des Weiteren kann, wie unter Kap. 1 postuliert, ein *Expertise-Reversal-Effekt* (Kalyuga et al., 2003) aufgrund dieser Ergebnisse nicht gefunden werden. Dies kann dadurch begründet werden, dass die Probanden (Lehramtsstudierende für Chemie und mindestens einem weiteren Fach) im Durchschnitt kein ausreichend großes Vorwissen in diesem sehr komplexen Themengebiet haben, um von zu viel instruktionalen Hilfestellungen in ihrem Lernen gehindert, anstatt gefördert zu werden.

Dass das Vorwissen keinen signifikanten, jedoch mit  $p = 0,095$  einen relevanten Einfluss auf das Modellieren von Molekülstrukturen hat, lässt sich dadurch erklären, dass zum Modellieren der Strukturen nur bedingt konzeptuelles Vorwissen, das in den Fachwissenstests größtenteils geprüft wurde, benötigt wurde. Die Instruktionen im Lernvideo ermöglichen theoretisch, die ersten drei Strukturmodelle gänzlich ohne Vorwissen korrekt zu konstruieren. Lediglich für das letzte Molekül (Kohlenstoffdioxid) sind Kenntnisse über die  $sp$ -Hybridisierung nötig, die nicht im Video enthalten sind. Mit sehr guten Transferleistungen lässt sich diese allerdings auch aus den Inhalten des Lernvideos erschließen. Das Ergebnis der Regressionsanalysen zeigt allerdings, dass das Vorwissen zumindest eine kleine Rolle beim Modellierungsprozess spielt: Lernende mit geringem Vorwissen benötigen mehr Zeit zum Modellieren, während Lernende mit hohem Vorwissen schneller modellieren können. Dies könnte dadurch erklärt werden, dass Lernende mit sehr hohem Vorwissen dreidimensionale Orbitaldarstellungen bereits kennen gelernt haben und somit entsprechende 3D Modelle zumindest zu einem gewissen Teil reproduzieren konnten, was entsprechend weniger Zeit und auch weniger räumliches Vorstellungsvermögen benötigt, das hier auch kein signifikanter Prädiktor ist. Entsprechend könnten Lernende mit sehr geringem Vorwissen schon mit der Interpretation von beispielsweise Strukturformeln aus der Aufgabenstellung überfordert gewesen sein und an dieser Stelle das Video noch einmal angesehen haben, was die Bearbeitungsdauer steigen lässt. Durch *trial-and-error* kamen diese Probanden jedoch letztlich, aufgrund der langen Zeit, die ihnen bei der Studie zur Verfügung stand, irgendwann zu einem korrekten Modell, weshalb sich dieser Effekt nicht auf die Anzahl an korrekt modellierten Strukturmodellen auswirkt. Das Vorwissen wirkt sich zusammenfassend positiv auf das Fachwissen und die Modellierungsdauer aus, hat allerdings keinen Einfluss auf die Anzahl an korrekt modellierten Strukturmodellen.

H2 ist eher abzulehnen, da das räumliche Vorstellungsvermögen lediglich einen Einfluss auf das Erstellen von 3D-Strukturmodellen hat, jedoch nicht auf das konzeptuelle Verständnis und die Bearbeitungszeit bei der Strukturmodellierung. Diese Befunde können dahingehend interpretiert werden, dass durch den Einsatz von 3D Modellen kognitive Belastung externalisiert wurde, wodurch Unterschiede im räumlichen Vorstellungsvermögen der Probanden ausgeglichen wurden. Dies würde für die *ability-as-compensator* Hypothese (Mayer & Sims, 1994) sprechen, die besagt, dass Lernende mit geringem räumlichen

Vorstellungsvermögen besonders vom Lernen mit 3D Modellen profitieren, da diese den Aufbau von eigenen, korrekten mentalen Modellen erleichtern (Höffler & Leutner, 2011; Huang, 2017; Lee & Wong, 2014). Studien, die gezeigt haben, dass sich räumliches Vorstellungsvermögen positiv auf den Lernerfolg auswirkt, hatten in ihrer Intervention keine 3D Modelle zum Lernen verfügbar (Carter et al., 1987; Pribyl & Bodner, 1987). Sie zeigten damit lediglich, dass Proband\*innen mit hohem räumlichen Vorstellungsvermögen qualitativ bessere Zeichnungen produzierten als jene mit niedrigem Vorwissen. Der Einsatz zusätzlicher Lernmaterialien in den Vorlesungen der organischen Chemie wurde nicht dokumentiert. Aus diesem Grund sind diese Ergebnisse nicht mit der vorliegenden Studie vergleichbar. Studien, bei denen 3D Modelle in der Intervention eingesetzt wurden, zeigten dagegen keinen Einfluss des räumlichen Vorstellungsvermögens auf den Lernerfolg (Casselman et al., 2021). Casselman et al. (2021) setzten allerdings den Mental Rotation Test (MRT) von Vandenberg und Kuse (1978) zur Messung des räumlichen Vorstellungsvermögens ein. Dieser Test misst die Fähigkeit *Spatial Relations* und nicht wie in dieser Studie die Fähigkeit *Spatial Visualisation* (siehe Kap. 2.2.2), was die Ergebnisse nur bedingt vergleichbar macht. Die Befunde der vorliegenden Studie stehen allerdings im Widerspruch zu den Ergebnissen der Metaanalyse von Höffler (2010), die besagt, dass Lernende mit geringem räumlichen Vorstellungsvermögen besser mit dynamischen 3D Repräsentationen lernen. Ein entsprechender Zusammenhang konnte in vorliegender Studie nicht gefunden werden. Wenngleich auch ein Vergleich zu nicht dynamischen 3D Repräsentationen in dieser Studie nicht getätigt wurde.

Vorstellbar ist aufgrund dieser Befunde ebenfalls, dass das mentale Erstellen von 3D Modellen, das zu einem entsprechenden 3D Modell führt, eine andere Komponente des räumlichen Vorstellungsvermögens als *Spatial Visualization* benötigt, das einen Einfluss auf die eigentätige Strukturmodellierung zeigt (Carroll, 2009). Möglicherweise ist die Beantwortung fachwissenschaftlicher Fragen eher von der Komponente *Spatial Relations* abhängig, das in dieser Arbeit nicht gemessen wurde. Zukünftige Studien sollten also mehrere Komponenten des räumlichen Vorstellungsvermögens erheben, wenn durch aktive Konstruktion komplexer, dreidimensionaler Strukturmodelle gelernt wird. Eine Einteilung in z.B. drei Expertise Stufen des Vorwissens und des räumlichen Vorstellungsvermögens wäre ebenso eine sinnvolle Ergänzung. Dadurch ließen sich differenziertere Aussagen über den Zusammenhang zwischen dem Vorwissen, dem räumlichen Vorstellungsvermögen und dem Lernerfolg treffen.

### **Mediatoreffekte**

Wie Shapiro (2004) feststellte, beeinflusst das Vorwissen in Wechselwirkung mit anderen Variablen den Lernerfolg. Entsprechend wurde in dieser Studie gefunden, dass das Vorwissen als vollständiger Mediator zwischen dem Einfluss des räumlichen Vorstellungsvermögens auf

das Ergebnis des Fachwissenstests im Posttest fungiert. Das bedeutet, dass das räumliche Vorstellungsvermögen ohne ein gewisses Maß an Vorwissen keinen (lernförderlichen) Einfluss auf den Lernerfolg im Fachwissen nach der Instruktion hat. Dies ist wenig verwunderlich, da räumliches Vorstellungsvermögen allein nicht dazu befähigt, fachwissenschaftliche Fragen korrekt zu beantworten. Kontrolliert man (als vierter Schritt der Mediatoranalyse nach Baron und Kenny (1986)) den Einfluss des räumlichen Vorstellungsvermögens auf das Ergebnis des Fachwissenstests im Posttest um das Vorwissen, so ist nur noch der Einfluss des Vorwissens signifikant. Dies zeigt, dass der Einfluss des räumlichen Vorstellungsvermögens auf das Ergebnis des Fachwissenstests im Posttest vollständig über das Vorwissen vermittelt wird und dass das Vorwissen einen bedeutenderen Einfluss auf den Lernerfolg bzgl. des Fachwissens hat als das räumliche Vorstellungsvermögen. Proband\*innen mit hohem Vorwissen profitieren demnach mehr von ihrem räumlichen Vorstellungsvermögen als Proband\*innen mit geringem Vorwissen. Dennoch konnte bezüglich des Fachwissens auch zu erwarten gewesen sein, dass das räumliche Vorstellungsvermögen als Mediator fungiert, da die fachwissenschaftlichen Fragen auch mentale, bildliche und dreidimensionale Modelle verlangten. Das hierzu aufgestellte Modell der Mediationsanalyse zeigt allerdings einen nicht signifikanten indirekten Einfluss des Vorwissens über das räumliche Vorstellungsvermögen auf das Ergebnis des Fachwissenstests im Posttest. Gallagher und Kaufman (2004) und Reilly und Neumann (2013) fanden diesbezüglich, dass räumliches Vorstellungsvermögen Mediator zwischen dem Effekt von Gender Unterschieden auf die Leistungen in bestimmten mathematischen Themenbereichen, die räumlich-mechanische Fähigkeiten verlangten, ist. Außerdem zeigte sich, dass räumliches Vorstellungsvermögen einen Mediator zwischen der Kapazität des Arbeitsgedächtnisses und der Problemlösefähigkeit besonders in Geometrieaufgaben darstellt (Tolar et al., 2009). In diesen Studien wurden entsprechende Effekte allerdings bei Aufgabentypen gefunden, die verstärkt mentale 3D Manipulationen erforderten (z.B. Geometrie). Die Befunde der vorliegenden Studie zeigen dagegen, dass mehr konzeptuelles und deklaratives Wissen als mentale Manipulationsfähigkeiten von 3D Modellen im Fachwissenstest verlangt war. Arslan-Ari (2018) fand, dass das Vorwissen die Wirkung von visuellen Hinweisen (*visual cues*) in einer virtuellen Lernumgebung mit 3D Animationen auf das Lernen von botanischen Inhalten, mediiert. Hier wurde allerdings nicht das räumliche Vorstellungsvermögen erhoben, weshalb ein Vergleich dieser Studien nur bedingt berechtigt ist.

Außerdem zeigt die vorliegende Studie, dass das räumliche Vorstellungsvermögen ein partieller Mediator zwischen dem Vorwissen und der Anzahl an korrekt modellierten Strukturmodellen darstellt. Wird der Einfluss des Vorwissens auf die Anzahl an korrekt modellierten Strukturmodellen für den Einfluss des räumlichen Vorstellungsvermögens

kontrolliert, so sinkt der Korrelationskoeffizient um ein Drittel seines Wertes, bleibt allerdings signifikant. Deshalb wird hier eine partielle Mediation angenommen. Die Effektstärken sind allerdings jeweils äußerst klein. Ungefähr ein Drittel des Einflusses des Vorwissens auf die Anzahl an korrekt modellierten Strukturmodellen wird über das räumliche Vorstellungsvermögen vermittelt. Vorwissen ist allerdings gemäß der oben diskutierten Regressionsanalyse lediglich in der Tendenz statistisch relevant, jedoch nicht signifikant. Gutes räumliches Vorstellungsvermögen befähigt demnach Lernende dazu, ihr Vorwissen besser zu nutzen.

### *Einfluss auf den Cognitive Load*

Der *Cognitive Load* wurde durch die drei Komponenten *Intrinsic*-, *Extraneous*- und *Germane Cognitive Load* (ICL, ECL, GCL) operationalisiert und bezieht sich ausschließlich auf die Interaktion mit den Orbitalbaukästen und nicht auf das Lernvideo. Die statistischen Analysen zeigen, dass das Vorwissen und das räumliche Vorstellungsvermögen einen positiven Einfluss auf den *Intrinsic Cognitive Load* ausüben, wobei das räumliche Vorstellungsvermögen hier eine wichtigere Rolle spielt als das Vorwissen: Je höher das Vorwissen und das räumliche Vorstellungsvermögen der Proband\*innen war, desto geringer war deren intrinsische kognitive Belastung. Räumliches Vorstellungsvermögen und Vorwissen haben keinen Einfluss auf den *Extraneous*- und den *Germane Cognitive Load*, wenn die Effekte der *Usability* herausgerechnet werden. H1 und H2 müssen daher eher abgelehnt werden. Da sowohl die konzeptuellen als auch die prozeduralen Inhalte der Lernumgebung mentale Vorstellungen und Manipulationen von 3D Objekten erfordern, ist es nachvollziehbar, dass hohes räumliches Vorstellungsvermögen zur Reduzierung des *Intrinsic Cognitive Loads* führt, da dieser die kognitive Belastung beschreibt, die aus den Inhalten der Lernumgebung generiert wird. Hohes Vorwissen scheint in Einklang mit der Theorie den *Intrinsic Cognitive Load* zu verringern (Mihalca et al., 2011; Myhill & Brackley, 2004; van Riesen et al., 2022). Da dieser Effekt allerdings in nur einem der beiden statistischen Analysen nachzuweisen war, scheint das räumliche Vorstellungsvermögen einen bedeutenderen Einfluss auf den *Intrinsic Cognitive Load* zu haben. Hierzu muss wiederum angemerkt werden, dass die Probanden bei der Bearbeitung der *Cognitive Load* Fragebögen schriftlich dazu aufgefordert wurden, ausschließlich die Arbeit mit den Baukästen zu berücksichtigen. Die Modellierungsaufgaben scheinen also nur wenig Vorwissen in Form von Konzeptverständnis (z.B. Aufbau und Struktur von chemischen Bindungen und Molekülen) oder deklarativem Wissen (z.B. die Bezeichnungen der verschiedenen Orbitale oder Symbolschreibweisen für chemische Elemente bzw. Bindungen) vorauszusetzen, das über die Erklärungen zu diesen Themen im Lernvideo hinausgeht. Tatsächlich war konzeptuelles und deklaratives Wissen beim Modellieren lediglich für die Übersetzung von Strukturformeln in Orbitaldarstellungen nötig (welches chemische Element und welches Orbital wird benötigt, welche Form hat dieses Orbital, mit welchen anderen Orbitalen muss es verbunden werden, etc.). Dieses Wissen

wurde größtenteils im Lernvideo vermittelt, wodurch Unterschiede im Vorwissen der Proband\*innen möglicherweise kompensiert werden konnten. Dagegen wurde räumliches Vorstellungsvermögen für die richtige Anordnung dieser Orbitale im Raum, bzw. für das Erstellen entsprechender mentaler Modelle benötigt. Denn auch wenn kognitive Belastung auf die 3D Modelle externalisiert werden konnte, mussten diese 3D Modelle zumindest teilweise erst einmal konstruiert werden. Dies kann Schritt für Schritt anhand der Baukästen geschehen sein, oder vorerst ausschließlich anhand mentaler Modelle. Für beide Herangehensweisen wird allerdings räumliches Vorstellungsvermögen benötigt, das im Unterschied zum benötigten Vorwissen höchst wahrscheinlich nicht durch das Lernvideo gelernt werden konnte. Somit ist es nachvollziehbar, dass Unterschiede im räumlichen Vorstellungsvermögen einen Einfluss auf den *Intrinsic Cognitive Load* haben: Je mehr räumliches Vorstellungsvermögen die Probanden hatten, desto geringer fiel die kognitive Belastung aus, die aus den Lerninhalten generiert wurde. Ebenso war aus den theoretischen Befunden allerdings zu erwarten, dass sich der *Extraneous Cognitive Load* durch hohes Vorwissen und hohes räumliches Vorstellungsvermögen verringert (Park et al., 2015a). Dies konnte in der vorliegenden Studie jedoch nicht gezeigt werden. Hier könnte wiederum die *ability-as-compensator* Hypothese zum Tragen kommen, indem die 3D Modelle dazu führten, dass Unterschiede im räumlichen Vorstellungsvermögen ausgeglichen wurden, wodurch diese Varianzen keinen Einfluss mehr auf den *Extraneous Cognitive Load* hatten. Eventuell ist diese Hypothese auch auf das Vorwissen anwendbar: Wenn durch die Lernumgebung inklusive des Lernvideos alle Unterschiede im Vorwissen ausgeglichen wurden, hat dieses auch keinen Einfluss mehr auf den *Extraneous Cognitive Load*. Dafür spricht, dass das Vorwissen keinen statistisch bedeutsamen Einfluss auf die Anzahl an korrekt modellierten Molekülstrukturen hat und die Modellierungsaufgaben die Ursache für den Großteil des *Extraneous Cognitive Loads* sind, da ausschließlich dabei mit dem *Userinterface* bzw. dem mechanischen System des Baukastens gearbeitet wurde. Das Bedienen des Youtube Lernvideos sollte dabei keinen relevanten Beitrag zum *Extraneous Cognitive Load* geleistet haben, zumal auch die Probanden bei den *Cognitive Load* Fragebögen explizit dazu aufgefordert wurden, ausschließlich das Arbeiten mit der App bzw. mit dem haptischen Baukasten zu bewerten und nicht das Lernvideo. Ebenso vorstellbar ist es, dass zum Bearbeiten der Modellierungsaufgaben überhaupt nur wenig Vorwissen nötig war, weshalb dieses keinen Einfluss auf den *Extraneous Cognitive Load* hatte. Zum anderen ist es möglich, dass durch das Kontrollieren für die starken Effekte der *Usability* auf den *Extraneous Cognitive Load*, der Einfluss des Vorwissens und des räumlichen Vorstellungsvermögens in den statistischen Modellen nicht sichtbar ist. Diese starken Effekte sind dadurch zu erklären, dass die *Usability* misst, wie der Umgang mit den Baukästen, also dem Userinterface, den Bedienhilfen wie das Ändern des Kamerafokus sowie der automatischen Strukturhilfe- und Feedbackfunktion der App bzw. dem mechanischen System

mit Magnetverbindungen, verschiebbaren Bauteilen auf Kugeloberflächen und den teilweise flexiblen Bauteilen, empfunden wurde. Der *Extraneous Cognitive Load* quantifiziert, welche kognitive Belastung beim Lernen mit diesen Baukästen aufgrund dieser funktionalen Eigenschaften beim Lernenden entsteht. Ein negativer Einfluss der *Usability* ist deshalb zu erwarten gewesen und wurde in vorliegender Studie bestätigt: Je besser die *Usability* anhand dieser beiden Skalen bewertet wurde, desto niedriger war die extrinsische kognitive Belastung durch die Bedienung der Lernumgebung. Die *Usability*-Effekte könnten folglich den Effekt des Vorwissens und des räumlichen Vorstellungsvermögens auf den *Extraneous Cognitive Load* überdecken. Ähnlich verhält es sich beim *Germane Cognitive Load*. Dieser sollte sich theoriegeleitet durch hohes Vorwissen und gutes räumliches Vorstellungsvermögen verringern, was in der vorliegenden Studie allerdings nicht der Fall ist. Auch hier korrelierte die *Usability* moderat (Score\_PEOU) bzw. stark (Score\_SUS & Score\_USEFUL) mit dem *Germane Cognitive Load*. Die *Usability* Skala *Usefulness* stellt den einzig statistisch bedeutsamen Einflussfaktor dar. Dies war ebenso zu erwarten, da die Skala *Usefulness* messen soll, für wie nützlich die Proband\*innen die Baukästen zur Unterstützung ihres Lernprozesses wahrgenommen haben. Der *Germane Cognitive Load* quantifiziert wiederum, wieviel kognitive Ressourcen für den eigentlichen Lernprozess aufgewendet werden konnten. Je besser also die Nützlichkeit der Baukästen zur Unterstützung des Lernprozesses wahrgenommen wurde, desto mehr kognitive Ressourcen standen zum Lernen zur Verfügung, was sich in einem hohen *Germane Cognitive Load* ausdrückt.

Auch hinsichtlich der *Cognitive Load* Skalen wurde nach möglichen Mediatoreffekten gesucht. Dong, Jong & King (2020) fanden in einer Studie zum Mathematiklernen auf Hochschulniveau heraus, dass *Cognitive Load* als Mediator zwischen Vorwissen und der Lernbereitschaft (*learning engagement*) vermittelt. In dieser Studie wurden allerdings keine 3D Modelle zum Lernen eingesetzt und *Cognitive Load* wurde nicht differenziert anhand der Komponenten *Intrinsic*-, *Extraneous*- und *Germane Cognitive Load* gemessen. In vorliegender Studie wurde gefunden, dass das räumliche Vorstellungsvermögen vollständiger Mediator zwischen Vorwissen und dem *Intrinsic Cognitive Load* darstellt. Kontrolliert man den Einfluss des Vorwissens auf den *Intrinsic Cognitive Load* für die Effekte des räumlichen Vorstellungsvermögens, so ist lediglich der Effekt des räumlichen Vorstellungsvermögens statistisch bedeutsam, während der Effekt des Vorwissens an statistischer Relevanz verliert. Das bedeutet, dass der Einfluss des Vorwissens auf den *Intrinsic Cognitive Load* vom räumlichen Vorstellungsvermögen vollständig vermittelt wird. Proband\*innen mit niedrigem räumlichen Vorstellungsvermögen profitieren also weniger von ihrem Vorwissen, als Proband\*innen mit hohem räumlichen Vorstellungsvermögen. Dies unterstreicht ebenfalls, dass das räumlichen Vorstellungsvermögen eine zentrale Rolle beim Modellieren von dreidimensionalen Molekülstrukturen spielt.



### *Einfluss auf die Usability*

*Usability* beschreibt die Nutzerfreundlichkeit eines (digitalen) Systems und ist von zentraler Bedeutung beim Lernen mit interaktiven, digitalen Lernumgebungen (siehe Kap. 2.3). Die *Usability* beeinflusst die kognitive Belastung der Lernenden (Ibili & Billinghamurst (2019) und steht im Zusammenhang mit dem Vorwissen (Tolle, 2020) und dem räumlichen Vorstellungsvermögen der Lernenden (Campbell, 2011). In der vorliegenden Studie wurden diese Zusammenhänge überprüft.

Die *Usability* wurde durch die drei Skalen *System-Usability-Scale* (SUS), *Perceived-Ease-Of-Use* (PEOU) und *Usefulness* (USEFUL) operationalisiert. Die statistischen Analysen ergaben keinen Einfluss des Vorwissens und des räumlichen Vorstellungsvermögens auf die *Usability* der Lernumgebung zum Modellieren von chemischen 3D Strukturmodellen. Lediglich das Vorwissen hat einen beinahe statistisch bedeutsamen positiven Einfluss auf die Skala Score\_PEOU. H1 und H2 müssen aufgrund dieser Befunde abgelehnt werden. Auch hier bestätigt sich, dass die kognitive Belastung und die *Usability* starke Wechselwirkungen zeigen, da die drei Komponenten des *Cognitive Loads* durchweg die stärksten Einflüsse und Wechselwirkungen auf die einzelnen *Usability* Aspekte darstellen. Ähnlich starke Zusammenhänge zwischen *Usability* und den drei Komponenten des *Cognitive Load* wurden von Ibili & Billinghamurst (2019) gefunden. Durch Kontrollieren für den *Cognitive Load* könnten also wiederum die Effekte des Vorwissens und des räumlichen Vorstellungsvermögens auf die *Usability* verdeckt werden. Zudem scheint das Kontrollieren für den *Cognitive Load* bei den durchgeführten Modellierungen aus logischer Sicht nicht schlüssig: Die *Usability* sollte sich als Merkmal der Lernumgebung positiv oder negativ auf die Lernenden auswirken und nicht umgekehrt. In den Regressionsmodellen wird allerdings der Einfluss des *Cognitive Loads* als Merkmal der Lernenden auf die *Usability* untersucht. Analog verhält es sich mit dem Kontrollieren des Einflusses des Fachwissenstests nach der Lerneinheit auf die *Usability* in diesen Modellen: Die *Usability* beeinflusst den Lernerfolg und nicht der Lernerfolg die *Usability*. Eine schlüssigere Modellierung wird also in den Regressionsmodellen zur Untersuchung der Einflüsse auf den *Cognitive Load* vorgenommen (siehe vorherigen Abschnitt). Ebenso ist vorstellbar, dass die Instruktionen sowohl zu fachlichen Inhalten als auch zur Bedienung der Baukästen ausreichend waren, damit kein Vorwissen nötig war, um mit den Baukästen zu arbeiten. Entsprechend ist es auch möglich, dass das Userinterface der App sowie das mechanische Bedienungsprinzip des Baukastens ausreichend erklärt wurden, bzw. ausreichend intuitiv gestaltet waren, sodass das räumliche Vorstellungsvermögen der Probanden keinen Einfluss mehr auf die *Usability* hatte. Die Ergebnisse widersprechen jedenfalls den Befunden von Tolle (2020), der einen negativen Einfluss des Vorwissens auf das *Usability* Rating der Proband\*innen im Umgang mit einer digitalen Lerneinheit zur chemischen Reaktionsrate fand. Campbell (2011) fand einen positiven Einfluss der auch hier

gemessenen Komponente des räumlichen Vorstellungsvermögens *Spatial Visualisation* auf die *Usability* bei Rechercheaufgaben mit Wikipedia. Auch dies steht im Widerspruch zu den hier gefundenen Ergebnissen. Diese unterschiedlichen Befunde könnten in der Gestaltung der unterschiedlichen Lernumgebungen und deren Anleitungen begründet sein. Wahrscheinlicher ist es allerdings, dass entsprechende Wechselwirkungen und Einflüsseffekte aufgrund der Kontrolle für die Effekte des *Cognitive Loads* in den statistischen Modellen nicht sichtbar wurden.

Obwohl die Ergebnisse der Regressions- und teilweise auch der Korrelationsanalysen zeigten, dass Vorwissen und räumliches Vorstellungsvermögen nicht die relevantesten Einflüsse auf *Usability*, *Cognitive Load* und Lernerfolg hatten, wurden diese trotzdem als Kovariaten in den varianzanalytischen Verfahren (MANCOVA) eingesetzt. Dies wird zum einen mit den unter Kapitel 2.2 vorgestellten theoretischen Befunden begründet. Andererseits ist das 3 Ebenen Modell zur kognitiven Verarbeitung beim Lernen mit Multimedia (siehe Kap. 3) so aufgebaut, dass zusätzlich zum Vorwissen und zum räumlichen Vorstellungsvermögen auch für die jeweils weiteren relevanten Einflussfaktoren *Usability* und *Cognitive Load* kontrolliert wird. Somit wird im Gesamtmodell für alle relevanten Einflussvariablen kontrolliert.

### Vergleich zwischen digitaler und haptischer Lernumgebung

Objektmanipulationen können durch zusätzlichen sensomotorischen Input das Erstellen mentaler Modelle erleichtern und dadurch das Lernen im Sinne der *Embodiment* Theorie unterstützen (Hutmacher & Kuhbandner, 2018; Lacey & Sathian, 2014). Allerdings ist in der Literatur die Frage umstritten, wieviel haptische Interaktion eigentlich notwendig ist, um *embodied learning* zu ermöglichen (Pouw et al., 2014). Ziel dieser Studie war es, herauszufinden, ob das Lernen anhand der Interaktion mit einem digitalen Orbitalbaukasten auf einem Tablet mit Touch Display genauso erfolgreich ist wie das Lernen mit einem strukturell identischen haptischen Orbitalbaukasten. Als Kriterien für den Vergleich wurden die *Usability* der Lernumgebung, der *Cognitive Load* beim Modellieren von Molekülstrukturen und der Lernerfolg gemessen.

#### *Usability*

Aufgrund der gefundenen Ergebnisse ist ersichtlich, dass die Gruppe, die mit dem haptischen Baukasten gelernt hat (HAP), die *Usability* besser bewertete, als die Gruppe, die den digitalen Baukasten verwendete (DIG). Dies gilt für alle erhobenen Aspekte der *Usability*. Die Ergebnisse weiterer statistischer Verfahren bestätigen diese Ergebnisse: Es wurden für alle drei *Usability* Skalen statistisch bedeutsame Gruppenunterschiede gefunden. Proband\*innen, die mit der haptischen Lernumgebung gelernt hatten, bewerteten die *Usability* statistisch bedeutsam höher als die Proband\*innen aus der Gruppe mit dem digitalen Baukasten. H1 kann somit angenommen werden.

Die Gruppenunterschiede bezüglich der *Usability* sind auf Unterschiede bezüglich der Interaktion zwischen dem digitalen Baukasten und dem haptischen Baukasten zurückzuführen, da die Proband\*innen auch hier schriftlich dazu angehalten wurden, lediglich die Arbeit mit der App bzw. dem haptischen Baukasten zu bewerten. Zur Erstellung und Manipulation der 3D Modelle stand der digitalen Gruppe ein *Userinterface* zur Verfügung, das Perspektivänderungen durch „Wischen“ über den Touch Display ermöglichte. Dies sollte den meisten Probanden aufgrund ihrer Erfahrung im Umgang mit anderen Apps auf ihren Smartphones und Tablets (z.B. Google Maps & Street View) bekannt sein. Allerdings deuten die Ergebnisse dieser Studie darauf hin, dass dieses *Userinterface* weniger intuitiv zu bedienen ist, als durch händisches Rotieren eines haptischen 3D Modells eine Perspektivänderung herbeizuführen. Hier könnte mit der Theorie argumentiert werden, dass die Rotation eines Objekts mit den Händen eine biologisch primäre Fähigkeit darstellt, die sich im Laufe der Evolution derart verfestigt hat, dass sie keine kognitive Belastung mehr generiert. Im Gegensatz dazu ist beispielsweise die Änderung der Perspektive durch „Wischen“ auf einem Touch Display eine biologisch sekundäre Fähigkeit, die sich aus kulturellen Gründen entwickelt hat und somit kognitive Belastung generiert (Geary, 2008b; Paas & Sweller, 2012). Ebenso musste zum Hinzufügen eines Bauteils in der App dieses aus einem Menü ausgewählt und per „*drag and drop*“ in den Arbeitsbereich „gezogen“ werden, wohingegen beim haptischen Baukasten ein Bauteil lediglich mit den Händen vom Schreibtisch aufgenommen werden musste. Analoges ist beim *Zoomen* in der App durch das Zusammen- oder Auseinanderführen zweier Finger anwendbar. Um Details zu erkennen, muss beim haptischen Baukasten lediglich das Modell mit den Händen näher zum Auge geführt werden. Verbindungen konnten in der App durch „ziehen“ eines Bauteils mit einem Finger in einen markierten Bereich in der Nähe eines weiteren Bauteils geknüpft werden. Dagegen musste beim haptischen Baukasten mit den Händen ein Bauteil anhand eines deutlich sichtbaren Magneten, der sich automatisch entsprechend der Polarisierung des anderen Magneten ausrichtet, auf die Oberfläche bzw. einen Magneten eines weiteren Bauteils gesetzt werden. Zum Lösen einer Bindung musste in der App jeweils ein Finger für eine kurze Zeit auf dem jeweiligen Bauteil gehalten werden. Nach einem visuellen Signal konnte die Bindung dann gelöst werden, indem die beiden Finger auseinandergezogen wurden. Beim haptischen Baukasten wurden Bindungen einfach durch Auseinanderziehen zweier Bauteile mit den Händen gelöst. Bauteile und Bindungen konnten in der App durch die Bedienung eines zweidimensionalen Joysticks, oder anhand von vier Pfeilen in der rechten unteren Ecke des Displays rotiert werden. Das System ist zwar angelehnt an die Controller gängiger Spielekonsolen entwickelt worden, im haptischen Baukasten konnten die Bauteile und Bindungen allerdings einfach mit den Händen rotiert werden. Derselbe Joystick bzw. die Pfeile wurden auch für die Verschiebung von Bauteilen auf einer Kugeloberfläche genutzt, was in

dieser Lernumgebung häufig verlangt war, z.B. um Tetraeder zu modellieren. Dagegen konnten entsprechende Bauteile im haptischen Baukasten mit den Händen annähernd frei auf der Kugel verschoben werden. All diese Beispiele zeigen, dass, unabhängig davon, wie intuitiv ein *Userinterface* zum 3D Modellieren auf einem zweidimensionalen Display gestaltet ist (das *Userinterface* der Orbitalbaukasten App wurde zweimal pilotiert, um es zu verbessern), dieses erst erlernt werden muss und nicht wie Manipulationen eines haptischen 3D Modells ohne kognitive Belastung möglich ist. Die Bedienung einer Schnittstelle zwischen der Hand bzw. den Fingern, die ein Touch Display darstellt, scheint also dazu zu führen, dass die Manipulation von 3D-Objekten keine biologisch primäre Fähigkeit mehr darstellt, sondern erst erlernt werden muss und somit eine biologisch sekundäre Fähigkeit ist. Auch die unter Kapitel 6.1.6 dargestellten Hilfsfunktionen sowie eine automatische Feedbackfunktion scheinen diese Vorteile eines haptischen 3D Modells nicht auszugleichen. Eine große Herausforderung beim Lernen mit einer solchen digitalen Lernumgebung ist dabei, dass dreidimensionale Objekte auf einer zweidimensionalen Oberfläche manipuliert werden müssen. Dies erfordert mentale Operationen bzw. Übersetzungsleistungen, die wiederum räumliches Vorstellungsvermögen benötigen und kognitive Belastung erzeugen können. Bei der Manipulation von haptischen 3D Modellen fällt diese Herausforderung offensichtlich weg bzw. deutlich geringer aus.

Stull et al. (2013) fanden in ihrer Studie zum Vergleich der *Usability* von haptischen und virtuellen *ball-and-stick* Modellen keinen Unterschied zwischen den beiden Bedingungen. Die Autoren setzten hier das in Kapitel 2.7 beschriebene Interface zur Manipulation der digitalen Modelle ein, das eine hohe Handlungskongruenz besitzen soll. Die Lernumgebung besaß zusätzlich die Einschränkung, dass das digitale Modell lediglich um die für die Aufgabe relevante Molekülachse rotiert werden konnte. Diese Einschränkung wird von den Autoren als Begründung angesehen, warum das digitale Modell keine Nachteile in der *Usability* im Vergleich zum haptischen Modell aufwies. In der Lernumgebung der vorliegenden Studie wurden solche Einschränkungen nicht verwendet, alle Bauteile in beiden Gruppen waren frei beweglich und Fehler waren möglich. Anstatt dieser Einschränkungen wurde sich in dieser Lernumgebung für Hilfsfunktionen (Kap. 7.1.6) entschieden, um die Bedienbarkeit der App zu vereinfachen. Trotzdem zeigt sich, dass die *Usability* der App schlechter bewertet wurde als die des haptischen Baukastens. Um die von den Ergebnissen von Stull et al. (2013) abweichenden Befunde zu erklären, ist es also vielleicht zielführender, die Interaktion mit der Lernumgebung genauer zu betrachten. In der Studie von Stull et al. (2013) wurden bereits fertige 3D Strukturmodelle an die Lernenden ausgegeben, während in vorliegender Studie entsprechende Modelle selbst anhand eines Baukasten Systems konstruiert werden mussten. Dies stellt einen grundlegenden Unterschied im Ausmaß der Interaktivität mit dem *Userinterface* dar, da der Konstruktionsprozess aufgrund der vielen Einzelschritte und Korrekturhandlungen deutlich mehr und unterschiedliche Interaktionen mit dem *Userinterface*

verlangt. Die unterschiedliche Bewertung der *Usability* der zwei Studien könnte also dadurch erklärt werden, dass durch die höhere Beanspruchung des *Userinterfaces* bzw. des mechanischen Systems des haptischen Baukastens eventuelle Mängel des *Userinterfaces* bzw. in der *Usability* stärker wahrgenommen werden. Ein komplexeres *Userinterface*, das aber gleichzeitig mehr Funktionen als das bloße Rotieren von 3D Objekten ermöglicht, ist auch fehleranfälliger. Somit ist die Wahrscheinlichkeit höher, dass Proband\*innen Mängel in der *Usability* feststellen und diese auch entsprechend bewerten, wodurch Unterschiede in der *Usability* zwischen dem Haptischen und dem Digitalen deutlicher werden.

Die *Usefulness* Skala als Teil der *Usability* sollte die Nützlichkeit der Lernumgebung messen, um den Lernprozess der Proband\*innen zu unterstützen. Wenn die Bedienung einer Lernumgebung (gemessen durch die Skalen SUS und PEOU) nicht intuitiv oder einfach zu erlernen ist, wird kognitive Belastung generiert, die nicht zum Lernen der Inhalte zur Verfügung steht (Sweller, 2010). Die logische Konsequenz daraus ist, dass der Nutzen dieser Lernumgebung, um den Lernprozess zu unterstützen, geringer ist. Der Gruppenunterschied bezüglich dieser Skala lässt sich also dadurch erklären, dass auch die Skalen SUS und PEOU einen solchen Gruppenunterschied aufweisen. Die hohen Korrelationen zwischen diesen *Usability* Skalen unterstützen diese Erklärung.

### *Cognitive Load*

Die statistischen Analysen zeigten, dass es zwischen der digitalen und der haptischen Lernumgebung keine Gruppenunterschiede bezüglich des *Intrinsic Cognitive Loads* gab. Das bedeutet, dass die Proband\*innen den *Intrinsic Cognitive Load* weitgehend ähnlich eingeschätzt haben, unabhängig davon, ob sie mit dem digitalen oder dem haptischen Baukasten gelernt haben. Dies entspricht den Erwartungen, da der zu lernende fachliche Inhalt bei beiden Lernumgebungen identisch war und die intrinsische kognitive Belastung aus der Komplexität des Lerngegenstandes generiert wird (Sweller, 2013). Bezüglich des *Extraneous Cognitive Loads* zeigte sich, dass ohne Kontrolle für den Effekt der *Usability* statistisch bedeutsame Gruppenunterschiede vorlagen. Diese Effekte wurden allerdings nicht mehr gefunden, wenn man für die *Usability* kontrollierte, wobei gleichzeitig die *Usability* zum bedeutendsten Einflussfaktor für den *Extraneous Cognitive Loads* wurde. Ähnlich verhielt es sich mit dem *Germane Cognitive Load*. Wenn für die *Usability* kontrolliert wurde, so verschwand der Einfluss der Gruppenzugehörigkeit zugunsten der *Usability*. Weitere statistische Verfahren bestätigten diese Befunde: Nach Kontrolle für die *Usability* Skalen sind keine statistisch bedeutsamen Gruppenunterschiede bezüglich der drei *Cognitive Load* Komponenten mehr vorhanden.

Aufgrund der gefundenen Gruppenunterschiede bezüglich der *Usability* Skalen SUS und PEOU war ein Gruppenunterschied hinsichtlich des *Extraneous Cognitive Loads* zu erwarten, da dieser die kognitive Belastung darstellt, die aus der Interaktion mit dem *Userinterface* bzw.

dem mechanischen System der Baukästen generiert wird. Die starken Wechselwirkungen zwischen dem *Extraneous Cognitive Load* und der *Usability* untermauern diese Annahme. Dies wird durch die Ergebnisse bestätigt, wenn nicht für die drei *Usability* Skalen, sondern lediglich für das Vorwissen und das räumliche Vorstellungsvermögen kontrolliert wird. Die zusätzliche Kontrolle für die *Usability* Skalen sollte zeigen, ob Gruppenunterschiede hinsichtlich des *Extraneous Cognitive Loads* existieren, die aufgrund anderer Effekte als jene der *Usability* hervorgerufen werden. Aufgrund der verschwindenden Gruppenunterschiede durch Kontrolle für die *Usability* Skalen ist anzunehmen, dass lediglich die *Usability* für die Gruppenunterschiede hinsichtlich des *Extraneous Cognitive Loads* verantwortlich sind und es keine weiteren Effekte zu geben scheint, die einen Gruppenunterschied hervorrufen könnten. Solch ein Effekt könnte zum Beispiel durch die bloße Betrachtung einer Darstellung von 3D Modellen (3D Bauteile) anhand eines zweidimensionalen Displays hervorgerufen werden, die nicht durch die Interaktion bzw. Manipulation mit diesem Modell beeinflusst wird. Ein solcher Effekt wurde weder durch die *Usability*- noch durch die *Cognitive Load* Fragebögen erfasst. Dass die Gruppenzugehörigkeit bei Kontrolle für die *Usability* hinsichtlich des *Extraneous Cognitive Loads* keinen Einfluss mehr hat, bzw. entsprechend der Ergebnisse der varianzanalytischen Verfahren keine Gruppenunterschiede mehr gefunden wurden, war zu erwarten. Wie bereits beschrieben, misst die *Extraneous Cognitive Load* Skala die kognitive Belastung, die aufgrund der *Usability* (SUS und PEOU) der Lernumgebung generiert wird. Kontrolliert man für diese zwei *Usability* Variablen, werden aufgrund des mathematischen Modells die Effekte dieser Skalen auf den *Extraneous Cognitive Load* nivelliert (siehe Kap. 3.3.3).

Aufgrund der Gruppenunterschiede, die für die *Usability* Skala USEFUL gefunden wurden, und deren hohen Korrelation mit dem *Germane Cognitive Load*, wurde ebenso von Gruppenunterschieden hinsichtlich des *Germane Cognitive Load* ausgegangen. Diese Annahme kann ebenso aufgrund der statistischen Analysen ohne Kontrolle für die drei *Usability* Skalen bestätigt werden. Durch Kontrolle für diese drei *Usability* Skalen zeigte sich analog, dass lediglich die Unterschiede in der *Usability* – vor allem der Skala USEFUL – für diese Gruppenunterschiede verantwortlich waren.

Aufgrund dieser Befunde kann also angenommen werden, dass die Interaktion mit dem haptischen Baukasten im Sinne des *Embodied Cognition* Ansatzes zu einer geringeren kognitiven Belastung geführt hat, als die Interaktion mit dem digitalen Baukasten. Es kann also weiterhin davon ausgegangen werden, dass die haptische Interaktion als Fähigkeit biologisch primärer Natur, zur Aneignung biologisch sekundärem Wissens bzw. Fähigkeiten - wie das Modellieren von Molekülstrukturen - geeignet ist (vgl. Paas & Sweller, 2012). Anscheinend kann also kognitive Belastung besser auf 3D-Modelle externalisiert werden, wenn diese direkt mit den Händen manipuliert werden und nicht über die Schnittstellen eines Touch Displays

vermittelt werden (vgl. Barrett et al, 2015).

Der Tastsinn könnte dabei eine zentrale Rolle einnehmen. Befunde in der Literatur deuten darauf hin, dass die Erweiterung um diesen zusätzlichen modalen Kanal zu einer verbesserten Repräsentation und damit zum Aufbau genauerer mentaler Modelle führen kann (Hutmacher & Kuhbandner, 2018; James et al., 2002; Lacey & Sathian, 2014). Wenn man davon ausgeht, dass der Tastsinn bei der Manipulation von haptischen Modellen stärker beansprucht wird, als dies bei digitalen Modellen der Fall ist, bestätigt die vorliegende Studie auch diese Befunde. Es wurden keine Studien gefunden, die *Cognitive Load* von digitalen und haptischen 3D Modellen verglichen.

### Lernerfolg

Die Befunde zeigen auf, dass bezüglich des Fachwissens keine statistisch bedeutsamen Gruppenunterschiede vorliegen. Dagegen wurden hinsichtlich der Anzahl an korrekt modellierten Molekülstrukturen Gruppenunterschiede gefunden. Bezüglich der durchschnittlich benötigten Zeit je Modellierungsaufgabe zeigte eines der beiden angewendeten statistischen Verfahren einen statistisch bedeutsamen Gruppenunterschied an, das andere allerdings nicht. H3 ist also nur bedingt anzunehmen.

Die Tatsache, dass es bezüglich des Lernerfolgs von Fachwissen keinen Gruppenunterschied gab, steht im Einklang mit Befunden aus der Literatur (Barrett et al., 2015; Klahr et al., 2007; Sarama & Clements, 2009; Stull et al., 2013; Triona & Klahr, 2003). Wie unter Kap. 3 beschrieben, war ein Einfluss der Art des zu vermittelnden Wissens auf den Vergleich der Wirksamkeit von digitalen und haptischen Modellen zu erwarten. Bei abstrakten Inhalten, die prozeduralem und deklarativem Wissen zuzuordnen sind, könnte der Einsatz von 3D Modellen allgemein keinen entscheidenden Einfluss auf den Lernerfolg haben, weshalb auch keine Unterschiede zwischen digitalen und haptischen Modellen festgestellt wurden (vgl. Barrett et al, 2015). Möglicherweise ist aber auch die Manipulierbarkeit, Interaktivität und Sinnhaftigkeit von *Embodied Learning Tools* (ELTs) entscheidend und die haptische Erfahrung spielt nur eine untergeordnete Rolle (Sarama & Clements, 2009). Stull et al. (2013) und Barrett et al. (2015) fanden in ihren Studien keinen Gruppenunterschied zwischen digitalen und haptischen Lernumgebungen bezüglich der Fähigkeit, 3D Modelle z.B. einem Sägebock Diagramm zuzuordnen und korrekt auszurichten. Diese Aufgabe prüft, ähnlich der Skala Score\_NT in dieser Studie, hauptsächlich das Konzeptverständnis (Stereoisomerie bzw. Stereochemie) der Proband\*innen. Wie bereits erwähnt, wurden in vorgenannten Studien fertige 3D Modelle präsentiert, während diese in vorliegender Studie selbst konstruiert werden mussten. Casselman et al. (2021) untersuchten den Unterschied zwischen haptischen und digitalen 3D Modellen ebenso für deren Einsatz in der Stereochemie, prüften aber anschließend an eine zweite, für jede Gruppe identische Intervention (Lernvideo) zum Thema Reaktionsmechanismen auch die Transferleistungen der Proband\*innen. Hier mussten die

Proband\*innen also ihr Wissen über Stereochemie auf Reaktionsmechanismen anwenden, für die stereochemische Aspekte relevant waren. Sowohl hinsichtlich der Stereochemie als auch der Reaktionsmechanismen schnitten die Proband\*innen mit haptischen Modellen signifikant besser ab. Auch hier wurde in den Fachwissenstests Konzeptverständnis und deklaratives Wissen geprüft und verglichen. Wie unter Kap.7.1.6 allerdings ausgeführt, mussten die Proband\*innen der haptischen Gruppe ihre Modelle selbst konstruieren, während in der digitalen Gruppe mit fertigen virtuellen 3D Molekülmodellen gearbeitet wurde. Die Gruppenunterschiede sind also möglicherweise, wenn man die Studien von Stull et al. (2013) und Barrett et al. (2015) und die in dieser Arbeit gefundenen Ergebnisse in die Interpretation mit einbezieht, lediglich durch den Unterschied im Ausmaß der Interaktivität mit den 3D Modellen zu erklären. Dies würde den Annahmen des ICAP (*Interactive – Constructive – Active - Passive*) Modells entsprechen, das Lernaktivitäten in mediengestützten Lernsettings in vier Qualitätsstufen kategorisiert (Chi & Wylie, 2014). Diese Qualitätsstufen sind *Passive Receiving*, (rezipieren von Wissen), *Active Manipulating* (aktive Auseinandersetzung mit dem Lerngegenstand), *Constructive Generating* (Vernetzungen schaffen, Reflektieren & selbstständig Wissen ableiten), und *Interactive Dialoguing* (mit anderen über den Lerninhalt diskutieren). In oben zitierten Studien werden zur Modellarbeit fertige Modelle zum Lernen verwendet, was gemäß dem ICAP Modell einer eher passiven Lernaktivität entspricht, wobei Wissen rezipiert wird. In der vorliegenden Studie werden durch das Erstellen eigener 3D Strukturmodelle hingegen die Stufen *Active Manipulating* und *Constructive Generating* erreicht. Durch die Interaktionen in Form von Modellierungsaufgaben während des Lernvideos wird ein aktiver und konstruktiver Lernprozess erreicht. Durch aktive und konstruktive Lernaktivitäten wird ein besserer Lernerfolg im Vergleich zu passiven Lernaktivitäten erwartet (Chi & Wylie, 2014), was den Unterschied bzgl. der Lernwirksamkeit zwischen den Befunden der vorliegenden Studie und den Befunden aus den Studien von Stull et al. (2013) und Barrett et al. (2015) erklärt. Das ICAP Modell erklärt wahrscheinlich ebenso, warum Casselman et al. (2021) in ihrer Studie einen besseren Lernerfolg durch das aktive Erstellen von haptischen 3D Strukturmodellen im Vergleich zum eher passiven Betrachten und Rotieren digitaler fertiger digitaler 3D Strukturmodelle gefunden haben, wenn man von den oben beschriebenen Design Problemen dieser Studie absieht.

Außerdem ist der in vorliegender Studie nicht vorhandene Gruppenunterschied bezüglich des Fachwissens dadurch zu erklären, dass konzeptuelles und deklaratives Wissen über Molekülstrukturen, Orbitalmodell und die chemische Bindung hauptsächlich im Lernvideo vermittelt wurden. Lediglich die Fragen über Molekülstrukturen, die allerdings keine trennscharfe Subskala bildeten (siehe Hauptkomponentenanalyse 7.1.3), konnten durch den Modellierungsprozess beeinflusst werden (z.B. „Welche Aussagen über die Struktur eines Propen-Moleküls ( $C_3H_6$ ) sind zutreffend?“). Diese stellt zusammen mit drei weiteren Fragen,



die die Struktur der zu modellierenden Moleküle anhand der Baukästen abfragen, Reproduktionsaufgaben dar. Die Antwortmöglichkeiten sind allerdings immer so gestaltet gewesen, dass nicht nur die räumliche Struktur (z.B. Tetraeder) gefragt war, sondern auch Konzeptverständnis und deklaratives Wissen geprüft wurde (z.B. Zwei Kohlenstoffatome im Molekül sind  $sp^2$ -hybridisiert, eines ist  $sp^3$ -hybridisiert, das Molekül hat eine planare Struktur (richtige Antwort) vs. alle Kohlenstoffatome im Molekül sind  $sp^2$ -hybridisiert, somit ergibt sich eine planare Struktur des Moleküls (falsche Antwort)). Somit hat auch bei diesen Fragen das Konzeptverständnis, das im Lernvideo vermittelt wurde, als Teil des Fachwissens eine Rolle gespielt. Darüber hinaus enthielt der Fachwissenstest drei Fragen zum Konzept chemische Bindung, welches ausschließlich anhand des Lernvideos vermittelt wurde. Da das Lernvideo für beide Gruppen identisch war (bis auf die Instruktionen zu den Aufgabenstellungen), ist also bezüglich des Fachwissens kein Gruppenunterschied zu erwarten gewesen.

Bezüglich des Modellierens der 3D Modelle mit den virtuellen oder haptischen Baukästen sind allerdings Gruppenunterschiede aufgetreten. Es zeigt sich, dass Aufgaben, die nur wenig von konzeptuellem und deklarativem Wissen abhängig sind, aber räumliches Vorstellungsvermögen verlangten, mit dem haptischen Baukasten besser und auch - aufgrund der Ergebnisse der Regressionsanalyse – schneller durchgeführt wurden. Dieser Befund lässt sich letztlich auf die Unterschiede in der *Usability* der beiden Baukästen zurückführen. Die *Usability* des haptischen Baukastens wurde signifikant besser bewertet, wodurch der *Extraneous Cognitive Load* niedriger und der *Germane Cognitive Load* höher war als bei der digitalen Gruppe. Wurde allerdings für die *Usability* kontrolliert, wurden keine Gruppenunterschiede hinsichtlich *Extraneous Cognitive Load* und *Germane Cognitive Load* mehr gefunden. Daraus wird geschlossen, dass die *Usability* für die Unterschiede des *Extraneous Cognitive Load* und *Germane Cognitive Load* verantwortlich ist. Da der Lernerfolg bezüglich der Modellierungsaufgaben vom *Germane Cognitive Load* und indirekt auch vom *Extraneous Cognitive Load* abhängig ist (Sweller, 2013), sind Gruppenunterschiede in den Ergebnissen dieser Modellierungsaufgaben letztlich auf die Unterschiede in der *Usability* zurückzuführen. Die Gruppenunterschiede bei den Modellierungsaufgaben sind also auf Unterschiede im *Cognitive Load* zurückzuführen, die ihrerseits wieder durch die Unterschiede in der *Usability* entstehen.

Die nicht vorhandenen Gruppenunterschiede des *Germane Cognitive Load* und vor allem *Extraneous Cognitive Load* nach Kontrolle für die *Usability* Skalen erklären außerdem nicht die gefundenen Gruppenunterschiede bezüglich der Modellierungsaufgaben (Anzahl an korrekt modellierten Molekülstrukturen und durchschnittlich benötigten Zeit je Modellierungsaufgabe).

Studien, die das Lösen von Modellierungsaufgaben anhand digitaler und haptischer 3D Modelle verglichen, um diese Befunde einzuordnen, wurden nicht gefunden. Stull et al. (2013) fanden in ihrer Studie, in der 3D Modelle zwar eingesetzt, aber nicht von den Lernenden

konstruiert werden mussten, dass die Bearbeitungszeit der Proband\*innen bei haptischen Modellen signifikant höher war, als bei digitalen Modellen. Dies steht im Widerspruch zu den Befunden der vorliegenden Studie. Dies ist zum einen wiederum mit den niedrigeren Anforderungen an das Userinterface zu erklären, weil die Modelle nicht von den Proband\*innen selbst konstruiert werden mussten, wodurch Unterschiede in der *Usability* geringere Effekte auf den Lernprozess ausüben. Zum anderen setzten die Autoren in ihrer digitalen Lernumgebung Einschränkungen in der Interaktivität ein, die beispielsweise nur die Rotation des Moleküls um die für die Aufgabe relevante Achse ermöglichten. Die Autoren argumentieren, dass diese Einschränkungen für die schnellere Bearbeitung der Aufgaben verantwortlich waren (Stull et al., 2013). Die Hilfsfunktionen der App (siehe 6.1.6) könnten allerdings mit diesen Einschränkungen vergleichbar sein, da sie zwar nicht die Interaktivität einschränken, jedoch den Lernenden effizienteres Arbeiten ermöglichen. Die einzigen Hilfsfunktionen, die nur in der App und nicht im haptischen Baukasten verfügbar waren, sind die „automatische Feedbackfunktion“, die „Z-Achse vernachlässigen“ und die „Orbital umdrehen Funktion“. Diese Funktionen könnten im Vergleich zur haptischen Gruppe einen Vorteil bezüglich der Bearbeitungszeit dargestellt haben. Da die Bearbeitungsdauer in vorliegender Studie allerdings trotzdem in der digitalen Gruppe höher war, scheinen diese Hilfsfunktionen im Vergleich zu den Effekten des *Userinterfaces* und der aktiven Modellkonstruktion vernachlässigbar zu sein.

Die Befunde lassen zusammenfassend den Schluss zu, dass haptische Modelle den digitalen Modellen überlegen sind, wenn es sich um prozedurales und räumlich anspruchsvolles Wissen handelt, das vermittelt wird. Bei konzeptionellem und deklarativem Wissen lassen sich keine Unterschiede zwischen dem Lernen mit digitalen und dem Lernen mit haptischen Modellen feststellen, was in dieser Studie aber wohl hauptsächlich dem Effekt des Lernvideos zuzuschreiben ist.

Das Maß an Handlungskongruenz, also die Übereinstimmung zwischen motorischer Bewegung (mit dem Userinterface) und der daraus resultierenden Bewegung eines (digitalen) Objekts, scheint also aufgrund der Ergebnisse dieser Studie eine Rolle zu spielen. Dies steht im Widerspruch zu Befunden in der Literatur (Casselmann et al., 2021; Stull & Hegarty, 2016). Die Handlungskongruenz wurde unter Kap. 2.7 für das Arbeiten mit einem Touch Display als besser als das Arbeiten mit einer Tastatur aber als schlechter im Vergleich zu dem von Stull et al. (2013) entwickeltem Interface eingeschätzt. Die Handlungskongruenz eines haptischen 3D Modells sollte das Maximum darstellten. Die Befunde der vorliegenden Studie zeigen, dass mit haptischen Modellen mehr Modelle korrekt erstellt wurden als mit digitalen Modellen. Dies lässt den Schluss zu, dass die bessere Handlungskongruenz der haptischen Modelle einen positiven Einfluss auf das Lernen von manuellen Fertigkeiten bzw. prozeduralem Wissen hat, indem es die kognitive Belastung senkt, die durch das Zusammenführen von motorischen

„Befehlen“ und den daraus resultierenden Bewegungen des dreidimensionalen Objektes generiert wird (Schwartz & Holton, 2000; Wohlschläger, 1998). Dies steht im Einklang mit Befunden aus der Literatur zum Lernen von chirurgischen Fähigkeiten (Snyder et al., 2009). Der Widerspruch zu den Studien von Casselman et al. (2021) und Stull und Hegarty (2016) lässt sich wiederum dadurch erklären, dass die Probanden in diesen Studien die 3D Modelle nicht selbst erstellen mussten (außer in der haptischen Gruppe bei Casselman et al. (2021), siehe Kap. 2.5.2). Des Weiteren ist anzunehmen, dass das von Stull et al. (2013) entwickelte Interface eine deutlich bessere Handlungskongruenz bietet als ein Touch Display. Dies würde die Befunde dahingehend erklären, als dass ein Touch Display eine deutlich geringere Handlungskongruenz aufweist als das ausschließlich zum Manipulieren von 3D Objekten erstellte Interface, wodurch Unterschiede jeweils im Vergleich zu haptischen Modellen beim Touch Display auftreten und beim Userinterface von Stull et al. (2013) nicht. Ein Touch Display könnte, obwohl dieses von den meisten Probanden mehrmals täglich genutzt wird, selten für das Manipulieren von 3D Modellen genutzt werden, wodurch die Erfahrung bei den Nutzern fehlt. Es könnte aber auch nicht gut dazu geeignet sein, um 3D Modelle zu Manipulieren.

Weitere Studien sollten den Zusammenhang zwischen extrinsischer Belastung und *Usability* genauer untersuchen, bzw. die hier verwendeten Skalen hinsichtlich eines gemeinsam gemessenen Konstruktes analysieren. Außerdem sollte das hier angesetzte Studiendesign zum Vergleich von digitalen und haptischen 3D-Modellen auf andere (naturwissenschaftliche) Inhalte angewendet werden, um eine generalisierbare Aussage bezüglich der Frage treffen zu können, ab welchem Grad an haptischer Auseinandersetzung mit einem 3D-Objekt diese Manipulation als biologisch primäre Fähigkeit angesehen werden kann um biologisch sekundäres Wissen zu erlernen.

## Literaturverzeichnis

- Abraham, M., Varghese, V. & Tang, H. (2010). Using Molecular Representations To Aid Student Understanding of Stereochemical Concepts. *Journal of Chemical Education*, 87(12), 1425–1429. <https://doi.org/10.1021/ed100497f>
- Adams, D. M., Stull, A. T. & Hegarty, M. (2014). Effects of Mental and Manual Rotation Training on Mental and Manual Rotation Performance. *Spatial Cognition & Computation*, 14(3), 169–198. <https://doi.org/10.1080/13875868.2014.913050>
- Agostinho, S., Tindall-Ford, S., Ginns, P., Howard, S. J., Leahy, W. & Paas, F. (2015). Giving Learning a Helping Hand: Finger Tracing of Temperature Graphs on an iPad. *Educational Psychology Review*, 27(3), 427–443. <https://doi.org/10.1007/s10648-015-9315-5>
- Ahrlrichs, R. (1980). Gillespie- und Pauling-Modell ? ein Vergleich. *Chemie in unserer Zeit*, 14(1), 18–24. <https://doi.org/10.1002/ciuz.19800140104>
- Ahn, I. & Workman, J. (2012). The role of experience in performance on spatial tests: comparison of students and professionals. *International Journal of Fashion Design, Technology and Education*, 5(3), 187–193. <https://doi.org/10.1080/17543266.2012.702792>
- Ainsworth, S. (1999). The functions of multiple representations. *Computers & Education*, 33(2-3), 131–152. [https://doi.org/10.1016/S0360-1315\(99\)00029-9](https://doi.org/10.1016/S0360-1315(99)00029-9)
- Ainsworth, S. (2006). DeFT: A conceptual framework for considering learning with multiple representations. *Learning and Instruction*, 16(3), 183–198. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2006.03.001>

- Al-Balushi, S. M., Ambusaidi, A. K., Al-Shuaili, A. H. & Taylor, N. (2012). Omani Twelfth Grade Students' Most Common Misconceptions in Chemistry. *Science Education International*, 23(3), 221–240. <https://eric.ed.gov/?id=ej997357>
- Alibali, M. W. & Nathan, M. J. (2012). Embodiment in Mathematics Teaching and Learning: Evidence From Learners' and Teachers' Gestures. *Journal of the Learning Sciences*, 21(2), 247–286. <https://doi.org/10.1080/10508406.2011.611446>
- Álvarez-Xochihua, O., Muñoz-Merino, P. J., Muñoz-Organero, M., Delgado Kloos, C. & González-Fraga, J. A. (2017). Comparing Usability, User Experience and Learning Motivation Characteristics of Two Educational Computer Games. In *Proceedings of the 19th International Conference on Enterprise Information Systems* (S. 143–150). SCITEPRESS - Science and Technology Publications. <https://doi.org/10.5220/0006338901430150>
- Amadiou, F., van Gog, T., Paas, F., Tricot, A. & Mariné, C. (2009). Effects of prior knowledge and concept-map structure on disorientation, cognitive load, and learning. *Learning and Instruction*, 19(5), 376–386. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2009.02.005>
- Andersen, M. S. & Makransky, G. (2021). The validation and further development of a multidimensional cognitive load scale for virtual environments. *Journal of Computer Assisted Learning*, 37(1), 183–196. <https://doi.org/10.1111/jcal.12478>
- Andrew, Barrett & Hegarty. (2012). *Design of a virtual reality system for the study of diagram use in organic chemistry*. <https://doi.org/10.13140/2.1.2338.1767>
- Ardito, C., Costabile, M. F., Marsico, M. de, Lanzilotti, R., Levialdi, S., Roselli, T. & Rossano, V. (2006). An approach to usability evaluation of e-learning applications. *Universal Access in the Information Society*, 4(3), 270–283. <https://doi.org/10.1007/s10209-005-0008-6>
- Arslan-Ari, I. (2018). Learning from instructional animations: How does prior knowledge mediate the effect of visual cues? *Journal of Computer Assisted Learning*, 34(2), 140–149. <https://doi.org/10.1111/jcal.12222>
- Ateş, C., Kaymaz, Ö., Kale, H. E. & Tekindal, M. A. (2019). Comparison of Test Statistics of Nonnormal and Unbalanced Samples for Multivariate Analysis of Variance in terms of Type-I Error Rates. *Computational and mathematical methods in medicine*, 2019, 2173638. <https://doi.org/10.1155/2019/2173638>
- Atit, K., Gagnier, K. & Shipley, T. F. (2015). Student Gestures Aid Penetrative Thinking. *Journal of Geoscience Education*, 63(1), 66–72. <https://doi.org/10.5408/14-008.1>
- Backhaus, K., Erichson, B., Plinke, W. & Weiber, R. (2000a). Faktorenanalyse. In *Multivariate Analysemethoden* (S. 252–327). Springer, Berlin, Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-662-08893-7\\_6](https://doi.org/10.1007/978-3-662-08893-7_6)
- Backhaus, K., Erichson, B., Plinke, W. & Weiber, R. (2000b). *Multivariate Analysemethoden*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-08893-7>
- Backhaus, K., Erichson, B. & Weiber, R. (2015). *Fortgeschrittene Multivariate Analysemethoden: Eine anwendungsorientierte Einführung* (3., aktual. Aufl. 2015). Springer Berlin Heidelberg.
- Baddeley (1992). Working memory. *Science (New York, N.Y.)*, 255(5044), 556–559. <https://doi.org/10.1126/science.1736359>
- Baddeley, Hitch, G. J. & Allen, R. J. (2009). Working memory and binding in sentence recall. *Journal of Memory and Language*, 61(3), 438–456. <https://doi.org/10.1016/j.jml.2009.05.004>
- Baddeley, Logie, R., Bressi, S., Della Sala, S. & Spinnler, H. (1986). Dementia and working memory. *The Quarterly journal of experimental psychology. A, Human experimental psychology*, 38(4), 603–618. <https://doi.org/10.1080/14640748608401616>
- Baltes-Götz. (2017). *Mediator-und Moderatoranalyse mit SPSS und PROCESS*. <https://www.uni-trier.de/fileadmin/urt/doku/medmodreg/medmodreg.pdf>
- Bangor et al. (2009). Determining what individual SUS scores mean. *Journal of Usability Studies*, 2009. <https://doi.org/10.5555/2835587.2835589>
- Banse, G. (1973). *Modell und Erkenntnis in der Chemie*.
- Bara, F., Gentaz, E., Colé, P. & Sprenger-Charolles, L. (2004). The visuo-haptic and haptic exploration of letters increases the kindergarten-children's understanding of the alphabetic principle. *Cognitive Development*, 19(3), 433–449. <https://doi.org/10.1016/j.cogdev.2004.05.003>
- Bara, F. & Kaminski, G. (2019). Holding a real object during encoding helps the learning of foreign vocabulary. *Acta psychologica*, 196, 26–32. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2019.03.008>
- Barke, H.-D. (2009). *Misconceptions in Chemistry: Addressing Perceptions in Chemical Education*. Springer Berlin / Heidelberg.
- Barke, H.-D. & Harsch, G. (Hrsg.). (2001). *Chemiedidaktik Heute*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-56621-9>
- Barke, H.-D. & Harsch, G. (2010). Chemie und Chemiedidaktik in Äthiopien. *Nachrichten aus der Chemie*, 58(10), 1022–1023. <https://doi.org/10.1002/nadc.201073366>
- Barke, H.-D., Harsch, G., Kröger, S. & Marohn, A. (2018). *Chemiedidaktik kompakt: Lernprozesse in Theorie und Praxis* (3. Auflage). *Lehrbuch*. Springer Spektrum. <http://www.springer.com/de/book/9783662564912>
- Barker, V. & Millar, R. (2000). Students' reasoning about basic chemical thermodynamics and chemical bonding: what changes occur during a context-based post-16 chemistry course? *International Journal of Science Education*, 22(11), 1171–1200. <https://doi.org/10.1080/095006900050166742>
- Baron, R. M. & Kenny, D. A. (1986). The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of personality and social psychology*, 51(6), 1173–1182. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.51.6.1173>

- Barrett, P., Davies, F., Zhang, Y. & Barrett, L. (2015). The impact of classroom design on pupils' learning: Final results of a holistic, multi-level analysis. *Building and Environment*, 89, 118–133. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2015.02.013>
- Barsalou (1999a). Perceptual symbol systems. *Behavioral and Brain Sciences*, 22(4), 577–660. <https://doi.org/10.1017/S0140525X99002149>
- Barsalou (1999b). Perceptual symbol systems. *The Behavioral and brain sciences*, 22(4), 577-609; discussion 610-60. <https://doi.org/10.1017/S0140525X99002149>
- Barsalou, L. W. (2008). Grounded cognition. *Annual review of psychology*, 59, 617–645. <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.59.103006.093639>
- Barsalou, L. W. (2010). Grounded cognition: past, present, and future. *Topics in cognitive science*, 2(4), 716–724. <https://doi.org/10.1111/j.1756-8765.2010.01115.x>
- Baur, A. (2018). Fehler, Fehlkonzepte und spezifische Vorgehensweisen von Schülerinnen und Schülern beim Experimentieren. *Zeitschrift für Didaktik der Naturwissenschaften*, 24(1), 115–129. <https://doi.org/10.1007/s40573-018-0078-7>
- Bentin, S., Deouell, L. Y. & Soroker, N. (1999). Selective visual streaming in face recognition: evidence from developmental prosopagnosia. *Neuroreport*, 10(4), 823–827. <https://doi.org/10.1097/00001756-199903170-00029>
- Birk, J. P. & Kurtz, M. J. (1999). Effect of Experience on Retention and Elimination of Misconceptions about Molecular Structure and Bonding. *Journal of Chemical Education*, 76(1), 124. <https://doi.org/10.1021/ed076p124>
- Blake, T. (1977). Motion in Instructional Media: Some Subject-Display Mode Interactions. *Perceptual and motor skills*, 44(3), 975–985. <https://doi.org/10.2466/pms.1977.44.3.975>
- Blanz, M. (2015). *Forschungsmethoden und Statistik für die Soziale Arbeit: Grundlagen und Anwendungen* (1. Auflage). Verlag W. Kohlhammer.
- Bongers, A., Gómez, T. & Torres, J. L. (2020). Teaching dynamic General equilibrium macroeconomics to undergraduates using a spreadsheet. *International Review of Economics Education*, 35, 100197. <https://doi.org/10.1016/j.iree.2020.100197>
- Boo (1998). Students' understandings of chemical bonds and the energetics of chemical reactions. *Journal of Research in Science Teaching*, 35(5), 569–581. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1098-2736\(199805\)35:5<569::AID-TEA6>3.0.CO;2-N](https://doi.org/10.1002/(SICI)1098-2736(199805)35:5<569::AID-TEA6>3.0.CO;2-N)
- Bortz, J. & Döring, N. (2006). *Forschungsmethoden und Evaluation: Für Human- und Sozialwissenschaftler ; mit 87 Tabellen* (4., überarb. Aufl. [Nachdr.]. Springer-Lehrbuch Bachelor, Master. Springer-Medizin-Verl.
- Bortz, J. & Schuster, C. (2010). *Statistik für Human- und Sozialwissenschaftler*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-12770-0>
- Brinkmann, Willatt & Carlos (2019). Ästhetische Bildung und Erziehung. Eine phänomenologische und bildungstheoretische Vergewisserung. Vorab-Onlinepublikation. <https://doi.org/10.25656/01:24151>
- Broaders, S. C., Cook, S. W., Mitchell, Z. & Goldin-Meadow, S. (2007). Making children gesture brings out implicit knowledge and leads to learning. *Journal of experimental psychology. General*, 136(4), 539–550. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.136.4.539>
- Brooke. (1996). *Sus: a "quick and dirty" usability*. <https://books.google.com/books?hl=de&lr=&id=ujFRDwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA189&ots=ZaTLxU1SE&sig=LRV5QaF4gVkiCii0P4I634n6Mg>
- Buchner, J., Buntins, K. & Kerres, M. (2021). A systematic map of research characteristics in studies on augmented reality and cognitive load. *Computers and Education Open*, 2, 100036. <https://doi.org/10.1016/j.caeo.2021.100036>
- Butts, B. & Smith, R. (1987). HSC chemistry students' understanding of the structure and properties of molecular and ionic compounds. *Research in Science Education*, 17(1), 192–201. <https://doi.org/10.1007/BF02357187>
- Bybee, R. W. (2002). *Learning Science and the Science of Learning: Science Educators' Essay Collection*. National Science Teachers Association. <https://ebookcentral.proquest.com/lib/kxp/detail.action?docID=355249>
- Campbell. (2011). *Users' spatial abilities affect interface usability outcomes*. <https://search.proquest.com/openview/48c921fa54c980825bfb79ae8e8ab8cc/1?pq-origsite=gscholar&cbl=18750>
- Campbell, T. & Oh, P. S. (2015). Engaging Students in Modeling as an Epistemic Practice of Science: An Introduction to the Special Issue of the Journal of Science Education and Technology. *Journal of Science Education and Technology*, 24(2-3), 125–131. <https://doi.org/10.1007/s10956-014-9544-2>
- Canham, M. & Hegarty, M. (2010). Effects of knowledge and display design on comprehension of complex graphics. *Learning and Instruction*, 20(2), 155–166. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2009.02.014>
- Carroll, J. B. (1993). *Human Cognitive Abilities: A Survey of Factor-Analytic Studies*. Cambridge University Press.
- Carroll, J. B. (2009). *Human Cognitive Abilities*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511571312>
- Carter, C. S., Larussa, M. A. & Bodner, G. M. (1987). A study of two measures of spatial ability as predictors of success in different levels of general chemistry. *Journal of Research in Science Teaching*, 24(7), 645–657. <https://doi.org/10.1002/tea.3660240705>
- Casselmann, M. D., Eichler, J. F. & Atit, K. (2021). Advancing multimedia learning for science: Comparing the effect of virtual versus physical models on student learning about stereochemistry. *Science Education*, 105(6), 1285–1314. <https://doi.org/10.1002/sce.21675>

- Chan, J. B. (2006). *Direct-manipulation animation: Incorporating the haptic channel in the learning process to support middle school students in science learning and mental model ...*  
<https://repository.isls.org/bitstream/1/3568/1/64-70.pdf>
- Chatterjee, Hannan & Thomson (Hrsg.). (2016). *Engaging the senses: Object-based learning in higher education*. Routledge. <https://www.taylorfrancis.com/books/9781315579641> <https://doi.org/10.4324/9781315579641>
- Chen, M.-P., Wong, Y.-T. & Wang, L.-C. (2014). Effects of type of exploratory strategy and prior knowledge on middle school students' learning of chemical formulas from a 3D role-playing game. *Educational Technology Research and Development*, 62(2), 163–185. <https://doi.org/10.1007/s11423-013-9324-3>
- Chi, M. T. H. & Wylie, R. (2014). The ICAP Framework: Linking Cognitive Engagement to Active Learning Outcomes. *Educational Psychologist*, 49(4), 219–243. <https://doi.org/10.1080/00461520.2014.965823>
- Chiesi, H. L., Spilich, G. J. & Voss, J. F. (1979). Acquisition of domain-related information in relation to high and low domain knowledge. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 18(3), 257–273. [https://doi.org/10.1016/S0022-5371\(79\)90146-4](https://doi.org/10.1016/S0022-5371(79)90146-4)
- Chittleborough, Treagust & Mocerino. *Constraints to the development of first year university chemistry students' mental models of chemical phenomena*.  
<https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=1e1411380c4b67bf81a8e83d00628d00faae7f25>
- Cohen. (1989). *Structuration Theory*. Macmillan Education UK. <https://doi.org/10.1007/978-1-349-20255-3>
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2. ed.). Erlbaum.  
<http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy0731/88012110-d.html>
- Cohen, J. (1992). Statistical Power Analysis. *Current Directions in Psychological Science*, 1(3), 98–101. <https://doi.org/10.1111/1467-8721.ep10768783>
- Coll & Treagust (2003). Investigation of secondary school, undergraduate, and graduate learners' mental models of ionic bonding. *Journal of Research in Science Teaching*, 40(5), 464–486. <https://doi.org/10.1002/tea.10085>
- Coll, R. K. & Taylor, N. (2002). MENTAL MODELS IN CHEMISTRY: SENIOR CHEMISTRY STUDENTS' MENTAL MODELS OF CHEMICAL BONDING. *Chem. Educ. Res. Pract.*, 3(2), 175–184. <https://doi.org/10.1039/B2RP90014A>
- Collette, A. T. & Chiappetta, E. L. (1989). *Science instruction in the middle and secondary schools* (2nd ed.). Merrill Pub. Co.
- Cook, C. R., Gresham, F. M., Kern, L., Barreras, R. B., Thornton, S. & Crews, S. D. (2008). Social Skills Training for Secondary Students With Emotional and/or Behavioral Disorders. *Journal of Emotional and Behavioral Disorders*, 16(3), 131–144. <https://doi.org/10.1177/1063426608314541>
- Cook, R. D. & Weisberg, S. (1982). Criticism and Influence Analysis in Regression. *Sociological Methodology*, 13, 313. <https://doi.org/10.2307/270724>
- Cooper, G., Tindall-Ford, S., Chandler, P. & Sweller, J. (2001). Learning by imagining. *Journal of experimental psychology. Applied*, 7(1), 68–82. <https://doi.org/10.1037/1076-898X.7.1.68>
- Copolo, C. E. & Hounshell, P. B. (1995). Using three-dimensional models to teach molecular structures in high school chemistry. *Journal of Science Education and Technology*, 4(4), 295–305. <https://doi.org/10.1007/BF02211261>
- Cowan, N. (2001). The magical number 4 in short-term memory: a reconsideration of mental storage capacity. *The Behavioral and brain sciences*, 24(1), 87-114; discussion 114-85. <https://doi.org/10.1017/S0140525X01003922>
- Decety, J., Grèzes, J., Costes, N., Perani, D., Jeannerod, M., Procyk, E., Grassi, F. & Fazio, F. (1997). Brain activity during observation of actions. Influence of action content and subject's strategy. *Brain : a journal of neurology*, 120 (Pt 10), 1763–1777. <https://doi.org/10.1093/brain/120.10.1763>
- DeLoache (2004). Becoming symbol-minded. *Trends in Cognitive Sciences*, 8(2), 66–70. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2003.12.004>
- DeLoache, J. S. (2000). Dual representation and young children's use of scale models. *Child development*, 71(2), 329–338. <https://doi.org/10.1111/1467-8624.00148>
- Di Franco, P. G., Camporesi, C., Galeazzi, F. & Kallmann, M. (2015). 3D Printing and Immersive Visualization for Improved Perception of Ancient Artifacts. *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, 24(3), 243–264. [https://doi.org/10.1162/PRES\\_a\\_00229](https://doi.org/10.1162/PRES_a_00229)
- diSessa, A. A. (2004). Metarepresentation: Native Competence and Targets for Instruction. *Cognition and Instruction*, 22(3), 293–331. [https://doi.org/10.1207/s1532690xci2203\\_2](https://doi.org/10.1207/s1532690xci2203_2)
- diSessa, A. A. & Sherin, B. L. (2000). Meta-representation: an introduction. *The Journal of Mathematical Behavior*, 19(4), 385–398. [https://doi.org/10.1016/S0732-3123\(01\)00051-7](https://doi.org/10.1016/S0732-3123(01)00051-7)
- Dochy, F., Segers, M. & Buehl, M. M. (1999). The Relation between Assessment Practices and Outcomes of Studies: The Case of Research on Prior Knowledge. *Review of Educational Research*, 69(2), 145. <https://doi.org/10.2307/1170673>
- Dong, A., Jong, M. S.-Y. & King, R. B. (2020). How Does Prior Knowledge Influence Learning Engagement? The Mediating Roles of Cognitive Load and Help-Seeking. *Frontiers in Psychology*, 11, 591203. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.591203>
- Dounas-Frazer, D. R., Ríos, L., Pollard, B., Stanley, J. T. & Lewandowski, H. J. (2018). Characterizing lab instructors' self-reported learning goals to inform development of an experimental modeling skills assessment. *Physical Review Physics Education Research*, 14(2). <https://doi.org/10.1103/PhysRevPhysEducRes.14.020118>

- Du, X. & Zhang, Q. (2019). Tracing worked examples: effects on learning in geometry. *Educational Psychology*, 39(2), 169–187. <https://doi.org/10.1080/01443410.2018.1536256>
- Egan, D. E. & Schwartz, B. J. (1979). Chunking in recall of symbolic drawings. *Memory & cognition*, 7(2), 149–158. <https://doi.org/10.3758/BF03197595>
- Eickelmann, B., Bos, W., Gerick, J., Goldhammer, F., Schaumburg, H., Schwippert, K., Senkbeil, M. & Vahrenhold, J. (2019). *ICILS 2018 #Deutschland: Computer- und informationsbezogene Kompetenzen von Schülerinnen und Schülern im zweiten internationalen Vergleich und Kompetenzen im Bereich Computational Thinking*. Waxmann Verlag.
- Ekstrom, R. (1976). *Kit of factor-referenced cognitive tests*.
- Endres, T., Lovell, O., Morkunas, D., Rieß, W. & Renkl, A. (2023). Can prior knowledge increase task complexity? - Cases in which higher prior knowledge leads to higher intrinsic cognitive load. *The British journal of educational psychology*, 93 Suppl 2, 305–317. <https://doi.org/10.1111/bjep.12563>
- Engelkamp, J., Zimmer, H. D., Mohr, G. & Sellen, O. (1994). Memory of self-performed tasks: self-performing during recognition. *Memory & cognition*, 22(1), 34–39. <https://doi.org/10.3758/BF03202759>
- Ericsson, K. A. & Kintsch, W. (1995). Long-term working memory. *Psychological Review*, 102(2), 211–245. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.102.2.211>
- Ericsson, K. A., Charness, N., Feltovich, P. J. & Hoffman, R. R. (Hrsg.). (2012). *The Cambridge Handbook of Expertise and Expert Performance*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511816796>
- Erman, E. (2017). Factors contributing to students' misconceptions in learning covalent bonds. *Journal of Research in Science Teaching*, 54(4), 520–537. <https://doi.org/10.1002/tea.21375>
- Field, A. (2011). *Discovering statistics using SPSS: (and sex and drugs and rock 'n' roll)* (3. ed., reprinted.). Sage.
- Finkelstein, N. D., Adams, W. K., Keller, C. J., Kohl, P. B., Perkins, K. K., Podolefsky, N. S., Reid, S. & LeMaster, R. (2005). When learning about the real world is better done virtually: A study of substituting computer simulations for laboratory equipment. *Physical Review Special Topics - Physics Education Research*, 1(1). <https://doi.org/10.1103/PhysRevSTPER.1.010103>
- Fiorella, L. & Mayer, R. E. (2015). *Learning as a generative activity: Eight learning strategies that promote understanding* (1. publ). Cambridge University Press. <http://site.ebrary.com/lib/alltitles/docDetail.action?docID=11003433>
- Fjeld, M., Fredriksson, J., Ejdestig, M., Duca, F., Bötschi, K., Voegtli, B. & Juchli, P. (2007). Tangible user interface for chemistry education. In M. B. Rosson & D. Gilmore (Hrsg.), *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (S. 805–808). ACM. <https://doi.org/10.1145/1240624.1240745>
- Fleischer, T. (2017). *Untersuchung der chemischen Fachsprache unter besonderer Berücksichtigung chemischer Repräsentationen*. Dissertation. *Studien zum Physik- und Chemielernen: Band 244* [253 Seiten]. Logos Verlag Berlin GmbH.
- Fowler, C. J.H. & Mayes, J. T. (2011). Learning relationships from theory to design. *Research in Learning Technology*, 7(3). <https://doi.org/10.3402/rlt.v7i3.11554>
- Frøkjær, E., Hertzum, M. & Hornbæk, K. (2000). Measuring usability. In T. Turner & G. Szwillus (Hrsg.), *Proceedings of the SIGCHI conference on Human Factors in Computing Systems* (S. 345–352). ACM. <https://doi.org/10.1145/332040.332455>
- Furió, C. & Calatayud, M. L. (1996). Difficulties with the Geometry and Polarity of Molecules: Beyond Misconceptions. *Journal of Chemical Education*, 73(1), 36. <https://doi.org/10.1021/ed073p36>
- Gallace, A. & Spence, C. (2009). The cognitive and neural correlates of tactile memory. *Psychological Bulletin*, 135(3), 380–406. <https://doi.org/10.1037/a0015325>
- Gallagher, A. M. & Kaufman, J. C. (2004). *Gender Differences in Mathematics: An Integrative Psychological Approach*. Cambridge University Press.
- Geary (2002). Principles of evolutionary educational psychology. *Learning and Individual Differences*, 12(4), 317–345. [https://doi.org/10.1016/S1041-6080\(02\)00046-8](https://doi.org/10.1016/S1041-6080(02)00046-8)
- Geary (2007). An evolutionary perspective on learning disability in mathematics. *Developmental neuropsychology*, 32(1), 471–519. <https://doi.org/10.1080/87565640701360924>
- Geary (2008a). An Evolutionarily Informed Education Science. *Educational Psychologist*, 43(4), 179–195. <https://doi.org/10.1080/00461520802392133>
- Geary (2008b). An Evolutionarily Informed Education Science. *Educational Psychologist*, 43(4), 179–195. <https://doi.org/10.1080/00461520802392133>
- Geary (2011). Cognitive predictors of achievement growth in mathematics: a 5-year longitudinal study. *Developmental psychology*, 47(6), 1539–1552. <https://doi.org/10.1037/a0025510>
- Gentner, D. (1983). Structure-mapping: A theoretical framework for analogy. *Cognitive Science*, 7(2), 155–170. [https://doi.org/10.1016/s0364-0213\(83\)80009-3](https://doi.org/10.1016/s0364-0213(83)80009-3)
- Giere, R. N., Bickle, J. & Mauldin, R. F. (2006). *Understanding scientific reasoning* (Fifth edition). Thomson Wadsworth.
- Gilbert, J. K. (Hrsg.). (2005). *Visualization in Science Education*. Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/1-4020-3613-2>
- Gilbert, J. K. & Justi, R. (2016). *Modelling-based Teaching in Science Education* (Bd. 9). Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-29039-3>
- Gilbert, J. K., Osborne, R. J. & Fensham, P. J. (1982). Children's science and its consequences for teaching. *Science Education*, 66(4), 623–633. <https://doi.org/10.1002/sce.3730660412>

- Gilbert, J. K. & Watts, D. M. (1983). Concepts, Misconceptions and Alternative Conceptions: Changing Perspectives in Science Education. *Studies in Science Education*, 10(1), 61–98. <https://doi.org/10.1080/03057268308559905>
- Binns, P., Hu, F.-T., Byrne, E. & Bobis, J. (2016). Learning By Tracing Worked Examples. *Applied Cognitive Psychology*, 30(2), 160–169. <https://doi.org/10.1002/acp.3171>
- Glenberg (2011). How reading comprehension is embodied and why that matters. *International Electronic Journal of Elementary Education*, 4(1), 5–18. <https://iejee.com/index.php/iejee/article/view/210>
- Glenberg, A. M. (2008). Embodiment for Education. In *Handbook of Cognitive Science* (S. 355–372). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-046616-3.00018-9>
- Glenberg, A. M., Brown, M. & Levin, J. R. (2007). Enhancing comprehension in small reading groups using a manipulation strategy. *Contemporary Educational Psychology*, 32(3), 389–399. <https://doi.org/10.1016/j.cedpsych.2006.03.001>
- Glenberg, A. M., Gutierrez, T., Levin, J. R., Japuntich, S. & Kaschak, M. P. (2004). Activity and Imagined Activity Can Enhance Young Children's Reading Comprehension. *Journal of Educational Psychology*, 96(3), 424–436. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.96.3.424>
- Glenberg, A. M., Witt, J. K. & Metcalfe, J. (2013). From the Revolution to Embodiment: 25 Years of Cognitive Psychology. *Perspectives on psychological science : a journal of the Association for Psychological Science*, 8(5), 573–585. <https://doi.org/10.1177/1745691613498098>
- Godfrey-Smith, P. (2007). The strategy of model-based science. *Biology & Philosophy*, 21(5), 725–740. <https://doi.org/10.1007/s10539-006-9054-6>
- Göhner, M. & Krell, M. (2021). Was ist schwierig am Modellieren? Identifikation und Beschreibung von Hindernissen in Modellierungsprozessen von Lehramtsstudierenden naturwissenschaftlicher Fächer. *Zeitschrift für Didaktik der Naturwissenschaften*, 27(1), 155–180. <https://doi.org/10.1007/s40573-021-00131-4>
- Goldin-Meadow, S., Nusbaum, H., Kelly, S. D. & Wagner, S. (2001). Explaining math: gesturing lightens the load. *Psychological science*, 12(6), 516–522. <https://doi.org/10.1111/1467-9280.00395>
- Gouvea, J. & Passmore, C. (2017). 'Models of' versus 'Models for'. *Science & Education*, 26(1-2), 49–63. <https://doi.org/10.1007/s11191-017-9884-4>
- Griffiths, A. K. & Preston, K. R. (1992). Grade-12 students' misconceptions relating to fundamental characteristics of atoms and molecules. *Journal of Research in Science Teaching*, 29(6), 611–628. <https://doi.org/10.1002/tea.3660290609>
- Grush, R. (2004). The emulation theory of representation: motor control, imagery, and perception. *The Behavioral and brain sciences*, 27(3), 377-96; discussion 396-442. <https://doi.org/10.1017/S0140525X04000093>
- Guo, J.-L., Hsu, H.-P., Lin, M.-H., Lin, C.-Y. & Huang, C.-M. (2020). Testing the Usability of Digital Educational Games for Encouraging Smoking Cessation. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(8), 2695. <https://doi.org/10.3390/ijerph17082695>
- Guttman, L. (1954). Some necessary conditions for common-factor analysis. *Psychometrika*, 19(2), 149–161. <https://doi.org/10.1007/BF02289162>
- Hall, R. & Nemirovsky, R. (2012). Introduction to the Special Issue: Modalities of Body Engagement in Mathematical Activity and Learning. *Journal of the Learning Sciences*, 21(2), 207–215. <https://doi.org/10.1080/10508406.2011.611447>
- Hanham, J., Castro-Alonso, J. C. & Chen, O. (2023). Integrating cognitive load theory with other theories, within and beyond educational psychology. *The British journal of educational psychology*, 93 Suppl 2, 239–250. <https://doi.org/10.1111/bjep.12612>
- Hanson, R., Sam, A. & Antwi, V. (2012). Misconceptions of undergraduate chemistry teachers about hybridisation. *African Journal of Educational Studies in Mathematics and Sciences*(10), 45-54.
- Harle, M. & Towns, M. (2011). A Review of Spatial Ability Literature, Its Connection to Chemistry, and Implications for Instruction. *Journal of Chemical Education*, 88(3), 351–360. <https://doi.org/10.1021/ed900003n>
- Harris, M. A., Peck, R. F., Colton, S., Morris, J., Chaibub Neto, E. & Kallio, J. (2009). A combination of hand-held models and computer imaging programs helps students answer oral questions about molecular structure and function: a controlled investigation of student learning. *CBE life sciences education*, 8(1), 29–43. <https://doi.org/10.1187/cbe.08-07-0039>
- Hassenzahl, M. (2003). The Thing and I: Understanding the Relationship Between User and Product. *Funology*, 3, 31–42. [https://doi.org/10.1007/1-4020-2967-5\\_4](https://doi.org/10.1007/1-4020-2967-5_4)
- Hayes, J. C. & Kraemer, D. J. M. (2017). Grounded understanding of abstract concepts: The case of STEM learning. *Cognitive research: principles and implications*, 2(1), 7. <https://doi.org/10.1186/s41235-016-0046-z>
- Hegarty & Stull. (2012). Visuospatial Thinking. In K. J. Holyoak & R. G. Morrison (Hrsg.), *The Oxford Handbook of Thinking and Reasoning* (S. 606–630). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780199734689.013.0031>
- Hegarty, M. (2004). A dissociation between mental rotation and perspective-taking spatial abilities. *Intelligence*, 32(2), 175–191. <https://doi.org/10.1016/j.intell.2003.12.001>
- Hemmerich, W. A. (2019). *StatistikGuru: Poweranalyse und Stichprobenberechnung für Regression*. <https://statistikguru.de/rechner/poweranalyse-regression.html>
- Heo, M. & Toomey, N. (2020). Learning with multimedia: The effects of gender, type of multimedia learning resources, and spatial ability. *Computers & Education*, 146, 103747. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103747>



- Herzog, M. H., Francis, G. & Clarke, A. (2019). *Understanding Statistics and Experimental Design*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-03499-3>
- Höffler, T. N. (2010). Spatial Ability: Its Influence on Learning with Visualizations—a Meta-Analytic Review. *Educational Psychology Review*, 22(3), 245–269. <https://doi.org/10.1007/s10648-010-9126-7>
- Höffler, T. N. & Leutner, D. (2007). Instructional animation versus static pictures: A meta-analysis. *Learning and Instruction*, 17(6), 722–738. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2007.09.013>
- Höffler, T. N. & Leutner, D. (2011). The role of spatial ability in learning from instructional animations – Evidence for an ability-as-compensator hypothesis. *Computers in Human Behavior*, 27(1), 209–216. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2010.07.042>
- Hoffmann, R. & Laszlo, P. (1991). Representation in Chemistry. *Angewandte Chemie International Edition in English*, 30(1), 1–16. <https://doi.org/10.1002/anie.199100013>
- Holleman, A. F. (2016). *Grundlagen und Hauptgruppenelemente*. De Gruyter. <https://doi.org/10.1515/9783110495850>
- Hollins, M. (2010). Somesthetic senses. *Annual review of psychology*, 61, 243–271. <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.093008.100419>
- Hostetter, A. B. & Alibali, M. W. (2008). Visible embodiment: gestures as simulated action. *Psychonomic Bulletin & Review*, 15(3), 495–514. <https://doi.org/10.3758/PBR.15.3.495>
- Hu, F.-T., Ginns, P. & Bobis, J. (2015). Getting the point: Tracing worked examples enhances learning. *Learning and Instruction*, 35, 85–93. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2014.10.002>
- Huang, L. L. (2017). *The Development and Prospect of Taiwan's Elderly Autonomous Learning Groups*.
- Huber, P. J. (1981). *Robust statistics*. *Wiley series in probability and mathematical statistics*. Wiley. <http://www.loc.gov/catdir/description/wiley031/80018627.html>
- Huberty, C. J. & Morris, J. D. (1989). Multivariate analysis versus multiple univariate analyses. *Psychological Bulletin*, 105(2), 302–308. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.105.2.302>
- Huk, T. (2006). Who benefits from learning with 3D models? the case of spatial ability. *Journal of Computer Assisted Learning*, 22(6), 392–404. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2729.2006.00180.x>
- Hutmacher, F. & Kuhbandner, C. (2018). Long-Term Memory for Haptically Explored Objects: Fidelity, Durability, Incidental Encoding, and Cross-Modal Transfer. *Psychological science*, 29(12), 2031–2038. <https://doi.org/10.1177/0956797618803644>
- Ibili & Billinghurst (2019). Assessing the Relationship between Cognitive Load and the Usability of a Mobile Augmented Reality Tutorial System: A Study of Gender Effects. *International Journal of Assessment Tools in Education*, 6(3), 378–395. <https://doi.org/10.21449/ijate.594749>
- James, T. W., Humphrey, G. K., Gati, J. S., Servos, P., Menon, R. S. & Goodale, M. A. (2002). Haptic study of three-dimensional objects activates extrastriate visual areas. *Neuropsychologia*, 40(10), 1706–1714. [https://doi.org/10.1016/S0028-3932\(02\)00017-9](https://doi.org/10.1016/S0028-3932(02)00017-9)
- Johnson, Paivio & Clark (1989). Spatial and verbal abilities in children's crossmodal recognition: A dual coding approach. *Canadian Journal of Psychology / Revue canadienne de psychologie*, 43(3), 397–412. <https://doi.org/10.1037/h0084229>
- Johnson, M. (2017). *Embodied Mind, Meaning, and Reason: How Our Bodies Give Rise to Understanding*. University of Chicago Press. <https://ebookcentral.proquest.com/lib/kxp/detail.action?docID=4890615>
- Johnstone, A. H. (2000). TEACHING OF CHEMISTRY - LOGICAL OR PSYCHOLOGICAL? *Chem. Educ. Res. Pract.*, 1(1), 9–15. <https://doi.org/10.1039/A9RP90001B>
- Justi, R. S. & Gilbert, J. K. (2002). Modelling, teachers' views on the nature of modelling, and implications for the education of modellers. *International Journal of Science Education*, 24(4), 369–387. <https://doi.org/10.1080/09500690110110142>
- Kaiser, H. F. (1960). The Application of Electronic Computers to Factor Analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1), 141–151. <https://doi.org/10.1177/001316446002000116>
- Kalyuga, Ayres, Chandler & Sweller (2003). The Expertise Reversal Effect. *Educational Psychologist*, 38(1), 23–31. [https://doi.org/10.1207/s15326985ep3801\\_4](https://doi.org/10.1207/s15326985ep3801_4)
- Kalyuga, S. (2007a). Enhancing Instructional Efficiency of Interactive E-learning Environments: A Cognitive Load Perspective. *Educational Psychology Review*, 19(3), 387–399. <https://doi.org/10.1007/s10648-007-9051-6>
- Kalyuga, S. (2007b). Expertise Reversal Effect and Its Implications for Learner-Tailored Instruction. *Educational Psychology Review*, 19(4), 509–539. <https://doi.org/10.1007/s10648-007-9054-3>
- Kalyuga, S. (2013). Effects of Learner Prior Knowledge and Working Memory Limitations on Multimedia Learning. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 83, 25–29. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2013.06.005>
- Kalyuga, S., Ayres, P., Chandler, P. & Sweller, J. (2003). The Expertise Reversal Effect. *Educational Psychologist*, 38(1), 23–31. [https://doi.org/10.1207/S15326985EP3801\\_4](https://doi.org/10.1207/S15326985EP3801_4)
- Kalyuga, S., Chandler, P. & Sweller, J. (1998). Levels of Expertise and Instructional Design. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 40(1), 1–17. <https://doi.org/10.1518/001872098779480587>
- Kalyuga, S., Chandler, P. & Sweller, J. (2000). Incorporating learner experience into the design of multimedia instruction. *Journal of Educational Psychology*, 92(1), 126–136. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.92.1.126>
- Kalyuga, S., Chandler, P. & Sweller, J. (2004). When redundant on-screen text in multimedia technical instruction can interfere with learning. *Human factors*, 46(3), 567–581. <https://doi.org/10.1518/hfes.46.3.567.50405>

- Kalyuga, S., Chandler, P., Tuovinen, J. & Sweller, J. (2001). When problem solving is superior to studying worked examples. *Journal of Educational Psychology*, 93(3), 579–588. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.93.3.579>
- Kalyuga, S. & Singh, A.-M. (2015). Rethinking the Boundaries of Cognitive Load Theory in Complex Learning. *Educational Psychology Review*, 28(4), 831–852. <https://doi.org/10.1007/s10648-015-9352-0>
- Kamermans, K. L., Pouw, W., Fassi, L., Aslanidou, A., Paas, F. & Hostetter, A. B. (2019). The role of gesture as simulated action in reinterpretation of mental imagery. *Acta psychologica*, 197, 131–142. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2019.05.004>
- Kaminski, J., Tempelmann, S., Call, J. & Tomasello, M. (2009). Domestic dogs comprehend human communication with iconic signs. *Developmental science*, 12(6), 831–837. <https://doi.org/10.1111/j.1467-7687.2009.00815.x>
- Katz, D. (1960). The Functional Approach to the Study of Attitudes. *Public Opinion Quarterly*, 24(2, Special Issue: Attitude Change), 163. <https://doi.org/10.1086/266945>
- Keig, P. F. & Rubba, P. A. (1993). Translation of representations of the structure of matter and its relationship to reasoning, gender, spatial reasoning, and specific prior knowledge. *Journal of Research in Science Teaching*, 30(8), 883–903. <https://doi.org/10.1002/tea.3660300807>
- Kersting, M., Haglund, J. & Steier, R. (2021). A Growing Body of Knowledge. *Science & Education*, 30(5), 1183–1210. <https://doi.org/10.1007/s11191-021-00232-z>
- Khan, S. (2011). What's Missing in Model-Based Teaching. *Journal of Science Teacher Education*, 22(6), 535–560. <https://doi.org/10.1007/s10972-011-9248-x>
- Khooshabeh, P., Hegarty, M., Keehner, M. & Cohen, C. (2008). Benefits of Constrained Interactivity in Using a Three-Dimensional Diagram. In G. Stapleton, J. Howse & J. Lee (Hrsg.), *Lecture Notes in Computer Science. Diagrammatic Representation and Inference* (Bd. 5223, S. 385–387). Springer Berlin Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-540-87730-1\\_43](https://doi.org/10.1007/978-3-540-87730-1_43)
- Kiefer, M. & Trumpp, N. M. (2012). Embodiment theory and education: The foundations of cognition in perception and action. *Trends in Neuroscience and Education*, 1(1), 15–20. <https://doi.org/10.1016/j.tine.2012.07.002>
- Kind. (2004). *Beyond Appearances: Students' Misconceptions About Basic Chemical Ideas*. [https://www.researchgate.net/profile/vanessa-kind-2/publication/228799159\\_beyond\\_appearances\\_students\\_misconceptions\\_about\\_basic\\_chemical\\_ideas](https://www.researchgate.net/profile/vanessa-kind-2/publication/228799159_beyond_appearances_students_misconceptions_about_basic_chemical_ideas)
- Kirsh. (1995). *Complementary Strategies: Why we use our hands when we think*. <https://philpapers.org/rec/davcsw>
- Klahr, D., Triona, L. M. & Williams, C. (2007). Hands on what? The relative effectiveness of physical versus virtual materials in an engineering design project by middle school children. *Journal of Research in Science Teaching*, 44(1), 183–203. <https://doi.org/10.1002/tea.20152>
- Klatzky, R. L., Lederman, S. J. & Mankinen, J. M. (2005). Visual and haptic exploratory procedures in children's judgments about tool function. *Infant Behavior and Development*, 28(3), 240–249. <https://doi.org/10.1016/j.infbeh.2005.05.002>
- Klepsch, M., Schmitz, F. & Seufert, T. (2017). Development and Validation of Two Instruments Measuring Intrinsic, Extraneous, and Germane Cognitive Load. *Frontiers in Psychology*, 8. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.01997>
- (2005). *Beschlüsse der Kultusministerkonferenz. Bildungsstandards im Fach Biologie für den Mittleren Schulabschluss: (Jahrgangsstufe 10) ; [Beschluss vom 16.12.2004]*. Luchterhand.
- Koran, J. J., Morrison, L., Lehman, J. R., Koran, M. L. & Gandara, L. (1984). Attention and curiosity in museums. *Journal of Research in Science Teaching*, 21(4), 357–363. <https://doi.org/10.1002/tea.3660210403>
- Korbach, A., Ginns, P., Brünken, R. & Park, B. (2020). Should learners use their hands for learning? Results from an eye-tracking study. *Journal of Computer Assisted Learning*, 36(1), 102–113. <https://doi.org/10.1111/jcal.12396>
- Kozma & Russell (1997). Multimedia and understanding: Expert and novice responses to different representations of chemical phenomena. *Journal of Research in Science Teaching*, 34(9), 949–968. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1098-2736\(199711\)34:9<949::AID-TEA7>3.0.CO;2-U](https://doi.org/10.1002/(SICI)1098-2736(199711)34:9<949::AID-TEA7>3.0.CO;2-U)
- Kozma, R., Chin, E., Russell, J. & Marx, N. (2000). The Roles of Representations and Tools in the Chemistry Laboratory and Their Implications for Chemistry Learning. *Journal of the Learning Sciences*, 9(2), 105–143. [https://doi.org/10.1207/s15327809jls0902\\_1](https://doi.org/10.1207/s15327809jls0902_1)
- Krell & Krüger. (2013). *Wie werden Modelle im Biologieunterricht eingesetzt? Ergebnisse einer Fragebogenstudie*. <https://scholar.google.com/citations?user=cbptyluaaaaj&hl=de&oi=sra>
- Krell, M. & Krüger, D. (2016). Testing Models: A Key Aspect to Promote Teaching Activities Related to Models and Modelling in Biology Lessons? *Journal of Biological Education*, 50(2), 160–173. <https://doi.org/10.1080/00219266.2015.1028570>
- Krüger, D. (2007). Die Conceptual Change-Theorie. In D. Krüger & H. Vogt (Hrsg.), *Springer-Lehrbuch. Theorien in der biogiedidaktischen Forschung* (S. 81–92). Springer Berlin Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-540-68166-3\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-540-68166-3_8)
- Krüger, D., Kauertz, A. & Upmeyer zu Belzen, A. (2018). Modelle und das Modellieren in den Naturwissenschaften. In D. Krüger, I. Parchmann & H. Schecker (Hrsg.), *Theorien in der naturwissenschaftsdidaktischen Forschung* (S. 141–157). Springer Berlin Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-662-56320-5\\_9](https://doi.org/10.1007/978-3-662-56320-5_9)

- Krüger, D. & Upmeyer zu Belzen, A. (2021). Kompetenzmodell der Modellierkompetenz – Die Rolle abduktiven Schließens beim Modellieren. *Zeitschrift für Didaktik der Naturwissenschaften*, 27(1), 127–137. <https://doi.org/10.1007/s40573-021-00129-y>
- Kuhl, J. (2000). A Functional-Design Approach to Motivation and Self-Regulation. In *Handbook of Self-Regulation* (S. 111–169). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-012109890-2/50034-2>
- Kühl, T., Fehringer, B. C. O. F. & Münzer, S. (2022). Unifying the Ability-as-Compensator and Ability-as-Enhancer Hypotheses. *Educational Psychology Review*, 34(2), 1063–1095. <https://doi.org/10.1007/s10648-021-09650-5>
- Kumpha, P., Suwannoi, P. & Treagust, D. F. (2014). Thai Grade 10 Students Conceptual Understanding of Chemical Bonding. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 143, 657–662. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.07.458>
- Lacey, S. & Sathian, K. (2014). Visuo-haptic multisensory object recognition, categorization, and representation. *Frontiers in Psychology*, 5, 730. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2014.00730>
- Large, A., Beheshti, J., Breuleux, A. & Renaud, A. (1996). Effect of animation in enhancing descriptive and procedural texts in a multimedia learning environment. *Journal of the American Society for Information Science*, 47(6), 437–448. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-4571\(199606\)47:6<437::AID-ASL4>3.0.CO;2-W](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-4571(199606)47:6<437::AID-ASL4>3.0.CO;2-W)
- Leahy, W. & Sweller, J. (2005). Interactions among the imagination, expertise reversal, and element interactivity effects. *Journal of experimental psychology. Applied*, 11(4), 266–276. <https://doi.org/10.1037/1076-898X.11.4.266>
- Lederman, S. J. & Klatzky, R. L. (1987). Hand movements: a window into haptic object recognition. *Cognitive psychology*, 19(3), 342–368. [https://doi.org/10.1016/0010-0285\(87\)90008-9](https://doi.org/10.1016/0010-0285(87)90008-9)
- Lederman, S. J. & Klatzky, R. L. (2009). Haptic perception: a tutorial. *Attention, perception & psychophysics*, 71(7), 1439–1459. <https://doi.org/10.3758/APP.71.7.1439>
- Lee & Chen. (2015). *Effects of worked examples using manipulatives on fifth graders' learning performance and attitude toward mathematics*. [https://www.jstor.org/stable/pdf/jeductechsoci.18.1.264.pdf?casa\\_token=xt46muqjmjdeaajaaa:couwassittg-g-0b6q6xmm4qwqicfvqj\\_q9gcobsa7bvrk1-54plpejiiczin8jp\\_sqsv3al527y7d\\_f1\\_uwh1epvhlcnpifup8evw51tvpowk725k4c](https://www.jstor.org/stable/pdf/jeductechsoci.18.1.264.pdf?casa_token=xt46muqjmjdeaajaaa:couwassittg-g-0b6q6xmm4qwqicfvqj_q9gcobsa7bvrk1-54plpejiiczin8jp_sqsv3al527y7d_f1_uwh1epvhlcnpifup8evw51tvpowk725k4c)
- Lee, E. A.-L. & Wong, K. W. (2014). Learning with desktop virtual reality: Low spatial ability learners are more positively affected. *Computers & Education*, 79, 49–58. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2014.07.010>
- Leisner-Bodenthin. (2006). *Zur Entwicklung von Modellkompetenz im Physikunterricht*. [https://archiv.ipn.uni-kiel.de/zfdn/pdf/006\\_12.pdf](https://archiv.ipn.uni-kiel.de/zfdn/pdf/006_12.pdf)
- Leppink, J. (2017). Revisiting the quantitative-qualitative-mixed methods labels: Research questions, developments, and the need for replication. *Journal of Taibah University Medical Sciences*, 12(2), 97–101. <https://doi.org/10.1016/j.jtumed.2016.11.008>
- Leppink, J., Paas, F., van Gog, T., van der Vleuten, C. P.M. & van Merriënboer, J. J.G. (2014). Effects of pairs of problems and examples on task performance and different types of cognitive load. *Learning and Instruction*, 30, 32–42. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2013.12.001>
- Leppink, J. & van den Heuvel, A. (2015). The evolution of cognitive load theory and its application to medical education. *Perspectives on medical education*, 4(3), 119–127. <https://doi.org/10.1007/s40037-015-0192-x>
- Lewis (2018). The System Usability Scale: Past, Present, and Future. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 34(7), 577–590. <https://doi.org/10.1080/10447318.2018.1455307>
- Lewis, J. R. (2013). Critical Review of 'The Usability Metric for User Experience'. *Interacting with Computers*, 25(4), 320–324. <https://doi.org/10.1093/iwc/iwt013>
- Lindemann, O., Stenneken, P., van Schie, H. T. & Bekkering, H. (2006). Semantic activation in action planning. *Journal of experimental psychology. Human perception and performance*, 32(3), 633–643. <https://doi.org/10.1037/0096-1523.32.3.633>
- Liu, Y., Jang, B. G. & Roy-Campbell, Z. (2018). Optimum input mode in the modality and redundancy principles for university ESL students' multimedia learning. *Computers & Education*, 127, 190–200. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.08.025>
- Luxford & Bretz (2013). Moving beyond definitions: what student-generated models reveal about their understanding of covalent bonding and ionic bonding. *Chemistry Education Research and Practice*, 14(2), 214–222. <https://doi.org/10.1039/C3RP20154F>
- Macken, L. & Ginns, P. (2014). Pointing and tracing gestures may enhance anatomy and physiology learning. *Medical teacher*, 36(7), 596–601. <https://doi.org/10.3109/0142159X.2014.899684>
- Magnani, L. (Hrsg.). (1999). *Model-based reasoning in scientific discovery*. Kluwer Academic/Plenum. <http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy0820/99044860-d.html>
- Makransky, G. & Petersen, G. B. (2021). The Cognitive Affective Model of Immersive Learning (CAMIL): a Theoretical Research-Based Model of Learning in Immersive Virtual Reality. *Educational Psychology Review*, 33(3), 937–958. <https://doi.org/10.1007/s10648-020-09586-2>
- Marley, S. C., Levin, J. R. & Glenberg, A. M. (2007). Improving Native American children's listening comprehension through concrete representations. *Contemporary Educational Psychology*, 32(3), 537–550. <https://doi.org/10.1016/j.cedpsych.2007.03.003>
- Marshalek, B., Lohman, D. F. & Snow, R. E. (1983). The complexity continuum in the radex and hierarchical models of intelligence. *Intelligence*, 7(2), 107–127. [https://doi.org/10.1016/0160-2896\(83\)90023-5](https://doi.org/10.1016/0160-2896(83)90023-5)

- Martin, A. (2007). The representation of object concepts in the brain. *Annual review of psychology*, 58, 25–45. <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.57.102904.190143>
- Mayer (Hrsg.). (2014a). *The Cambridge Handbook of Multimedia Learning*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139547369>
- Mayer. (2014b). Cognitive Theory of Multimedia Learning. In Mayer (Hrsg.), *The Cambridge Handbook of Multimedia Learning* (S. 43–71). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139547369.005>
- Mayer, R. E. (2012). *Multimedia Learning*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139164603>
- Mayer, R. E. & Moreno, R. (2003). Nine Ways to Reduce Cognitive Load in Multimedia Learning. *Educational Psychologist*, 38(1), 43–52. [https://doi.org/10.1207/S15326985EP3801\\_6](https://doi.org/10.1207/S15326985EP3801_6)
- Mayer, R. E. & Sims, V. K. (1994). For whom is a picture worth a thousand words? Extensions of a dual-coding theory of multimedia learning. *Journal of Educational Psychology*, 86(3), 389–401. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.86.3.389>
- McGuinness. (1990). *Talking about thinking: The role of metacognition in teaching thinking*. <https://scholar.google.com/citations?user=8irzh-aaaaaj&hl=en&oi=sra>
- Mihalca, L., Salden, R. J.C.M., Corbalan, G., Paas, F. & Miclea, M. (2011). Effectiveness of cognitive-load based adaptive instruction in genetics education. *Computers in Human Behavior*, 27(1), 82–88. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2010.05.027>
- Mikelskis-Seifert, S. & Leisner, A. (2005). Investigation of Effects and Stability in Teaching Model Competence. In K. Boersma, M. Goedhart, O. de Jong & H. Eijkelhof (Hrsg.), *Research and the Quality of Science Education* (S. 337–351). Springer Netherlands. [https://doi.org/10.1007/1-4020-3673-6\\_27](https://doi.org/10.1007/1-4020-3673-6_27)
- Miller, G. A. (1956). The magical number seven, plus or minus two: Some limits on our capacity for processing information. *Psychological Review*, 63(2), 81–97. <https://doi.org/10.1037/h0043158>
- Minogue, J. & Jones, M. G. (2006). Haptics in Education: Exploring an Untapped Sensory Modality. *Review of Educational Research*, 76(3), 317–348. <https://doi.org/10.3102/00346543076003317>
- Miyake, A., Friedman, N. P., Rettinger, D. A., Shah, P. & Hegarty, M. (2001). How are visuospatial working memory, executive functioning, and spatial abilities related? A latent-variable analysis. *Journal of experimental psychology. General*, 130(4), 621–640. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.130.4.621>
- Moffat, S. D. & Hampson, E. (1996). A curvilinear relationship between testosterone and spatial cognition in humans: possible influence of hand preference. *Psychoneuroendocrinology*, 21(3), 323–337. [https://doi.org/10.1016/0306-4530\(95\)00051-8](https://doi.org/10.1016/0306-4530(95)00051-8)
- Montessori. (1912). *The Montessori method: Montessori, M. (1912). The Montessori method*. London: William Heinemann.
- Moreno, R. & Mayer, R. (2007). Interactive Multimodal Learning Environments. *Educational Psychology Review*, 19(3), 309–326. <https://doi.org/10.1007/s10648-007-9047-2>
- Müller-Kalthoff & Möller (2003). The Effects of Graphical Overviews, Prior Knowledge, and Self-Concept on Hypertext Disorientation and Learning Achievement. *Journal of Educational Multimedia and Hypermedia*, 12(2), 117–134. <https://www.learnlib.org/p/14576/>
- Mutlu-Bayraktar, D., Cosgun, V. & Altan, T. (2019). Cognitive load in multimedia learning environments: A systematic review. *Computers & Education*, 141, 103618. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103618>
- Myhill, D. & Brackley, M. (2004). MAKING CONNECTIONS: TEACHERS' USE OF CHILDREN'S PRIOR KNOWLEDGE IN WHOLE CLASS DISCOURSE. *British Journal of Educational Studies*, 52(3), 263–275. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8527.2004.00267.x>
- Nahum, T. L., Mamlok-Naaman, R., Hofstein, A. & Krajcik, J. (2007). Developing a new teaching approach for the chemical bonding concept aligned with current scientific and pedagogical knowledge. *Science Education*, 91(4), 579–603. <https://doi.org/10.1002/sce.20201>
- Nakhleh, M. B. (1992). Why some students don't learn chemistry: Chemical misconceptions. *Journal of Chemical Education*, 69(3), 191. <https://doi.org/10.1021/ed069p191>
- Nakiboglu, C. (2003). INSTRUCTIONAL MISCONCEPTIONS OF TURKISH PROSPECTIVE CHEMISTRY TEACHERS ABOUT ATOMIC ORBITALS AND HYBRIDIZATION. *Chem. Educ. Res. Pract.*, 4(2), 171–188. <https://doi.org/10.1039/B2RP90043B>
- Nathan, Stephens, Masarik & Alibali. (2002). *Representational fluency in middle school: A classroom study*. [http://website.education.wisc.edu/mnathan/publications\\_files/2002\\_nathan\\_pme2002\\_repfluency.pdf](http://website.education.wisc.edu/mnathan/publications_files/2002_nathan_pme2002_repfluency.pdf)
- Nehring, A. & Schwichow, M. (2020). Was ist Wissen, was ist Können? Deutungen des Kompetenzbegriffs und deren psychometrische Konsequenzen im Kontext von Fachwissen und Variablenkontrollstrategie. *Zeitschrift für Didaktik der Naturwissenschaften*, 26(1), 73–87. <https://doi.org/10.1007/s40573-020-00113-y>
- Nerdel, C. (2017). *Grundlagen der Naturwissenschaftsdidaktik: Kompetenzorientiert und aufgabenbasiert für Schule und Hochschule* [1. Auflage]. Lehrbuch. Springer Spektrum. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-53158-7>
- Nicoll, G. (2001). A report of undergraduates' bonding misconceptions. *International Journal of Science Education*, 23(7), 707–730. <https://doi.org/10.1080/09500690010025012>
- Nicoll, G. (2003). A Qualitative Investigation of Undergraduate Chemistry Students' Macroscopic Interpretations of the Submicroscopic Structures of Molecules. *Journal of Chemical Education*, 80(2), 205. <https://doi.org/10.1021/ed080p205>

- Nimmermark, A., Öhrström, L., Mårtensson, J. & Davidowitz, B. (2016). Teaching of chemical bonding: a study of Swedish and South African students' conceptions of bonding. *Chem. Educ. Res. Pract.*, 17(4), 985–1005. <https://doi.org/10.1039/C6RP00106H>
- Norris, S. P. & Phillips, L. M. (2003). How literacy in its fundamental sense is central to scientific literacy. *Science Education*, 87(2), 224–240. <https://doi.org/10.1002/sce.10066>
- Novak, M. & Schwan, S. (2021). Does Touching Real Objects Affect Learning? *Educational Psychology Review*, 33(2), 637–665. <https://doi.org/10.1007/s10648-020-09551-z>
- Orfanou, K., Tselios, N. & Katsanos, C. (2015). Perceived usability evaluation of learning management systems: Empirical evaluation of the System Usability Scale. *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 16(2). <https://doi.org/10.19173/irrodl.v16i2.1955>
- Osborne, J. (2013). The 21st century challenge for science education: Assessing scientific reasoning. *Thinking Skills and Creativity*, 10, 265–279. <https://doi.org/10.1016/j.tsc.2013.07.006>
- Osborne, R. & Freyberg, P. (1985). *Learning in Science. The Implications of Children's Science*. Heinemann Educational Books, Inc., 70 Court Street, Portsmouth, NH 03801. <https://eric.ed.gov/?id=ed276588>
- Othman, J., Treagust, D. F. & Chandrasegaran, A. L. (2008). An Investigation into the Relationship between Students' Conceptions of the Particulate Nature of Matter and their Understanding of Chemical Bonding. *International Journal of Science Education*, 30(11), 1531–1550. <https://doi.org/10.1080/09500690701459897>
- Özmen, H. (2004). Some Student Misconceptions in Chemistry: A Literature Review of Chemical Bonding. *Journal of Science Education and Technology*, 13(2), 147–159. <https://doi.org/10.1023/B:JOST.0000031255.92943.6d>
- Paas, F. & Sweller, J. (2012). An Evolutionary Upgrade of Cognitive Load Theory: Using the Human Motor System and Collaboration to Support the Learning of Complex Cognitive Tasks. *Educational Psychology Review*, 24(1), 27–45. <https://doi.org/10.1007/s10648-011-9179-2>
- Paas, F. & Sweller, J. (2014). Implications of Cognitive Load Theory for Multimedia Learning. In Mayer (Hrsg.), *The Cambridge Handbook of Multimedia Learning* (S. 27–42). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139547369.004>
- Paivio, A. (1990). *Mental representations: A dual coding approach*. Oxford psychology series: Bd. 9. Clarendon Press; Oxford University Press.
- Pani, J. R., Chariker, J. H., Dawson, T. E. & Johnson, N. (2005). Acquiring new spatial intuitions: learning to reason about rotations. *Cognitive psychology*, 51(4), 285–333. <https://doi.org/10.1016/j.cogpsych.2005.06.002>
- Park, Korbach & Brünken. (2015a). *Do learner characteristics moderate the seductive-details-effect? A cognitive-load-study using eye-tracking*. [https://www.jstor.org/stable/pdf/jeductechsoci.18.4.24.pdf?casa\\_token=elytmpzdgaaaaa:sscny2elrwnmskvspdnh3vg2l6oeyegwn2scriz2eu9gn9bup0gjedqyqnf6hibudusco1isutievmgdw7oyy8rkxgvw4jqoggh-uoichvgzqpdn7pq](https://www.jstor.org/stable/pdf/jeductechsoci.18.4.24.pdf?casa_token=elytmpzdgaaaaa:sscny2elrwnmskvspdnh3vg2l6oeyegwn2scriz2eu9gn9bup0gjedqyqnf6hibudusco1isutievmgdw7oyy8rkxgvw4jqoggh-uoichvgzqpdn7pq)
- Park, Korbach & Brünken. (2015b). *Do learner characteristics moderate the seductive-details-effect? A cognitive-load-study using eye-tracking*. [https://www.jstor.org/stable/pdf/jeductechsoci.18.4.24.pdf?casa\\_token=gpuinquyyacaaaaa:4y1zf8lf4pqm0day7vdkhtehvkkpq1xmncgkig6\\_5w4ekncbpkduzjkhqn8rnfomalwvdp1wwodot6\\_lu2fsgsbojmkml09qwi f3lz6qr9ymotqpa](https://www.jstor.org/stable/pdf/jeductechsoci.18.4.24.pdf?casa_token=gpuinquyyacaaaaa:4y1zf8lf4pqm0day7vdkhtehvkkpq1xmncgkig6_5w4ekncbpkduzjkhqn8rnfomalwvdp1wwodot6_lu2fsgsbojmkml09qwi f3lz6qr9ymotqpa)
- Park, C., Kim, D.-g., Cho, S. & Han, H.-J. (2019). Adoption of multimedia technology for learning and gender difference. *Computers in Human Behavior*, 92, 288–296. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.11.029>
- Passmore, C., Gouvea, J. S. & Giere, R. (2014). Models in Science and in Learning Science: Focusing Scientific Practice on Sense-making. In M. R. Matthews (Hrsg.), *International Handbook of Research in History, Philosophy and Science Teaching* (S. 1171–1202). Springer Netherlands. [https://doi.org/10.1007/978-94-007-7654-8\\_36](https://doi.org/10.1007/978-94-007-7654-8_36)
- Peterson & Treagust (1989). Grade-12 students' misconceptions of covalent bonding and structure. *Journal of Chemical Education*, 66(6), 459. <https://doi.org/10.1021/ed066p459>
- Peterson, Treagust & Garnett (1989). Development and application of a diagnostic instrument to evaluate grade-11 and -12 students' concepts of covalent bonding and structure following a course of instruction. *Journal of Research in Science Teaching*, 26(4), 301–314. <https://doi.org/10.1002/tea.3660260404>
- Peterson, L. & Peterson, M. J. (1959). Short-term retention of individual verbal items. *Journal of experimental psychology*, 58(3), 193–198. <https://doi.org/10.1037/h0049234>
- Pfeifer, P. (Hrsg.). (2002). *Konkrete Fachdidaktik Chemie* (Neubearb., 3. Aufl.). Oldenbourg Schulbuchverl.
- Piaget, J. (1987). *Possibility and necessity: The role of possibility in cognitive development*. Univ Of Minnesota Press.
- Pintrich, P. R. (2003). A Motivational Science Perspective on the Role of Student Motivation in Learning and Teaching Contexts. *Journal of Educational Psychology*, 95(4), 667–686. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.95.4.667>
- Pouw, W. T. J. L., Nooijer, J. A. de, van Gog, T., Zwaan, R. A. & Paas, F. (2014). Toward a more embedded/extended perspective on the cognitive function of gestures. *Frontiers in Psychology*, 5, 359. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2014.00359>
- Preacher, K. J. & Hayes, A. F. (2004). SPSS and SAS procedures for estimating indirect effects in simple mediation models. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, 36(4), 717–731. <https://doi.org/10.3758/BF03206553>

- Preece, D., Williams, S. B., Lam, R. & Weller, R. (2013). "Let's get physical": advantages of a physical model over 3D computer models and textbooks in learning imaging anatomy. *Anatomical sciences education*, 6(4), 216–224. <https://doi.org/10.1002/ase.1345>
- Pribyl, J. R. & Bodner, G. M. (1987). Spatial ability and its role in organic chemistry: A study of four organic courses. *Journal of Research in Science Teaching*, 24(3), 229–240. <https://doi.org/10.1002/tea.3660240304>
- Prodjosantoso, A. K., Hertina, A. M. & Irwanto, I. (2019). The Misconception Diagnosis on Ionic and Covalent Bonds Concepts with Three Tier Diagnostic Test. *International Journal of Instruction*, 12(1), 1477–1488. <https://doi.org/10.29333/iji.2019.12194a>
- R. Vladušić, R. B. Bucat & M. Ožić (2016). Understanding ionic bonding – a scan across the Croatian education system. *Chemistry Education Research and Practice*, 17(4), 685–699. <https://doi.org/10.1039/C6RP00040A>
- Reeves (2015). Reorienting educational technology research from things to problems. *Learn: Res Pract*, 1, 91.
- Reeves, T. C. & Oh, E. G. (2016). The goals and methods of educational technology research over a quarter century (1989–2014). *Educational Technology Research and Development*, 65(2), 325–339. <https://doi.org/10.1007/s11423-016-9474-1>
- Reilly, D. & Neumann, D. L. (2013). Gender-Role Differences in Spatial Ability: A Meta-Analytic Review. *Sex Roles*, 68(9-10), 521–535. <https://doi.org/10.1007/s11199-013-0269-0>
- Reiners, C. S. (2016). *Chemie vermitteln: Fachdidaktische Grundlagen und Implikationen*. Springer-Verlag.
- Renkl, A. & Scheiter, K. (2017). Studying Visual Displays: How to Instructionally Support Learning. *Educational Psychology Review*, 29(3), 599–621. <https://doi.org/10.1007/s10648-015-9340-4>
- Rey, G. D. (2009). *E-Learning: Theorien, Gestaltungsempfehlungen und Forschung*. Hogrefe AG.
- Richter, J., Scheiter, K. & Eitel, A. (2018). Signaling text–picture relations in multimedia learning: The influence of prior knowledge. *Journal of Educational Psychology*, 110(4), 544–560. <https://doi.org/10.1037/edu0000220>
- Riedel, E. (2010). *Allgemeine und Anorganische Chemie*. De Gruyter. <https://doi.org/10.1515/9783110227826>
- Rizzolatti, G. & Craighero, L. (2004). The mirror-neuron system. *Annual review of neuroscience*, 27, 169–192. <https://doi.org/10.1146/annurev.neuro.27.070203.144230>
- Roberts, J. R., Hagedorn, E., Dillenburg, P., Patrick, M. & Herman, T. (2005). Physical models enhance molecular three-dimensional literacy in an introductory biochemistry course *Biochemistry and molecular biology education : a bimonthly publication of the International Union of Biochemistry and Molecular Biology*, 33(2), 105–110. <https://doi.org/10.1002/bmb.2005.494033022426>
- Robertson, J. & Howells, C. (2008). Computer game design: Opportunities for successful learning. *Computers & Education*, 50(2), 559–578. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2007.09.020>
- Ross, S. M., Morrison, G. R. & Lowther, D. L. (2010). Educational Technology Research Past and Present: Balancing Rigor and Relevance to Impact School Learning. *Contemporary Educational Technology*, 1(1). <https://doi.org/10.30935/cedtech/5959>
- Ruddle, R. A. & Jones, D. M. (2001). Manual and virtual rotation of a three-dimensional object. *Journal of experimental psychology. Applied*, 7(4), 286–296.
- Russell, J. & Kozma, R. (2005). Assessing Learning from the Use of Multimedia Chemical Visualization Software. In J. K. Gilbert (Hrsg.), *Visualization in Science Education* (S. 299–332). Springer Netherlands. [https://doi.org/10.1007/1-4020-3613-2\\_15](https://doi.org/10.1007/1-4020-3613-2_15)
- Sarama, J. & Clements, D. H. (2009). "Concrete" Computer Manipulatives in Mathematics Education. *Child Development Perspectives*, 3(3), 145–150. <https://doi.org/10.1111/j.1750-8606.2009.00095.x>
- Scheiter, K., Brucker, B. & Ainsworth, S. (2020). "Now move like that fish": Can enactment help learners come to understand dynamic motion presented in photographs and videos? *Computers & Education*, 155, 103934. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2020.103934>
- Schmidt, H.-J., Kaufmann, B. & Treagust, D. F. (2009). Students' understanding of boiling points and intermolecular forces. *Chem. Educ. Res. Pract.*, 10(4), 265–272. <https://doi.org/10.1039/B920829C>
- Schneider, W. (2008). *Ergonomische Gestaltung von Benutzungsschnittstellen: Kommentar zur Grundsatznorm DIN EN ISO 9241-110*. Beuth Verlag.
- Schnotz, W. (2001). Wissenserwerb mit Multimedia. *Unterrichtswissenschaft*, 29. <https://doi.org/10.25656/01:7717> (Unterrichtswissenschaft 29 (2001) 4, S. 292-318).
- Schnotz, W. (2002). *Wissenserwerb mit Texten, Bildern und Diagrammen*. <https://scholar.google.com/citations?user=qp-4e5kaaaaj&hl=de&oi=sra>
- Schnotz, W. (2014). Integrated Model of Text and Picture Comprehension. In Mayer (Hrsg.), *The Cambridge Handbook of Multimedia Learning* (S. 72–103). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139547369.006>
- Schroeder, N. L. & Cenkci, A. T. (2018). Spatial Contiguity and Spatial Split-Attention Effects in Multimedia Learning Environments: a Meta-Analysis. *Educational Psychology Review*, 30(3), 679–701. <https://doi.org/10.1007/s10648-018-9435-9>
- Schwartz & Plass (2014). Click versus drag: User-performed tasks and the enactment effect in an interactive multimedia environment. *Computers in Human Behavior*, 33, 242–255. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2014.01.012>
- Schwartz, D. L. & Holton, D. L. (2000). Tool use and the effect of action on the imagination. *Journal of experimental psychology. Learning, memory, and cognition*, 26(6), 1655–1665. <https://doi.org/10.1037//0278-7393.26.6.1655>

- Sedig (2008). From Play to Thoughtful Learning: A Design Strategy to Engage Children With Mathematical Representations. *Journal of Computers in Mathematics and Science Teaching*, 27(1), 65–101. <https://www.learntechlib.org/p/23627/>
- Shaikh, U. A. S., Magana, A. J., Neri, L., Escobar-Castillejos, D., Noguez, J. & Benes, B. (2017). Undergraduate students' conceptual interpretation and perceptions of haptic-enabled learning experiences. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 14(1). <https://doi.org/10.1186/s41239-017-0053-2>
- Shapiro, S. (2004). The Nature and Limits of Abstraction. *The Philosophical Quarterly*, 54(214), 166–174. <https://doi.org/10.1111/j.0031-8094.2004.00346.x>
- Sharon, A. J. & Baram-Tsabari, A. (2020). Can science literacy help individuals identify misinformation in everyday life? *Science Education*, 104(5), 873–894. <https://doi.org/10.1002/sce.21581>
- Sloutsky, V. M., Kaminski, J. A. & Heckler, A. F. (2005). The advantage of simple symbols for learning and transfer. *Psychonomic Bulletin & Review*, 12(3), 508–513. <https://doi.org/10.3758/BF03193796>
- Smith & Olkun (2005). Why Interactivity Works: Interactive Priming of Mental Rotation. *Journal of Educational Computing Research*, 32(2), 93–111. <https://doi.org/10.2190/4KA5-03UX-A70E-E53W>
- Smith, D. P. (2016). Active learning in the lecture theatre using 3D printed objects. *F1000Research*, 5, 61. <https://doi.org/10.12688/f1000research.7632.2>
- Smith-Woolley, E., Pingault, J.-B., Selzam, S., Rimfeld, K., Krapohl, E., Stumm, S. von, Asbury, K., Dale, P. S., Young, T., Allen, R., Kovas, Y. & Plomin, R. (2018). Differences in exam performance between pupils attending selective and non-selective schools mirror the genetic differences between them. *NPJ science of learning*, 3, 3. <https://doi.org/10.1038/s41539-018-0019-8>
- Snyder, C. W., Vandromme, M. J., Tyra, S. L. & Hawn, M. T. (2009). Proficiency-based laparoscopic and endoscopic training with virtual reality simulators: a comparison of proctored and independent approaches. *Journal of surgical education*, 66(4), 201–207. <https://doi.org/10.1016/j.jsurg.2009.07.007>
- Stachowiak, H. (1973). *Allgemeine Modelltheorie*. Springer.
- Stefani, C. & Tsapralis, G. (2009). Students' levels of explanations, models, and misconceptions in basic quantum chemistry: A phenomenographic study. *Journal of Research in Science Teaching*, 46(5), 520–536. <https://doi.org/10.1002/tea.20279>
- Sternberg, R. J. (Hrsg.). (1991). *Complex problem solving: Principles and mechanisms* (1 [print.]. Erlbaum Associates. <http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy0742/91007225-d.html>
- Stieff, Lira, S. & Desutter (2016). Improving Representational Competence with Concrete Models. *Science Education*, 100(2), 344–363. <https://doi.org/10.1002/sce.21203>
- Stieff, Lira & Scopelitis (2016). Gesture Supports Spatial Thinking in STEM. *Cognition and Instruction*, 34(2), 80–99. <https://doi.org/10.1080/07370008.2016.1145122>
- Stolz, S. A. (2015). Embodied Learning. *Educational Philosophy and Theory*, 47(5), 474–487. <https://doi.org/10.1080/00131857.2013.879694>
- Stull, A. T., Barrett, T. & Hegarty, M. (2013). Usability of concrete and virtual models in chemistry instruction. *Computers in Human Behavior*, 29(6), 2546–2556. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2013.06.012>
- Stull, A. T., Gainer, M. J. & Hegarty, M. (2018). Learning by enacting: The role of embodiment in chemistry education. *Learning and Instruction*, 55, 80–92. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2017.09.008>
- Stull, A. T. & Hegarty, M. (2016). Model manipulation and learning: Fostering representational competence with virtual and concrete models. *Journal of Educational Psychology*, 108(4), 509–527. <https://doi.org/10.1037/edu0000077>
- Stull, A. T., Hegarty, M., Dixon, B. & Stieff, M. (2012). Representational Translation With Concrete Models in Organic Chemistry. *Cognition and Instruction*, 30(4), 404–434. <https://doi.org/10.1080/07370008.2012.719956>
- Surry (2001). What's wrong with media comparison studies? *Educ Technol*, 41, 32.
- Sweller, Merriënboer & Paas (2019). Cognitive Architecture and Instructional Design: 20 Years Later. *Educational Psychology Review*, 31(2), 261–292. <https://doi.org/10.1007/s10648-019-09465-5>
- Sweller, J. (1988). Cognitive Load During Problem Solving: Effects on Learning. *Cognitive Science*, 12(2), 257–285. [https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202\\_4](https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202_4)
- Sweller, J. (1999). *Instructional design: Instructional design in technical areas* (1. publ). *Australian education review: Bd. 43*. ACER.
- Sweller, J. (2008). Instructional Implications of David C. Geary's Evolutionary Educational Psychology. *Educational Psychologist*, 43(4), 214–216. <https://doi.org/10.1080/00461520802392208>
- Sweller, J. (2010). Element Interactivity and Intrinsic, Extraneous, and Germane Cognitive Load. *Educational Psychology Review*, 22(2), 123–138. <https://doi.org/10.1007/s10648-010-9128-5>
- Sweller, J. & Cooper, G. A. (1985). The Use of Worked Examples as a Substitute for Problem Solving in Learning Algebra. *Cognition and Instruction*, 2(1), 59–89. [https://doi.org/10.1207/s1532690xci0201\\_3](https://doi.org/10.1207/s1532690xci0201_3)
- Sweller et. al. (2019). Cognitive Architecture and Instructional Design: 20 Years Later. *Educational Psychology Review*, 31(2), 261–292. <https://doi.org/10.1007/s10648-019-09465-5>
- Székely, G. & Satava, R. M. (1999). Virtual reality in medicine. Interview by Judy Jones. *BMJ (Clinical research ed.)*, 319(7220), 1305. <https://doi.org/10.1136/bmj.319.7220.1305>
- Taber. (1994). *Misunderstanding the ionic bond*. <https://scholar.google.com/citations?user=mvyazjuaaaaj&hl=de&oi=sra>
- Taber (1997). Student Understanding of Ionic Bonding: Molecular versus Electrostatic Framework? *The School science review*, 78(285)(285). <https://www.researchgate.net/profile/keith->

- taber/publication/234764436\_student\_understanding\_of\_ionic\_bonding\_molecular\_versus\_electrostatic\_framework
- Taber. (2002). *Chemical Misconceptions: Prevention, Diagnosis and Cure*. Royal Society of Chemistry.
- Taber. (2012). Constructivism as educational theory: Contingency in learning, and optimally guided instruction. In *Educational theory* (S. 39–61). Nova. <https://cepa.info/paper.cgi?id=473&action=add>
- Taber & Coll. (2003). Bonding. In J. K. Gilbert, O. Jong, R. Justi, D. F. Treagust & J. H. Driel (Hrsg.), *Science & Technology Education Library. Chemical Education: Towards Research-based Practice* (Bd. 17, S. 213–234). Kluwer Academic Publishers. [https://doi.org/10.1007/0-306-47977-X\\_10](https://doi.org/10.1007/0-306-47977-X_10)
- Taber, K. S. (2009). *Progressing science education: Constructing the scientific research programme into the contingent nature of learning science*. *Science & Technology Education Library: Bd. 37*. Springer.
- Talanquer, V. (2011). Macro, Submicro, and Symbolic: The many faces of the chemistry “triplet”. *International Journal of Science Education*, 33(2), 179–195. <https://doi.org/10.1080/09500690903386435>
- Tan, K. C. D. & Treagust, D. F. (1999). Evaluating students' understanding of chemical bonding. 0036-6811. <https://repository.nie.edu.sg/handle/10497/14150>
- Tang, M., Ginns, P. & Jacobson, M. J. (2019). Tracing Enhances Recall and Transfer of Knowledge of the Water Cycle. *Educational Psychology Review*, 31(2), 439–455. <https://doi.org/10.1007/s10648-019-09466-4>
- Tarhan, L., Ayar-Kayali, H., Urek, R. O. & Acar, B. (2008). Problem-Based Learning in 9th Grade Chemistry Class: 'Intermolecular Forces'. *Research in Science Education*, 38(3), 285–300. <https://doi.org/10.1007/s11165-007-9050-0>
- Taskin, V. & Bernholt, S. (2014). Students' Understanding of Chemical Formulae: A review of empirical research. *International Journal of Science Education*, 36(1), 157–185. <https://doi.org/10.1080/09500693.2012.744492>
- Tavakol, M. & Dennick, R. (2011). Making sense of Cronbach's alpha. *International journal of medical education*, 2, 53–55. <https://doi.org/10.5116/ijme.4dfb.8dfd>
- Tavakoli, H. (2013). *A dictionary of research methodology and statistics in applied linguistics*. Rahnamā.
- Thompson & Zamboanga (2004). Academic Aptitude and Prior Knowledge as Predictors of Student Achievement in Introduction to Psychology. *Journal of Educational Psychology*, 96(4), 778–784. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.96.4.778>
- Thompson, E. (2010). *Mind in life: Biology, phenomenology, and the sciences of mind* (First Harvard University Press paperback edition). The Belknap Press of Harvard University Press.
- Thuseethan, S. & Kuhanesan, S. (2014). Influence of Facebook in Academic Performance of Sri Lankan University Students. *SSRN Electronic Journal*. Vorab-Onlinepublikation. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2478336>
- Tolar, T. D., Lederberg, A. R. & Fletcher, J. M. (2009). A structural model of algebra achievement: computational fluency and spatial visualisation as mediators of the effect of working memory on algebra achievement. *Educational Psychology*, 29(2), 239–266. <https://doi.org/10.1080/01443410802708903>
- Tolle, H., Hafis, M., Afif, A. & Arai, K. (2020). Perceived Usability of Educational Chemistry Game Gathered via CSUQ Usability Testing in Indonesian High School Students. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 11(3). <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2020.0110389>
- Treagust, D. F. & Harrison, A. G. (2000). In search of explanatory frameworks: an analysis of Richard Feynman's lecture 'Atoms in motion'. *International Journal of Science Education*, 22(11), 1157–1170. <https://doi.org/10.1080/09500690050166733>
- Triona, L. M. & Klahr, D. (2003). Point and Click or Grab and Heft: Comparing the Influence of Physical and Virtual Instructional Materials on Elementary School Students' Ability to Design Experiments. *Cognition and Instruction*, 21(2), 149–173. [https://doi.org/10.1207/S1532690XCI2102\\_02](https://doi.org/10.1207/S1532690XCI2102_02)
- Tselios, N., Papadimitriou, I., Raptis, D., Yiannoutsou, N., Komis, V. & Avouris, N. (2009). Design for Mobile Learning in Museums. In D. Taniar (Hrsg.), *Mobile Computing* (S. 3282–3299). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-60566-054-7.ch242>
- Tuckey, H., Selvaratnam, M. & Bradley, J. (1991). Identification and rectification of student difficulties concerning three-dimensional structures, rotation, and reflection. *Journal of Chemical Education*, 68(6), 460. <https://doi.org/10.1021/ed068p460>
- Tulving, E. & Watkins, O. C. (1977). Recognition failure of words with a single meaning. *Memory & cognition*, 5(5), 513–522. <https://doi.org/10.3758/BF03197394>
- Ünal, Bayram & Coştu. (2010). *Secondary School Students' Misconceptions of Covalent Bonding*. <https://search.proquest.com/openview/516f77aeb7967da9eee6c262f40bdc8b/1?pq-origsite=gscholar&cbl=2032192>
- Upmeier zu Belzen, A. (2013). *Unterrichten mit Modellen*.
- Urban & Mayerl. (2006). *Regressionsanalyse: Theorie, Technik und Anwendung*. VS Verlag für Sozialwissenschaften. <https://doi.org/10.1007/978-3-531-90141-1>
- Uttal, D. H., O'Doherty, K., Newland, R., Hand, L. L. & DeLoache, J. (2009). Dual Representation and the Linking of Concrete and Symbolic Representations. *Child Development Perspectives*, 3(3), 156–159. <https://doi.org/10.1111/j.1750-8606.2009.00097.x>
- Uyulgan, M. A., Akkuzu, N. & Alpat, Ş. (2014). ASSESSING THE STUDENTS' UNDERSTANDING RELATED TO MOLECULAR GEOMETRY USING A TWO-TIER DIAGNOSTIC TEST. *Journal of Baltic Science Education*, 13(6), 839–855. <https://www.ceeol.com/search/article-detail?id=1024610>
- van Gog, T., Ericsson, K. A., Rikers, R. M. J. P. & Paas, F. (2005). Instructional design for advanced learners: Establishing connections between the theoretical frameworks of cognitive load and deliberate practice. *Educational Technology Research and Development*, 53(3), 73–81. <https://doi.org/10.1007/BF02504799>



- van Gog, T., Kester, L., Nievelein, F., Giesbers, B. & Paas, F. (2009). Uncovering cognitive processes: Different techniques that can contribute to cognitive load research and instruction. *Computers in Human Behavior*, 25(2), 325–331. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2008.12.021>
- van Riesen, S. A. N., Gijlers, H., Anjewierden, A. A. & Jong, T. de (2022). The influence of prior knowledge on the effectiveness of guided experiment design. *Interactive Learning Environments*, 30(1), 17–33. <https://doi.org/10.1080/10494820.2019.1631193>
- Vandenberg, S. G. & Kuse, A. R. (1978). Mental rotations, a group test of three-dimensional spatial visualization. *Perceptual and motor skills*, 47(2), 599–604. <https://doi.org/10.2466/pms.1978.47.2.599>
- Varela, F. J., Thompson, E., Rosch, E. & Kabat-Zinn, J. (2016). *The embodied mind: Cognitive science and human experience* (Revised edition). The MIT Press.
- Vermeeren, A. P. O. S., Law, E. L.-C., Roto, V., Obrist, M., Hoonhout, J. & Väänänen-Vainio-Mattila, K. (2010). User experience evaluation methods. In E. P. Hvannberg, M. K. Lárusdóttir, A. Blandford & J. Gulliksen (Hrsg.), *Proceedings of the 6th Nordic Conference on Human-Computer Interaction: Extending Boundaries* (S. 521–530). ACM. <https://doi.org/10.1145/1868914.1868973>
- Vlachogianni, P. & Tselios, N. (2022). Perceived usability evaluation of educational technology using the System Usability Scale (SUS): A systematic review. *Journal of Research on Technology in Education*, 54(3), 392–409. <https://doi.org/10.1080/15391523.2020.1867938>
- Wai, J., Lubinski, D. & Benbow, C. P. (2009). Spatial ability for STEM domains: Aligning over 50 years of cumulative psychological knowledge solidifies its importance. *Journal of Educational Psychology*, 101(4), 817–835. <https://doi.org/10.1037/a0016127>
- Weisberg, S. M. & Newcombe, N. S. (2017). Embodied cognition and STEM learning: overview of a topical collection in CR:PI. *Cognitive research: principles and implications*, 2(1), 38. <https://doi.org/10.1186/s41235-017-0071-6>
- Wexler, M., Kosslyn, S. M. & Berthoz, A. (1998). Motor processes in mental rotation. *Cognition*, 68(1), 77–94. [https://doi.org/10.1016/S0010-0277\(98\)00032-8](https://doi.org/10.1016/S0010-0277(98)00032-8)
- Wiedenbauer, G. & Jansen-Osmann, P. (2008). Manual training of mental rotation in children. *Learning and Instruction*, 18(1), 30–41. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2006.09.009>
- Wilson (2002). Six views of embodied cognition. *Psychonomic Bulletin & Review*, 9(4), 625–636. <https://doi.org/10.3758/bf03196322>
- Wilson, P. F., Stott, J., Warnett, J. M., Attridge, A., Smith, M. P. & Williams, M. A. (2017). Evaluation of Touchable 3D-Printed Replicas in Museums. *Curator: The Museum Journal*, 60(4), 445–465. <https://doi.org/10.1111/cura.12244>
- Wohlschläger, A. (1998). Mental and manual rotation. *Journal of experimental psychology. Human perception and performance*, 24(2), 397–412. <https://doi.org/10.1037//0096-1523.24.2.397>
- Wollrab, A. (2002). *Organische Chemie*. Springer Berlin Heidelberg. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-662-09137-1> <https://doi.org/10.1007/978-3-662-09137-1>
- Wong, A., Marcus, N., Ayres, P., Smith, L., Cooper, G. A., Paas, F. & Sweller, J. (2009). Instructional animations can be superior to statics when learning human motor skills. *Computers in Human Behavior*, 25(2), 339–347. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2008.12.012>
- Workman, J. E. & Lee, S.-H. (2004). A Cross-cultural Comparison of The Apparel Spatial Visualization Test and Paper Folding Test. *Clothing and Textiles Research Journal*, 22(1-2), 22–30. <https://doi.org/10.1177/0887302X0402200104>
- Wu, H.-K., Krajcik, J. S. & Soloway, E. (2001). Promoting understanding of chemical representations: Students' use of a visualization tool in the classroom. *Journal of Research in Science Teaching*, 38(7), 821–842. <https://doi.org/10.1002/tea.1033>
- Wu, H.-K. & Shah, P. (2004). Exploring visuospatial thinking in chemistry learning. *Science Education*, 88(3), 465–492. <https://doi.org/10.1002/sce.10126>
- Yelland, N. & Masters, J. (2007). Rethinking scaffolding in the information age. *Computers & Education*, 48(3), 362–382. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2005.01.010>
- Yeo, L.-M. & Tzeng, Y.-T. (2019). Tracing Effect in the Worked Examples-based Learning: An Exploration of Individual Differences in Working Memory Capacity. *EURASIA Journal of Mathematics, Science and Technology Education*, 15(10). <https://doi.org/10.29333/ejmste/105482>
- Zacharia, Z. C., Manoli, C., Xenofontos, N., Jong, T. de, Pedaste, M., van Riesen, S. A. N., Kamp, E. T., Mäeots, M., Siiman, L. & Tsourlidaki, E. (2015). Identifying potential types of guidance for supporting student inquiry when using virtual and remote labs in science: a literature review. *Educational Technology Research and Development*, 63(2), 257–302. <https://doi.org/10.1007/s11423-015-9370-0>
- Zacharia, Z. C. & Olympiou, G. (2011). Physical versus virtual manipulative experimentation in physics learning. *Learning and Instruction*, 21(3), 317–331. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2010.03.001>
- Ziegler, M. & Bühner, M. (2012). *Grundlagen der Psychologischen Diagnostik*. VS Verlag für Sozialwissenschaften. <https://doi.org/10.1007/978-3-531-93423-5>
- Zwaan, R. A. & Taylor, L. J. (2006). Seeing, acting, understanding: motor resonance in language comprehension. *Journal of experimental psychology. General*, 135(1), 1–11. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.135.1.1>

## Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Drei unterschiedliche modellhafte Darstellungen des Wasserstoffelektrons. Bohr'sche Kreisbahn (links), Streudiagramm der Ladungswolke mit höherer Punktdichte nahe des Atomkerns (in der Mitte) und die Elektronenwolke, innerhalb derer sich das Elektron zu 99 % Wahrscheinlichkeit aufhält. (Riedel, 2010).....	13
Abbildung 2: Darstellung der Polardiagramme der Winkelfunktionen $\chi$ für die p- und d-Orbitale. Die s-Orbitale sind kugelförmig, p-Orbitale sind hantelförmig. Beim $p_z$ -Orbital erstrecken sich diese Hanteln in z-Richtung, entsprechend sind die Hanteln der $p_x$ -Orbitals entlang der x-Achse und des $p_y$ -Orbitals entlang der y-Achse ausgerichtet. Die d-Orbitale sind bis auf das $p_z^2$ rosettenförmig. Lediglich die $p_z^2$ und $d_{x^2-y^2}$ erstrecken sich auf den jeweiligen Koordinatenachsen. Die $d_{yz}$ -, $d_{xy}$ - und $d_{xz}$ - Orbitale erstrecken sich zwischen den jeweiligen Koordinatenachsen. Die Elektronendichteverteilung bzw. die Form der Orbitale ist in den Abbildungen vereinfacht dargestellt. Für eine genauere Darstellung zum Beispiel der p-Orbitale siehe Abb.3. (Riedel, 2010).....	14
Abbildung 3: Exaktere Darstellungen der Orbitale $2p_z$ und $3p_z$ unter Berücksichtigung der gesamten Wellenfunktion $\psi$ . Die Form der Orbitale unterscheidet sich damit von den Polardiagrammen in Abb. 2. a) zeigt die räumlichen Darstellungen der $2p_z$ und $3p_z$ -Orbitale. Innerhalb der blauen Formen beträgt die Aufenthaltswahrscheinlichkeit des Elektrons 99 %. b) zeigt die Konturliniendiagramme der $2p_z$ und $3p_z$ -Orbitale auf einer Schnittebene. Innerhalb der blauen Linien beträgt die Aufenthaltswahrscheinlichkeit 50 %, innerhalb der schwarzen Linien 99 %. (Riedel, 2010).....	17
Abbildung 4: Lewis Formeln der Moleküle $Cl_2$ , $N_2$ und $CO_2$ . Blaue Striche stellen bindende, schwarze Striche stellen nicht bindende Elektronenpaare dar. Quelle: (Riedel, 2010).....	18
Abbildung 5: a) zeigt die erwartete Struktur des Methanmoleküls wenn die s-Orbitale der Wasserstofforbitale jeweils mit dem $2s$ -, $2p_x$ -, $2p_y$ - und $2p_z$ -Orbital des Kohlenstoffatoms binden würden. b) zeigt die experimentell gefundene Anordnung der der im Methanmolekül gebundenen Atome, einen symmetrischen Tetraeder. (Riedel, 2010).....	20
Abbildung 6: Der elektronische Grundzustand des Kohlenstoffatoms ist anhand eines Energiediagramms dargestellt. Pfeile repräsentieren Elektronen, horizontale Striche stellen Energieniveaus der Orbitale dar. Im Grundzustand befinden sich beim Kohlenstoffatom je 2 Elektronen im $1s$ - und $2s$ -Orbital (oben). Das $2p_z$ - und das $2p_y$ -Orbital enthalten jeweils ein Elektron. Bei der Hybridisierung entstehen durch Linearkombination von s- und p-Orbitalen Hybridorbitale (links). Die $sp^3$ -Hybridisierung liefert aus einem s- und drei p-Orbitalen vier äquivalente $sp^3$ -Hybridorbitale. Bei der $sp^2$ -Hybridisierung entstehen aus einem s- und zwei p-Orbitalen 3 äquivalente $sp^2$ -Hybridorbitale, das $p_z$ -Orbital bleibt mit einem Elektron besetzt bestehen (rechts).....	21
Abbildung 7: Energetische Betrachtung der Bindungsbildung zwischen zwei $sp^3$ -Hybridorbitalen am Beispiel des Methanmoleküls. Durch Überlappung der beiden Hybridorbitale werden die Energieniveaus aufgespalten, wobei ein bindendes- und ein antibindendes MO entsteht. Lediglich das bindende MO wird mit zwei Elektronen (je ein Elektron pro Hybridorbital) besetzt. Dadurch kommt es durch die Bindungsbildung zu einem Gewinn an Bindungsenergie.....	23
Abbildung 8: Überlappung zweier p-Orbitale zu einem bindenden und einem antibindenden $\pi$ -Molekülorbital. Durch die ausschließliche Besetzung des bindenden $\pi$ -Molekülorbitals wird Bindungsenergie gewonnen. ....	24
Abbildung 9: Modell der integrativen Text-Bild-Verarbeitung nach Schnotz (2001).....	37
Abbildung 10: Das erstellte 3 Ebenen Modell der kognitiven Verarbeitung beim Lernen mit Multimedia.....	71
Abbildung 11: Studiendesign der ersten Pilotstudie.....	75
Abbildung 12: Studiendesign zweiten Pilotstudie.....	76

Abbildung 13: Studiendesign der Hauptstudie. ....	76
Abbildung 14: Studiendesign der ersten Pilotstudie.....	77
Abbildung 15: Beispielitems des Paper-Folding-Tests, wie sie die Probanden online sahen. ....	87
Abbildung 16: Erste zehn Items des Paper-Folding-Tests. ....	88
Abbildung 17: Zweiten zehn Items des Paper-Folding-Tests. ....	89
Abbildung 18: Die System-Usability-Scale Ansicht der Proband*innen.....	91
Abbildung 19: Die Perceived-Usefulness Skala Ansicht der Proband*innen. ....	92
Abbildung 20: Die Intention-of-further-Use Skala Ansicht der Proband*innen. ....	92
Abbildung 21: Zusammenführung der Darstellungen von Atom- und Hybridorbitalen mit den Bauteilen des digitalen Baukastens (App). ....	99
Abbildung 22: Instruktion zur zweiten Übungsaufgabe während des Lernvideos.....	100
Abbildung 23: Dreidimensionale Darstellung von p-Orbitalen aus dem Lehrbuch (Riedel, 2010) ....	102
Abbildung 24: Darstellung von Molekülen, die in der Orbitalbaukasten-App modelliert wurden: Chlor-methan (links), Propen (rechts oben) und Wasser (unten). Freie Elektronenpaare beim Chlor- bzw. Sauerstoffatom werden durch Anbringen eines weiteren Bauteils vergrößert. ....	102
Abbildung 25: Darstellung der Menüführung der App (links) und des User-Interfaces zur Manipulation der Bauteile (rechts). ....	104
Abbildung 26: Schema der Durchführung der ersten Pilotstudie. ....	106
Abbildung 27: Studiendesign der zweiten Pilotstudie. ....	113
Abbildung 28: Schema der Durchführung der zweiten Pilotstudie.....	136
Abbildung 29: Studiendesign der Hauptstudie. ....	140
Abbildung 30: Gestaltung der Intervention der Hauptstudie. ....	141
Abbildung 31: Gegenüberstellung der Mediation (links) und Moderation (rechts) ....	168
Abbildung 32: Das 3-Ebenen Modell zur kognitiven Verarbeitung beim Lernen mit Multimedia.....	171
Abbildung 33: Gegenüberstellung der gängigen Schemadarstellungen aus Lehrbüchern der Chemie (Wollrab, 2002) (links) und den 3D Bauteilen des haptischen Orbitalbaukastens (rechts). ....	172
Abbildung 34: Modell eines Benzolmoleküls mittels des haptischen Orbitalbaukastens. Die flexiblen p-Orbitale werden durch die Magnete derart verformt, dass der Eindruck einer Überlappung dieser Orbitale entsteht. ....	173
Abbildung 35: Schema der Studiendurchführung der Hauptstudie.....	174
Abbildung 36: Der Arbeitsplatz von Proband*innen der Gruppe HAP. ....	175
Abbildung 37: Für die Studiendurchführung vorbereiteter Lerhsaal. ....	176
Abbildung 38: Schema der Mediatoranalyse mit Score_RV_Pre als Mediator zwischen dem Effekt von Score_VW auf Score_ICL. ....	183
Abbildung 39: Schema der Mediatoranalyse mit Score_RV_Pre als Mediator zwischen dem Effekt von Score_VW auf Score_NT.....	189
Abbildung 40: Schema der Mediatoranalyse mit Score_VW als Mediator zwischen dem Effekt von Score_RV_Pre auf Score_NT.....	190
Abbildung 41: Schema der Mediatoranalyse mit Score_RV_Pre als Mediator zwischen dem Effekt von Score_VW auf ScoreModelling.....	192
Abbildung 42: Schema der Mediatoranalyse mit Score_VW als Mediator zwischen dem Effekt von Score_RV_Pre auf ScoreModelling.....	193
Abbildung 43: Übersicht der Ergebnisse der MANCOVA mit der abhängigen Variablen Usability (n.s. = nicht signifikant). ....	200
Abbildung 44: Übersicht der Ergebnisse der MANCOVA mit der abhängigen Variablen Cognitive Load (n.s. = nicht signifikant). ....	202
Abbildung 45: Übersicht der Ergebnisse der MANCOVA mit der abhängigen Variablen Cognitive Load (n.s. = nicht signifikant). ....	204

Abbildung 46: Übersicht der Ergebnisse der MANCOVA mit der abhängigen Variablen Lernerfolg (n.s. = nicht signifikant) ..... 206

## **Tabellenverzeichnis**

Tabelle 1: Auswertungsschema/Punktevergabe des Fachwissenstests .....	81
Tabelle 2: Skalendokumentation des Fachwissenstests im Pretest.....	82
Tabelle 3: : Skalendokumentation des Fachwissenstests im Posttest. ....	83
Tabelle 4: : Skalendokumentation des Paper-Folding-Tests. ....	87
Tabelle 5: : Skalendokumentation der System-Usability-Scale. ....	93
Tabelle 6: Skalendokumentation der Perceived-Ease-Of-Use Skala. ....	94
Tabelle 7: : Skalendokumentation der Perceived-Usefulness Skala. ....	95
Tabelle 8: Skalendokumentation der Intention-of-further-Use Skala.....	96
Tabelle 9: Skalenzusammenhang aller eingesetzten Skalen.....	98
Tabelle 10: Deskriptive Statistik des Fachwissenstests im Pretest. ....	108
Tabelle 11: Deskriptive Statistik des Fachwissenstests im Posttest.....	108
Tabelle 12: Ergebnisse der Korrelationsanalysen.....	109
Tabelle 13: Skalendokumentation des Fachwissenstests im Pretest.....	115
Tabelle 14: Skalendokumentation der Subskala Atomorbitaltheorie des Fachwissenstests im Pretest. ....	121
Tabelle 15: Skalendokumentation der Subskala Strukturchemie des Fachwissenstests im Pretest. .	122
Tabelle 16: Skalendokumentation der Subskala Chemische Bindung des Fachwissenstests im Pretest. ....	122
Tabelle 17: Skalendokumentation des Fachwissenstests im Posttest. ....	123
Tabelle 18: Skalendokumentation der Subskala Atomorbitaltheorie des Fachwissenstests im Posttest. ....	123
Tabelle 19: Skalendokumentation der Subskala Strukturchemie des Fachwissenstests im Posttest.	124
Tabelle 20: Skalendokumentation der Subskala chemische Bindung des Fachwissenstests im Posttest. ....	124
Tabelle 21: Skalendokumentation der ICL Skala. ....	125
Tabelle 22: Skalendokumentation der GCL Skala.....	126
Tabelle 23: Skalendokumentation der ECL Skala. ....	127
Tabelle 24: Skalendokumentation der ECL_instruc Skala. ....	128
Tabelle 25: Skalendokumentation der ECL_interac Skala. ....	129
Tabelle 26: Skalendokumentation der ECL_ environ Skala. ....	129
Tabelle 27: Skalendokumentation des Paper-Folding-Tests im Pretest.....	130
Tabelle 28: Skalendokumentation des Paper-Folding-Tests im Posttest.....	131
Tabelle 29: Skalendokumentation der SUS-Skala. ....	132
Tabelle 30: Skalendokumentation PEOU Skala.. ....	132
Tabelle 31: Skalendokumentation PU-Skala. ....	133
Tabelle 32: Skalendokumentation IoU-Skala. ....	134
Tabelle 33:Skalenzusammenhänge aller eingesetzten Skalen. ....	135
Tabelle 34:Ergebnisse der Korrelationsanalysen. ....	137
Tabelle 35: Stichprobenszusammensetzung der Proband*innen anhand der Studiengänge. ....	141
Tabelle 36: Darstellung der Fachsemester der Proband*innen.....	142
Tabelle 37: Altersstruktur der Proband*innen.....	142
Tabelle 38: Von den Probanden bereits abgeschlossene Chemie Module.....	143
Tabelle 39: Analyse der Homogenität der Gruppen DIG und HAP bzgl. Lernvoraussetzungen. ....	144

Tabelle 40: Rotierte Komponentenmatrix der Hauptkomponentenanalyse der Skalen Score_VW und Score_NT. Die Fragestellungen der Items wurden hier zur besseren Übersicht durch die Item-Namen ersetzt. Für die Inhalte der Items siehe Kap. 7.1.4.....	145
Tabelle 41: Rotierte Komponentenmatrix der Hauptkomponentenanalyse aller Usability Items. ....	147
Tabelle 42: Rotierte Komponentenmatrix der Hauptkomponentenanalyse der System-Usability-Scale. ....	150
Tabelle 43: Anhand der Ergebnisse der Hauptkomponentenanalyse verkürzte System-Usability_Scale. ....	151
Tabelle 44: Komponentenmatrix der Hauptkomponentenanalyse der Perceived-Ease-Of-Use Skala. ....	152
Tabelle 45: Rotierte Komponentenmatrix der Hauptkomponentenanalyse aller Cognitive Load Skalen. ....	153
Tabelle 46: Rotierte Komponentenmatrix der Hauptkomponentenanalyse der Cognitive Load Skalen mit 3 Faktoren. ....	155
Tabelle 47: Skalendokumentation des Fachwissenstests im Pretest.....	157
Tabelle 48: Skalendokumentation des Fachwissenstests im Posttest.....	157
Tabelle 49: Skalendokumentation des Paper-Folding-Tests im Pretest.....	161
Tabelle 50: Skalendokumentation des Paper-Folding-Tests im Posttest.....	161
Tabelle 51: Skalendokumentation der SUS-Skala. ....	162
Tabelle 52: Skalendokumentation der PEOU-Skala. ....	162
Tabelle 53: Skalendokumentation der USEFUL-Skala. ....	163
Tabelle 54: Skalendokumentation der ICL-Skala.....	164
Tabelle 55: Skalendokumentation der ECL-Skala.....	164
Tabelle 56: Skalendokumentation der ECL-Skala.....	165
Tabelle 57: Deskriptive Statistiken aller eingesetzten Skalen.....	177
Tabelle 58: Deskriptive Statistiken der Gruppe DIG (digitale Strukturmodellierung).....	177
Tabelle 59: Deskriptive Statistiken der Gruppe HAP (haptische Strukturmodellierung).....	178
Tabelle 60: Korrelationskoeffizienten der Skalen zur Operationalisierung der Usability.....	178
Tabelle 61: Regressionsmodell zur Vorhersage des Kriteriums Score_SUS.....	179
Tabelle 62: Regressionsmodell zur Vorhersage des Kriteriums Score_PEOU.....	180
Tabelle 63: Regressionsmodell zur Vorhersage des Kriteriums Score_USEFUL.....	181
Tabelle 64: Korrelationskoeffizienten der Skalen zur Operationalisierung des Cognitive Loads.....	182
Tabelle 65: Regressionsmodell zur Vorhersage des Kriteriums Score_ICL.....	182
Tabelle 66: Regressionsmodell zur Vorhersage des Kriteriums Score_ECL.....	184
Tabelle 67: Regressionsmodell zur Vorhersage des Kriteriums Score_GCL.....	185
Tabelle 68: Korrelationskoeffizienten der Skalen zur Operationalisierung des Lernerfolgs.....	186
Tabelle 69: Regressionsmodell zur Vorhersage des Kriteriums Score_NT.....	188
Tabelle 70: Regressionsmodell zur Vorhersage des Kriteriums ScoreModelling.....	191
Tabelle 71: Regressionsmodell zur Vorhersage des Kriteriums MeanTimeModelling.....	194
Tabelle 72: Zusammenfassung der Ergebnisse der Regressionsanalysen.....	195
Tabelle 73: Zusammenfassung der Ergebnisse der Regressionsanalyse für den Gruppenvergleich DIG vs. HAP.....	196
Tabelle 74: t-Test zum Gruppenvergleich DIG vs. HAP.....	197
Tabelle 75: Deskriptive Statistik zur MANCOVA mit der abhängigen Variable Usability.....	199
Tabelle 76: Deskriptive Statistik zur MANCOVA mit der abhängigen Variable Cognitive Load.....	201
Tabelle 77: Deskriptive Statistik zur MANCOVA mit der abhängigen Variable Cognitive Load.....	203
Tabelle 78: Deskriptive Statistik zur MANCOVA mit der abhängigen Variable Lernerfolg.....	205

# Anhang

## 1. Merkblätter

### Android: Merkblatt zur Studie über digitale Lernumgebungen

Vielen Dank, dass Sie an unserer Studie teilnehmen. Sie werden dabei selbst einiges lernen können!

Hier erhalten Sie wichtige Hinweise zum Ablauf der Studie zusammengefasst. Bitte lesen Sie sich den **gesamten Ablauf vor** Beginn der Studie einmal vollständig durch und bearbeiten **vor Beginn** der Studie das letzte Blatt „Feedback und Notizen“.

#### 1. *Installation der App*

Bitte installieren Sie zunächst die App „Orbitalbaukasten“ auf ihrem Android Gerät. Windows Betriebssysteme werden leider nicht unterstützt. Wir empfehlen für die App ein Tablet wegen des größeren Displays zu verwenden. Ein Smartphone geht aber genauso. Anleitungen und Links zur Installation der App finden Sie **ganz unten**.

#### 2. *Pretest*

Zu Beginn der Studie bearbeiten Sie bitte folgenden Fragebogen:



[https://www.soscisurvey.de/HSfinal/?q=HS\\_pre01](https://www.soscisurvey.de/HSfinal/?q=HS_pre01)

#### 3. *Erklärvideo*

Anschließend öffnen Sie bitte dieses Video auf Youtube:



<https://youtu.be/OKJKd6jO9x0>

Während des Videos werden Sie gebeten, einige **Aufgaben in der App** zu lösen. Bearbeiten Sie **unbedingt zuerst die Anleitung** in der App, die über das Menü zu finden ist! Am Ende

des Videos werden Ihnen noch weitere Testaufgaben gestellt. Wenn Sie eine oder mehrere Testaufgaben überhaupt nicht lösen können, überspringen Sie diese notfalls. **Vergessen Sie nicht am Ende ihre Lerndaten zu übermitteln.** Eine Anleitung dazu finden Sie unter der Anleitung zur Installation der App. Bearbeiten Sie bitte den Posttest **zeitnah** nach Abschluss der Lerneinheit!

#### 4. Posttest

Zum Ende der Studie nehmen Sie bitte noch an dieser Postbefragung teil:



[https://www.soscisurvey.de/HSfinal/?q=HS\\_post](https://www.soscisurvey.de/HSfinal/?q=HS_post)

Vielen Dank für Ihre Unterstützung. Bei Fragen zur Studie melden Sie sich gerne jederzeit per Mail: [stefan.witzke@tum.de](mailto:stefan.witzke@tum.de).

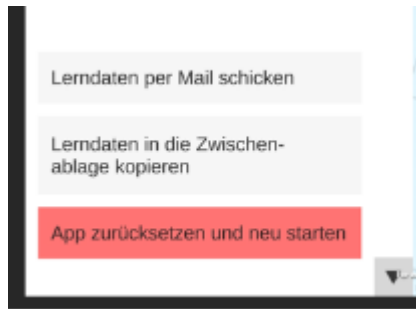
**Troubleshoot:** Sollte die App einmal „abstürzen“, versuchen Sie erst ein anderes Lernszenario zu öffnen und kehren dann wieder zu dem von ihnen bearbeiteten Lernszenario zurück. Sollte das nicht gehen, starten Sie die App einfach neu oder nutzen Sie die „App zurücksetzen und neu starten“ Funktion im Hauptmenü. Beim Neustart gehen die Daten über ihren Fortschritt leider verloren, machen Sie dann trotzdem einfach dort weiter, wo Sie aufgehört haben. Bitte geben Sie uns nach der Studie per Mail Bescheid, falls ihre App abgestürzt ist. Dann können wir die Datensätze entsprechend verarbeiten.

## Orbital Baukasten – Lerndaten zuschicken

Klicken Sie in der Orbitalbaukasten-App auf den Knopf oben links, um das Menü zu öffnen.



1. Klicken Sie auf den Knopf „Lerndaten per Mail schicken“. Falls der Knopf nicht sichtbar ist, müssen Sie eventuell die Pfeiltasten nutzen.



2. Öffnen Sie nun folgenden Link zu Soscisurvey:



<https://www.soscisurvey.de/Nutzungsdaten/>

3. Fügen Sie dort den Text ein, der sich in ihrer Zwischenablage befindet.
4. Folgen Sie den Anweisungen und klicken Sie unbedingt auf „**Weiter**“, um zur letzten Seite zu gelangen.

## Orbital Baukasten - Installation

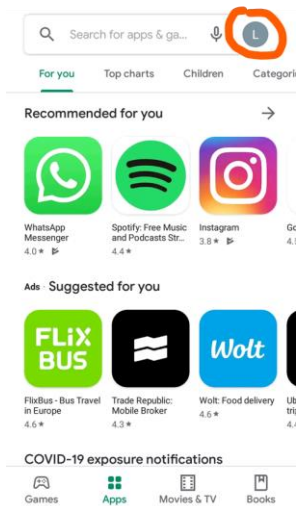
### *Android*

#### *„Interne App-Freigabe“ in Google Play App aktivieren*

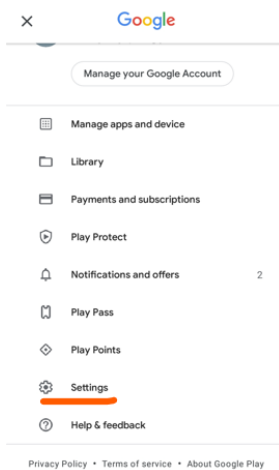
Diese Funktion muss aktiviert werden, damit Sie die Testversion unserer App installieren dürfen. Die App ist **nicht** im Google Play Store über die **Suche** zu finden.

1. Öffnen Sie die Google Play Store App ▶.
2. Tippen Sie auf Menü ≡ oder auf den farbigen Kreis mit Ihren Initialen oben rechts

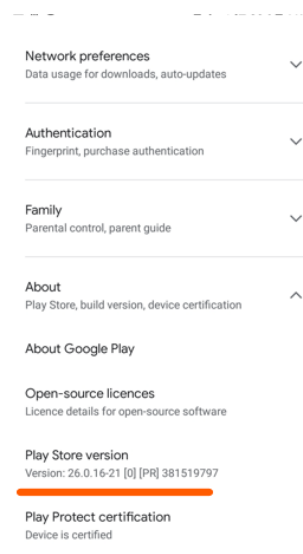




### 3. Gehen Sie zu Einstellungen (engl. Settings)

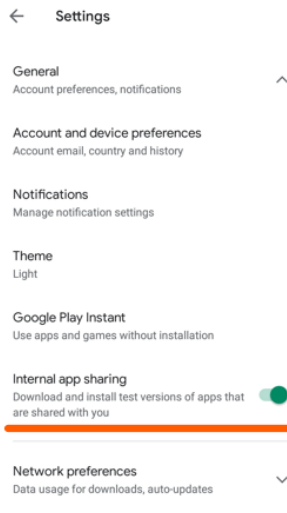


### 4. Tippen Sie im Bereich Info (engl. About) **siebenmal** auf die Play Store-Version.



### 5. Wenn die Einstellung **Interne App-Freigabe (engl. internal app sharing)** angezeigt wird, tippen Sie auf den Schieberegler, um sie zu aktivieren. Wenn

nichts passiert, im Bereich Allgemein (engl. General) prüfen ob die Einstellung dort zu finden ist und aktivieren.



### *Orbital Baukasten App installieren*

Öffnen Sie folgenden Link auf ihrem Android-Gerät und installieren Sie die App:



<https://play.google.com/apps/test/RQtlmV9hIHA/ahACEklfZh4QSDprbafITdFXOhBRI TVF2BiT8vB3NKxnQIZEOHZVxOJUnAf9gevbMdTERL5YgmsWhJYR29uX5e-tJa>

### Apple-iOS: Merkblatt zur Studie über digitale Lernumgebungen

Vielen Dank, dass Sie an unserer Studie teilnehmen. Sie werden dabei selbst einiges lernen können!

Hier erhalten Sie wichtige Hinweise zum Ablauf der Studie zusammengefasst. Bitte lesen Sie sich den **gesamten Ablauf vor** Beginn der Studie einmal vollständig durch und bearbeiten **vor Beginn** der Studie das letzte Blatt „Feedback und Notizen“.

#### *1. Installation der App*

Bitte installieren Sie zunächst die App „Orbitalbaukasten“ auf ihrem Apple (iOS) Gerät. Windows Betriebssysteme werden leider nicht unterstützt. Wir empfehlen für die App ein Tablet wegen des größeren Displays zu verwenden. Ein Smartphone geht aber genauso. Anleitungen und Links zur Installation der App finden Sie **ganz unten**.

#### *2. Pretest*

Zu Beginn der Studie bearbeiten Sie bitte folgenden Fragebogen:



[https://www.soscisurvey.de/HSfinal/?q=HS\\_pre01](https://www.soscisurvey.de/HSfinal/?q=HS_pre01)

### 3. Erklärvideo

Anschließend öffnen Sie bitte dieses Video auf Youtube:



<https://youtu.be/OKJKd6jO9x0>

Während des Videos werden Sie gebeten, einige **Aufgaben in der App** zu lösen. Am Ende des Videos werden Ihnen noch weitere Testaufgaben gestellt. Wenn Sie eine oder mehrere Testaufgaben überhaupt nicht lösen können, überspringen Sie diese notfalls. **Vergessen Sie nicht am Ende ihre Lerndaten zu übermitteln.** Eine Anleitung dazu finden Sie weiter unten. Bearbeiten Sie bitte den Posttest **zeitnah** nach Abschluss der Lerneinheit!

### 4. Posttest

Zum Ende der Studie nehmen Sie bitte noch an dieser Postbefragung teil:



[https://www.soscisurvey.de/HSfinal/?q=HS\\_post](https://www.soscisurvey.de/HSfinal/?q=HS_post)

Vielen Dank für Ihre Unterstützung. Bei Fragen zur Studie melden Sie sich gerne jederzeit per Mail: [stefan.witzke@tum.de](mailto:stefan.witzke@tum.de).

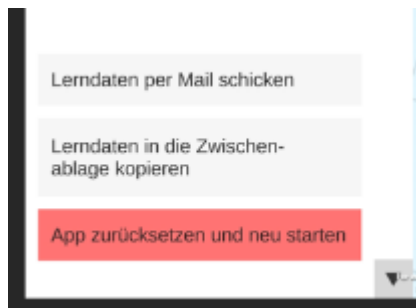
**Troubleshoot:** Sollte die App einmal „abstürzen“, versuchen Sie erst ein anderes Lernszenario zu öffnen und kehren dann wieder zu dem von ihnen bearbeiteten Lernszenario zurück. Sollte das nicht gehen, starten Sie die App einfach neu oder nutzen Sie die „App zurücksetzen und neu starten“ Funktion im Hauptmenü. Beim Neustart gehen die Daten über ihren Fortschritt leider verloren, machen Sie dann trotzdem einfach dort weiter, wo Sie aufgehört haben. Bitte geben Sie uns nach der Studie per Mail Bescheid, falls ihre App abgestürzt ist. Dann können wir die Datensätze entsprechend verarbeiten.

# Orbital Baukasten – Lerndaten zuschicken

Klicken Sie in der Orbitalbaukasten-App auf den Knopf oben links, um das Menü zu öffnen.



5. Klicken Sie auf den Knopf „Lerndaten per Mail schicken“. Falls der Knopf nicht sichtbar ist, müssen Sie eventuell die Pfeiltasten nutzen.



6. Öffnen Sie nun folgenden Link zu Soscisurvey:



<https://www.soscisurvey.de/Nutzungsdaten/>

7. Fügen Sie dort den Text ein, der sich in ihrer Zwischenablage befindet.
8. Folgen Sie den Anweisungen und klicken Sie unbedingt auf „**Weiter**“, um zur letzten Seite zu gelangen.

## Orbital Baukasten - Installation

*iOS*

*Installieren der App Testflight aus dem App Store*

Über Testflight können Sie am internen Test von unserer App Orbital-Baukasten teilnehmen, denn Orbital-Baukasten ist nicht öffentlich über den App Store erhältlich.

Suchen Sie im App Store nach **Testflight** oder öffnen Sie folgenden Link auf ihrem iPad oder iPhone:



<https://apps.apple.com/de/app/testflight/id899247664>

*Orbital-Baukasten App installieren*

Öffnen Sie folgenden Link auf ihrem iPad oder iPhone und installieren Sie die App:



<https://testflight.apple.com/join/GxQ99G4U>

## 2. Videos zur digitalen Lernumgebung

Screenvideo Lernszenario  $sp^3$  – hybridisiertes Kohlenstoffatom:



[https://youtu.be/QnxU\\_NMBPU0](https://youtu.be/QnxU_NMBPU0)

Screenvideo Lernszenario Propenmolekül:



<https://youtu.be/mlN584w63ug>

### 3. Videos zur Erklärung des haptischen Orbitalbaukastens

Tutorial haptischer Orbitalbaukasten:



<https://youtu.be/cPHSrXshnt4>

sp<sup>3</sup>- hybridisiertes Kohlenstoffatom mit Schablone:



<https://youtu.be/PrExKkkMSPw>

sp<sup>3</sup>- hybridisiertes Sauerstoffatom mit Schablone:



<https://youtu.be/qgpKioiy6bY>

sp<sup>2</sup>- hybridisiertes Kohlenstoffatom mit Schablone:



<https://youtu.be/MN13KXxuOGE>

### 4. Pilotstudie 1

Deskriptive Statistiken

	N	Minimum	Maximum	Summe	Mittelwert		Std.-	Varianz
	Statistik	Statistik	Statistik	Statistik	Statistik	Std.-Fehler	Abweichung	Statistik
Score_VW01	11	1,00	4,00	31,00	2,8182	,37703	1,25045	1,564
Score_VW02	11	-2,00	6,00	29,00	2,6364	,84501	2,80260	7,855
Score_VW03	11	-4,00	6,00	19,00	1,7273	,99170	3,28910	10,818
Score_VW04	11	-2,00	6,00	21,00	1,9091	,71927	2,38556	5,691
Score_VW05	11	-4,00	6,00	9,00	,8182	1,01639	3,37100	11,364
Score_VW06	11	-4,00	4,00	-3,00	-,2727	,90545	3,00303	9,018
Score_VW07	11	-4,00	6,00	28,00	2,5455	,87764	2,91079	8,473
Score_VW08	11	-4,00	6,00	15,00	1,3636	1,36364	4,52267	20,455
Score_VW09	11	-2,00	6,00	22,00	2,0000	,71351	2,36643	5,600
Score_VW10	11	-2,00	6,00	15,00	1,3636	,82322	2,73030	7,455
Gültige Werte (listenweise)	11							

Deskriptive Statistiken

	N	Minimum	Maximum	Summe	Mittelwert		Std.-	Varianz
	Statistik	Statistik	Statistik	Statistik	Statistik	Std.-Fehler	Abweichung	Statistik
Score_NT01	11	-2,00	6,00	28,00	2,5455	,65176	2,16165	4,673
Score_NT02	11	-2,00	6,00	20,00	1,8182	,94213	3,12468	9,764
Score_NT03	11	-4,00	6,00	14,00	1,2727	1,03652	3,43776	11,818
Score_NT04	11	-2,00	6,00	29,00	2,6364	,82322	2,73030	7,455
Score_NT05	11	-4,00	4,00	15,00	1,3636	,84501	2,80260	7,855
Score_NT06	11	-2,00	6,00	15,00	1,3636	,83419	2,76668	7,655
Score_NT07	11	-1,00	6,00	32,00	2,9091	,57926	1,92117	3,691
Score_NT08	11	-4,00	6,00	33,00	3,0000	1,00905	3,34664	11,200
Score_NT09	11	-2,00	6,00	23,00	2,0909	,73180	2,42712	5,891
Score_NT10	11	-4,00	6,00	7,00	,6364	,95606	3,17089	10,055
Gültige Werte (listenweise)	11							

RV:

Deskriptive Statistiken

	N	Minimum	Maximum	Summe	Mittelwert		Std.-	Varianz
	Statistik	Statistik	Statistik	Statistik	Statistik	Std.-Fehler	Abweichung	Statistik
Only1score1	11	,00	1,00	4,00	,3636	,15212	,50452	,255
Only1score1	11	,00	1,00	10,00	,9091	,09091	,30151	,091
Only1score1	11	,00	1,00	10,00	,9091	,09091	,30151	,091
Only1score1	11	1,00	1,00	11,00	1,0000	,00000	,00000	,000
only2score1	11	,00	1,00	8,00	,7273	,14084	,46710	,218
only2score1	11	,00	1,00	10,00	,9091	,09091	,30151	,091
only2score1	11	1,00	1,00	11,00	1,0000	,00000	,00000	,000
only2score1	11	,00	1,00	7,00	,6364	,15212	,50452	,255
only3score1	11	,00	1,00	3,00	,2727	,14084	,46710	,218
only3score1	11	1,00	1,00	11,00	1,0000	,00000	,00000	,000
only3score1	11	,00	1,00	2,00	,1818	,12197	,40452	,164
only4score1	11	,00	1,00	10,00	,9091	,09091	,30151	,091
only4score1	11	,00	1,00	3,00	,2727	,14084	,46710	,218
only4score1	11	,00	1,00	9,00	,8182	,12197	,40452	,164
only4score1	11	,00	1,00	10,00	,9091	,09091	,30151	,091
only5score1	11	1,00	1,00	11,00	1,0000	,00000	,00000	,000
only5score1	11	,00	1,00	2,00	,1818	,12197	,40452	,164
only5score1	11	,00	1,00	4,00	,3636	,15212	,50452	,255
only5score1	11	,00	1,00	8,00	,7273	,14084	,46710	,218
only5score1	11	,00	1,00	8,00	,7273	,14084	,46710	,218
Gültige Werte (listenweise)	11							

Deskriptive Statistiken

	N	Minimum	Maximum	Summe	Mittelwert	Std.-	Std.-	Varianz
	Statistik	Statistik	Statistik	Statistik	Statistik	Abweichung	Abweichung	Statistik
System-usability-scale: Ich kann mir sehr gut vorstellen, die Orbitalbaukasten-App regelmäßig zu nutzen.	11	1	4	25	2,27	,333	1,104	1,218
AD01_02_recoded	11	2,00	5,00	40,00	3,6364	,33771	1,12006	1,255
System-usability-scale: Ich empfinde die Orbitalbaukasten-App als einfach zu nutzen.	11	2	5	34	3,09	,285	,944	,891
AD01_04_recoded	11	1,00	5,00	39,00	3,5455	,47412	1,57249	2,473
System-usability-scale: Ich finde, dass die verschiedenen Funktionen der Orbitalbaukasten-App gut integriert sind.	11	2	5	46	4,18	,325	1,079	1,164
AD01_06_recoded	11	2,00	5,00	38,00	3,4545	,31228	1,03573	1,073
System-usability-scale: Ich kann mir vorstellen, dass die meisten Leute die Orbitalbaukasten-App schnell zu beherrschen lernen.	11	2	5	39	3,55	,282	,934	,873
AD01_08_recoded	11	1,00	5,00	33,00	3,0000	,38139	1,26491	1,600
System-usability-scale: Ich habe mich bei der Nutzung der Orbitalbaukasten-App sehr sicher gefühlt.	11	1	5	33	3,00	,357	1,183	1,400
AD01_10_recoded	11	1,00	5,00	31,00	2,8182	,58493	1,94001	3,764
Gültige Werte (listenweise)	11							



Deskriptive Statistiken

	N	Minimum	Maximum	Summe	Mittelwert	Std.-	Std.-	Varianz
	Statistik	Statistik	Statistik	Statistik	Statistik	Fehler	Abweichung	Statistik
Perceived ease of use : Die Bedienelemente der Orbitalbaukasten-App sind einfach zu verstehen.	11	2	5	46	4,18	,263	,874	,764
Perceived ease of use : Die Bedienelemente der Orbitalbaukasten-App sind einfach zu bedienen.	11	1	4	35	3,18	,325	1,079	1,164
Perceived ease of use : Der Inhalt der Orbitalbaukasten-App ist klar und verständlich.	11	1	5	40	3,64	,388	1,286	1,655
Perceived ease of use : Die Bedienung der Orbitalbaukasten-App habe ich innerhalb kurzer Zeit gelernt.	11	1	5	37	3,36	,411	1,362	1,855
Perceived ease of use : Die "Auto- Strukturkorrektur"- Funktion empfand ich hilfreich	11	1	5	40	3,64	,576	1,912	3,655
Perceived ease of use : Das Tutorial zur Bedienung der Orbitalbaukasten-App war ausreichend	11	1	5	41	3,73	,359	1,191	1,418
Gültige Werte (listenweise)	11							

Deskriptive Statistiken

	N	Minimum	Maximum	Summe	Mittelwert	Std.- Abweichung	Varianz	
	Statistik	Statistik	Statistik	Statistik	Statistik	Std.-Fehler	Statistik	
Perceived usefulness: Die Orbitalbaukasten- App war hilfreich für die Verbesserung meines Wissens über die Orbitaltheorie und Hybridisierungen.	11	2	5	42	3,82	,352	1,168	1,364
Perceived usefulness: Die Orbitalbaukasten- App war hilfreich für das Verständnis der Orbitaltheorie und Hybridisierungen.	11	2	5	40	3,64	,310	1,027	1,055
Perceived usefulness: Die Orbitalbaukasten- App war hilfreich für das Erlernen des Erstellens von dreidimensionalen Modelldarstellungen	11	3	5	47	4,27	,195	,647	,418
Perceived usefulness: Insgesamt fand ich die Orbitalbaukasten-App nützlich.	11	2	5	44	4,00	,270	,894	,800
Perceived usefulness: Die gelernten Inhalte haben mein Verständnis über Aufbau und Struktur von Molekülen verbessert.	11	2	5	41	3,73	,333	1,104	1,218
Perceived usefulness: Die gelernten Inhalte haben mein Verständnis über die Orbitaltheorie verbessert.	11	2	5	37	3,36	,364	1,206	1,455
Perceived usefulness: Die dreidimensionale Darstellung von Orbitalen hat mich in meinem Lernprozess unterstützt.	11	3	5	49	4,45	,247	,820	,673
Perceived usefulness: Die Möglichkeit, dreidimensionale Strukturen selbst zu erstellen hat mir das Lernen erleichtert.	11	2	5	43	3,91	,343	1,136	1,291
Perceived usefulness: Die dargestellten Abbildungen von Orbitalen haben sich mit meinem Vorwissen über Orbitale vereinbaren lassen.	11	3	5	46	4,18	,263	,874	,764
Perceived usefulness: Die selbst durchgeführten Modellierungen in den Übungsphasen haben meinen Lernprozess gewinnbringend unterstützt.	11	3	5	43	3,91	,251	,831	,691
AD03_11_recoded	11	1,00	5,00	25,00	2,2727	,35906	1,19087	1,418
Gültige Werte (listenweise)	11							

Deskriptive Statistiken

	N	Minimum	Maximum	Summe	Mittelwert	Std.- Abweichung	Varianz
	Statistik	Statistik	Statistik	Statistik	Statistik	Std.-Fehler	Statistik
Intention: Wenn ich in Zukunft Inhalte zur Orbitaltheorie oder zur Struktur von Molekülen lerne, werde ich die Orbitalbaukasten-App zur Unterstützung meines Lernprozesses verwenden.	11	1	5	32	2,91	,436	1,446
Intention: Wenn ich in Zukunft Inhalte zur Orbitaltheorie oder zur Struktur von Molekülen lehre, werde ich die Orbitalbaukasten-App zur Unterstützung meines Unterrichts verwenden.	11	1	5	39	3,55	,390	1,293
Intention: Wenn ich in Zukunft Inhalte zur Orbitaltheorie oder zur Struktur von Molekülen lehre, werde ich Abbildungen aus der Orbitalbaukasten-App zur Unterstützung meines Unterrichts verwenden.	11	2	5	42	3,82	,377	1,250
Intention: Wenn ich in Zukunft Inhalte zur Orbitaltheorie oder zur Struktur von Molekülen lehre, werde ich Abbildungen aus den Lernsequenzen dieser Studie zur Unterstützung meines Unterrichts verwenden.	11	2	5	36	3,27	,359	1,191
Gültige Werte (listenweise)	11						



Spearman-Rho	Score_VW	Score_VW1	Score_VW2	Score_VW3	Score_NT	Score_NT1	Score_NT2	Score_NT3	Score_RV	Score_SUS	Score_PU	Score_PEO
Korrelationskoeffizient	--											
Sig. (2-seitig)	.											
N	11											
Score_VW1	Korrelationskoeffizient	,822**										
	Sig. (2-seitig)	,002										
	N	11										
Score_VW2	Korrelationskoeffizient	,557	,256									
	Sig. (2-seitig)	,075	,447									
	N	11	11									
Score_VW3	Korrelationskoeffizient	,834**	,684	,192	--							
	Sig. (2-seitig)	,001	,020	,571	.							
	N	11	11	11	11							
Score_NT	Korrelationskoeffizient	,891**	,910**	,434	--							
	Sig. (2-seitig)	,000	,000	,183	.							
	N	11	11	11	11							
Score_NT1	Korrelationskoeffizient	,820**	,889**	,428	,724	,847**	--					
	Sig. (2-seitig)	,002	,000	,189	,012	,001	.					
	N	11	11	11	11	11	11					
Score_NT2	Korrelationskoeffizient	,673	,306	,528	,800**	,428	--					
	Sig. (2-seitig)	,023	,023	,360	,095	,189	.					
	N	11	11	11	11	11	11					
Score_NT3	Korrelationskoeffizient	,847**	,891**	,444	,772**	,897**	,763**	--				
	Sig. (2-seitig)	,001	,000	,672	,005	,000	,024	.				
	N	11	11	11	11	11	11	11				
Score_RV	Korrelationskoeffizient	,497	,128	,191	,456	,390	,511	,347	--			
	Sig. (2-seitig)	,120	,708	,573	,159	,236	,109	,296	.			
	N	11	11	11	11	11	11	11	11			
Score_SUS	Korrelationskoeffizient	,170	-,258	,138	,221	-,028	,174	-,064	,782**	--		
	Sig. (2-seitig)	,618	,444	,685	,514	,936	,608	,851	,004	.		
	N	11	11	11	11	11	11	11	11	11		
Score_PU	Korrelationskoeffizient	,755**	,608	,603	,497	,627	,451	,547	,292	,206	--	
	Sig. (2-seitig)	,007	,047	,050	,120	,039	,164	,082	,383	,543	.	
	N	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11	
Score_PEOU	Korrelationskoeffizient	-,123	-,289	-,037	-,082	-,151	-,423	-,199	,371	,724	,311	--
	Sig. (2-seitig)	,718	,389	,915	,810	,658	,194	,557	,262	,012	,353	.
	N	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11
Score_IoU	Korrelationskoeffizient	,074	,038	,491	,088	,018	,180	-,268	-,226	-,100	,369	,095
	Sig. (2-seitig)	,829	,912	,125	,797	,957	,725	,426	,504	,770	,265	,781
	N	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11

\*\* : Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

\* : Die Korrelation ist auf dem 0,05 Niveau signifikant (zweiseitig).

## 5. Pilotstudie 2

Korrelationen		Score_VW	Score_VW1	Score_VW2	Score_VW3	Score_NT	Score_NT1	Score_NT2	Score_NT3	Score_RV_ Pre	Score_RV_ Post	Score_ICL	Score_GCL	Score_ECL	Score_ECL instruct	Score_ECL interact	Score_ECL Environ	Score_SUS	Score_PU	Score_IoU	Score_PEO U				
Spearman-Rho	Score_VW	Korrelationskoeffizient Sig. (2-seitig) N																							
	Score_VW1	Korrelationskoeffizient Sig. (2-seitig) N	.851*																						
			0,000																						
	Score_VW2	Korrelationskoeffizient Sig. (2-seitig) N	.929*	.757*																					
			0,000	0,001																					
	Score_VW3	Korrelationskoeffizient Sig. (2-seitig) N	.632*	0,410	0,492																				
			0,009	0,114	0,053																				
	Score_NT	Korrelationskoeffizient Sig. (2-seitig) N	.937*	.867*	.809*	.618*																			
			0,000	0,000	0,000	0,011																			
	Score_NT1	Korrelationskoeffizient Sig. (2-seitig) N	.754*	.836*	.597*	.598*	.823*																		
			0,001	0,000	0,015	0,014	0,000																		
	Score_NT2	Korrelationskoeffizient Sig. (2-seitig) N	.920*	.852*	.820*	.568*	.944*	.768*																	
			0,000	0,000	0,000	0,022	0,000	0,001																	
	Score_NT3	Korrelationskoeffizient Sig. (2-seitig) N	.726*	.641*	.636*	.705*	.818*	.677*	.641*																
			0,001	0,007	0,008	0,002	0,000	0,004	0,007																
	Score_RV_Pre	Korrelationskoeffizient Sig. (2-seitig) N	0,340	0,299	0,315	.677*	0,411	.561*	0,435	0,497															
			0,198	0,261	0,235	0,004	0,113	0,024	0,092	0,050															
	Score_RV_Post	Korrelationskoeffizient Sig. (2-seitig) N	-0,277	-0,230	-0,346	0,085	-0,214	0,053	-0,205	-0,122	0,407														
			0,299	0,391	0,189	0,755	0,427	0,845	0,447	0,652	0,118														
	Score_ICL	Korrelationskoeffizient Sig. (2-seitig) N	-0,366	-0,294	-0,359	-0,314	-0,353	-0,379	-0,468	-0,224	-.519*	-0,167													
			0,163	0,269	0,172	0,236	0,180	0,148	0,067	0,404	0,039	0,536													
	Score_GCL	Korrelationskoeffizient Sig. (2-seitig) N	0,139	0,378	0,074	0,110	0,193	0,288	0,083	0,182	-0,076	0,007	0,183												
		0,608	0,149	0,786	0,686	0,474	0,280	0,761	0,499	0,790	0,978	0,497													
Score_ECL	Korrelationskoeffizient Sig. (2-seitig) N	0,088	0,083	0,053	0,230	0,136	0,276	0,161	0,194	0,317	-0,007	0,191	-0,452												
		0,745	0,759	0,845	0,392	0,617	0,301	0,552	0,471	0,232	0,980	0,478	0,079												
Score_ECL_instruct	Korrelationskoeffizient Sig. (2-seitig) N	-0,167	-0,156	-0,065	-0,193	-0,165	-0,075	-0,039	-0,190	0,175	0,162	0,167	-.594*	.674*											
		0,537	0,563	0,810	0,475	0,542	0,783	0,887	0,480	0,517	0,550	0,535	0,015	0,004											
Score_ECL_interact	Korrelationskoeffizient Sig. (2-seitig) N	0,329	0,379	0,233	0,436	0,394	.582*	0,377	0,432	.515*	0,029	-0,080	-0,252	.877*	0,354										
		0,213	0,148	0,385	0,091	0,131	0,018	0,150	0,095	0,041	0,915	0,769	0,346	0,000	0,178										
Score_ECL_Environ	Korrelationskoeffizient Sig. (2-seitig) N	-0,104	-0,129	-0,150	0,178	-0,086	0,019	-0,041	0,046	0,121	0,078	0,323	-0,396	.888*	.646*	.649*									
		0,701	0,634	0,578	0,508	0,753	0,943	0,880	0,867	0,656	0,775	0,222	0,129	0,000	0,007	0,006									
Score_SUS	Korrelationskoeffizient Sig. (2-seitig) N	-0,099	0,086	-0,093	-0,116	-0,059	-0,056	-0,159	0,010	-0,225	-0,064				.752*	-.815*	-.699*	-.653*	-.736*						
		0,716	0,751	0,732	0,668	0,828	0,836	0,555	0,970	0,403	0,815	0,974	0,001	0,000	0,005	0,006	0,001								
Score_PU	Korrelationskoeffizient Sig. (2-seitig) N	0,437	.642*	0,379	0,281	0,474	.539*	0,361	0,439	0,039	-0,231	-0,097	.859*	-0,391	-.593*	-0,110	-0,441	.713							
		0,090	0,007	0,148	0,292	0,063	0,031	0,170	0,089	0,885	0,389	0,720	0,000	0,134	0,015	0,685	0,088	0,002							
Score_IoU	Korrelationskoeffizient Sig. (2-seitig) N	0,213	0,265	0,223	0,162	0,209	0,165	0,117	0,284	-0,004	-0,082	-0,239	.757*	-.721*	-.735*	-.498*	-.637*	.805*	.753*						
		0,428	0,321	0,407	0,548	0,438	0,541	0,667	0,287	0,967	0,763	0,373	0,001	0,002	0,001	0,050	0,008	0,000	0,001						
Score_PEO_U	Korrelationskoeffizient Sig. (2-seitig) N	-0,059	0,081	-0,061	-0,014	0,014	0,013	-0,070	0,113	-0,165	0,017	-0,047	.589*	-.602*	-0,350	-.571*	-0,438	.831*	.655*	.640*					
		0,829	0,766	0,823	0,959	0,959	0,963	0,797	0,677	0,541	0,949	0,861	0,016	0,014	0,185	0,021	0,090	0,000	0,006	0,008					

\*\* Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

\* Die Korrelation ist auf dem 0,05 Niveau signifikant (zweiseitig).

## 5.1 Wilcoxon Test und Prüfen der Voraussetzung

### Hypothesentestübersicht

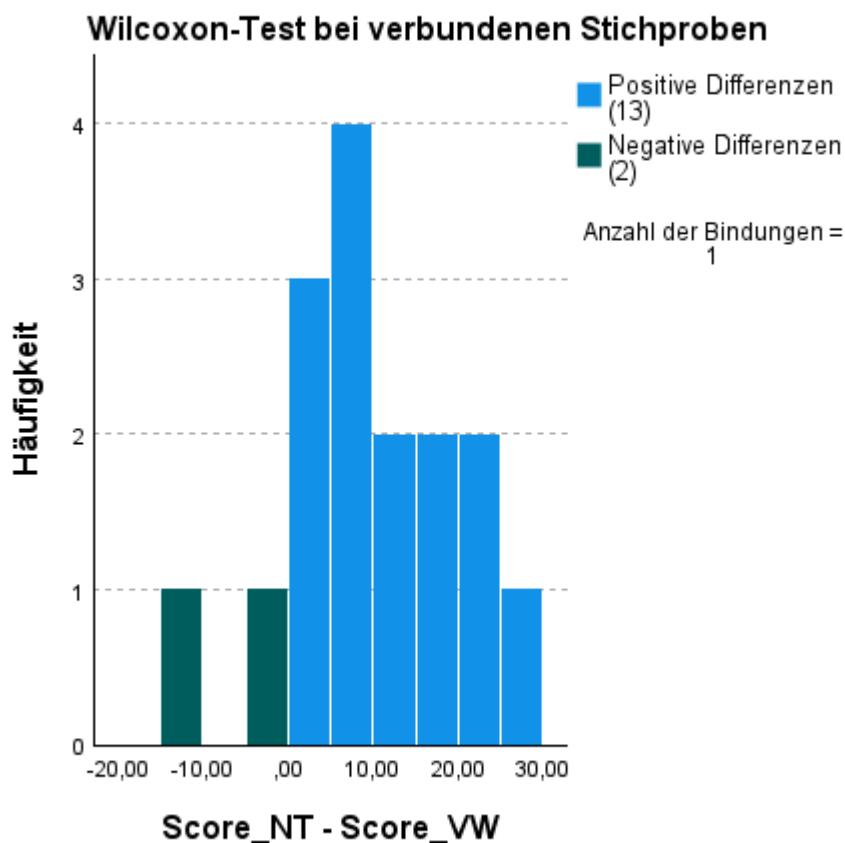
	Nullhypothese	Test	Sig. <sup>a,b</sup>	Entscheidung
1	Der Median der Differenzen zwischen Score_VW und Score_NT ist gleich 0.	Wilcoxon-Test bei verbundenen Stichproben	,008	Nullhypothese ablehnen

a. Das Signifikanzniveau ist ,050.

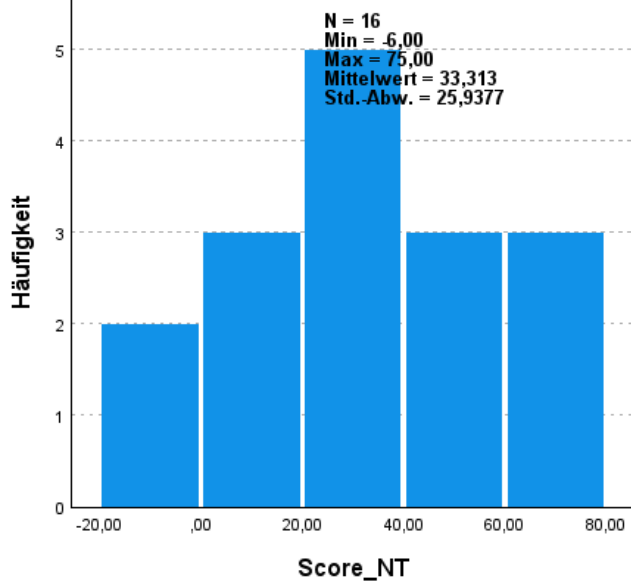
b. Asymptotische Signifikanz wird angezeigt.

### Zusammenfassung des Wilcoxon-Tests bei verbundenen Stichproben

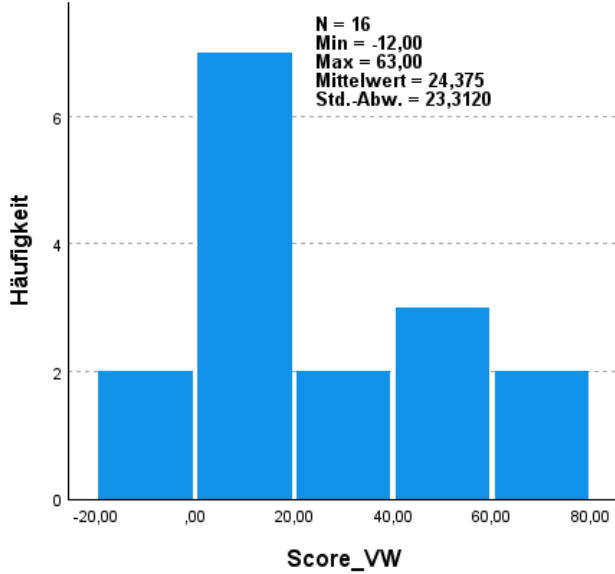
Gesamtzahl	16
Teststatistik	106,500
Standardfehler	17,593
Standardisierte Teststatistik	2,643
Asymptotische Sig. (zweiseitiger Test)	,008



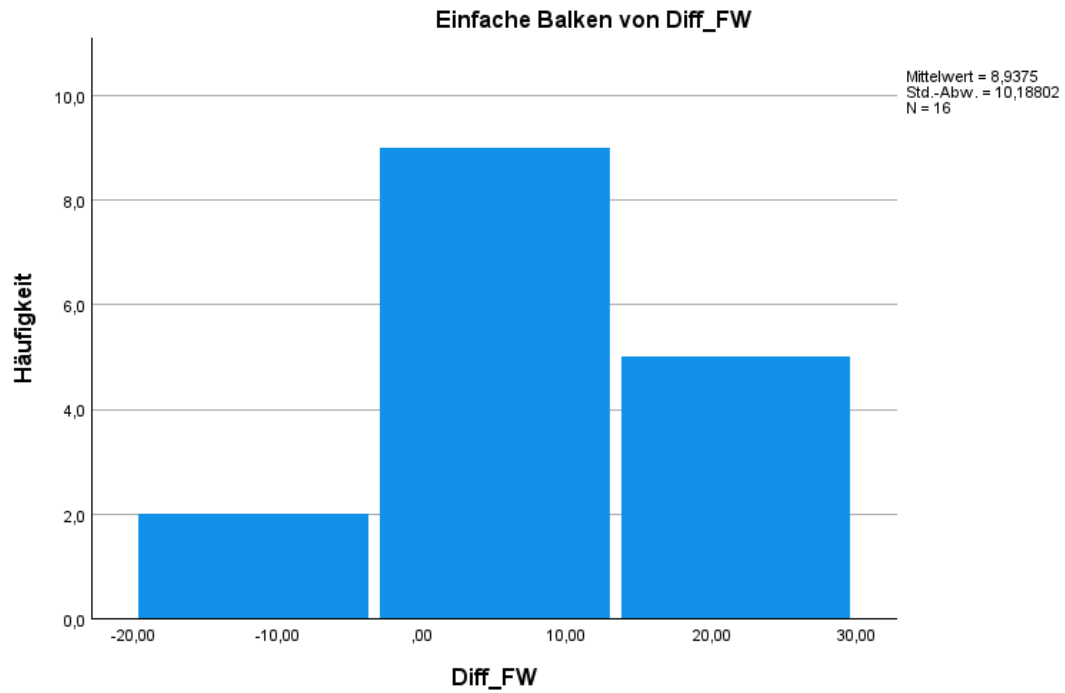
Informationen zu stetigen Variablen Score\_NT



Informationen zu stetigen Variablen Score\_VW







*Verarbeitete Fälle*

	Fälle					
	Eingeschlossen		Ausgeschlossen		Insgesamt	
	N	Prozent	N	Prozent	N	Prozent
Score_VW	16	100,0%	0	0,0%	16	100,0%
Score_NT	16	100,0%	0	0,0%	16	100,0%
Diff_FW	16	100,0%	0	0,0%	16	100,0%

*Bericht*

Median		
Score_VW	Score_NT	Diff_FW
16,5000	29,0000	9,0000

5.2 Korrelationsanalysen

		Score_VW	Score_VW1	Score_VW2	Score_VW3	Score_NT	Score_NT1	Score_NT2	Score_NT3	Score_RV_ Pre	Score_RV_ Post	Score_ICL	Score_GCL	Score_ECL	Score_ECL _instruc	Score_ECL _interact	Score_ECL _Environ	Score_SUS	Score_PU	Score_IoU	Score_PEO U	
Score_VW	Korrelations koeffizient Sig. (2- seitig) N	-- 16																				
Score_VW1	Korrelations koeffizient Sig. (2- seitig) N	,851** 0,000 16	-- 16																			
Score_VW2	Korrelations koeffizient Sig. (2- seitig) N	,929** 0,000 16	-- 16	-- 16																		
Score_VW3	Korrelations koeffizient Sig. (2- seitig) N	,632** 0,009 16	0,410 0,114 16	0,492 0,053 16	-- 16																	
Score_NT	Korrelations koeffizient Sig. (2- seitig) N	,937** 0,000 16	,867** 0,000 16	,809** 0,000 16	,618** 0,011 16	-- 16																
Score_NT1	Korrelations koeffizient Sig. (2- seitig) N	,754** 0,001 16	,836** 0,000 16	,597** 0,015 16	,598** 0,014 16	,823** 0,000 16	-- 16															
Score_NT2	Korrelations koeffizient Sig. (2- seitig) N	,920** 0,000 16	,852** 0,000 16	,820** 0,000 16	,568** 0,022 16	,944** 0,000 16	,768** 0,001 16	-- 16														
Score_NT3	Korrelations koeffizient Sig. (2- seitig) N	,726** 0,001 16	,641** 0,007 16	,636** 0,008 16	,705** 0,002 16	,818** 0,000 16	,677** 0,004 16	,641** 0,007 16	-- 16													
Score_RV_ Pre	Korrelations koeffizient Sig. (2- seitig) N	0,340 0,198 16	0,299 0,261 16	0,315 0,235 16	,677** 0,004 16	0,411 0,113 16	,561** 0,024 16	0,435 0,092 16	0,497 0,050 16	-- 16												
Score_RV_ Post	Korrelations koeffizient Sig. (2- seitig) N	-0,277 0,299 16	-0,230 0,391 16	-0,346 0,189 16	0,085 0,755 16	-0,214 0,427 16	0,053 0,845 16	-0,205 0,447 16	-0,122 0,652 16	0,407 0,118 16	-- 16											
Score_ICL	Korrelations koeffizient Sig. (2- seitig) N	-0,366 0,163 16	-0,294 0,269 16	-0,359 0,172 16	-0,314 0,236 16	-0,353 0,180 16	-0,379 0,148 16	-0,468 0,067 16	-0,224 0,404 16	-0,519** 0,039 16	-0,167 0,536 16	-- 16										
Score_GCL	Korrelations koeffizient Sig. (2- seitig) N	0,139 0,608 16	0,378 0,149 16	0,074 0,786 16	0,110 0,686 16	0,193 0,474 16	0,288 0,280 16	0,083 0,761 16	0,182 0,499 16	-0,076 0,780 16	0,007 0,978 16	0,183 0,497 16	-- 16									
Score_ECL	Korrelations koeffizient Sig. (2- seitig) N	0,088 0,745 16	0,083 0,759 16	0,053 0,845 16	0,230 0,392 16	0,136 0,617 16	0,276 0,301 16	0,161 0,552 16	0,194 0,471 16	0,317 0,232 16	-0,007 0,980 16	0,191 0,478 16	-0,452 0,079 16	-- 16								
Score_ECL _instruc	Korrelations koeffizient Sig. (2- seitig) N	-0,167 0,537 16	-0,156 0,563 16	-0,065 0,810 16	-0,193 0,475 16	-0,165 0,542 16	-0,075 0,783 16	-0,039 0,887 16	-0,190 0,480 16	0,175 0,517 16	0,162 0,550 16	0,167 0,535 16	-0,594** 0,015 16	,674** 0,004 16	-- 16							
Score_ECL _interact	Korrelations koeffizient Sig. (2- seitig) N	0,329 0,213 16	0,379 0,148 16	0,233 0,385 16	0,436 0,091 16	0,394 0,131 16	,582** 0,018 16	0,377 0,150 16	0,432 0,095 16	,515** 0,041 16	0,029 0,915 16	-0,080 0,769 16	-0,252 0,346 16	,877** 0,000 16	0,354 0,178 16	-- 16						
Score_ECL _Environ	Korrelations koeffizient Sig. (2- seitig) N	-0,104 0,701 16	-0,129 0,634 16	-0,150 0,578 16	0,178 0,508 16	-0,086 0,753 16	0,019 0,943 16	-0,041 0,880 16	0,046 0,867 16	0,121 0,656 16	0,078 0,775 16	0,323 0,222 16	-0,396 0,129 16	,888** 0,000 16	,646** 0,007 16	,649** 0,006 16	-- 16					
Score_SUS	Korrelations koeffizient Sig. (2- seitig) N	-0,099 0,716 16	0,086 0,751 16	-0,093 0,732 16	-0,116 0,668 16	-0,069 0,828 16	-0,056 0,836 16	-0,159 0,555 16	0,010 0,970 16	-0,225 0,403 16	-0,064 0,815 16	-0,009 0,974 16	,752** 0,001 16	,815** 0,000 16	,659** 0,005 16	,653** 0,006 16	,736** 0,001 16	-- 16				
Score_PU	Korrelations koeffizient Sig. (2- seitig) N	0,437 0,090 16	,642** 0,007 16	0,379 0,148 16	0,281 0,292 16	0,474 0,063 16	,539** 0,031 16	0,361 0,170 16	0,439 0,089 16	0,039 0,885 16	-0,231 0,389 16	-0,097 0,720 16	,859** 0,000 16	-0,391 0,134 16	,593** 0,015 16	-0,110 0,685 16	-0,441 0,088 16	,713** 0,002 16	-- 16			
Score_IoU	Korrelations koeffizient Sig. (2- seitig) N	0,213 0,428 16	0,265 0,321 16	0,223 0,407 16	0,162 0,548 16	0,209 0,438 16	0,165 0,541 16	0,117 0,667 16	0,284 0,287 16	-0,004 0,987 16	-0,082 0,763 16	-0,239 0,373 16	,757** 0,001 16	,721** 0,002 16	,735** 0,001 16	,498** 0,050 16	,637** 0,008 16	,805** 0,000 16	,753** 0,001 16	-- 16		
Score_PEO U	Korrelations koeffizient Sig. (2- seitig) N	-0,059 0,829 16	0,081 0,766 16	-0,061 0,823 16	-0,014 0,959 16	0,014 0,959 16	0,013 0,963 16	-0,070 0,797 16	0,113 0,677 16	-0,165 0,541 16	0,017 0,949 16	-0,047 0,861 16	,589** 0,016 16	,602** 0,014 16	-0,350 0,185 16	,571** 0,021 16	-0,438 0,090 16	,831** 0,000 16	,655** 0,006 16	,640** 0,008 16	-- 16	

## 6. Hauptstudie

### 6.1 Regressionsanalysen und Prüfen der Voraussetzungen

SUS

#### Deskriptive Statistiken

	Mittelwert	Std.- Abweichung	N
Score_SUS	25,8833	6,47051	60
Score_VW	19,3000	17,84139	60
Score_RV_Pre	6,1167	2,39414	60
Score_ICL	39,5667	14,17131	60
Score_ECL	36,4500	21,59129	60
Score_GCL	45,6000	13,32539	60
Score_NT	24,4000	18,27029	60
ScoreModelling	5,1500	2,09782	60

#### Modellzusammenfassung<sup>b</sup>

Modell	R	R-Quadrat	Korrigiertes R-Quadrat	Standardfehler des Schätzers	Durbin- Watson- Statistik
1	,885 <sup>a</sup>	,784	,754	3,20627	1,911

a. Einflußvariablen : (Konstante), ScoreModelling, Score\_ICL, Score\_GCL, Score\_RV\_Pre, Score\_VW, Score\_ECL, Score\_NT

b. Abhängige Variable: Score\_SUS

#### Aufgenommene/Entfernte Variablen<sup>a</sup>

Modell	Aufgenommene Variablen	Entfernte Variablen	Methode
1	ScoreModelling, Score_ICL, Score_GCL, Score_RV_Pre, Score_VW, Score_ECL, Score_NT <sup>b</sup>	.	Einschluß

a. Abhängige Variable: Score\_SUS

b. Alle gewünschten Variablen wurden  
eingegeben.

#### ANOVA<sup>a</sup>

Modell		Quadratsumme	df	Mittel der Quadrate	F	Sig.
1	Regression	1935,614	7	276,516	26,898	,000 <sup>b</sup>
	Nicht standardisierte Residuen	534,570	52	10,280		
	Gesamt	2470,183	59			

a. Abhängige Variable: Score\_SUS

b. Einflußvariablen : (Konstante), ScoreModelling, Score\_ICL, Score\_GCL, Score\_RV\_Pre, Score\_VW, Score\_ECL, Score\_NT

### Koeffizienten<sup>a</sup>

Modell		Nicht standardisierte Koeffizienten		Standardisierte Koeffizienten	T	Sig.	95,0% Konfidenzintervalle für B		Korrelationen			Kollinearitätsstatistik		
		Regressionskoeffizient B	Std.-Fehler	Beta			Untergrenze	Obergrenze	Nullter Ordnung	Partiell	Teil	Toleranz	VIF	
1	(Konstante)	26,152	3,182		8,220	,000	19,768	32,536						
	Score_VW	-,030	,035	-,083	-,868	,389	-,100	,040	,199	-,120	-,056	,453	2,210	
	Score_RV_Pre	-,107	,215	-,040	-,498	,621	-,540	,325	,202	-,069	-,032	,655	1,527	
	Score_ICL	-,047	,035	-,104	-1,346	,184	-,118	,023	-,345	-,183	-,087	,703	1,423	
	Score_ECL	-,172	,028	-,574	-6,245	,000	-,227	-,117	-,831	-,655	-,403	,492	2,031	
	Score_GCL	,106	,039	,219	2,724	,009	,028	,185	,591	,353	,176	,645	1,551	
	Score_NT	-,001	,038	-,002	-,019	,985	-,076	,075	,273	-,003	-,001	,369	2,712	
	ScoreModelling	,832	,269	,270	3,087	,003	,291	1,373	,617	,394	,199	,545	1,834	

a. Abhängige Variable: Score\_SUS

### Kollinearitätsdiagnose<sup>a</sup>

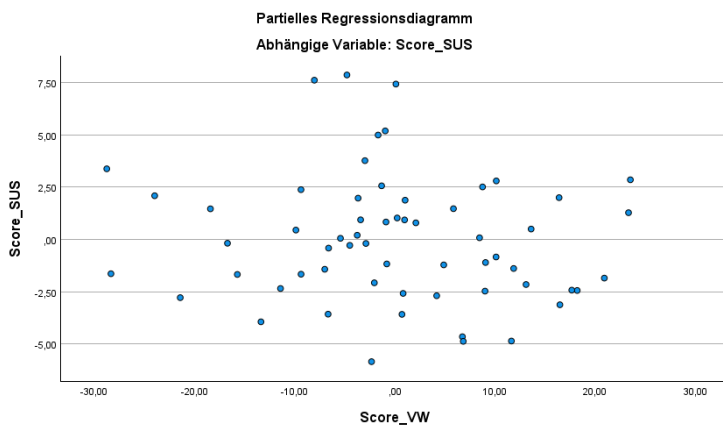
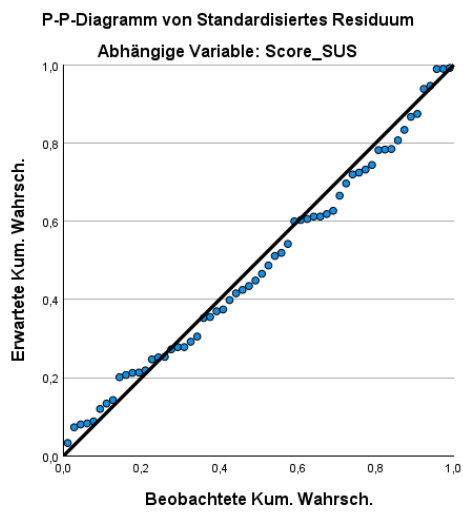
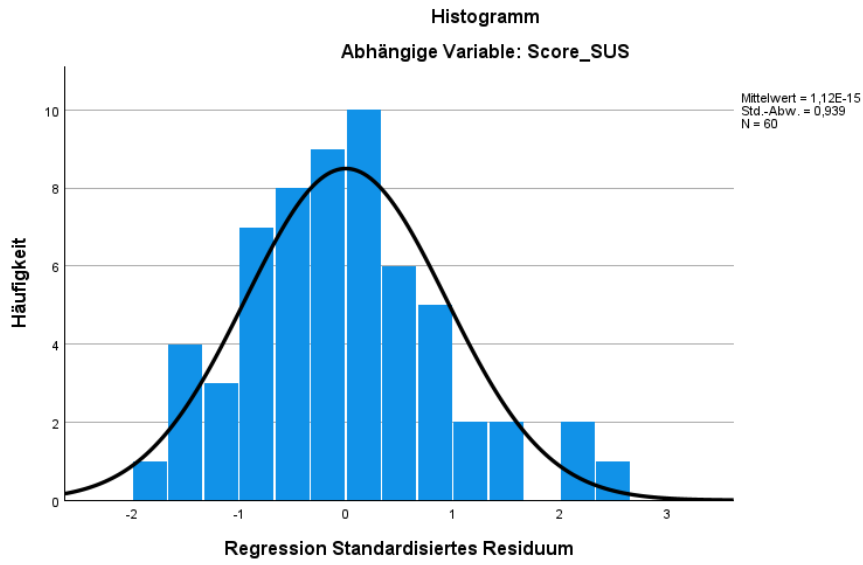
Modell	Dimension	Eigenwert	Konditionsindex	Varianzanteile									
				(Konstante)	Score_VW	Score_RV_Pre	Score_ICL	Score_ECL	Score_GCL	Score_NT	ScoreModelling		
1	1	6,679	1,000	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00
	2	,716	3,054	,00	,09	,00	,02	,04	,00	,00	,04	,00	,00
	3	,260	5,069	,00	,13	,00	,00	,21	,04	,04	,01	,05	,00
	4	,118	7,519	,00	,64	,13	,02	,01	,04	,04	,33	,00	,00
	5	,111	7,759	,00	,03	,29	,24	,03	,01	,27	,27	,00	,00
	6	,058	10,759	,01	,01	,02	,00	,04	,21	,13	,13	,85	,00
	7	,045	12,135	,01	,09	,53	,59	,31	,16	,13	,13	,07	,00
	8	,013	22,332	,98	,00	,03	,13	,34	,54	,08	,08	,03	,00

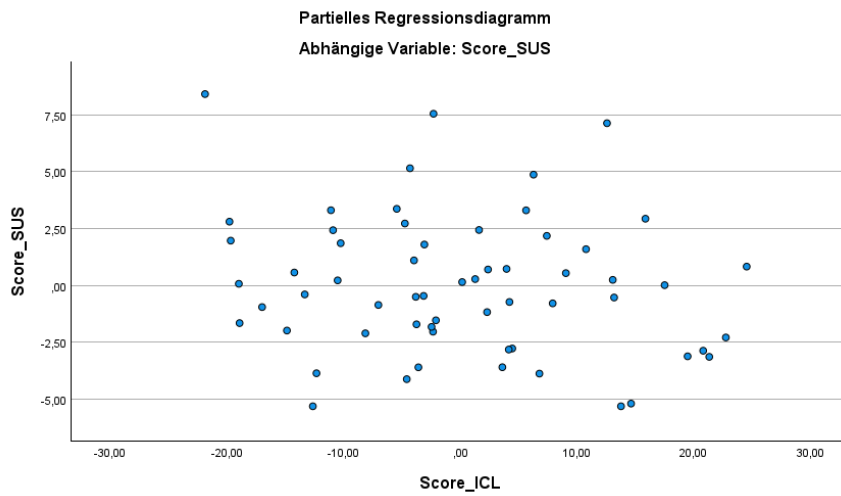
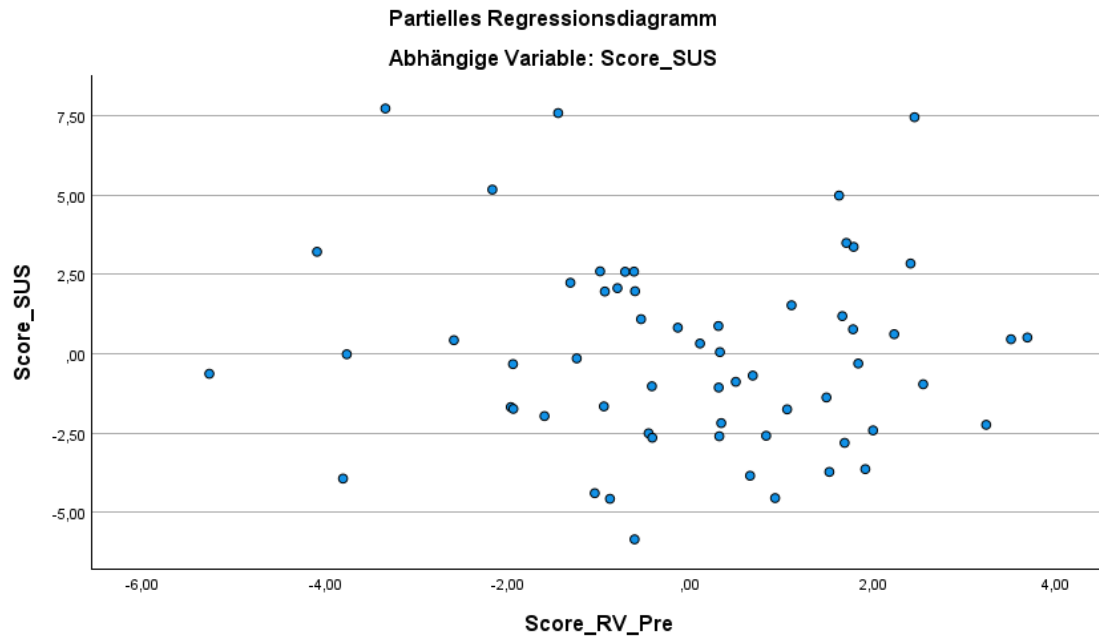
a. Abhängige Variable: Score\_SUS

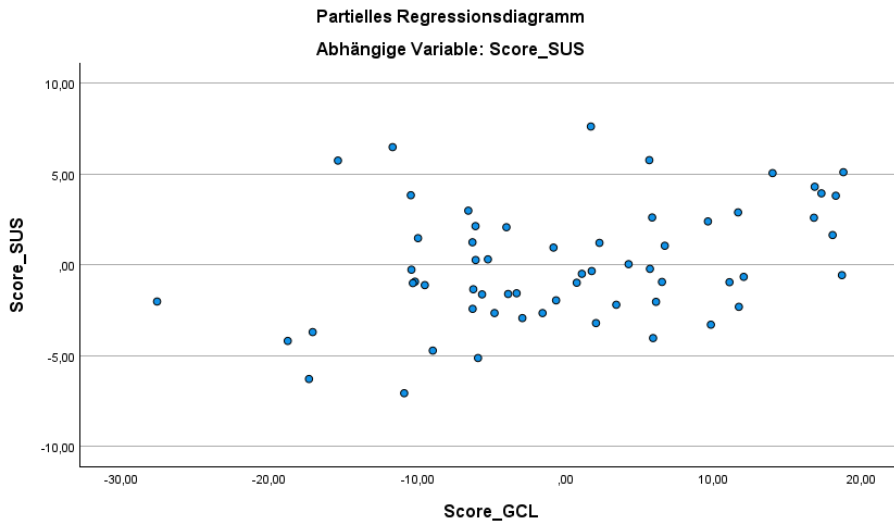
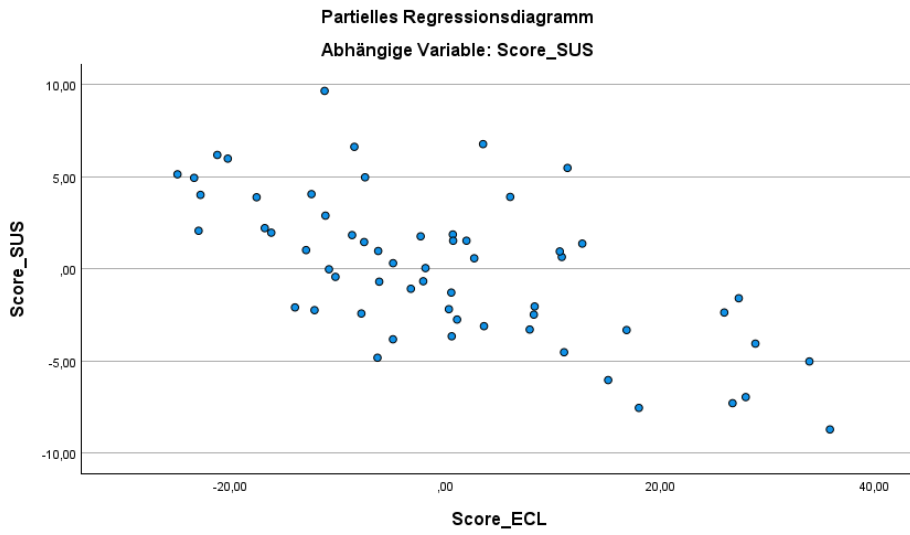
### Residuenstatistik<sup>a</sup>

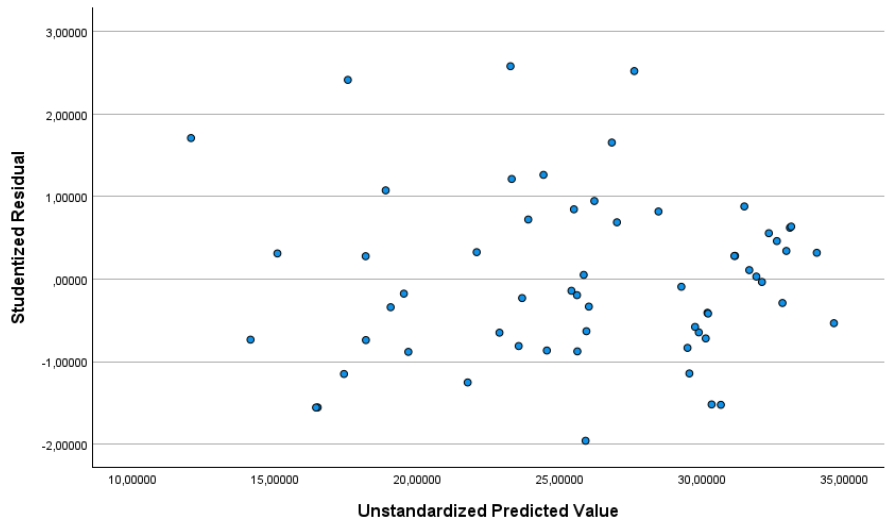
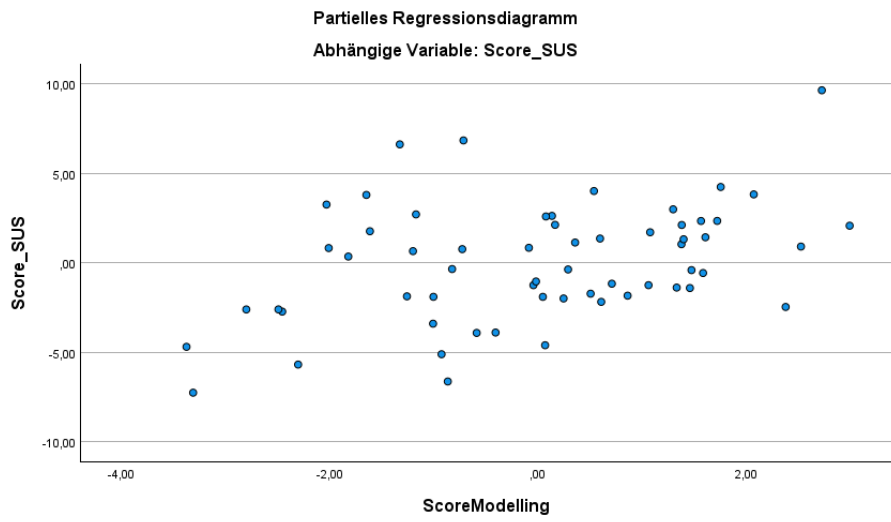
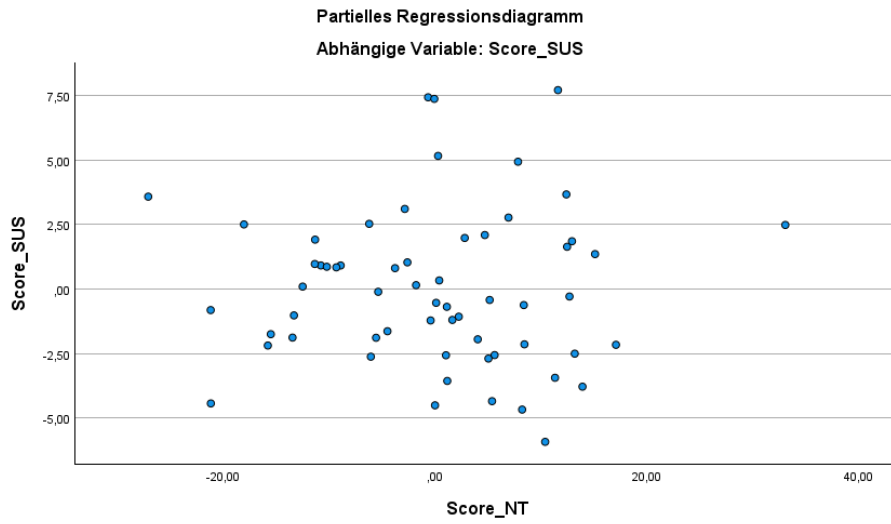
	Minimum	Maximum	Mittelwert	Std.-Abweichung	N
Nicht standardisierter vorhergesagter Wert	12,0551	34,6352	25,8833	5,72774	60
Standardisierter vorhergesagter Wert	-,2414	1,528	,000	1,000	60
Standardfehler des Vorhersagewerts	,546	1,566	1,148	,230	60
Korrigierter Vorhersagewert	10,9373	34,7965	25,8738	5,74197	60
Nicht standardisierte Residuen	-5,91322	7,72401	,00000	3,01007	60
Standardisierte Residuen	-1,844	2,409	,000	,939	60
Stud. nicht standardisierte Residuen	-1,959	2,578	,001	1,009	60
Gelöschtes Residuum	-6,67086	8,84402	,00953	3,48516	60
Stud. gelöschtes Residuum	-2,016	2,733	,007	1,033	60
Mahalanobis-Abstand	,730	13,088	6,883	2,886	60
Cook-Distanz	,000	,158	,020	,031	60
Zentrierter Hebelwert	,012	,222	,117	,049	60

a. Abhängige Variable: Score\_SUS











**Deskriptive Statistiken**

	Mittelwert	Std.- Abweichung	N
Score_PEOU	23,7500	5,00720	60
Score_VW	19,3000	17,84139	60
Score_RV_Pre	6,1167	2,39414	60
Score_ICL	39,5667	14,17131	60
Score_ECL	36,4500	21,59129	60
Score_GCL	45,6000	13,32539	60
Score_NT	24,4000	18,27029	60
ScoreModelling	5,1500	2,09782	60

**Modellzusammenfassung<sup>b</sup>**

Modell	R	R-Quadrat	Korrigiertes R-Quadrat	Standardfehler des Schätzers	Durbin- Watson- Statistik
1	,821 <sup>a</sup>	,674	,630	3,04541	1,611

a. Einflußvariablen : (Konstante), ScoreModelling, Score\_ICL, Score\_GCL, Score\_RV\_Pre, Score\_VW, Score\_ECL, Score\_NT

b. Abhängige Variable: Score\_PEOU

**Aufgenommene/Entfernte Variablen<sup>a</sup>**

Modell	Aufgenommene Variablen	Entfernte Variablen	Methode
1	ScoreModelling, Score_ICL, Score_GCL, Score_RV_Pre, Score_VW, Score_ECL, Score_NT <sup>b</sup>	.	Einschluß

a. Abhängige Variable: Score\_PEOU

b. Alle gewünschten Variablen wurden eingegeben.

**ANOVA<sup>a</sup>**

Modell		Quadratsumme	df	Mittel der Quadrate	F	Sig.
1	Regression	996,974	7	142,425	15,357	,000 <sup>b</sup>
	Nicht standardisierte Residuen	482,276	52	9,275		
	Gesamt	1479,250	59			

a. Abhängige Variable: Score\_PEOU

b. Einflußvariablen : (Konstante), ScoreModelling, Score\_ICL, Score\_GCL, Score\_RV\_Pre, Score\_VW, Score\_ECL, Score\_NT

### Koeffizienten<sup>a</sup>

Modell		Nicht standardisierte Koeffizienten		Standardisierte Koeffizienten	T	Sig.	95,0% Konfidenzintervalle für B		Korrelationen			Kollinearitätsstatistik		
		Regressionskoeffizient B	Std.-Fehler	Beta			Untergrenze	Obergrenze	Nullter Ordnung	Partiell	Teil	Toleranz	VIF	
1	(Konstante)	28,700	3,022		9,497	,000	22,636	34,765						
	Score_VW	-,063	,033	-,225	-1,908	,062	-,129	,003	,176	-,256	-,151	,453	2,210	
	Score_RV_Pre	,000	,205	,000	-,001	,999	-,411	,410	,220	,000	,000	,655	1,527	
	Score_ICL	-,059	,033	-,166	-1,762	,084	-,126	,008	-,397	-,237	-,140	,703	1,423	
	Score_ECL	-,146	,026	-,631	-5,590	,000	-,199	-,094	-,790	-,613	-,443	,492	2,031	
	Score_GCL	,032	,037	,086	,867	,390	-,042	,106	,431	,119	,069	,645	1,551	
	Score_NT	,048	,036	,173	1,329	,190	-,024	,119	,340	,181	,105	,369	2,712	
	ScoreModelling	,253	,256	,106	,988	,328	-,261	,767	,501	,136	,078	,545	1,834	

a. Abhängige Variable: Score\_PEOU

### Kollinearitätsdiagnose<sup>a</sup>

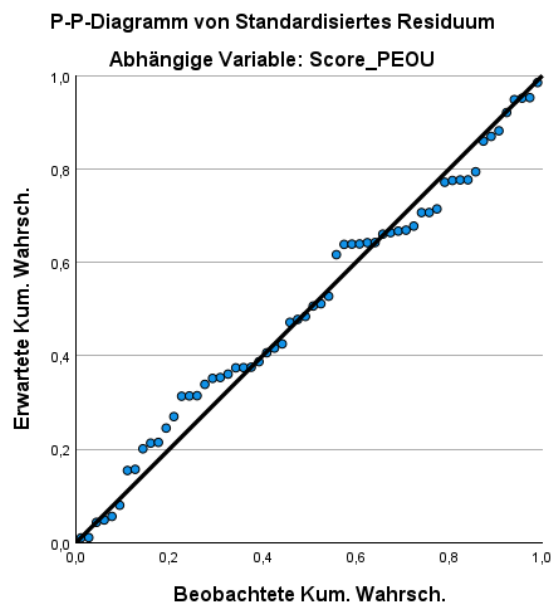
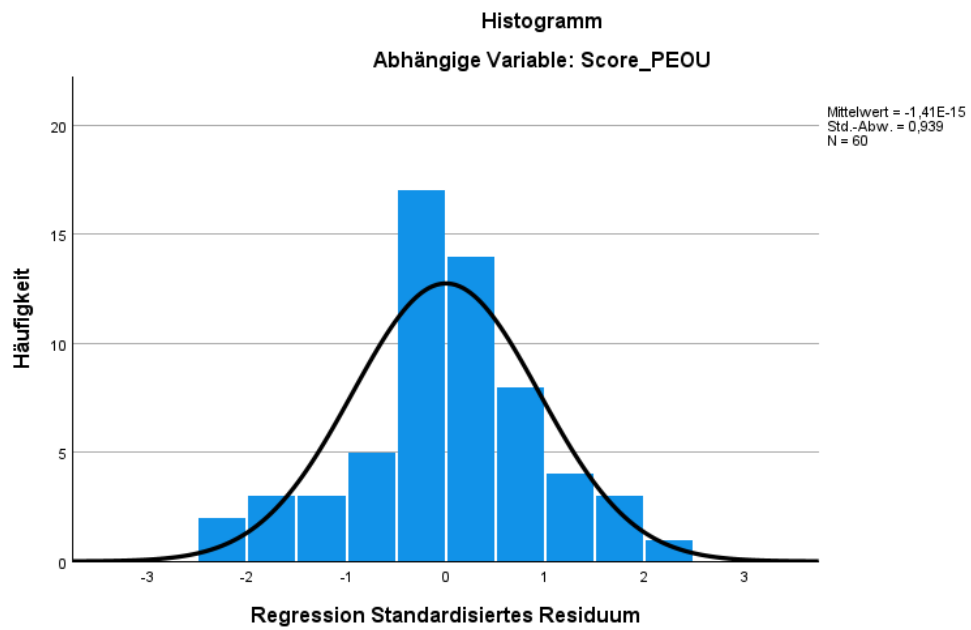
Modell	Dimension	Eigenwert	Konditionsindex	Varianzanteile								
				(Konstante)	Score_VW	Score_RV_Pre	Score_ICL	Score_ECL	Score_GCL	Score_NT	ScoreModelling	
1	1	6,679	1,000	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00
	2	,716	3,054	,00	,09	,00	,02	,04	,00	,04	,04	,00
	3	,260	5,069	,00	,13	,00	,00	,21	,04	,01	,05	,05
	4	,118	7,519	,00	,64	,13	,02	,01	,04	,33	,00	,00
	5	,111	7,759	,00	,03	,29	,24	,03	,01	,27	,00	,00
	6	,058	10,759	,01	,01	,02	,00	,04	,21	,13	,85	,85
	7	,045	12,135	,01	,09	,53	,59	,31	,16	,13	,07	,07
	8	,013	22,332	,98	,00	,03	,13	,34	,54	,08	,03	,03

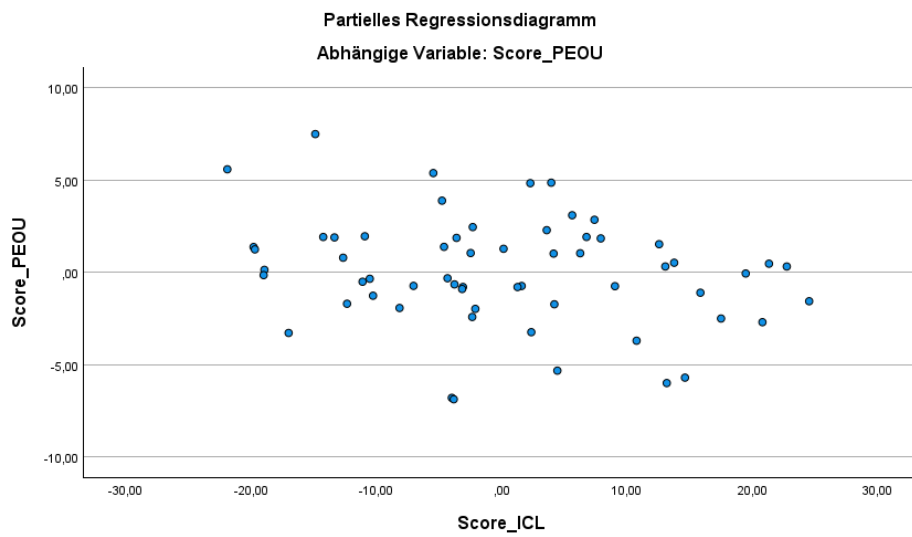
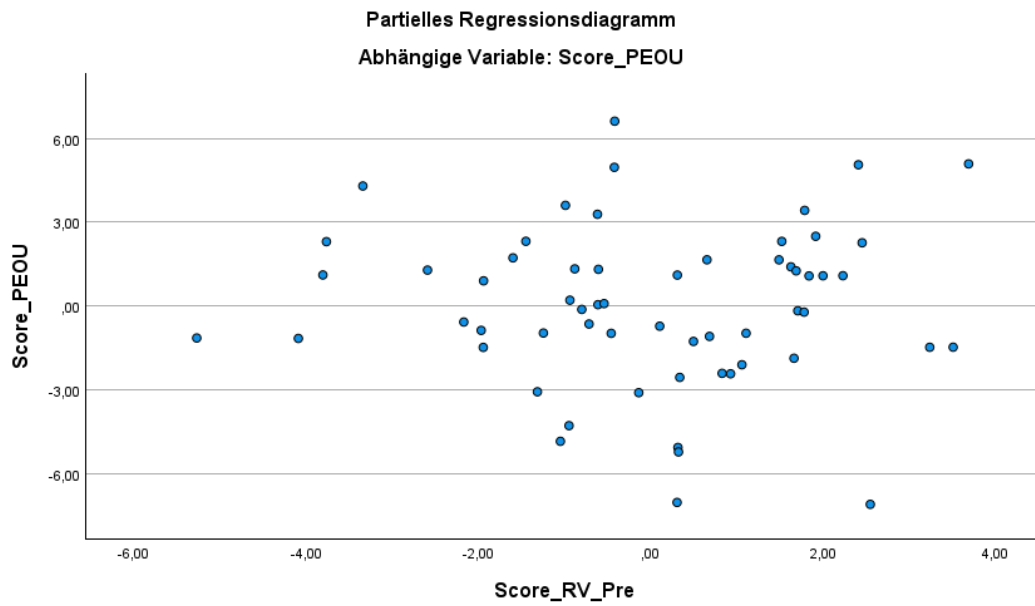
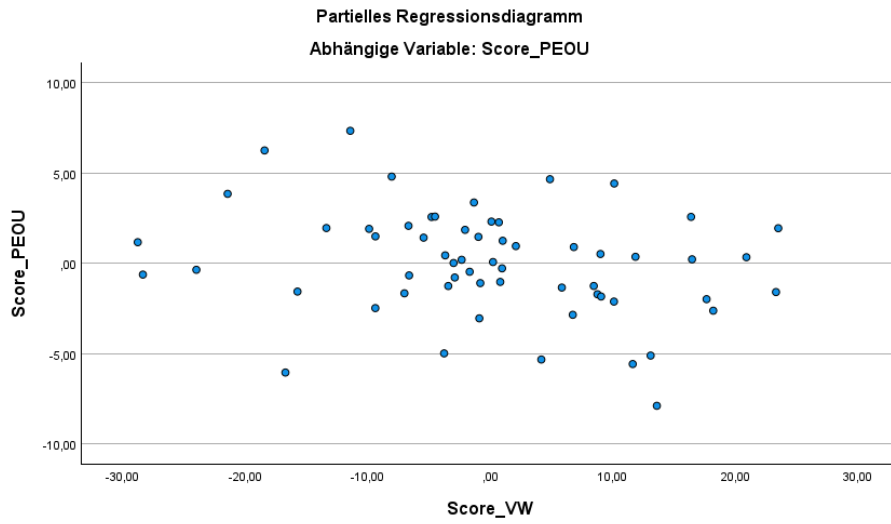
a. Abhängige Variable: Score\_PEOU

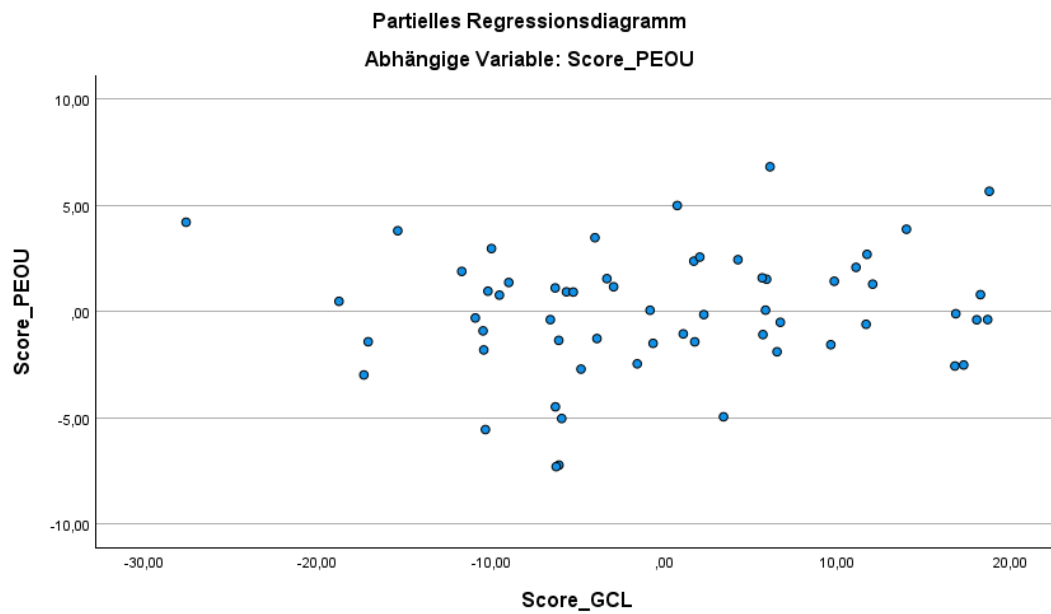
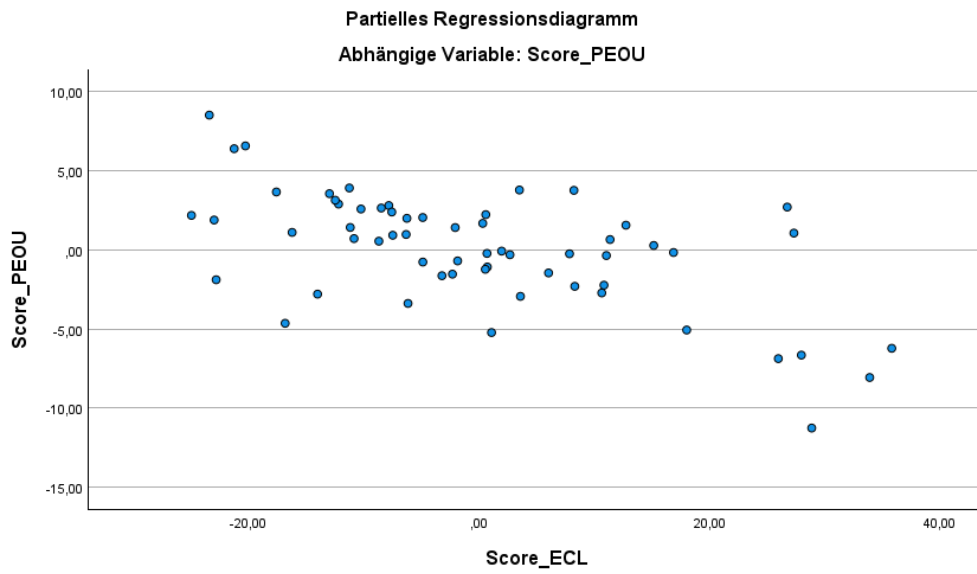
### Residuenstatistik<sup>a</sup>

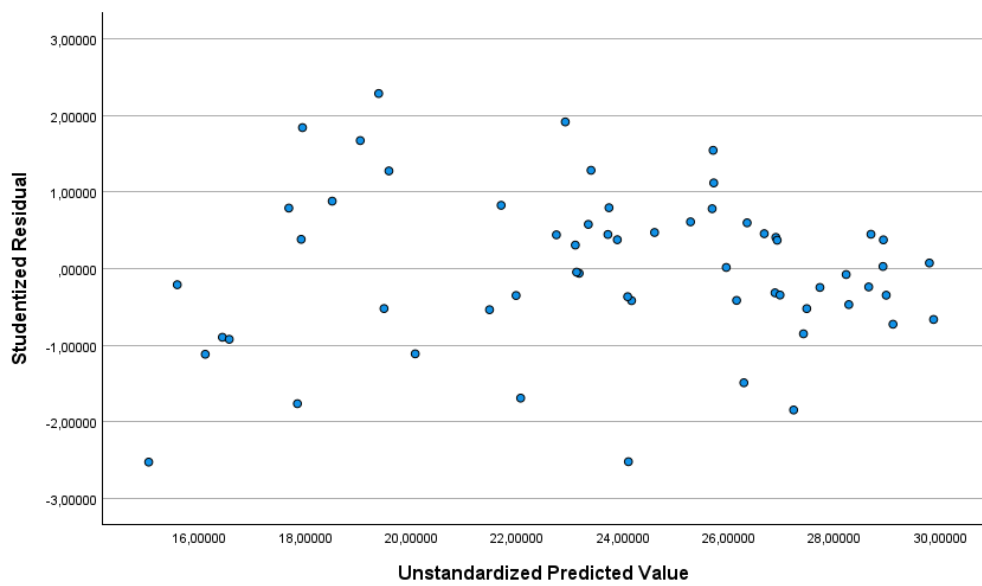
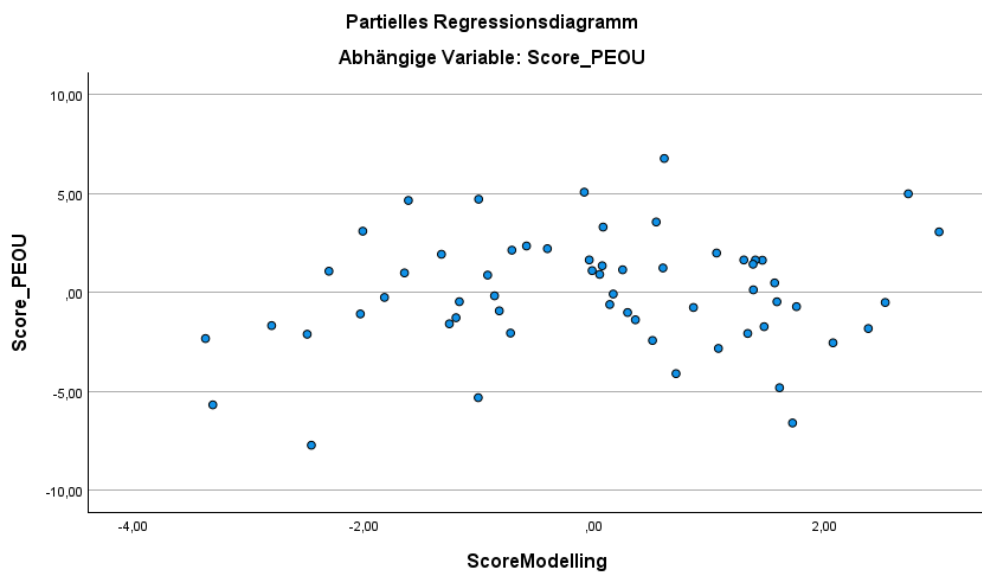
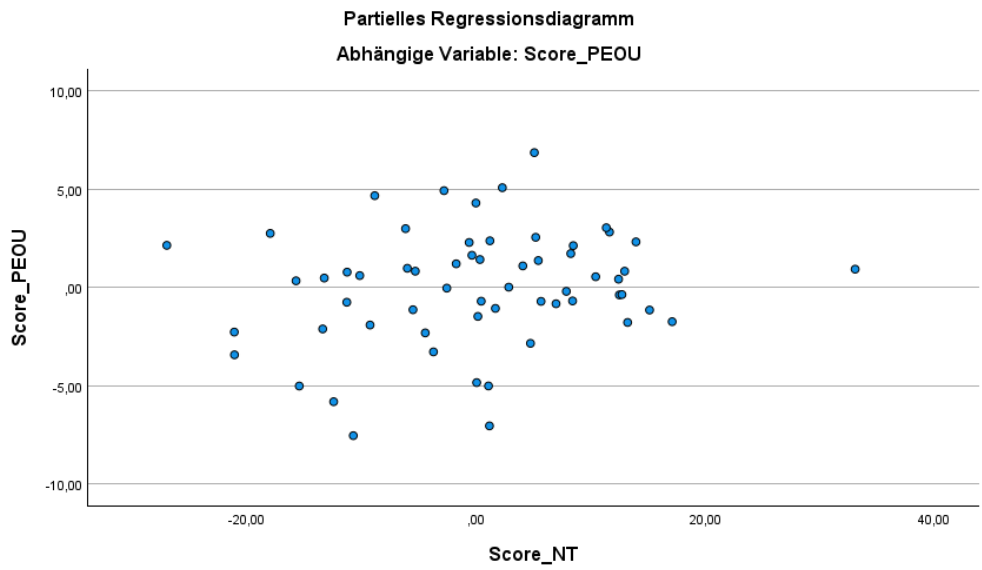
	Minimum	Maximum	Mittelwert	Std.-Abweichung	N
Nicht standardisierter vorhergesagter Wert	15,0333	29,8696	23,7500	4,11070	60
Standardisierter vorhergesagter Wert	-2,120	1,489	,000	1,000	60
Standardfehler des Vorhersagewerts	,519	1,487	1,091	,218	60
Korrigierter Vorhersagewert	15,7024	30,1715	23,7604	4,11313	60
Nicht standardisierte Residuen	-7,10096	6,61978	,00000	2,85905	60
Standardisierte Residuen	-2,332	2,174	,000	,939	60
Stud. nicht standardisierte Residuen	-2,522	2,286	-,002	1,013	60
Gelöschtes Residuum	-8,38947	7,32432	-,01044	3,33225	60
Stud. gelöschtes Residuum	-2,666	2,388	-,004	1,037	60
Mahalanobis-Abstand	,730	13,088	6,883	2,886	60
Cook-Distanz	,000	,153	,021	,036	60
Zentrierter Hebelwert	,012	,222	,117	,049	60

a. Abhängige Variable: Score\_PEOU









**Deskriptive Statistiken**

	Mittelwert	Std.- Abweichung	N
Score_USEFUL	48,6935	12,98371	62
Score_VW	20,0161	18,23300	62
Score_RV_Pre	6,1452	2,36676	62
Score_ECL	36,6129	21,33830	62
Score_GCL	44,9677	13,68255	62
ScoreModelling	5,1129	2,07329	62

**Aufgenommene/Entfernte Variablen<sup>a</sup>**

Modell	Aufgenommene Variablen	Entfernte Variablen	Methode
1	ScoreModelling, Score_GCL, Score_RV_Pre, Score_VW, Score_ECL <sup>b</sup>	.	Einschluß

a. Abhängige Variable: Score\_USEFUL

b. Alle gewünschten Variablen wurden eingegeben.

**Modellzusammenfassung<sup>b</sup>**

Modell	R	R-Quadrat	Korrigiertes R-Quadrat	Standardfehler des Schätzers	Durbin- Watson- Statistik
1	,823 <sup>a</sup>	,677	,649	7,69571	1,873

a. Einflußvariablen : (Konstante), ScoreModelling, Score\_GCL, Score\_RV\_Pre, Score\_VW, Score\_ECL

b. Abhängige Variable: Score\_USEFUL

### ANOVA<sup>a</sup>

Modell		Quadratsumme	df	Mittel der Quadrate	F	Sig.
1	Regression	6966,639	5	1393,328	23,526	,000 <sup>b</sup>
	Nicht standardisierte Residuen	3316,538	56	59,224		
	Gesamt	10283,177	61			

a. Abhängige Variable: Score\_USEFUL

b. Einflußvariablen : (Konstante), ScoreModelling, Score\_GCL, Score\_RV\_Pre, Score\_VW, Score\_ECL

### Koeffizienten<sup>a</sup>

Modell		Nicht standardisierte Koeffizienten		Standardisierte Koeffizienten	T	Sig.	95,0% Konfidenzintervalle für B		Korrelationen			Kollinearitätsstatistik		
		Regressionskoeffizient B	Std.-Fehler				Untergrenze	Obergrenze	Nullter Ordnung	Partiell	Teil	Toleranz	VIF	
1	(Konstante)	25,569	6,526		3,918	,000	12,497	38,641						
	Score_VW	-,028	,063	-,039	-,445	,658	-,155	,098	,025	-,059	-,034	,732	1,366	
	Score_RV_Pre	,449	,479	,082	,938	,352	-,510	1,409	,171	,124	,071	,755	1,324	
	Score_ECL	-,176	,060	-,290	-2,924	,005	-,297	-,056	-,616	-,364	-,222	,586	1,707	
	Score_GCL	,573	,086	,604	6,652	,000	,400	,745	,770	,664	,505	,699	1,430	
	ScoreModelling	,317	,623	,051	,509	,612	-,930	1,565	,418	,068	,039	,582	1,718	

a. Abhängige Variable: Score\_USEFUL

### Kollinearitätsdiagnose<sup>a</sup>

Modell	Dimension	Eigenwert	Konditionsindex	Varianzanteile					
				(Konstante)	Score_VW	Score_RV_Pre	Score_ECL	Score_GCL	ScoreModelling
1	1	5,102	1,000	,00	,01	,00	,00	,00	,00
	2	,466	3,310	,00	,37	,00	,13	,00	,00
	3	,271	4,342	,00	,35	,00	,19	,04	,04
	4	,085	7,742	,01	,21	,76	,00	,16	,01
	5	,060	9,224	,00	,03	,22	,07	,20	,84
	6	,017	17,471	,99	,04	,02	,60	,60	,10

a. Abhängige Variable: Score\_USEFUL

### Fallweise Diagnose<sup>a</sup>

Fallnummer	Standardisierte Residuen	Score_USEFUL	Nicht standardisierter vorhergesagter Wert	Nicht standardisierte Residuen
34	-3,468	25,00	51,6859	-26,68593

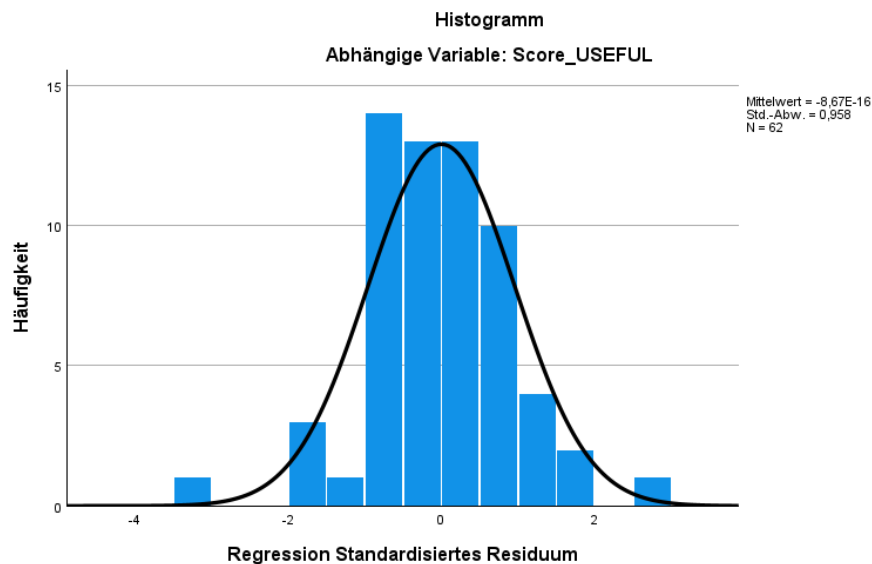
a. Abhängige Variable: Score\_USEFUL



### Residuenstatistik<sup>a</sup>

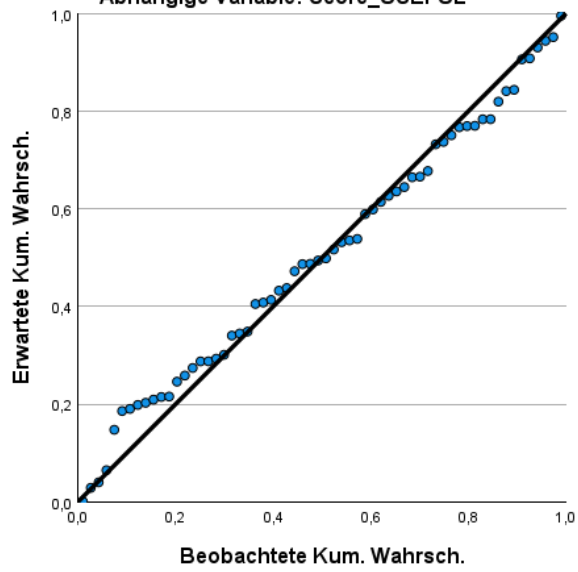
	Minimum	Maximum	Mittelwert	Std.- Abweichung	N
Nicht standardisierter vorhergesagter Wert	21,9737	66,3111	48,6935	10,68678	62
Standardisierter vorhergesagter Wert	-2,500	1,649	,000	1,000	62
Standardfehler des Vorhersagewerts	1,223	3,643	2,329	,558	62
Korrigierter Vorhersagewert	18,0505	66,4295	48,6155	10,81839	62
Nicht standardisierte Residuen	-26,68593	20,02634	,00000	7,37357	62
Standardisierte Residuen	-3,468	2,602	,000	,958	62
Stud. nicht standardisierte Residuen	-3,528	2,846	,005	1,013	62
Gelöschtes Residuum	-27,61735	23,94954	,07802	8,26715	62
Stud. gelöschtes Residuum	-3,964	3,049	,001	1,055	62
Mahalanobis-Abstand	,557	12,689	4,919	2,705	62
Cook-Distanz	,000	,264	,021	,043	62
Zentrierter Hebelwert	,009	,208	,081	,044	62

a. Abhängige Variable: Score\_USEFUL



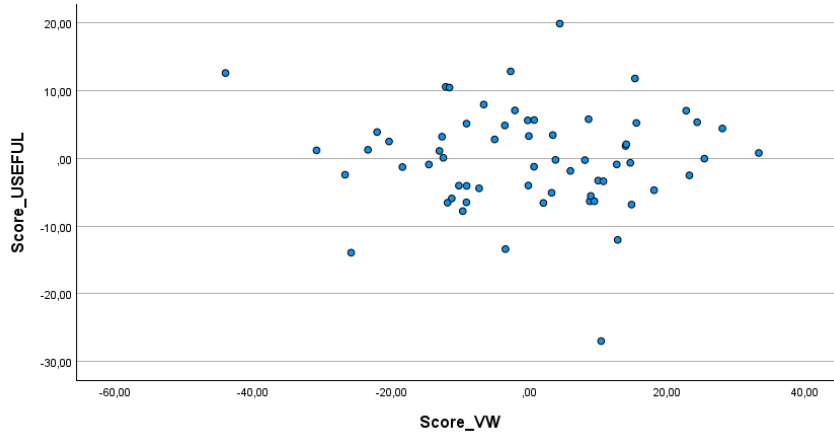
P-P-Diagramm von Standardisiertes Residuum

Abhängige Variable: Score\_USEFUL



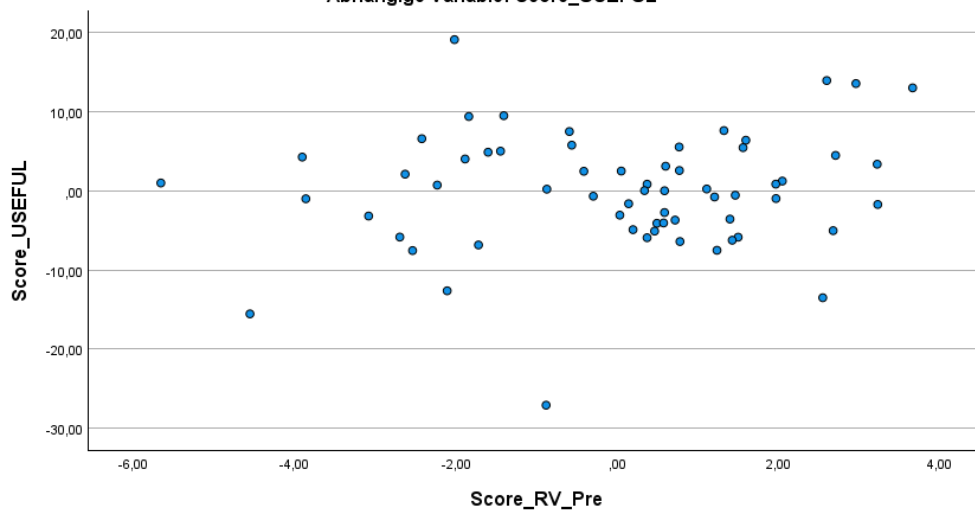
Partielles Regressionsdiagramm

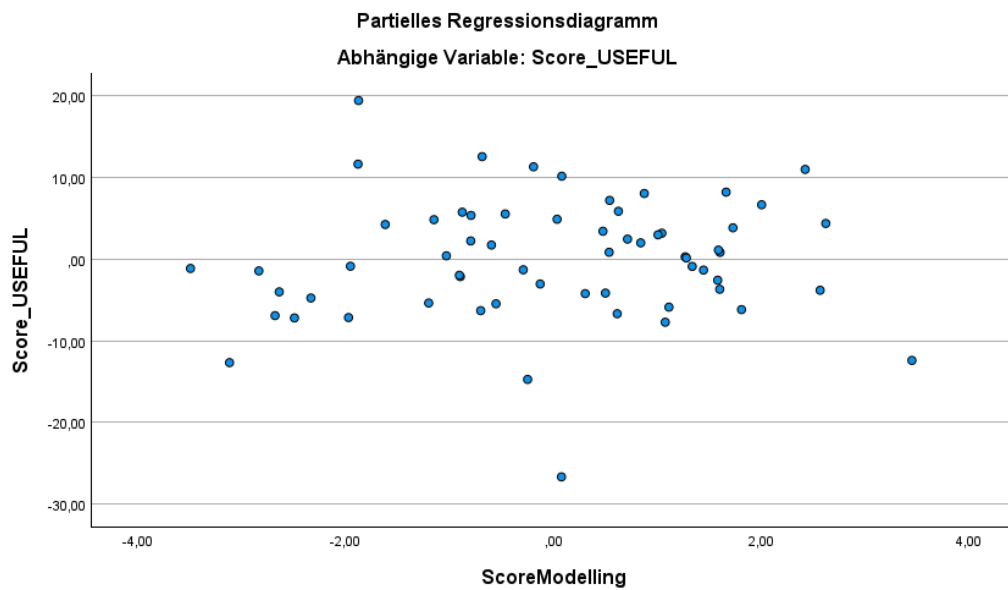
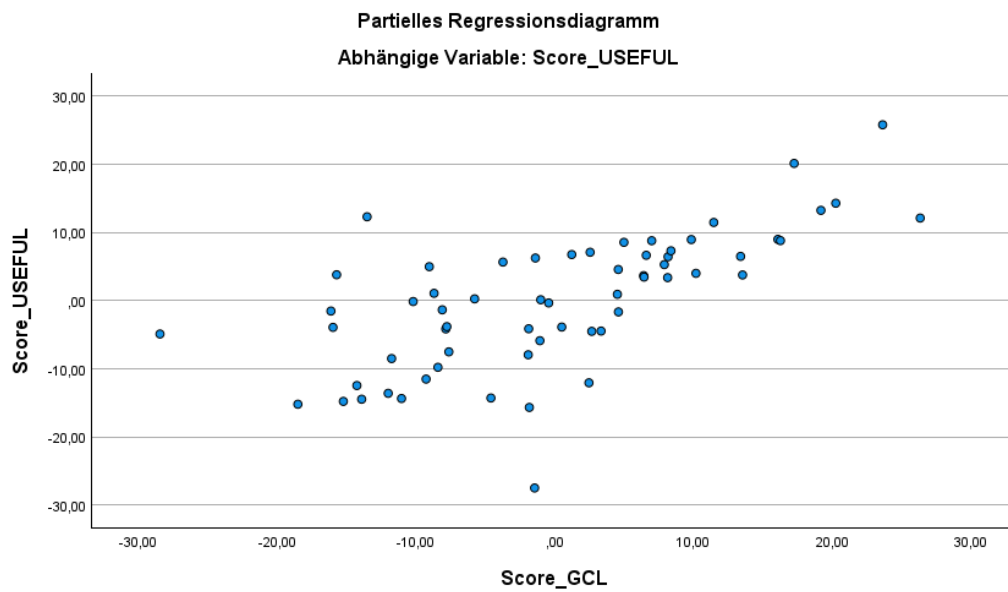
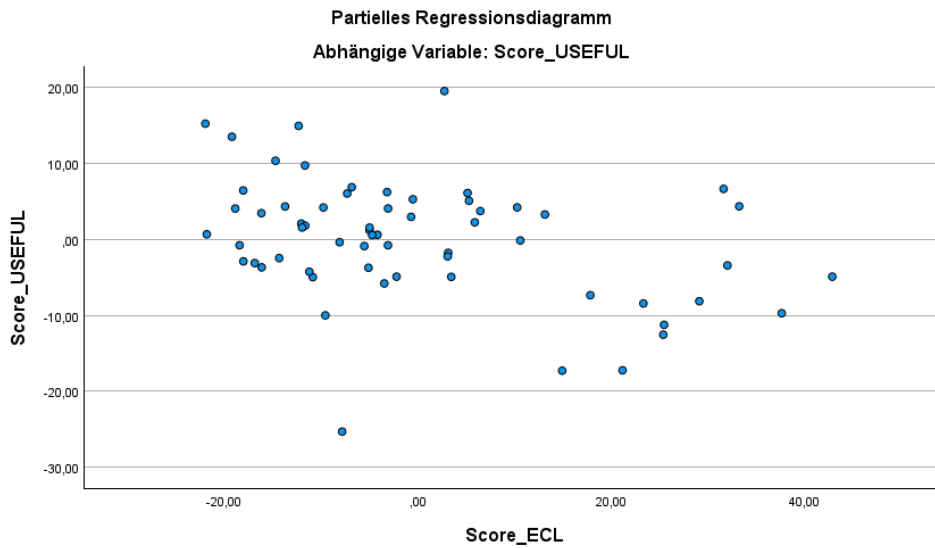
Abhängige Variable: Score\_USEFUL

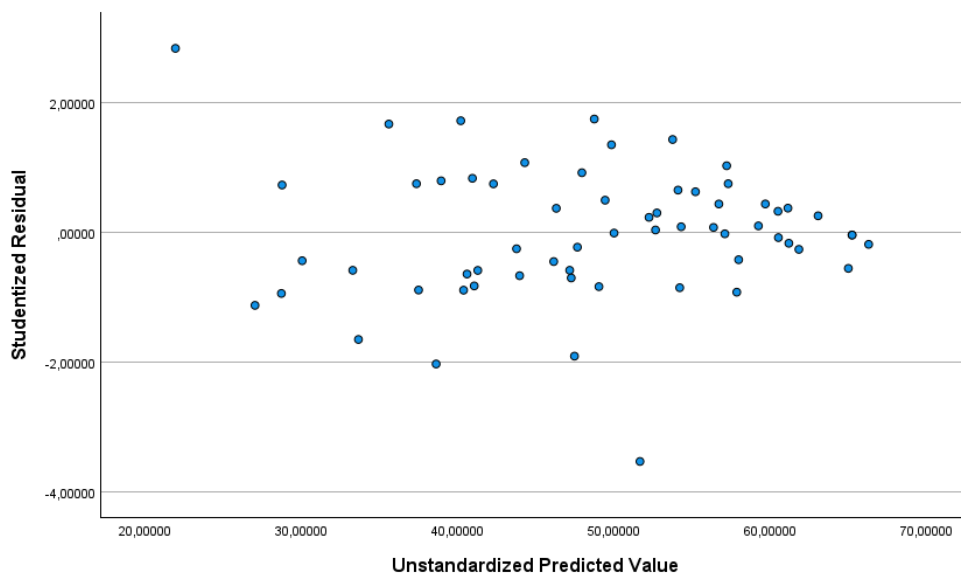


Partielles Regressionsdiagramm

Abhängige Variable: Score\_USEFUL







ICL

### Deskriptive Statistiken

	Mittelwert	Std.- Abweichung	N
Score_ICL	37,5444	13,36116	90
Score_RV_Pre	6,0667	2,24259	90
Score_VW	20,1000	17,59344	90
Score_NT	25,0111	19,05256	90
Score_PEOU	24,2778	4,70483	90
Score_SUS	26,5556	6,23169	90

### Aufgenommene/Entfernte Variablen<sup>a</sup>

Modell	Aufgenommene Variablen	Entfernte Variablen	Methode
1	Score_SUS, Score_RV_Pre, Score_VW, Score_PEOU, Score_NT <sup>b</sup>	.	Einschluß

a. Abhängige Variable: Score\_ICL

b. Alle gewünschten Variablen wurden eingegeben.

### Modellzusammenfassung<sup>b</sup>

Modell	R	R-Quadrat	Korrigiertes R-Quadrat	Standardfehler des Schätzers	Durbin-Watson-Statistik
1	,510 <sup>a</sup>	,260	,216	11,83334	2,042

a. Einflußvariablen : (Konstante), Score\_SUS, Score\_RV\_Pre, Score\_VW, Score\_PEOU, Score\_NT

b. Abhängige Variable: Score\_ICL

### ANOVA<sup>a</sup>

Modell		Quadratsumme	df	Mittel der Quadrate	F	Sig.
1	Regression	4125,968	5	825,194	5,893	,000 <sup>b</sup>
	Nicht standardisierte Residuen	11762,354	84	140,028		
	Gesamt	15888,322	89			

a. Abhängige Variable: Score\_ICL

b. Einflußvariablen : (Konstante), Score\_SUS, Score\_RV\_Pre, Score\_VW, Score\_PEOU, Score\_NT

### Koeffizienten<sup>a</sup>

Modell		Nicht standardisierte Koeffizienten		Standardisierte Koeffizienten	T	Sig.	95,0% Konfidenzintervalle für B		Korrelationen			Kollinearitätsstatistik		
		Regressionskoeffizient B	Std.-Fehler				Untergrenze	Obergrenze	Nullter Ordnung	Partiell	Teil	Toleranz	VIF	
1	(Konstante)	73,050	7,358		9,928	,000	58,418	87,682						
	Score_RV_Pre	-1,726	,606	-,290	-2,850	,005	-2,931	-,522	-,362	-,297	-,268	,853	1,173	
	Score_VW	-,135	,103	-,178	-1,321	,190	-,339	,068	-,269	-,143	-,124	,484	2,068	
	Score_NT	,063	,098	,089	,637	,526	-,133	,258	-,245	,069	,060	,450	2,221	
	Score_PEOU	-,708	,396	-,249	-1,789	,077	-1,494	,079	-,361	-,192	-,168	,454	2,202	
	Score_SUS	-,252	,293	-,118	-,861	,392	-,834	,330	-,330	-,094	-,081	,473	2,115	

a. Abhängige Variable: Score\_ICL

### Kollinearitätsdiagnose<sup>a</sup>

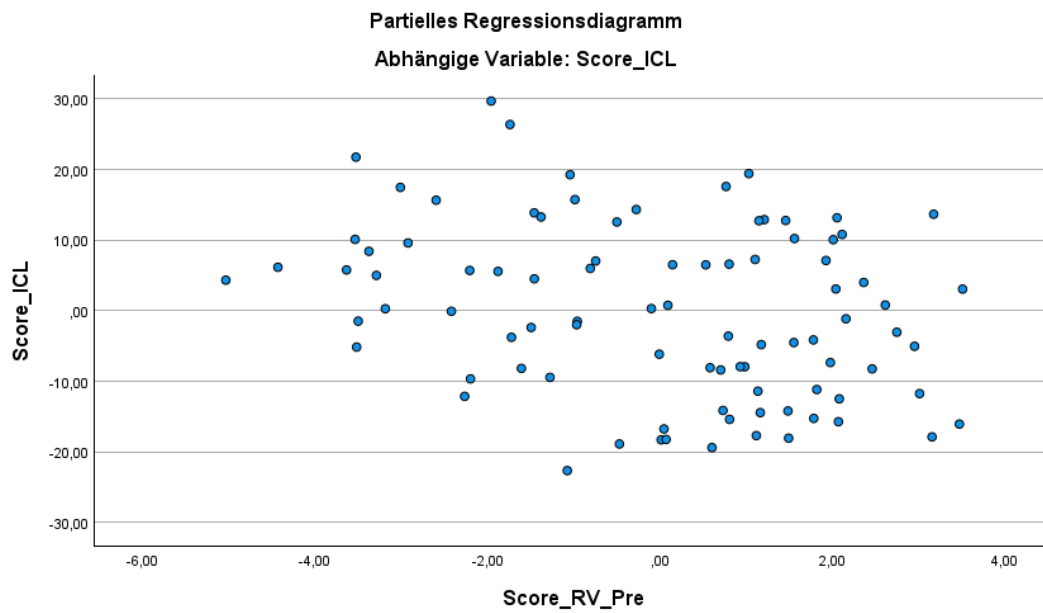
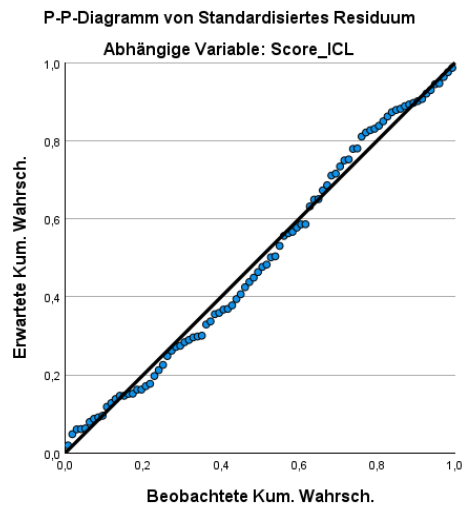
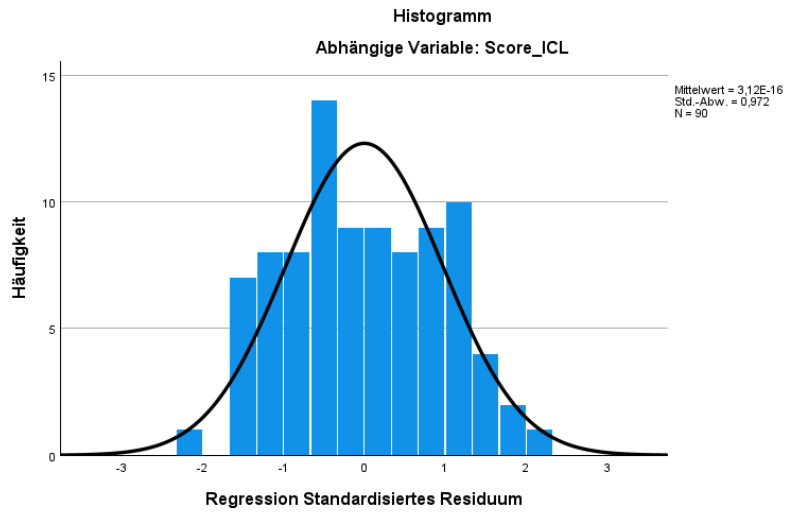
Modell	Dimension	Eigenwert	Konditionsindex	Varianzanteile					
				(Konstante)	Score_RV_Pre	Score_VW	Score_NT	Score_PEOU	Score_SUS
1	1	5,313	1,000	,00	,00	,01	,00	,00	,00
	2	,445	3,456	,01	,01	,21	,09	,00	,01
	3	,120	6,648	,00	,09	,55	,74	,00	,00
	4	,087	7,806	,01	,78	,22	,08	,01	,03
	5	,024	14,969	,73	,10	,01	,05	,00	,37
	6	,011	22,300	,26	,02	,00	,03	,98	,59

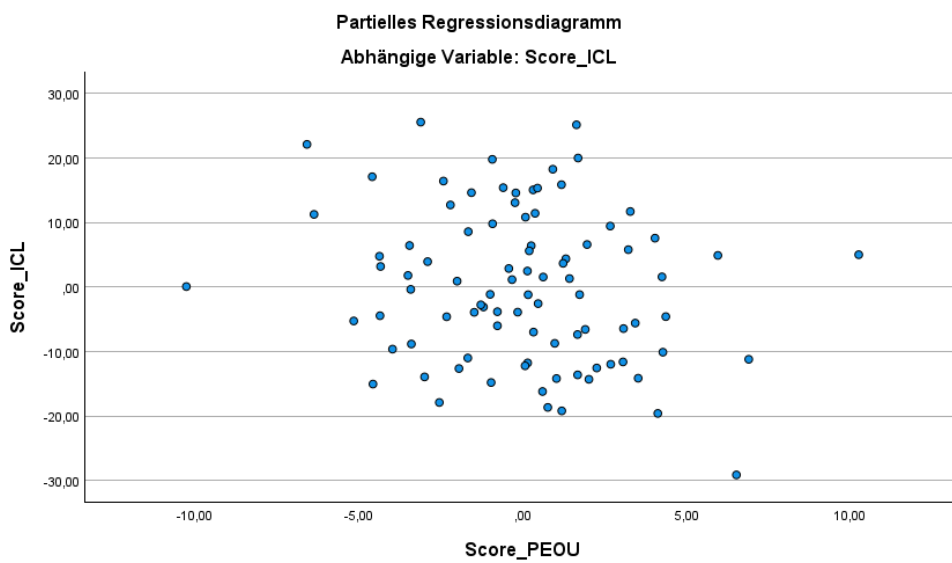
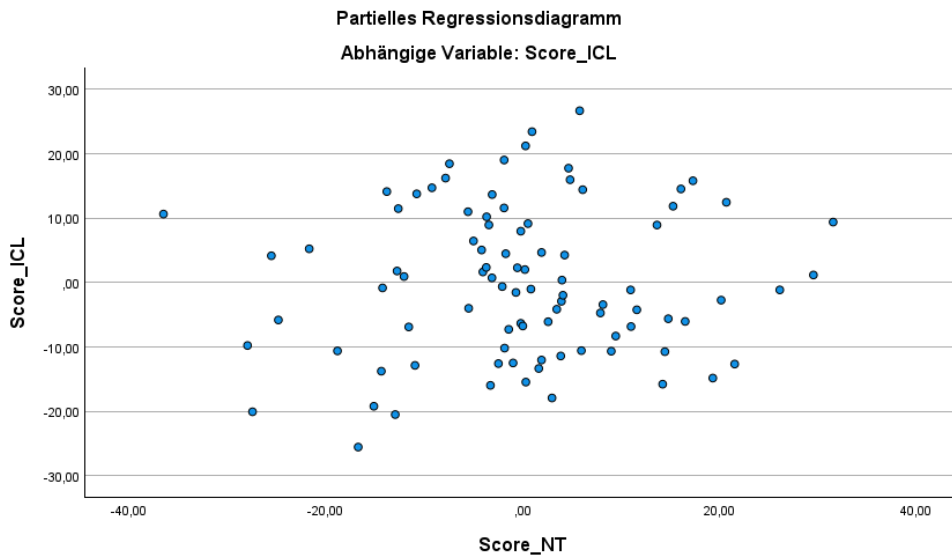
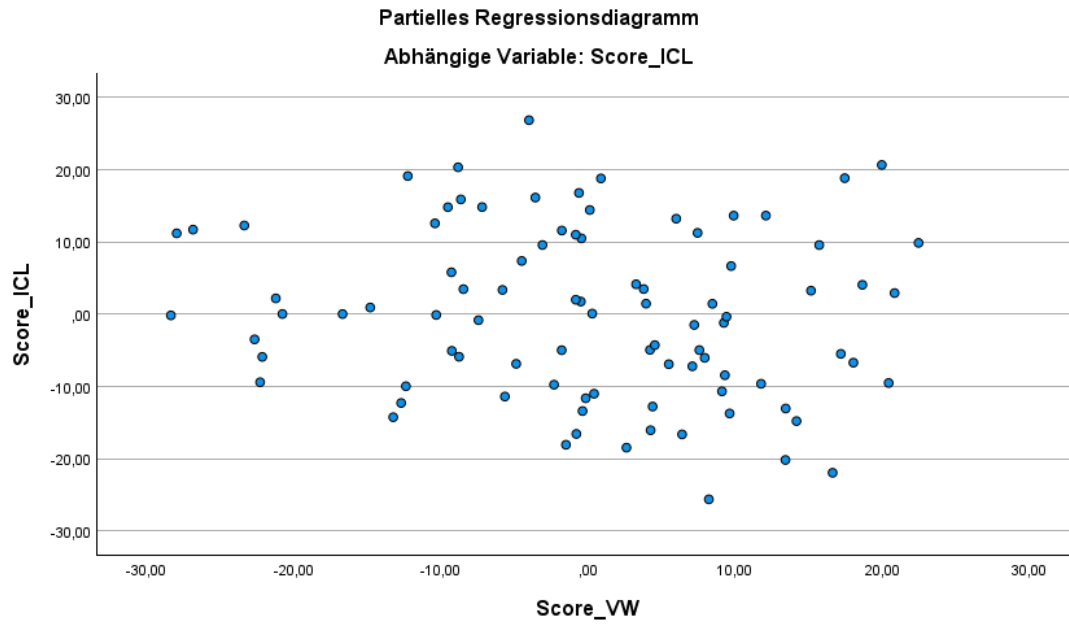
a. Abhängige Variable: Score\_ICL

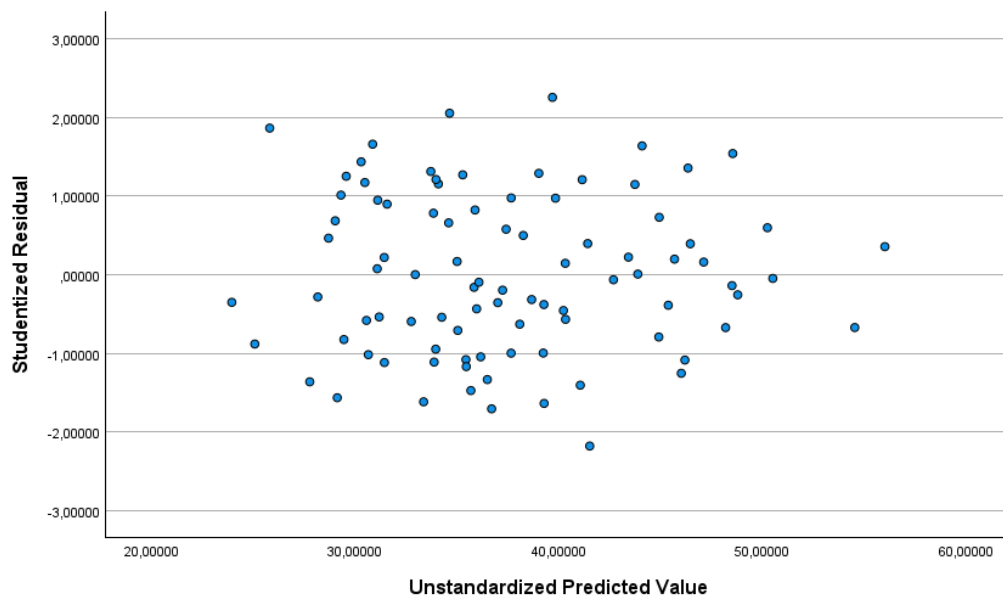
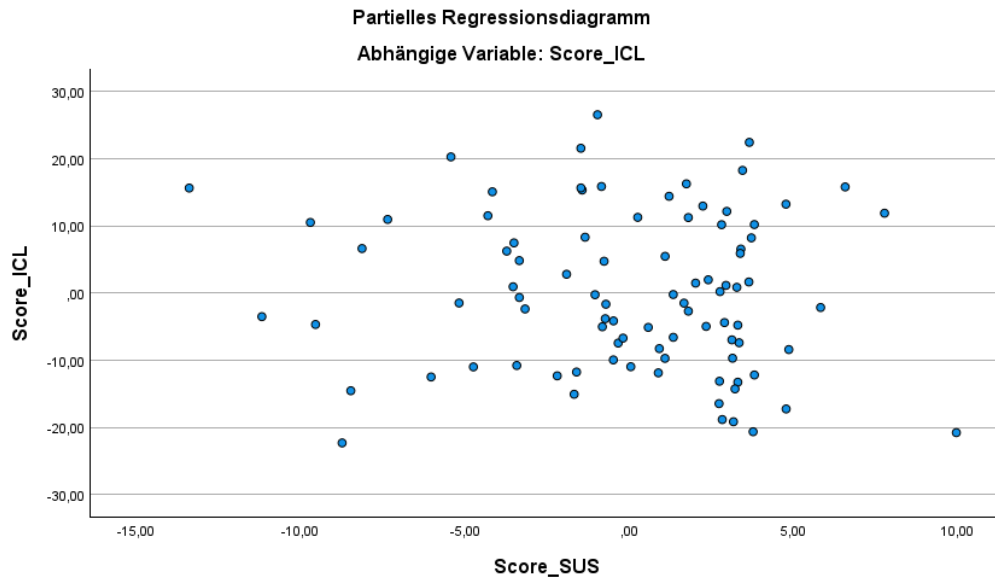
### Residuenstatistik<sup>a</sup>

	Minimum	Maximum	Mittelwert	Std.-Abweichung	N
Nicht standardisierter vorhergesagter Wert	23,9558	56,0187	37,5444	6,80876	90
Standardisierter vorhergesagter Wert	-1,996	2,713	,000	1,000	90
Standardfehler des Vorhersagewerts	1,582	5,121	2,969	,724	90
Korrigierter Vorhersagewert	24,0201	55,4897	37,5624	6,89254	90
Nicht standardisierte Residuen	-24,52838	26,30107	,00000	11,49614	90
Standardisierte Residuen	-2,073	2,223	,000	,972	90
Stud. nicht standardisierte Residuen	-2,175	2,255	-,001	1,004	90
Gelöschtes Residuum	-27,00815	27,07501	-,01795	12,28774	90
Stud. gelöschtes Residuum	-2,226	2,313	,000	1,011	90
Mahalanobis-Abstand	,602	15,679	4,944	2,948	90
Cook-Distanz	,000	,080	,012	,015	90
Zentrierter Hebelwert	,007	,176	,056	,033	90

a. Abhängige Variable: Score\_ICL







ECL

### Deskriptive Statistiken

	Mittelwert	Std.- Abweichung	N
Score_ECL	36,4500	21,59129	60
Score_RV_Pre	6,1167	2,39414	60
Score_VW	19,3000	17,84139	60
Score_NT	24,4000	18,27029	60
Score_USEFUL	49,1000	12,99504	60
Score_PEOU	23,7500	5,00720	60
Score_SUS	25,8833	6,47051	60
ScoreModelling	5,1500	2,09782	60



### Aufgenommene/Entfernte Variablen<sup>a</sup>

Modell	Aufgenommene Variablen	Entfernte Variablen	Methode
1	ScoreModelling, Score_VW, Score_USEFUL, UL, Score_RV_Pre, Score_PEOU, Score_NT, Score_SUS <sup>b</sup>		Einschluß

a. Abhängige Variable: Score\_ECL

b. Alle gewünschten Variablen wurden eingegeben.

### Modellzusammenfassung<sup>b</sup>

Modell	R	R-Quadrat	Korrigiertes R-Quadrat	Standardfehler des Schätzers	Durbin-Watson-Statistik
1	,875 <sup>a</sup>	,766	,734	11,12736	2,114

a. Einflußvariablen : (Konstante), ScoreModelling, Score\_VW, Score\_USEFUL, Score\_RV\_Pre, Score\_PEOU, Score\_NT, Score\_SUS

b. Abhängige Variable: Score\_ECL

### ANOVA<sup>a</sup>

Modell		Quadratsumme	df	Mittel der Quadrate	F	Sig.
1	Regression	21066,312	7	3009,473	24,306	,000 <sup>b</sup>
	Nicht standardisierte Residuen	6438,538	52	123,818		
	Gesamt	27504,850	59			

a. Abhängige Variable: Score\_ECL

b. Einflußvariablen : (Konstante), ScoreModelling, Score\_VW, Score\_USEFUL, Score\_RV\_Pre, Score\_PEOU, Score\_NT, Score\_SUS

### Koeffizienten<sup>a</sup>

Modell		Nicht standardisierte Koeffizienten		Standardisierte Koeffizienten	T	Sig.	95,0% Konfidenzintervalle für B		Korrelationen			Kollinearitätsstatistik		
		Regressionskoeffizient B	Std.-Fehler				Beta	Untergrenze	Obergrenze	Nullter Ordnung	Partiell	Teil	Toleranz	VIF
1	(Konstante)	120,018	7,716		15,554	,000	104,534	135,501						
	Score_RV_Pre	,579	,713	,064	,813	,420	-,851	2,010	-,177	,112	,055	,721	1,388	
	Score_VW	-,097	,120	-,080	-,806	,424	-,337	,144	-,268	-,111	-,054	,460	2,175	
	Score_NT	-,083	,126	-,070	-,656	,515	-,335	,170	-,359	-,091	-,044	,398	2,515	
	Score_USEFUL	,014	,172	,008	,079	,937	-,331	,358	-,618	,011	,005	,421	2,377	
	Score_PEOU	-1,567	,460	-,363	-3,407	,001	-2,490	-,644	-,790	-,427	-,229	,395	2,529	
	Score_SUS	-1,863	,466	-,558	-3,999	,000	-2,798	-,929	-,831	-,485	-,268	,231	4,331	
	ScoreModelling	,302	1,002	,029	,301	,765	-1,709	2,312	-,532	,042	,020	,475	2,105	

a. Abhängige Variable: Score\_ECL

### Kollinearitätsdiagnose<sup>a</sup>

Modell	Dimension	Eigenwert	Konditionsindex	(Konstante)	Varianzanteile							
					Score_RV_Pr e	Score_VW	Score_NT	Score_USEF UL	Score_PEOU	Score_SUS	ScoreModelli ng	
1	1	7,167	1,000	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00
	2	,498	3,795	,00	,00	,21	,07	,00	,00	,00	,00	,00
	3	,111	8,025	,01	,03	,75	,65	,00	,00	,00	,00	,00
	4	,094	8,747	,00	,79	,00	,09	,01	,00	,01	,01	,02
	5	,072	9,958	,06	,01	,00	,11	,01	,01	,01	,00	,69
	6	,032	15,013	,50	,10	,00	,00	,34	,01	,02	,02	,09
	7	,017	20,371	,35	,06	,01	,04	,37	,41	,09	,09	,09
	8	,009	28,507	,07	,01	,02	,04	,26	,56	,88	,10	,10

a. Abhängige Variable: Score\_ECL

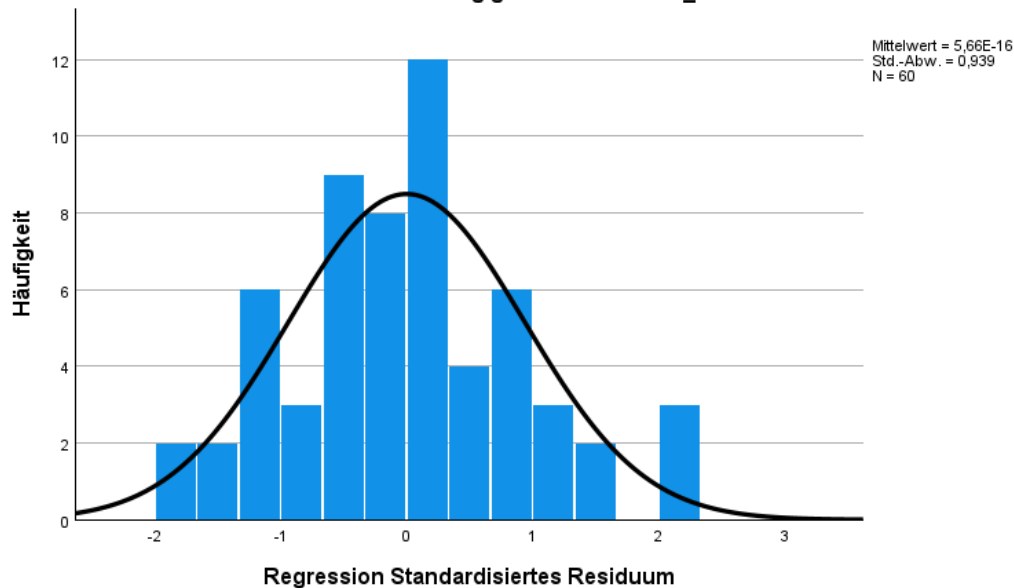
### Residuenstatistik<sup>a</sup>

	Minimum	Maximum	Mittelwert	Std.- Abweichung	N
Nicht standardisierter vorhergesagter Wert	7,4911	80,1434	36,4500	18,89593	60
Standardisierter vorhergesagter Wert	-1,533	2,312	,000	1,000	60
Standardfehler des Vorhersagewerts	2,589	5,678	3,988	,782	60
Korrigierter Vorhersagewert	1,0799	80,9067	36,3074	19,05235	60
Nicht standardisierte Residuen	-22,12207	25,18310	,00000	10,44642	60
Standardisierte Residuen	-1,988	2,263	,000	,939	60
Stud. nicht standardisierte Residuen	-2,193	2,497	,006	1,023	60
Gelöschtes Residuum	-26,90675	30,92015	,14262	12,43070	60
Stud. gelöschtes Residuum	-2,279	2,636	,009	1,046	60
Mahalanobis-Abstand	2,210	14,378	6,883	3,009	60
Cook-Distanz	,000	,234	,025	,043	60
Zentrierter Hebelwert	,037	,244	,117	,051	60

a. Abhängige Variable: Score\_ECL

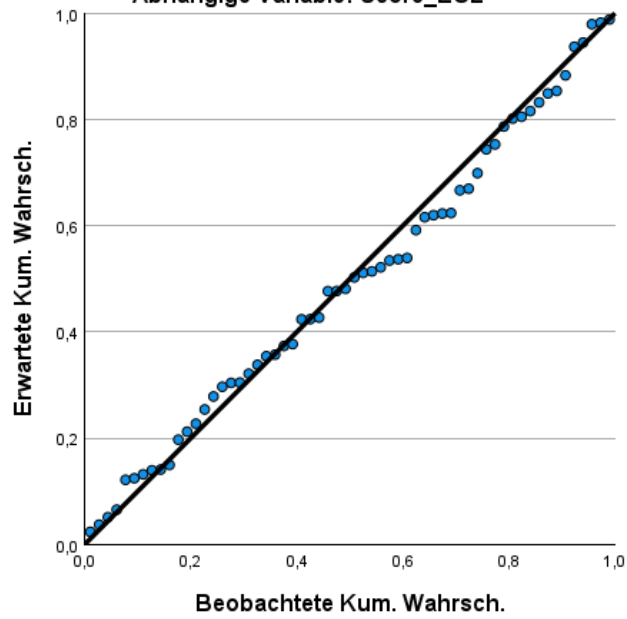
### Histogramm

Abhängige Variable: Score\_ECL



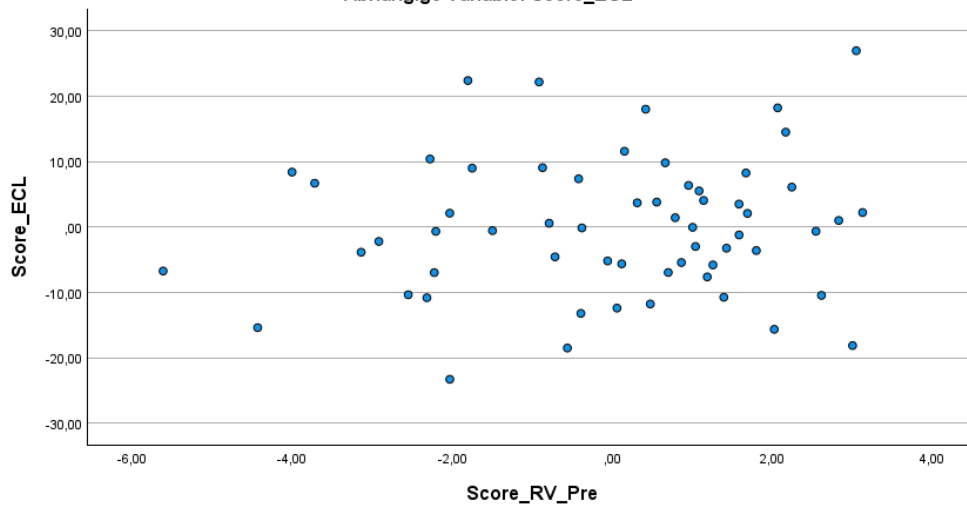
P-P-Diagramm von Standardisiertes Residuum

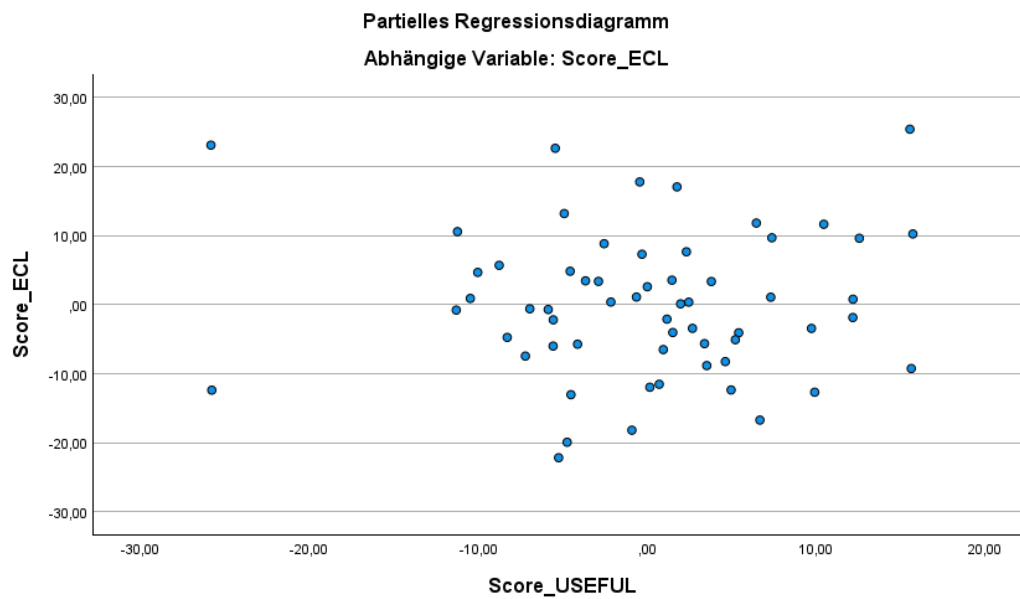
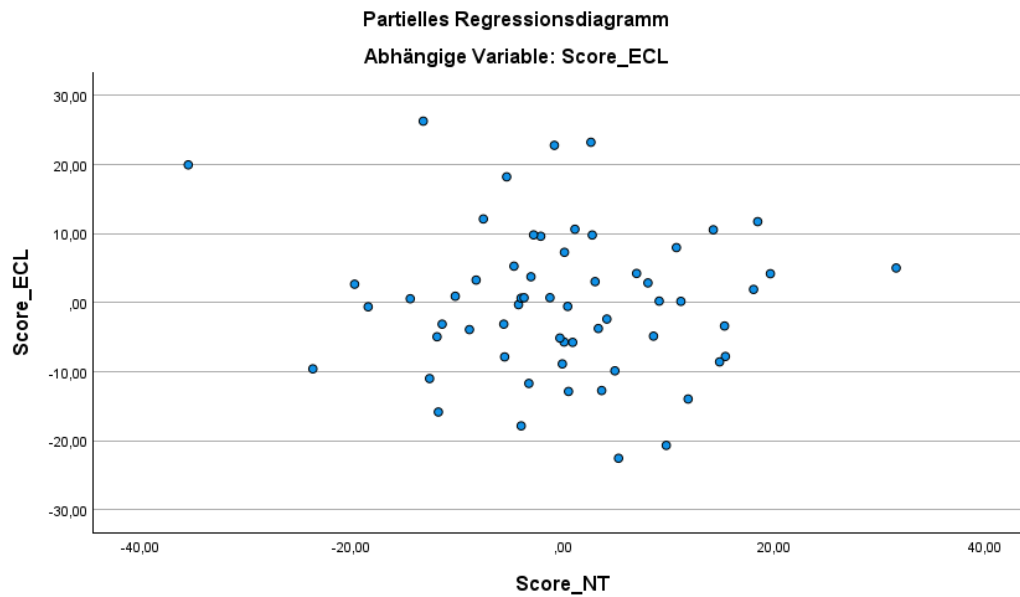
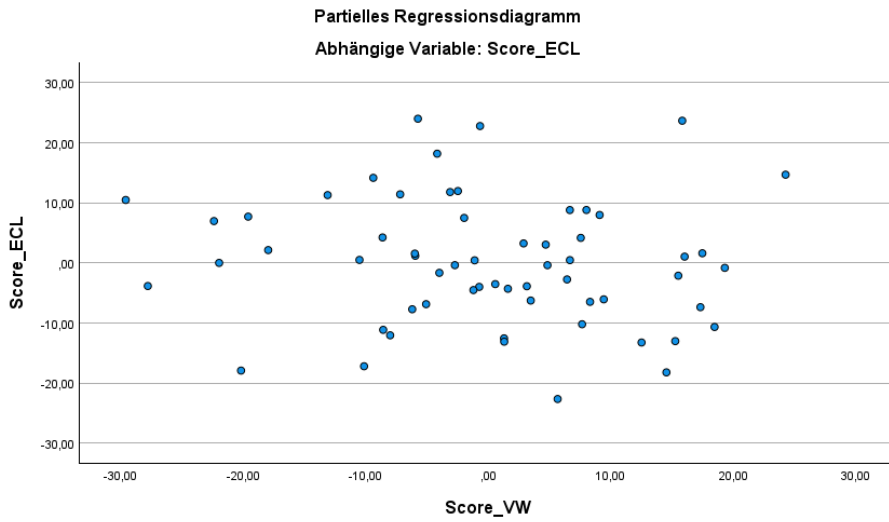
Abhängige Variable: Score\_ECL

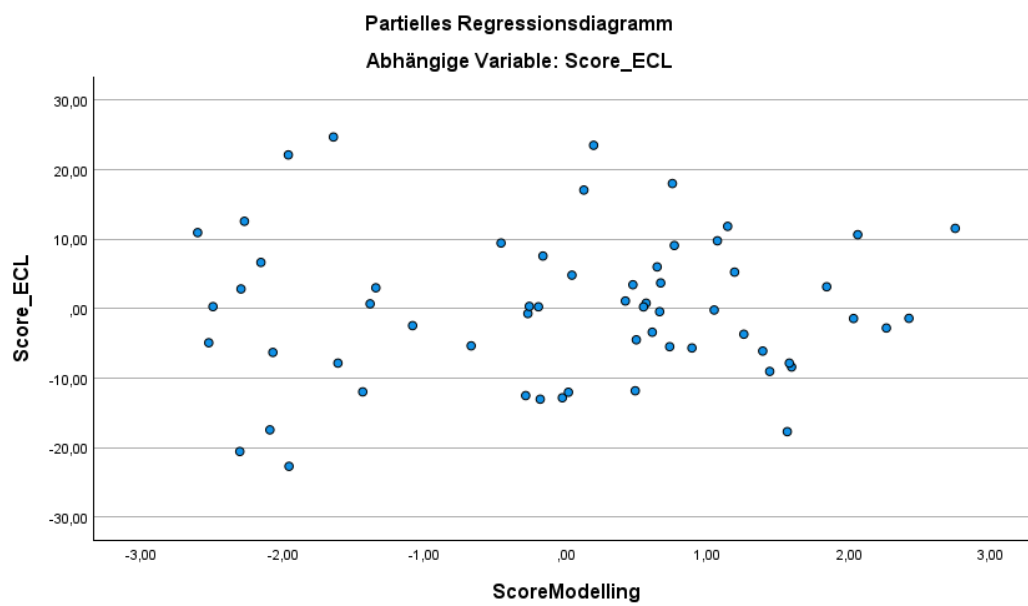
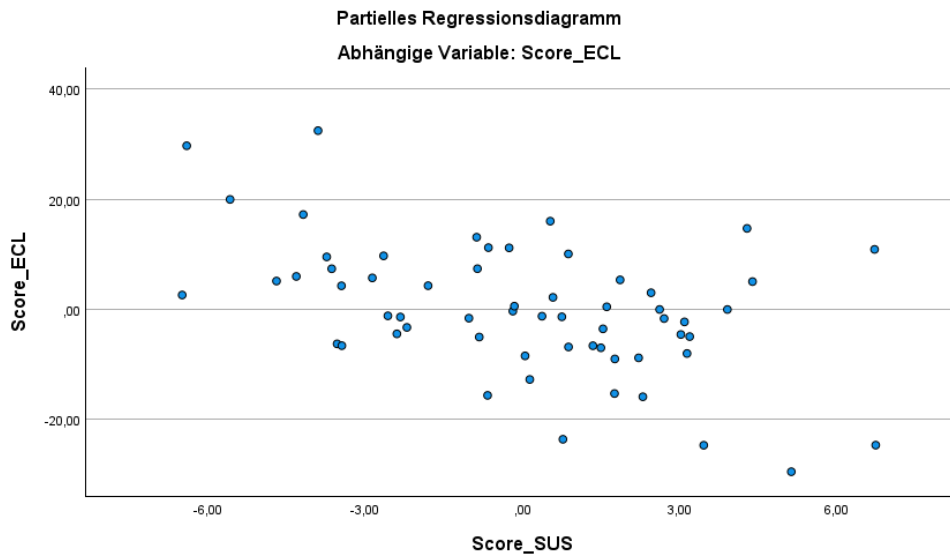
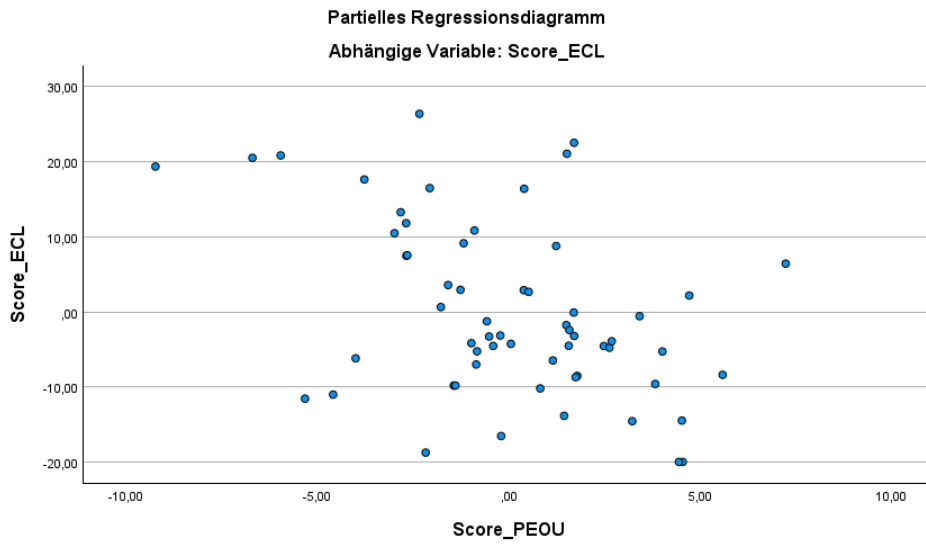


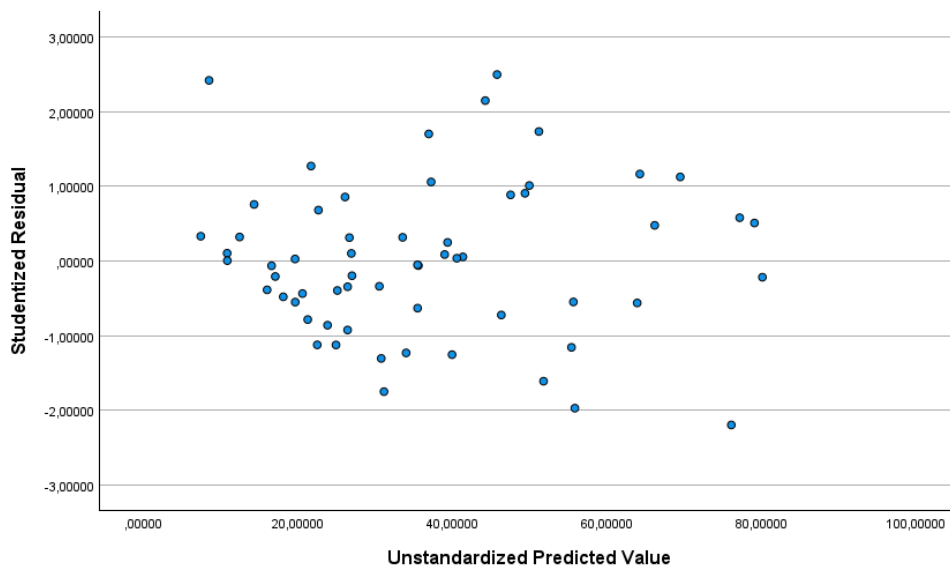
Partielles Regressionsdiagramm

Abhängige Variable: Score\_ECL









GCL

### Deskriptive Statistiken

	Mittelwert	Std.- Abweichung	N
Score_GCL	44,9677	13,68255	62
Score_RV_Pre	6,1452	2,36676	62
Score_VW	20,0161	18,23300	62
Score_USEFUL	48,6935	12,98371	62
Score_PEOU	23,7097	4,93694	62
Score_SUS	25,8065	6,45499	62
ScoreModelling	5,1129	2,07329	62

### Aufgenommene/Entfernte Variablen<sup>a</sup>

Modell	Aufgenommene Variablen	Entfernte Variablen	Methode
1	ScoreModelling, Score_VW, Score_USEFUL, Score_RV_Pre, Score_PEOU, Score_SUS <sup>b</sup>	.	Einschluß

a. Abhängige Variable: Score\_GCL

b. Alle gewünschten Variablen wurden  
eingetragen.

## Modellzusammenfassung<sup>b</sup>

Modell	R	R-Quadrat	Korrigiertes R-Quadrat	Standardfehler des Schätzers	Durbin-Watson-Statistik
1	,782 <sup>a</sup>	,612	,570	8,97353	2,214

a. Einflußvariablen : (Konstante), ScoreModelling, Score\_VW, Score\_USEFUL, Score\_RV\_Pre, Score\_PEOU, Score\_SUS

b. Abhängige Variable: Score\_GCL

## ANOVA<sup>a</sup>

Modell		Quadratsumme	df	Mittel der Quadrate	F	Sig.
1	Regression	6991,103	6	1165,184	14,470	,000 <sup>b</sup>
	Nicht standardisierte Residuen	4428,832	55	80,524		
	Gesamt	11419,935	61			

a. Abhängige Variable: Score\_GCL

b. Einflußvariablen : (Konstante), ScoreModelling, Score\_VW, Score\_USEFUL, Score\_RV\_Pre, Score\_PEOU, Score\_SUS

## Koeffizienten<sup>a</sup>

Modell		Nicht standardisierte Koeffizienten		Standardisierte Koeffizienten	T	Sig.	95,0% Konfidenzintervalle für B		Korrelationen			Kollinearitätsstatistik		
		Regressionskoeffizient B	Std.-Fehler				Untergrenze	Obergrenze	Nullter Ordnung	Partiell	Teil	Toleranz	VIF	
1	(Konstante)	8,513	6,115		1,392	,169	-3,741	20,767						
	Score_RV_Pre	-,246	,564	-,042	-,436	,665	-1,376	,885	,060	-,059	-,037	,741	1,350	
	Score_VW	-,084	,072	-,113	-1,179	,244	-,228	,059	-,089	-,157	-,099	,773	1,294	
	Score_USEFUL	,763	,135	,724	5,648	,000	,492	1,033	,770	,606	,474	,429	2,330	
	Score_PEOU	-,219	,359	-,079	-,609	,545	-,938	,500	,431	-,082	-,051	,421	2,377	
	Score_SUS	,234	,361	,111	,649	,519	-,489	,958	,595	,087	,054	,243	4,115	
	ScoreModelling	,322	,781	,049	,413	,682	-1,243	1,887	,321	,056	,035	,503	1,986	

a. Abhängige Variable: Score\_GCL

## Kollinearitätsdiagnose<sup>a</sup>

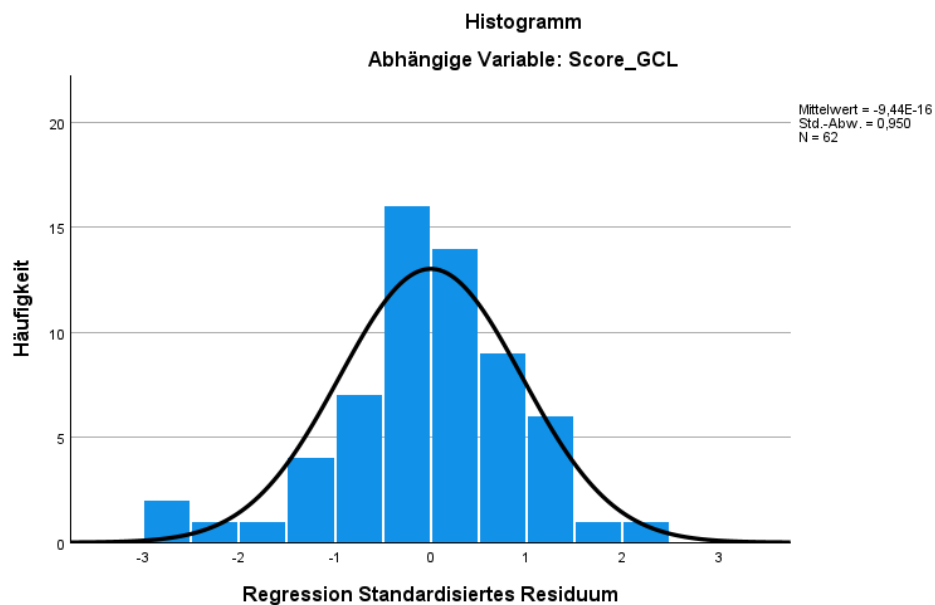
Modell	Dimension	Eigenwert	Konditionsindex	Varianzanteile						
				(Konstante)	Score_RV_Pre	Score_VW	Score_USEFUL	Score_PEOU	Score_SUS	ScoreModelling
1	1	6,386	1,000	,00	,00	,01	,00	,00	,00	,00
	2	,386	4,065	,00	,00	,75	,00	,00	,00	,00
	3	,093	8,307	,00	,82	,13	,01	,00	,01	,01
	4	,076	9,141	,08	,00	,09	,01	,01	,00	,69
	5	,031	14,281	,49	,10	,01	,37	,01	,02	,11
	6	,018	18,886	,37	,05	,01	,35	,41	,09	,12
	7	,009	26,116	,06	,02	,00	,25	,56	,88	,07

a. Abhängige Variable: Score\_GCL

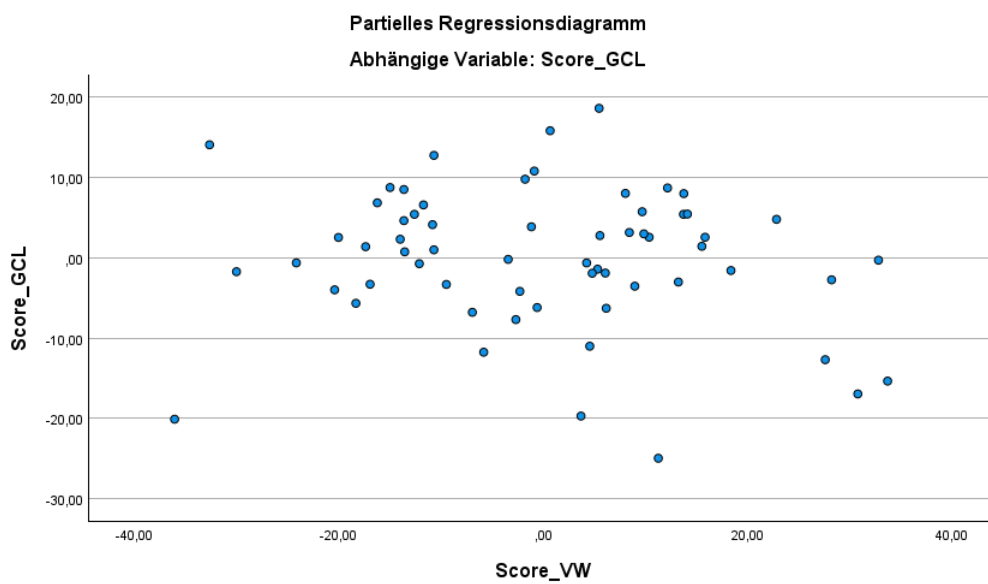
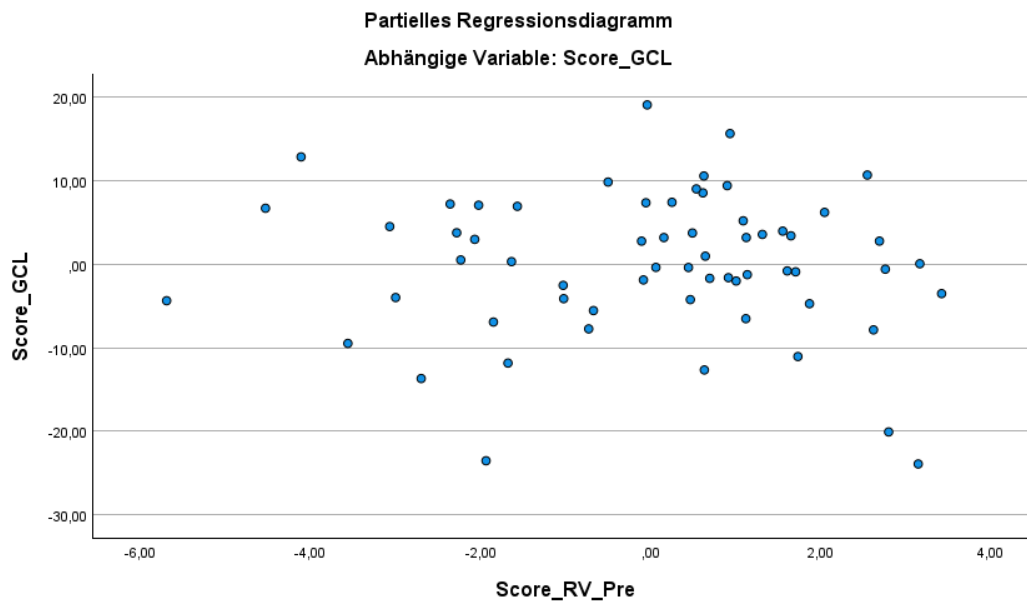
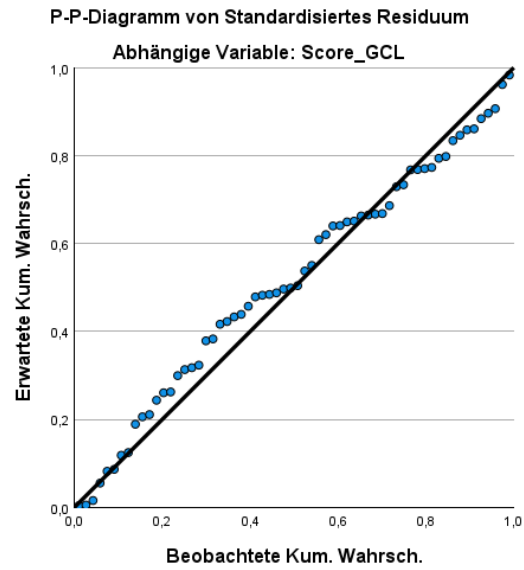
### Residuenstatistik<sup>a</sup>

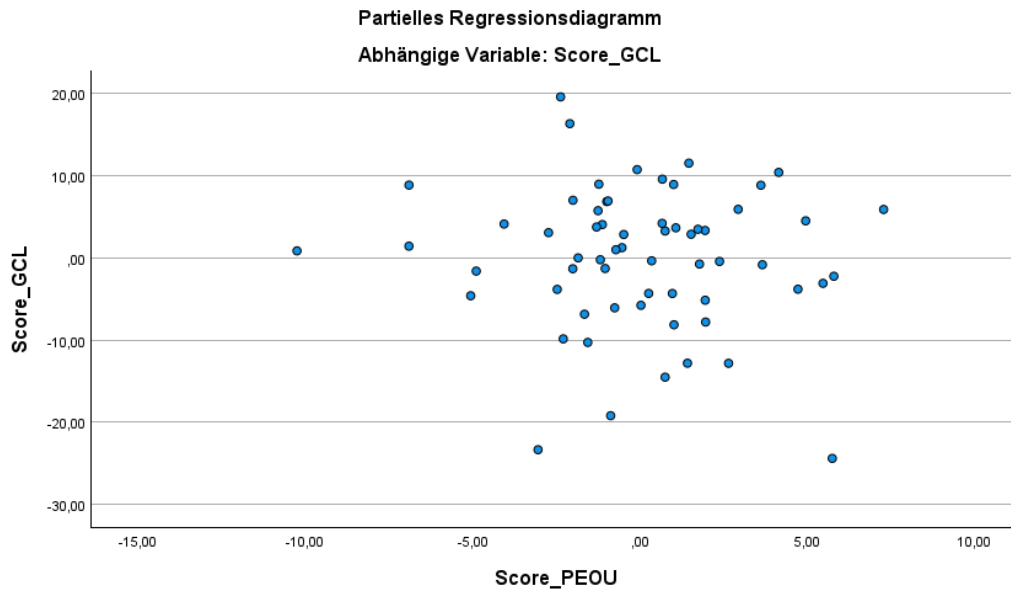
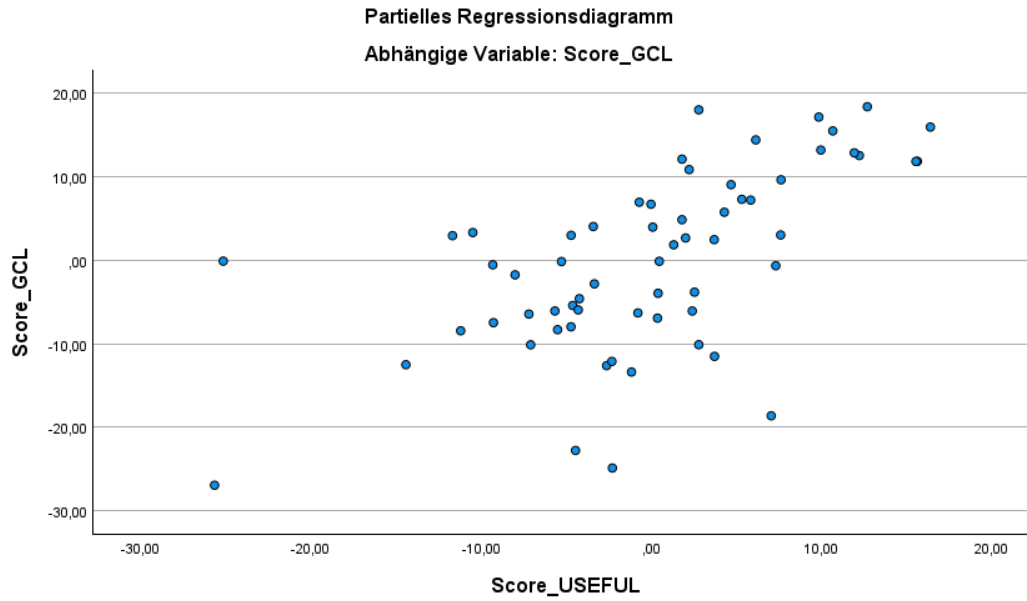
	Minimum	Maximum	Mittelwert	Std.- Abweichung	N
Nicht standardisierter vorhergesagter Wert	21,3977	61,0816	44,9677	10,70552	62
Standardisierter vorhergesagter Wert	-2,202	1,505	,000	1,000	62
Standardfehler des Vorhersagewerts	1,599	4,523	2,943	,660	62
Korrigierter Vorhersagewert	21,4646	61,1020	44,9748	10,87701	62
Nicht standardisierte Residuen	-24,00371	19,07764	,00000	8,52079	62
Standardisierte Residuen	-2,675	2,126	,000	,950	62
Stud. nicht standardisierte Residuen	-2,914	2,359	,000	1,017	62
Gelöschtes Residuum	-28,47641	23,48201	-,00708	9,78204	62
Stud. gelöschtes Residuum	-3,139	2,465	-,007	1,047	62
Mahalanobis-Abstand	,953	14,515	5,903	3,012	62
Cook-Distanz	,000	,244	,022	,048	62
Zentrierter Hebelwert	,016	,238	,097	,049	62

a. Abhängige Variable: Score\_GCL

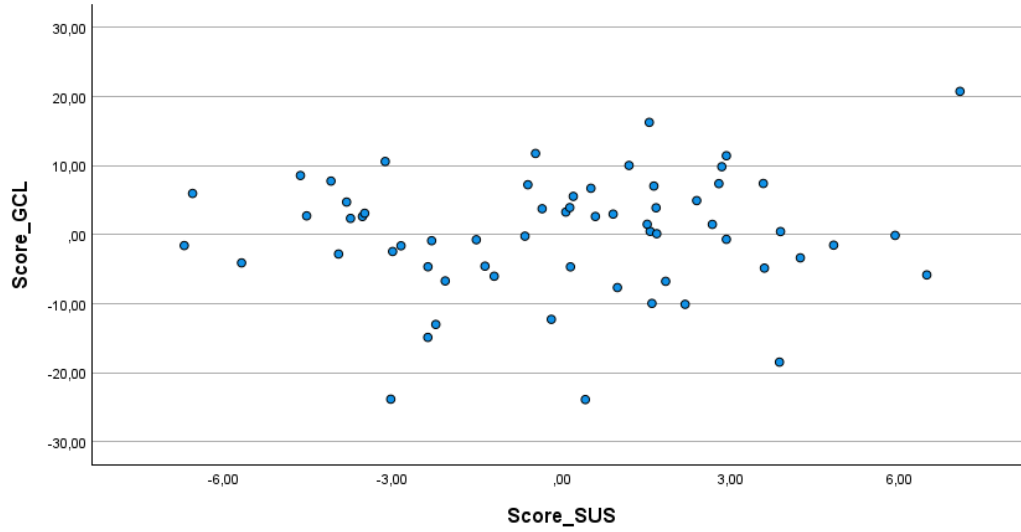




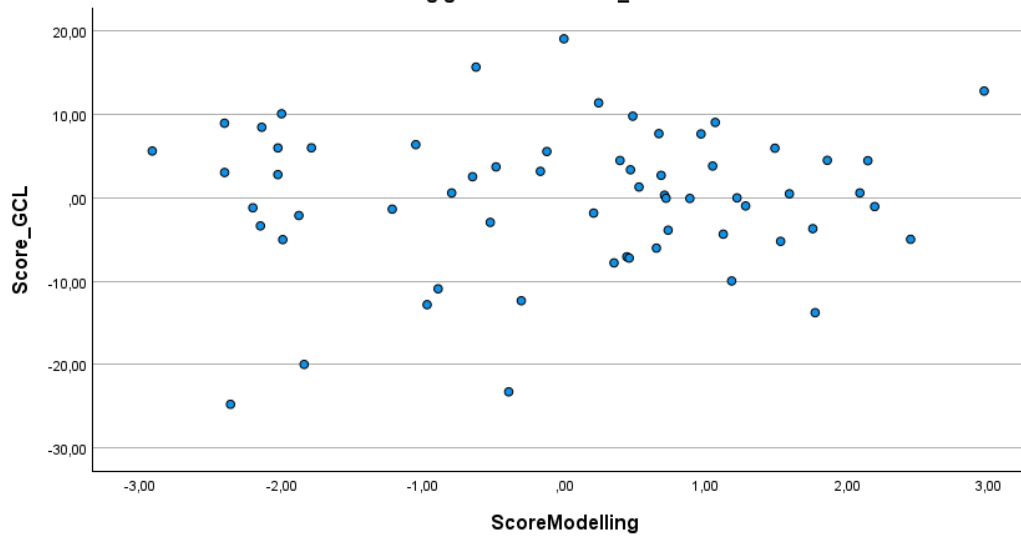


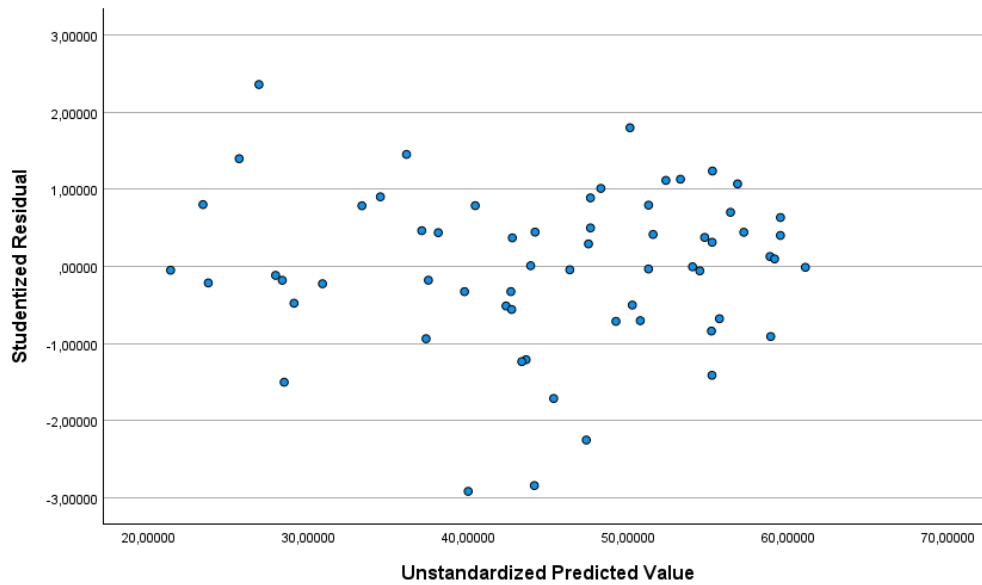


Partielles Regressionsdiagramm  
Abhängige Variable: Score\_GCL



Partielles Regressionsdiagramm  
Abhängige Variable: Score\_GCL





NT

### Deskriptive Statistiken

	Mittelwert	Std.- Abweichung	N
Score_NT	25,0111	19,05256	90
Score_VW	20,1000	17,59344	90
Score_RV_Pre	6,0667	2,24259	90
Score_ECL	32,8000	20,48853	90
Score_ICL	37,5444	13,36116	90

### Aufgenommene/Entfernte Variablen<sup>a</sup>

Modell	Aufgenommene Variablen	Entfernte Variablen	Methode
1	Score_ICL, Score_VW, Score_ECL, Score_RV_Pre <sup>b</sup>	.	Einschluß

a. Abhängige Variable: Score\_NT

b. Alle gewünschten Variablen wurden eingegeben.

### Modellzusammenfassung<sup>b</sup>

Modell	R	R-Quadrat	Korrigiertes R-Quadrat	Standardfehler des Schätzers	Durbin-Watson-Statistik
1	,728 <sup>a</sup>	,530	,508	13,36101	2,092

a. Einflußvariablen : (Konstante), Score\_ICL, Score\_VW, Score\_ECL, Score\_RV\_Pre

b. Abhängige Variable: Score\_NT

### ANOVA<sup>a</sup>

Modell		Quadratsumme	df	Mittel der Quadrate	F	Sig.
1	Regression	17133,083	4	4283,271	23,994	,000 <sup>b</sup>
	Nicht standardisierte Residuen	15173,906	85	178,517		
	Gesamt	32306,989	89			

a. Abhängige Variable: Score\_NT

b. Einflußvariablen : (Konstante), Score\_ICL, Score\_VW, Score\_ECL, Score\_RV\_Pre

### Koeffizienten<sup>a</sup>

Modell		Nicht standardisierte Koeffizienten		Standardisierte Koeffizienten	T	Sig.	95,0% Konfidenzintervalle für B		Korrelationen			Kollinearitätsstatistik		
		Regressionskoeffizient B	Std.-Fehler	Beta			Untergrenze	Obergrenze	Nullter Ordnung	Partiell	Teil	Toleranz	VIF	
1	(Konstante)	9,941	7,234		1,374	,173	-4,441	24,323						
	Score_VW	,683	,089	,631	7,721	,000	,507	,859	,702	,642	,574	,827	1,209	
	Score_RV_Pre	,944	,711	,111	1,327	,188	-,470	2,359	,342	,142	,099	,788	1,269	
	Score_ECL	-,161	,073	-,174	-2,196	,031	-,308	-,015	-,306	-,232	-,163	,885	1,130	
	Score_ICL	,024	,120	,017	,200	,842	-,214	,262	-,245	,022	,015	,783	1,277	

a. Abhängige Variable: Score\_NT

### Kollinearitätsdiagnose<sup>a</sup>

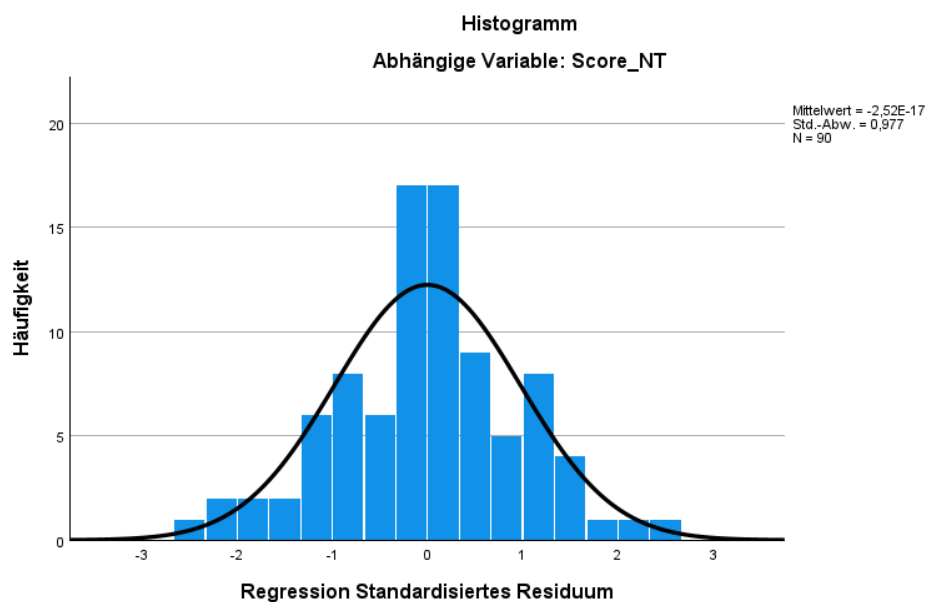
Modell	Dimension	Eigenwert	Konditionsindex	Varianzanteile					
				(Konstante)	Score_VW	Score_RV_Pre	Score_ECL	Score_ICL	
1	1	4,208	1,000	,00	,01	,00	,01	,00	
	2	,482	2,954	,00	,47	,00	,13	,02	
	3	,162	5,089	,02	,28	,05	,83	,07	
	4	,122	5,876	,00	,23	,40	,03	,27	
	5	,026	12,762	,97	,01	,53	,00	,64	

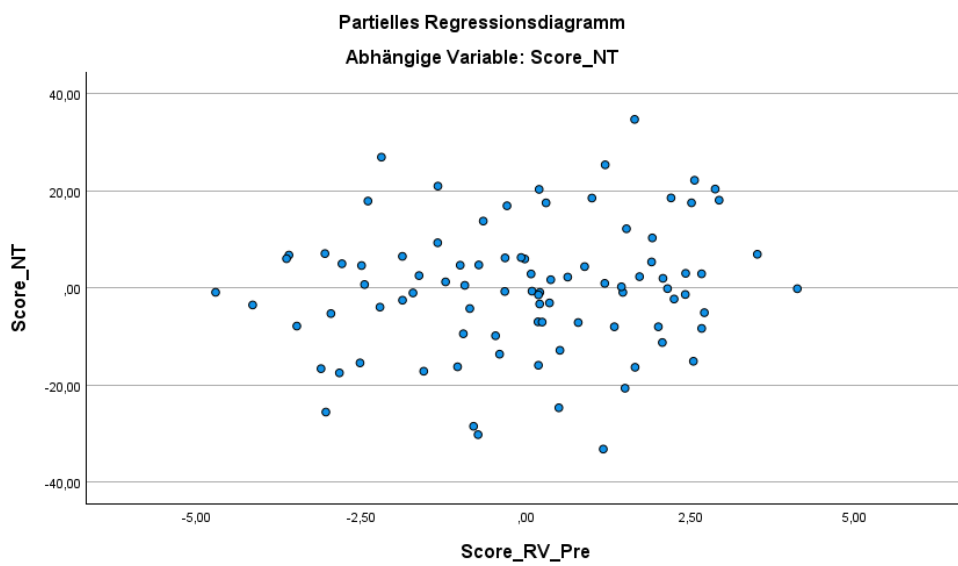
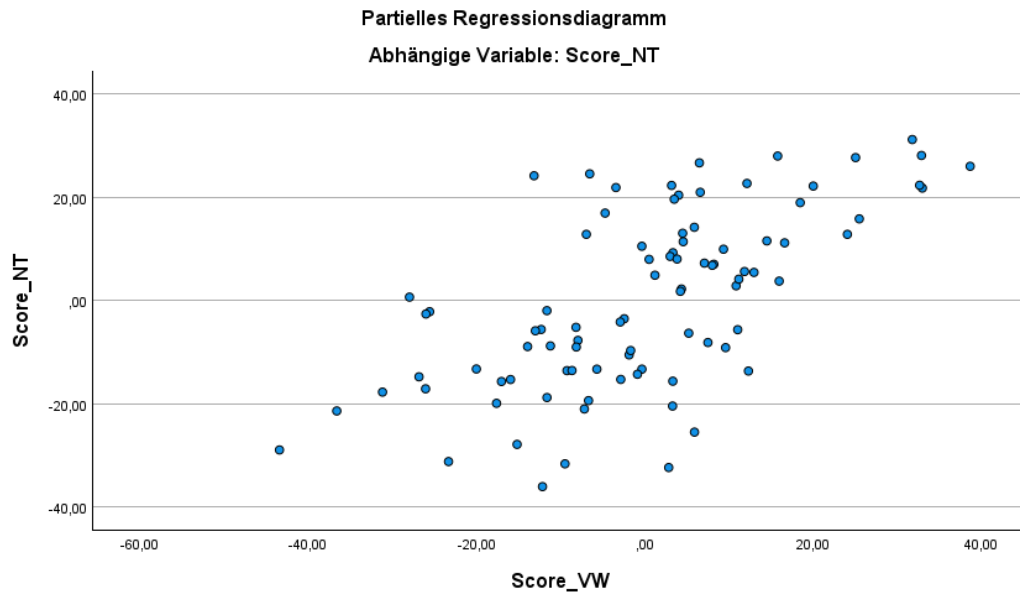
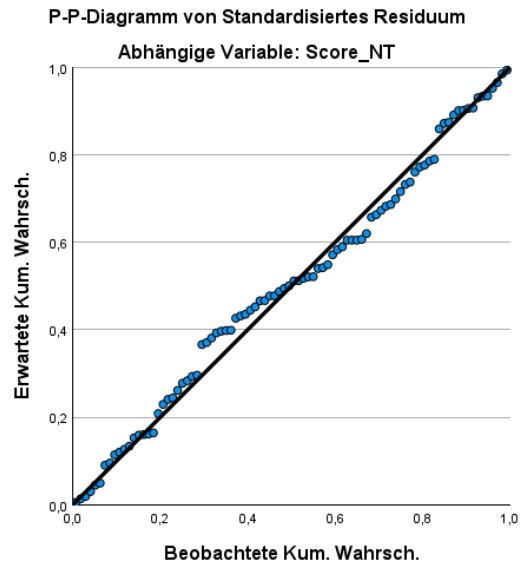
a. Abhängige Variable: Score\_NT

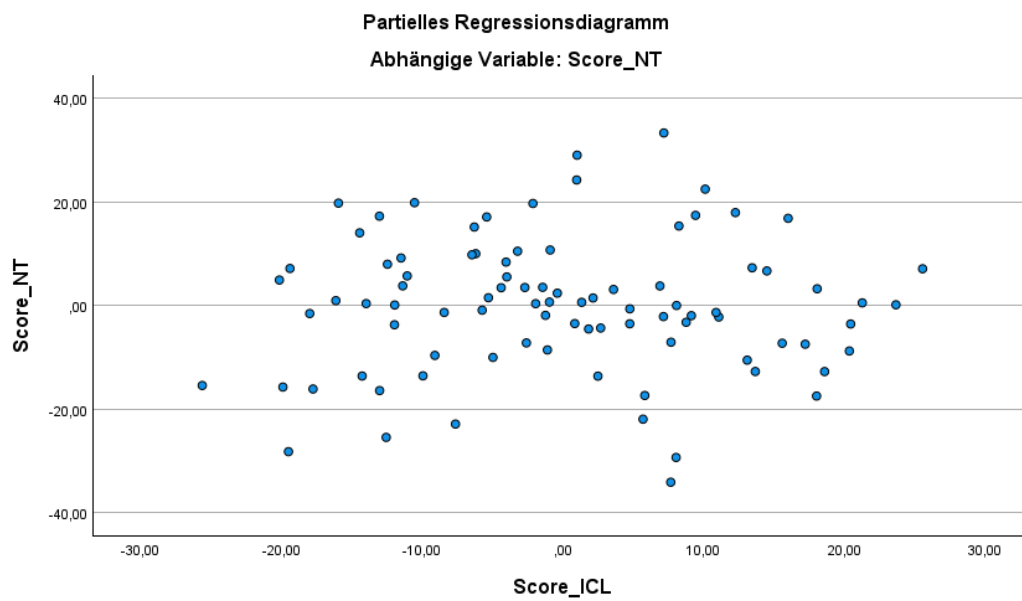
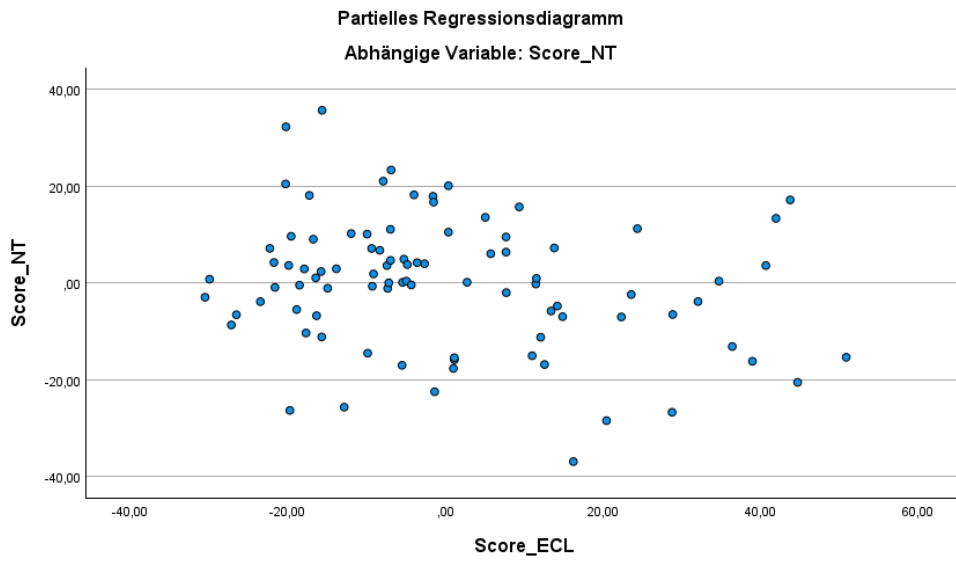
### Residuenstatistik<sup>a</sup>

	Minimum	Maximum	Mittelwert	Std.- Abweichung	N
Nicht standardisierter vorhergesagter Wert	-1,4053	58,9932	25,0111	13,87467	90
Standardisierter vorhergesagter Wert	-1,904	2,449	,000	1,000	90
Standardfehler des Vorhersagewerts	1,707	4,679	3,078	,668	90
Korrigierter Vorhersagewert	-2,6871	58,9924	25,0017	13,91383	90
Nicht standardisierte Residuen	-34,31216	33,16015	,00000	13,05731	90
Standardisierte Residuen	-2,568	2,482	,000	,977	90
Stud. nicht standardisierte Residuen	-2,608	2,519	,000	1,001	90
Gelöschtes Residuum	-35,39531	34,15043	,00945	13,70728	90
Stud. gelöschtes Residuum	-2,703	2,603	,000	1,014	90
Mahalanobis-Abstand	,464	9,925	3,956	2,115	90
Cook-Distanz	,000	,065	,010	,013	90
Zentrierter Hebelwert	,005	,112	,044	,024	90

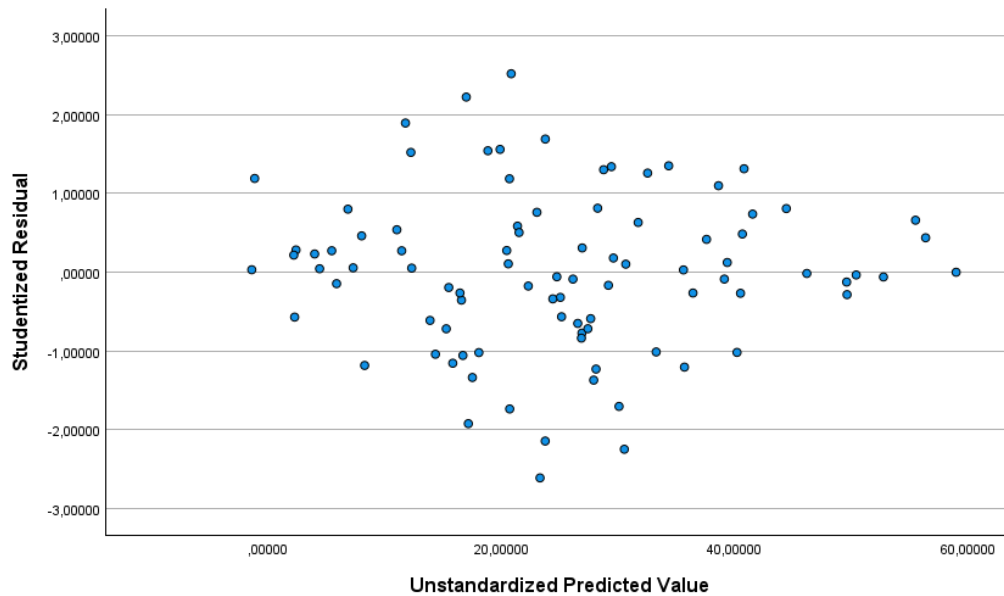
a. Abhängige Variable: Score\_NT











### Deskriptive Statistiken

	Mittelwert	Std.- Abweichung	N
Score_ECL	32,8632	20,04708	95
Score_VW	20,2211	17,77350	95

### Korrelationen

		Score_ECL	Score_VW
Korrelation nach Pearson	Score_ECL	1,000	-,173
	Score_VW	-,173	1,000
Sig. (1-seitig)	Score_ECL	.	,047
	Score_VW	,047	.
N	Score_ECL	95	95
	Score_VW	95	95

### Aufgenommene/Entfernte Variablen<sup>a</sup>

Modell	Aufgenommene Variablen	Entfernte Variablen	Methode
1	Score_VW <sup>b</sup>	.	Einschluß

a. Abhängige Variable: Score\_ECL

b. Alle gewünschten Variablen wurden eingegeben.

### Modellzusammenfassung<sup>b</sup>

Modell	R	R-Quadrat	Korrigiertes R-Quadrat	Standardfehler des Schätzers	Durbin-Watson-Statistik
1	,173 <sup>a</sup>	,030	,020	19,84974	1,956

a. Einflußvariablen : (Konstante), Score\_VW

b. Abhängige Variable: Score\_ECL

### ANOVA<sup>a</sup>

Modell		Quadratsumme	df	Mittel der Quadrate	F	Sig.
1	Regression	1134,097	1	1134,097	2,878	,093 <sup>b</sup>
	Nicht standardisierte Residuen	36643,124	93	394,012		
	Gesamt	37777,221	94			

a. Abhängige Variable: Score\_ECL

b. Einflußvariablen : (Konstante), Score\_VW

### Koeffizienten<sup>a</sup>

Modell		Nicht standardisierte Koeffizienten		Standardisierte Koeffizienten	T	Sig.	95,0% Konfidenzintervalle für B		Korrelationen			Kollinearitätsstatistik		
		Regressionskoeffizient B	Std.-Fehler	Beta			Untergrenze	Obergrenze	Nullter Ordnung	Partiell	Teil	Toleranz	VIF	
1	(Konstante)	36,815	3,094		11,899	,000	30,671	42,959						
	Score_VW	-,195	,115	-,173	-1,697	,093	-,424	,033	-,173	-,173	-,173	1,000	1,000	

a. Abhängige Variable: Score\_ECL

### Kollinearitätsdiagnose<sup>a</sup>

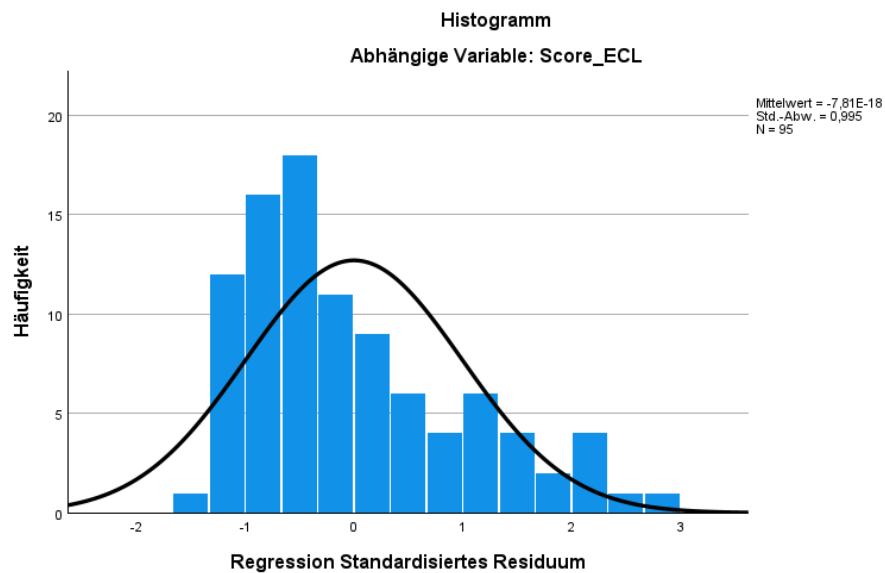
Modell	Dimension	Eigenwert	Konditionsindex	Varianzanteile	
				(Konstante)	Score_VW
1	1	1,753	1,000	,12	,12
	2	,247	2,663	,88	,88

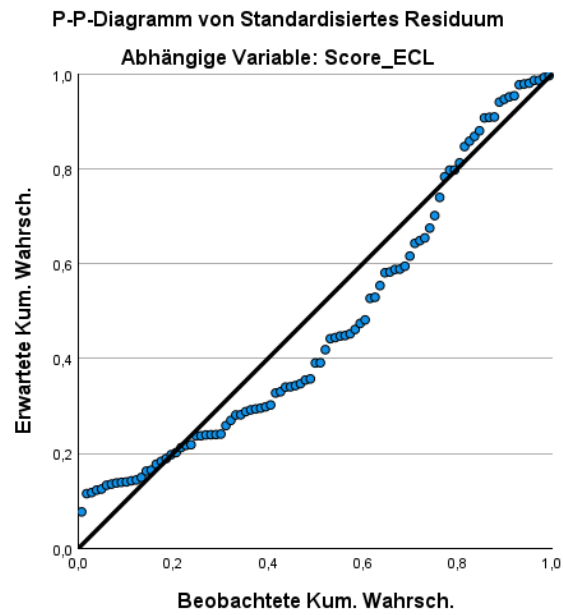
a. Abhängige Variable: Score\_ECL

### Residuenstatistik<sup>a</sup>

	Minimum	Maximum	Mittelwert	Std.- Abweichung	N
Nicht standardisierter vorhergesagter Wert	24,8938	39,5509	32,8632	3,47345	95
Standardisierter vorhergesagter Wert	-2,294	1,925	,000	1,000	95
Standardfehler des Vorhersagewerts	2,037	5,120	2,758	,833	95
Korrigierter Vorhersagewert	23,8295	40,7756	32,8828	3,50076	95
Nicht standardisierte Residuen	-28,35550	53,24335	,00000	19,74387	95
Standardisierte Residuen	-1,429	2,682	,000	,995	95
Stud. nicht standardisierte Residuen	-1,464	2,702	,000	1,005	95
Gelöschtes Residuum	-29,77559	54,02340	-,01960	20,14034	95
Stud. gelöschtes Residuum	-1,473	2,799	,005	1,015	95
Mahalanobis-Abstand	,000	5,264	,989	1,312	95
Cook-Distanz	,000	,066	,010	,014	95
Zentrierter Hebelwert	,000	,056	,011	,014	95

a. Abhängige Variable: Score\_ECL





### ScoreModelling

#### Deskriptive Statistiken

	Mittelwert	Std.- Abweichung	N
ScoreModelling	5,1129	2,07329	62
Score_RV_Pre	6,1452	2,36676	62
Score_VW	20,0161	18,23300	62
Score_SUS	25,8065	6,45499	62
Score_PEOU	23,7097	4,93694	62
Score_USEFUL	48,6935	12,98371	62
Score_GCL	44,9677	13,68255	62
Score_ECL	36,6129	21,33830	62

### Korrelationen

	ScoreModelling	Score_RV_Pre	Score_VW	Score_SUS	Score_PEOU	Score_USEFUL	Score_GCL	Score_ECL	
Korrelation nach Pearson	ScoreModelling	1,000	,408	,361	,612	,501	,418	,321	-,531
	Score_RV_Pre	,408	1,000	,398	,182	,211	,171	,060	-,166
	Score_VW	,361	,398	1,000	,149	,150	,025	-,089	-,233
	Score_SUS	,612	,182	,149	1,000	,756	,744	,595	-,832
	Score_PEOU	,501	,211	,150	,756	1,000	,591	,431	-,791
	Score_USEFUL	,418	,171	,025	,744	,591	1,000	,770	-,616
	Score_GCL	,321	,060	-,089	,595	,431	,770	1,000	-,488
	Score_ECL	-,531	-,166	-,233	-,832	-,791	-,616	-,488	1,000
Sig. (1-seitig)	ScoreModelling	.	,001	,002	,000	,000	,000	,005	,000
	Score_RV_Pre	,001	.	,001	,078	,050	,092	,322	,099
	Score_VW	,002	,001	.	,123	,123	,423	,246	,034
	Score_SUS	,000	,078	,123	.	,000	,000	,000	,000
	Score_PEOU	,000	,050	,123	,000	.	,000	,000	,000
	Score_USEFUL	,000	,092	,423	,000	,000	.	,000	,000
	Score_GCL	,005	,322	,246	,000	,000	,000	.	,000
	Score_ECL	,000	,099	,034	,000	,000	,000	,000	.
N	ScoreModelling	62	62	62	62	62	62	62	62
	Score_RV_Pre	62	62	62	62	62	62	62	62
	Score_VW	62	62	62	62	62	62	62	62
	Score_SUS	62	62	62	62	62	62	62	62
	Score_PEOU	62	62	62	62	62	62	62	62
	Score_USEFUL	62	62	62	62	62	62	62	62
	Score_GCL	62	62	62	62	62	62	62	62
	Score_ECL	62	62	62	62	62	62	62	62

### Aufgenommene/Entfernte Variablen<sup>a</sup>

Modell	Aufgenommene Variablen	Entfernte Variablen	Methode
1	Score_ECL, Score_RV_Pre, Score_VW, Score_GCL, Score_PEOU, Score_USEFUL, Score_SUS <sup>b</sup>	.	Einschluß

a. Abhängige Variable: ScoreModelling

b. Alle gewünschten Variablen wurden eingegeben.

### Modellzusammenfassung<sup>b</sup>

Modell	R	R-Quadrat	Korrigiertes R-Quadrat	Standardfehler des Schätzers	Durbin-Watson-Statistik
1	,706 <sup>a</sup>	,498	,433	1,56064	1,932

a. Einflußvariablen : (Konstante), Score\_ECL, Score\_RV\_Pre, Score\_VW, Score\_GCL, Score\_PEOU, Score\_USEFUL, Score\_SUS

b. Abhängige Variable: ScoreModelling

### ANOVA<sup>a</sup>

Modell		Quadratsumme	df	Mittel der Quadrate	F	Sig.
1	Regression	130,688	7	18,670	7,665	,000 <sup>b</sup>
	Nicht standardisierte Residuen	131,522	54	2,436		
	Gesamt	262,210	61			

a. Abhängige Variable: ScoreModelling

b. Einflußvariablen : (Konstante), Score\_ECL, Score\_RV\_Pre, Score\_VW, Score\_GCL, Score\_PEOU, Score\_USEFUL, Score\_SUS

### Koeffizienten<sup>a</sup>

Modell		Nicht standardisierte Koeffizienten		Standardisierte Koeffizienten	T	Sig.	95,0% Konfidenzintervalle für B		Korrelationen			Kollinearitätsstatistik		
		Regressionskoeffizient B	Std.-Fehler				Beta	Untergrenze	Obergrenze	Nullter Ordnung	Partiell	Teil	Toleranz	VIF
1	(Konstante)	-1,600	2,587		-,618	,539	-6,787	3,588						
	Score_RV_Pre	,208	,095	,238	2,201	,032	,019	,398	,408	,287	,212	,797	1,254	
	Score_VW	,021	,013	,189	1,699	,095	-,004	,047	,361	,225	,164	,755	1,325	
	Score_SUS	,185	,068	,576	2,738	,008	,049	,320	,612	,349	,264	,210	4,760	
	Score_PEOU	,024	,070	,058	,348	,729	-,117	,165	,501	,047	,034	,331	3,018	
	Score_USEFUL	-,019	,029	-,118	-,641	,525	-,078	,040	,418	-,087	-,062	,273	3,660	
	Score_GCL	,010	,023	,065	,420	,676	-,037	,057	,321	,057	,040	,387	2,581	
	Score_ECL	,004	,019	,036	,182	,857	-,035	,042	-,531	,025	,018	,233	4,290	

a. Abhängige Variable: ScoreModelling

### Kollinearitätsdiagnose<sup>a</sup>

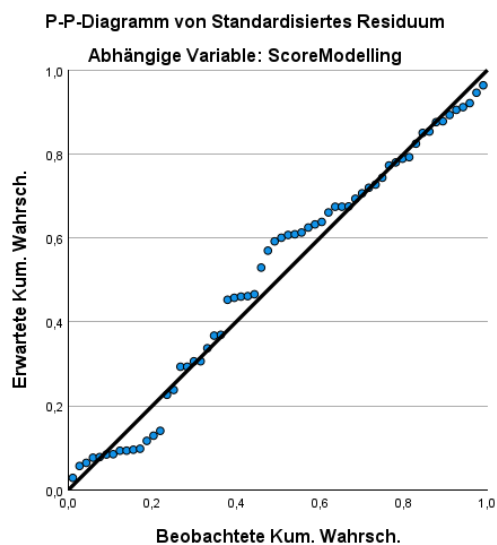
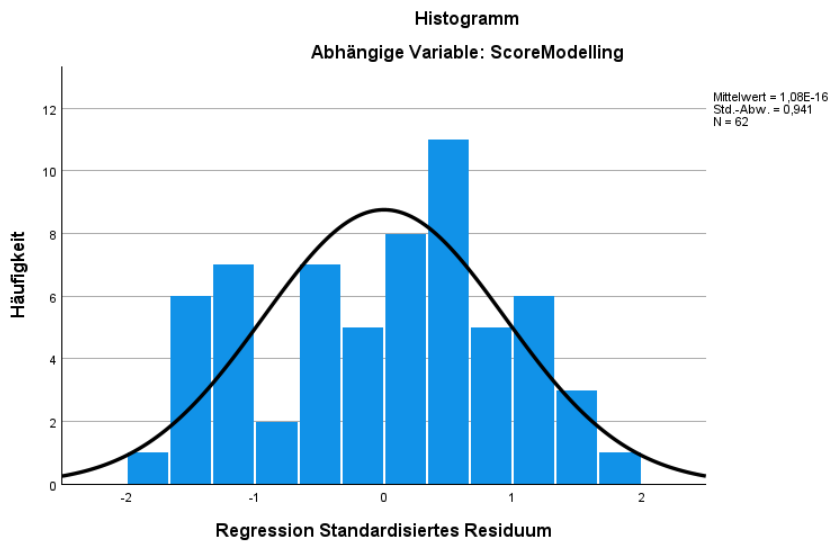
Modell	Dimension	Eigenwert	Konditionsindex	(Konstante)	Varianzanteile							
					Score_RV_Pre	Score_VW	Score_SUS	Score_PEOU	Score_USEFUL	Score_GCL	Score_ECL	
1	1	7,044	1,000	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00
	2	,456	3,930	,00	,00	,49	,00	,00	,00	,00	,00	,04
	3	,341	4,548	,00	,00	,18	,00	,00	,00	,00	,01	,09
	4	,090	8,848	,00	,94	,24	,00	,00	,00	,00	,02	,01
	5	,041	13,130	,01	,04	,05	,03	,10	,02	,36	,01	
	6	,014	22,185	,01	,00	,00	,02	,09	,74	,59	,02	
	7	,010	26,535	,00	,01	,01	,69	,42	,20	,00	,00	
	8	,004	40,460	,97	,00	,03	,26	,39	,03	,02	,83	

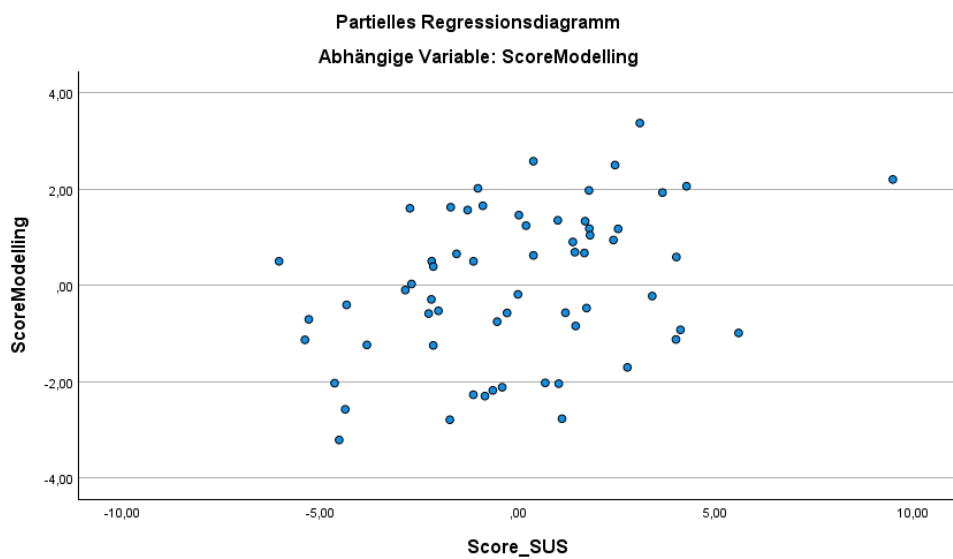
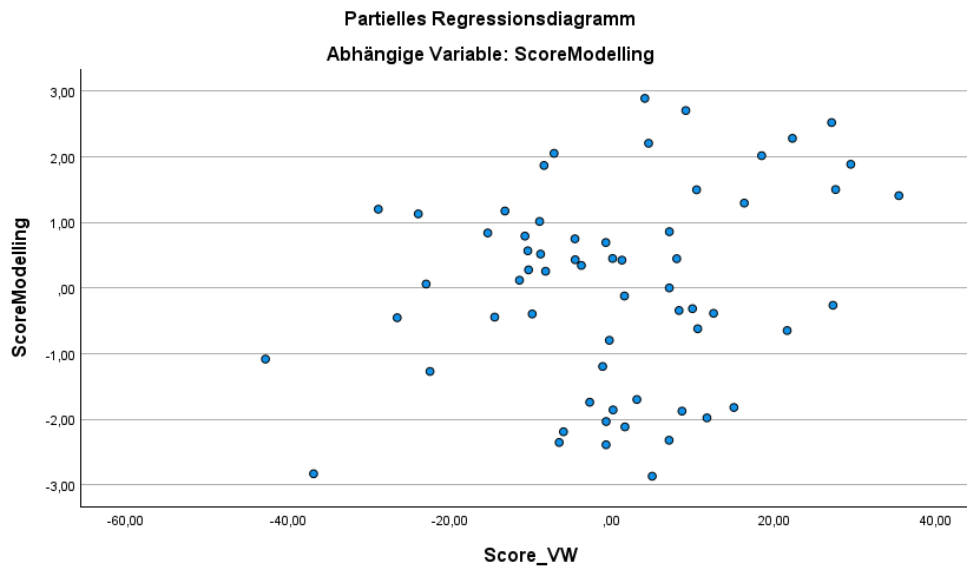
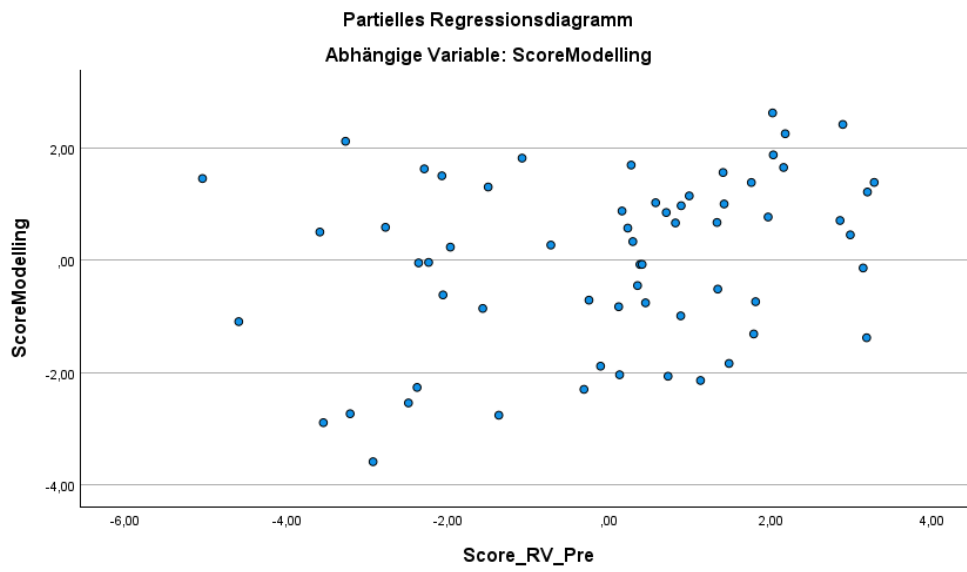
a. Abhängige Variable: ScoreModelling

### Residuenstatistik<sup>a</sup>

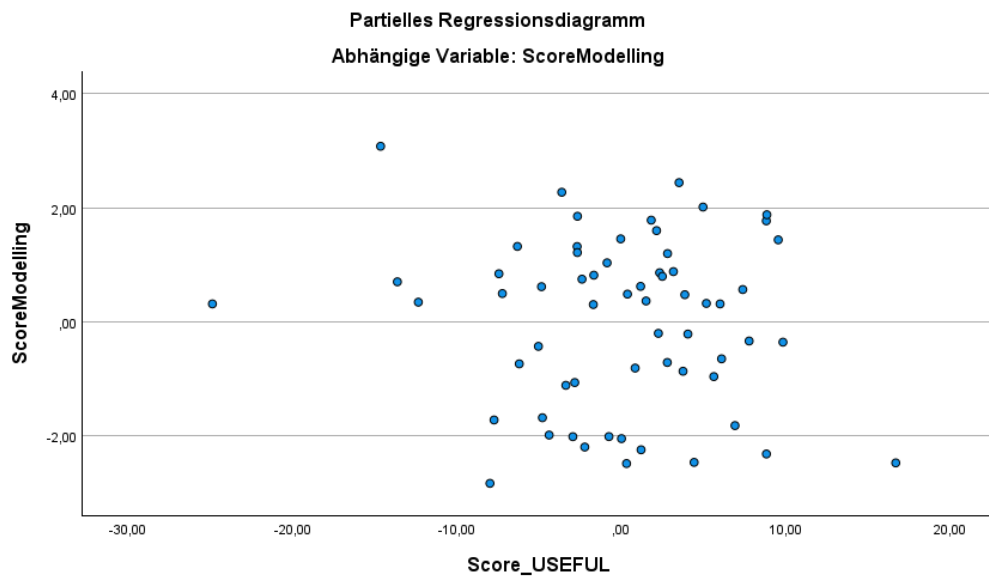
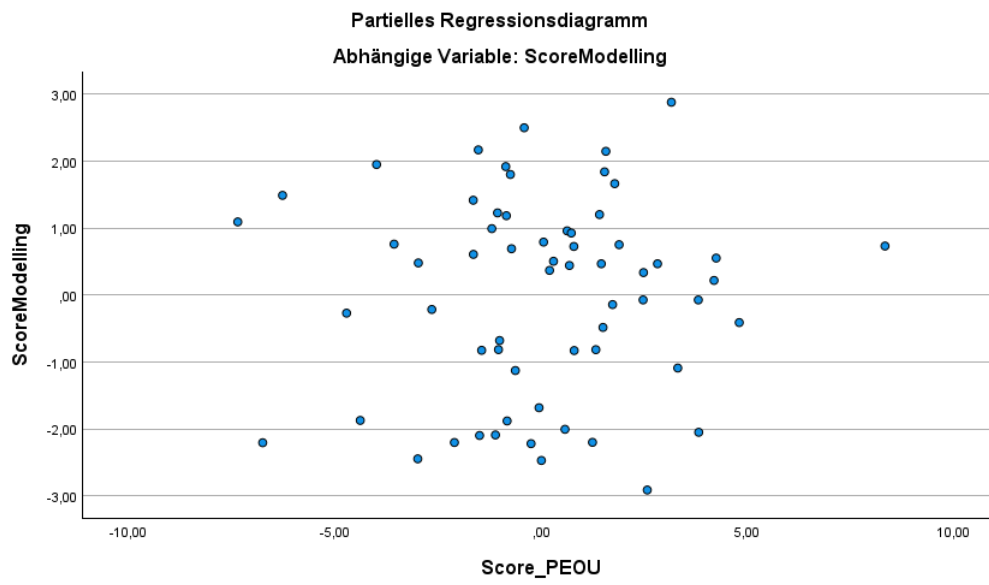
	Minimum	Maximum	Mittelwert	Std.- Abweichung	N
Nicht standardisierter vorhergesagter Wert	1,7668	8,1133	5,1129	1,46370	62
Standardisierter vorhergesagter Wert	-2,286	2,050	,000	1,000	62
Standardfehler des Vorhersagewerts	,302	,880	,543	,139	62
Korrigierter Vorhersagewert	2,2907	8,2573	5,1125	1,46027	62
Nicht standardisierte Residuen	-2,97666	2,80236	,00000	1,46837	62
Standardisierte Residuen	-1,907	1,796	,000	,941	62
Stud. nicht standardisierte Residuen	-1,995	1,967	,000	1,008	62
Gelöschtes Residuum	-3,25780	3,36375	,00043	1,69055	62
Stud. gelöschtes Residuum	-2,054	2,023	-,002	1,019	62
Mahalanobis-Abstand	1,298	18,417	6,887	4,098	62
Cook-Distanz	,000	,115	,019	,025	62
Zentrierter Hebelwert	,021	,302	,113	,067	62

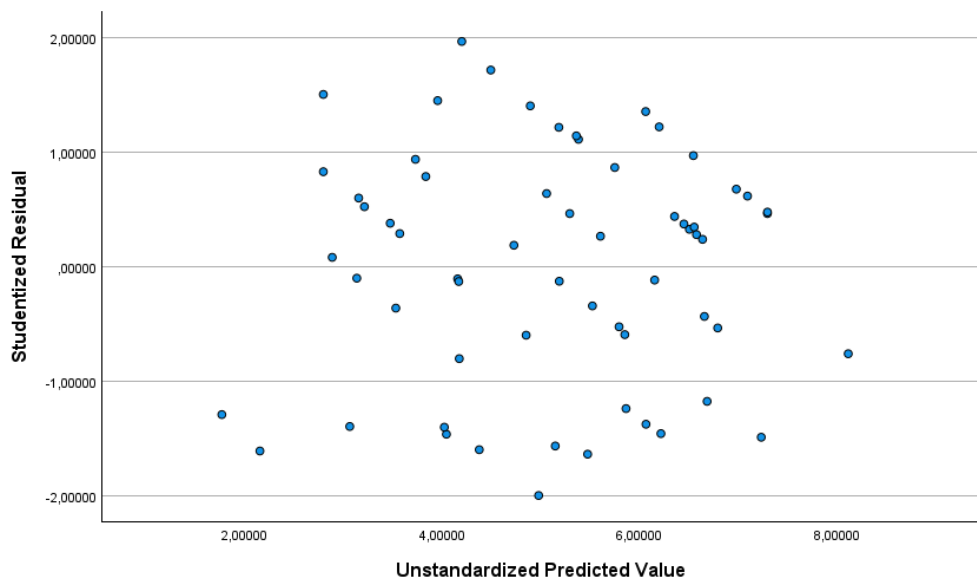
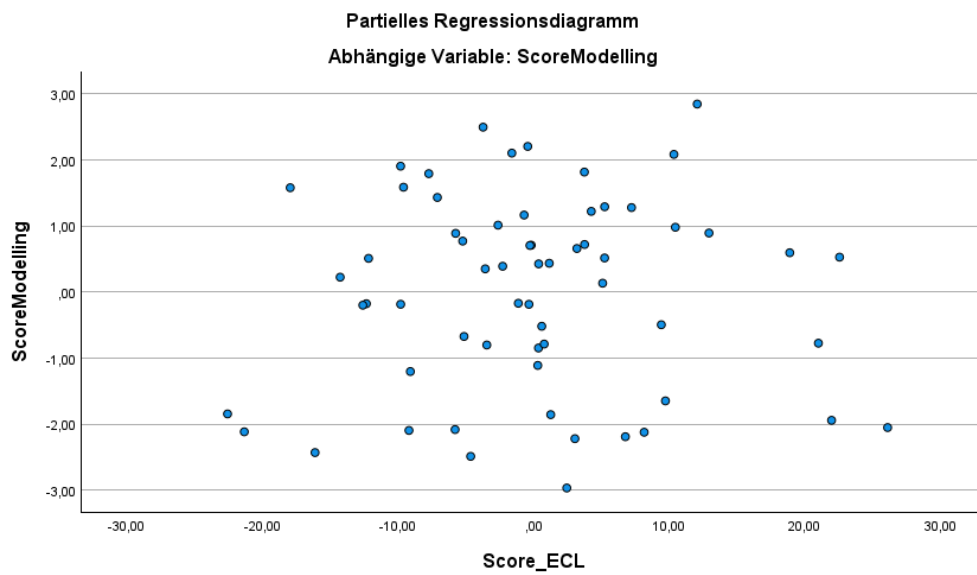
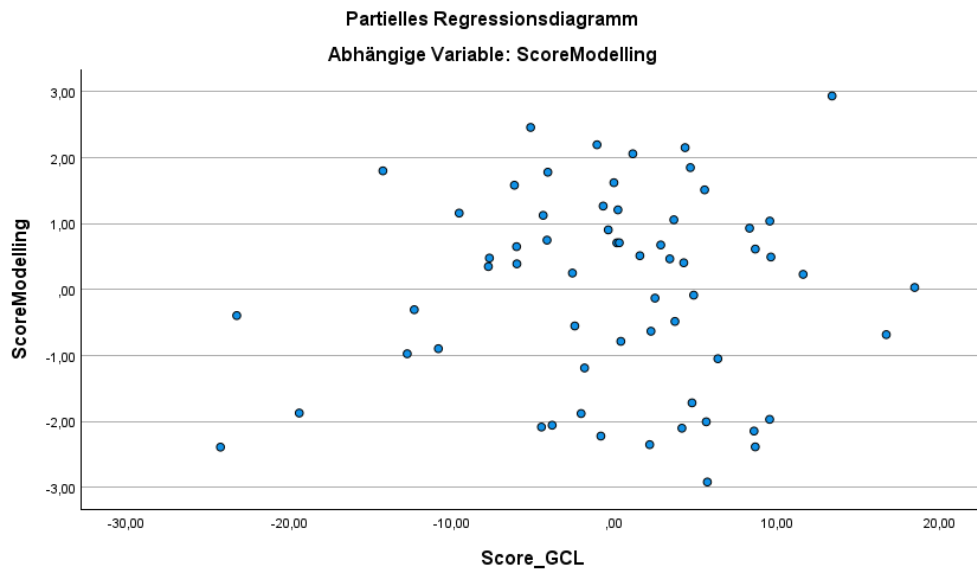
a. Abhängige Variable: ScoreModelling











Ohne Entfernung der Ausreißer

### Deskriptive Statistiken

	Mittelwert	Std.- Abweichung	N
MeanTimeModelling	449,9528	403,51917	58
Score_RV_Pre	6,2414	2,25801	58
Score_VW	20,0345	18,00386	58
Score_ICL	38,4655	14,33339	58

### Aufgenommene/Entfernte Variablen<sup>a</sup>

Modell	Aufgenommene Variablen	Entfernte Variablen	Methode
1	Score_ICL, Score_RV_Pre, Score_VW <sup>b</sup>	.	Einschluß

a. Abhängige Variable: MeanTimeModelling

b. Alle gewünschten Variablen wurden eingegeben.

### Modellzusammenfassung<sup>b</sup>

Modell	R	R-Quadrat	Korrigiertes R-Quadrat	Standardfehler des Schätzers	Durbin-Watson-Statistik
1	,443 <sup>a</sup>	,197	,152	371,61500	1,477

a. Einflußvariablen : (Konstante), Score\_ICL, Score\_RV\_Pre, Score\_VW

b. Abhängige Variable: MeanTimeModelling

### ANOVA<sup>a</sup>

Modell		Quadratsumme	df	Mittel der Quadrate	F	Sig.
1	Regression	1823903,972	3	607967,991	4,402	,008 <sup>b</sup>
	Nicht standardisierte Residuen	7457276,327	54	138097,710		
	Gesamt	9281180,300	57			

a. Abhängige Variable: MeanTimeModelling

b. Einflußvariablen : (Konstante), Score\_ICL, Score\_RV\_Pre, Score\_VW

### Koeffizienten<sup>a</sup>

Modell		Nicht standardisierte Koeffizienten		Standardisierte Koeffizienten	T	Sig.	95,0% Konfidenzintervalle für B		Korrelationen			Kollinearitätsstatistik		
		Regressionskoeffizient B	Std.-Fehler	Beta			Untergrenze	Obergrenze	Nullter Ordnung	Partiell	Teil	Toleranz	VIF	
1	(Konstante)	827,635	248,553		3,330	,002	329,317	1325,954						
	Score_RV_Pre	-62,337	23,968	-,349	-2,601	,012	-110,390	-14,285	-,417	-,334	-,317	,827	1,209	
	Score_VW	-2,897	3,090	-,129	-,938	,353	-9,092	3,297	-,280	-,127	-,114	,783	1,277	
	Score_ICL	1,805	3,852	,064	,469	,641	-5,919	9,529	,234	,064	,057	,795	1,259	

a. Abhängige Variable: MeanTimeModelling

### Kollinearitätsdiagnose<sup>a</sup>

Modell	Dimension	Eigenwert	Konditionsindex	(Konstante)	Varianzanteile		
					Score_RV_Pre	Score_VW	Score_ICL
1	1	3,441	1,000	,00	,01	,02	,01
	2	,422	2,856	,00	,00	,55	,06
	3	,110	5,582	,00	,51	,37	,25
	4	,026	11,467	,99	,48	,05	,68

a. Abhängige Variable: MeanTimeModelling

### Fallweise Diagnose<sup>a</sup>

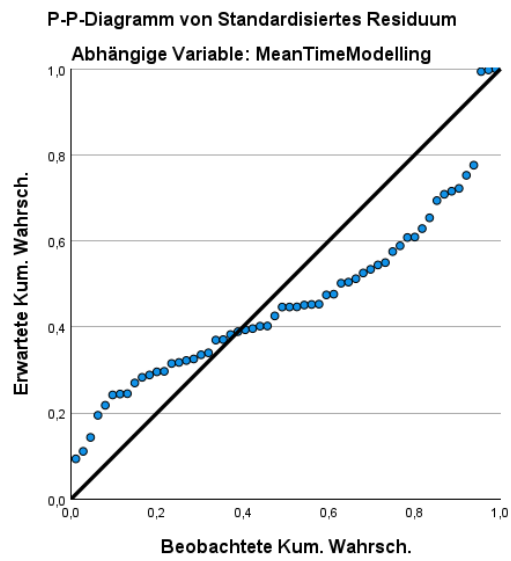
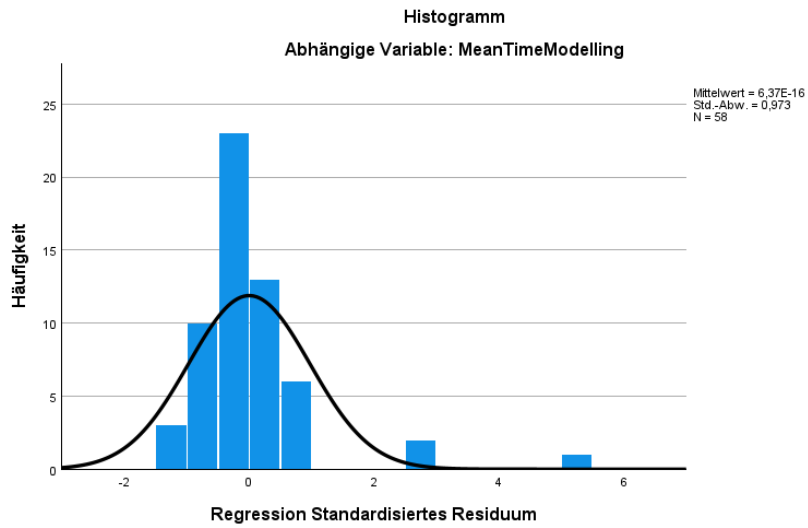
Fallnummer	Standardisierte Residuen	MeanTimeModelling	Nicht standardisierter vorhergesagter Wert	Nicht standardisierte Residuen
13	5,110	2643,00	743,9603	1899,03968

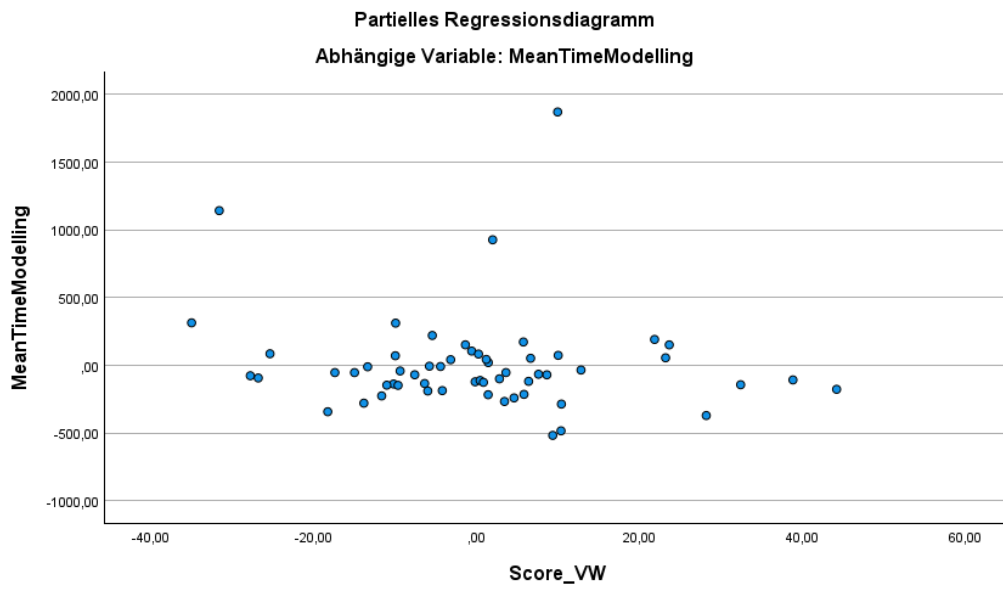
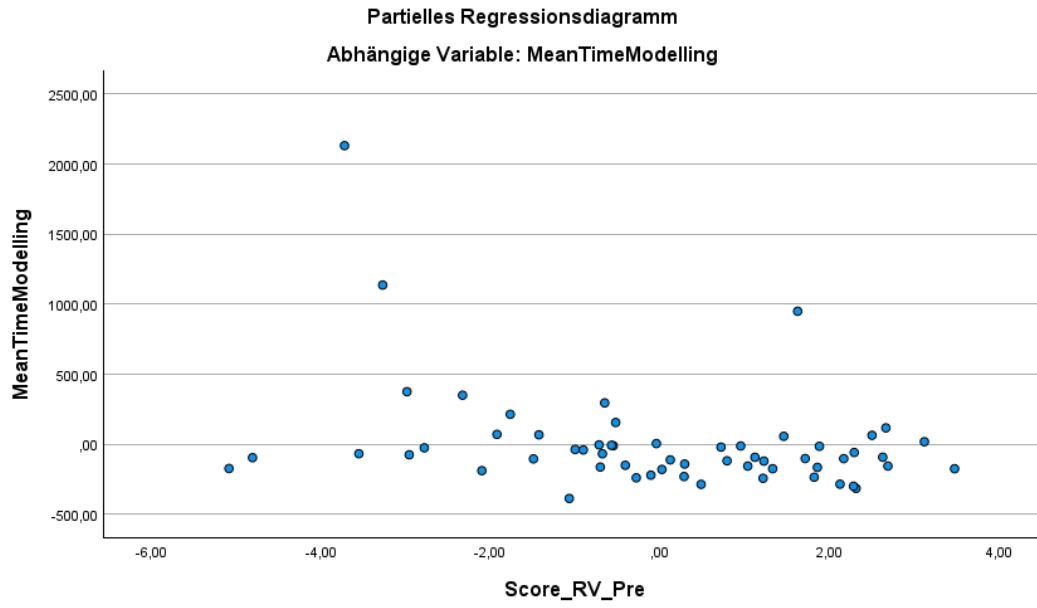
a. Abhängige Variable: MeanTimeModelling

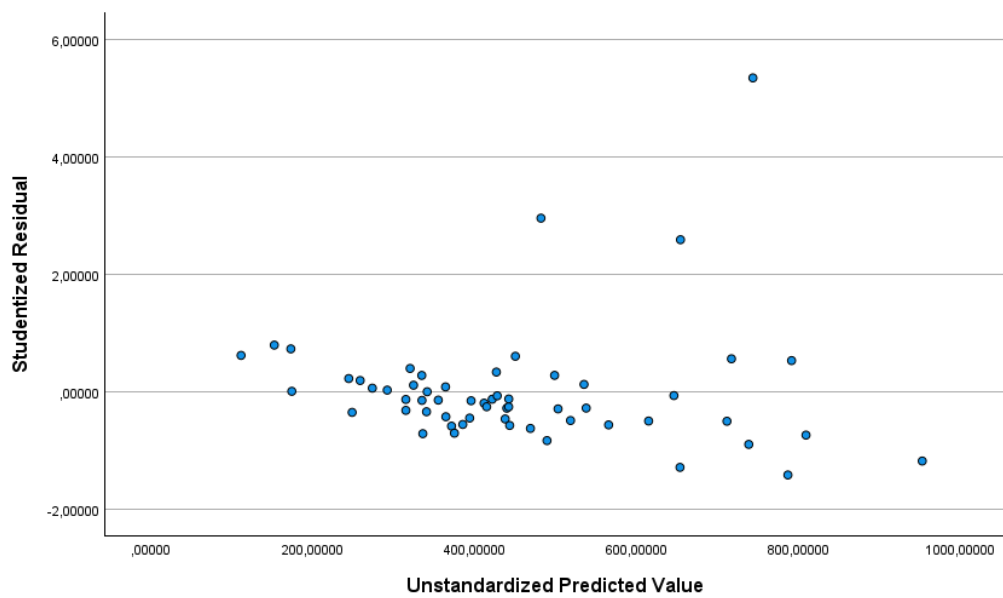
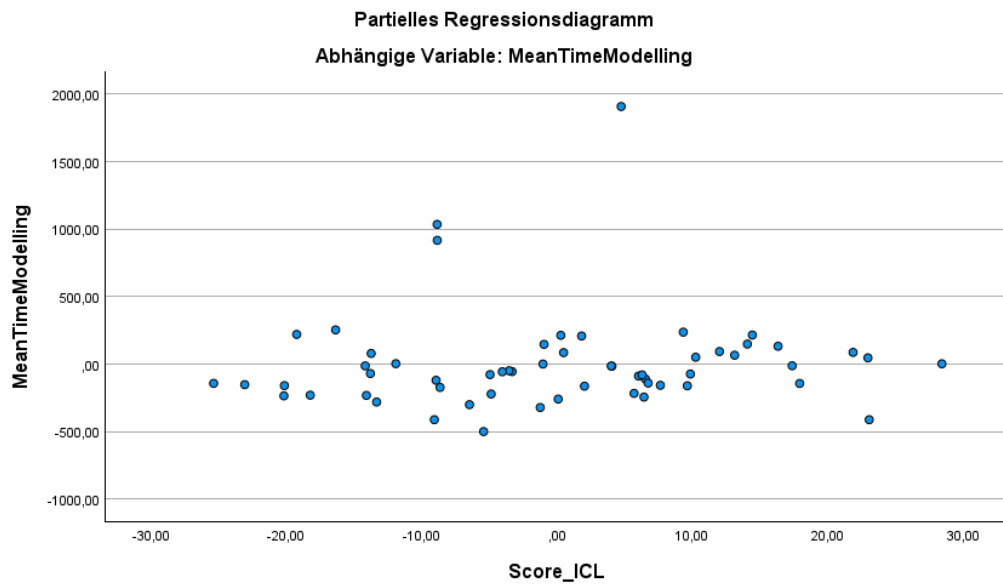
### Residuenstatistik<sup>a</sup>

	Minimum	Maximum	Mittelwert	Std.-Abweichung	N
Nicht standardisierter vorhergesagter Wert	112,0853	953,0303	449,9528	178,88073	58
Standardisierter vorhergesagter Wert	-1,889	2,812	,000	1,000	58
Standardfehler des Vorhersagewerts	53,550	160,980	93,930	26,712	58
Korrigierter Vorhersagewert	86,1411	1037,9822	449,1709	186,58124	58
Nicht standardisierte Residuen	-490,98550	1899,03967	,00000	361,70348	58
Standardisierte Residuen	-1,321	5,110	,000	,973	58
Stud. nicht standardisierte Residuen	-1,413	5,347	,001	1,018	58
Gelöschtes Residuum	-561,27509	2079,15942	,78185	395,58969	58
Stud. gelöschtes Residuum	-1,426	7,723	,049	1,272	58
Mahalanobis-Abstand	,201	9,713	2,948	2,241	58
Cook-Distanz	,000	,678	,024	,094	58
Zentrierter Hebelwert	,004	,170	,052	,039	58

a. Abhängige Variable: MeanTimeModelling







5 Ausreißer entfernt:

### Deskriptive Statistiken

	Mittelwert	Std.- Abweichung	N
MeanTimeModelling	347,8068	135,29013	53
Score_RV_Pre	6,5094	2,09966	53
Score_VW	21,2264	18,15387	53
Score_ICL	37,7170	14,45467	53

### Aufgenommene/Entfernte Variablen<sup>a</sup>

Modell	Aufgenommene Variablen	Entfernte Variablen	Methode
1	Score_ICL, Score_RV_Pre, Score_VW <sup>b</sup>	.	Einschluß

a. Abhängige Variable: MeanTimeModelling

b. Alle gewünschten Variablen wurden eingegeben.

### Modellzusammenfassung<sup>b</sup>

Modell	R	R-Quadrat	Korrigiertes R-Quadrat	Standardfehler des Schätzers	Durbin-Watson-Statistik
1	,486 <sup>a</sup>	,236	,190	121,78763	1,809

a. Einflußvariablen : (Konstante), Score\_ICL, Score\_RV\_Pre, Score\_VW

b. Abhängige Variable: MeanTimeModelling

### ANOVA<sup>a</sup>

Modell		Quadratsumme	df	Mittel der Quadrate	F	Sig.
1	Regression	224998,584	3	74999,528	5,057	,004 <sup>b</sup>
	Nicht standardisierte Residuen	726779,157	49	14832,228		
	Gesamt	951777,741	52			

a. Abhängige Variable: MeanTimeModelling

b. Einflußvariablen : (Konstante), Score\_ICL, Score\_RV\_Pre, Score\_VW

### Koeffizienten<sup>a</sup>

Modell		Nicht standardisierte Koeffizienten		Standardisierte Koeffizienten	T	Sig.	95,0% Konfidenzintervalle für B		Korrelationen			Kollinearitätsstatistik		
		Regressionskoeffizient B	Std.-Fehler				Beta	Untergrenze	Obergrenze	Nullter Ordnung	Partiell	Teil	Toleranz	VIF
1	(Konstante)	371,139	85,346		4,349	,000	199,631	542,648						
	Score_RV_Pre	-7,997	8,721	-,124	-,917	,364	-25,522	9,529	-,288	-,130	-,114	,851	1,175	
	Score_VW	-2,179	1,057	-,292	-2,062	,045	-4,304	-,055	-,422	-,283	-,257	,774	1,291	
	Score_ICL	1,988	1,292	,212	1,539	,130	-,608	4,584	,364	,215	,192	,818	1,222	

a. Abhängige Variable: MeanTimeModelling

### Kollinearitätsdiagnose<sup>a</sup>

Modell	Dimension	Eigenwert	Konditionsindex	Varianzanteile			
				(Konstante)	Score_RV_Pre	Score_VW	Score_ICL
1	1	3,475	1,000	,00	,01	,02	,01
	2	,404	2,934	,00	,00	,54	,07
	3	,095	6,056	,00	,46	,40	,35
	4	,026	11,521	,99	,54	,04	,57

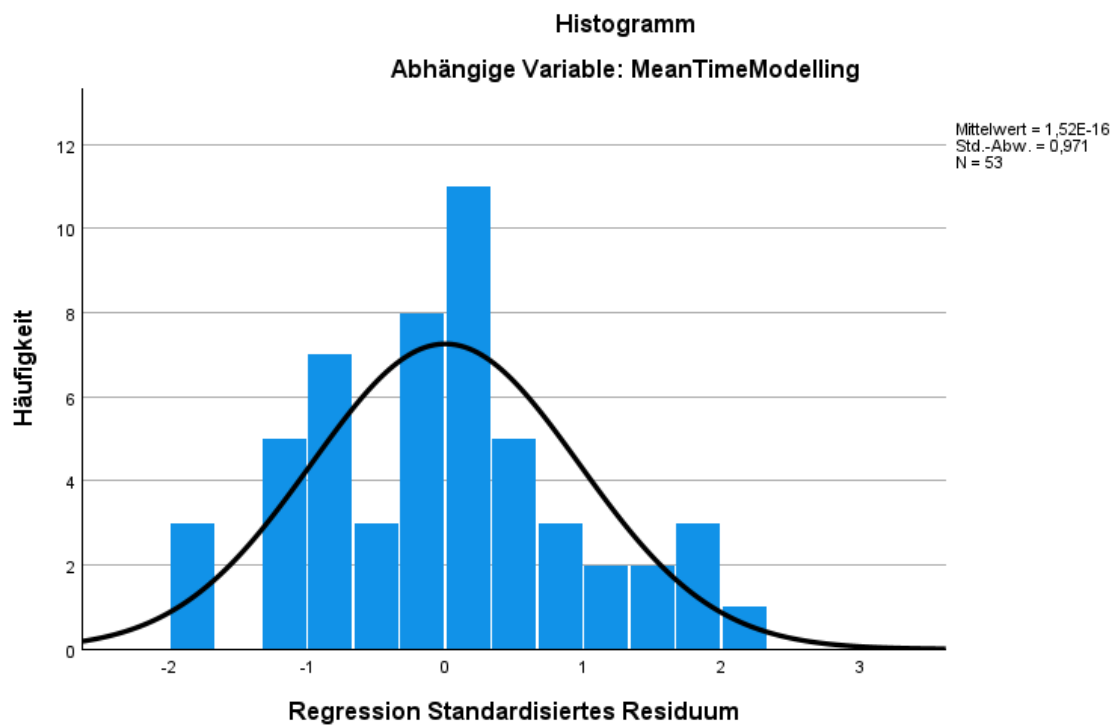
a. Abhängige Variable: MeanTimeModelling



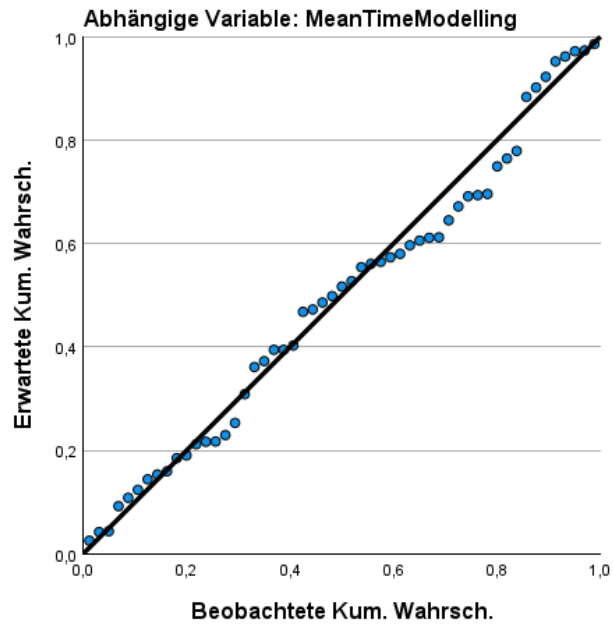
### Residuenstatistik<sup>a</sup>

	Minimum	Maximum	Mittelwert	Std.- Abweichung	N
Nicht standardisierter vorhergesagter Wert	194,6803	495,0848	347,8068	65,77914	53
Standardisierter vorhergesagter Wert	-2,328	2,239	,000	1,000	53
Standardfehler des Vorhersagewerts	18,503	57,793	31,995	9,879	53
Korrigierter Vorhersagewert	157,3064	477,1858	346,8829	67,19512	53
Nicht standardisierte Residuen	-238,26900	267,10193	,00000	118,22234	53
Standardisierte Residuen	-1,956	2,193	,000	,971	53
Stud. nicht standardisierte Residuen	-2,075	2,250	,004	1,012	53
Gelöschtes Residuum	-267,90536	281,20569	,92393	128,53129	53
Stud. gelöschtes Residuum	-2,150	2,352	,007	1,031	53
Mahalanobis-Abstand	,219	10,729	2,943	2,460	53
Cook-Distanz	,000	,170	,022	,038	53
Zentrierter Hebelwert	,004	,206	,057	,047	53

a. Abhängige Variable: MeanTimeModelling

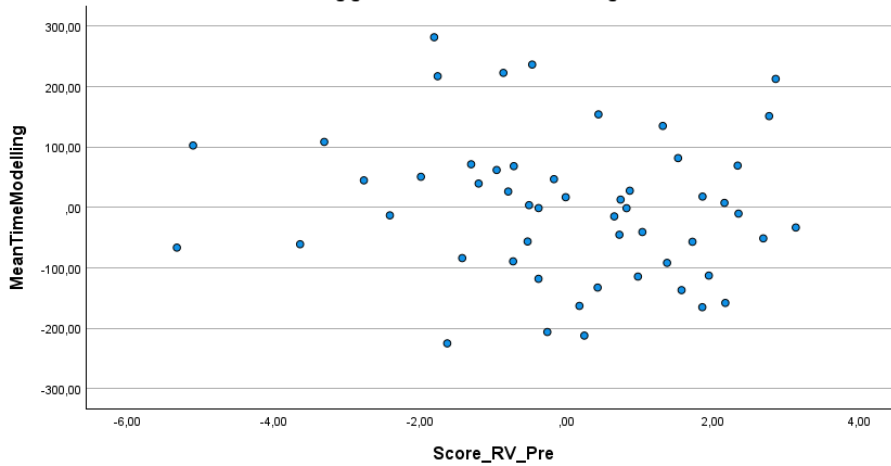


P-P-Diagramm von Standardisiertes Residuum



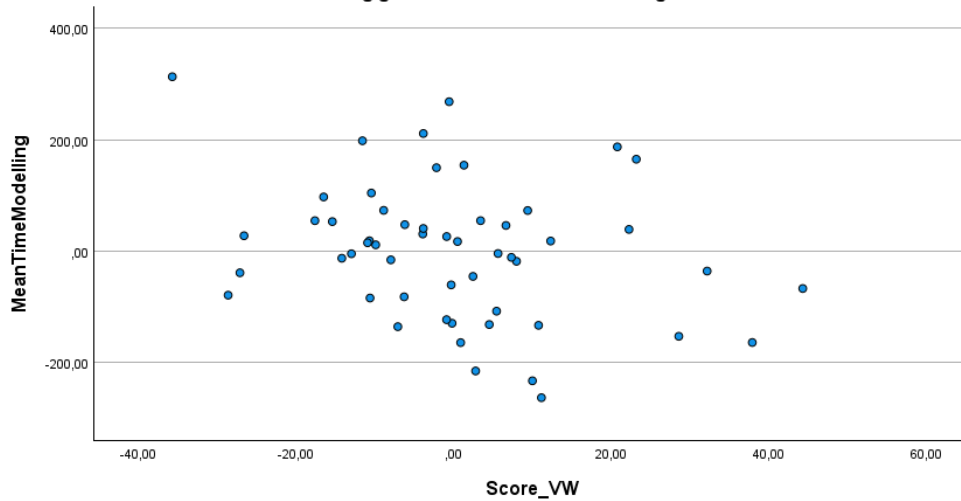
Partielles Regressionsdiagramm

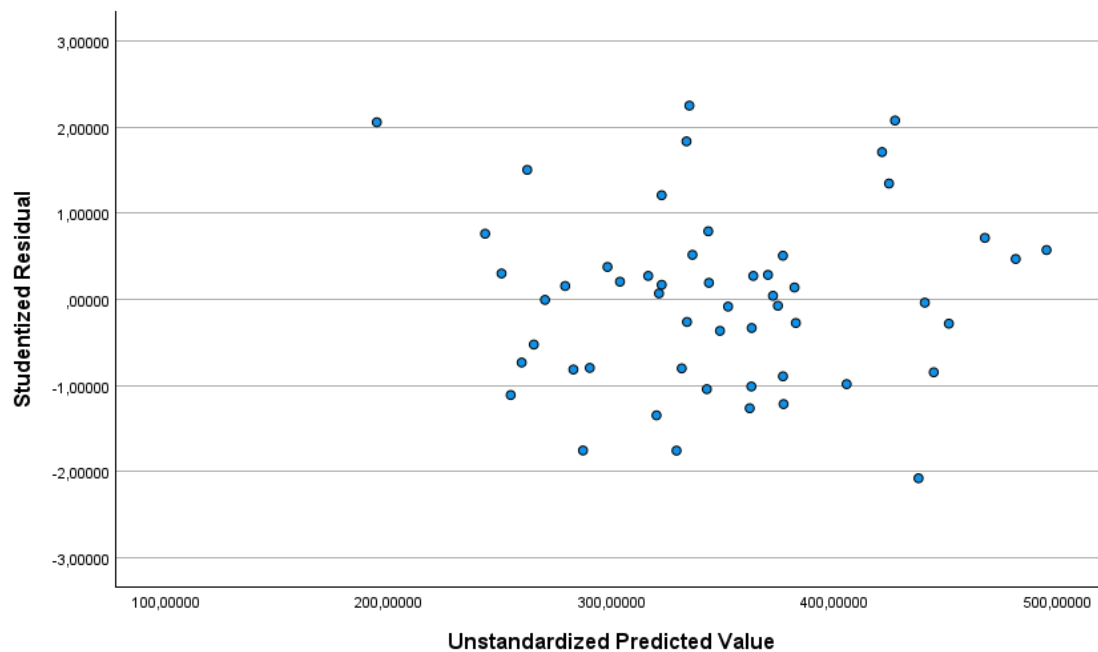
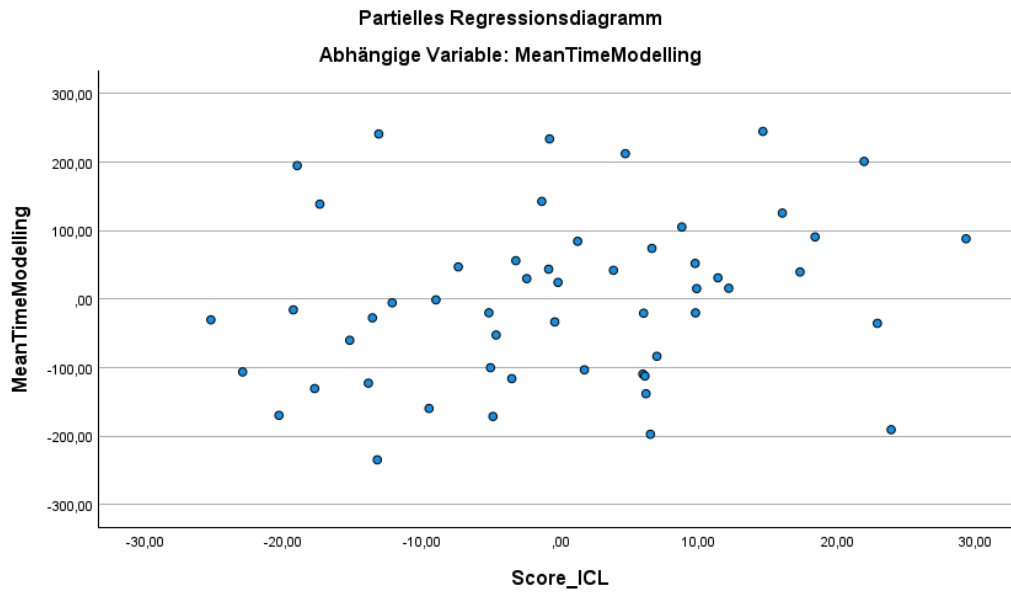
Abhängige Variable: MeanTimeModelling



Partielles Regressionsdiagramm

Abhängige Variable: MeanTimeModelling





## 6.2 Mediator- und Moderatoranalysen

PROCESS Macro **Mediator**analysen:

*SUS*

Run MATRIX procedure:

```
***** PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2
*****
```

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.  
www.afhayes.com

Documentation available in Hayes (2022).  
 www.guilford.com/p/hayes3

\*\*\*\*\*  
 \*\*\*\*\*

Model : 4  
 Y : Score\_SU  
 X : Score\_VW  
 M : Score\_\_1

Sample  
 Size: 92

\*\*\*\*\*  
 \*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
 Score\_\_1

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,3678	,1353	4,3360	13,3195	1,0000
90,0000	,0004				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p
LLCI	ULCI			
constant	5,1431	,3922	13,1130	,0000
4,3639	5,9223			
Score_VW	,0459	,0126	3,6496	,0004
,0209	,0709			

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	,3678

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW
constant	,1538	-,0042
Score_VW	-,0042	,0002

\*\*\*\*\*  
 \*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
 Score\_SU

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,1138	,0130	39,2042	,8208	2,0000
89,0000	,4434				

Model	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	24,6987	1,7256	14,3132	,0000	
21,2700	28,1274				
Score_VW	,0188	,0358	,5261	,6001	-
,0523	,0900				
Score__1	,2305	,2981	,7732	,4415	-
,3619	,8229				

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	,0539
Score__1	,0824

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW	Score__1
constant	2,9777	-,0003	-,4194
Score_VW	-,0003	,0013	-,0051
Score__1	-,4194	-,0051	,0889

Test(s) of X by M interaction:

F (HC0)	df1	df2	p
,4273	1,0000	88,0000	,5150

\*\*\*\*\* TOTAL EFFECT MODEL \*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_SU

Model Summary

R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
,0842	,0071	38,9991	,8713	1,0000
90,0000	,3531			

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	25,8843	1,0123	25,5698	,0000	
23,8732	27,8954				
Score_VW	,0294	,0315	,9334	,3531	-
,0332	,0920				

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	,0842

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW
constant	1,0248	-,0250
Score_VW	-,0250	,0010

\*\*\*\*\* CORRELATIONS BETWEEN MODEL RESIDUALS  
\*\*\*\*\*

	Score__1	Score_SU
Score__1	1,0000	,0000
Score_SU	,0000	1,0000

\*\*\*\*\* TOTAL, DIRECT, AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y  
\*\*\*\*\*

Total effect of X on Y

Effect	se(HC0)	t	p	LLCI
ULCI	c_cs			
,0294	,0315	,9334	,3531	-,0332
,0920	,0842			

Direct effect of X on Y

Effect	se(HC0)	t	p	LLCI
ULCI	c'_cs			
,0188	,0358	,5261	,6001	-,0523
,0900	,0539			

Indirect effect(s) of X on Y:

Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score__1	,0106	,0150	-,0185
			,0424

Completely standardized indirect effect(s) of X on Y:

Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score__1	,0303	,0427	-,0521
			,1210

\*\*\*\*\* BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_\_1

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	5,1431	5,1425	,3968	4,3337
5,9072				
Score_VW	,0459	,0458	,0125	,0220
,0705				

-----

OUTCOME VARIABLE:

Score\_SU

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				

constant	24,6987	24,7197	1,7911	21,2093
28,1997				
Score_VW	,0188	,0196	,0369	-,0534
,0915				
Score__1	,2305	,2206	,3084	-,3809
,8329				

\*\*\*\*\* ANALYSIS NOTES AND ERRORS \*\*\*\*\*

Level of confidence for all confidence intervals in output:  
95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap  
confidence intervals:  
5000

NOTE: A heteroscedasticity consistent standard error and  
covariance matrix estimator was used.

WARNING: Variables names longer than eight characters can  
produce incorrect output  
when some variables in the data file have the same first eight  
characters. Shorter  
variable names are recommended. By using this output, you are  
accepting all risk  
and consequences of interpreting or reporting results that may  
be incorrect.

----- END MATRIX -----

*PEOU*

Run MATRIX procedure:

\*\*\*\*\* PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2 \*\*\*\*\*

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.  
www.afhayes.com  
Documentation available in Hayes (2022).  
www.guilford.com/p/hayes3

\*\*\*\*\*

Model : 4  
Y : Score\_PE  
X : Score\_VW  
M : Score\_\_1

Sample  
Size: 92

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_\_1

Model Summary

df2	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
90,0000	,3678	,1353	4,3360	13,3195	1,0000
	p				
	,0004				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p
LLCI	ULCI			
constant	5,1431	,3922	13,1130	,0000
4,3639	5,9223			
Score_VW	,0459	,0126	3,6496	,0004
,0209	,0709			

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	,3678

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW
constant	,1538	-,0042
Score_VW	-,0042	,0002

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_PE

Model Summary

df2	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
89,0000	,1335	,0178	21,8588	1,0369	2,0000
	p				
	,3588				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p
LLCI	ULCI			
constant	22,9806	1,4097	16,3021	,0000
20,1796	25,7816			
Score_VW	,0269	,0259	1,0364	,3028
,0247	,0784			
Score__1	,1159	,2305	,5030	,6162
,3420	,5739			



Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	,1028
Score__1	,0553

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW	Score__1
constant	1,9872	-,0013	-,2759
Score_VW	-,0013	,0007	-,0024
Score__1	-,2759	-,0024	,0531

Test(s) of X by M interaction:

F(HC0)	df1	df2	p
,0310	1,0000	88,0000	,8607

\*\*\*\*\* TOTAL EFFECT MODEL \*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_PE

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F(HC0)	df1
df2	p				
	,1232	,0152	21,6742	1,8229	1,0000
90,0000	,1804				

Model

	coeff	se(HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	23,5768	,7472	31,5550	,0000	
22,0925	25,0612				
Score_VW	,0322	,0239	1,3501	,1804	-
,0152	,0796				

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	,1232

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW
constant	,5583	-,0138
Score_VW	-,0138	,0006

\*\*\*\*\* CORRELATIONS BETWEEN MODEL RESIDUALS \*\*\*\*\*

	Score__1	Score_PE
Score__1	1,0000	,0000
Score_PE	,0000	1,0000

\*\*\*\*\* TOTAL, DIRECT, AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y  
\*\*\*\*\*

Total effect of X on Y

	Effect	se(HC0)	t	p	LLCI
ULCI	c_cs				
	,0322	,0239	1,3501	,1804	-,0152
	,0796	,1232			

Direct effect of X on Y

	Effect	se(HC0)	t	p	LLCI
ULCI	c'_cs				
	,0269	,0259	1,0364	,3028	-,0247
	,0784	,1028			

Indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score__1	,0053	,0114	-,0191	,0264

Completely standardized indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score__1	,0204	,0431	-,0742	,0995

\*\*\*\*\* BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_\_1

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	5,1431	5,1292	,3913	4,3431
	5,9062			
Score_VW	,0459	,0462	,0127	,0221
	,0717			

-----

OUTCOME VARIABLE:

Score\_PE

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	22,9806	22,9919	1,4603	19,8754
	25,6509			
Score_VW	,0269	,0277	,0269	-,0243
	,0831			
Score__1	,1159	,1109	,2401	-,3559
	,5826			

\*\*\*\*\* ANALYSIS NOTES AND ERRORS  
\*\*\*\*\*

Level of confidence for all confidence intervals in output:  
95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap  
confidence intervals:  
5000

NOTE: A heteroscedasticity consistent standard error and  
covariance matrix estimator was used.

WARNING: Variables names longer than eight characters can  
produce incorrect output  
when some variables in the data file have the same first eight  
characters. Shorter  
variable names are recommended. By using this output, you are  
accepting all risk  
and consequences of interpreting or reporting results that may  
be incorrect.

----- END MATRIX -----

#### USEFUL

Run MATRIX procedure:

\*\*\*\*\* PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2  
\*\*\*\*\*

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.  
[www.afhayes.com](http://www.afhayes.com)  
Documentation available in Hayes (2022).  
[www.guilford.com/p/hayes3](http://www.guilford.com/p/hayes3)

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

Model : 4  
Y : Score\_US  
X : Score\_VW  
M : Score\_\_1

Sample  
Size: 92

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_\_1

Model Summary

df2	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
90,0000	,3678 p	,1353	4,3360	13,3195	1,0000

Model

	coeff	se (HC0)	t	p
LLCI	ULCI			
constant	5,1431	,3922	13,1130	,0000
4,3639	5,9223			
Score_VW	,0459	,0126	3,6496	,0004
,0209	,0709			

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	,3678

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW
constant	,1538	-,0042
Score_VW	-,0042	,0002

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_US

Model Summary

df2	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
89,0000	,0346 p	,0012	168,6763	,0664	2,0000
	,9358				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p
LLCI	ULCI			
constant	50,3959	3,6562	13,7837	,0000
43,1311	57,6607			
Score_VW	-,0257	,0717	-,3587	,7206
,1681	,1167			
Score__1	,1325	,6214	,2133	,8316
1,1021	1,3672			

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	-,0357
Score__1	,0230

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW	Score__1
constant	13,3678	-,0020	-1,9036
Score_VW	-,0020	,0051	-,0192

Score\_\_1      -1,9036      -,0192      ,3861

Test(s) of X by M interaction:

F(HC0)	df1	df2	p
,4214	1,0000	88,0000	,5179

\*\*\*\*\* TOTAL EFFECT MODEL \*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_US

Model Summary

df2	R	R-sq	MSE	F(HC0)	df1
90,0000	,0273	,0007	166,8783	,0926	1,0000
	p				
	,7616				

Model

	coeff	se(HC0)	t	p
LLCI	ULCI			
constant	51,0776	1,9970	25,5770	,0000
	47,1102	55,0450		
Score_VW	-,0196	,0645	-,3043	,7616
	,1478	,1085		-

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	-,0273

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW
constant	3,9880	-,0966
Score_VW	-,0966	,0042

\*\*\*\*\* CORRELATIONS BETWEEN MODEL RESIDUALS \*\*\*\*\*

	Score__1	Score_US
Score__1	1,0000	,0000
Score_US	,0000	1,0000

\*\*\*\*\* TOTAL, DIRECT, AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y \*\*\*\*\*

Total effect of X on Y

Effect	se(HC0)	t	p	LLCI
ULCI	c_cs			
	-,0196	,0645	-,3043	,7616
	,1085	-,0273		-,1478

Direct effect of X on Y

	Effect	se(HC0)	t	p	LLCI
ULCI	c'_cs				
	-,0257	,0717	-,3587	,7206	-,1681
	,1167	-,0357			

Indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score__1	,0061	,0307	-,0582	,0661

Completely standardized indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score__1	,0084	,0426	-,0803	,0940

\*\*\*\*\* BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS \*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_\_1

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	5,1431	5,1361	,3955	4,3406
				5,9020
Score_VW	,0459	,0460	,0127	,0215
				,0717

-----

OUTCOME VARIABLE:

Score\_US

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	50,3959	50,3912	3,7328	43,1533
				57,7487
Score_VW	-,0257	-,0263	,0731	-,1675
				,1206
Score__1	,1325	,1362	,6377	-1,1833
				1,3357

\*\*\*\*\* ANALYSIS NOTES AND ERRORS \*\*\*\*\*

Level of confidence for all confidence intervals in output:  
95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap  
confidence intervals:  
5000

NOTE: A heteroscedasticity consistent standard error and  
covariance matrix estimator was used.

WARNING: Variables names longer than eight characters can produce incorrect output when some variables in the data file have the same first eight characters. Shorter variable names are recommended. By using this output, you are accepting all risk and consequences of interpreting or reporting results that may be incorrect.

----- END MATRIX -----

*ICL (RV Score = 1 = Mediator)*

Run MATRIX procedure:

\*\*\*\*\* PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2 \*\*\*\*\*

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.  
[www.afhayes.com](http://www.afhayes.com)  
 Documentation available in Hayes (2022).  
[www.guilford.com/p/hayes3](http://www.guilford.com/p/hayes3)

\*\*\*\*\*

Model : 4  
 Y : Score\_IC  
 X : Score\_VW  
 M : Score\_\_1

Sample  
 Size: 92

\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
 Score\_\_1

Model Summary					
	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,3678	,1353	4,3360	13,3195	1,0000
90,0000	,0004				

Model	coeff	se (HC0)	t	p
LLCI	ULCI			

constant	5,1431	,3922	13,1130	,0000
4,3639	5,9223			
Score_VW	,0459	,0126	3,6496	,0004
,0209	,0709			

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	,3678

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW
constant	,1538	-,0042
Score_VW	-,0042	,0002

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_IC

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,4145	,1718	156,5362	10,9517	2,0000
89,0000	,0001				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	51,3716	3,2960	15,5860	,0000	
44,8225	57,9208				
Score_VW	-,1506	,0817	-1,8430	,0687	-
,3131	,0118				
Score__1	-1,8235	,5375	-3,3924	,0010	-
2,8916	-,7555				

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	-,1978
Score__1	-,2987

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW	Score__1
constant	10,8637	-,0360	-1,4328
Score_VW	-,0360	,0067	-,0153
Score__1	-1,4328	-,0153	,2889

Test(s) of X by M interaction:

F (HC0)	df1	df2	p
,8085	1,0000	88,0000	,3710

\*\*\*\*\* TOTAL EFFECT MODEL \*\*\*\*\*



OUTCOME VARIABLE:  
Score\_IC

Model Summary

df2	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
90,0000	,3076	,0946	169,2152	8,4643	1,0000
	p				
	,0046				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	41,9931	2,1106	19,8961	,0000	
	37,7999	46,1862			
Score_VW	-,2343	,0805	-2,9094	,0046	-
	,3944	-,0743			

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	-,3076

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW
constant	4,4547	-,1313
Score_VW	-,1313	,0065

\*\*\*\*\* CORRELATIONS BETWEEN MODEL RESIDUALS \*\*\*\*\*

	Score__1	Score_IC
Score__1	1,0000	,0000
Score_IC	,0000	1,0000

\*\*\*\*\* TOTAL, DIRECT, AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y \*\*\*\*\*

Total effect of X on Y

Effect	se (HC0)	t	p	LLCI	
ULCI	c_cs				
	-,2343	,0805	-2,9094	,0046	-,3944
	,0743	-,3076			-

Direct effect of X on Y

Effect	se (HC0)	t	p	LLCI
ULCI	c'_cs			
	-,1506	,0817	-1,8430	,0687
	,0118	-,1978		-,3131

Indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score__1	-,0837	,0343	-,1606	-,0248

Completely standardized indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score__1	-,1099	,0424	-,2019	-,0343

\*\*\*\*\* BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS \*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_\_1

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	5,1431	5,1451	,3888	4,3735
5,8791				
Score_VW	,0459	,0459	,0127	,0222
,0712				

-----

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_IC

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	51,3716	51,4100	3,3830	44,7955
57,9450				
Score_VW	-,1506	-,1520	,0823	-,3123
,0108				
Score__1	-1,8235	-1,8278	,5512	-2,9078
,7708				

\*\*\*\*\* ANALYSIS NOTES AND ERRORS \*\*\*\*\*

Level of confidence for all confidence intervals in output:  
95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap  
confidence intervals:  
5000

NOTE: A heteroscedasticity consistent standard error and  
covariance matrix estimator was used.

WARNING: Variables names longer than eight characters can  
produce incorrect output  
when some variables in the data file have the same first eight  
characters. Shorter  
variable names are recommended. By using this output, you are  
accepting all risk

and consequences of interpreting or reporting results that may be incorrect.

----- END MATRIX -----

*ICL (VW Mediator)*

Run MATRIX procedure:

\*\*\*\*\* PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2  
\*\*\*\*\*

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.  
www.afhayes.com  
Documentation available in Hayes (2022).  
www.guilford.com/p/hayes3

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

Model : 4  
Y : Score\_IC  
X : Score\_\_1  
M : Score\_VW

Sample  
Size: 92

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_VW

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,3678	,1353	278,5140	19,0821	1,0000
90,0000		,0000			

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	2,6204	3,8295	,6843	,4956	-
4,9875	10,2283				
Score__1	2,9481	,6749	4,3683	,0000	
1,6073	4,2888				

Standardized coefficients

	coeff
Score__1	,3678

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score__1
constant	14,6648	-2,3475
Score__1	-2,3475	,4555

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_IC

Model Summary

df2	R	p	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
89,0000	,4145	,0001	,1718	156,5362	10,9517	2,0000

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	51,3716	3,2960	15,5860	,0000	
44,8225	57,9208				
Score__1	-1,8235	,5375	-3,3924	,0010	-
2,8916	-,7555				
Score_VW	-,1506	,0817	-1,8430	,0687	-
,3131	,0118				

Standardized coefficients

	coeff
Score__1	-,2987
Score_VW	-,1978

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score__1	Score_VW
constant	10,8637	-1,4328	-,0360
Score__1	-1,4328	,2889	-,0153
Score_VW	-,0360	-,0153	,0067

Test(s) of X by M interaction:

F (HC0)	df1	df2	p
,8085	1,0000	88,0000	,3710

\*\*\*\*\* TOTAL EFFECT MODEL  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_IC

Model Summary

df2	R	p	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
90,0000	,3714	,0000	,1380	161,1172	19,8916	1,0000

Model		coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI					
constant		50,9769	3,3093	15,4039	,0000	
44,4023		57,5515				
Score__1		-2,2676	,5084	-4,4600	,0000	-
3,2777		-1,2575				

Standardized coefficients

	coeff
Score__1	-,3714

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score__1
constant	10,9517	-1,5456
Score__1	-1,5456	,2585

\*\*\*\*\* CORRELATIONS BETWEEN MODEL RESIDUALS \*\*\*\*\*

	Score_VW	Score_IC
Score_VW	1,0000	,0000
Score_IC	,0000	1,0000

\*\*\*\*\* TOTAL, DIRECT, AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y \*\*\*\*\*

Total effect of X on Y

Effect	se (HC0)	t	p	LLCI	
ULCI	c_cs				
-2,2676	,5084	-4,4600	,0000	-3,2777	-
1,2575	-,3714				

Direct effect of X on Y

Effect	se (HC0)	t	p	LLCI	
ULCI	c'_cs				
-1,8235	,5375	-3,3924	,0010	-2,8916	-
,7555	-,2987				

Indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score_VW	-,4441	,2713	-1,0343	,0287

Completely standardized indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score_VW	-,0727	,0438	-,1673	,0049

\*\*\*\*\* BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS \*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
Score_VW				
BootULCI				
constant	2,6204	2,7552	3,9170	-4,6911
10,6078				
Score__1	2,9481	2,9299	,6855	1,5437
4,2745				

-----

OUTCOME VARIABLE:

Score\_IC

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	51,3716	51,2554	3,4541	44,4850
58,0362				
Score__1	-1,8235	-1,8030	,5545	-2,9043
,6972				
Score_VW	-,1506	-,1521	,0828	-,3112
,0097				

\*\*\*\*\* ANALYSIS NOTES AND ERRORS \*\*\*\*\*

Level of confidence for all confidence intervals in output:  
95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap  
confidence intervals:  
5000

NOTE: A heteroscedasticity consistent standard error and  
covariance matrix estimator was used.

WARNING: Variables names longer than eight characters can  
produce incorrect output  
when some variables in the data file have the same first eight  
characters. Shorter  
variable names are recommended. By using this output, you are  
accepting all risk  
and consequences of interpreting or reporting results that may  
be incorrect.

----- END MATRIX -----

Run MATRIX procedure:

\*\*\*\*\* PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2  
\*\*\*\*\*

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.  
www.afhayes.com  
Documentation available in Hayes (2022).  
www.guilford.com/p/hayes3

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

Model : 4  
Y : Score\_EC  
X : Score\_VW  
M : Score\_\_1

Sample  
Size: 92

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_\_1

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,3678	,1353	4,3360	13,3195	1,0000
90,0000	,0004				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p
LLCI	ULCI			
constant	5,1431	,3922	13,1130	,0000
4,3639	5,9223			
Score_VW	,0459	,0126	3,6496	,0004
,0209	,0709			

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	,3678

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW
constant	,1538	-,0042
Score_VW	-,0042	,0002

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_EC

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,1806	,0326	410,0964	1,8390	2,0000
89,0000	,1650				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	36,4304	5,7970	6,2844	,0000	
24,9120	47,9489				
Score_VW	-,2122	,1149	-1,8468	,0681	-
,4406	,0161				
Score__1	,1517	,9602	,1580	,8748	-
1,7562	2,0596				

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	-,1860
Score__1	,0166

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW	Score__1
constant	33,6046	-,1034	-4,5317
Score_VW	-,1034	,0132	-,0384
Score__1	-4,5317	-,0384	,9220

Test(s) of X by M interaction:

F (HC0)	df1	df2	p
,2146	1,0000	88,0000	,6443

\*\*\*\*\* TOTAL EFFECT MODEL \*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_EC

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,1799	,0324	405,6395	3,6227	1,0000
90,0000	,0602				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	37,2105	3,3701	11,0414	,0000	
30,5152	43,9058				
Score_VW	-,2053	,1078	-1,9033	,0602	-
,4195	,0090				

Standardized coefficients



coeff  
 Score\_VW          -,1799

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW
constant	11,3574	-,2909
Score_VW	-,2909	,0116

\*\*\*\*\* CORRELATIONS BETWEEN MODEL RESIDUALS  
 \*\*\*\*\*

	Score__1	Score_EC
Score__1	1,0000	,0000
Score_EC	,0000	1,0000

\*\*\*\*\* TOTAL, DIRECT, AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y  
 \*\*\*\*\*

Total effect of X on Y

	Effect	se(HC0)	t	p	LLCI
ULCI	c_cs				
	-,2053	,1078	-1,9033	,0602	-,4195
	,0090	-,1799			

Direct effect of X on Y

	Effect	se(HC0)	t	p	LLCI
ULCI	c'_cs				
	-,2122	,1149	-1,8468	,0681	-,4406
	,0161	-,1860			

Indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score__1	,0070	,0481	-,0774	,1158

Completely standardized indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score__1	,0061	,0417	-,0673	,0982

\*\*\*\*\* BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS  
 \*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
Score__1				
BootULCI				
constant	5,1431	5,1384	,3916	4,3429
	5,8736			
Score_VW	,0459	,0459	,0126	,0221
	,0715			

-----

OUTCOME VARIABLE:

Score\_EC

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	36,4304	36,3445	5,9721	25,3193
48,5152				
Score_VW	-,2122	-,2165	,1198	-,4561
,0167				
Score__1	,1517	,1768	,9894	-1,8005
2,1273				

\*\*\*\*\* ANALYSIS NOTES AND ERRORS \*\*\*\*\*

Level of confidence for all confidence intervals in output:  
95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap  
confidence intervals:  
5000

NOTE: A heteroscedasticity consistent standard error and  
covariance matrix estimator was used.

WARNING: Variables names longer than eight characters can  
produce incorrect output  
when some variables in the data file have the same first eight  
characters. Shorter  
variable names are recommended. By using this output, you are  
accepting all risk  
and consequences of interpreting or reporting results that may  
be incorrect.

----- END MATRIX -----

*ECL (VW Mediator)*

Run MATRIX procedure:

\*\*\*\*\* PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2 \*\*\*\*\*

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.  
www.afhayes.com

Documentation available in Hayes (2022).  
www.guilford.com/p/hayes3

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

Model : 4  
Y : Score\_EC  
X : Score\_\_1  
M : Score\_VW

Sample  
Size: 92

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_VW

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,3678	,1353	278,5140	19,0821	1,0000
90,0000	,0000				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	2,6204	3,8295	,6843	,4956	-
4,9875	10,2283				
Score__1	2,9481	,6749	4,3683	,0000	
1,6073	4,2888				

Standardized coefficients

	coeff
Score__1	,3678

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score__1
constant	14,6648	-2,3475
Score__1	-2,3475	,4555

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_EC

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,1806	,0326	410,0964	1,8390	2,0000
89,0000	,1650				

Model		coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI					
constant		36,4304	5,7970	6,2844	,0000	
24,9120		47,9489				
Score__1		,1517	,9602	,1580	,8748	-
1,7562		2,0596				
Score_VW		-,2122	,1149	-1,8468	,0681	-
,4406		,0161				

Standardized coefficients

	coeff
Score__1	,0166
Score_VW	-,1860

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score__1	Score_VW
constant	33,6046	-4,5317	-,1034
Score__1	-4,5317	,9220	-,0384
Score_VW	-,1034	-,0384	,0132

Test(s) of X by M interaction:

F (HC0)	df1	df2	p
,2146	1,0000	88,0000	,6443

\*\*\*\*\* TOTAL EFFECT MODEL \*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_EC

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,0518	,0027	418,0844	,2894	1,0000
90,0000	,5919				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant		35,8743	5,6926	6,3019	,0000
24,5648		47,1837			
Score__1		-,4740	,8811	-,5380	,5919
2,2244		1,2764			

Standardized coefficients

	coeff
Score__1	-,0518

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score__1
constant	32,4062	-4,6593
Score__1	-4,6593	,7763

\*\*\*\*\* CORRELATIONS BETWEEN MODEL RESIDUALS  
\*\*\*\*\*

	Score_VW	Score_EC
Score_VW	1,0000	,0000
Score_EC	,0000	1,0000

\*\*\*\*\* TOTAL, DIRECT, AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y  
\*\*\*\*\*

Total effect of X on Y

Effect	se(HC0)	t	p	LLCI
ULCI	c_cs			
-,4740	,8811	-,5380	,5919	-2,2244
1,2764	-,0518			

Direct effect of X on Y

Effect	se(HC0)	t	p	LLCI
ULCI	c'_cs			
,1517	,9602	,1580	,8748	-1,7562
2,0596	,0166			

Indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score_VW	-,6257	,4148	-1,5908	,0332

Completely standardized indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score_VW	-,0684	,0440	-,1671	,0035

\*\*\*\*\* BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_VW

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	2,6204	2,6881	3,9070	-4,6532
10,5410				
Score__1	2,9481	2,9394	,6839	1,5284
4,2284				

-----

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_EC

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				

constant	36,4304	36,4380	5,8816	25,0017
48,5038				
Score__1	,1517	,1764	,9783	-1,7047
2,1798				
Score_VW	-,2122	-,2168	,1192	-,4611
,0111				

\*\*\*\*\* ANALYSIS NOTES AND ERRORS \*\*\*\*\*

Level of confidence for all confidence intervals in output:  
95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap  
confidence intervals:  
5000

NOTE: A heteroscedasticity consistent standard error and  
covariance matrix estimator was used.

WARNING: Variables names longer than eight characters can  
produce incorrect output  
when some variables in the data file have the same first eight  
characters. Shorter  
variable names are recommended. By using this output, you are  
accepting all risk  
and consequences of interpreting or reporting results that may  
be incorrect.

----- END MATRIX -----

*GCL*

Run MATRIX procedure:

\*\*\*\*\* PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2 \*\*\*\*\*

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.  
www.afhayes.com  
Documentation available in Hayes (2022).  
www.guilford.com/p/hayes3

\*\*\*\*\*

Model : 4  
Y : Score\_GC  
X : Score\_\_1  
M : Score\_VW

Sample  
Size: 92

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_VW

Model Summary

df2	R	p	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
90,0000	,3678	,0000	,1353	278,5140	19,0821	1,0000

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	2,6204	3,8295	,6843	,4956	-
4,9875	10,2283				
Score__1	2,9481	,6749	4,3683	,0000	
1,6073	4,2888				

Standardized coefficients

	coeff
Score__1	,3678

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score__1
constant	14,6648	-2,3475
Score__1	-2,3475	,4555

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_GC

Model Summary

df2	R	p	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
89,0000	,0777	,7512	,0060	198,6256	,2870	2,0000

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	49,9028	4,2689	11,6899	,0000	
41,4207	58,3850				
Score__1	-,2603	,7054	-,3690	,7130	-
1,6618	1,1413				
Score_VW	-,0409	,0877	-,4661	,6423	-
,2151	,1333				

Standardized coefficients

	coeff
Score__1	-,0415
Score_VW	-,0522

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score__1	Score_VW
constant	18,2233	-2,5537	-,0172
Score__1	-2,5537	,4975	-,0241
Score_VW	-,0172	-,0241	,0077

Test(s) of X by M interaction:

F(HC0)	df1	df2	p
1,0606	1,0000	88,0000	,3059

\*\*\*\*\* TOTAL EFFECT MODEL

\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_GC

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F(HC0)	df1
df2	p				
	,0606	,0037	196,8837	,3390	1,0000
90,0000	,5619				

Model

	coeff	se(HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	49,7958	4,2979	11,5862	,0000	
41,2573	58,3342				
Score__1	-,3807	,6539	-,5822	,5619	-
1,6799	,9184				

Standardized coefficients

	coeff
Score__1	-,0606

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score__1
constant	18,4717	-2,6468
Score__1	-2,6468	,4276

\*\*\*\*\* CORRELATIONS BETWEEN MODEL RESIDUALS

\*\*\*\*\*

	Score_VW	Score_GC
Score_VW	1,0000	,0000
Score_GC	,0000	1,0000



\*\*\*\*\* TOTAL, DIRECT, AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y  
\*\*\*\*\*

Total effect of X on Y

	Effect	se(HC0)	t	p	LLCI
ULCI	c_cs				
	-,3807	,6539	-,5822	,5619	-1,6799
	,9184	-,0606			

Direct effect of X on Y

	Effect	se(HC0)	t	p	LLCI
ULCI	c'_cs				
	-,2603	,7054	-,3690	,7130	-1,6618
	1,1413	-,0415			

Indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score_VW	-,1205	,2733	-,7095	,4080

Completely standardized indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score_VW	-,0192	,0439	-,1134	,0657

\*\*\*\*\* BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_VW

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	2,6204	2,8331	3,9542	-4,6043
10,8701				
Score__1	2,9481	2,9098	,6929	1,5296
4,2347				

-----

OUTCOME VARIABLE:

Score\_GC

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	49,9028	49,8658	4,3298	41,0619
58,0851				
Score__1	-,2603	-,2558	,7080	-1,6493
1,1340				
Score_VW	-,0409	-,0397	,0903	-,2191
,1407				

\*\*\*\*\* ANALYSIS NOTES AND ERRORS  
\*\*\*\*\*

Level of confidence for all confidence intervals in output:  
95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap  
confidence intervals:  
5000

NOTE: A heteroscedasticity consistent standard error and  
covariance matrix estimator was used.

WARNING: Variables names longer than eight characters can  
produce incorrect output  
when some variables in the data file have the same first eight  
characters. Shorter  
variable names are recommended. By using this output, you are  
accepting all risk  
and consequences of interpreting or reporting results that may  
be incorrect.

----- END MATRIX -----

*NT (RV Mediator)*

Run MATRIX procedure:

\*\*\*\*\* PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2  
\*\*\*\*\*

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.  
[www.afhayes.com](http://www.afhayes.com)  
Documentation available in Hayes (2022).  
[www.guilford.com/p/hayes3](http://www.guilford.com/p/hayes3)

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

Model : 4  
Y : Score\_NT  
X : Score\_VW  
M : Score\_\_1

Sample  
Size: 90

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_\_1

Model Summary

df2	R	R-sq	MSE	F	df1
	p				
88,0000	,3584	,1284	4,4331	12,9669	1,0000

Model

	coeff	se	t	p
LLCI	ULCI			
constant	5,1485	,3380	15,2304	,0000
4,4767	5,8203			
Score_VW	,0457	,0127	3,6010	,0005
,0205	,0709			

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	,3584

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_NT

Model Summary

df2	R	R-sq	MSE	F	df1
	p				
87,0000	,7090	,5027	184,6695	43,9725	2,0000

Model

	coeff	se	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	5,1988	4,1603	1,2496	,2148	-
3,0702	13,4678				
Score_VW	,7205	,0877	8,2159	,0000	
,5462	,8949				
Score__1	,8785	,6880	1,2768	,2051	-
,4890	2,2460				

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	,6654
Score__1	,1034

Test(s) of X by M interaction:

F	df1	df2	p
,0977	1,0000	86,0000	,7553

\*\*\*\*\* TOTAL EFFECT MODEL  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_NT

Model Summary

df2	R	R-sq	MSE	F	df1
88,0000	,7024	,4934	185,9922	85,7008	1,0000

Model

	coeff	se	t	p
LLCI	ULCI			
constant	9,7217	2,1896	4,4400	,0000
5,3704	14,0731			
Score_VW	,7607	,0822	9,2575	,0000
,5974	,9240			

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	,7024

\*\*\*\*\* TOTAL, DIRECT, AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y \*\*\*\*\*

Total effect of X on Y

ULCI	Effect	se	t	p	LLCI
	c_cs				
,9240	,7607	,0822	9,2575	,0000	,5974
	,7024				

Direct effect of X on Y

ULCI	Effect	se	t	p	LLCI
	c'_cs				
,8949	,7205	,0877	8,2159	,0000	,5462
	,6654				

Indirect effect(s) of X on Y:

Score__1	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
	,0401	,0304	-,0168	,1029

Completely standardized indirect effect(s) of X on Y:

Score__1	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
	,0371	,0277	-,0150	,0937

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

Bootstrap estimates were saved to a file

Map of column names to model coefficients:

	Conseqnt	Antecdnt
COL1	Score__1	constant
COL2	Score__1	Score_VW
COL3	Score_NT	constant

COL4        Score\_NT Score\_VW  
COL5        Score\_NT Score\_\_1

\*\*\*\*\* BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_\_1

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	5,1485	5,1355	,3995	4,3288
5,9013				
Score_VW	,0457	,0462	,0133	,0212
,0731				

-----

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_NT

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	5,1988	5,1937	3,4793	-1,8126
11,9436				
Score_VW	,7205	,7202	,0661	,5917
,8519				
Score__1	,8785	,8725	,6180	-,3562
2,0378				

\*\*\*\*\* ANALYSIS NOTES AND ERRORS  
\*\*\*\*\*

Level of confidence for all confidence intervals in output:  
95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap  
confidence intervals:  
5000

WARNING: Variables names longer than eight characters can  
produce incorrect output  
when some variables in the data file have the same first eight  
characters. Shorter  
variable names are recommended. By using this output, you are  
accepting all risk  
and consequences of interpreting or reporting results that may  
be incorrect.

----- END MATRIX -----

NT (VW Mediator)

Run MATRIX procedure:

\*\*\*\*\* PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2  
\*\*\*\*\*

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.  
www.afhayes.com  
Documentation available in Hayes (2022).  
www.guilford.com/p/hayes3

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

Model : 4  
Y : Score\_NT  
X : Score\_\_1  
M : Score\_VW

Sample  
Size: 90

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_VW

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F	df1
df2	p				
	,3584	,1284	272,8430	12,9669	1,0000
	88,0000	,0005			

Model

	coeff	se	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	3,0439	5,0464	,6032	,5479	-
6,9848	13,0727				
Score__1	2,8114	,7807	3,6010	,0005	
1,2599	4,3630				

Standardized coefficients

	coeff
Score__1	,3584

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_NT

Model Summary

df2	R	R-sq	MSE	F	df1
	p				
87,0000	,7090	,5027	184,6695	43,9725	2,0000

Model

	coeff	se	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	5,1988	4,1603	1,2496	,2148	-
3,0702	13,4678				
Score__1	,8785	,6880	1,2768	,2051	-
,4890	2,2460				
Score_VW	,7205	,0877	8,2159	,0000	
,5462	,8949				

Standardized coefficients

	coeff
Score__1	,1034
Score_VW	,6654

Test(s) of X by M interaction:

F	df1	df2	p
,0977	1,0000	86,0000	,7553

\*\*\*\*\* TOTAL EFFECT MODEL \*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_NT

Model Summary

df2	R	R-sq	MSE	F	df1
	p				
88,0000	,3418	,1169	324,2237	11,6441	1,0000

Model

	coeff	se	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	7,3921	5,5011	1,3438	,1825	-
3,5402	18,3244				
Score__1	2,9042	,8511	3,4124	,0010	
1,2129	4,5956				

Standardized coefficients

	coeff
Score__1	,3418

\*\*\*\*\* TOTAL, DIRECT, AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y \*\*\*\*\*

Total effect of X on Y					
	Effect	se	t	p	LLCI
ULCI	c_cs				
	2,9042	,8511	3,4124	,0010	1,2129
	4,5956	,3418			

Direct effect of X on Y					
	Effect	se	t	p	LLCI
ULCI	c'_cs				
	,8785	,6880	1,2768	,2051	-,4890
	2,2460	,1034			

Indirect effect(s) of X on Y:				
	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score_VW	2,0257	,5692	,9639	3,1712

Completely standardized indirect effect(s) of X on Y:				
	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score_VW	,2384	,0666	,1112	,3691

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

Bootstrap estimates were saved to a file

Map of column names to model coefficients:

	Conseqnt	Antecdnt
COL1	Score_VW	constant
COL2	Score_VW	Score__1
COL3	Score_NT	constant
COL4	Score_NT	Score__1
COL5	Score_NT	Score_VW

\*\*\*\*\* BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS \*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_VW

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	3,0439	3,2465	3,9381	-4,2093
10,9544				
Score__1	2,8114	2,7767	,6851	1,4111
4,1022				

-----

OUTCOME VARIABLE:

Score\_NT



	Coef	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	5,1988	5,1868	3,5320	-1,6446
12,2653				
Score__1	,8785	,8689	,6037	-,3490
2,0350				
Score_VW	,7205	,7214	,0659	,5888
,8487				

\*\*\*\*\* ANALYSIS NOTES AND ERRORS  
\*\*\*\*\*

Level of confidence for all confidence intervals in output:  
95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap  
confidence intervals:  
5000

WARNING: Variables names longer than eight characters can  
produce incorrect output  
when some variables in the data file have the same first eight  
characters. Shorter  
variable names are recommended. By using this output, you are  
accepting all risk  
and consequences of interpreting or reporting results that may  
be incorrect.

----- END MATRIX -----

### *Scoremodelling (VW Mediator)*

Run MATRIX procedure:

\*\*\*\*\* PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2  
\*\*\*\*\*

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.  
www.afhayes.com  
Documentation available in Hayes (2022).  
www.guilford.com/p/hayes3

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

Model : 4  
Y : ScoreMod  
X : Score\_\_1  
M : Score\_VW

Sample  
Size: 62

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_VW

Model Summary

df2	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
60,0000	,3985	,1588	284,3240	14,3706	1,0000
	p				
	,0004				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	1,1531	4,8377	,2384	,8124	-
	8,5238	10,8299			
Score__1	3,0696	,8097	3,7909	,0004	
	1,4499	4,6893			

Standardized coefficients

	coeff
Score__1	,3985

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score__1
constant	23,4032	-3,5577
Score__1	-3,5577	,6557

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
ScoreMod

Model Summary

df2	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
59,0000	,4614	,2129	3,4982	8,6233	2,0000
	p				
	,0005				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p
LLCI	ULCI			
constant	2,8882	,8483	3,4048	,0012
	1,1908	4,5855		
Score__1	,2747	,1344	2,0434	,0455
	,0057	,5437		
Score_VW	,0268	,0126	2,1279	,0375
	,0016	,0520		

Standardized coefficients

	coeff
Score__1	,3136
Score_VW	,2358

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score__1	Score_VW
constant	,7195	-,1051	,0022
Score__1	-,1051	,0181	-,0008
Score_VW	,0022	-,0008	,0002

Test(s) of X by M interaction:

F(HC0)	df1	df2	p
,1359	1,0000	58,0000	,7138

\*\*\*\*\* TOTAL EFFECT MODEL \*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

ScoreMod

Model Summary

df2	R	R-sq	MSE	F(HC0)	df1
60,0000	,4075	,1661	3,6444	8,8221	1,0000
	p				
	,0043				

Model

	LLCI	ULCI	coeff	se(HC0)	t	p
constant	1,2147	4,6235	2,9191	,8521	3,4260	,0011
Score__1	,1166	,5974	,3570	,1202	2,9702	,0043

Standardized coefficients

	coeff
Score__1	,4075

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score__1
constant	,7260	-,0988
Score__1	-,0988	,0144

\*\*\*\*\* CORRELATIONS BETWEEN MODEL RESIDUALS \*\*\*\*\*

	Score_VW	ScoreMod
Score_VW	1,0000	,0000
ScoreMod	,0000	1,0000

\*\*\*\*\* TOTAL, DIRECT, AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y  
\*\*\*\*\*

Total effect of X on Y

Effect	se(HC0)	t	p	LLCI
ULCI	c_cs			
,3570	,1202	2,9702	,0043	,1166
,5974	,4075			

Direct effect of X on Y

Effect	se(HC0)	t	p	LLCI
ULCI	c'_cs			
,2747	,1344	2,0434	,0455	,0057
,5437	,3136			

Indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score_VW	,0823	,0464	-,0118	,1723

Completely standardized indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score_VW	,0940	,0550	-,0142	,2045

\*\*\*\*\* BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_VW

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	1,1531	1,3146	5,0569	-8,1420
11,7213				
Score__1	3,0696	3,0412	,8467	1,3072
4,6080				

-----

OUTCOME VARIABLE:

ScoreMod

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	2,8882	2,8658	,8766	1,1345
4,5958				
Score__1	,2747	,2799	,1404	,0098
,5542				
Score_VW	,0268	,0259	,0136	-,0032
,0495				

\*\*\*\*\* ANALYSIS NOTES AND ERRORS  
\*\*\*\*\*

Level of confidence for all confidence intervals in output:  
95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap  
confidence intervals:  
5000

NOTE: A heteroscedasticity consistent standard error and  
covariance matrix estimator was used.

WARNING: Variables names longer than eight characters can  
produce incorrect output  
when some variables in the data file have the same first eight  
characters. Shorter  
variable names are recommended. By using this output, you are  
accepting all risk  
and consequences of interpreting or reporting results that may  
be incorrect.

----- END MATRIX -----

### *ScoreModelling (RV Mediator)*

Run MATRIX procedure:

\*\*\*\*\* PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2  
\*\*\*\*\*

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.  
[www.afhayes.com](http://www.afhayes.com)  
Documentation available in Hayes (2022).  
[www.guilford.com/p/hayes3](http://www.guilford.com/p/hayes3)

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

Model : 4  
Y : ScoreMod  
X : Score\_VW  
M : Score\_\_1

Sample  
Size: 62

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_\_1

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,3985	,1588	4,7908	10,4653	1,0000
60,0000	,0020				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p
LLCI	ULCI			
constant	5,1099	,4809	10,6251	,0000
4,1479	6,0719			
Score_VW	,0517	,0160	3,2350	,0020
,0197	,0837			

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	,3985

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW
constant	,2313	-,0065
Score_VW	-,0065	,0003

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

ScoreMod

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,4614	,2129	3,4982	8,6233	2,0000
59,0000	,0005				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p
LLCI	ULCI			
constant	2,8882	,8483	3,4048	,0012
1,1908	4,5855			
Score_VW	,0268	,0126	2,1279	,0375
,0016	,0520			
Score__1	,2747	,1344	2,0434	,0455
,0057	,5437			

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	,2358
Score__1	,3136

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW	Score__1
constant	,7195	,0022	-,1051

Score_VW	,0022	,0002	-,0008
Score__1	-,1051	-,0008	,0181

Test(s) of X by M interaction:

F(HC0)	df1	df2	p
,1359	1,0000	58,0000	,7138

\*\*\*\*\* TOTAL EFFECT MODEL  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

ScoreMod

Model Summary

R	R-sq	MSE	F(HC0)	df1
,3608	,1301	3,8014	15,6272	1,0000
df2	p			
60,0000	,0002			

Model

	coeff	se(HC0)	t	p
LLCI	ULCI			
constant	4,2918	,3517	12,2020	,0000
3,5882	4,9954			
Score_VW	,0410	,0104	3,9531	,0002
,0203	,0618			

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	,3608

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW
constant	,1237	-,0027
Score_VW	-,0027	,0001

\*\*\*\*\* CORRELATIONS BETWEEN MODEL RESIDUALS  
\*\*\*\*\*

	Score__1	ScoreMod
Score__1	1,0000	,0000
ScoreMod	,0000	1,0000

\*\*\*\*\* TOTAL, DIRECT, AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y  
\*\*\*\*\*

Total effect of X on Y

Effect	se(HC0)	t	p	LLCI
ULCI	c_cs			
,0410	,0104	3,9531	,0002	,0203
,0618	,3608			

Direct effect of X on Y					
	Effect	se(HC0)	t	p	LLCI
ULCI	c'_cs				
	,0268	,0126	2,1279	,0375	,0016
	,0520	,2358			

Indirect effect(s) of X on Y:				
	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score__1	,0142	,0094	,0002	,0370

Completely standardized indirect effect(s) of X on Y:				
	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score__1	,1249	,0747	,0019	,2972

\*\*\*\*\* BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS \*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_\_1

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	5,1099	5,0905	,4752	4,1481
	5,9935			
Score_VW	,0517	,0525	,0162	,0220
	,0847			

OUTCOME VARIABLE:

ScoreMod

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	2,8882	2,8788	,8849	1,1140
	4,5391			
Score_VW	,0268	,0262	,0133	-,0027
	,0493			
Score__1	,2747	,2771	,1409	,0056
	,5503			

\*\*\*\*\* ANALYSIS NOTES AND ERRORS \*\*\*\*\*

Level of confidence for all confidence intervals in output:  
95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap confidence intervals:  
5000



NOTE: A heteroscedasticity consistent standard error and covariance matrix estimator was used.

WARNING: Variables names longer than eight characters can produce incorrect output when some variables in the data file have the same first eight characters. Shorter variable names are recommended. By using this output, you are accepting all risk and consequences of interpreting or reporting results that may be incorrect.

----- END MATRIX -----

*MeanTimeModelling (RV Mediator)*

Run MATRIX procedure:

\*\*\*\*\* PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2  
\*\*\*\*\*

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.  
www.afhayes.com  
Documentation available in Hayes (2022).  
www.guilford.com/p/hayes3

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

Model : 4  
Y : MeanTime  
X : Score\_VW  
M : Score\_\_1

Sample  
Size: 58

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_\_1

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,3571	,1275	4,5278	7,0733	1,0000
56,0000	,0102				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p
LLCI	ULCI			
constant	5,3441	,5019	10,6473	,0000
4,3386	6,3495			
Score_VW	,0448	,0168	2,6596	,0102
,0111	,0785			

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	,3571

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW
constant	,2519	-,0072
Score_VW	-,0072	,0003

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

MeanTime

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,4396	,1933	136138,035	5,2514	2,0000
55,0000	,0082				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p
LLCI	ULCI			
constant	922,3242	246,5577	3,7408	,0004
428,2083	1416,4402			
Score_VW	-3,3608	2,6872	-1,2507	,2164
8,7461	2,0246			
Score__1	-64,8960	37,6207	-1,7250	,0901
140,2901	10,4981			

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	-,1499
Score__1	-,3631

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW	Score__1
constant	60790,6934	225,9340	-8900,0819
Score_VW	225,9340	7,2211	-58,1885
Score__1	-8900,0819	-58,1885	1415,3182

Test(s) of X by M interaction:

F (HC0)	df1	df2	p
,3215	1,0000	54,0000	,5731

\*\*\*\*\* TOTAL EFFECT MODEL  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
MeanTime

Model Summary

df2	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
56,0000	,2796	,0782	152775,787	11,1475	1,0000
	p				
	,0015				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	575,5165	76,1849	7,5542	,0000	
	422,8988	728,1342			
Score_VW	-6,2674	1,8771	-3,3388	,0015	-
	10,0278	-2,5070			

Standardized coefficients

	coeff
Score_VW	-,2796

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW
constant	5804,1399	-116,6798
Score_VW	-116,6798	3,5237

\*\*\*\*\* CORRELATIONS BETWEEN MODEL RESIDUALS  
\*\*\*\*\*

	Score__1	MeanTime
Score__1	1,0000	,0000
MeanTime	,0000	1,0000

\*\*\*\*\* TOTAL, DIRECT, AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y  
\*\*\*\*\*

Total effect of X on Y

Effect	se (HC0)	t	p	LLCI	
ULCI	c_cs				
	-6,2674	1,8771	-3,3388	,0015	-10,0278
	2,5070	-,2796			-

Direct effect of X on Y

Effect	se (HC0)	t	p	LLCI
ULCI	c'_cs			
	-3,3608	2,6872	-1,2507	,2164
	2,0246	-,1499		-8,7461

Indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score__1	-2,9066	2,0768	-7,9526	-,0418

Completely standardized indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score__1	-,1297	,0732	-,2841	-,0028

\*\*\*\*\* BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_\_1

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	5,3441	5,3575	,4988	4,3714
6,3231				
Score_VW	,0448	,0445	,0171	,0122
,0791				

-----

OUTCOME VARIABLE:

MeanTime

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	922,3242	924,7063	252,1054	522,2083
1494,6985				
Score_VW	-3,3608	-3,4538	2,8668	-9,1281
2,2896				
Score__1	-64,8960	-65,3278	38,1215	-146,3672
2,5537				-

\*\*\*\*\* ANALYSIS NOTES AND ERRORS  
\*\*\*\*\*

Level of confidence for all confidence intervals in output:  
95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap  
confidence intervals:  
5000

NOTE: A heteroscedasticity consistent standard error and  
covariance matrix estimator was used.

WARNING: Variables names longer than eight characters can  
produce incorrect output  
when some variables in the data file have the same first eight  
characters. Shorter

variable names are recommended. By using this output, you are accepting all risk and consequences of interpreting or reporting results that may be incorrect.

----- END MATRIX -----

*MeanTimeModelling (VW Mediator)*

Run MATRIX procedure:

\*\*\*\*\* PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2 \*\*\*\*\*

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.  
 www.afhayes.com  
 Documentation available in Hayes (2022).  
 www.guilford.com/p/hayes3

\*\*\*\*\*

Model : 4  
 Y : MeanTime  
 X : Score\_\_1  
 M : Score\_VW

Sample  
 Size: 58

\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
 Score\_VW

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,3571	,1275	287,8508	10,3058	1,0000
	56,0000	,0022			

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	2,2627	5,5092	,4107	,6829	-
	8,7737	13,2991			
Score__1	2,8474	,8870	3,2103	,0022	
	1,0706	4,6242			

Standardized coefficients

Score\_\_1           coeff  
                  ,3571

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score__1
constant	30,3518	-4,5027
Score__1	-4,5027	,7867

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
MeanTime

Model Summary

df2	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
55,0000	,4396	,1933	136138,035	5,2514	2,0000
	p				
	,0082				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	922,3242	246,5577	3,7408	,0004	
428,2083	1416,4402				
Score__1	-64,8960	37,6207	-1,7250	,0901	-
140,2901	10,4981				
Score_VW	-3,3608	2,6872	-1,2507	,2164	-
8,7461	2,0246				

Standardized coefficients

	coeff
Score__1	-,3631
Score_VW	-,1499

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score__1	Score_VW
constant	60790,6934	-8900,0819	225,9340
Score__1	-8900,0819	1415,3182	-58,1885
Score_VW	225,9340	-58,1885	7,2211

Test(s) of X by M interaction:

F (HC0)	df1	df2	p
,3215	1,0000	54,0000	,5731

\*\*\*\*\* TOTAL EFFECT MODEL  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
MeanTime

Model Summary

df2	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
	p				

,4167 ,1736 136958,194 5,0142 1,0000  
 56,0000 ,0291

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	914,7198	244,7421	3,7375	,0004	
	424,4393	1405,0003			
Score__1	-74,4654	33,2546	-2,2392	,0291	-
	141,0829	-7,8480			

Standardized coefficients

	coeff
Score__1	-,4167

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score__1
constant	59898,6967	-8066,9493
Score__1	-8066,9493	1105,8711

\*\*\*\*\* CORRELATIONS BETWEEN MODEL RESIDUALS \*\*\*\*\*

	Score_VW	MeanTime
Score_VW	1,0000	,0000
MeanTime	,0000	1,0000

\*\*\*\*\* TOTAL, DIRECT, AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y \*\*\*\*\*

Total effect of X on Y

	Effect	se (HC0)	t	p	LLCI	
ULCI	c_cs					
	-74,4654	33,2546	-2,2392	,0291	-141,0829	-
	7,8480	-,4167				

Direct effect of X on Y

	Effect	se (HC0)	t	p	LLCI
ULCI	c'_cs				
	-64,8960	37,6207	-1,7250	,0901	-140,2901
	10,4981	-,3631			

Indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score_VW	-9,5695	8,5755	-26,9881	8,3586

Completely standardized indirect effect(s) of X on Y:

	Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
Score_VW	-,0535	,0612	-,2072	,0424

\*\*\*\*\* BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

Score\_VW

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI	BootULCI
constant	2,2627	2,5278	5,8573	-8,3120	14,8214
Score__1	2,8474	2,8001	,9339	,8911	4,5847

-----

OUTCOME VARIABLE:

MeanTime

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI	BootULCI
constant	922,3242	924,3866	252,4069	506,9722	1482,3514
Score__1	-64,8960	-65,4552	38,4326	-148,2592	,9463
Score_VW	-3,3608	-3,3884	2,8416	-8,9742	2,3843

\*\*\*\*\* ANALYSIS NOTES AND ERRORS  
\*\*\*\*\*

Level of confidence for all confidence intervals in output:  
95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap  
confidence intervals:  
5000

NOTE: A heteroscedasticity consistent standard error and  
covariance matrix estimator was used.

WARNING: Variables names longer than eight characters can  
produce incorrect output  
when some variables in the data file have the same first eight  
characters. Shorter  
variable names are recommended. By using this output, you are  
accepting all risk  
and consequences of interpreting or reporting results that may  
be incorrect.

----- END MATRIX -----



PROCESS Macro **Moderator**analysen:

*NT (RV als Moderator)*

Run MATRIX procedure:

\*\*\*\*\* PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2  
\*\*\*\*\*

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.  
www.afhayes.com  
Documentation available in Hayes (2022).  
www.guilford.com/p/hayes3

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

Model : 1  
Y : Score\_NT  
X : Score\_VW  
W : Score\_\_1

Sample  
Size: 90

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_NT

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,7094	,5033	186,6048	68,0828	3,0000
	86,0000	,0000			

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	25,1804	1,5284	16,4752	,0000	
	22,1421				
Score_VW	,7285	,0614	11,8559	,0000	
	,6064				
	,8507				
Score__1	,8085	,6046	1,3373	,1846	-
	,3934				
	2,0105				
Int_1	-,0121	,0239	-,5074	,6132	-
	,0595				
	,0353				

Product terms key:

Int\_1 : Score\_VW x Score\_\_1

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW	Score__1	Int_1
constant	2,3359	-,0072	,0034	-,0167
Score_VW	-,0072	,0038	-,0177	-,0002
Score__1	,0034	-,0177	,3656	,0035
Int_1	-,0167	-,0002	,0035	,0006

Test(s) of highest order unconditional interaction(s):

	R2-chng	F(HC0)	df1	df2	p
X*W	,0006	,2575	1,0000	86,0000	,6132

-----

Focal predict: Score\_VW (X)  
Mod var: Score\_\_1 (W)

Data for visualizing the conditional effect of the focal predictor:  
Paste text below into a SPSS syntax window and execute to produce plot.

```
DATA LIST FREE/
  Score_VW  Score__1  Score_NT  .
BEGIN DATA.
  -17,8600  -2,5067    9,6002
   -1,1000  -2,5067   22,3189
   17,9000  -2,5067   36,7374
  -17,8600    ,9333   13,1255
   -1,1000    ,9333   25,1461
   17,9000    ,9333   38,7733
  -17,8600    1,9333   14,1502
   -1,1000    1,9333   25,9680
   17,9000    1,9333   39,3651
END DATA.
GRAPH/SCATTERPLOT=
  Score_VW WITH      Score_NT BY      Score__1 .
```

\*\*\*\*\* ANALYSIS NOTES AND ERRORS \*\*\*\*\*

Level of confidence for all confidence intervals in output:  
95,0000

NOTE: A heteroscedasticity consistent standard error and covariance matrix estimator was used.

NOTE: The following variables were mean centered prior to analysis:

Score\_\_1 Score\_VW

NOTE: Standardized coefficients are not available for models with moderators.

WARNING: Variables names longer than eight characters can produce incorrect output

when some variables in the data file have the same first eight characters. Shorter variable names are recommended. By using this output, you are accepting all risk and consequences of interpreting or reporting results that may be incorrect.

----- END MATRIX -----

*NT (VW Moderator)*

Run MATRIX procedure:

\*\*\*\*\* PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2  
\*\*\*\*\*

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.  
www.afhayes.com  
Documentation available in Hayes (2022).  
www.guilford.com/p/hayes3

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

Model : 1  
Y : Score\_NT  
X : Score\_\_1  
W : Score\_VW

Sample  
Size: 90

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
Score\_NT

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,7094	,5033	186,6048	68,0828	3,0000
	86,0000	,0000			

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	25,1804	1,5284	16,4752	,0000	
22,1421	28,2187				
Score__1	,8085	,6046	1,3373	,1846	-
,3934	2,0105				

```

Score_VW      ,7285      ,0614      11,8559      ,0000
,6064      ,8507
Int_1      -,0121      ,0239      -,5074      ,6132      -
,0595      ,0353

```

Product terms key:

```

Int_1      :      Score__1 x      Score_VW

```

Covariance matrix of regression parameter estimates:

```

          constant      Score__1      Score_VW      Int_1
constant      2,3359      ,0034      -,0072      -,0167
Score__1      ,0034      ,3656      -,0177      ,0035
Score_VW      -,0072      -,0177      ,0038      -,0002
Int_1      -,0167      ,0035      -,0002      ,0006

```

Test(s) of highest order unconditional interaction(s):

```

          R2-chng      F(HC0)      df1      df2      p
X*W      ,0006      ,2575      1,0000      86,0000      ,6132
-----

```

```

          Focal predict: Score__1 (X)
          Mod var: Score_VW (W)

```

Data for visualizing the conditional effect of the focal predictor:

Paste text below into a SPSS syntax window and execute to produce plot.

DATA LIST FREE/

```

          Score__1      Score_VW      Score_NT      .
BEGIN DATA.
          -2,5067      -17,8600      9,6002
           ,9333      -17,8600      13,1255
           1,9333      -17,8600      14,1502
          -2,5067      -1,1000      22,3189
           ,9333      -1,1000      25,1461
           1,9333      -1,1000      25,9680
          -2,5067      17,9000      36,7374
           ,9333      17,9000      38,7733
           1,9333      17,9000      39,3651

```

END DATA.

GRAPH/SCATTERPLOT=

```

          Score__1 WITH      Score_NT BY      Score_VW .

```

```

***** ANALYSIS NOTES AND ERRORS
*****

```

Level of confidence for all confidence intervals in output:  
95,0000

NOTE: A heteroscedasticity consistent standard error and covariance matrix estimator was used.

NOTE: The following variables were mean centered prior to analysis:

Score\_VW Score\_\_1

NOTE: Standardized coefficients are not available for models with moderators.

WARNING: Variables names longer than eight characters can produce incorrect output when some variables in the data file have the same first eight characters. Shorter variable names are recommended. By using this output, you are accepting all risk and consequences of interpreting or reporting results that may be incorrect.

----- END MATRIX -----

*ScoreModelling (RV Moderator)*

Run MATRIX procedure:

\*\*\*\*\* PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2  
\*\*\*\*\*

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.  
www.afhayes.com  
Documentation available in Hayes (2022).  
www.guilford.com/p/hayes3

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

Model : 1  
Y : ScoreMod  
X : Score\_VW  
W : Score\_\_1

Sample  
Size: 62

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
ScoreMod

Model	Summary				
	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				

,4623           ,2137           3,5548           5,8313           3,0000  
58,0000           ,0015

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	5,0897	,2552	19,9474	,0000	
4,5789	5,6005				
Score_VW	,0260	,0133	1,9520	,0558	-
,0007	,0526				
Score__1	,2829	,1424	1,9869	,0517	-
,0021	,5680				
Int_1	,0014	,0037	,3686	,7138	-
,0061	,0088				

Product terms key:

Int\_1 : Score\_VW x Score\_\_1

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW	Score__1	Int_1
constant	,0651	,0006	-,0160	-,0005
Score_VW	,0006	,0002	-,0011	,0000
Score__1	-,0160	-,0011	,0203	,0002
Int_1	-,0005	,0000	,0002	,0000

Test(s) of highest order unconditional interaction(s):

	R2-chng	F (HC0)	df1	df2	p
X*W	,0008	,1359	1,0000	58,0000	,7138

-----

Focal predict: Score\_VW (X)  
Mod var: Score\_\_1 (W)

Data for visualizing the conditional effect of the focal predictor:

Paste text below into a SPSS syntax window and execute to produce plot.

```
DATA LIST FREE/
  Score_VW  Score__1  ScoreMod  .
BEGIN DATA.
  -19,6961  -3,0652  3,7937
  -2,0161  -3,0652  4,1786
  16,8239  -3,0652  4,5888
  -19,6961  ,8548  4,7968
  -2,0161  ,8548  5,2768
  16,8239  ,8548  5,7883
  -19,6961  1,8548  5,0527
  -2,0161  1,8548  5,5570
  16,8239  1,8548  6,0943
END DATA.
GRAPH/SCATTERPLOT=
  Score_VW WITH      ScoreMod BY      Score__1 .
```

\*\*\*\*\* BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

ScoreMod

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	5,0897	5,0746	,2613	4,5517
5,5629				
Score_VW	,0260	,0250	,0150	-,0084
,0505				
Score__1	,2829	,2912	,1508	,0018
,5941				
Int_1	,0014	,0013	,0050	-,0094
,0113				

\*\*\*\*\* ANALYSIS NOTES AND ERRORS  
\*\*\*\*\*

Level of confidence for all confidence intervals in output:  
95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap  
confidence intervals:  
5000

NOTE: A heteroscedasticity consistent standard error and  
covariance matrix estimator was used.

NOTE: The following variables were mean centered prior to  
analysis:

Score\_\_1 Score\_VW

NOTE: Standardized coefficients are not available for models  
with moderators.

WARNING: Variables names longer than eight characters can  
produce incorrect output  
when some variables in the data file have the same first eight  
characters. Shorter  
variable names are recommended. By using this output, you are  
accepting all risk  
and consequences of interpreting or reporting results that may  
be incorrect.

----- END MATRIX -----

ScoreModelling (VW als Moderator)

Run MATRIX procedure:

\*\*\*\*\* PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2  
\*\*\*\*\*

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.  
www.afhayes.com  
Documentation available in Hayes (2022).  
www.guilford.com/p/hayes3

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

Model : 1  
Y : ScoreMod  
X : Score\_\_1  
W : Score\_VW

Sample  
Size: 62

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
ScoreMod

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,4623	,2137	3,5548	5,8313	3,0000
58,0000	,0015				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	5,0897	,2552	19,9474	,0000	
4,5789	5,6005				
Score__1	,2829	,1424	1,9869	,0517	-
,0021	,5680				
Score_VW	,0260	,0133	1,9520	,0558	-
,0007	,0526				
Int_1	,0014	,0037	,3686	,7138	-
,0061	,0088				

Product terms key:

Int\_1 : Score\_\_1 x Score\_VW

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score__1	Score_VW	Int_1
constant	,0651	-,0160	,0006	-,0005
Score__1	-,0160	,0203	-,0011	,0002



Score_VW	,0006	-,0011	,0002	,0000
Int_1	-,0005	,0002	,0000	,0000

Test(s) of highest order unconditional interaction(s):

	R2-chng	F(HC0)	df1	df2	p
X*W	,0008	,1359	1,0000	58,0000	,7138

-----

Focal predict: Score\_\_1 (X)  
 Mod var: Score\_VW (W)

Data for visualizing the conditional effect of the focal predictor:

Paste text below into a SPSS syntax window and execute to produce plot.

DATA LIST FREE/

Score__1	Score_VW	ScoreMod	.
----------	----------	----------	---

BEGIN DATA.

-3,0652	-19,6961	3,7937
,8548	-19,6961	4,7968
1,8548	-19,6961	5,0527
-3,0652	-2,0161	4,1786
,8548	-2,0161	5,2768
1,8548	-2,0161	5,5570
-3,0652	16,8239	4,5888
,8548	16,8239	5,7883
1,8548	16,8239	6,0943

END DATA.

GRAPH/SCATTERPLOT=

Score\_\_1 WITH ScoreMod BY Score\_VW .

\*\*\*\*\* BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS \*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

ScoreMod

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	5,0897	5,0746	,2632	4,5534
5,5732				
Score__1	,2829	,2914	,1516	,0022
,5933				
Score_VW	,0260	,0246	,0150	-,0089
,0496				
Int_1	,0014	,0014	,0051	-,0091
,0115				

\*\*\*\*\* ANALYSIS NOTES AND ERRORS \*\*\*\*\*

Level of confidence for all confidence intervals in output:

95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap confidence intervals:

5000

NOTE: A heteroscedasticity consistent standard error and covariance matrix estimator was used.

NOTE: The following variables were mean centered prior to analysis:

Score\_VW Score\_\_1

NOTE: Standardized coefficients are not available for models with moderators.

WARNING: Variables names longer than eight characters can produce incorrect output when some variables in the data file have the same first eight characters. Shorter variable names are recommended. By using this output, you are accepting all risk and consequences of interpreting or reporting results that may be incorrect.

----- END MATRIX -----

### *MeanTimeModelling (RV Moderator)*

Run MATRIX procedure:

\*\*\*\*\* PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2  
\*\*\*\*\*

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.  
www.afhayes.com  
Documentation available in Hayes (2022).  
www.guilford.com/p/hayes3

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

Model : 1  
Y : MeanTime  
X : Score\_VW  
W : Score\_\_1

Sample  
Size: 58

\*\*\*\*\*  
 \*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
 MeanTime

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,4443	,1974	137939,429	3,8623	3,0000
		,0141			

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	458,9753	56,6951	8,0955	,0000	
	345,3077	572,6429			
Score_VW	-3,1334	2,8272	-1,1083	,2726	-
	8,8015	2,5348			
Score__1	-69,4811	41,9937	-1,6546	,1038	-
	153,6740	14,7118			
Int_1	-,6324	1,1153	-,5670	,5731	-
	2,8684	1,6036			

Product terms key:

Int\_1 : Score\_VW x Score\_\_1

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score_VW	Score__1	Int_1
constant	3214,3336	38,3261	-1814,9999	-43,9211
Score_VW	38,3261	7,9928	-75,3470	-1,0771
Score__1	-1814,9999	-75,3470	1763,4720	30,5180
Int_1	-43,9211	-1,0771	30,5180	1,2439

Test(s) of highest order unconditional interaction(s):

	R2-chng	F (HC0)	df1	df2	p
X*W	,0042	,3215	1,0000	54,0000	,5731

-----

Focal predict: Score\_VW (X)  
 Mod var: Score\_\_1 (W)

Data for visualizing the conditional effect of the focal predictor:

Paste text below into a SPSS syntax window and execute to produce plot.

DATA LIST FREE/

Score_VW	Score__1	MeanTime	.
BEGIN DATA.			
-18,2745	-2,2414	646,0673	
-1,5345	-2,2414	617,3420	
16,0855	-2,2414	587,1065	
-18,2745	,7586	472,2934	

```

-1,5345      ,7586    411,8098
16,0855     ,7586    348,1466
-18,2745    1,7586    414,3688
-1,5345     1,7586    343,2990
16,0855     1,7586    268,4932

```

END DATA.

GRAPH/SCATTERPLOT=

Score\_VW WITH MeanTime BY Score\_\_1 .

\*\*\*\*\* BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

MeanTime

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI
BootULCI				
constant	458,9753	457,3507	57,5833	359,8553
580,8716				
Score_VW	-3,1334	-3,3740	3,1489	-9,6086
3,2975				
Score__1	-69,4811	-73,5617	44,0770	-165,7305
,0999				
Int_1	-,6324	-,5303	1,4315	-3,7275
2,1424				

\*\*\*\*\* ANALYSIS NOTES AND ERRORS  
\*\*\*\*\*

Level of confidence for all confidence intervals in output:  
95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap  
confidence intervals:  
5000

NOTE: A heteroscedasticity consistent standard error and  
covariance matrix estimator was used.

NOTE: The following variables were mean centered prior to  
analysis:

Score\_\_1 Score\_VW

NOTE: Standardized coefficients are not available for models  
with moderators.

WARNING: Variables names longer than eight characters can  
produce incorrect output  
when some variables in the data file have the same first eight  
characters. Shorter  
variable names are recommended. By using this output, you are  
accepting all risk

and consequences of interpreting or reporting results that may be incorrect.

----- END MATRIX -----

*MeanTimeModelling (VW Moderator)*

Run MATRIX procedure:

\*\*\*\*\* PROCESS Procedure for SPSS Version 4.2  
\*\*\*\*\*

Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.  
www.afhayes.com  
Documentation available in Hayes (2022).  
www.guilford.com/p/hayes3

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

Model : 1  
Y : MeanTime  
X : Score\_\_1  
W : Score\_VW

Sample  
Size: 58

\*\*\*\*\*  
\*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:  
MeanTime

Model Summary

	R	R-sq	MSE	F (HC0)	df1
df2	p				
	,4443	,1974	137939,429	3,8623	3,0000
54,0000	,0141				

Model

	coeff	se (HC0)	t	p	
LLCI	ULCI				
constant	458,9753	56,6951	8,0955	,0000	
345,3077	572,6429				
Score__1	-69,4811	41,9937	-1,6546	,1038	-
153,6740	14,7118				
Score_VW	-3,1334	2,8272	-1,1083	,2726	-
8,8015	2,5348				
Int__1	-,6324	1,1153	-,5670	,5731	-
2,8684	1,6036				

Product terms key:

Int\_1 : Score\_\_1 x Score\_VW

Covariance matrix of regression parameter estimates:

	constant	Score__1	Score_VW	Int_1
constant	3214,3336	-1814,9999	38,3261	-43,9211
Score__1	-1814,9999	1763,4720	-75,3470	30,5180
Score_VW	38,3261	-75,3470	7,9928	-1,0771
Int_1	-43,9211	30,5180	-1,0771	1,2439

Test(s) of highest order unconditional interaction(s):

	R2-chng	F(HC0)	df1	df2	p
X*W	,0042	,3215	1,0000	54,0000	,5731

-----

Focal predict: Score\_\_1 (X)

Mod var: Score\_VW (W)

Data for visualizing the conditional effect of the focal predictor:

Paste text below into a SPSS syntax window and execute to produce plot.

DATA LIST FREE/

```
Score__1 Score_VW MeanTime .
BEGIN DATA.
-2,2414 -18,2745 646,0673
,7586 -18,2745 472,2934
1,7586 -18,2745 414,3688
-2,2414 -1,5345 617,3420
,7586 -1,5345 411,8098
1,7586 -1,5345 343,2990
-2,2414 16,0855 587,1065
,7586 16,0855 348,1466
1,7586 16,0855 268,4932
```

END DATA.

GRAPH/SCATTERPLOT=

Score\_\_1 WITH MeanTime BY Score\_VW .

\*\*\*\*\* BOOTSTRAP RESULTS FOR REGRESSION MODEL PARAMETERS \*\*\*\*\*

OUTCOME VARIABLE:

MeanTime

	Coeff	BootMean	BootSE	BootLLCI	
BootULCI					
constant	458,9753	456,1558	57,4616	356,8906	
578,6802					
Score__1	-69,4811	-72,9568	44,9394	-170,2868	-
,0713					

Score_VW	-3,1334	-3,3866	3,1288	-9,1797
3,2235				
Int_1	-,6324	-,5126	1,4078	-3,7567
2,0315				

\*\*\*\*\* ANALYSIS NOTES AND ERRORS \*\*\*\*\*

Level of confidence for all confidence intervals in output:  
95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap  
confidence intervals:  
5000

NOTE: A heteroscedasticity consistent standard error and  
covariance matrix estimator was used.

NOTE: The following variables were mean centered prior to  
analysis:

Score\_VW Score\_\_1

NOTE: Standardized coefficients are not available for models  
with moderators.

WARNING: Variables names longer than eight characters can  
produce incorrect output  
when some variables in the data file have the same first eight  
characters. Shorter  
variable names are recommended. By using this output, you are  
accepting all risk  
and consequences of interpreting or reporting results that may  
be incorrect.

----- END MATRIX -----

### 6.3 Korrelationsanalysen

Spearman Korrelation

		ScoreModelli ng	MeanTimeMo delling	Score_RV	Score_RV_Pr e	Score_RV_Po st	Score_SUS	Score_PEOU	Score_USEF UL	Score_ICL	Score_GCL	Score_ECL	Score_NT	Score_VW
ScoreModelli ng	Korrelationsk oeffizient	1,000	-,437**	,358**	,366**	,338**	,589**	,463**	,395**	-0,194	,291	-,560**	,473**	,323**
	Sig. (2-seitig)		0,000	0,004	0,003	0,006	0,000	0,000	0,001	0,125	0,020	0,000	0,000	0,009
	N	64	60	64	62	64	64	64	64	64	64	64	62	64
MeanTimeMo delling	Korrelationsk oeffizient	-,437**	1,000	-,332**	-,359**	-0,166	-0,220	-0,181	-0,176	,461**	-0,171	0,240	-,443**	-,483**
	Sig. (2-seitig)			0,009	0,006	0,206	0,092	0,167	0,177	0,000	0,191	0,065	0,001	0,000
	N	60	60	60	58	60	60	60	60	60	60	60	58	60
Score_RV	Korrelationsk oeffizient	,358**	-,332**	1,000	,866**	,747**	0,112	0,161	0,005	-,271**	-0,033	-0,057	,401**	,389**
	Sig. (2-seitig)				0,000	0,000	0,278	0,119	0,960	0,008	0,753	0,585	0,000	0,000
	N	64	60	95	92	95	95	95	95	95	95	95	93	95
Score_RV_Pr e	Korrelationsk oeffizient	,366**	-,359**	,866**	1,000	,383**	0,078	0,093	0,010	-,339**	-0,083	-0,065	,330**	,357**
	Sig. (2-seitig)			0,000		0,000	0,459	0,376	0,923	0,001	0,433	0,541	0,001	0,000
	N	62	58	92	92	92	92	92	92	92	92	92	90	92
Score_RV_Po st	Korrelationsk oeffizient	,338**	-0,166	,747**	,383**	1,000	0,115	0,191	0,061	-0,147	0,102	-0,060	,245**	,250**
	Sig. (2-seitig)		0,206	0,000	0,000		0,266	0,063	0,555	0,155	0,323	0,561	0,018	0,015
	N	64	60	95	92	95	95	95	95	95	95	95	93	95
Score_SUS	Korrelationsk oeffizient	,589**	-0,220	0,112	0,078	0,115	1,000	,706**	,640**	-,318**	,545**	-,748**	,284**	0,067
	Sig. (2-seitig)		0,092	0,278	0,459	0,266		0,000	0,000	0,002	0,000	0,000	0,006	0,522
	N	64	60	95	92	95	95	95	95	95	95	95	93	95
Score_PEOU	Korrelationsk oeffizient	,463**	-0,181	0,161	0,093	0,191	,706**	1,000	,489**	-,332**	,372**	-,746**	,323**	0,106
	Sig. (2-seitig)		0,167	0,119	0,376	0,063	0,000		0,000	0,001	0,000	0,000	0,002	0,308
	N	64	60	95	92	95	95	95	95	95	95	95	93	95
Score_USEF UL	Korrelationsk oeffizient	,395**	-0,176	0,005	0,010	0,061	,640**	,489**	1,000	-0,092	,842**	-,644**	0,065	-0,071
	Sig. (2-seitig)		0,177	0,960	0,923	0,555	0,000	0,000		0,375	0,000	0,000	0,535	0,493
	N	64	60	95	92	95	95	95	95	95	95	95	93	95
Score_ICL	Korrelationsk oeffizient	-0,194	,461**	-,271**	-,339**	-0,147	-,318**	-,332**	-0,092	1,000	-0,056	,251**	-,245**	-,334**
	Sig. (2-seitig)		0,125	0,000	0,008	0,001	0,155	0,002	0,001	0,375		0,589	0,014	0,018
	N	64	60	95	92	95	95	95	95	95	95	95	93	95
Score_GCL	Korrelationsk oeffizient	,291	-0,171	-0,033	-0,083	0,102	,545**	,372**	,842**	-0,056	1,000	-,561**	-0,016	-0,040
	Sig. (2-seitig)		0,191	0,753	0,433	0,323	0,000	0,000	0,000	0,589		0,000	0,881	0,698
	N	64	60	95	92	95	95	95	95	95	95	95	93	95
Score_ECL	Korrelationsk oeffizient	-,560**	0,240	-0,057	-0,065	-0,060	-,748**	-,746**	-,644**	,251**	-,561**	1,000	-,273**	-0,154
	Sig. (2-seitig)		0,065	0,585	0,541	0,561	0,000	0,000	0,000	0,014	0,000		0,008	0,136
	N	64	60	95	92	95	95	95	95	95	95	95	93	95
Score_NT	Korrelationsk oeffizient	,473**	-,443**	,401**	,330**	,245**	,284**	,323**	0,065	-,245**	-0,016	-,273**	1,000	,671**
	Sig. (2-seitig)		0,001	0,000	0,001	0,018	0,006	0,002	0,535	0,018	0,881	0,008		0,000
	N	62	58	93	90	93	93	93	93	93	93	93	93	93
Score_VW	Korrelationsk oeffizient	,323**	-,483**	,389**	,357**	,250**	0,067	0,106	-0,071	-,334**	-0,040	-0,154	,671**	1,000
	Sig. (2-seitig)		0,009	0,000	0,000	0,015	0,522	0,308	0,493	0,001	0,698	0,136	0,000	
	N	64	60	95	92	95	95	95	95	95	95	95	93	95

## 6.4 MANCOVA

### Usability

#### Verarbeitete Fälle

	Fälle					
	Gültig		Fehlend		Gesamt	
	N	Prozent	N	Prozent	N	Prozent
Score_SUS	92	96,8%	3	3,2%	95	100,0%
Score_PEOU	92	96,8%	3	3,2%	95	100,0%
Score_USEFUL	92	96,8%	3	3,2%	95	100,0%
Score_RV_Pre	92	96,8%	3	3,2%	95	100,0%
Score_VW	92	96,8%	3	3,2%	95	100,0%



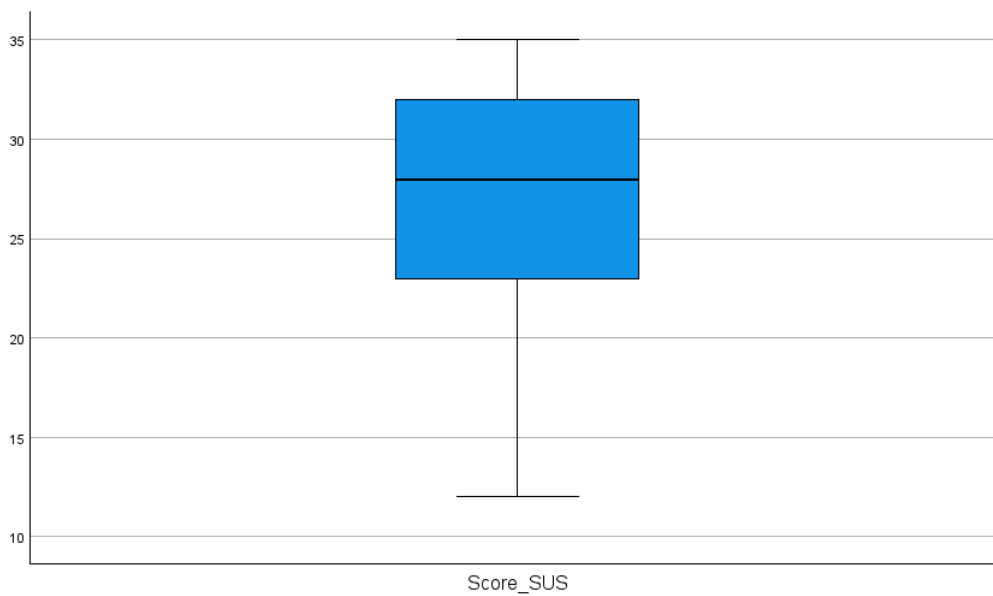
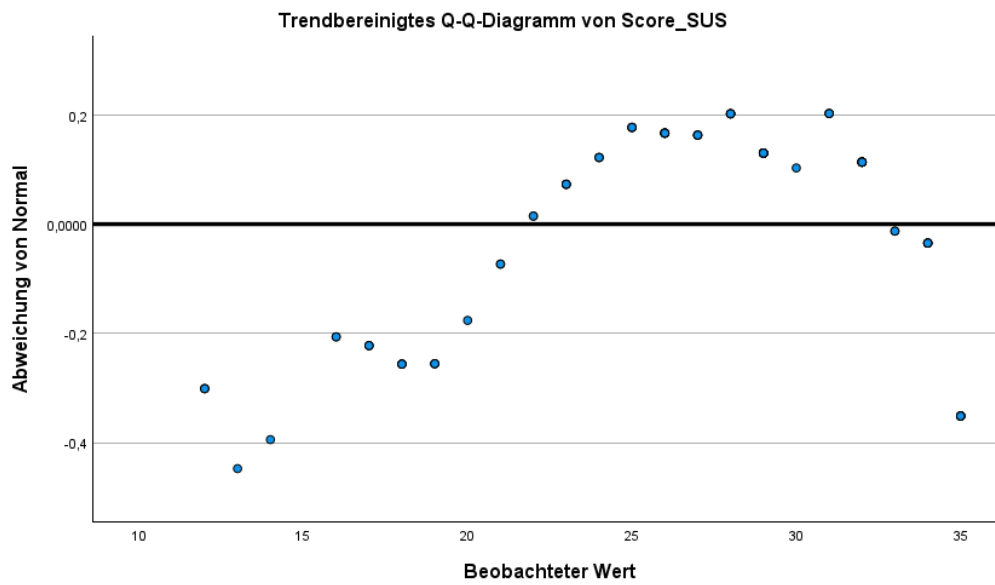
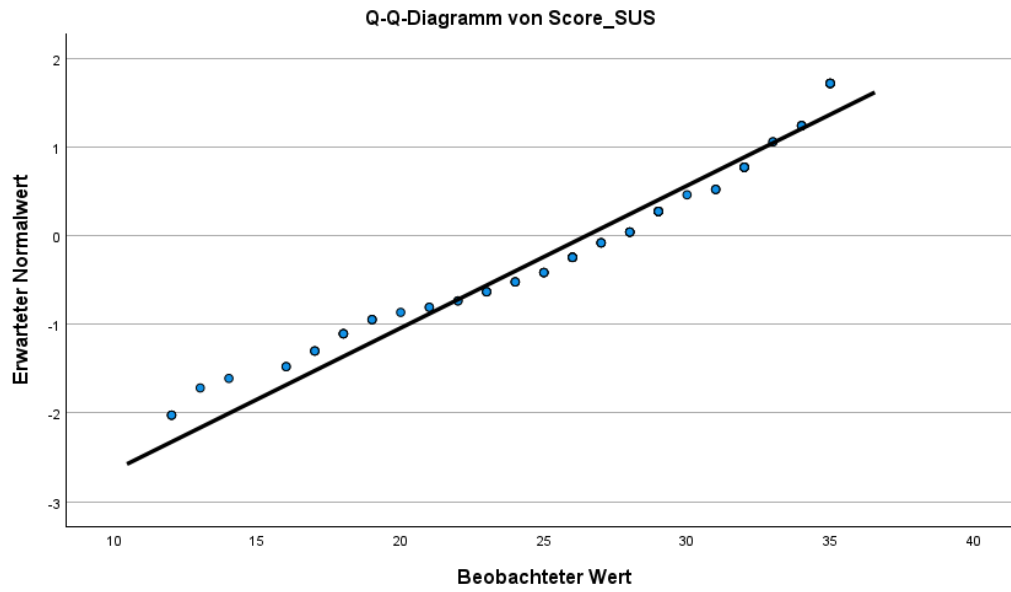
## Deskriptive Statistik

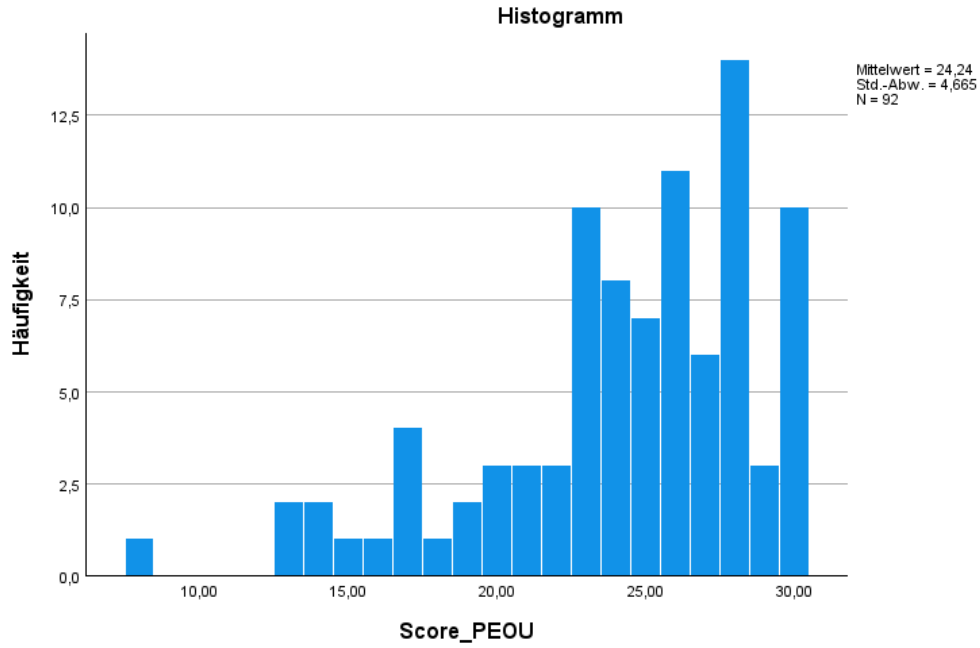
		Statistik	Standard Fehler	
Score_SUS	Mittelwert	26,4891	,64980	
	95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze	25,1984	
		Obergrenze	27,7799	
	5% getrimmtes Mittel	26,7947		
	Median	28,0000		
	Varianz	38,846		
	Standard Abweichung	6,23266		
	Minimum	12,00		
	Maximum	35,00		
	Spannweite	23,00		
	Interquartilbereich	9,00		
	Schiefe	-,631	,251	
	Kurtosis	-,436	,498	
	Score_PEOU	Mittelwert	24,2391	,48641
95% Konfidenzintervall des Mittelwerts		Untergrenze	23,2729	
		Obergrenze	25,2053	
5% getrimmtes Mittel		24,5845		
Median		25,0000		
Varianz		21,766		
Standard Abweichung		4,66544		
Minimum		8,00		
Maximum		30,00		
Spannweite		22,00		
Interquartilbereich		5,75		
Schiefe		-1,093	,251	
Kurtosis		1,025	,498	
Score_USEFUL		Mittelwert	50,6739	1,33989
	95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze	48,0124	
		Obergrenze	53,3354	
	5% getrimmtes Mittel	51,6014		
	Median	54,0000		
	Varianz	165,167		
	Standard Abweichung	12,85174		
	Minimum	13,00		
	Maximum	65,00		
	Spannweite	52,00		
	Interquartilbereich	18,00		
	Schiefe	-,959	,251	
	Kurtosis	,139	,498	
	Score_RV_Pre	Mittelwert	6,0870	,23218
95% Konfidenzintervall des Mittelwerts		Untergrenze	5,6258	
		Obergrenze	6,5481	
5% getrimmtes Mittel		6,1522		
Median		7,0000		
Varianz		4,959		
Standard Abweichung		2,22697		
Minimum		,00		
Maximum		10,00		

## Extremwerte

		Fallnummer	Wert	
Score_SUS	Größte Werte	1	3	35,00
		2	10	35,00
		3	39	35,00
		4	46	35,00
		5	47	35,00 <sup>a</sup>
	Kleinste Werte	1	40	12,00
		2	36	12,00
		3	30	12,00
		4	54	13,00
		5	4	14,00
Score_PEOU	Größte Werte	1	3	30,00
		2	46	30,00
		3	47	30,00
		4	50	30,00
		5	58	30,00 <sup>b</sup>
	Kleinste Werte	1	71	8,00
		2	40	13,00
		3	13	13,00
		4	36	14,00
		5	30	14,00
Score_USEFUL	Größte Werte	1	3	65,00
		2	10	65,00
		3	19	65,00
		4	26	65,00
		5	27	65,00 <sup>c</sup>
	Kleinste Werte	1	73	13,00
		2	30	19,00
		3	40	22,00
		4	36	22,00
		5	4	24,00
Score_RV_Pre	Größte Werte	1	66	10,00
		2	89	10,00
		3	90	10,00
		4	19	9,00
		5	31	9,00 <sup>d</sup>
	Kleinste Werte	1	1	,00
		2	45	1,00
		3	41	2,00
		4	40	2,00
		5	27	2,00 <sup>e</sup>
Score_VW	Größte Werte	1	95	61,00
		2	94	60,00
		3	93	58,00
		4	92	57,00







### Score\_PEOU Stengel-Blatt-Diagramm

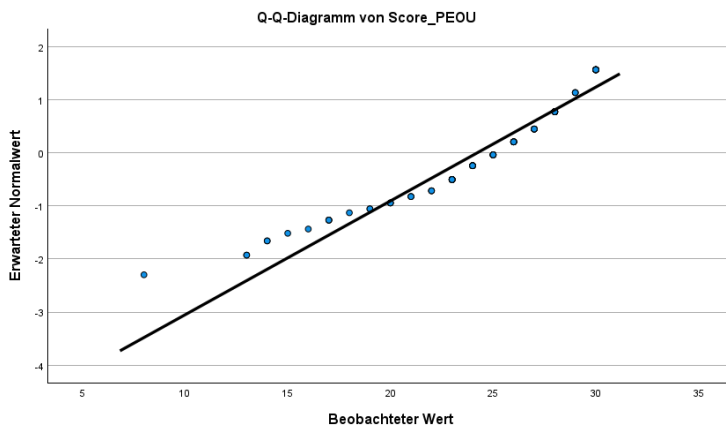
Häufigkeit Stem & Blatt

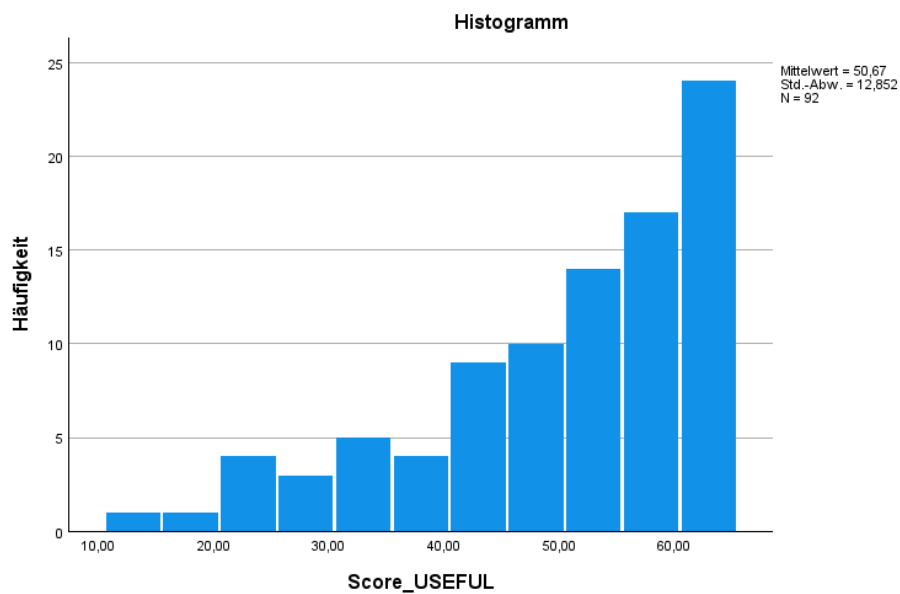
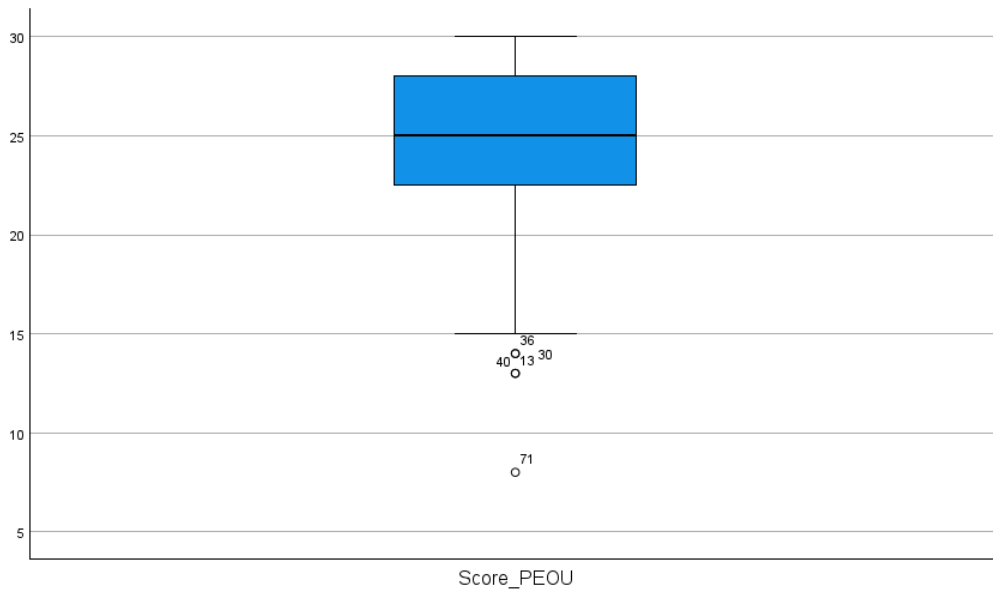
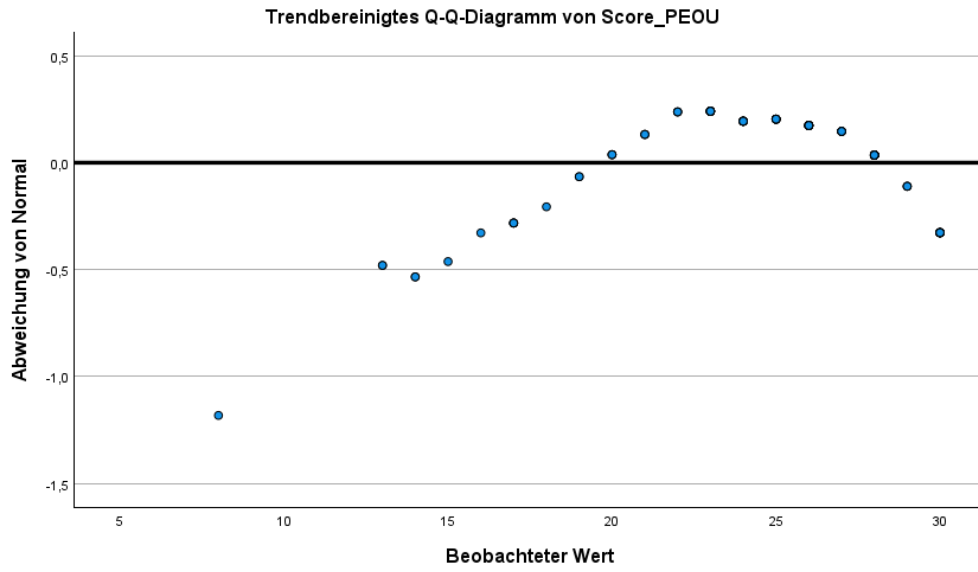
```

5,00 Extremes      (= <14)
,00                1 .
9,00              1 . 567777899
27,00            2 . 000111222333333333344444444
41,00            2 .
55555556666666666666777777888888888888888999
10,00            3 . 0000000000

```

Stammbreite: 10,00  
Jedes Blatt: 1 Fälle



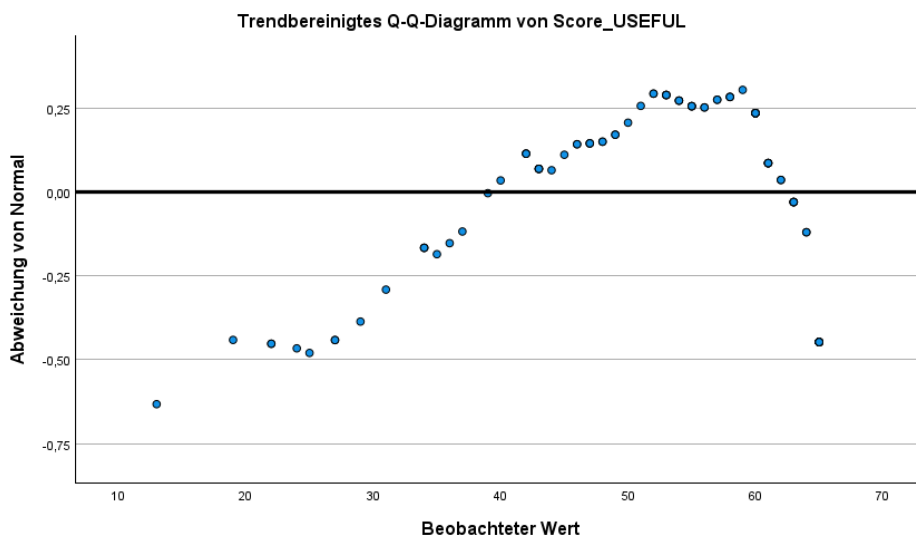
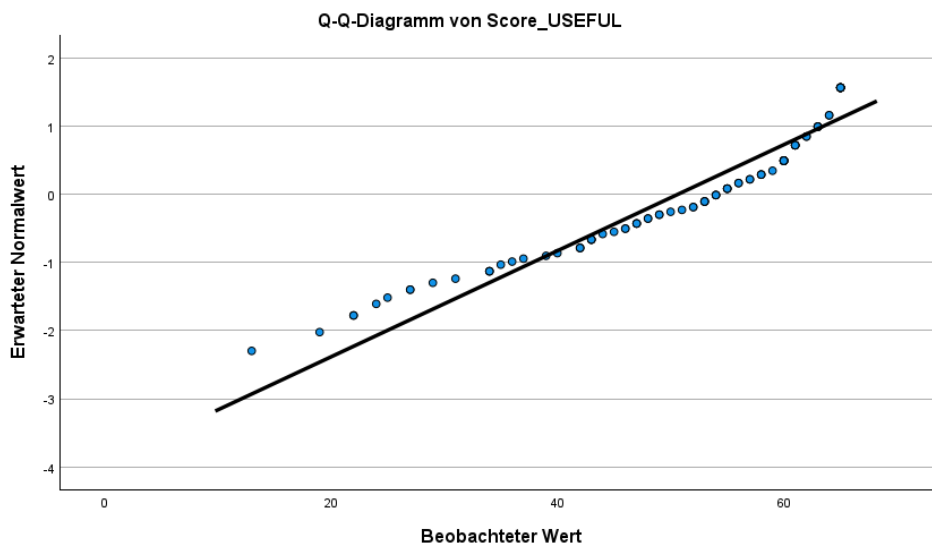


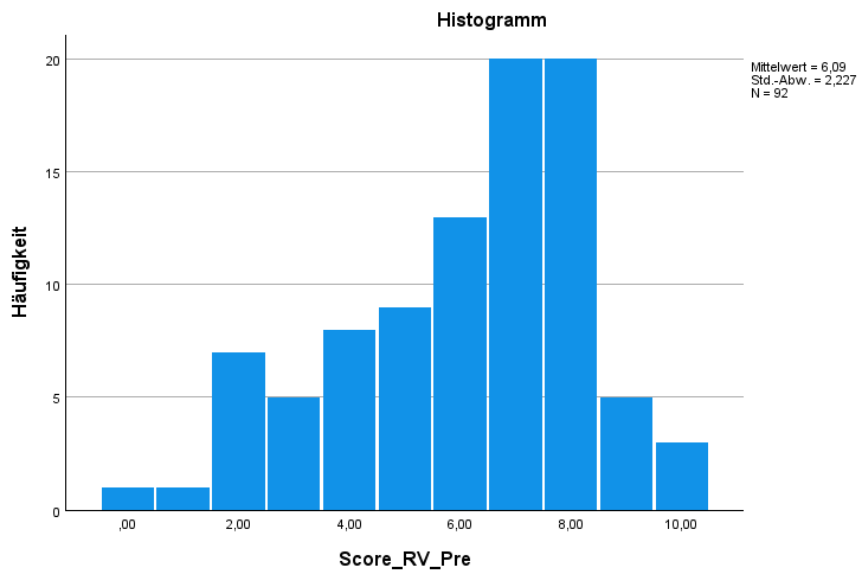
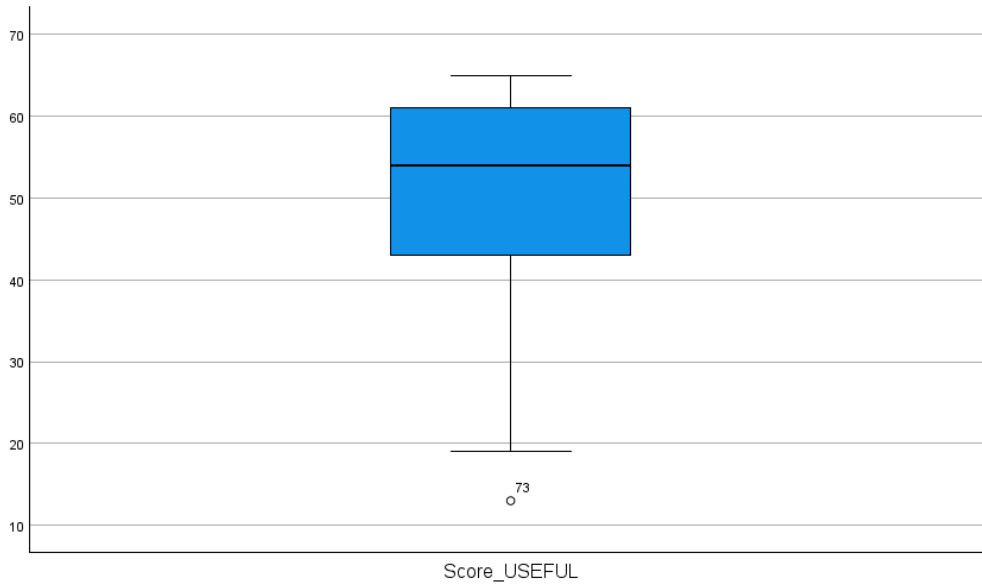
Score\_USEFUL Stengel-Blatt-Diagramm

Häufigkeit Stem & Blatt

1,00	Extremes	(=<13)
1,00	1	. 9
7,00	2	. 2245779
8,00	3	. 14445679
19,00	4	. 0222333345667778899
23,00	5	. 01223333444555566778889
33,00	6	. 0000000011111223333344555555555

Stammbreite: 10,00  
 Jedes Blatt: 1 Fälle





Score\_RV\_Pre Stengel-Blatt-Diagramm

Häufigkeit Stem & Blatt

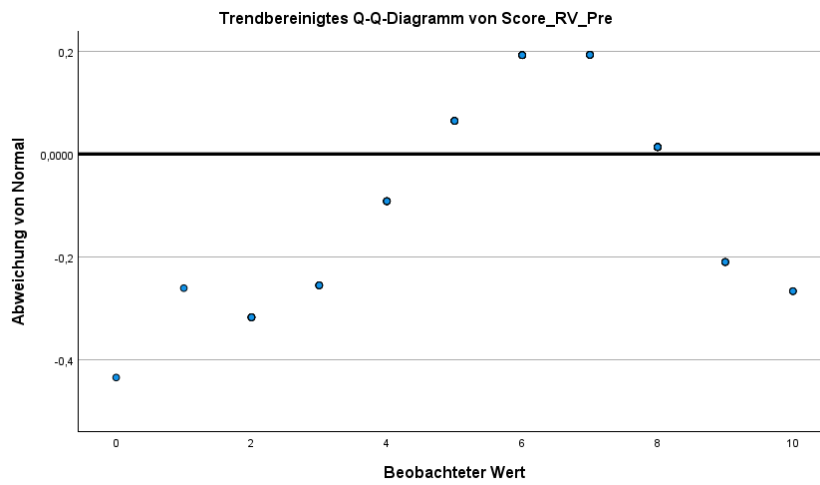
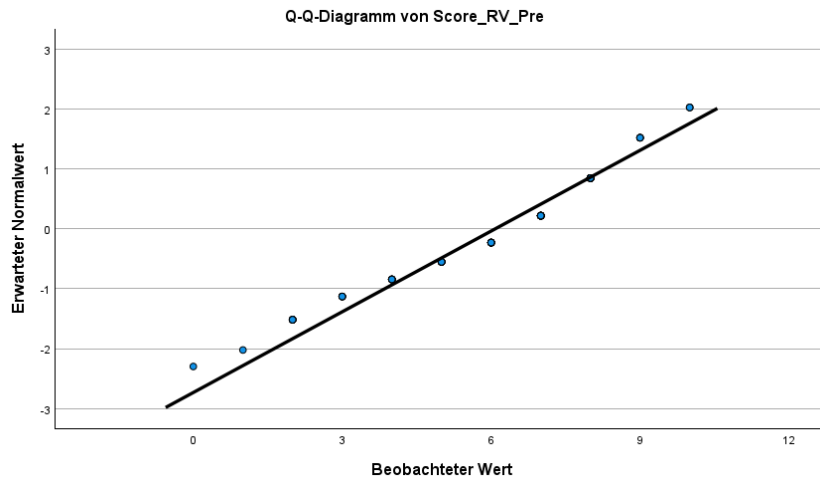
```

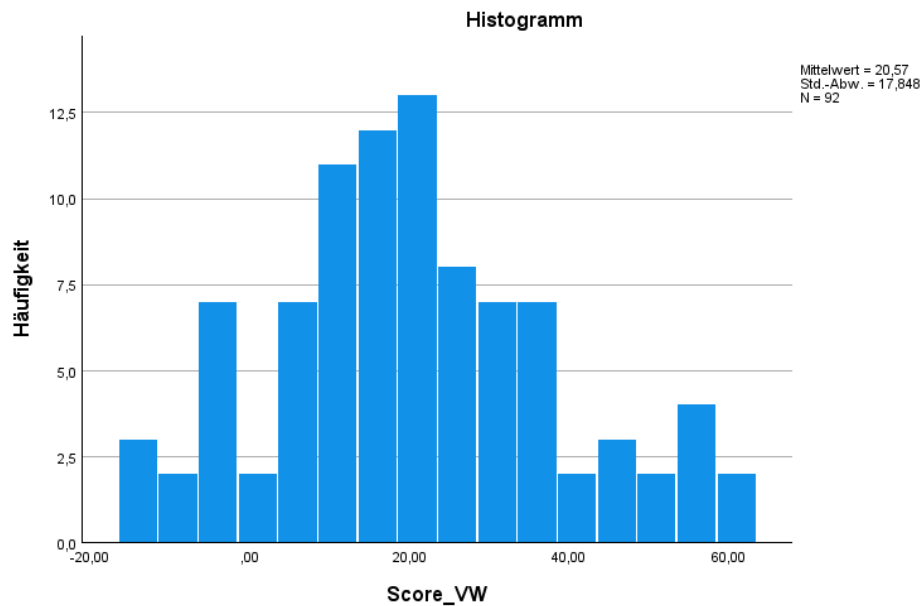
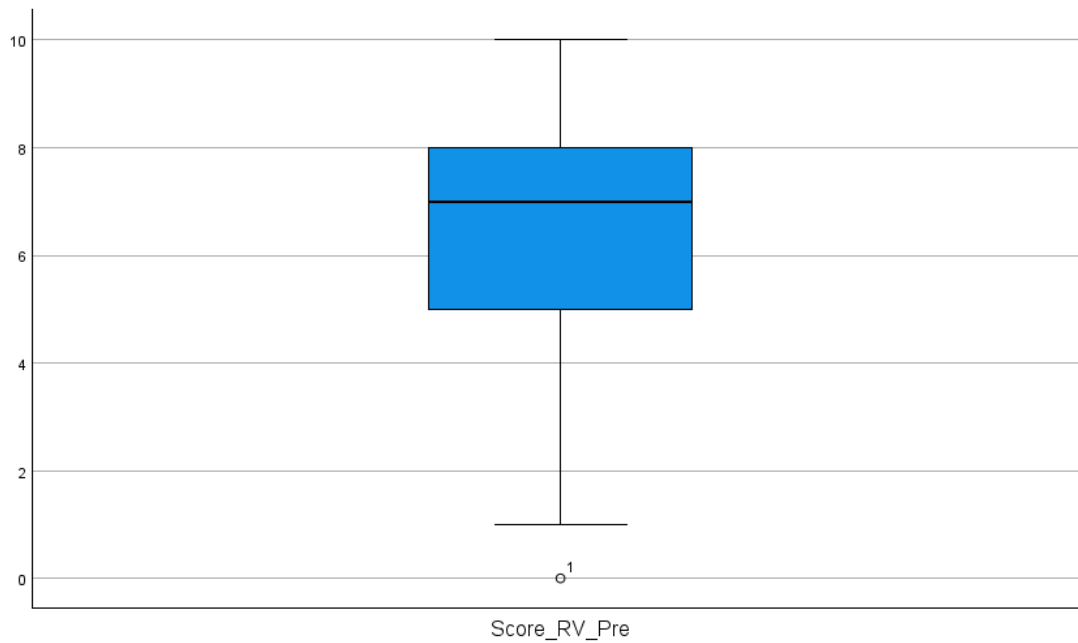
1,00 Extremes      (= <, 0)
1,00              1 .  0
7,00              2 .  0000000
5,00              3 .  00000
8,00              4 .  00000000
9,00              5 .  000000000
13,00             6 .  0000000000000
20,00             7 .  0000000000000000000
20,00             8 .  00000000000000000000
5,00              9 .  00000
3,00             10 .  000

```



Stammbreite: 1,00  
Jedes Blatt: 1 Fälle



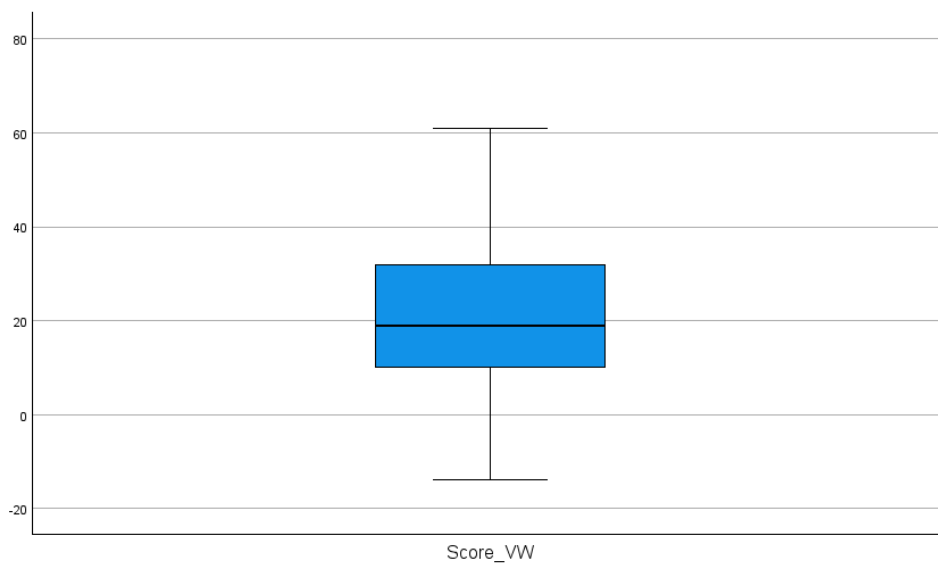
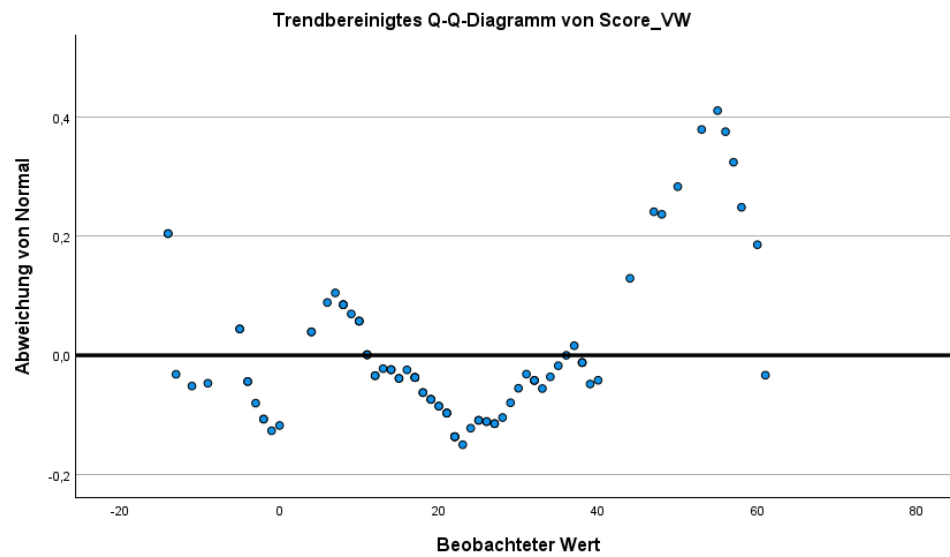
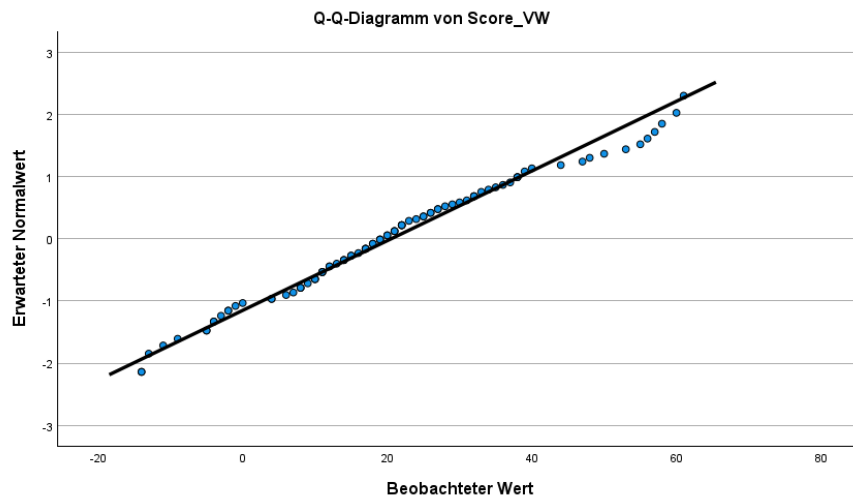


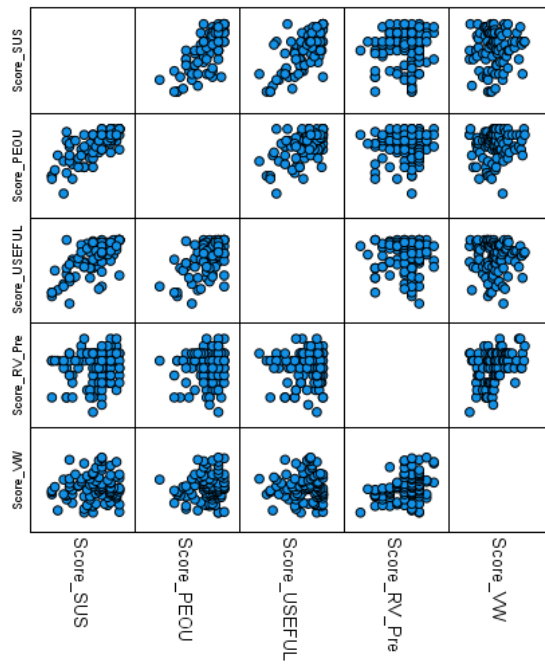
Score\_VW Stengel-Blatt-Diagramm

Häufigkeit Stem & Blatt

4,00	-1 .	1344
9,00	-0 .	122344559
9,00	0 .	044678889
25,00	1 .	0001111223444556777788999
19,00	2 .	0011122223455667789
14,00	3 .	01222345678889
4,00	4 .	0478
6,00	5 .	035678
2,00	6 .	01

Stammbreite: 10,00  
Jedes Blatt: 1 Fälle





### Zwischensubjektfaktoren

Group	Wertbeschriftung	N
1	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	39
2	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	53

### Deskriptive Statistiken

	Group	Mittelwert	Standardabweichung	N
Score_SUS	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	23,2051	6,19074	39
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	28,9057	5,09247	53
	Gesamt	26,4891	6,23266	92
Score_PEOU	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	22,8462	4,62566	39
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	25,2642	4,46418	53
	Gesamt	24,2391	4,66544	92
Score_USEFUL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	44,8718	12,98416	39
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	54,9434	11,04608	53
	Gesamt	50,6739	12,85174	92

### Box-Test auf Gleichheit der Kovarianz-Matrizen<sup>a</sup>

Box' M	5,443
F	,873
df1	6
df2	46204,671
Sig.	,514

Prüft die Nullhypothese, dass die beobachteten Kovarianzmatrizen der abhängigen Variablen über die Gruppen gleich sind.

- a. Design:  
Konstanter  
Term +  
Group +  
Score\_RV\_P  
re +  
Score\_VW +  
Group \*  
Score\_RV\_P  
re + Group \*  
Score\_VW

### Multivariate Tests<sup>a</sup>

Effekt		Wert	F	Hypothese df	Fehler df	Sig.	Partielles Eta-Quadrat
Konstanter Term	Pillai-Spur	,761	89,171 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,000	,761
	Wilks-Lambda	,239	89,171 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,000	,761
	Hotelling-Spur	3,185	89,171 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,000	,761
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	3,185	89,171 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,000	,761
Group	Pillai-Spur	,071	2,155 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,099	,071
	Wilks-Lambda	,929	2,155 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,099	,071
	Hotelling-Spur	,077	2,155 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,099	,071
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,077	2,155 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,099	,071
Score_RV_Pre	Pillai-Spur	,036	1,038 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,380	,036
	Wilks-Lambda	,964	1,038 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,380	,036
	Hotelling-Spur	,037	1,038 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,380	,036
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,037	1,038 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,380	,036
Score_VW	Pillai-Spur	,018	,517 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,672	,018
	Wilks-Lambda	,982	,517 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,672	,018
	Hotelling-Spur	,018	,517 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,672	,018
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,018	,517 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,672	,018
Group * Score_RV_Pre	Pillai-Spur	,017	,491 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,690	,017
	Wilks-Lambda	,983	,491 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,690	,017
	Hotelling-Spur	,018	,491 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,690	,017
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,018	,491 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,690	,017
Group * Score_VW	Pillai-Spur	,016	,449 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,719	,016
	Wilks-Lambda	,984	,449 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,719	,016
	Hotelling-Spur	,016	,449 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,719	,016
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,016	,449 <sup>b</sup>	3,000	84,000	,719	,016

a. Design: Konstanter Term + Group + Score\_RV\_Pre + Score\_VW + Group \* Score\_RV\_Pre + Group \* Score\_VW

b. Exakte Statistik

### Levene-Test auf Gleichheit der Fehlervarianzen<sup>a</sup>

	F	df1	df2	Sig.
Score_SUS	3,618	1	90	,060
Score_PEOU	1,323	1	90	,253
Score_USEFUL	1,450	1	90	,232

Prüft die Nullhypothese, dass die Fehlervarianz der abhängigen Variablen über Gruppen hinweg gleich ist.

a. Design: Konstanter Term + Group + Score\_RV\_Pre + Score\_VW + Group \* Score\_RV\_Pre + Group \* Score\_VW

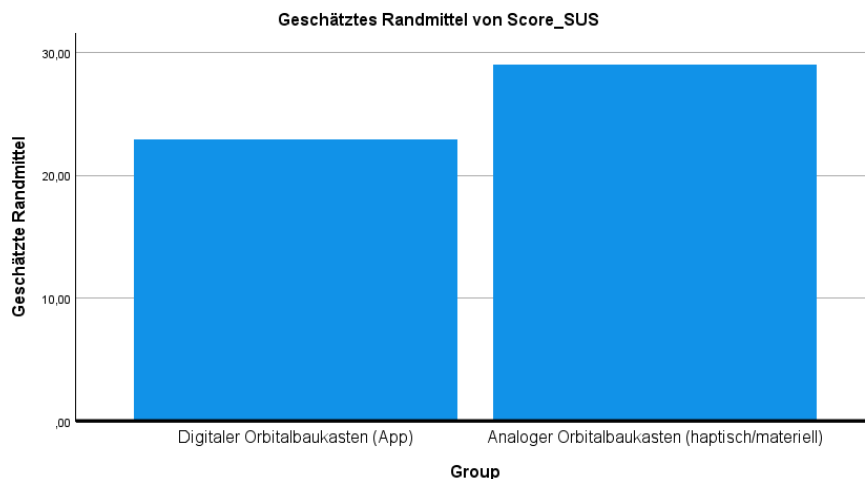
### Tests der Zwischensubjekteffekte

Quelle	Abhängige Variable	Typ III Quadratsumme	df	Mittel der Quadrate	F	Sig.	Partielles Eta- Quadrat
Korrigiertes Modell	Score_SUS	849,144 <sup>a</sup>	5	169,829	5,438	,000	,240
	Score_PEOU	201,974 <sup>b</sup>	5	40,395	1,953	,094	,102
	Score_USEFUL	2518,908 <sup>c</sup>	5	503,782	3,463	,007	,168
Konstanter Term	Score_SUS	5405,134	1	5405,134	173,071	,000	,668
	Score_PEOU	5027,736	1	5027,736	243,082	,000	,739
	Score_USEFUL	23030,451	1	23030,451	158,306	,000	,648
Group	Score_SUS	201,872	1	201,872	6,464	,013	,070
	Score_PEOU	60,312	1	60,312	2,916	,091	,033
	Score_USEFUL	505,574	1	505,574	3,475	,066	,039
Score_RV_Pre	Score_SUS	96,802	1	96,802	3,100	,082	,035
	Score_PEOU	22,431	1	22,431	1,084	,301	,012
	Score_USEFUL	139,658	1	139,658	,960	,330	,011
Score_VW	Score_SUS	2,088	1	2,088	,067	,797	,001
	Score_PEOU	1,859	1	1,859	,090	,765	,001
	Score_USEFUL	117,878	1	117,878	,810	,371	,009
Group * Score_RV_Pre	Score_SUS	23,656	1	23,656	,757	,387	,009
	Score_PEOU	29,413	1	29,413	1,422	,236	,016
	Score_USEFUL	22,465	1	22,465	,154	,695	,002
Group * Score_VW	Score_SUS	,480	1	,480	,015	,902	,000
	Score_PEOU	15,690	1	15,690	,759	,386	,009
	Score_USEFUL	2,209	1	2,209	,015	,902	,000
Fehler	Score_SUS	2685,845	86	31,231			
	Score_PEOU	1778,766	86	20,683			
	Score_USEFUL	12511,309	86	145,480			
Gesamt	Score_SUS	68089,000	92				
	Score_PEOU	56034,000	92				
	Score_USEFUL	251272,000	92				
Korrigierte Gesamtvariation	Score_SUS	3534,989	91				
	Score_PEOU	1980,739	91				
	Score_USEFUL	15030,217	91				

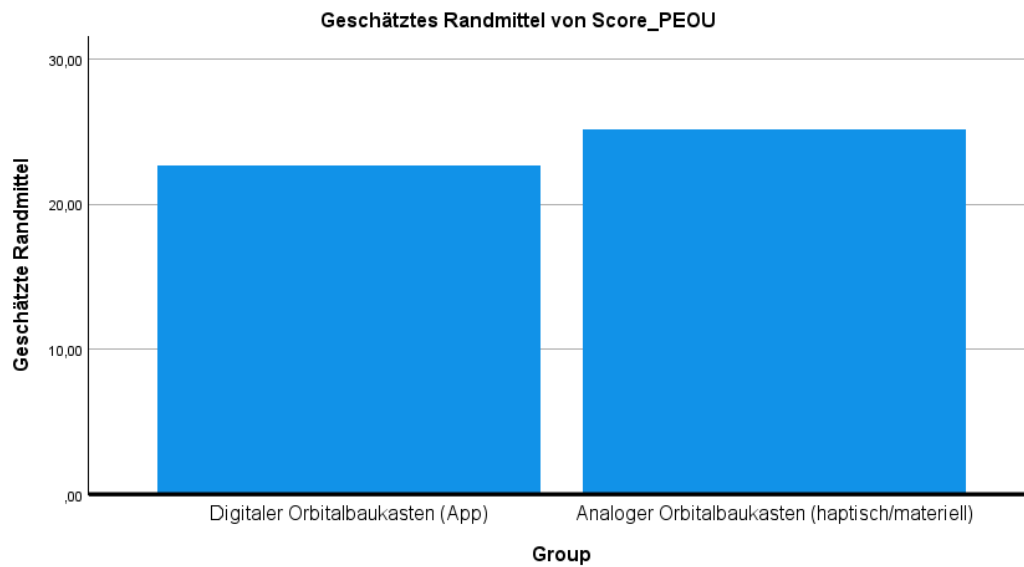
a. R-Quadrat = ,240 (korrigiertes R-Quadrat = ,196)

b. R-Quadrat = ,102 (korrigiertes R-Quadrat = ,050)

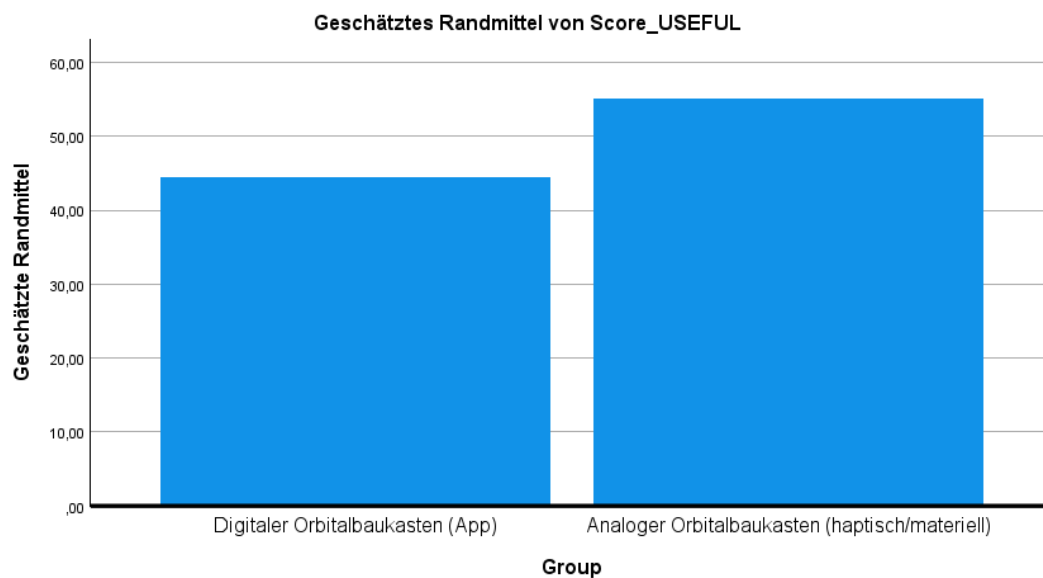
c. R-Quadrat = ,168 (korrigiertes R-Quadrat = ,119)



Die Kovariaten im Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet: Score\_RV\_Pre = 6,0870, Score\_VW = 20,5652



Die Kovariaten im Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet: Score\_RV\_Pre = 6,0870, Score\_VW = 20,5652



Die Kovariaten im Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet: Score\_RV\_Pre = 6,0870, Score\_VW = 20,5652

### Zwischensubjektfaktoren

Group	Wertbeschriftung	N
1	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	39
2	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	53



## Deskriptive Statistiken

	Group	Mittelwert	Standardabweichung	N
Score_SUS	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	23,2051	6,19074	39
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	28,9057	5,09247	53
	Gesamt	26,4891	6,23266	92
Score_PEOU	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	22,8462	4,62566	39
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	25,2642	4,46418	53
	Gesamt	24,2391	4,66544	92
Score_USEFUL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	44,8718	12,98416	39
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	54,9434	11,04608	53
	Gesamt	50,6739	12,85174	92

### Box-Test auf Gleichheit der Kovarianzmatrizen<sup>a</sup>

Box' M	5,443
F	,873
df1	6
df2	46204,671
Sig.	,514

Prüft die Nullhypothese, dass die beobachteten Kovarianzmatrizen der abhängigen Variablen über die Gruppen gleich sind.

- a. Design:  
 Konstanter Term +  
 Score\_RV\_P  
 re +  
 Score\_VW +  
 Group

### Multivariate Tests<sup>a</sup>

Effekt		Wert	F	Hypothese df	Fehler df	Sig.	Partielles Eta-Quadrat
Konstanter Term	Pillai-Spur	,766	93,882 <sup>b</sup>	3,000	86,000	,000	,766
	Wilks-Lambda	,234	93,882 <sup>b</sup>	3,000	86,000	,000	,766
	Hotelling-Spur	3,275	93,882 <sup>b</sup>	3,000	86,000	,000	,766
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	3,275	93,882 <sup>b</sup>	3,000	86,000	,000	,766
Score_RV_Pre	Pillai-Spur	,033	,991 <sup>b</sup>	3,000	86,000	,401	,033
	Wilks-Lambda	,967	,991 <sup>b</sup>	3,000	86,000	,401	,033
	Hotelling-Spur	,035	,991 <sup>b</sup>	3,000	86,000	,401	,033
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,035	,991 <sup>b</sup>	3,000	86,000	,401	,033
Score_VW	Pillai-Spur	,028	,831 <sup>b</sup>	3,000	86,000	,481	,028
	Wilks-Lambda	,972	,831 <sup>b</sup>	3,000	86,000	,481	,028
	Hotelling-Spur	,029	,831 <sup>b</sup>	3,000	86,000	,481	,028
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,029	,831 <sup>b</sup>	3,000	86,000	,481	,028
Group	Pillai-Spur	,251	9,586 <sup>b</sup>	3,000	86,000	,000	,251
	Wilks-Lambda	,749	9,586 <sup>b</sup>	3,000	86,000	,000	,251
	Hotelling-Spur	,334	9,586 <sup>b</sup>	3,000	86,000	,000	,251
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,334	9,586 <sup>b</sup>	3,000	86,000	,000	,251

a. Design: Konstanter Term + Score\_RV\_Pre + Score\_VW + Group

b. Exakte Statistik

### Levene-Test auf Gleichheit der Fehlervarianzen<sup>a</sup>

	F	df1	df2	Sig.
Score_SUS	3,787	1	90	,055
Score_PEOU	1,490	1	90	,225
Score_USEFUL	1,663	1	90	,201

Prüft die Nullhypothese, dass die Fehlervarianz der abhängigen Variablen über Gruppen hinweg gleich ist.

a. Design: Konstanter Term + Score\_RV\_Pre + Score\_VW + Group

### Tests der Zwischensubjekteffekte

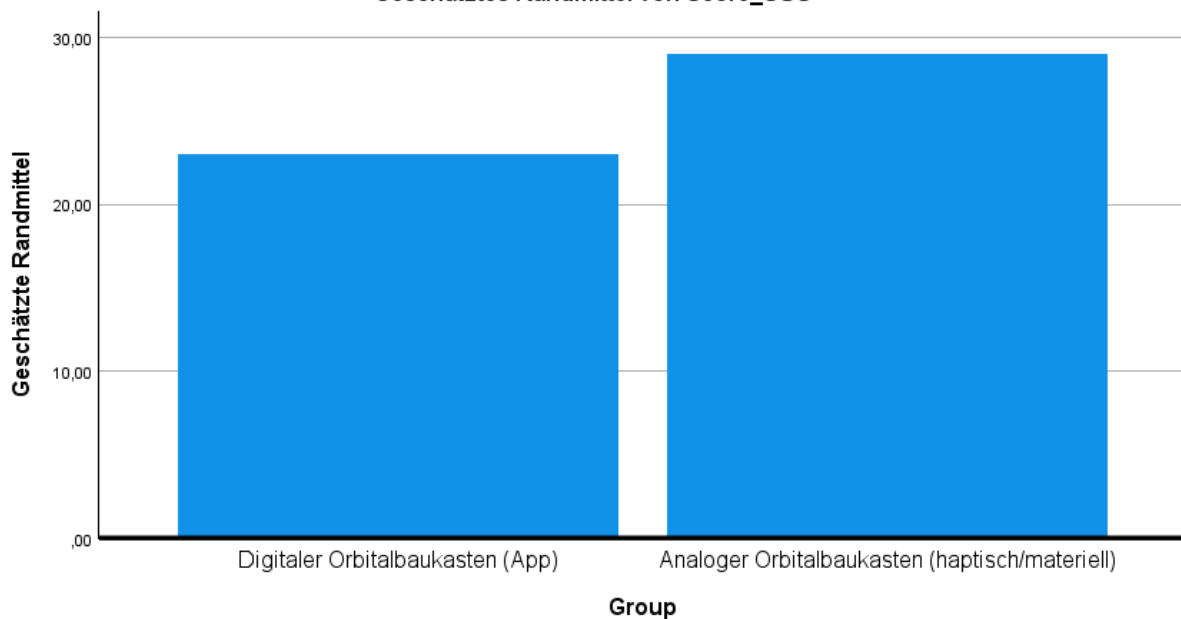
Quelle	Abhängige Variable	Typ III Quadratsumme	df	Mittel der Quadrate	F	Sig.	Partielles Eta- Quadrat
Korrigiertes Modell	Score_SUS	824,088 <sup>a</sup>	3	274,696	8,917	,000	,233
	Score_PEOU	168,108 <sup>b</sup>	3	56,036	2,720	,049	,085
	Score_USEFUL	2484,342 <sup>c</sup>	3	828,114	5,809	,001	,165
Konstanter Term	Score_SUS	5666,911	1	5666,911	183,957	,000	,676
	Score_PEOU	5239,880	1	5239,880	254,387	,000	,743
	Score_USEFUL	23956,998	1	23956,998	168,041	,000	,656
Score_RV_Pre	Score_SUS	89,693	1	89,693	2,912	,091	,032
	Score_PEOU	18,615	1	18,615	,904	,344	,010
	Score_USEFUL	131,326	1	131,326	,921	,340	,010
Score_VW	Score_SUS	3,073	1	3,073	,100	,753	,001
	Score_PEOU	5,097	1	5,097	,247	,620	,003
	Score_USEFUL	152,895	1	152,895	1,072	,303	,012
Group	Score_SUS	778,277	1	778,277	25,264	,000	,223
	Score_PEOU	132,798	1	132,798	6,447	,013	,068
	Score_USEFUL	2466,316	1	2466,316	17,299	,000	,164
Fehler	Score_SUS	2710,901	88	30,806			
	Score_PEOU	1812,631	88	20,598			
	Score_USEFUL	12545,875	88	142,567			
Gesamt	Score_SUS	68089,000	92				
	Score_PEOU	56034,000	92				
	Score_USEFUL	251272,000	92				
Korrigierte Gesamtvariation	Score_SUS	3534,989	91				
	Score_PEOU	1980,739	91				
	Score_USEFUL	15030,217	91				

a. R-Quadrat = ,233 (korrigiertes R-Quadrat = ,207)

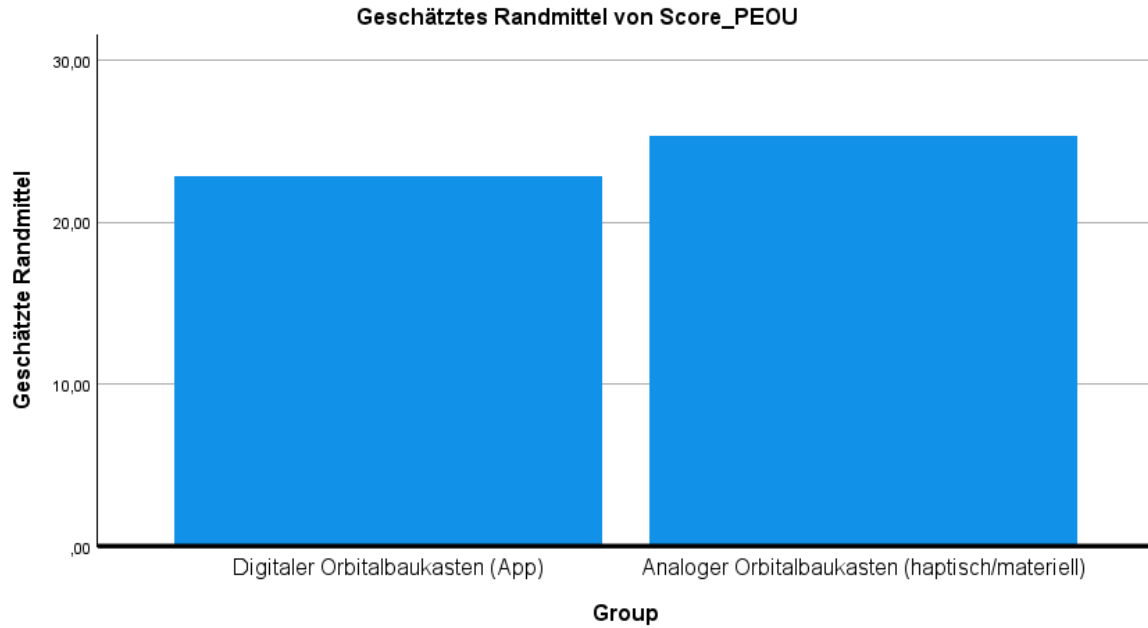
b. R-Quadrat = ,085 (korrigiertes R-Quadrat = ,054)

c. R-Quadrat = ,165 (korrigiertes R-Quadrat = ,137)

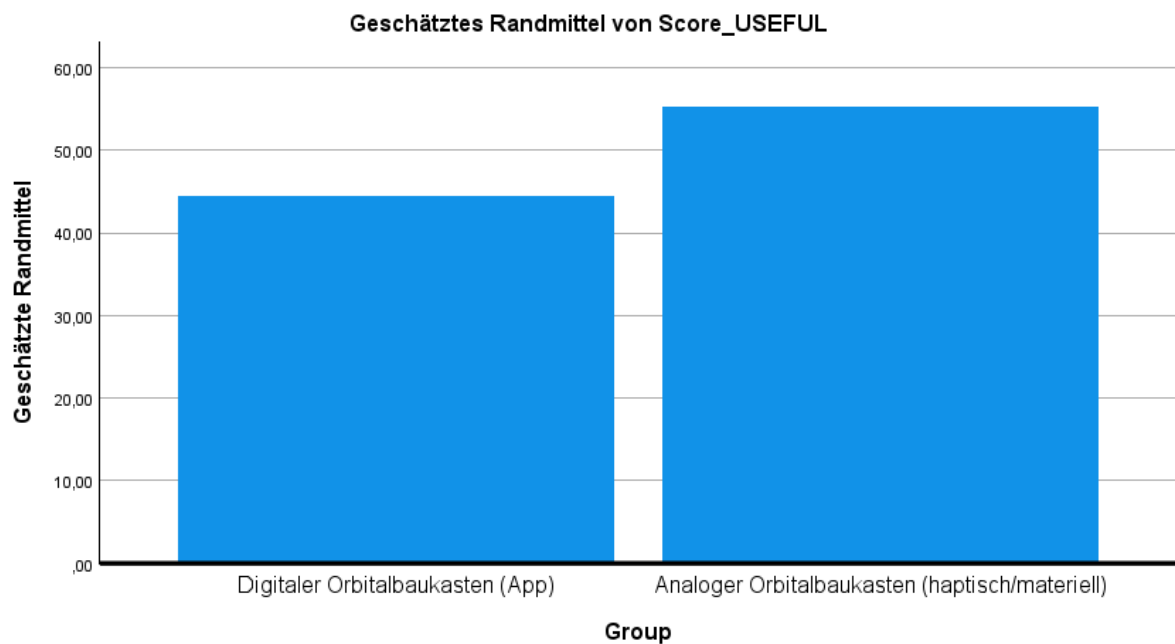
### Geschätztes Randmittel von Score\_SUS



Die Kovariaten im Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet: Score\_RV\_Pre = 6,0870, Score\_VW = 20,5652



Die Kovariaten im Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet: Score\_RV\_Pre = 6,0870, Score\_VW = 20,5652



Die Kovariaten im Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet: Score\_RV\_Pre = 6,0870, Score\_VW = 20,5652

### Cognitive Load

## Verarbeitete Fälle

	Gültig		Fälle Fehlend		Gesamt	
	N	Prozent	N	Prozent	N	Prozent
Score_ICL	92	96,8%	3	3,2%	95	100,0%
Score_GCL	92	96,8%	3	3,2%	95	100,0%
Score_ECL	92	96,8%	3	3,2%	95	100,0%

Score_RV_Pre	92	96,8%	3	3,2%	95	100,0%
Score_VW	92	96,8%	3	3,2%	95	100,0%
Score_SUS	92	96,8%	3	3,2%	95	100,0%
Score_PEOU	92	96,8%	3	3,2%	95	100,0%
Score_USEFUL	92	96,8%	3	3,2%	95	100,0%

## Deskriptive Statistik

		Statistik	Standard Fehler	
Score_ICL	Mittelwert	37,1739	1,41747	
	95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze	34,3583	
		Obergrenze	39,9895	
	5% getrimmtes Mittel	37,1135		
	Median	36,5000		
	Varianz	184,849		
	Standard Abweichung	13,59590		
	Minimum	7,00		
	Maximum	66,00		
	Spannweite	59,00		
	Interquartilbereich	21,75		
	Schiefe	-,031	,251	
	Kurtosis	-,677	,498	
Score_GCL	Mittelwert	47,4783	1,45751	
	95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze	44,5831	
		Obergrenze	50,3734	
	5% getrimmtes Mittel	48,1256		
	Median	49,5000		
	Varianz	195,439		
	Standard Abweichung	13,97995		
	Minimum	15,00		
	Maximum	66,00		
	Spannweite	51,00		
	Interquartilbereich	21,75		
	Schiefe	-,589	,251	
	Kurtosis	-,597	,498	
Score_ECL	Mittelwert	32,9891	2,12287	
	95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze	28,7723	
		Obergrenze	37,2059	
	5% getrimmtes Mittel	31,5556		
	Median	27,5000		

	Varianz		414,604	
	Standard Abweichung		20,36183	
	Minimum		11,00	
	Maximum		84,00	
	Spannweite		73,00	
	Interquartilbereich		27,50	
	Schiefe		,929	,251
	Kurtosis		-,109	,498
Score_RV_Pre	Mittelwert		6,0870	,23218
	95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze	5,6258	
		Obergrenze	6,5481	
	5% getrimmtes Mittel		6,1522	
	Median		7,0000	
	Varianz		4,959	
	Standard Abweichung		2,22697	
	Minimum		,00	
	Maximum		10,00	
	Spannweite		10,00	
	Interquartilbereich		3,00	
	Schiefe		-,618	,251
	Kurtosis		-,258	,498
Score_VW	Mittelwert		20,5652	1,86080
	95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze	16,8690	
		Obergrenze	24,2615	
	5% getrimmtes Mittel		20,2874	
	Median		19,0000	
	Varianz		318,556	
	Standard Abweichung		17,84814	
	Minimum		-14,00	
	Maximum		61,00	
	Spannweite		75,00	
	Interquartilbereich		22,00	
	Schiefe		,298	,251
	Kurtosis		-,214	,498
Score_SUS	Mittelwert		26,4891	,64980
	95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze	25,1984	
		Obergrenze	27,7799	
	5% getrimmtes Mittel		26,7947	
	Median		28,0000	
	Varianz		38,846	
	Standard Abweichung		6,23266	

	Minimum		12,00	
	Maximum		35,00	
	Spannweite		23,00	
	Interquartilbereich		9,00	
	Schiefe		-,631	,251
	Kurtosis		-,436	,498
Score_PEOU	Mittelwert		24,2391	,48641
	95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze	23,2729	
		Obergrenze	25,2053	
	5% getrimmtes Mittel		24,5845	
	Median		25,0000	
	Varianz		21,766	
	Standard Abweichung		4,66544	
	Minimum		8,00	
	Maximum		30,00	
	Spannweite		22,00	
	Interquartilbereich		5,75	
	Schiefe		-1,093	,251
	Kurtosis		1,025	,498
Score_USEFUL	Mittelwert		50,6739	1,33989
	95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze	48,0124	
		Obergrenze	53,3354	
	5% getrimmtes Mittel		51,6014	
	Median		54,0000	
	Varianz		165,167	
	Standard Abweichung		12,85174	
	Minimum		13,00	
	Maximum		65,00	
	Spannweite		52,00	
	Interquartilbereich		18,00	
	Schiefe		-,959	,251
	Kurtosis		,139	,498

### Extremwerte

			Fallnummer	Wert
Score_ICL	Größte Werte	1	6	66,00
		2	38	66,00
		3	28	63,00
		4	22	62,00
		5	40	60,00

	Kleinste Werte	1	93	7,00
		2	75	11,00
		3	77	12,00
		4	66	15,00
		5	35	15,00
Score_GCL	Größte Werte	1	23	66,00
		2	26	66,00
		3	27	66,00
		4	35	66,00
		5	52	66,00 <sup>a</sup>
	Kleinste Werte	1	73	15,00
		2	93	16,00
		3	24	16,00
		4	29	20,00
		5	30	21,00 <sup>b</sup>
Score_ECL	Größte Werte	1	71	84,00
		2	30	83,00
		3	13	81,00
		4	36	78,00
		5	24	76,00
	Kleinste Werte	1	94	11,00
		2	81	11,00
		3	75	11,00
		4	47	11,00
		5	35	11,00 <sup>c</sup>
Score_RV_Pre	Größte Werte	1	66	10,00
		2	89	10,00
		3	90	10,00
		4	19	9,00
		5	31	9,00 <sup>d</sup>
	Kleinste Werte	1	1	,00
		2	45	1,00
		3	41	2,00
		4	40	2,00
		5	27	2,00 <sup>e</sup>
Score_VW	Größte Werte	1	95	61,00
		2	94	60,00
		3	93	58,00
		4	92	57,00
		5	91	56,00
	Kleinste Werte	1	2	-14,00



		2		1	-14,00
		3		3	-13,00
		4		4	-11,00
		5		5	-9,00
Score_SUS	Größte Werte	1		3	35,00
		2		10	35,00
		3		39	35,00
		4		46	35,00
		5		47	35,00 <sup>f</sup>
	Kleinste Werte	1		40	12,00
		2		36	12,00
		3		30	12,00
		4		54	13,00
		5		4	14,00
Score_PEOU	Größte Werte	1		3	30,00
		2		46	30,00
		3		47	30,00
		4		50	30,00
		5		58	30,00 <sup>g</sup>
	Kleinste Werte	1		71	8,00
		2		40	13,00
		3		13	13,00
		4		36	14,00
		5		30	14,00
Score_USEFUL	Größte Werte	1		3	65,00
		2		10	65,00
		3		19	65,00
		4		26	65,00
		5		27	65,00 <sup>h</sup>
	Kleinste Werte	1		73	13,00
		2		30	19,00
		3		40	22,00
		4		36	22,00
		5		4	24,00

- Nur eine partielle Liste von Fällen mit dem Wert 66,00 wird in der Tabelle der oberen Extremwerte angezeigt.
- Nur eine partielle Liste von Fällen mit dem Wert 21,00 wird in der Tabelle der unteren Extremwerte angezeigt.
- Nur eine partielle Liste von Fällen mit dem Wert 11,00 wird in der Tabelle der unteren Extremwerte angezeigt.
- Nur eine partielle Liste von Fällen mit dem Wert 9,00 wird in der Tabelle der oberen Extremwerte angezeigt.

- e. Nur eine partielle Liste von Fällen mit dem Wert 2,00 wird in der Tabelle der unteren Extremwerte angezeigt.
- f. Nur eine partielle Liste von Fällen mit dem Wert 35,00 wird in der Tabelle der oberen Extremwerte angezeigt.
- g. Nur eine partielle Liste von Fällen mit dem Wert 30,00 wird in der Tabelle der oberen Extremwerte angezeigt.
- h. Nur eine partielle Liste von Fällen mit dem Wert 65,00 wird in der Tabelle der oberen Extremwerte angezeigt.

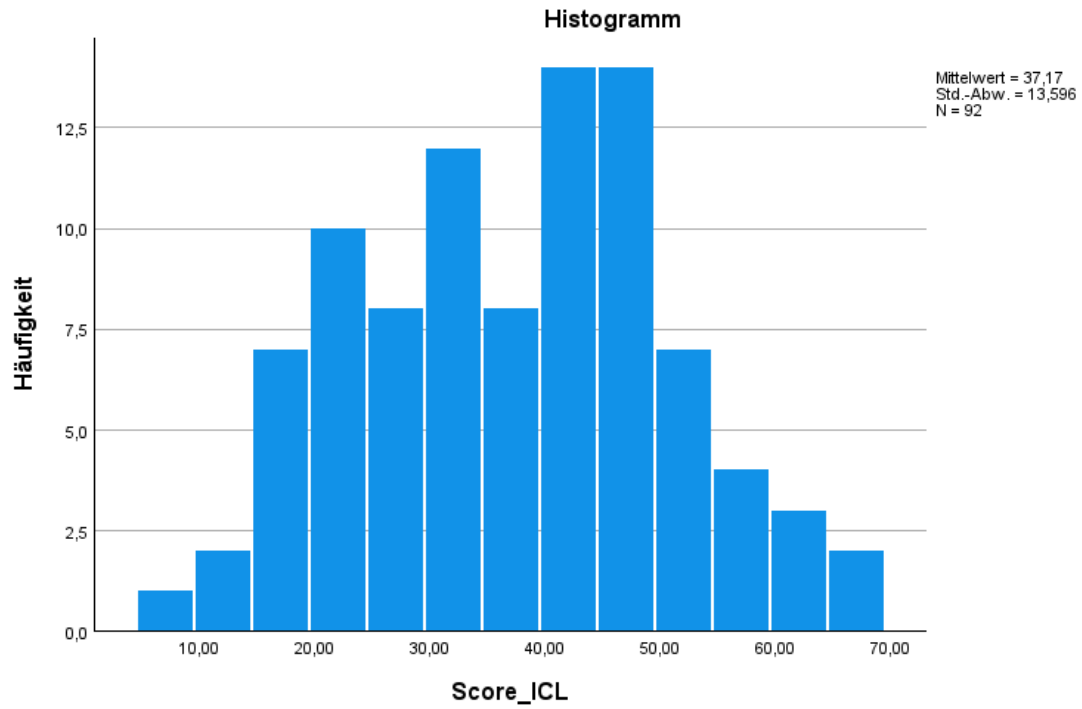
### Tests auf Normalverteilung

	Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>			Shapiro-Wilk		
	Statistik	df	Signifikanz	Statistik	df	Signifikanz
Score_ICL	,089	92	,069	,983	92	,264
Score_GCL	,103	92	,017	,938	92	,000
Score_ECL	,140	92	,000	,886	92	,000
Score_RV_Pre	,181	92	,000	,938	92	,000
Score_VW	,077	92	,200*	,978	92	,132
Score_SUS	,113	92	,006	,937	92	,000
Score_PEOU	,145	92	,000	,908	92	,000
Score_USEFUL	,137	92	,000	,898	92	,000

\*. Dies ist eine untere Grenze der echten Signifikanz.

a. Signifikanzkorrektur nach Lilliefors

Score\_ICL



#### Score\_ICL Stengel-Blatt-Diagramm

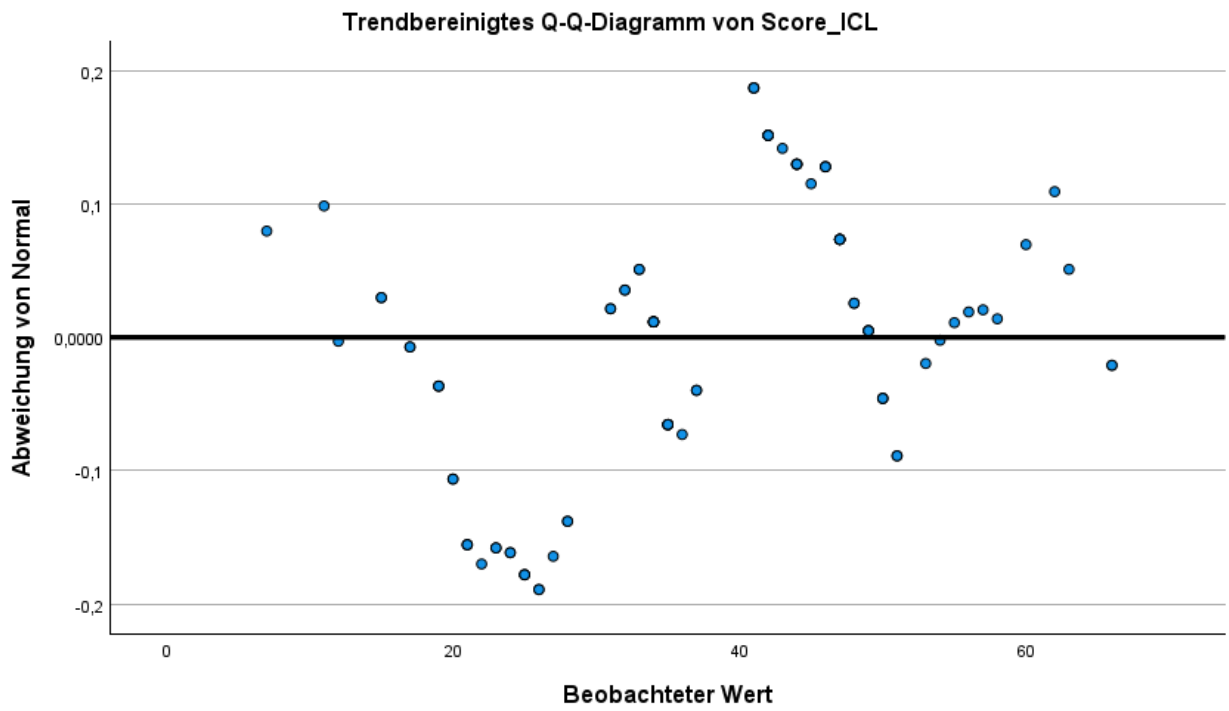
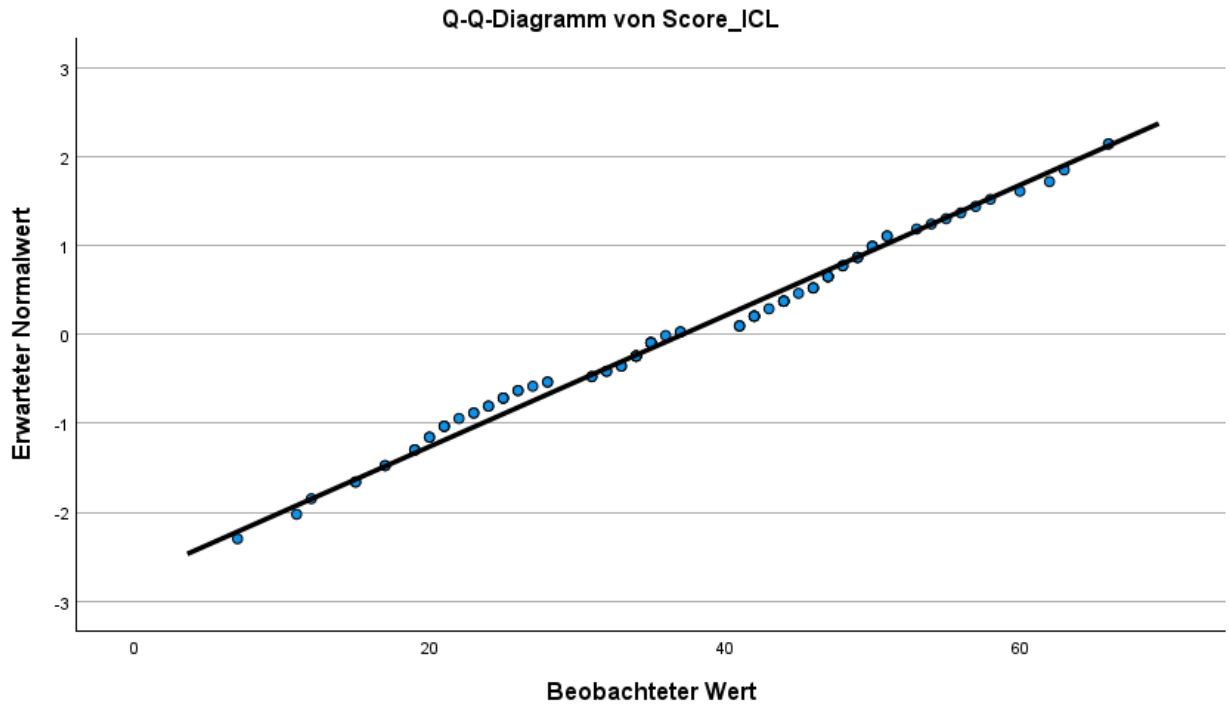
Häufigkeit    Stem &    Blatt

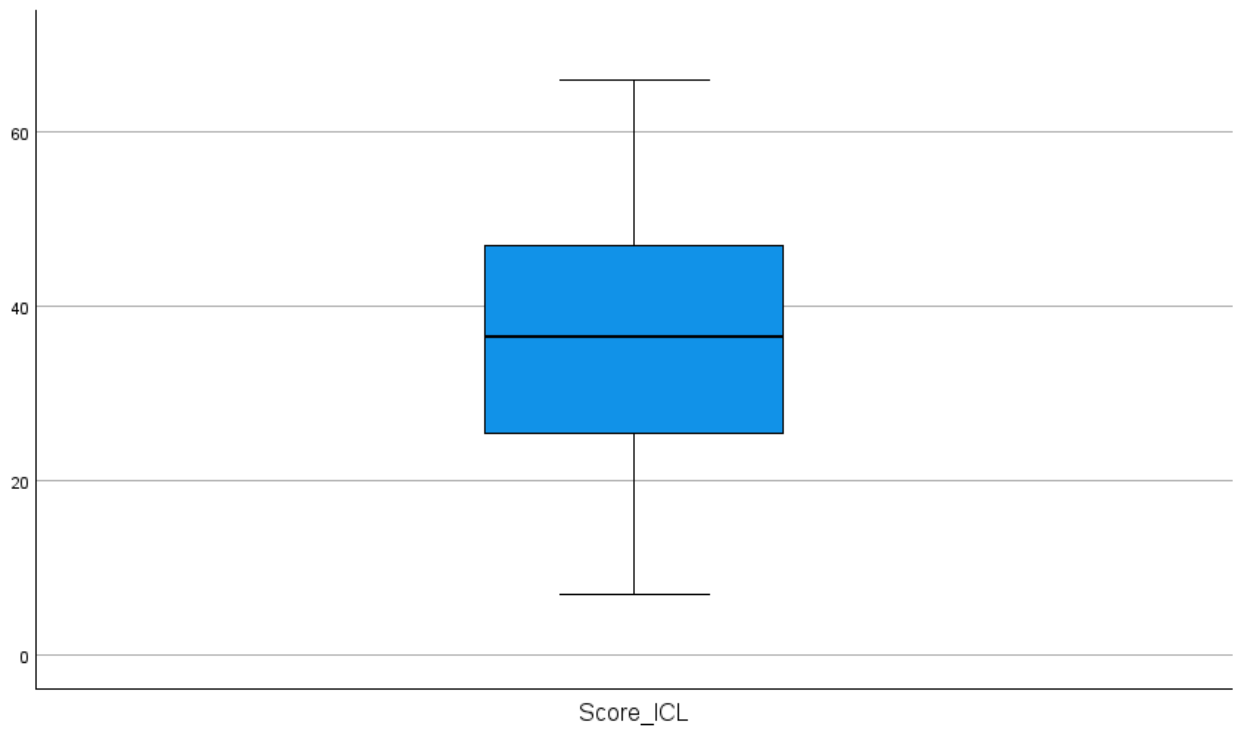
```

1,00          0 .   7
9,00          1 .  125577999
18,00         2 .  001112334455566788
20,00         3 .  11223344444455555677
28,00         4 .  11122222344444456667777788999
11,00         5 .  00011345678
5,00          6 .  02366

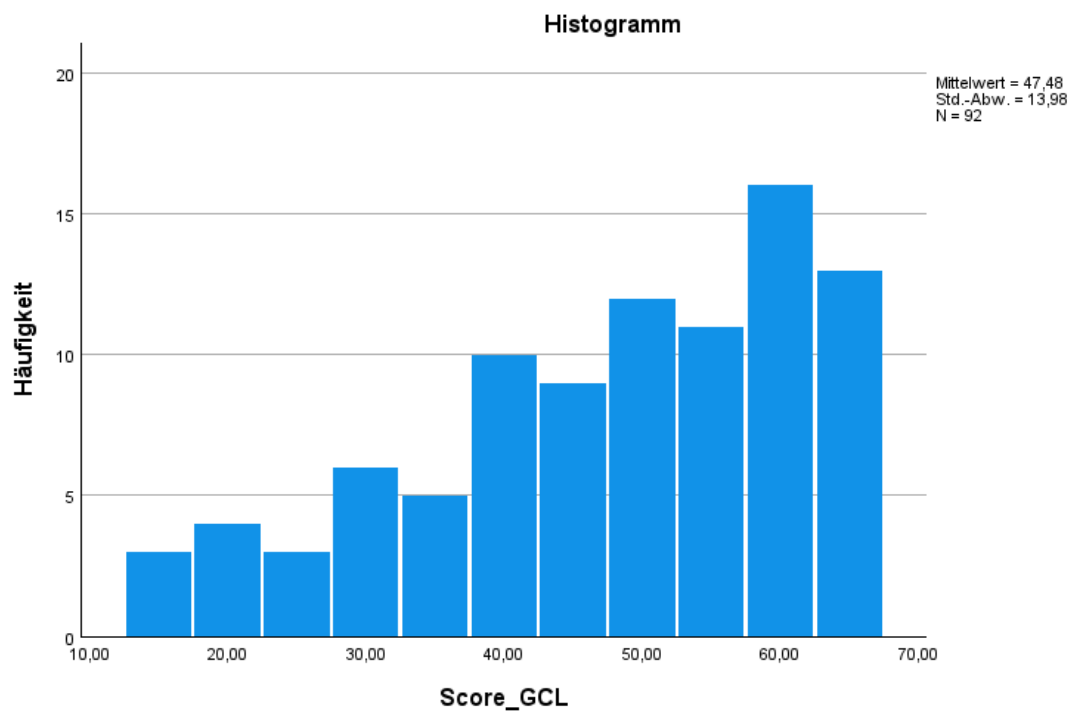
```

Stammbreite:        10,00  
Jedes Blatt:        1 Fälle





Score\_GCL

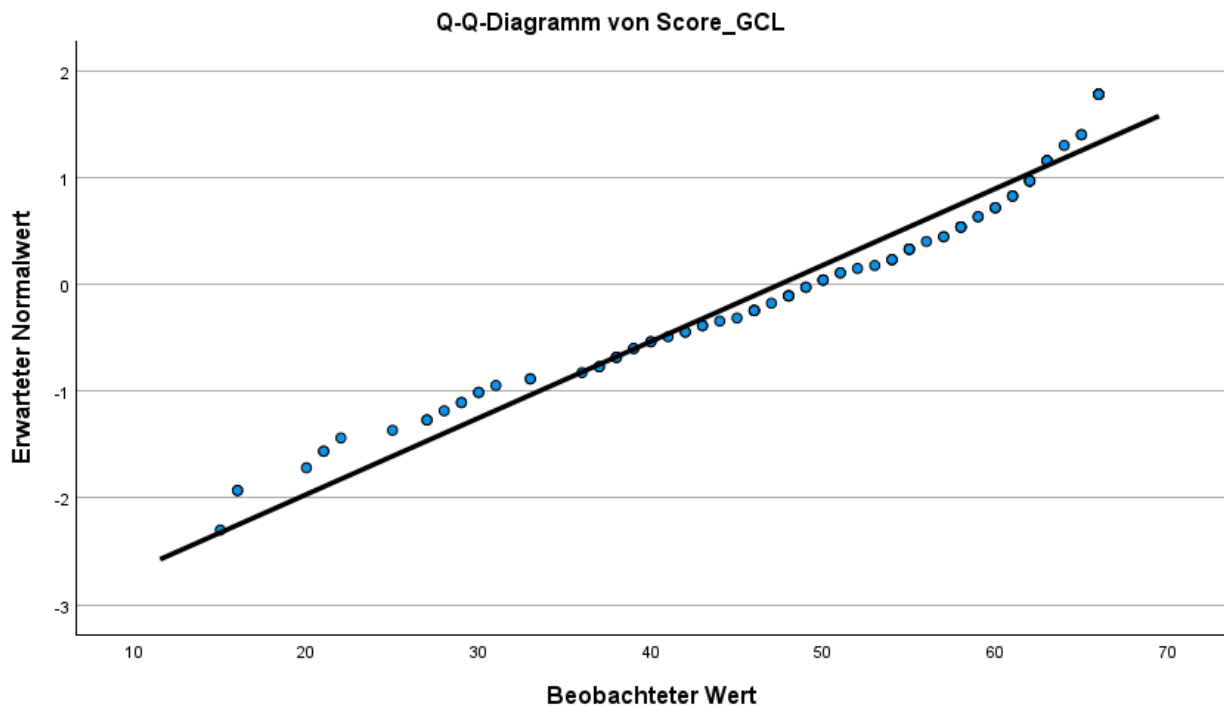


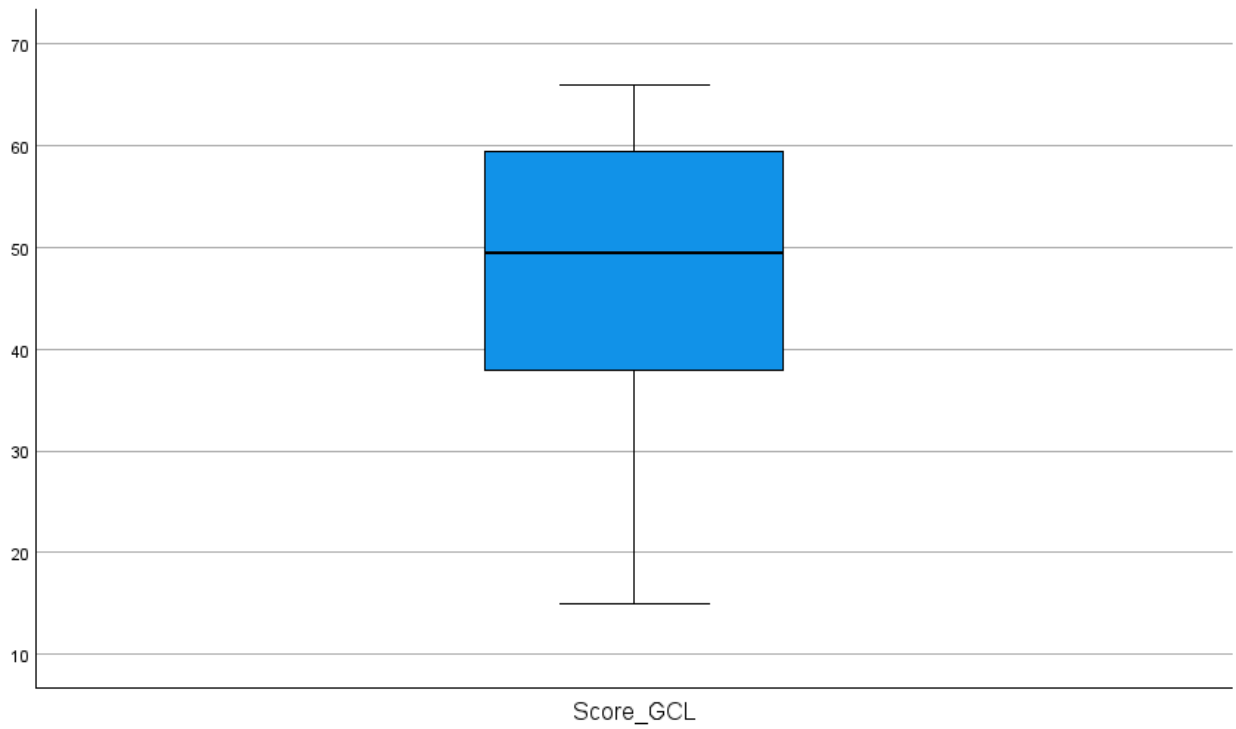
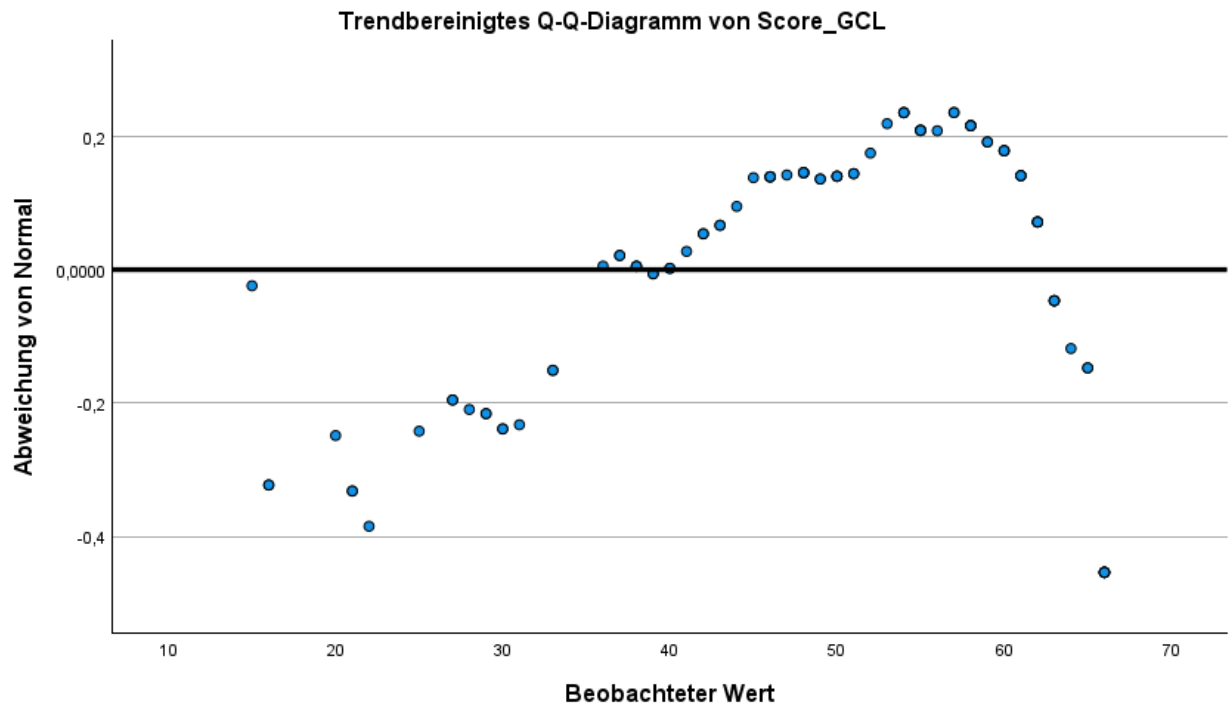
Score\_GCL Stengel-Blatt-Diagramm

Häufigkeit    Stem &    Blatt

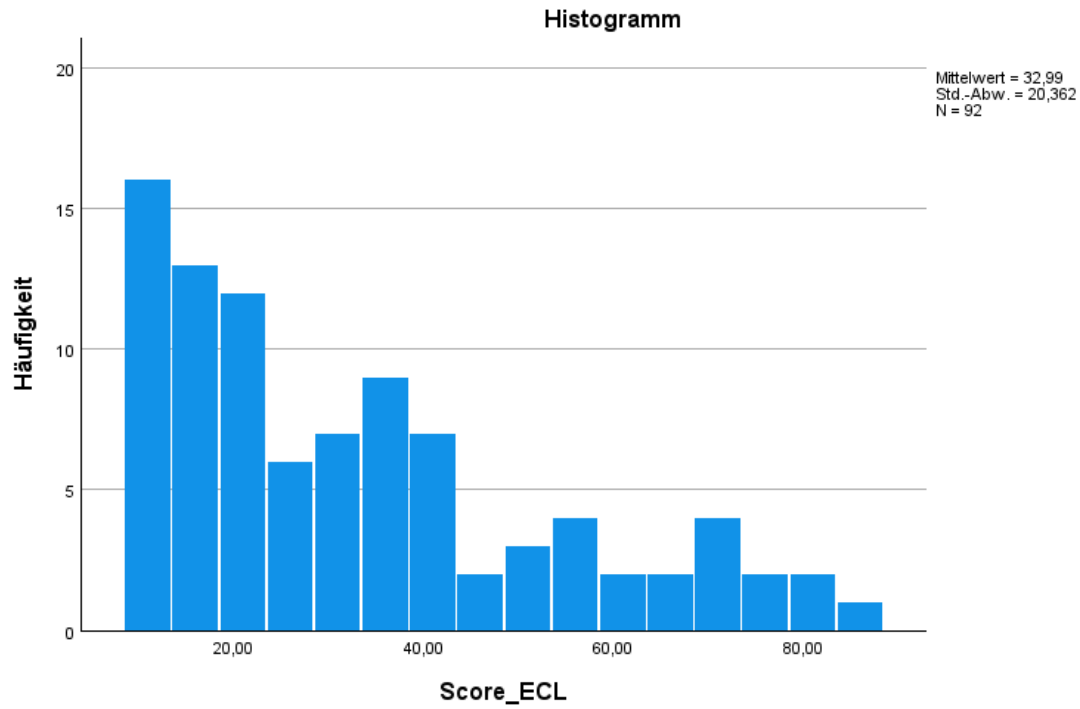
3,00	1 .	566
10,00	2 .	0112577899
13,00	3 .	0013367788899
20,00	4 .	00122334566667888899
23,00	5 .	00011234445555677888899
23,00	6 .	00011122223333455666666

Stammbreite:        10,00  
 Jedes Blatt:        1 Fälle





Score\_ECL



#### Score\_ECL Stengel-Blatt-Diagramm

Häufigkeit    Stem &    Blatt

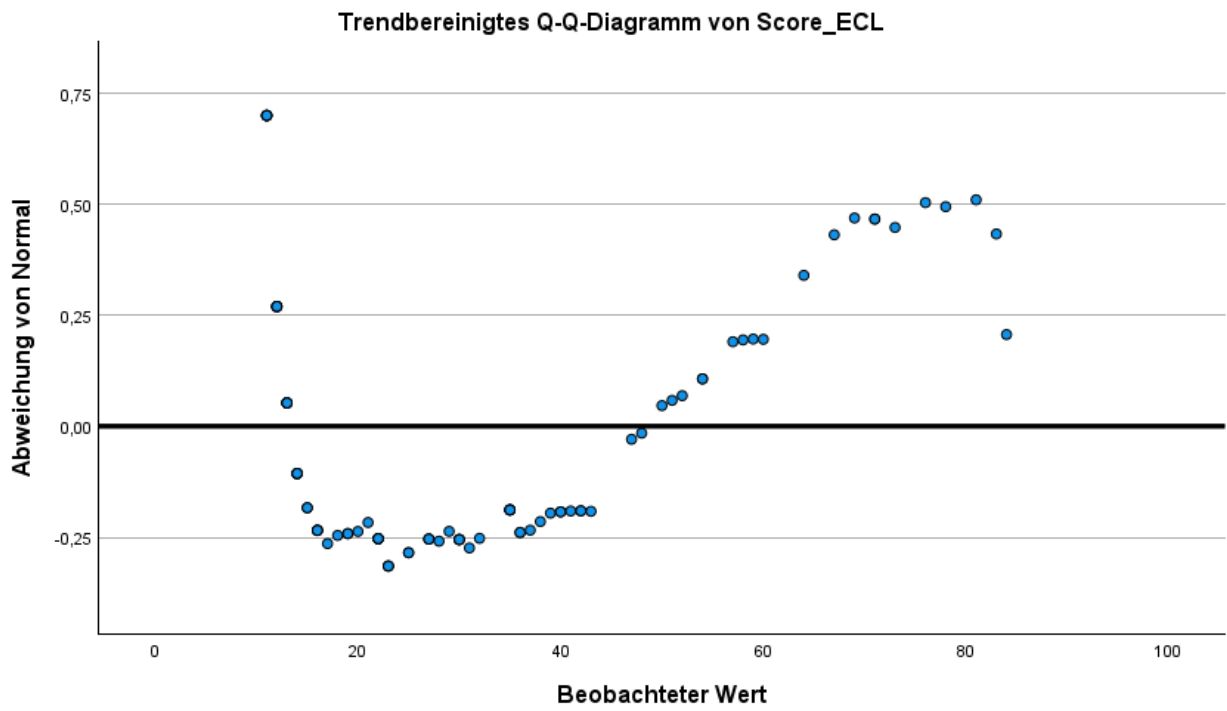
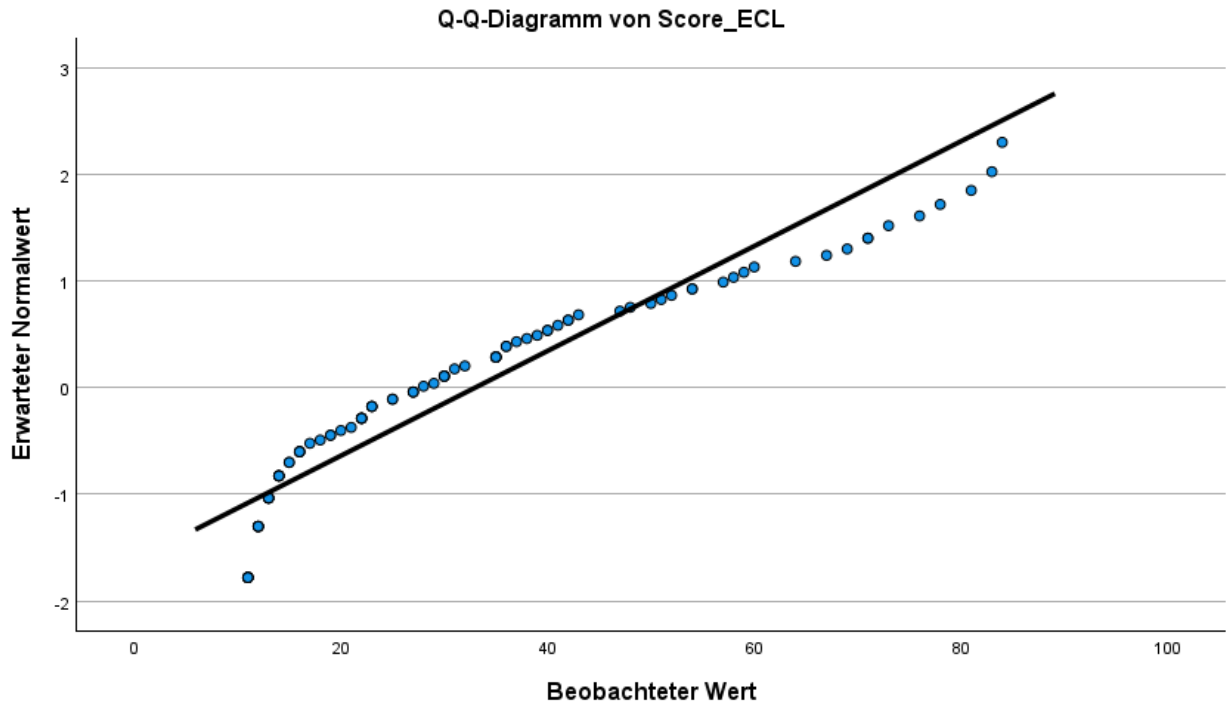
```

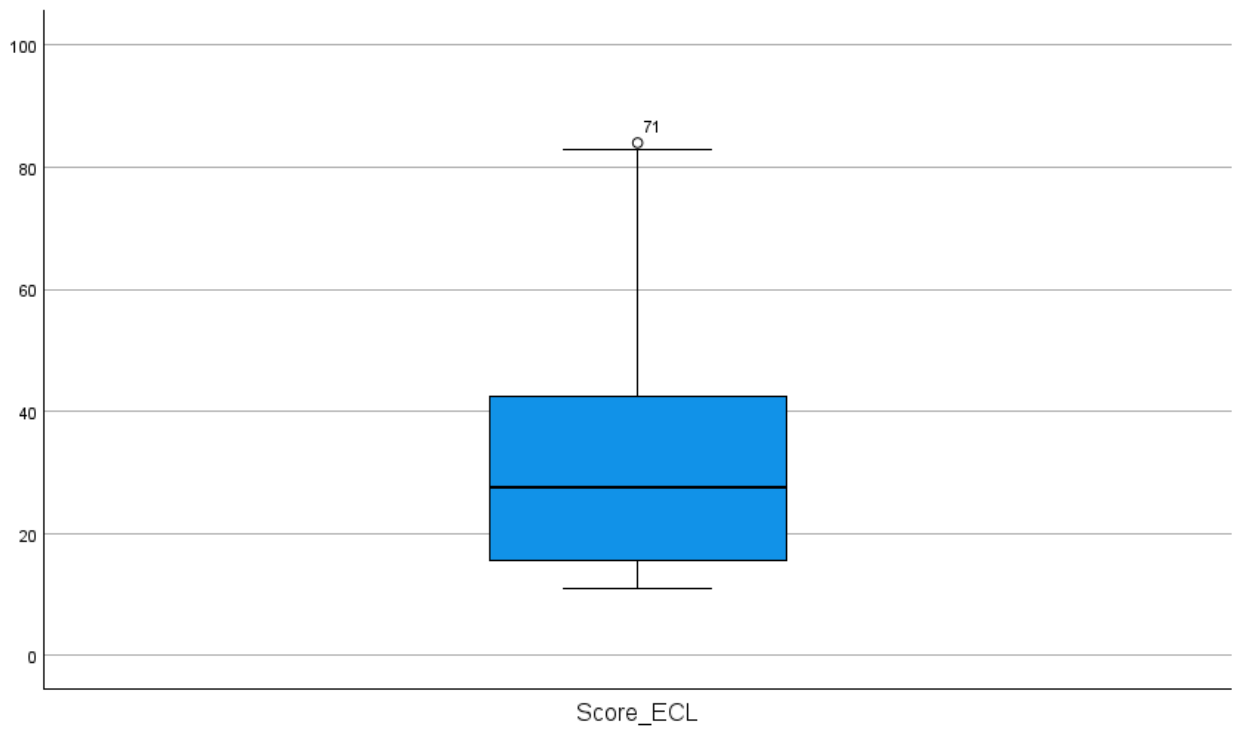
31,00      1 .  11111222223333344444556667899
17,00      2 .  01222223335577789
16,00      3 .  0000125555566789
 8,00      4 .  00122378
 8,00      5 .  01244789
 4,00      6 .  0479
 5,00      7 .  11368
 2,00      8 .  13
 1,00 Extremwerte (>=84)

```

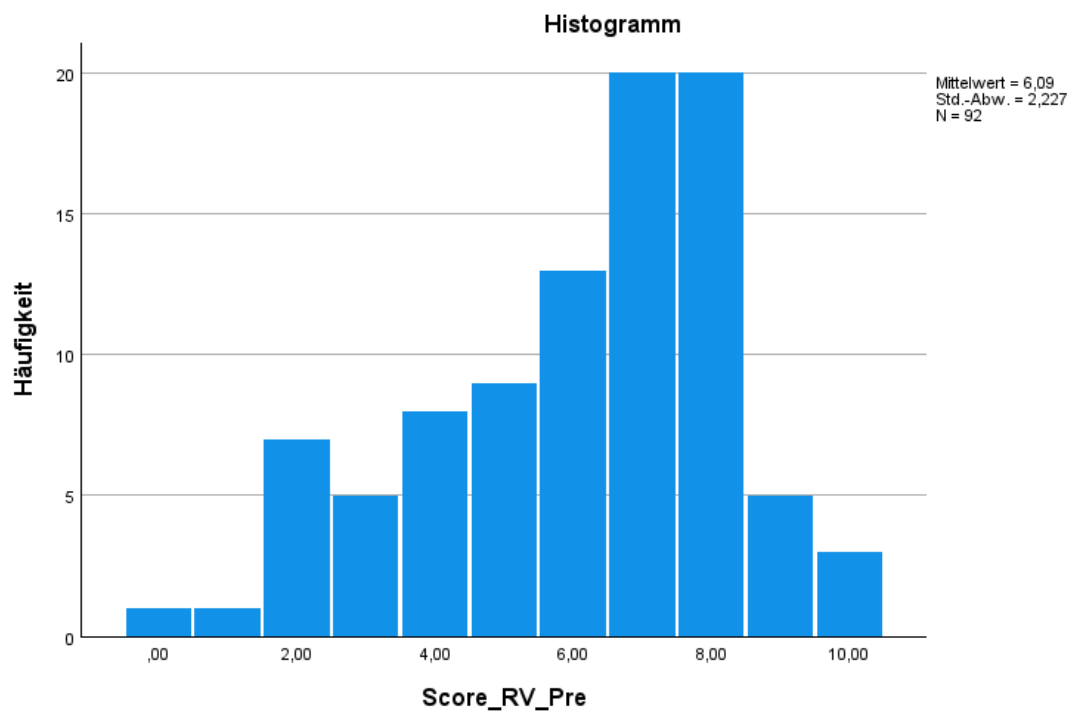
Stammbreite:        10,00  
Jedes Blatt:        1 Fälle







Score\_RV\_Pre

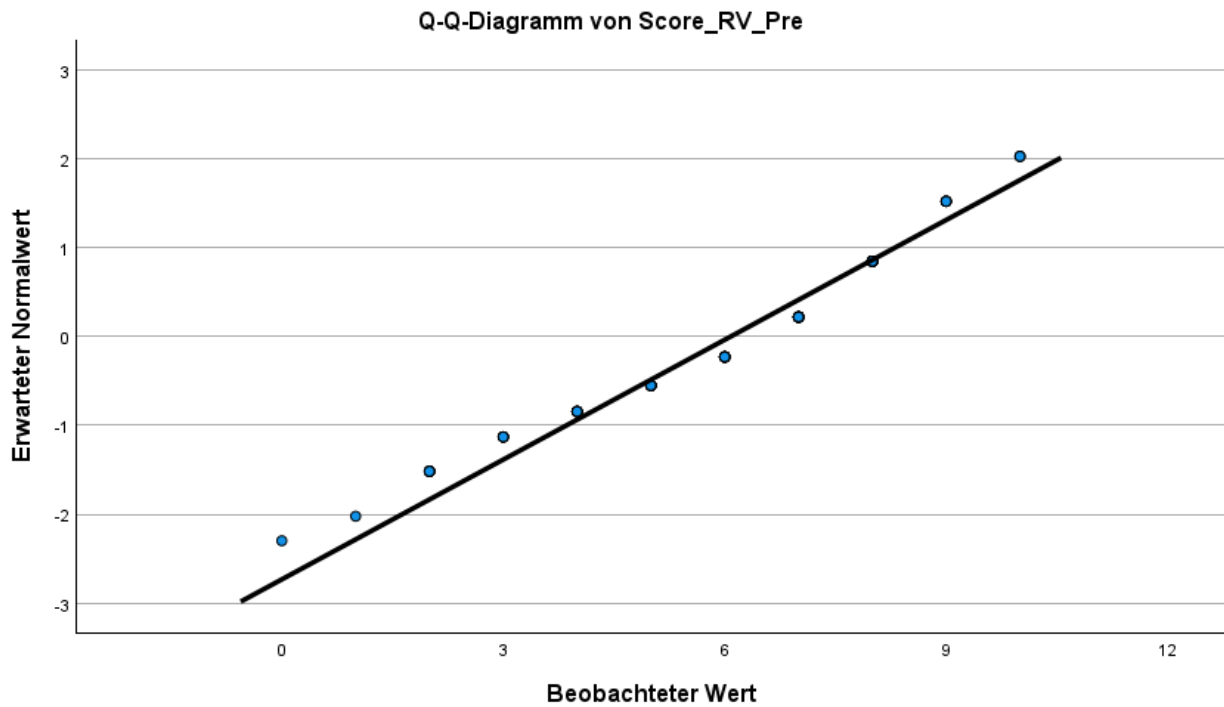


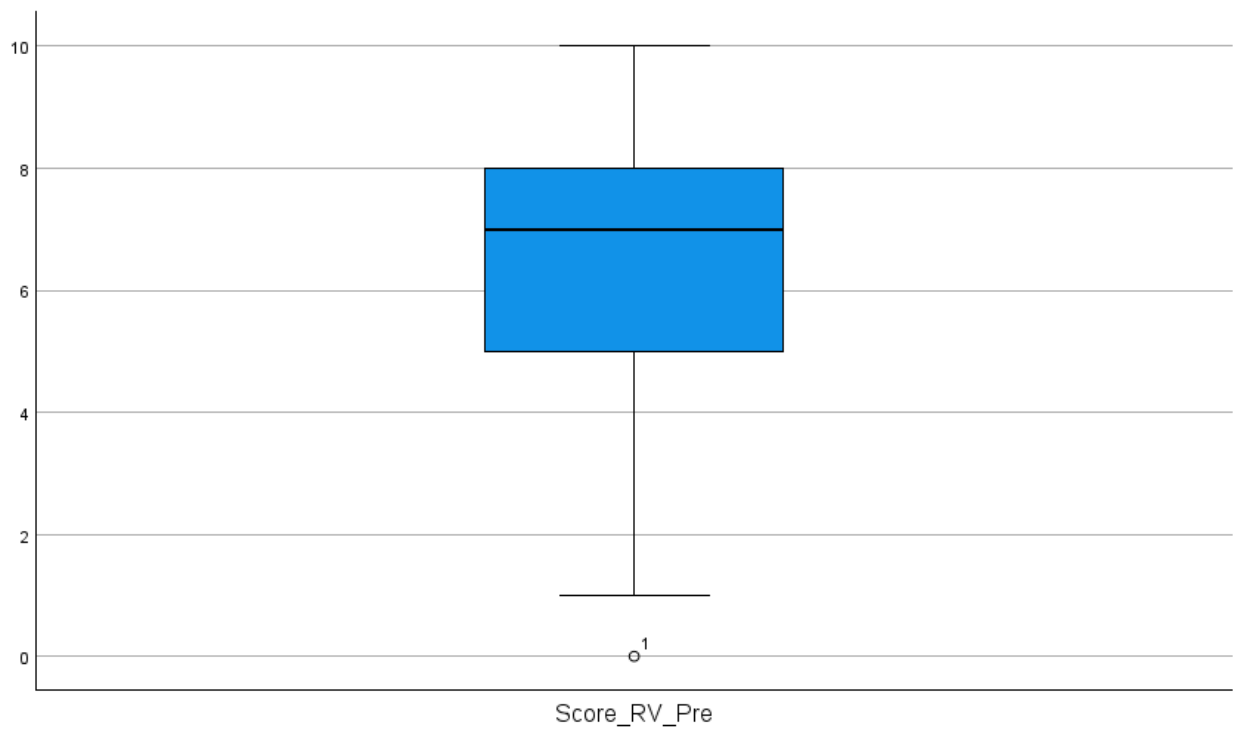
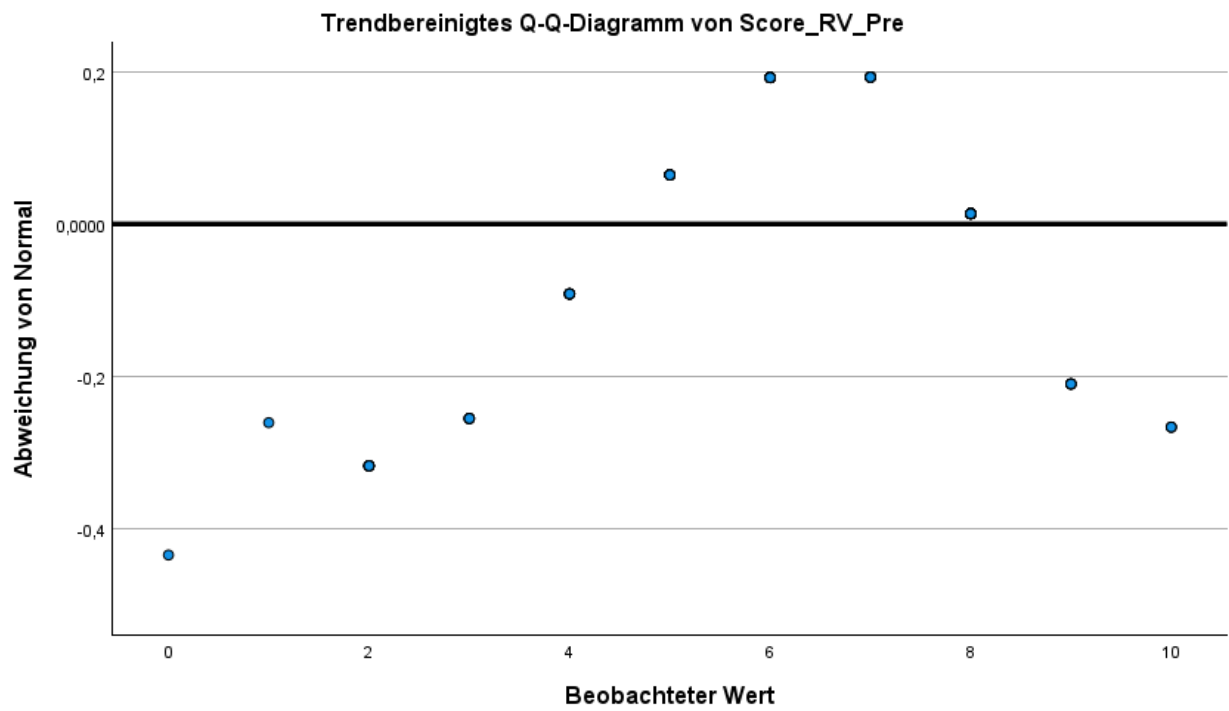
Score\_RV\_Pre Stengel-Blatt-Diagramm

Häufigkeit Stem & Blatt

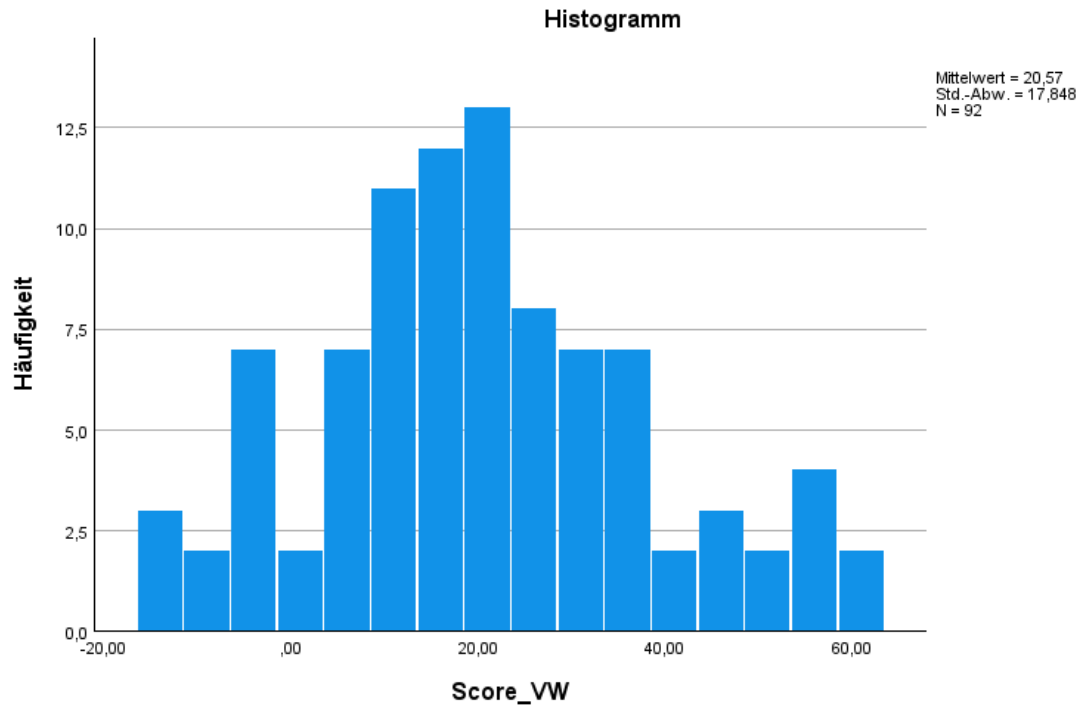
Häufigkeit	Stem	Blatt
1,00	Extremes	(= $\leq$ ,0)
1,00	1	. 0
7,00	2	. 0000000
5,00	3	. 00000
8,00	4	. 00000000
9,00	5	. 000000000
13,00	6	. 00000000000000
20,00	7	. 00000000000000000000
20,00	8	. 00000000000000000000
5,00	9	. 00000
3,00	10	. 000

Stammbreite: 1,00  
 Jedes Blatt: 1 Fälle





Score\_VW



#### Score\_VW Stengel-Blatt-Diagramm

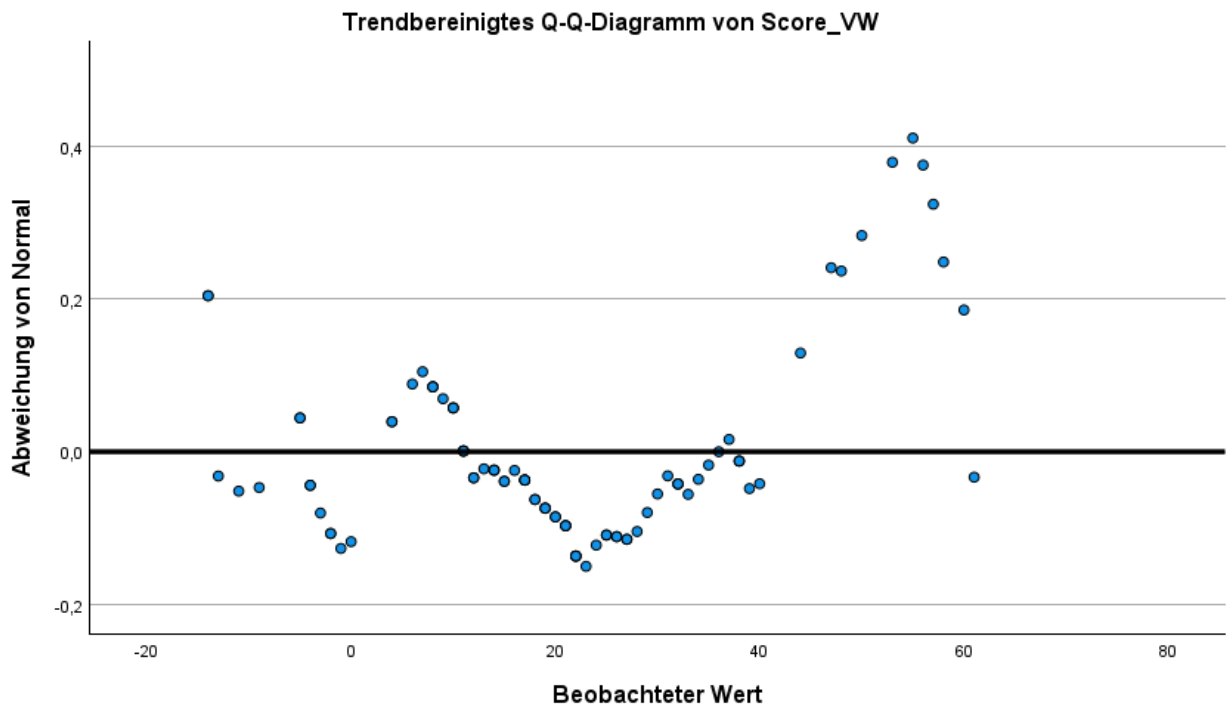
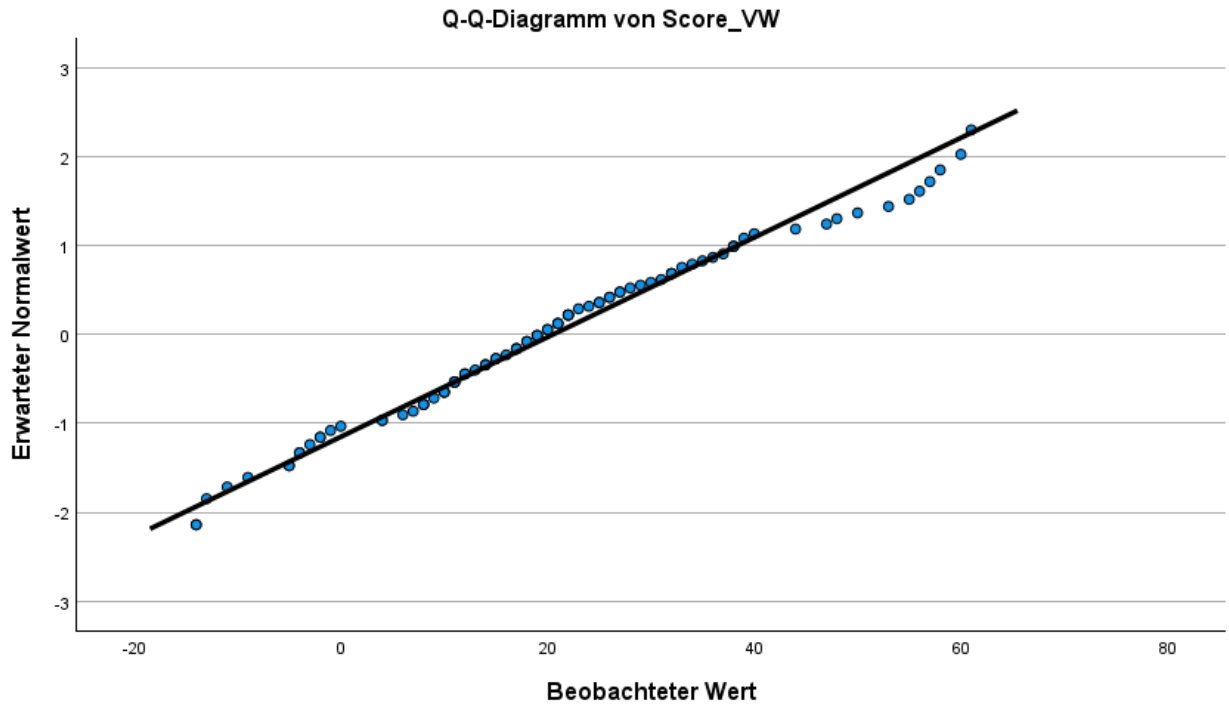
Häufigkeit    Stem &    Blatt

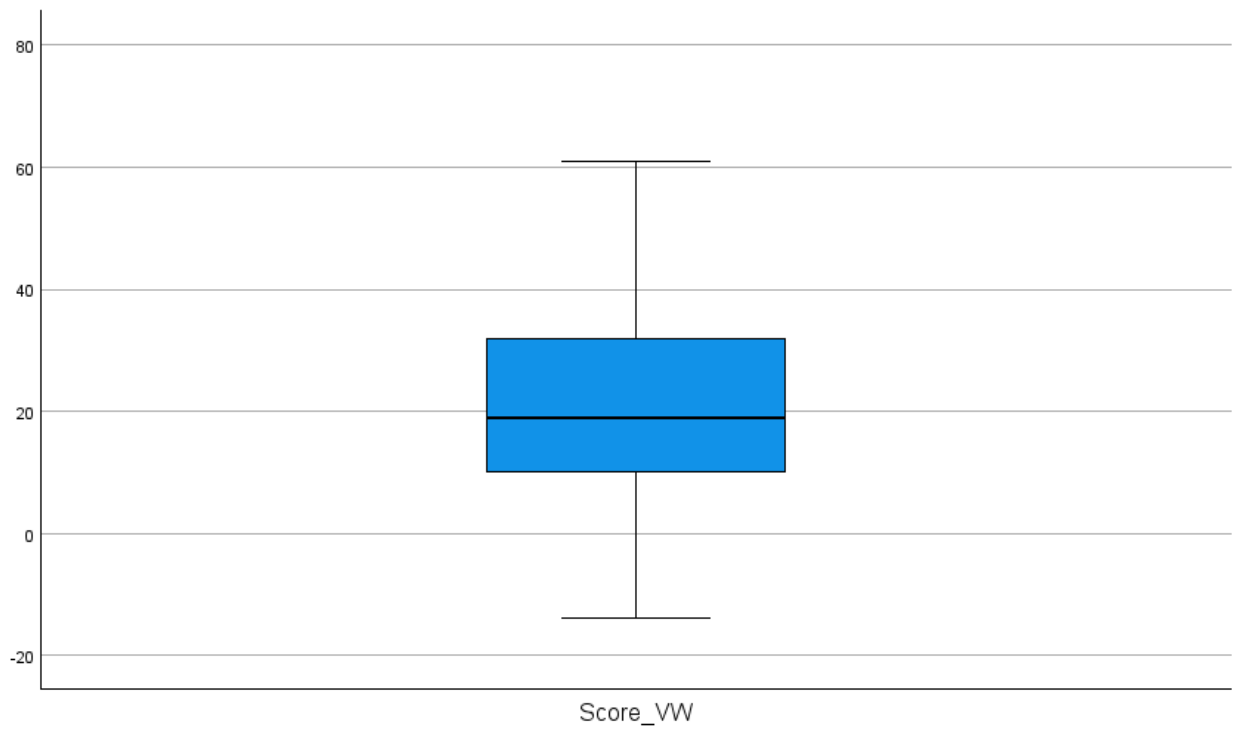
```

  4,00      -1 .   1344
  9,00      -0 .   122344559
  9,00       0 .   044678889
 25,00       1 .   0001111223444556777788999
 19,00       2 .   0011122223455667789
 14,00       3 .   01222345678889
  4,00       4 .   0478
  6,00       5 .   035678
  2,00       6 .   01

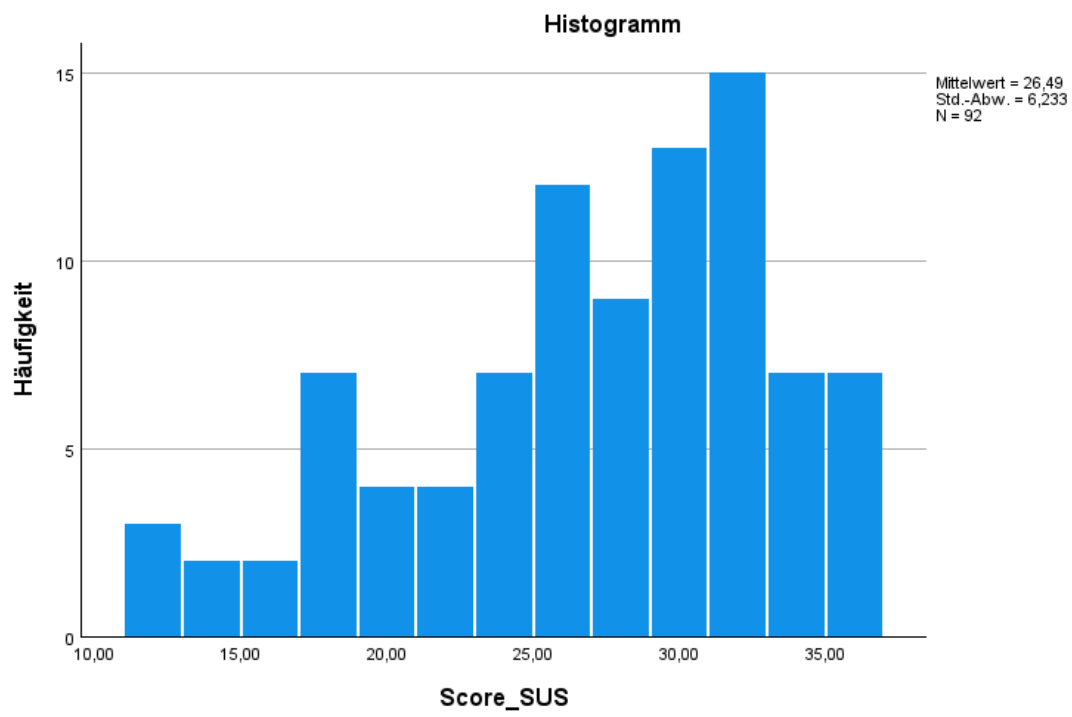
```

Stammbreite:        10,00  
Jedes Blatt:        1 Fälle





Score\_SUS

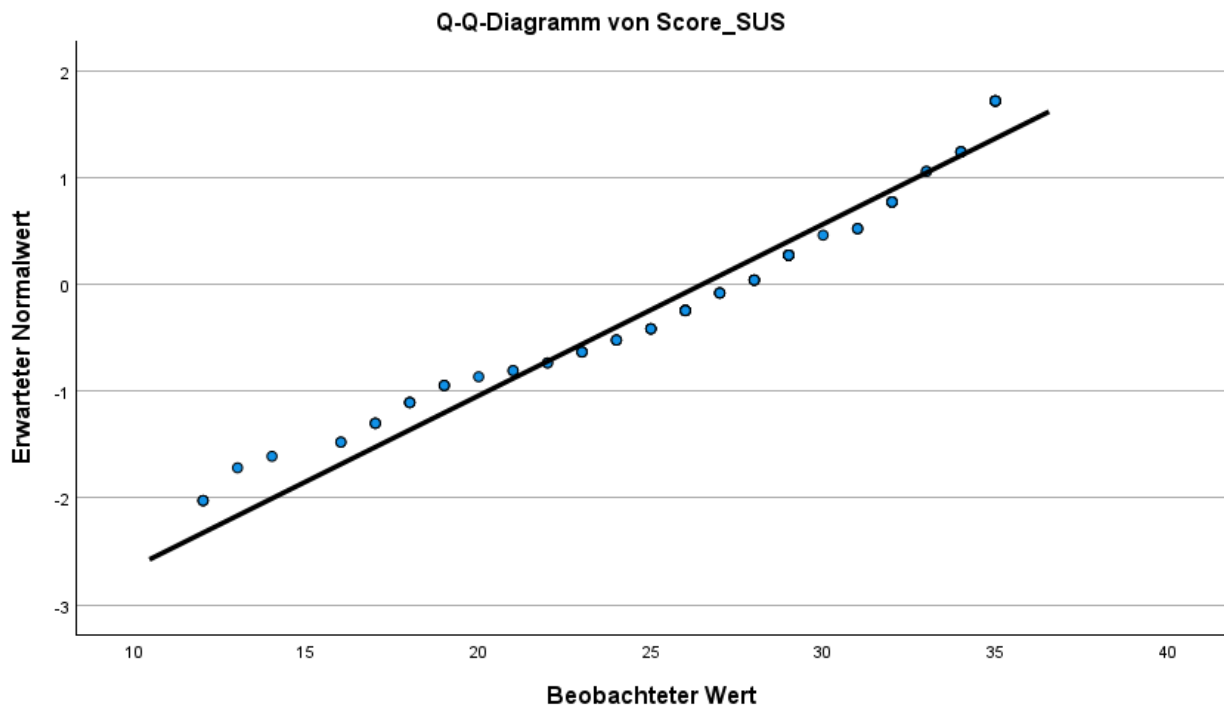


Score\_SUS Stengel-Blatt-Diagramm

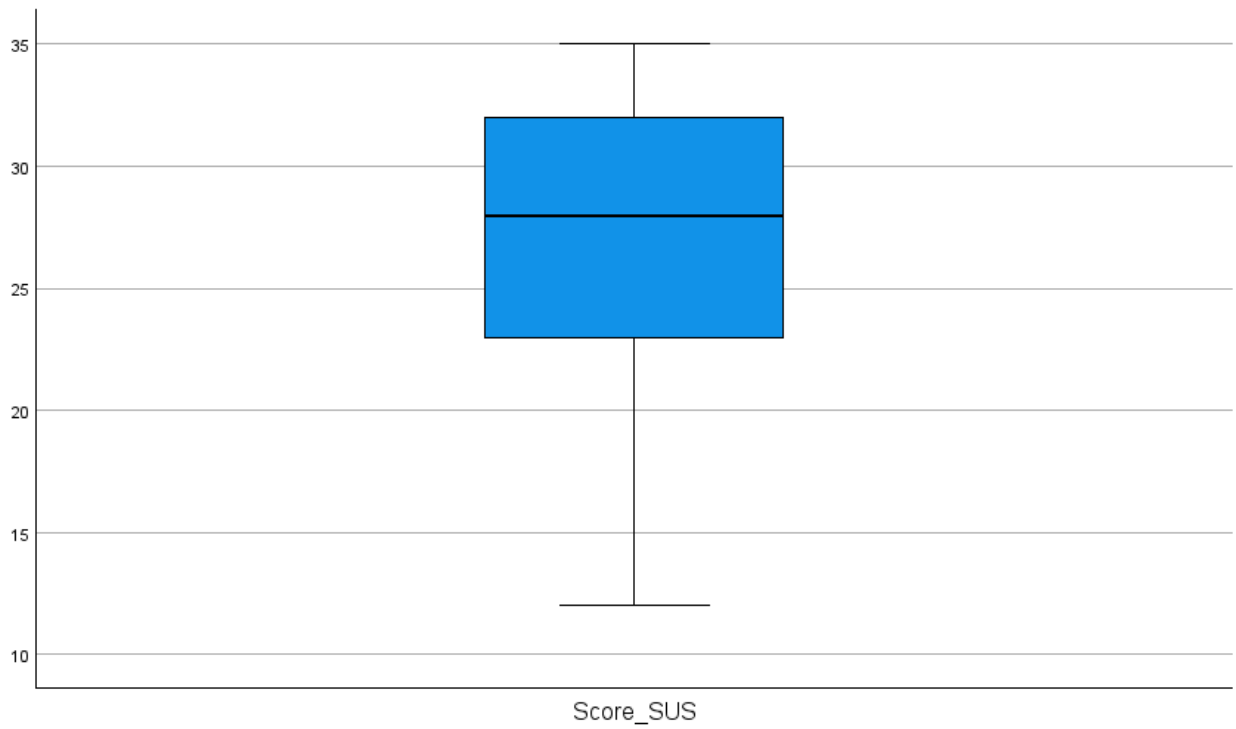
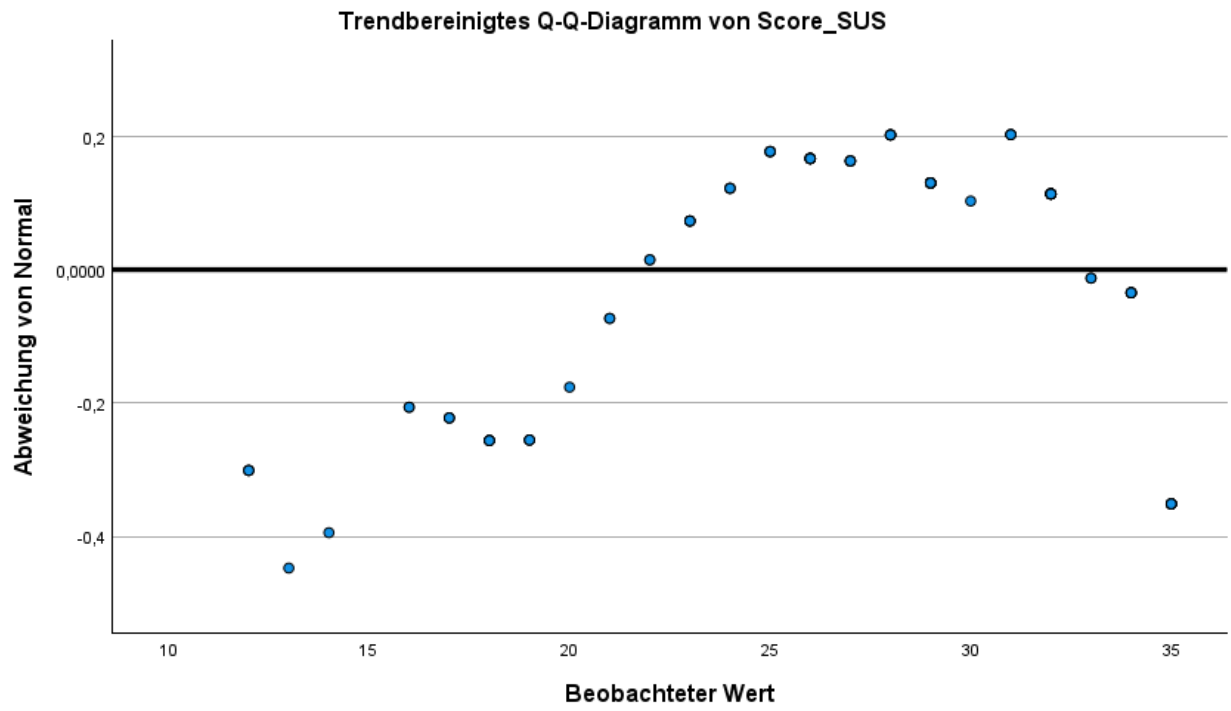
Häufigkeit    Stem &    Blatt

5,00	1 .	22234
12,00	1 .	667778888999
12,00	2 .	011223333444
33,00	2 .	5555666666667777888889999999999999
23,00	3 .	01112222222222223344444
7,00	3 .	5555555

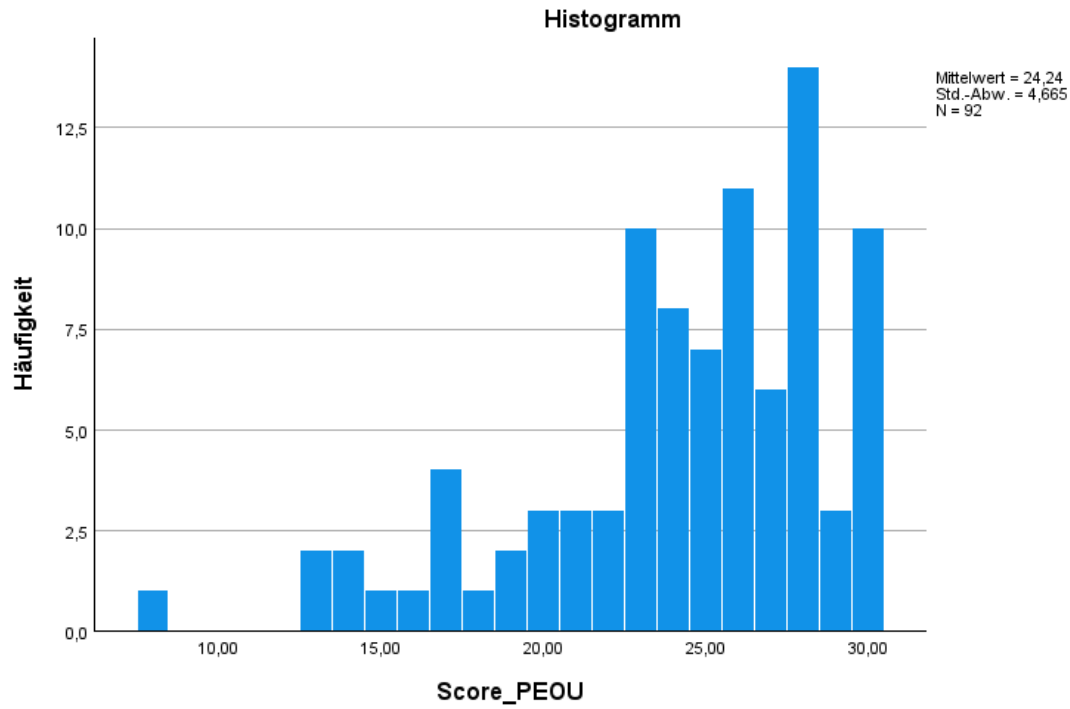
Stammbreite:        10,00  
 Jedes Blatt:        1 Fälle







Score\_PEOU



#### Score\_PEOU Stengel-Blatt-Diagramm

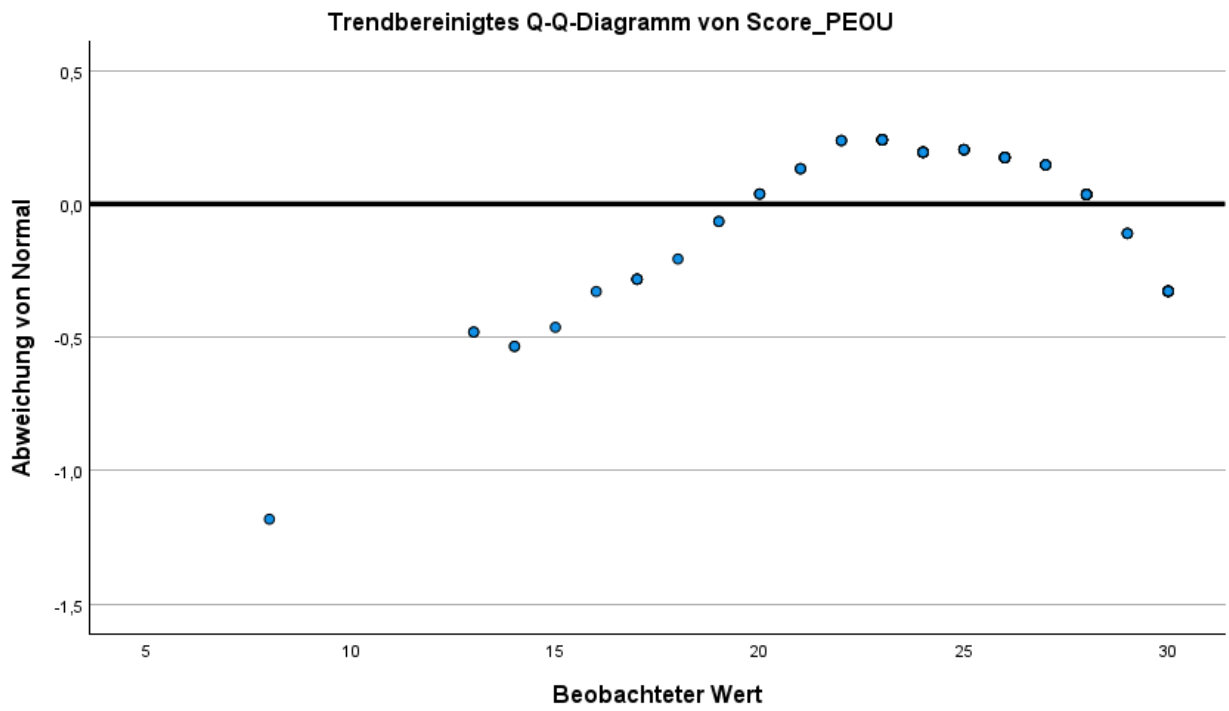
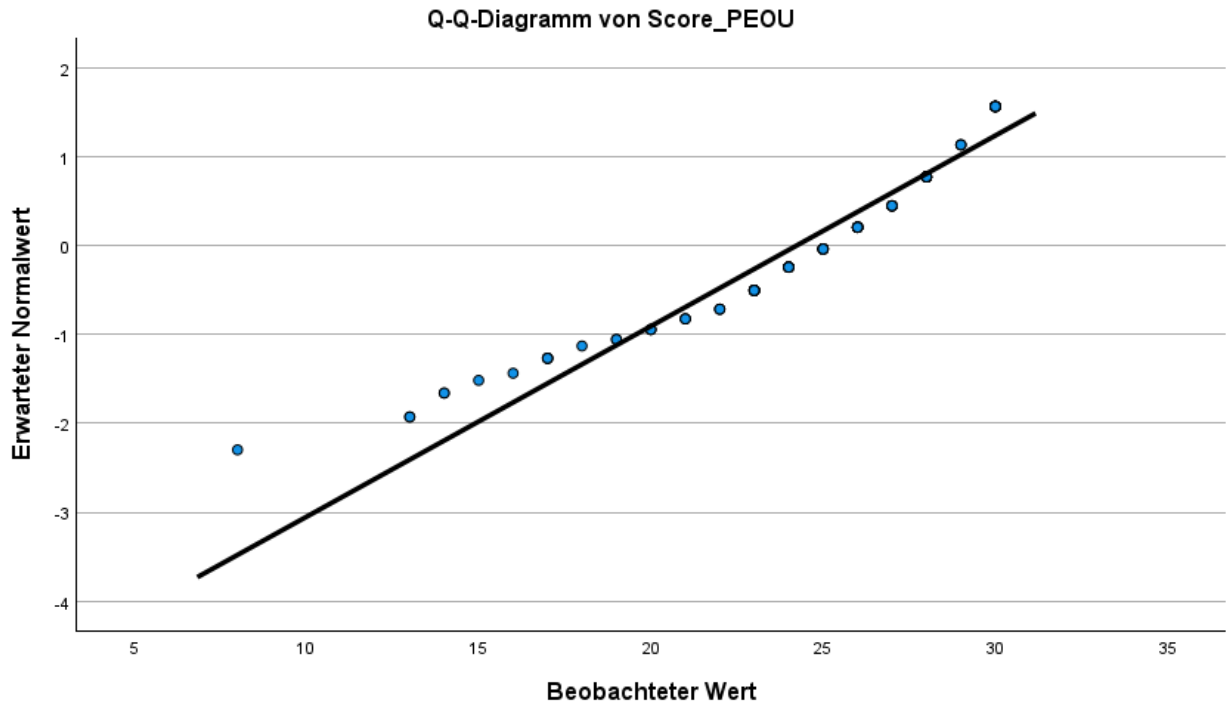
Häufigkeit Stem & Blatt

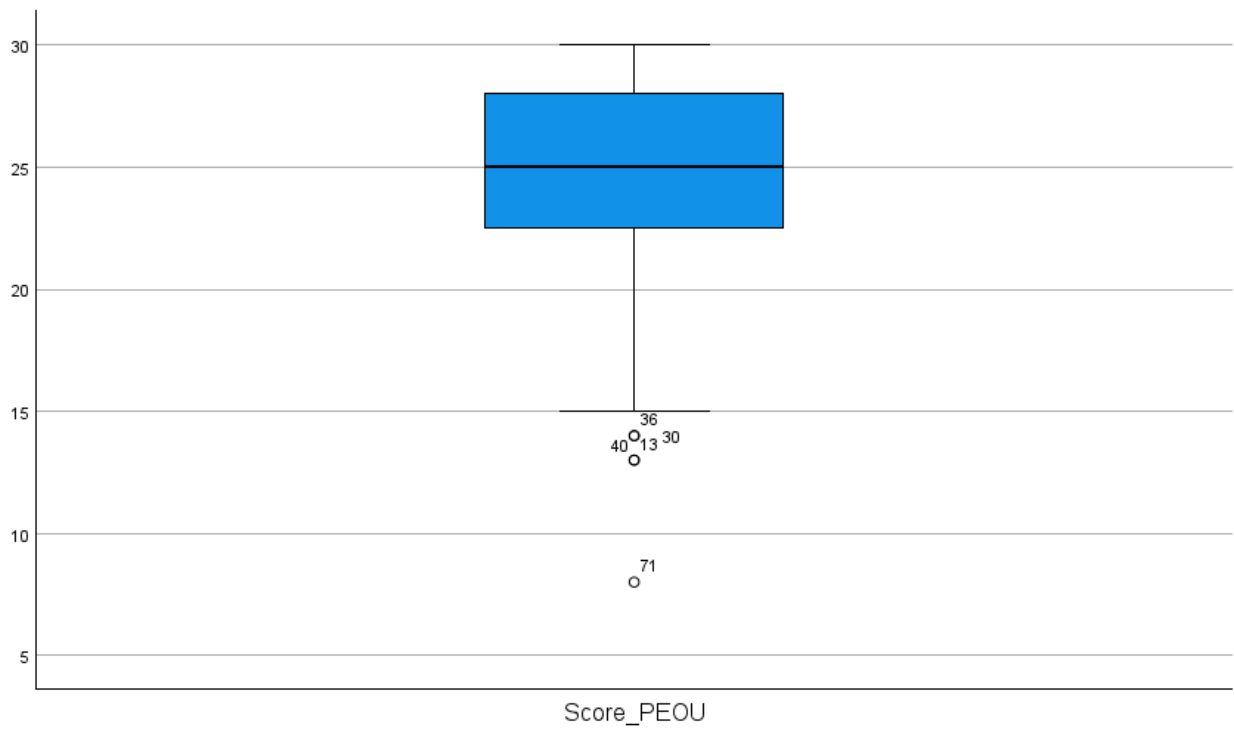
```

5,00 Extremes      (= <14)
,00                1 .
9,00              1 . 567777899
27,00            2 . 000111222333333333344444444
41,00            2 .
555555666666666666667777778888888888888888999
10,00            3 . 0000000000

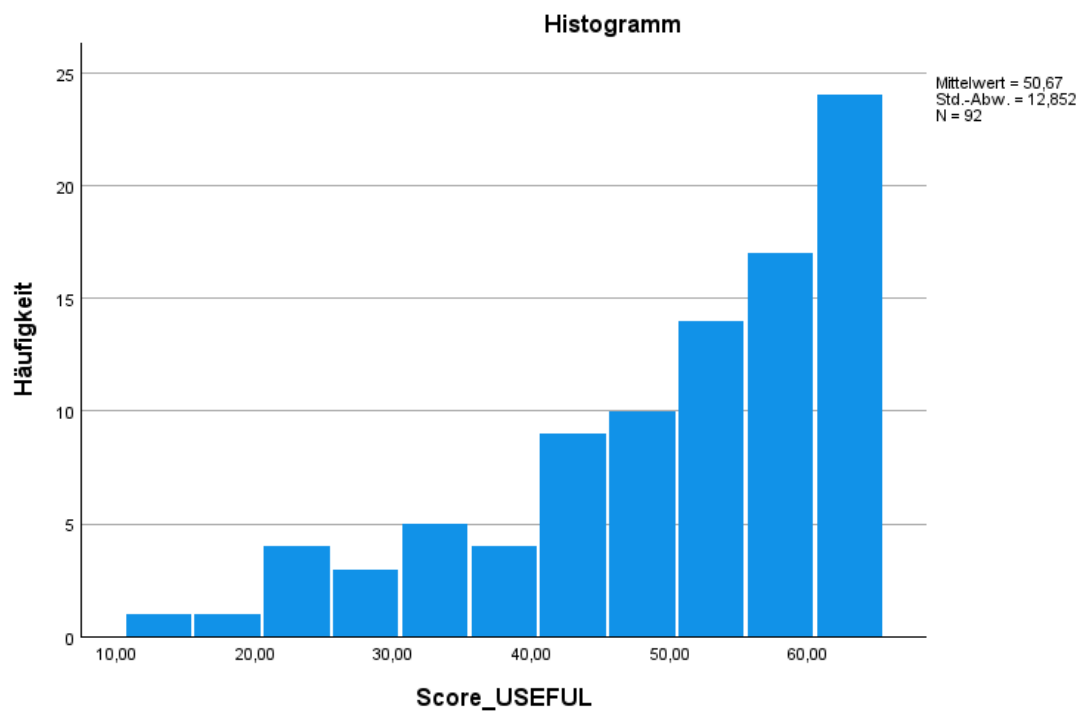
```

Stammbreite: 10,00  
Jedes Blatt: 1 Fälle





Score\_USEFUL

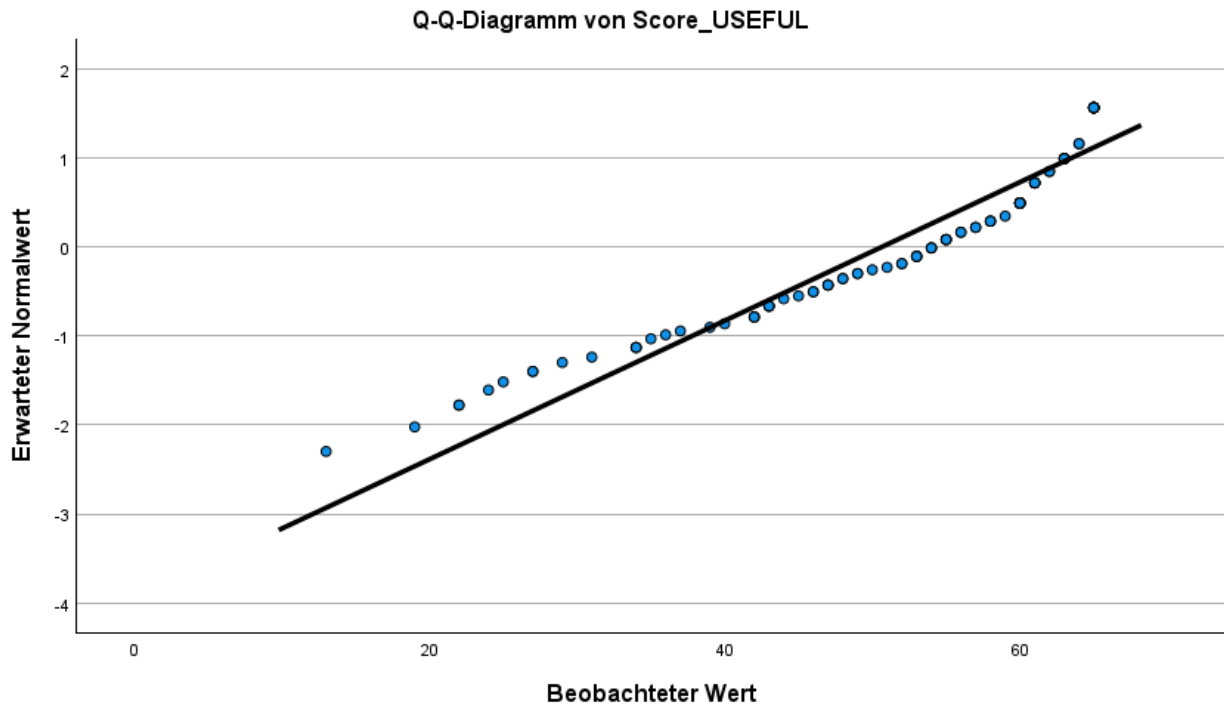


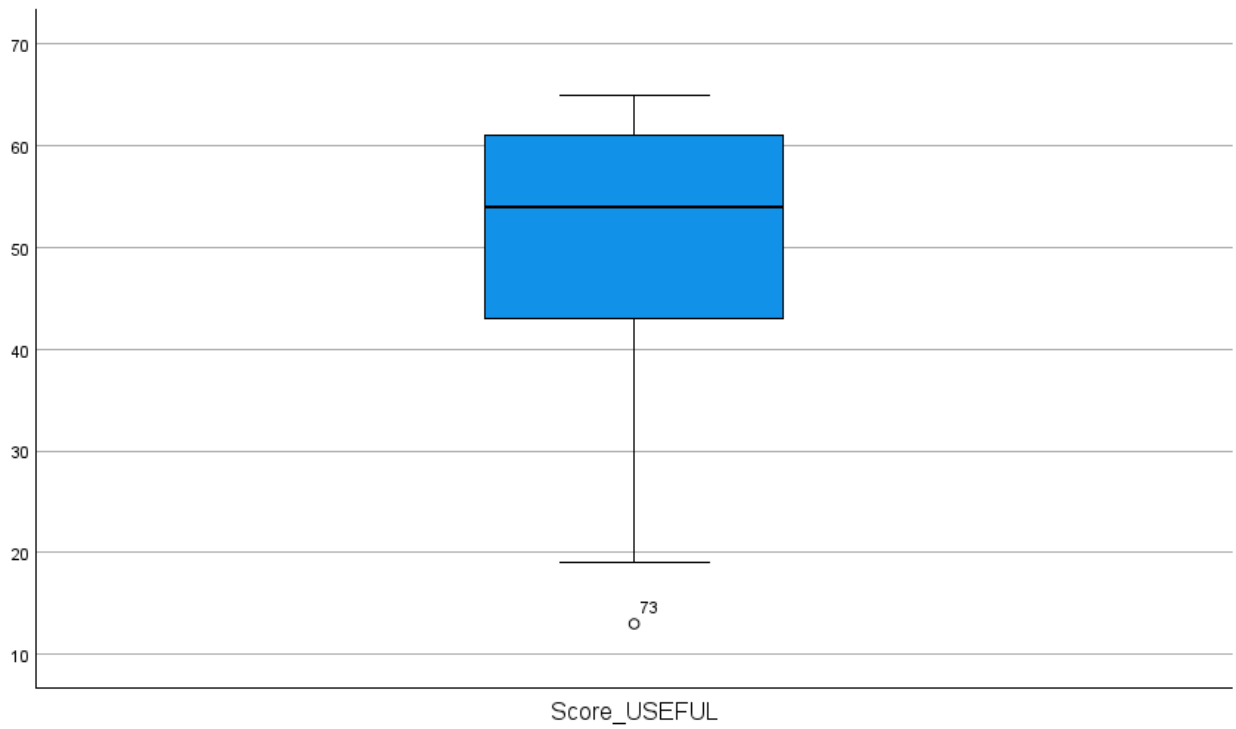
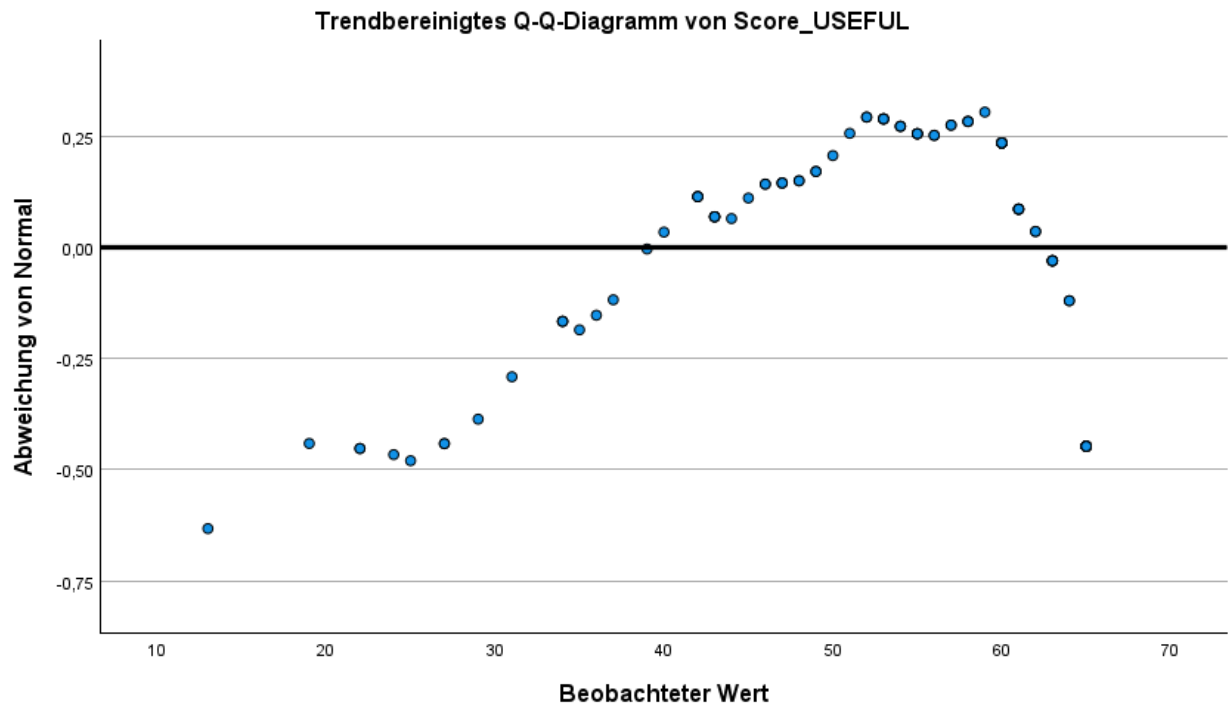
Score\_USEFUL Stengel-Blatt-Diagramm

Häufigkeit Stem & Blatt

Stamm	Blatt	Häufigkeit
1,00	Extremes (= < 13)	
1,00	1 . 9	1
7,00	2 . 2245779	2
8,00	3 . 14445679	3
19,00	4 . 02223333345667778899	4
23,00	5 . 01223333444555566778889	5
33,00	6 . 00000000011111223333344555555555	6

Stammbreite: 10,00  
 Jedes Blatt: 1 Fälle

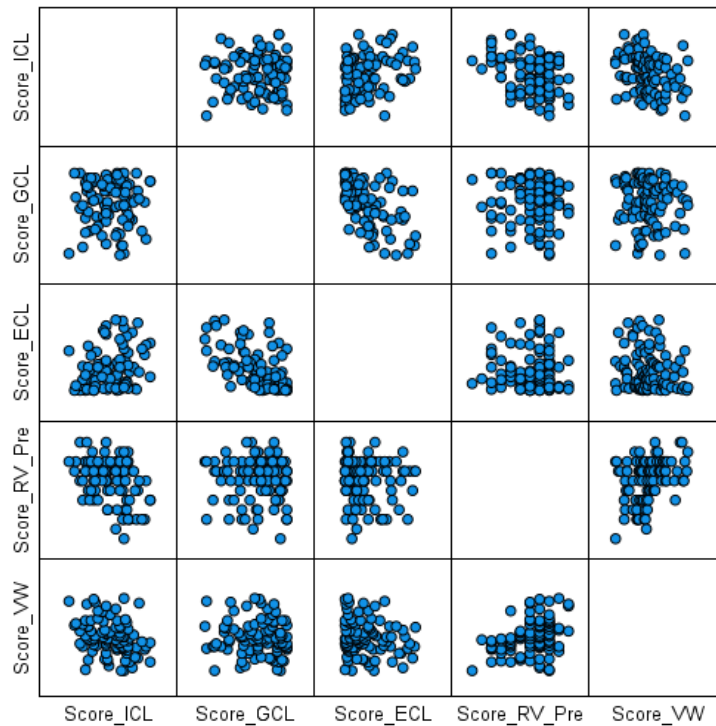




Diagramm

## Hinweise

Ausgabe erstellt		27-APR-2023 17:56:29
Kommentare		
Eingabe	Daten	W:\FD-BC\Mitarbeiter\Witzke, Stefan\03_Promotion\Hauptstudie\Daten\Haupterhebung\Datensätze\Nach Ludwigsburg\24.02.2022\Nach Faktoranalyse_Dummy.sav
	Aktiver Datensatz	DataSet1
	Filter	<keine>
	Gewichtung	<keine>
	Aufgeteilte Datei	<keine>
	Anzahl der Zeilen in der Arbeitsdatei	95
Syntax		<pre>GRAPH /SCATTERPLOT(MATRIX)=Score_ICL Score_GCL Score_ECL Score_RV_Pre Score_VW /MISSING=LISTWISE.</pre>
Ressourcen	Prozessorzeit	00:00:00,17
	Verstrichene Zeit	00:00:00,17



Allgemeines lineares Modell

### Hinweise

Ausgabe erstellt		27-APR-2023 17:57:25
Kommentare		
Eingabe	Daten	W:\FD-BC\Mitarbeiter\Witzke, Stefan\03_Promotion\Hauptstudie\Daten\Haupterhebung\Datensätze\Nach Ludwigsburg\24.02.2022\Nach Faktoranalyse_Dummy.sav
	Aktiver Datensatz	DataSet1
	Filter	<keine>
	Gewichtung	<keine>
	Aufgeteilte Datei	<keine>
	Anzahl der Zeilen in der Arbeitsdatei	95



Behandlung fehlender Werte	Definition für "fehlend"	Benutzerdefinierte fehlende Werte gelten als fehlend.
	Verwendete Fälle	Die Statistik basiert auf allen Fällen mit gültigen Daten für alle Variablen im Modell.
Syntax		<pre>GLM Score_ICL Score_GCL Score_ECL BY Group WITH Score_RV_Pre Score_VW Score_SUS Score_PEOU Score_USEFUL /METHOD=SSTYPE(3) /INTERCEPT=INCLUDE /PLOT=PROFILE(Group) TYPE=BAR ERRORBAR=NO MEANREFERENCE=NO /EMMEANS=TABLES(Group) WITH(Score_RV_Pre=MEAN Score_VW=MEAN Score_SUS=MEAN Score_PEOU=MEAN Score_USEFUL=MEAN) /PRINT=DESCRIPTIVE ETASQ HOMOGENEITY /CRITERIA=ALPHA(.05) /DESIGN=Group Score_RV_Pre Score_VW Score_SUS Score_PEOU Score_USEFUL Group*Score_RV_Pre Group*Score_VW Group*Score_SUS Group*Score_PEOU Group*Score_USEFUL.</pre>
Ressourcen	Prozessorzeit	00:00:00,42
	Verstrichene Zeit	00:00:00,41

## Zwischensubjektfaktoren

		Wertbeschriftung	N
Group	1	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	39
	2	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	53

## Deskriptive Statistiken

	Group	Mittelwert	Standardabweichung	N
Score_ICL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	36,5385	13,37682	39

	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	37,6415	13,86347	53
	Gesamt	37,1739	13,59590	92
Score_GCL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	40,3846	14,98353	39
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	52,6981	10,60404	53
	Gesamt	47,4783	13,97995	92
Score_ECL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	42,9744	19,28387	39
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	25,6415	18,00010	53
	Gesamt	32,9891	20,36183	92

### Box-Test auf Gleichheit der Kovarianz- Matrizen<sup>a</sup>

Box' M	8,124
F	1,303
df1	6
df2	46204,671
Sig.	,252

Prüft die Nullhypothese,  
dass die beobachteten  
Kovarianz- matrizen  
der abhängigen  
Variablen über die  
Gruppen gleich sind.

a. Design: Konstanter  
 Term + Group +  
 Score\_RV\_Pre +  
 Score\_VW +  
 Score\_SUS +  
 Score\_PEOU +  
 Score\_USEFUL + Group  
 \* Score\_RV\_Pre +  
 Group \* Score\_VW +  
 Group \* Score\_SUS +  
 Group \* Score\_PEOU +  
 Group \* Score\_USEFUL

### Multivariate Tests<sup>a</sup>

Effekt		Wert	F	Hypothes e df	Fehler df	Sig.	Partielle s Eta- Quadrat
Konstanter Term	Pillai-Spur	,832	128,828 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,00 0	,832
	Wilks-Lambda	,168	128,828 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,00 0	,832
	Hotelling-Spur	4,95 5	128,828 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,00 0	,832
	Größte charakteristisch e Wurzel nach Roy	4,95 5	128,828 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,00 0	,832
Group	Pillai-Spur	,041	1,121 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,34 6	,041
	Wilks-Lambda	,959	1,121 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,34 6	,041
	Hotelling-Spur	,043	1,121 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,34 6	,041
	Größte charakteristisch e Wurzel nach Roy	,043	1,121 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,34 6	,041
Score_RV_Pre	Pillai-Spur	,083	2,353 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,07 9	,083
	Wilks-Lambda	,917	2,353 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,07 9	,083

	Hotelling-Spur	,091	2,353 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,07 9	,083
	Größte charakteristisch e Wurzel nach Roy	,091	2,353 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,07 9	,083
Score_VW	Pillai-Spur	,092	2,620 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,05 7	,092
	Wilks-Lambda	,908	2,620 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,05 7	,092
	Hotelling-Spur	,101	2,620 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,05 7	,092
	Größte charakteristisch e Wurzel nach Roy	,101	2,620 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,05 7	,092
Score_SUS	Pillai-Spur	,169	5,292 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,00 2	,169
	Wilks-Lambda	,831	5,292 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,00 2	,169
	Hotelling-Spur	,204	5,292 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,00 2	,169
	Größte charakteristisch e Wurzel nach Roy	,204	5,292 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,00 2	,169
Score_PEOU	Pillai-Spur	,301	11,203 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,00 0	,301
	Wilks-Lambda	,699	11,203 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,00 0	,301
	Hotelling-Spur	,431	11,203 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,00 0	,301
	Größte charakteristisch e Wurzel nach Roy	,431	11,203 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,00 0	,301
Score_USEFUL	Pillai-Spur	,427	19,401 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,00 0	,427
	Wilks-Lambda	,573	19,401 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,00 0	,427
	Hotelling-Spur	,746	19,401 <sup>b</sup>	3,000	78,00 0	,00 0	,427

	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,746	19,401 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,000	,427
Group * Score_RV_Pre	Pillai-Spur	,040	1,074 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,365	,040
	Wilks-Lambda	,960	1,074 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,365	,040
	Hotelling-Spur	,041	1,074 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,365	,040
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,041	1,074 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,365	,040
Group * Score_VW	Pillai-Spur	,044	1,193 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,318	,044
	Wilks-Lambda	,956	1,193 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,318	,044
	Hotelling-Spur	,046	1,193 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,318	,044
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,046	1,193 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,318	,044
Group * Score_SUS	Pillai-Spur	,111	3,245 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,026	,111
	Wilks-Lambda	,889	3,245 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,026	,111
	Hotelling-Spur	,125	3,245 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,026	,111
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,125	3,245 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,026	,111
Group * Score_PEOU	Pillai-Spur	,054	1,497 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,222	,054
	Wilks-Lambda	,946	1,497 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,222	,054
	Hotelling-Spur	,058	1,497 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,222	,054

	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,058	1,497 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,222	,054
Group * Score_USEFUL	Pillai-Spur	,082	2,315 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,082	,082
	Wilks-Lambda	,918	2,315 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,082	,082
	Hotelling-Spur	,089	2,315 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,082	,082
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,089	2,315 <sup>b</sup>	3,000	78,000	,082	,082

a. Design: Konstanter Term + Group + Score\_RV\_Pre + Score\_VW + Score\_SUS + Score\_PEOU + Score\_USEFUL + Group \* Score\_RV\_Pre + Group \* Score\_VW + Group \* Score\_SUS + Group \* Score\_PEOU + Group \* Score\_USEFUL

b. Exakte Statistik

### Levene-Test auf Gleichheit der Fehlervarianzen<sup>a</sup>

	F	df1	df2	Sig.
Score_ICL	,176	1	90	,676
Score_GCL	8,829	1	90	,004
Score_ECL	6,040	1	90	,016

Prüft die Nullhypothese, dass die Fehlervarianz der abhängigen Variablen über Gruppen hinweg gleich ist.

a. Design: Konstanter Term + Group + Score\_RV\_Pre + Score\_VW + Score\_SUS + Score\_PEOU + Score\_USEFUL + Group \* Score\_RV\_Pre + Group \* Score\_VW + Group \* Score\_SUS + Group \* Score\_PEOU + Group \* Score\_USEFUL

### Tests der Zwischensubjekteffekte

Quelle	Abhängige Variable	Typ III Quadratsumme	df	Mittel der Quadrate	F	Sig.	Partielle s Eta-Quadrat
Korrigiertes Modell	Score_ICL	5957,369 <sup>a</sup>	1	541,579	3,988	,000	,354
	Score_GCL	12118,798 <sup>b</sup>	1	1101,709	15,555	,000	,681

	Score_EC L	29617,602 <sup>c</sup>	1 1	2692,509	26,555	,00 0	,785
Konstanter Term	Score_ICL	12438,356	1	12438,35 6	91,594	,00 0	,534
	Score_GC L	169,079	1	169,079	2,387	,12 6	,029
	Score_EC L	32676,635	1	32676,63 5	322,27 9	,00 0	,801
Group	Score_ICL	,008	1	,008	,000	,99 4	,000
	Score_GC L	41,437	1	41,437	,585	,44 7	,007
	Score_EC L	279,116	1	279,116	2,753	,10 1	,033
Score_RV_Pre	Score_ICL	731,781	1	731,781	5,389	,02 3	,063
	Score_GC L	33,124	1	33,124	,468	,49 6	,006
	Score_EC L	106,077	1	106,077	1,046	,30 9	,013
Score_VW	Score_ICL	655,387	1	655,387	4,826	,03 1	,057
	Score_GC L	53,996	1	53,996	,762	,38 5	,009
	Score_EC L	287,193	1	287,193	2,832	,09 6	,034
Score_SUS	Score_ICL	199,328	1	199,328	1,468	,22 9	,018
	Score_GC L	64,417	1	64,417	,909	,34 3	,011
	Score_EC L	1495,591	1	1495,591	14,751	,00 0	,156
Score_PEOU	Score_ICL	611,635	1	611,635	4,504	,03 7	,053
	Score_GC L	14,753	1	14,753	,208	,64 9	,003
	Score_EC L	3146,080	1	3146,080	31,029	,00 0	,279
Score_USEFU L	Score_ICL	190,305	1	190,305	1,401	,24 0	,017
	Score_GC L	4028,179	1	4028,179	56,874	,00 0	,416

	Score_EC L	178,667	1	178,667	1,762	,18 8	,022
Group * Score_RV_Pre	Score_ICL	107,639	1	107,639	,793	,37 6	,010
	Score_GC L	1,692	1	1,692	,024	,87 8	,000
	Score_EC L	273,266	1	273,266	2,695	,10 5	,033
Group * Score_VW	Score_ICL	398,299	1	398,299	2,933	,09 1	,035
	Score_GC L	44,107	1	44,107	,623	,43 2	,008
	Score_EC L	16,264	1	16,264	,160	,69 0	,002
Group * Score_SUS	Score_ICL	480,520	1	480,520	3,538	,06 4	,042
	Score_GC L	40,929	1	40,929	,578	,44 9	,007
	Score_EC L	538,336	1	538,336	5,309	,02 4	,062
Group * Score_PEOU	Score_ICL	161,635	1	161,635	1,190	,27 9	,015
	Score_GC L	5,288	1	5,288	,075	,78 5	,001
	Score_EC L	305,329	1	305,329	3,011	,08 7	,036
Group * Score_USEFU L	Score_ICL	276,860	1	276,860	2,039	,15 7	,025
	Score_GC L	31,345	1	31,345	,443	,50 8	,006
	Score_EC L	433,189	1	433,189	4,272	,04 2	,051
Fehler	Score_ICL	10863,849	8 0	135,798			
	Score_GC L	5666,158	8 0	70,827			
	Score_EC L	8111,387	8 0	101,392			
Gesamt	Score_ICL	143956,000	9 2				
	Score_GC L	225170,000	9 2				



	Score_EC L	137851,000	9 2				
Korrigierte Gesamtvariatio n	Score_ICL	16821,217	9 1				
	Score_GC L	17784,957	9 1				
	Score_EC L	37728,989	9 1				

a. R-Quadrat = ,354 (korrigiertes R-Quadrat = ,265)

b. R-Quadrat = ,681 (korrigiertes R-Quadrat = ,638)

c. R-Quadrat = ,785 (korrigiertes R-Quadrat = ,755)

Geschätzte Randmittel

Abhängige Variable	Group	Group			
		Mittelwert	Std.- Fehler	95% Konfidenzintervall	
				Untergrenze	Obergrenze
Score_ICL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	34,945 <sup>a</sup>	2,239	30,490	39,400
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	38,824 <sup>a</sup>	1,878	35,086	42,561
Score_GCL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	45,703 <sup>a</sup>	1,617	42,486	48,921
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	49,223 <sup>a</sup>	1,356	46,524	51,922
Score_ECL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	34,519 <sup>a</sup>	1,934	30,669	38,369
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	31,191 <sup>a</sup>	1,623	27,962	34,421

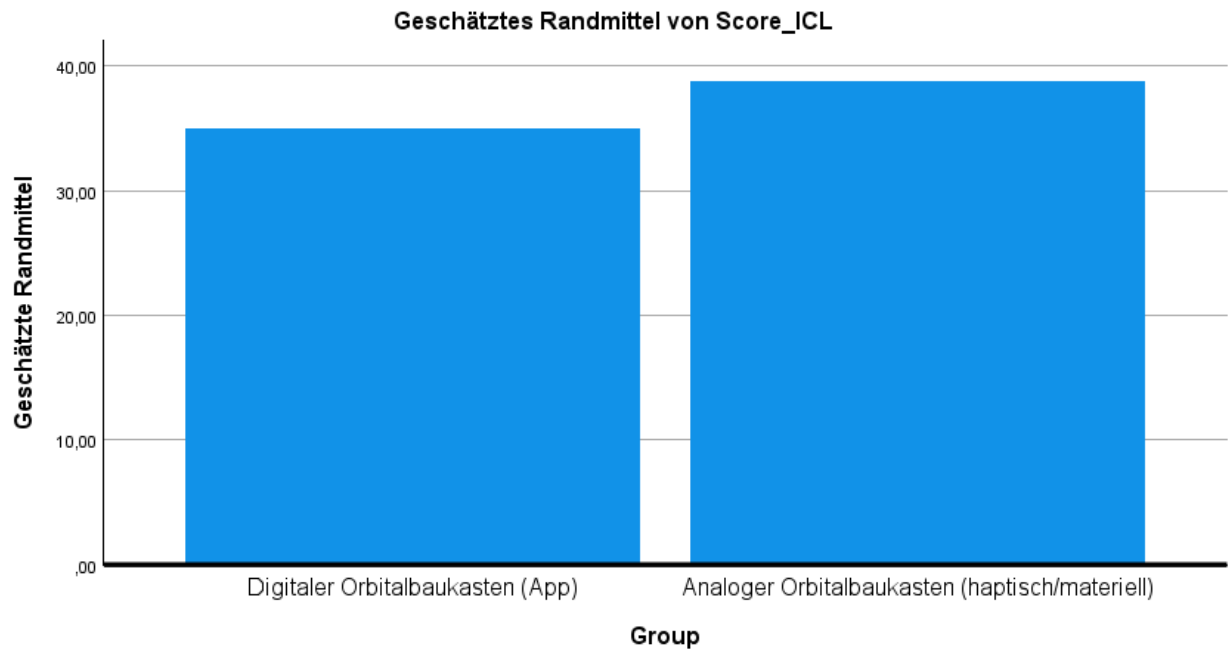
a. Die Kovariaten in dem Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet:

Score\_RV\_Pre = 6,0870, Score\_VW = 20,5652, Score\_SUS = 26,4891,

Score\_PEOU = 24,2391, Score\_USEFUL = 50,6739.

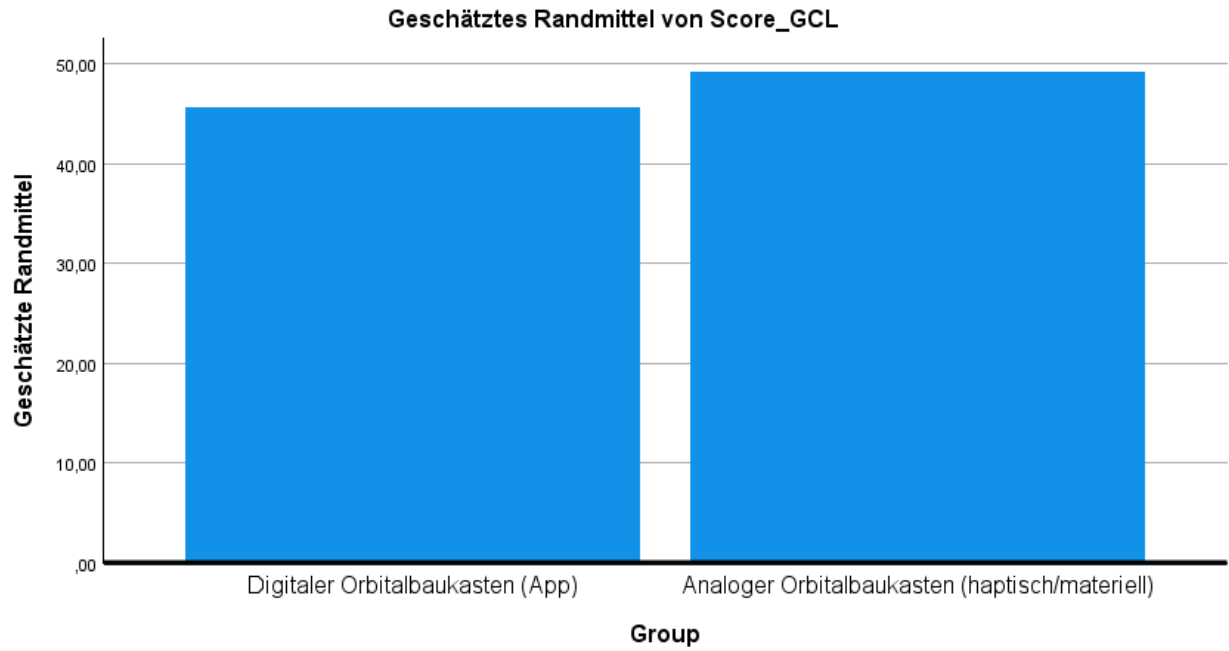
## Profilplots

Score\_ICL



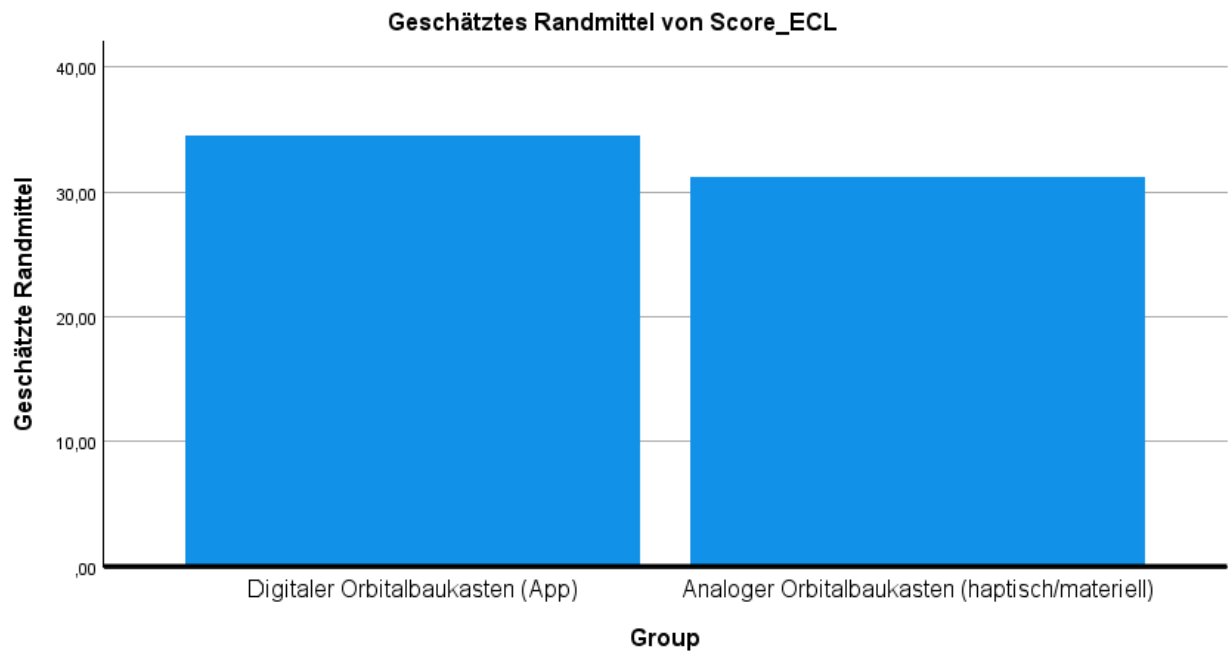
Die Kovariaten im Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet: Score\_RV\_Pre = 6,0870, Score\_VW = 20,5652, Score\_SUS = 26,4891, Score\_PEOU = 24,2391, Score\_USEFUL = 50,6739

Score\_GCL



Die Kovariaten im Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet: Score\_RV\_Pre = 6,0870, Score\_VW = 20,5652, Score\_SUS = 26,4891, Score\_PEOU = 24,2391, Score\_USEFUL = 50,6739

Score\_ECL



Die Kovariaten im Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet: Score\_RV\_Pre = 6,0870, Score\_VW = 20,5652, Score\_SUS = 26,4891, Score\_PEOU = 24,2391, Score\_USEFUL = 50,6739

**Hinweise**

Ausgabe erstellt		27-APR-2023 18:01:40
Kommentare		
Eingabe	Daten	W:\FD-BC\Mitarbeiter\Witzke, Stefan\03_Promotion\Hauptstudie\Daten\Haupterhebung\Datensätze\Nach Ludwigsburg\24.02.2022\Nach Faktoranalyse_Dummy.sav
	Aktiver Datensatz	DataSet1
	Filter	<keine>
	Gewichtung	<keine>
	Aufgeteilte Datei	<keine>
	Anzahl der Zeilen in der Arbeitsdatei	95
Behandlung fehlender Werte	Definition für "fehlend"	Benutzerdefinierte fehlende Werte gelten als fehlend.
	Verwendete Fälle	Die Statistik basiert auf allen Fällen mit gültigen Daten für alle Variablen im Modell.
Syntax		GLM Score_ICL Score_GCL Score_ECL BY Group WITH Score_RV_Pre Score_VW Score_SUS Score_PEOU Score_USEFUL /METHOD=SSTYPE(3) /INTERCEPT=INCLUDE /PLOT=PROFILE(Group) TYPE=BAR ERRORBAR=NO MEANREFERENCE=NO /EMMEANS=TABLES(Group) WITH(Score_RV_Pre=MEAN Score_VW=MEAN Score_SUS=MEAN Score_PEOU=MEAN Score_USEFUL=MEAN) /PRINT=DESCRIPTIVE ETASQ HOMOGENEITY /CRITERIA=ALPHA(.05) /DESIGN=Score_RV_Pre Score_VW Score_SUS Score_PEOU Score_USEFUL Group.

Ressourcen	Prozessorzeit	00:00:00,39
	Verstrichene Zeit	00:00:00,40

### Zwischensubjektfaktoren

Group	Wertbeschriftung	N
1	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	39
2	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	53

### Deskriptive Statistiken

	Group	Mittelwert	Standardabweichung	N
Score_ICL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	36,5385	13,37682	39
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	37,6415	13,86347	53
	Gesamt	37,1739	13,59590	92
Score_GCL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	40,3846	14,98353	39
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	52,6981	10,60404	53
	Gesamt	47,4783	13,97995	92
Score_ECL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	42,9744	19,28387	39
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	25,6415	18,00010	53
	Gesamt	32,9891	20,36183	92

## Box-Test auf Gleichheit der Kovarianz- Matrizen<sup>a</sup>

Box' M	8,124
F	1,303
df1	6
df2	46204,671
Sig.	,252

Prüft die Nullhypothese, dass die beobachteten Kovarianzmatrizen der abhängigen Variablen über die Gruppen gleich sind.

a. Design: Konstanter Term + Score\_RV\_Pre + Score\_VW + Score\_SUS + Score\_PEOU + Score\_USEFUL + Group

## Multivariate Tests<sup>a</sup>

Effekt		Wert	F	Hypothes e df	Fehler df	Sig.	Partielle s Eta- Quadrat
Konstanter Term	Pillai-Spur	,828	133,591 <sub>b</sub>	3,000	83,00 0	,00 0	,828
	Wilks-Lambda	,172	133,591 <sub>b</sub>	3,000	83,00 0	,00 0	,828
	Hotelling-Spur	4,82 9	133,591 <sub>b</sub>	3,000	83,00 0	,00 0	,828
	Größte charakteristisch e Wurzel nach Roy	4,82 9	133,591 <sub>b</sub>	3,000	83,00 0	,00 0	,828
Score_RV_Pre	Pillai-Spur	,074	2,215 <sup>b</sup>	3,000	83,00 0	,09 2	,074
	Wilks-Lambda	,926	2,215 <sup>b</sup>	3,000	83,00 0	,09 2	,074

	Hotelling-Spur	,080	2,215 <sup>b</sup>	3,000	83,00 0	,09 2	,074
	Größte charakteristisch e Wurzel nach Roy	,080	2,215 <sup>b</sup>	3,000	83,00 0	,09 2	,074
Score_VW	Pillai-Spur	,077	2,317 <sup>b</sup>	3,000	83,00 0	,08 2	,077
	Wilks-Lambda	,923	2,317 <sup>b</sup>	3,000	83,00 0	,08 2	,077
	Hotelling-Spur	,084	2,317 <sup>b</sup>	3,000	83,00 0	,08 2	,077
	Größte charakteristisch e Wurzel nach Roy	,084	2,317 <sup>b</sup>	3,000	83,00 0	,08 2	,077
Score_SUS	Pillai-Spur	,136	4,368 <sup>b</sup>	3,000	83,00 0	,00 7	,136
	Wilks-Lambda	,864	4,368 <sup>b</sup>	3,000	83,00 0	,00 7	,136
	Hotelling-Spur	,158	4,368 <sup>b</sup>	3,000	83,00 0	,00 7	,136
	Größte charakteristisch e Wurzel nach Roy	,158	4,368 <sup>b</sup>	3,000	83,00 0	,00 7	,136
Score_PEOU	Pillai-Spur	,301	11,937 <sup>b</sup>	3,000	83,00 0	,00 0	,301
	Wilks-Lambda	,699	11,937 <sup>b</sup>	3,000	83,00 0	,00 0	,301
	Hotelling-Spur	,431	11,937 <sup>b</sup>	3,000	83,00 0	,00 0	,301
	Größte charakteristisch e Wurzel nach Roy	,431	11,937 <sup>b</sup>	3,000	83,00 0	,00 0	,301
Score_USEFUL	Pillai-Spur	,459	23,512 <sup>b</sup>	3,000	83,00 0	,00 0	,459
	Wilks-Lambda	,541	23,512 <sup>b</sup>	3,000	83,00 0	,00 0	,459
	Hotelling-Spur	,850	23,512 <sup>b</sup>	3,000	83,00 0	,00 0	,459

	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,850	23,512 <sup>b</sup>	3,000	83,000	,000	,459
Group	Pillai-Spur	,070	2,094 <sup>b</sup>	3,000	83,000	,107	,070
	Wilks-Lambda	,930	2,094 <sup>b</sup>	3,000	83,000	,107	,070
	Hotelling-Spur	,076	2,094 <sup>b</sup>	3,000	83,000	,107	,070
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,076	2,094 <sup>b</sup>	3,000	83,000	,107	,070

a. Design: Konstanter Term + Score\_RV\_Pre + Score\_VW + Score\_SUS + Score\_PEOU + Score\_USEFUL + Group

b. Exakte Statistik

### Levene-Test auf Gleichheit der Fehlervarianzen<sup>a</sup>

	F	df1	df2	Sig.
Score_ICL	,049	1	90	,826
Score_GCL	9,054	1	90	,003
Score_ECL	4,151	1	90	,045

Prüft die Nullhypothese, dass die Fehlervarianz der abhängigen Variablen über Gruppen hinweg gleich ist.

a. Design: Konstanter Term + Score\_RV\_Pre + Score\_VW + Score\_SUS + Score\_PEOU + Score\_USEFUL + Group

### Tests der Zwischensubjekteffekte

Quelle	Abhängige Variable	Typ III Quadratsumme	df	Mittel der Quadrate	F	Sig.	Partielle s Eta- Quadrat
Korrigiertes Modell	Score_ICL	4987,836 <sup>a</sup>	6	831,306	5,971	,000	,297
	Score_GCL	11978,191 <sup>b</sup>	6	1996,365	29,223	,000	,674
	Score_ECL	28554,914 <sup>c</sup>	6	4759,152	44,095	,000	,757
Konstanter Term	Score_ICL	11962,637	1	11962,637	85,928	,000	,503



	Score_GCL	146,920	1	146,920	2,151	,146	,025
	Score_ECL	35268,086	1	35268,086	326,767	,000	,794
Score_RV_Pre	Score_ICL	792,364	1	792,364	5,692	,019	,063
	Score_GCL	20,713	1	20,713	,303	,583	,004
	Score_ECL	88,254	1	88,254	,818	,368	,010
Score_VW	Score_ICL	420,715	1	420,715	3,022	,086	,034
	Score_GCL	37,411	1	37,411	,548	,461	,006
	Score_ECL	388,835	1	388,835	3,603	,061	,041
Score_SUS	Score_ICL	435,386	1	435,386	3,127	,081	,035
	Score_GCL	43,136	1	43,136	,631	,429	,007
	Score_ECL	1085,045	1	1085,045	10,053	,002	,106
Score_PEOU	Score_ICL	412,239	1	412,239	2,961	,089	,034
	Score_GCL	12,830	1	12,830	,188	,666	,002
	Score_ECL	3632,502	1	3632,502	33,656	,000	,284
Score_USEFUL	Score_ICL	396,303	1	396,303	2,847	,095	,032
	Score_GCL	4581,346	1	4581,346	67,062	,000	,441
	Score_ECL	461,267	1	461,267	4,274	,042	,048
Group	Score_ICL	220,769	1	220,769	1,586	,211	,018
	Score_GCL	217,371	1	217,371	3,182	,078	,036
	Score_ECL	207,235	1	207,235	1,920	,169	,022
Fehler	Score_ICL	11833,381	85	139,216			

	Score_GC L	5806,766	8 5	68,315			
	Score_EC L	9174,076	8 5	107,930			
Gesamt	Score_ICL	143956,000	9 2				
	Score_GC L	225170,000	9 2				
	Score_EC L	137851,000	9 2				
Korrigierte Gesamtvariatio n	Score_ICL	16821,217	9 1				
	Score_GC L	17784,957	9 1				
	Score_EC L	37728,989	9 1				

- a. R-Quadrat = ,297 (korrigiertes R-Quadrat = ,247)  
b. R-Quadrat = ,674 (korrigiertes R-Quadrat = ,650)  
c. R-Quadrat = ,757 (korrigiertes R-Quadrat = ,740)

Geschätzte Randmittel

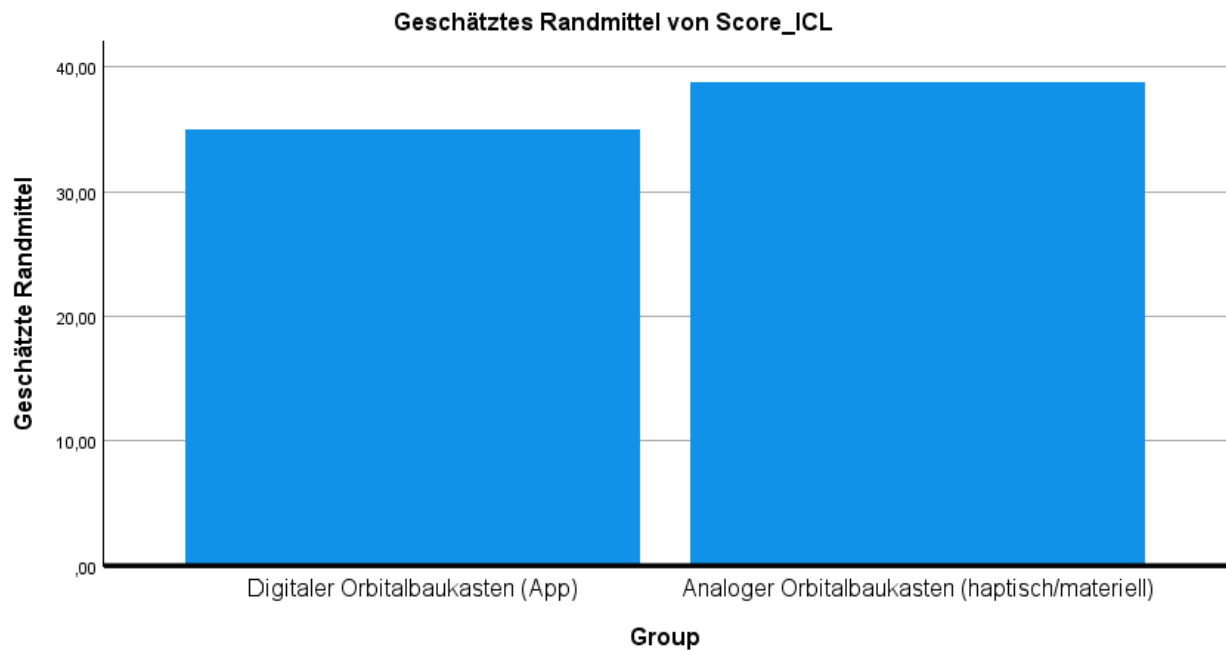
Abhängige Variable	Group	Group			
		Mittelwert	Std.- Fehler	95% Konfidenzintervall	
				Untergrenze	Obergrenze
Score_ICL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	35,041 <sup>a</sup>	2,093	30,879	39,203
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	38,743 <sup>a</sup>	1,751	35,262	42,225
Score_GCL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	45,362 <sup>a</sup>	1,466	42,446	48,277
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	49,036 <sup>a</sup>	1,227	46,597	51,475
Score_ECL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	35,056 <sup>a</sup>	1,843	31,391	38,720

Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	31,468 <sup>a</sup>	1,542	28,403	34,534
--	---------------------	-------	--------	--------

a. Die Kovariaten in dem Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet:  
 Score\_RV\_Pre = 6,0870, Score\_VW = 20,5652, Score\_SUS = 26,4891,  
 Score\_PEOU = 24,2391, Score\_USEFUL = 50,6739.

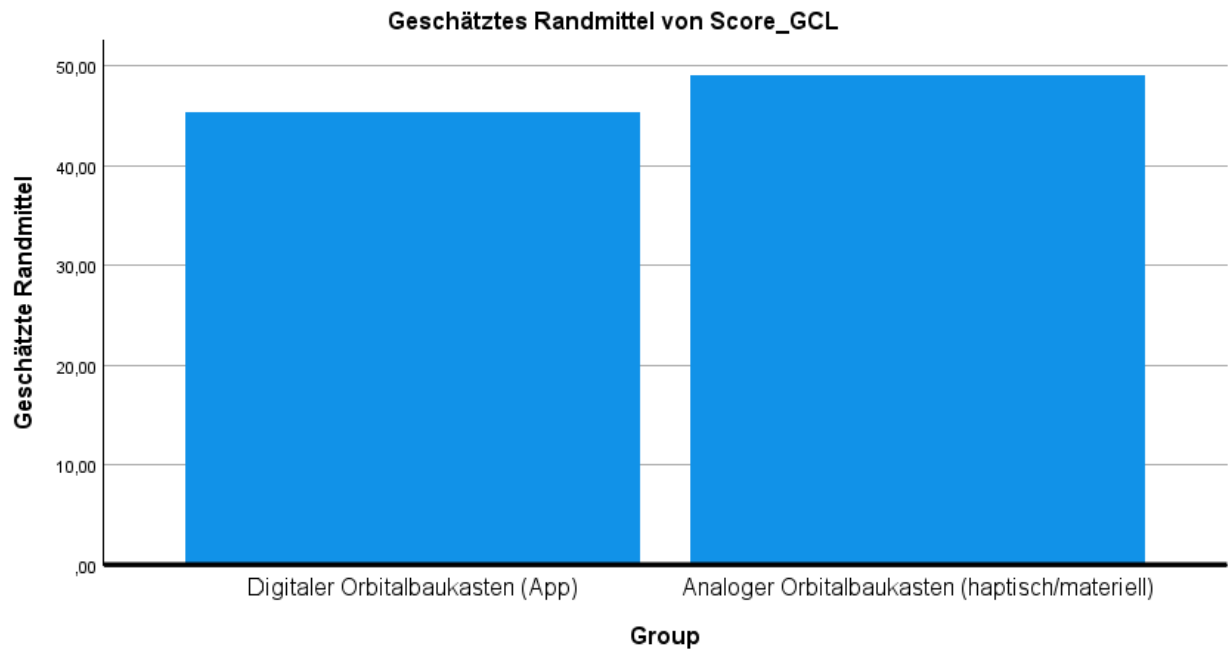
Profilplots

Score\_ICL



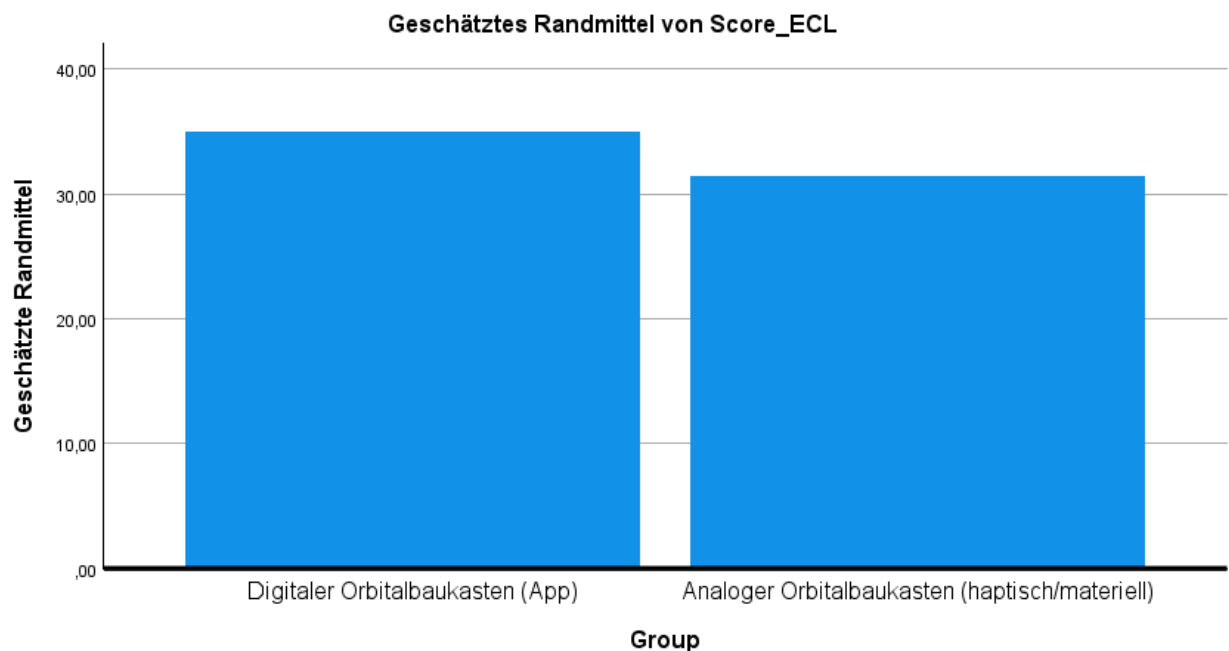
Die Kovariaten im Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet: Score\_RV\_Pre = 6,0870, Score\_VW = 20,5652, Score\_SUS = 26,4891,  
 Score\_PEOU = 24,2391, Score\_USEFUL = 50,6739

Score\_GCL



Die Kovariaten im Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet: Score\_RV\_Pre = 6,0870, Score\_VW = 20,5652, Score\_SUS = 26,4891, Score\_PEOU = 24,2391, Score\_USEFUL = 50,6739

Score\_ECL



Die Kovariaten im Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet: Score\_RV\_Pre = 6,0870, Score\_VW = 20,5652, Score\_SUS = 26,4891, Score\_PEOU = 24,2391, Score\_USEFUL = 50,6739

**Verarbeitete Fälle**

	Fälle					
	Gültig		Fehlend		Gesamt	
	N	Prozent	N	Prozent	N	Prozent
ScoreModelling	51	56,7%	39	43,3%	90	100,0%
MeanTimeModelling	51	56,7%	39	43,3%	90	100,0%
Score_RV_Pre	51	56,7%	39	43,3%	90	100,0%
Score_NT	51	56,7%	39	43,3%	90	100,0%
Score_VW	51	56,7%	39	43,3%	90	100,0%

**Deskriptive Statistik**

		Statistik	Standard Fehler	
ScoreModelling	Mittelwert	5,5686	,23640	
	95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze	5,0938	
		Obergrenze	6,0435	
	5% getrimmtes Mittel	5,5980		
	Median	6,0000		
	Varianz	2,850		
	Standard Abweichung	1,68825		
	Minimum	2,00		
	Maximum	8,00		
	Spannweite	6,00		
	Interquartilbereich	3,00		
	Schiefe	-,188	,333	
	Kurtosis	-1,057	,656	
MeanTimeModelling	Mittelwert	345,2518	19,22566	
		Untergrenze	306,6359	

	95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Obergrenze	383,8676	
	5% getrimmtes Mittel		342,5652	
	Median		342,2500	
	Varianz		18850,930	
	Standard Abweichung		137,29869	
	Minimum		78,67	
	Maximum		662,50	
	Spannweite		583,83	
	Interquartilbereich		199,08	
	Schiefe		,386	,333
	Kurtosis		-,270	,656
Score_RV_Pre	Mittelwert		6,4902	,29819
	95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze	5,8913	
		Obergrenze	7,0891	
	5% getrimmtes Mittel		6,6220	
	Median		7,0000	
	Varianz		4,535	
	Standard Abweichung		2,12953	
	Minimum		,00	
	Maximum		10,00	
	Spannweite		10,00	
	Interquartilbereich		2,00	
	Schiefe		-,988	,333
	Kurtosis		1,198	,656
Score_NT	Mittelwert		26,1569	2,45547
	95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze	21,2249	
		Obergrenze	31,0888	
	5% getrimmtes Mittel		26,3050	
	Median		24,0000	

	Varianz		307,495	
	Standard Abweichung		17,53553	
	Minimum		-11,00	
	Maximum		59,00	
	Spannweite		70,00	
	Interquartilbereich		25,00	
	Schiefe		,039	,333
	Kurtosis		-,873	,656
Score_VW	Mittelwert		20,4314	2,48434
	95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze	15,4414	
		Obergrenze	25,4213	
	5% getrimmtes Mittel		20,2015	
	Median		21,0000	
	Varianz		314,770	
	Standard Abweichung		17,74176	
	Minimum		-14,00	
	Maximum		61,00	
	Spannweite		75,00	
	Interquartilbereich		21,00	
	Schiefe		,192	,333
	Kurtosis		-,033	,656

### Extremwerte

		Fallnummer		Wert
ScoreModelling	Größte Werte	1	4	8,00
		2	12	8,00
		3	13	8,00
		4	18	8,00
		5	20	8,00 <sup>a</sup>

	Kleinste Werte	1	51	2,00
		2	45	3,00
		3	33	3,00
		4	23	3,00
		5	17	3,00 <sup>b</sup>
MeanTimeModelling	Größte Werte	1	2	662,50
		2	8	624,25
		3	5	602,00
		4	9	581,75
		5	14	556,67
	Kleinste Werte	1	11	78,67
		2	16	118,67
		3	13	125,29
		4	23	158,33
		5	12	178,67
Score_RV_Pre	Größte Werte	1	4	10,00
		2	18	10,00
		3	12	9,00
		4	34	9,00
		5	45	9,00 <sup>c</sup>
	Kleinste Werte	1	14	,00
		2	7	1,00
		3	19	2,00
		4	35	3,00
		5	39	4,00 <sup>d</sup>
Score_NT	Größte Werte	1	12	59,00
		2	29	54,00
		3	53	53,00
		4	32	52,00
		5	49	52,00



Kleinste Werte		1	41	-11,00	
		2	42	-4,00	
		3	14	-1,00	
		4	50	1,00	
		5	35	5,00 <sup>e</sup>	
Score_VW	Größte Werte		1	12	61,00
			2	32	57,00
			3	31	56,00
			4	18	53,00
			5	15	48,00
	Kleinste Werte		1	14	-14,00
			2	2	-14,00
			3	17	-11,00
			4	27	-5,00
			5	19	-5,00

- a. Nur eine partielle Liste von Fällen mit dem Wert 8,00 wird in der Tabelle der oberen Extremwerte angezeigt.
- b. Nur eine partielle Liste von Fällen mit dem Wert 3,00 wird in der Tabelle der unteren Extremwerte angezeigt.
- c. Nur eine partielle Liste von Fällen mit dem Wert 9,00 wird in der Tabelle der oberen Extremwerte angezeigt.
- d. Nur eine partielle Liste von Fällen mit dem Wert 4,00 wird in der Tabelle der unteren Extremwerte angezeigt.
- e. Nur eine partielle Liste von Fällen mit dem Wert 5,00 wird in der Tabelle der unteren Extremwerte angezeigt.

### Tests auf Normalverteilung

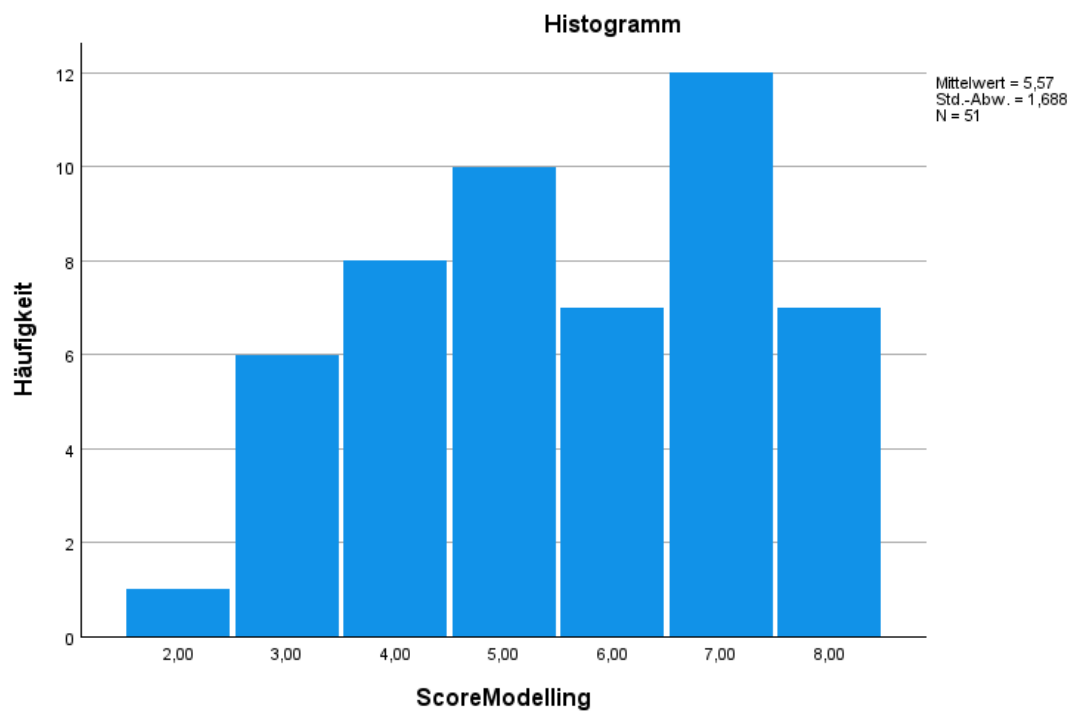
	Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>			Shapiro-Wilk		
	Statistik	df	Signifikanz	Statistik	df	Signifikanz
ScoreModelling	,174	51	,001	,928	51	,004
MeanTimeModelling	,094	51	,200*	,974	51	,333

Score_RV_Pre	,183	51	,000	,922	51	,003
Score_NT	,088	51	,200*	,972	51	,261
Score_VW	,063	51	,200*	,980	51	,544

\*. Dies ist eine untere Grenze der echten Signifikanz.

a. Signifikanzkorrektur nach Lilliefors

ScoreModelling



ScoreModelling Stengel-Blatt-Diagramm

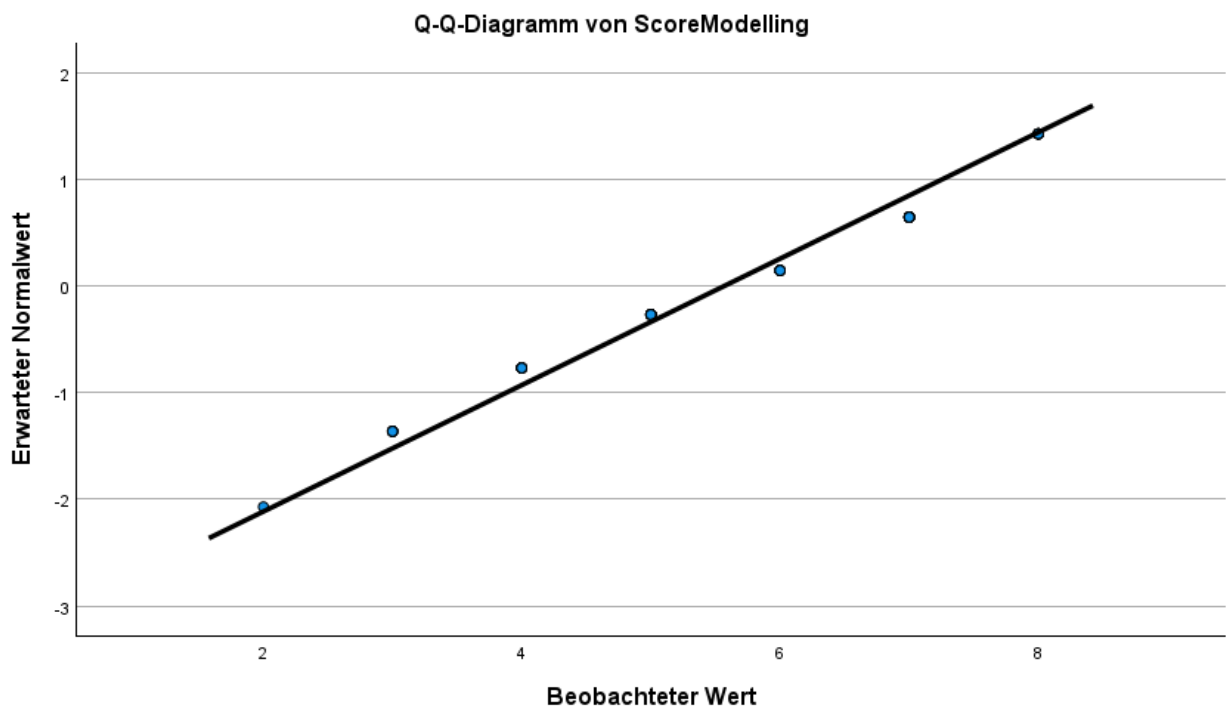
Häufigkeit Stem & Blatt

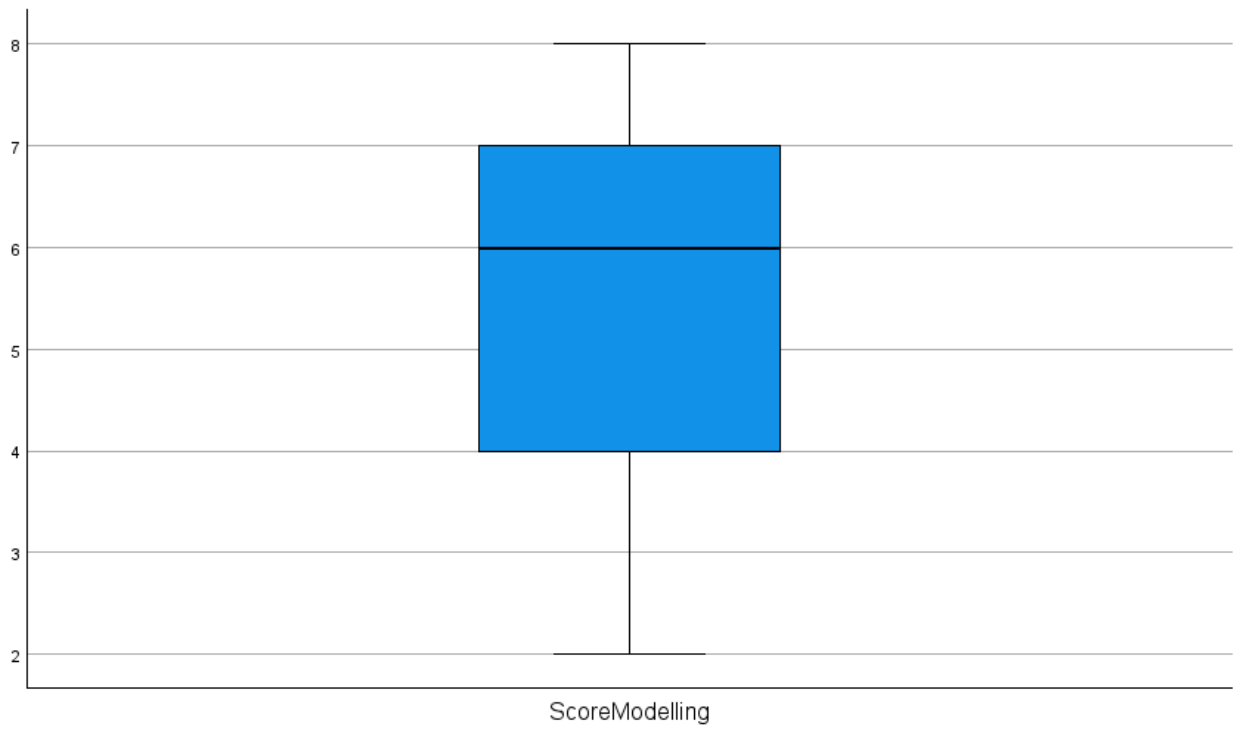
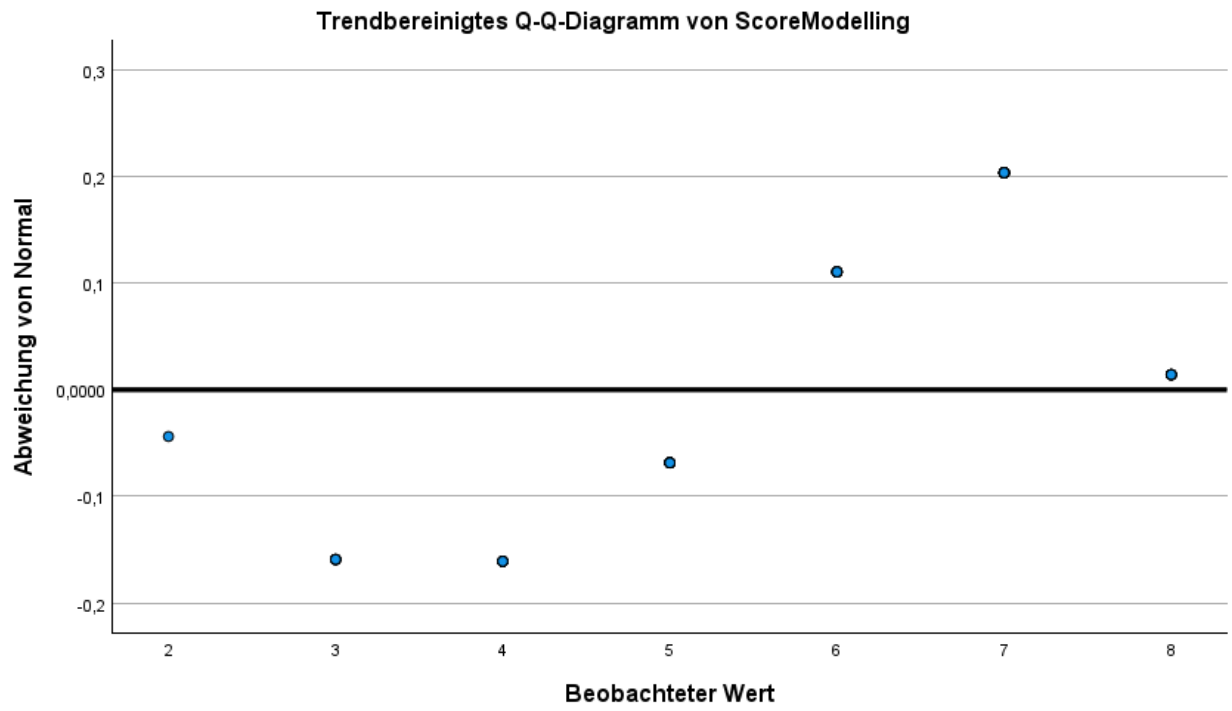
1,00 2 . 0  
6,00 3 . 000000

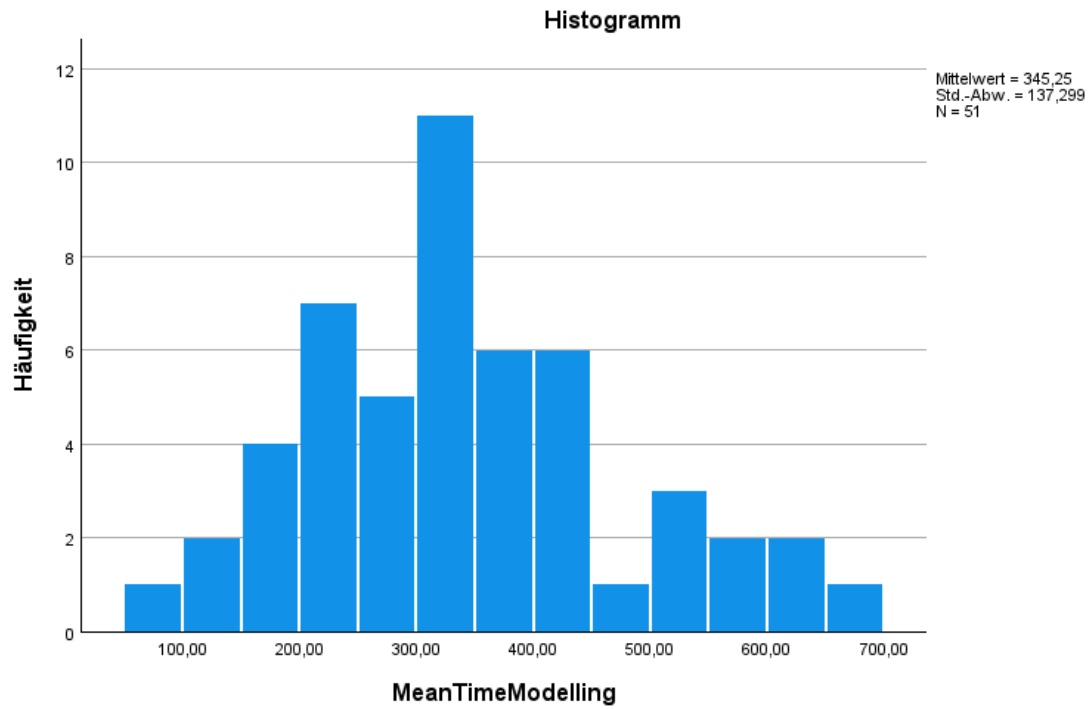
8,00 4 . 00000000  
10,00 5 . 0000000000  
7,00 6 . 00000000  
12,00 7 . 000000000000  
7,00 8 . 00000000

Stammbreite: 1,00

Jedes Blatt: 1 Fälle







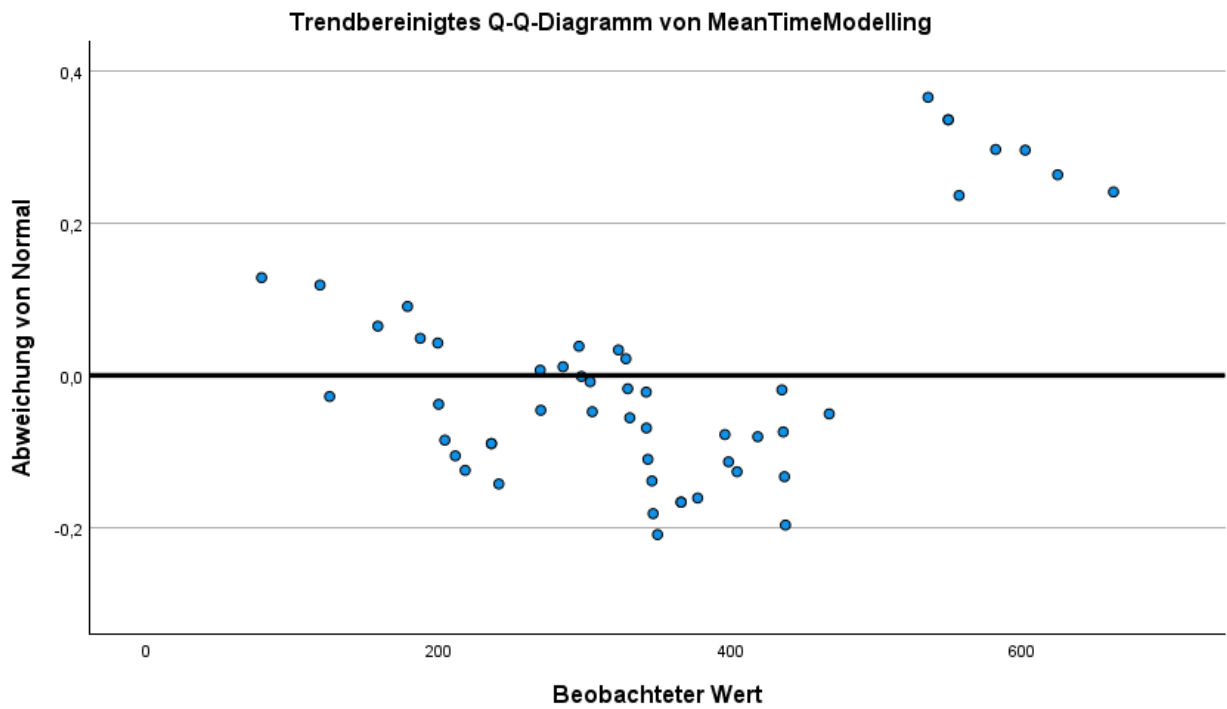
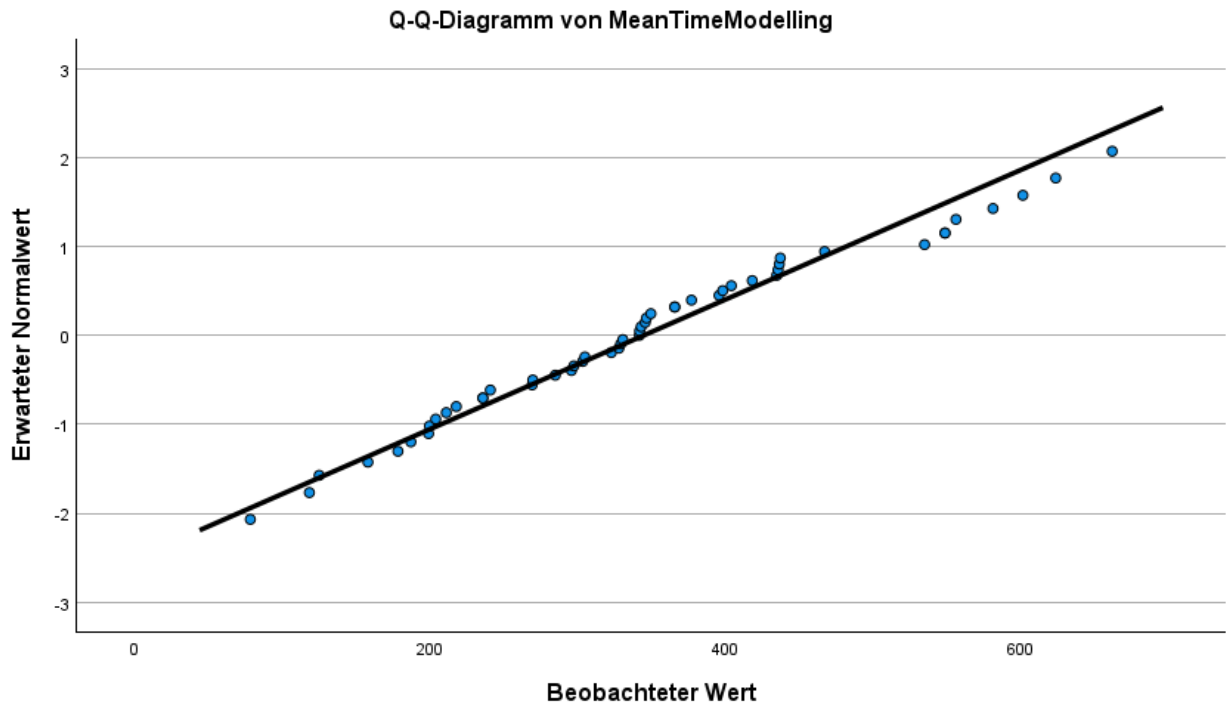
### MeanTimeModelling Stengel-Blatt-Diagramm

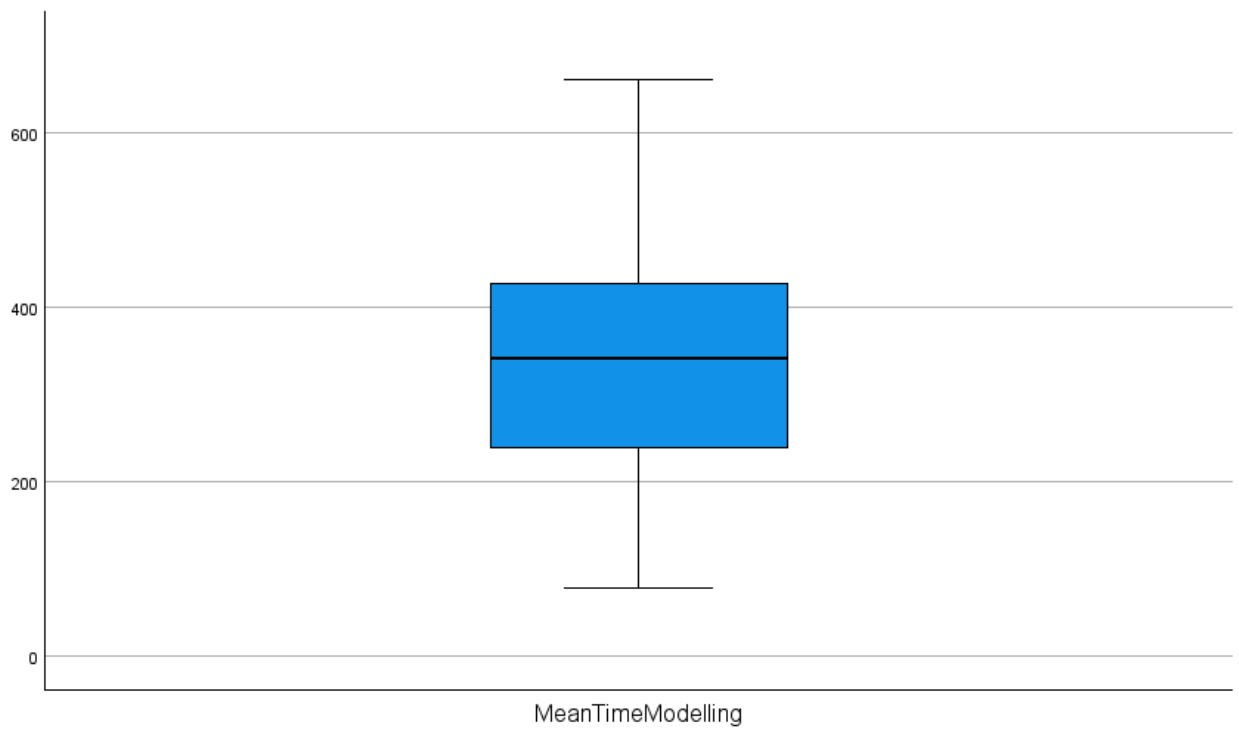
Häufigkeit Stem & Blatt

1,00	0 . 7
6,00	1 . 125789
12,00	2 . 0011333467899
17,00	3 . 002223444444566799
7,00	4 . 0133336
5,00	5 . 34458
3,00	6 . 026

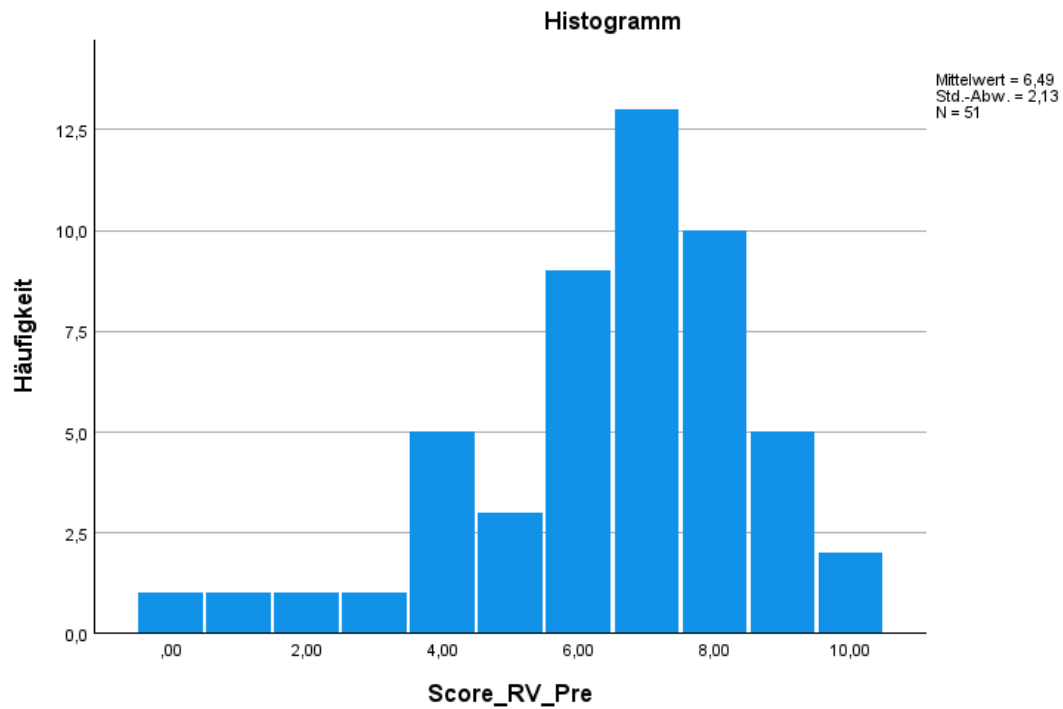
Stammbreite: 100,00

Jedes Blatt: 1 Fälle





Score\_RV\_Pre



#### Score\_RV\_Pre Stengel-Blatt-Diagramm

#### Häufigkeit Stem & Blatt

3,00 Extremes ( $\leq 2,0$ )

1,00 3 . 0

5,00 4 . 00000

3,00 5 . 000

9,00 6 . 000000000

13,00 7 . 0000000000000

10,00 8 . 0000000000

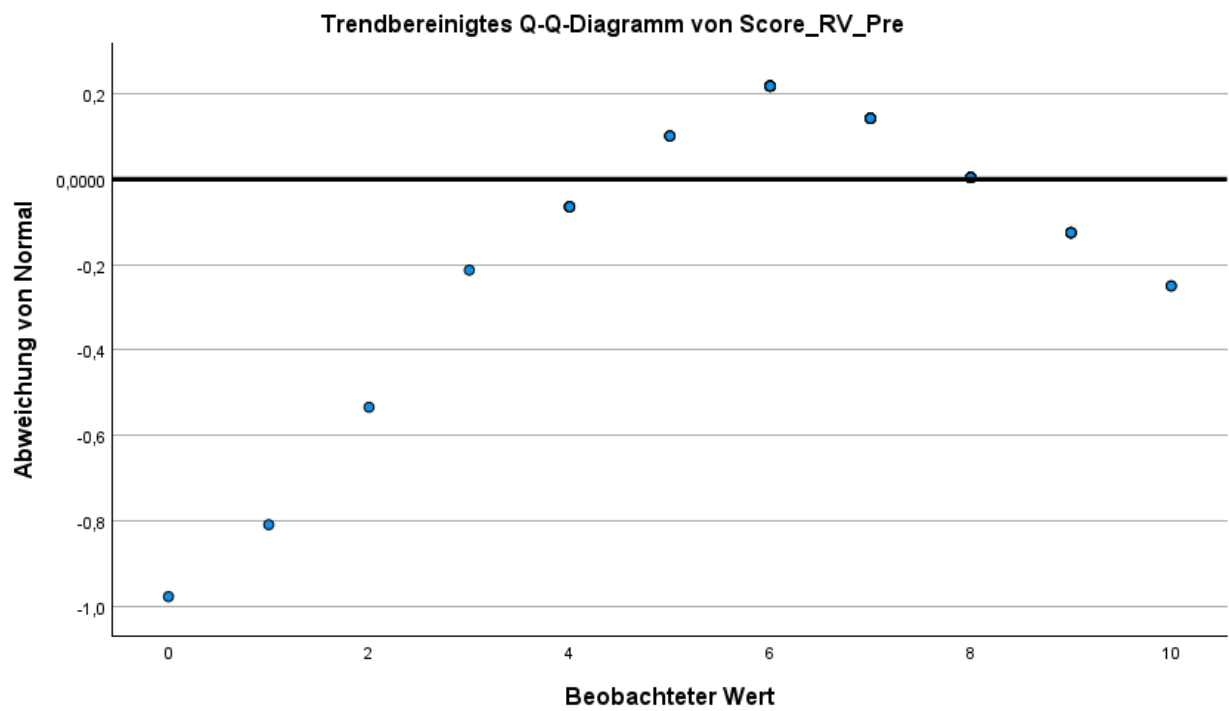
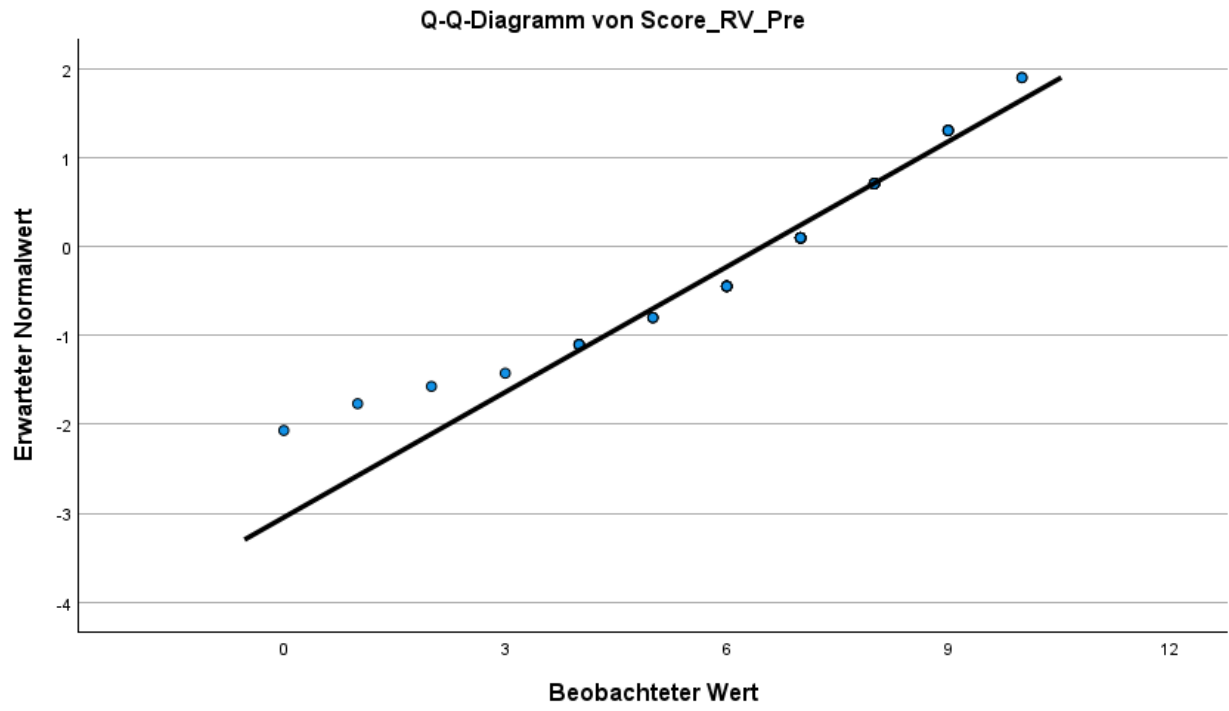
5,00 9 . 00000

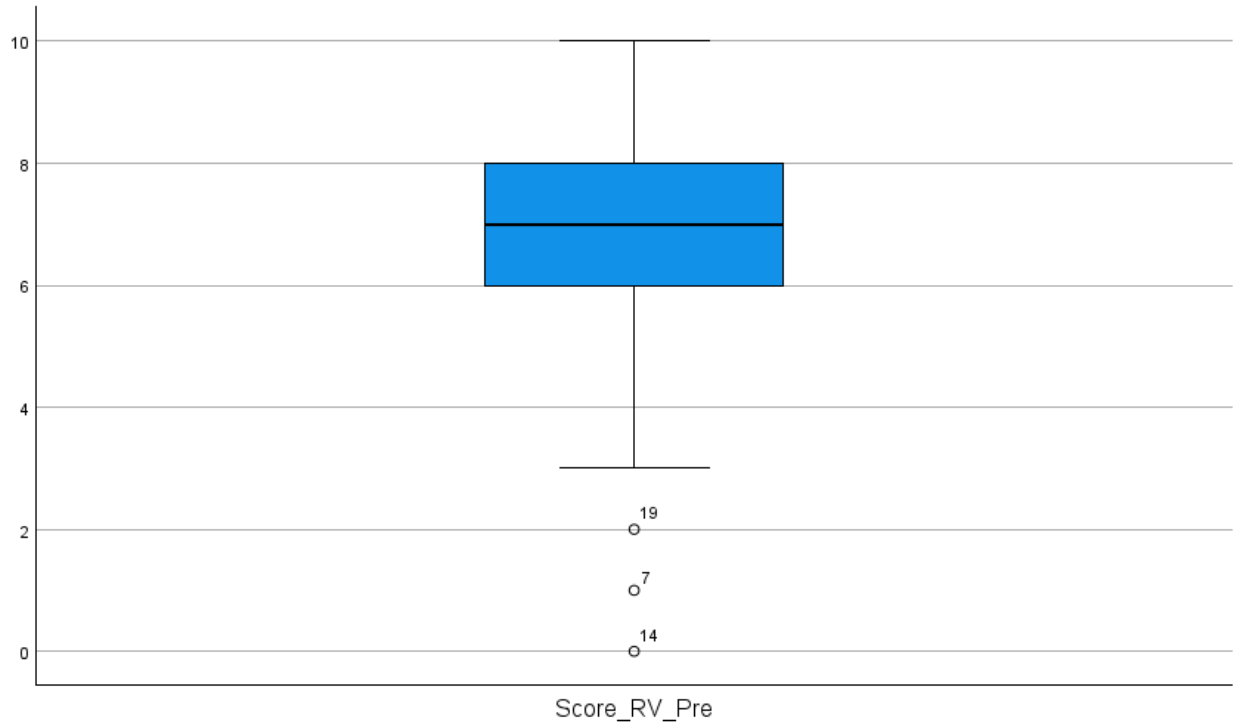
2,00 10 . 00

Stammbreite: 1,00

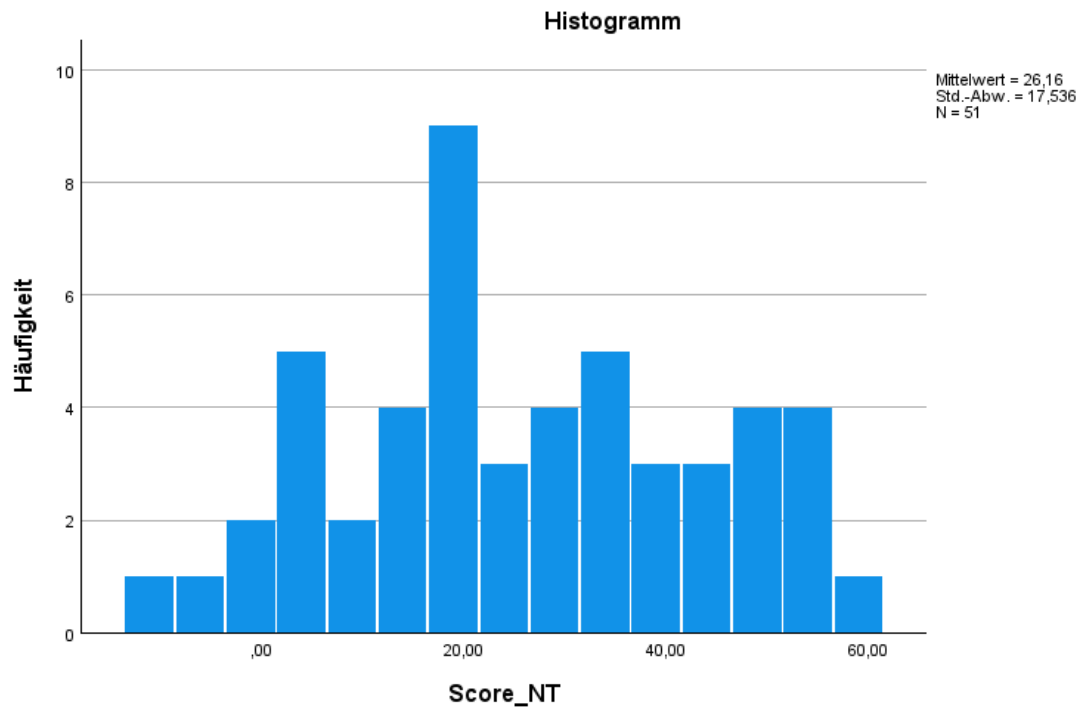
Jedes Blatt: 1 Fälle







Score\_NT



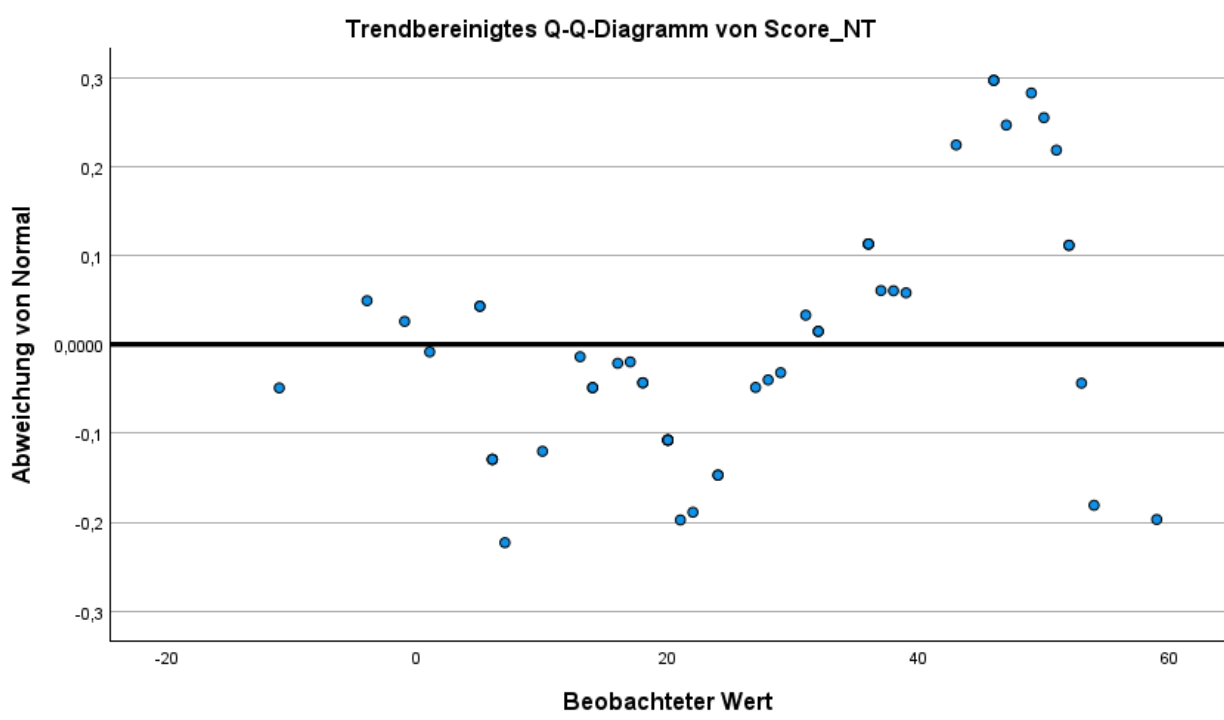
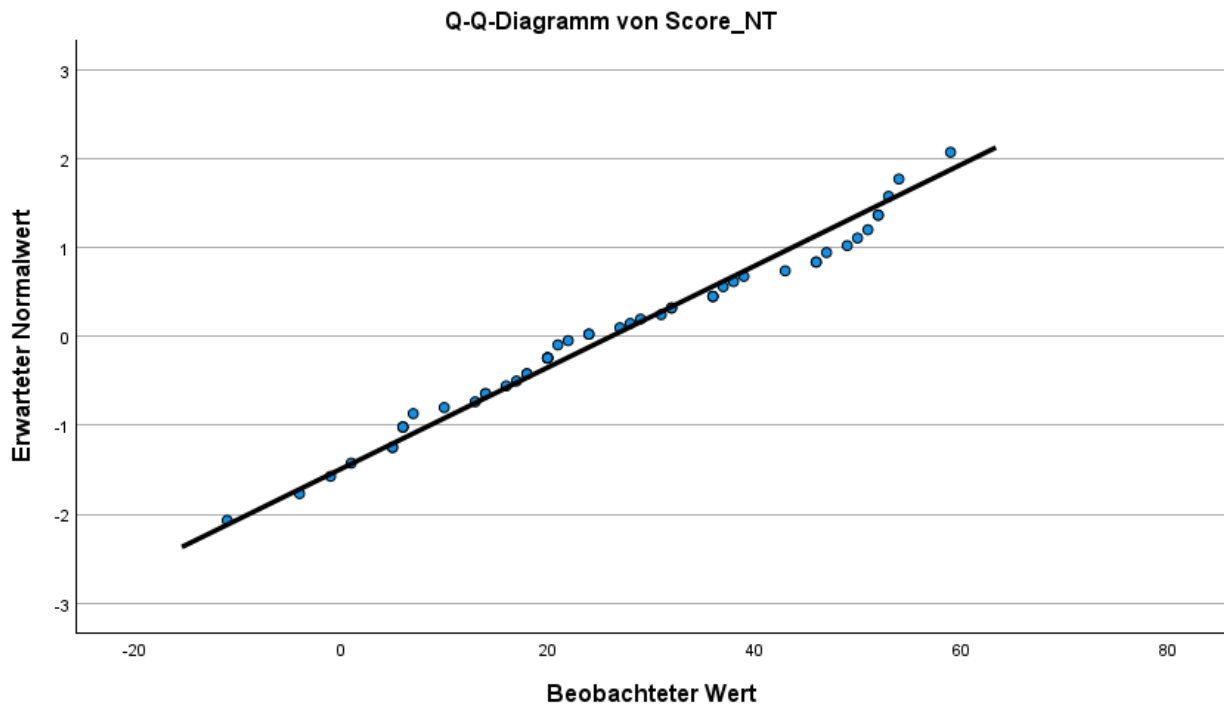
### Score\_NT Stengel-Blatt-Diagramm

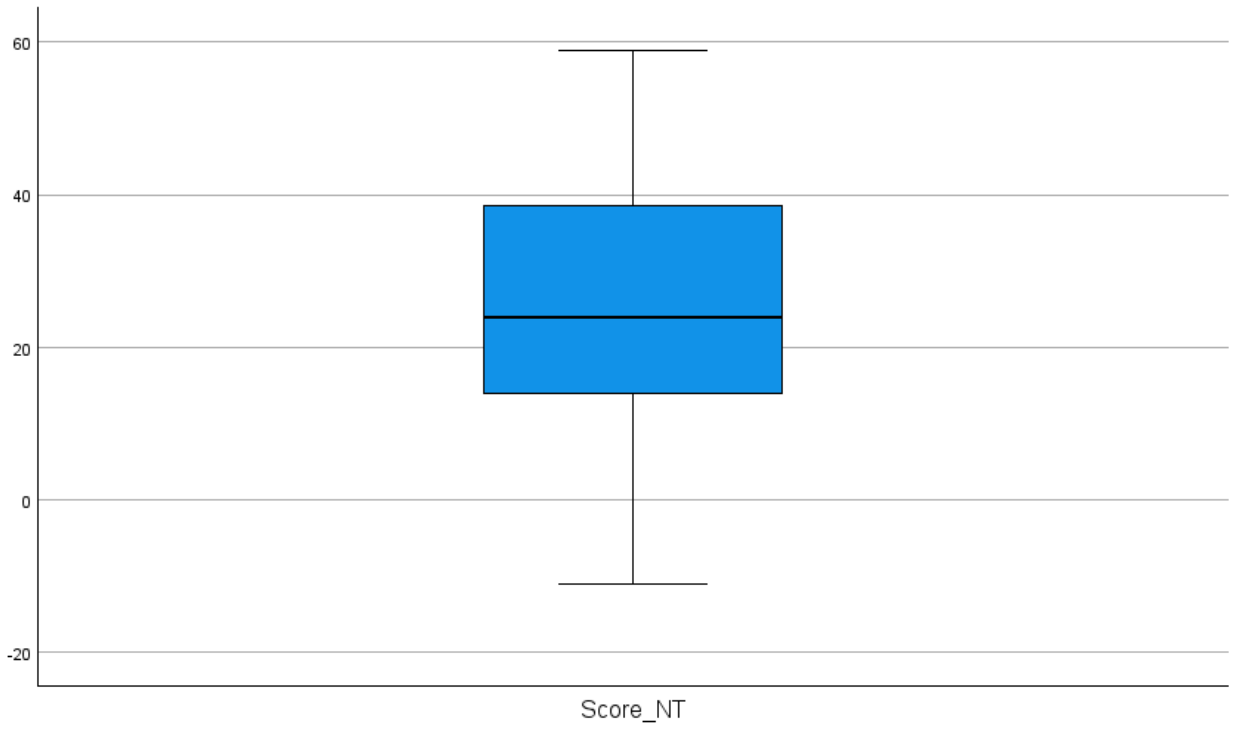
#### Häufigkeit Stem & Blatt

1,00	-1 . 1
2,00	-0 . 14
7,00	0 . 1556667
8,00	1 . 03446788
12,00	2 . 000001244789
9,00	3 . 122666789
5,00	4 . 36679
7,00	5 . 0122349

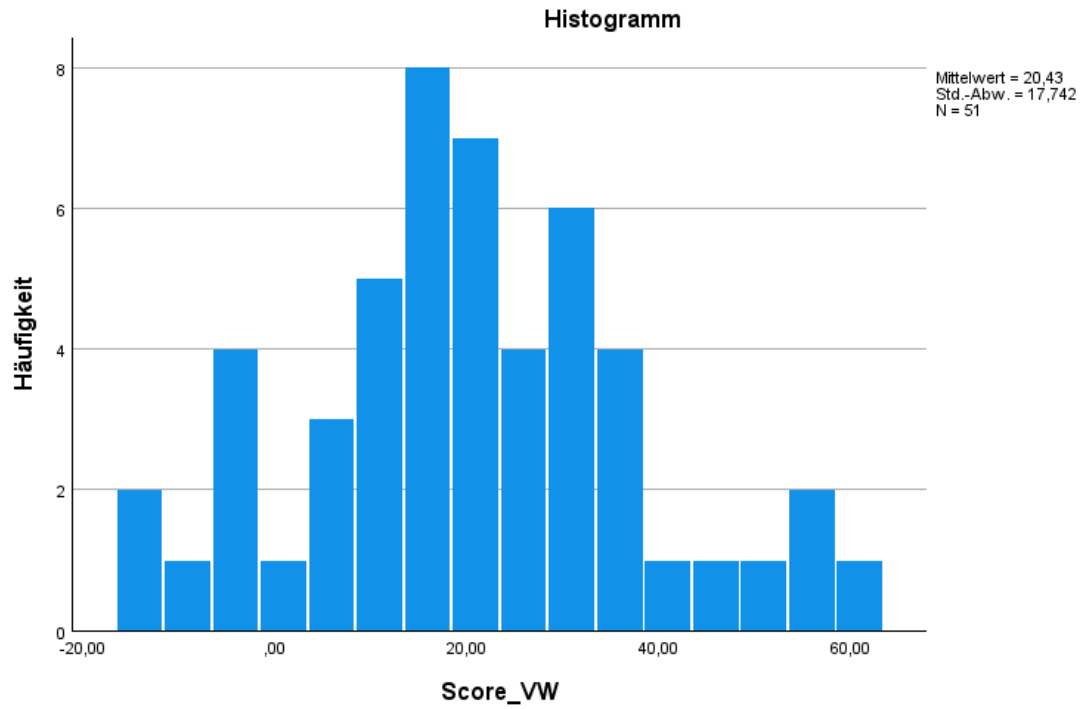
Stammbreite: 10,00

Jedes Blatt: 1 Fälle





Score\_VW



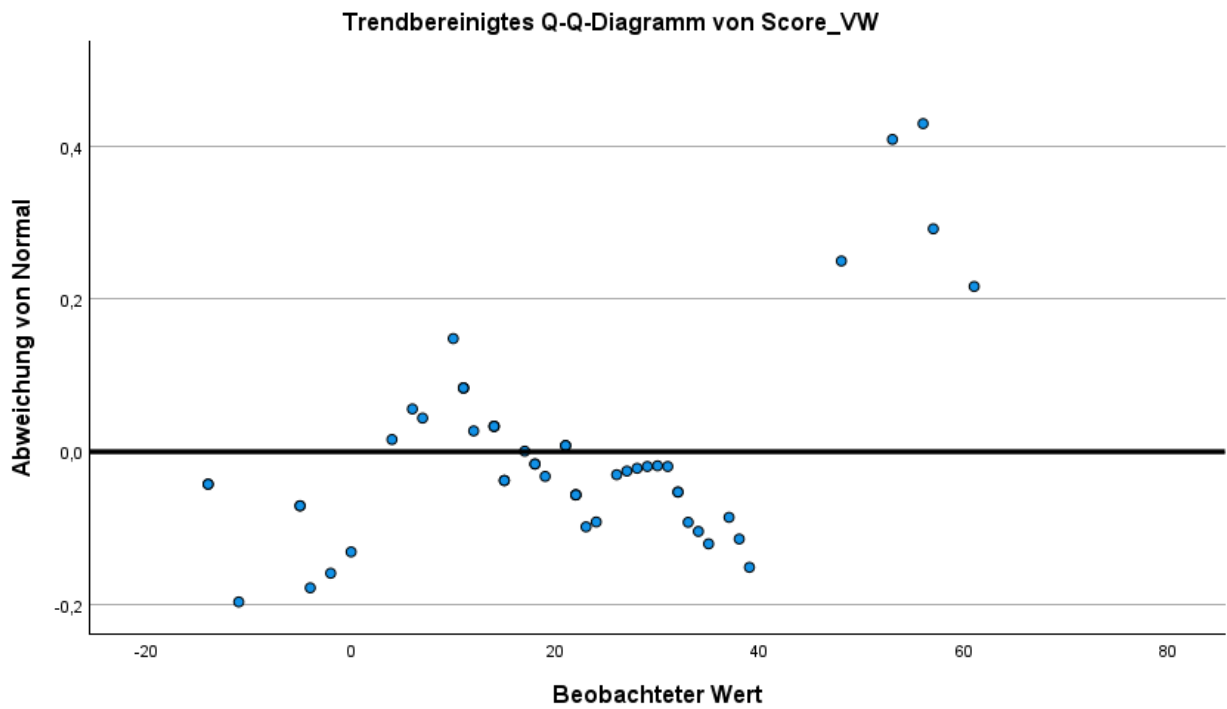
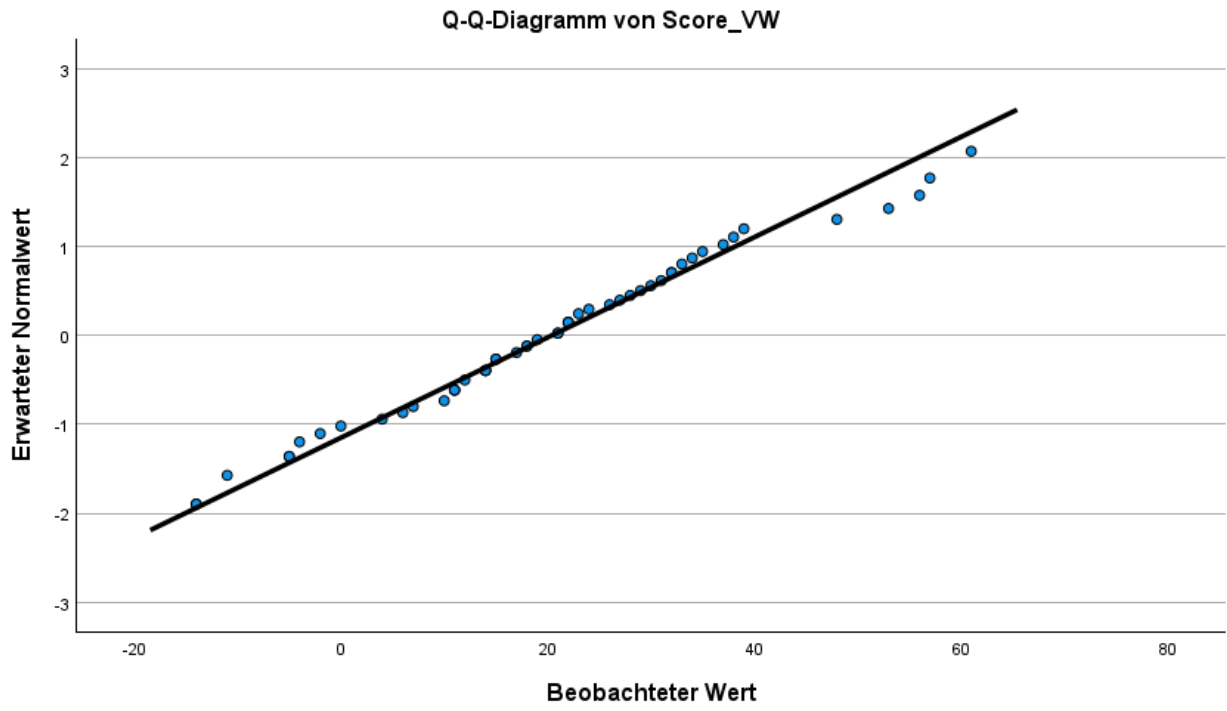
#### Score\_VW Stengel-Blatt-Diagramm

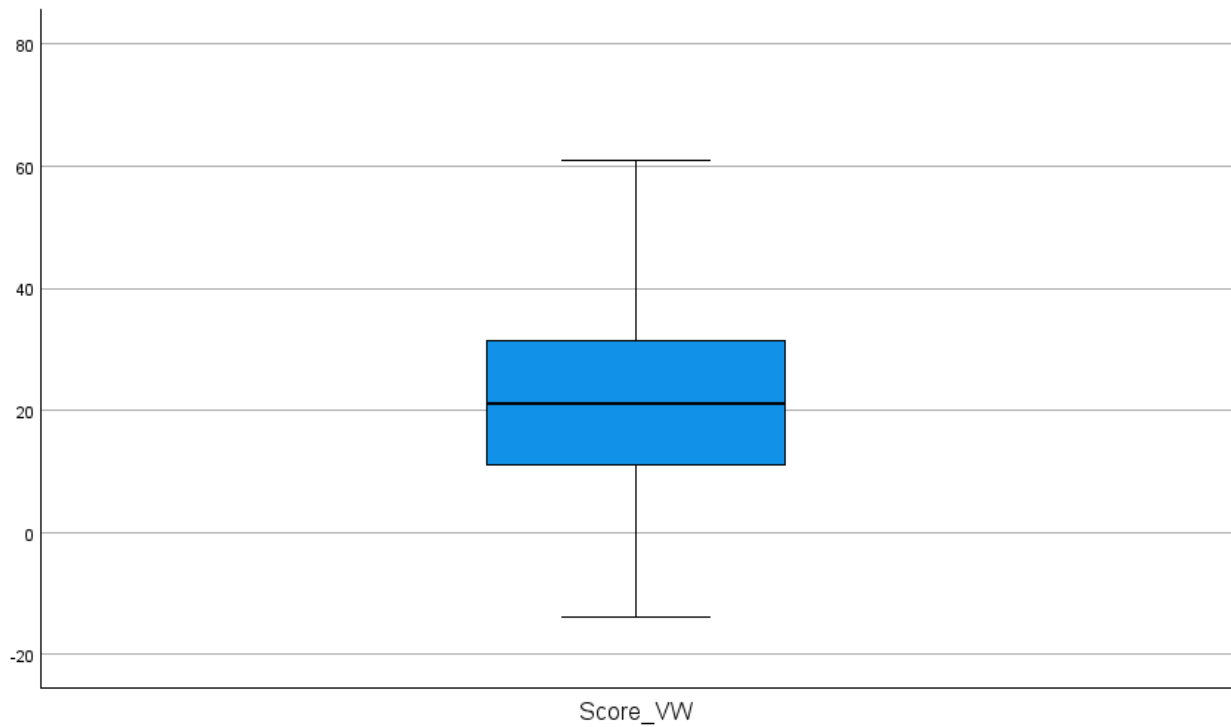
#### Häufigkeit Stem & Blatt

3,00	-1 . 144
4,00	-0 . 2455
4,00	0 . 0467
14,00	1 . 01112444557889
11,00	2 . 11222346789
10,00	3 . 0122345789
1,00	4 . 8
3,00	5 . 367
1,00	6 . 1

Stammbreite: 10,00

Jedes Blatt: 1 Fälle





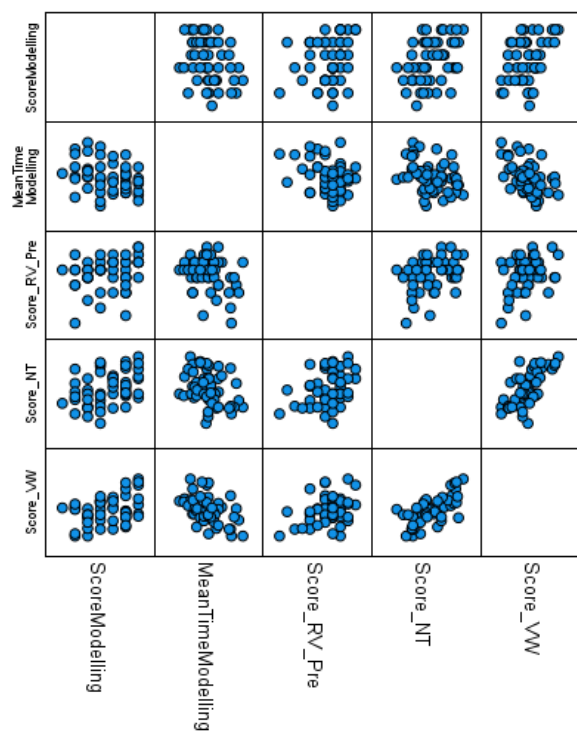
Diagramm

### Hinweise

Ausgabe erstellt	28-APR-2023 11:17:56	
Kommentare		
Eingabe	Daten	W:\FD-BC\Mitarbeiter\Witzke, Stefan\03_Promotion\Hauptstudie\Daten\Haupterhebung\Datensätze\Nach Ludwigsburg\24.02.2022\Ausreisser HN07 FA23 NA01 IM27 JD21raus.sav
	Aktiver Datensatz	DataSet1
	Filter	<keine>
	Gewichtung	<keine>



Aufgeteilte Datei	<keine>
Anzahl der Zeilen in der Arbeitsdatei	90
Syntax	<pre>GRAPH /SCATTERPLOT(MATRIX)=ScoreModelling MeanTimeModelling Score_RV_Pre Score_NT Score_VW /MISSING=LISTWISE.</pre>
Ressourcen	Prozessorzeit 00:00:01,09
n	t
Verstrichene Zeit	00:00:00,35



Allgemeines lineares Modell

## Hinweise

Ausgabe erstellt		28-APR-2023 11:20:57
Kommentare		
Eingabe	Daten	W:\FD-BC\Mitarbeiter\Witzke, Stefan\03_Promotion\Hauptstudie\Daten\Haupterhebung\Datensätze\Nach Ludwigsburg\24.02.2022\Ausreisser HN07 FA23 NA01 IM27 JD21raus.sav
	Aktiver Datensatz	DataSet1
	Filter	<keine>
	Gewichtung	<keine>
	Aufgeteilte Datei	<keine>
	Anzahl der Zeilen in der Arbeitsdatei	90
	Behandlung fehlender Werte	Definition für "fehlend"
	Verwendete Fälle	Die Statistik basiert auf allen Fällen mit gültigen Daten für alle Variablen im Modell.
Syntax	<pre>GLM ScoreModelling MeanTimeModelling Score_NT BY Group WITH Score_VW Score_RV_Pre  /METHOD=SSTYPE(3)  /INTERCEPT=INCLUDE  /PLOT=PROFILE(Group) TYPE=BAR ERRORBAR=NO MEANREFERENCE=NO  /EMMEANS=TABLES(Group) WITH(Score_VW=MEAN Score_RV_Pre=MEAN)  /PRINT=DESCRIPTIVE ETASQ HOMOGENEITY  /CRITERIA=ALPHA(.05)  /DESIGN=Group Score_VW Score_RV_Pre Group*Score_VW Group*Score_RV_Pre.</pre>	
Ressourcen	Prozessorzeit	00:00:00,91
	Verstrichene Zeit	00:00:00,52

### Zwischensubjektfaktoren

		Wertbeschriftung	N
Group	1	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	25
	2	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	26

### Deskriptive Statistiken

	Group	Mittelwert	Standardabweichung	N
ScoreModelling	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	4,6400	1,60416	25
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	6,4615	1,24035	26
	Gesamt	5,5686	1,68825	51
MeanTimeModelling	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	376,7288	124,46020	25
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	314,9854	144,52555	26
	Gesamt	345,2518	137,29869	51
Score_NT	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	25,0000	19,68925	25
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	27,2692	15,49854	26
	Gesamt	26,1569	17,53553	51

### Box-Test auf Gleichheit der Kovarianz-Matrizen<sup>a</sup>

Box' M	3,373
F	,525

df1	6
df2	17318,569
Sig.	,790

Prüft die Nullhypothese, dass die beobachteten Kovarianzen- matrizen der abhängigen Variablen über die Gruppen gleich sind.

a. Design: Konstanter Term + Group + Score\_VW + Score\_RV\_Pre + Group \* Score\_VW + Group \* Score\_RV\_Pre

#### Multivariate Tests<sup>a</sup>

Effekt		Wert	F	Hypothese df	Fehler df	Sig.	Partielles Eta-Quadrat
Konstanter Term	Pillai-Spur	,706	34,397 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,000	,706
	Wilks-Lambda	,294	34,397 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,000	,706
	Hotelling-Spur	2,400	34,397 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,000	,706
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	2,400	34,397 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,000	,706
Group	Pillai-Spur	,116	1,887 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,146	,116
	Wilks-Lambda	,884	1,887 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,146	,116
	Hotelling-Spur	,132	1,887 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,146	,116
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,132	1,887 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,146	,116
Score_VW	Pillai-Spur	,453	11,879 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,000	,453
	Wilks-Lambda	,547	11,879 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,000	,453
	Hotelling-Spur	,829	11,879 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,000	,453
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,829	11,879 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,000	,453

Score_RV_Pre	Pillai-Spur	,145	2,440 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,077	,145
	Wilks-Lambda	,855	2,440 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,077	,145
	Hotelling-Spur	,170	2,440 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,077	,145
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,170	2,440 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,077	,145
Group * Score_VW	Pillai-Spur	,014	,203 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,894	,014
	Wilks-Lambda	,986	,203 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,894	,014
	Hotelling-Spur	,014	,203 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,894	,014
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,014	,203 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,894	,014
Group * Score_RV_Pre	Pillai-Spur	,019	,281 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,839	,019
	Wilks-Lambda	,981	,281 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,839	,019
	Hotelling-Spur	,020	,281 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,839	,019
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,020	,281 <sup>b</sup>	3,000	43,000	,839	,019

a. Design: Konstanter Term + Group + Score\_VW + Score\_RV\_Pre + Group \* Score\_VW + Group \* Score\_RV\_Pre

b. Exakte Statistik

#### Levene-Test auf Gleichheit der Fehlervarianzen<sup>a</sup>

	F	df1	df2	Sig.
ScoreModelling	,298	1	49	,588
MeanTimeModelling	,906	1	49	,346
Score_NT	5,235	1	49	,026

Prüft die Nullhypothese, dass die Fehlervarianz der abhängigen Variablen über Gruppen hinweg gleich ist.

a. Design: Konstanter Term + Group + Score\_VW + Score\_RV\_Pre + Group \* Score\_VW + Group \* Score\_RV\_Pre

## Tests der Zwischensubjekteffekte

Quelle	Abhängige Variable	Typ III Quadratsumme	df	Mittel der Quadrate	F	Sig.	Partielles Eta- Quadrat
Korrigiertes Modell	ScoreModelling	65,997 <sup>a</sup>	5	13,199	7,763	,000	,463
	MeanTimeModelling	271807,343 <sup>b</sup>	5	54361,469	3,647	,007	,288
	Score_NT	7617,109 <sup>c</sup>	5	1523,422	8,837	,000	,495
Konstanter Term	ScoreModelling	59,961	1	59,961	35,265	,000	,439
	MeanTimeModelling	1063042,073	1	1063042,073	71,320	,000	,613
	Score_NT	98,861	1	98,861	,573	,453	,013
Group	ScoreModelling	9,743	1	9,743	5,730	,021	,113
	MeanTimeModelling	1997,738	1	1997,738	,134	,716	,003
	Score_NT	118,992	1	118,992	,690	,410	,015
Score_VW	ScoreModelling	6,681	1	6,681	3,930	,054	,080
	MeanTimeModelling	105997,425	1	105997,425	7,111	,011	,136
	Score_NT	5153,462	1	5153,462	29,894	,000	,399
Score_RV_Pre	ScoreModelling	8,282	1	8,282	4,871	,032	,098
	MeanTimeModelling	33504,458	1	33504,458	2,248	,141	,048
	Score_NT	282,932	1	282,932	1,641	,207	,035
Group * Score_VW	ScoreModelling	,865	1	,865	,509	,479	,011
	MeanTimeModelling	874,827	1	874,827	,059	,810	,001
	Score_NT	1,509	1	1,509	,009	,926	,000
Group * Score_RV_Pre	ScoreModelling	,582	1	,582	,342	,561	,008
	MeanTimeModelling	896,085	1	896,085	,060	,807	,001
	Score_NT	112,473	1	112,473	,652	,423	,014
Fehler	ScoreModelling	76,513	45	1,700			
	MeanTimeModelling	670739,172	45	14905,315			
	Score_NT	7757,636	45	172,392			
Gesamt	ScoreModelling	1724,000	51				
	MeanTimeModelling	7021684,348	51				
	Score_NT	50268,000	51				

Korrigierte Gesamtvariation	ScoreModelling	142,510	50				
	MeanTimeModelling	942546,515	50				
	Score_NT	15374,745	50				

a. R-Quadrat = ,463 (korrigiertes R-Quadrat = ,403)

b. R-Quadrat = ,288 (korrigiertes R-Quadrat = ,209)

c. R-Quadrat = ,495 (korrigiertes R-Quadrat = ,439)

Geschätzte Randmittel

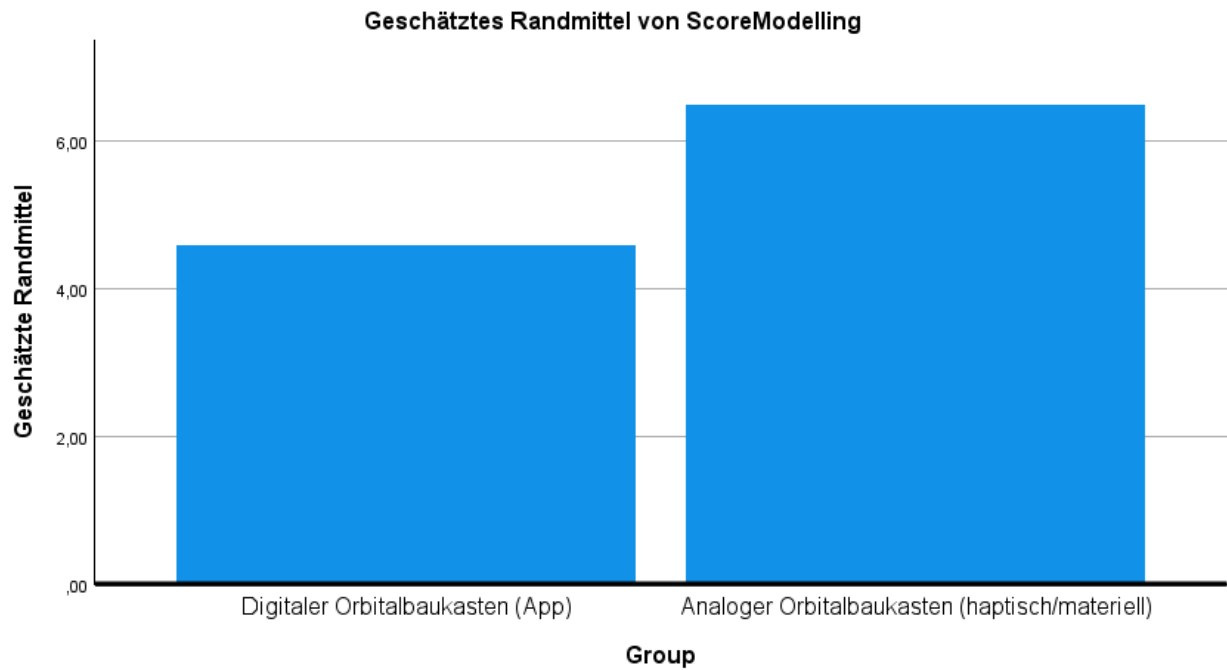
### Group

Abhängige Variable	Group	Mittelwert	Std.-Fehler	95% Konfidenzintervall	
				Untergrenze	Obergrenze
ScoreModelling	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	4,592 <sup>a</sup>	,274	4,040	5,144
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	6,496 <sup>a</sup>	,265	5,961	7,030
MeanTimeModelling	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	374,747 <sup>a</sup>	25,664	323,058	426,437
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	313,952 <sup>a</sup>	24,845	263,912	363,993
Score_NT	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	25,489 <sup>a</sup>	2,760	19,930	31,048
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	26,102 <sup>a</sup>	2,672	20,720	31,483

a. Die Kovariaten in dem Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet: Score\_VW = 20,4314, Score\_RV\_Pre = 6,4902.

Profilplots

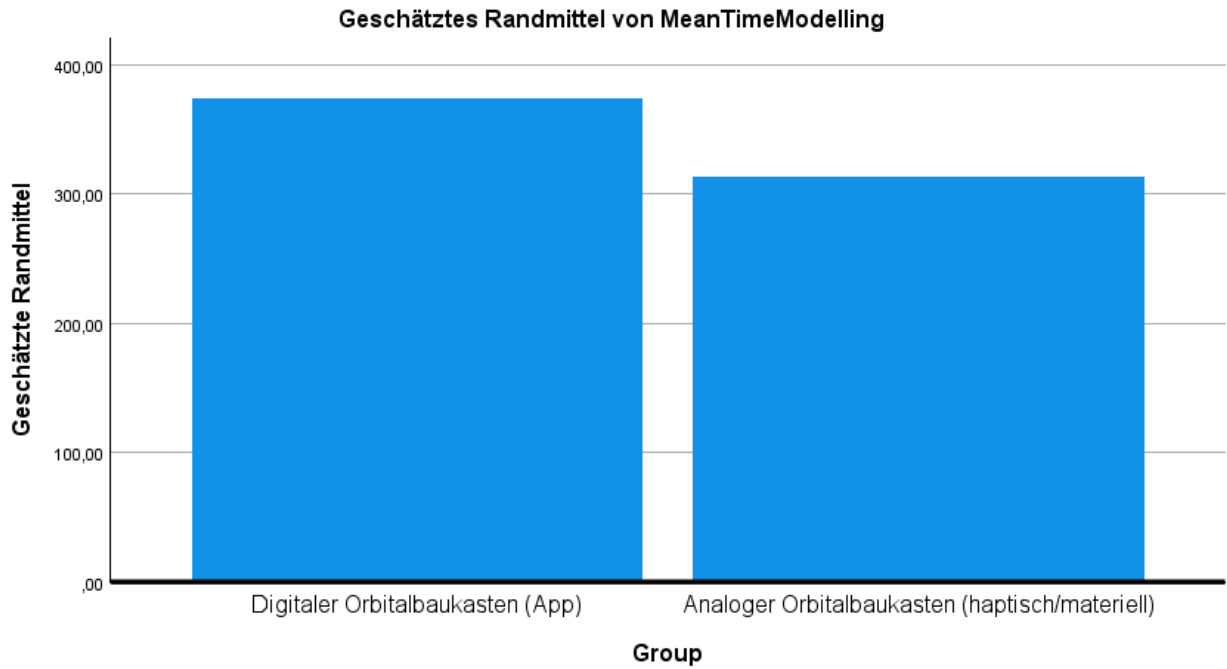
## ScoreModelling



Die Kovariaten im Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet: Score\_VW = 20,4314, Score\_RV\_Pre = 6,4902

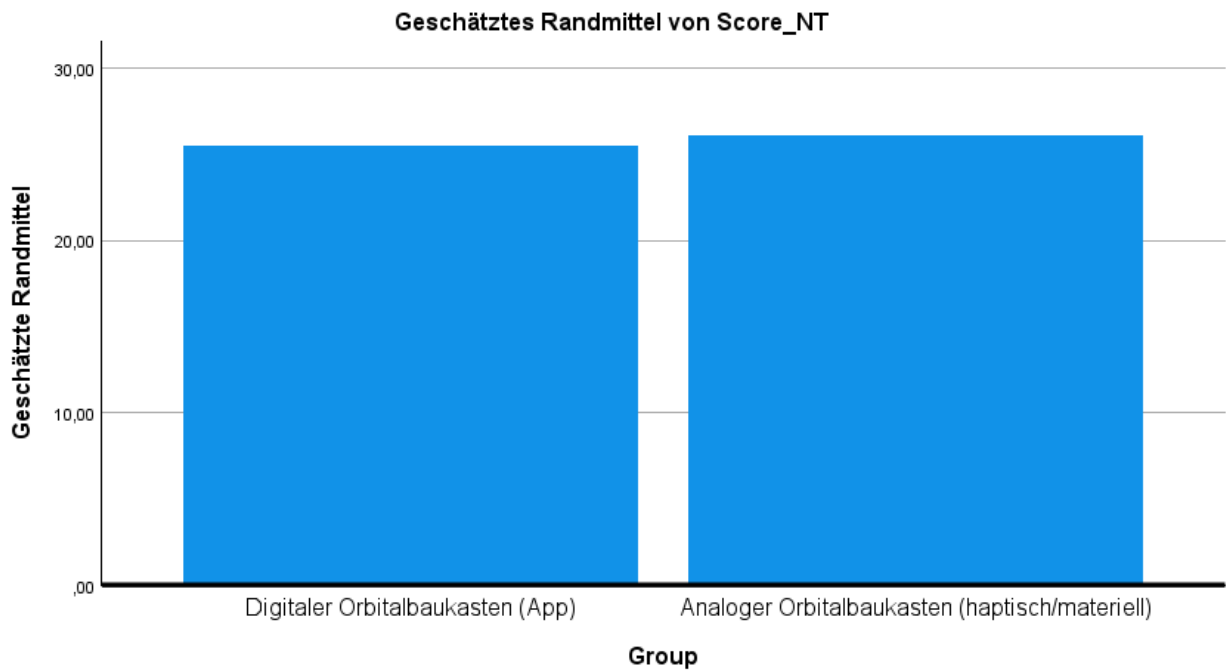
## MeanTimeModelling





Die Kovariaten im Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet: Score\_VW = 20,4314, Score\_RV\_Pre = 6,4902

Score\_NT



Die Kovariaten im Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet: Score\_VW = 20,4314, Score\_RV\_Pre = 6,4902

## Allgemeines lineares Modell

### Hinweise

Ausgabe erstellt		28-APR-2023 11:21:49
Kommentare		
Eingabe	Daten	W:\FD-BC\Mitarbeiter\Witzke, Stefan\03_Promotion\Hauptstudie\Daten\Haupterhebung\Datensätze\Nach Ludwigsburg\24.02.2022\Ausreisser HN07 FA23 NA01 IM27 JD21raus.sav
	Aktiver Datensatz	DataSet1
	Filter	<keine>
	Gewichtung	<keine>
	Aufgeteilte Datei	<keine>
	Anzahl der Zeilen in der Arbeitsdatei	90
	Behandlung fehlender Werte	Definition
	Verwendete Fälle	Die Statistik basiert auf allen Fällen mit gültigen Daten für alle Variablen im Modell.

Syntax	<pre> GLM ScoreModelling MeanTimeModelling Score_NT BY Group WITH Score_VW Score_RV_Pre  /METHOD=SSTYPE(3)  /INTERCEPT=INCLUDE  /PLOT=PROFILE(Group) TYPE=BAR ERRORBAR=NO MEANREFERENCE=NO  /EMMEANS=TABLES(Group) WITH(Score_VW=MEAN Score_RV_Pre=MEAN)  /PRINT=DESCRIPTIVE ETASQ HOMOGENEITY  /CRITERIA=ALPHA(.05)  /DESIGN=Score_VW Score_RV_Pre Group. </pre>
Ressourcen Prozessorzeit	00:00:00,84
t	
Verstrichene Zeit	00:00:00,51

### Zwischensubjektfaktoren

Group	Wertbeschriftung	N
1	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	25
2	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	26

### Deskriptive Statistiken

	Group	Mittelwert	Standardabweichung	N
ScoreModelling	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	4,6400	1,60416	25
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	6,4615	1,24035	26
	Gesamt	5,5686	1,68825	51

MeanTimeModelling	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	376,7288	124,46020	25
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	314,9854	144,52555	26
	Gesamt	345,2518	137,29869	51
Score_NT	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	25,0000	19,68925	25
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	27,2692	15,49854	26
	Gesamt	26,1569	17,53553	51

### Box-Test auf Gleichheit der Kovarianz-Matrizen<sup>a</sup>

Box' M	3,373
F	,525
df1	6
df2	17318,569
Sig.	,790

Prüft die Nullhypothese, dass die beobachteten Kovarianz-matrizen der abhängigen Variablen über die Gruppen gleich sind.

a. Design: Konstanter Term + Score\_VW + Score\_RV\_Pre + Group

### Multivariate Tests<sup>a</sup>

Effekt		Wert	F	Hypothese df	Fehler df	Sig.	Partielles Eta-Quadrat
Konstanter Term	Pillai-Spur	,722	38,977 <sup>b</sup>	3,000	45,000	,000	,722
	Wilks-Lambda	,278	38,977 <sup>b</sup>	3,000	45,000	,000	,722
	Hotelling-Spur	2,598	38,977 <sup>b</sup>	3,000	45,000	,000	,722

	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	2,598	38,977 <sup>b</sup>	3,000	45,000	,000	,722
Score_VW	Pillai-Spur	,454	12,474 <sup>b</sup>	3,000	45,000	,000	,454
	Wilks-Lambda	,546	12,474 <sup>b</sup>	3,000	45,000	,000	,454
	Hotelling-Spur	,832	12,474 <sup>b</sup>	3,000	45,000	,000	,454
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,832	12,474 <sup>b</sup>	3,000	45,000	,000	,454
Score_RV_Pre	Pillai-Spur	,136	2,357 <sup>b</sup>	3,000	45,000	,084	,136
	Wilks-Lambda	,864	2,357 <sup>b</sup>	3,000	45,000	,084	,136
	Hotelling-Spur	,157	2,357 <sup>b</sup>	3,000	45,000	,084	,136
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,157	2,357 <sup>b</sup>	3,000	45,000	,084	,136
Group	Pillai-Spur	,385	9,385 <sup>b</sup>	3,000	45,000	,000	,385
	Wilks-Lambda	,615	9,385 <sup>b</sup>	3,000	45,000	,000	,385
	Hotelling-Spur	,626	9,385 <sup>b</sup>	3,000	45,000	,000	,385
	Größte charakteristische Wurzel nach Roy	,626	9,385 <sup>b</sup>	3,000	45,000	,000	,385

a. Design: Konstanter Term + Score\_VW + Score\_RV\_Pre + Group

b. Exakte Statistik

#### Levene-Test auf Gleichheit der Fehlervarianzen<sup>a</sup>

	F	df1	df2	Sig.
ScoreModelling	,409	1	49	,526
MeanTimeModelling	,903	1	49	,347
Score_NT	4,369	1	49	,042

Prüft die Nullhypothese, dass die Fehlervarianz der abhängigen Variablen über Gruppen hinweg gleich ist.

a. Design: Konstanter Term + Score\_VW + Score\_RV\_Pre + Group

## Tests der Zwischensubjekteffekte

Quelle	Abhängige Variable	Typ III Quadratsummedf		Mittel der Quadrate	F	Sig.	Partielles Eta- Quadrat
Korrigiertes Modell	ScoreModelling	63,729 <sup>a</sup>	3	21,243	12,674	,000	,447
	MeanTimeModelling	270510,217 <sup>b</sup>	3	90170,072	6,306	,001	,287
	Score_NT	7496,557 <sup>c</sup>	3	2498,852	14,908	,000	,488
Konstanter Term	ScoreModelling	68,269	1	68,269	40,729	,000	,464
	MeanTimeModelling	1142137,952	1	1142137,952	79,877	,000	,630
	Score_NT	169,122	1	169,122	1,009	,320	,021
Score_VW	ScoreModelling	5,797	1	5,797	3,458	,069	,069
	MeanTimeModelling	106729,412	1	106729,412	7,464	,009	,137
	Score_NT	5278,803	1	5278,803	31,492	,000	,401
Score_RV_Pre	ScoreModelling	7,512	1	7,512	4,482	,040	,087
	MeanTimeModelling	35896,123	1	35896,123	2,510	,120	,051
	Score_NT	232,138	1	232,138	1,385	,245	,029
Group	ScoreModelling	42,302	1	42,302	25,237	,000	,349
	MeanTimeModelling	43919,790	1	43919,790	3,072	,086	,061
	Score_NT	2,905	1	2,905	,017	,896	,000
Fehler	ScoreModelling	78,781	47	1,676			
	MeanTimeModelling	672036,298	47	14298,645			
	Score_NT	7878,189	47	167,621			
Gesamt	ScoreModelling	1724,000	51				
	MeanTimeModelling	7021684,348	51				
	Score_NT	50268,000	51				
Korrigierte Gesamtvariation	ScoreModelling	142,510	50				
	MeanTimeModelling	942546,515	50				
	Score_NT	15374,745	50				

a. R-Quadrat = ,447 (korrigiertes R-Quadrat = ,412)

b. R-Quadrat = ,287 (korrigiertes R-Quadrat = ,241)

c. R-Quadrat = ,488 (korrigiertes R-Quadrat = ,455)

Geschätzte Randmittel

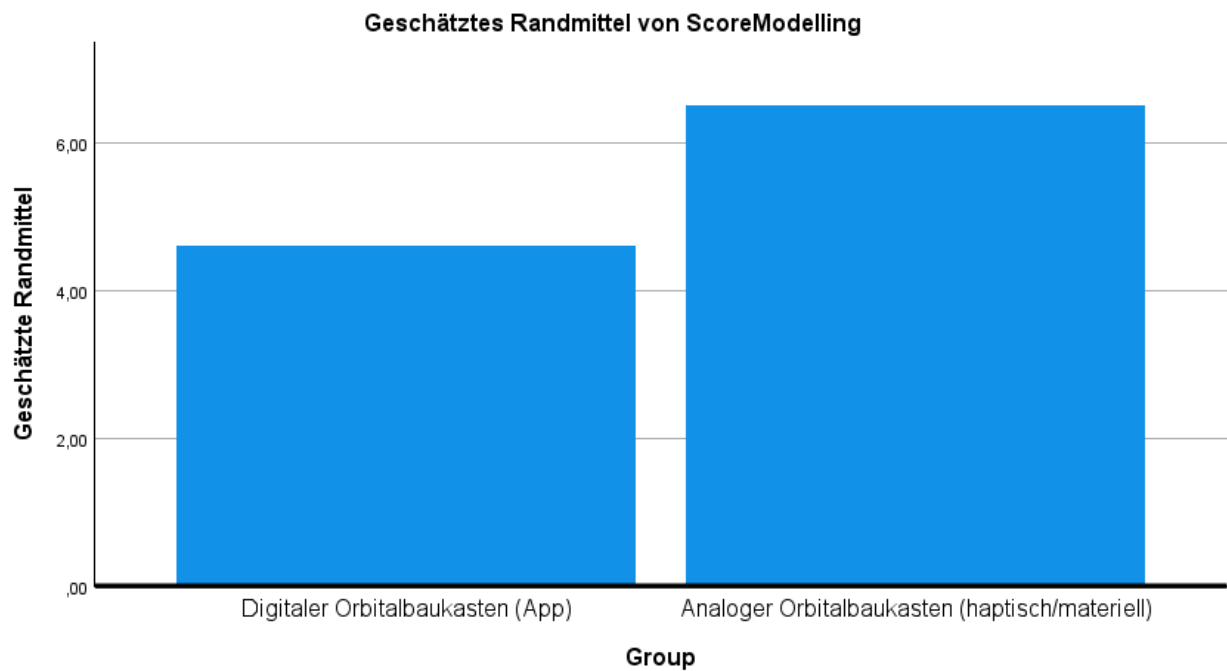
**Group**

Abhängige Variable	Group	Mittelwert	Std.-Fehler	95% Konfidenzintervall	
				Untergrenze	Obergrenze
ScoreModelling	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	4,599 <sup>a</sup>	,265	4,067	5,132
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	6,500 <sup>a</sup>	,259	5,979	7,022
MeanTimeModelling	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	376,479 <sup>a</sup>	24,451	327,291	425,668
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	315,225 <sup>a</sup>	23,956	267,032	363,418
Score_NT	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	25,903 <sup>a</sup>	2,647	20,577	31,229
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	26,401 <sup>a</sup>	2,594	21,183	31,619

a. Die Kovariaten in dem Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet: Score\_VW = 20,4314, Score\_RV\_Pre = 6,4902.

Profilplots

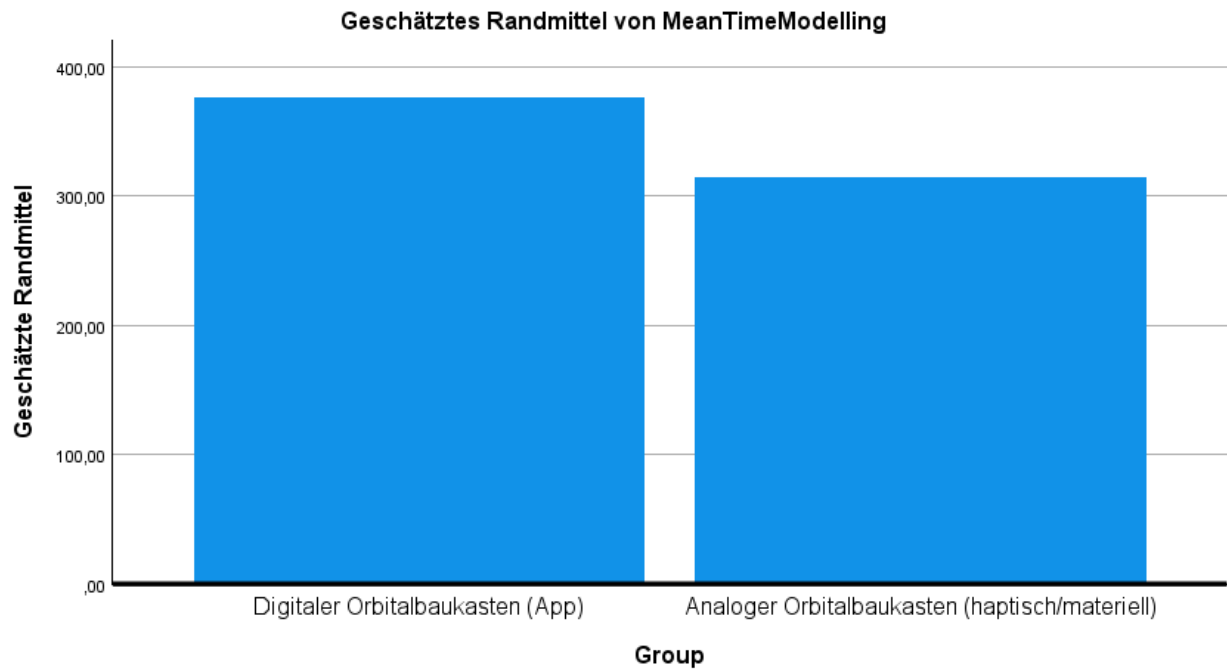
ScoreModelling



Die Kovariaten im Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet: Score\_VW = 20,4314, Score\_RV\_Pre = 6,4902

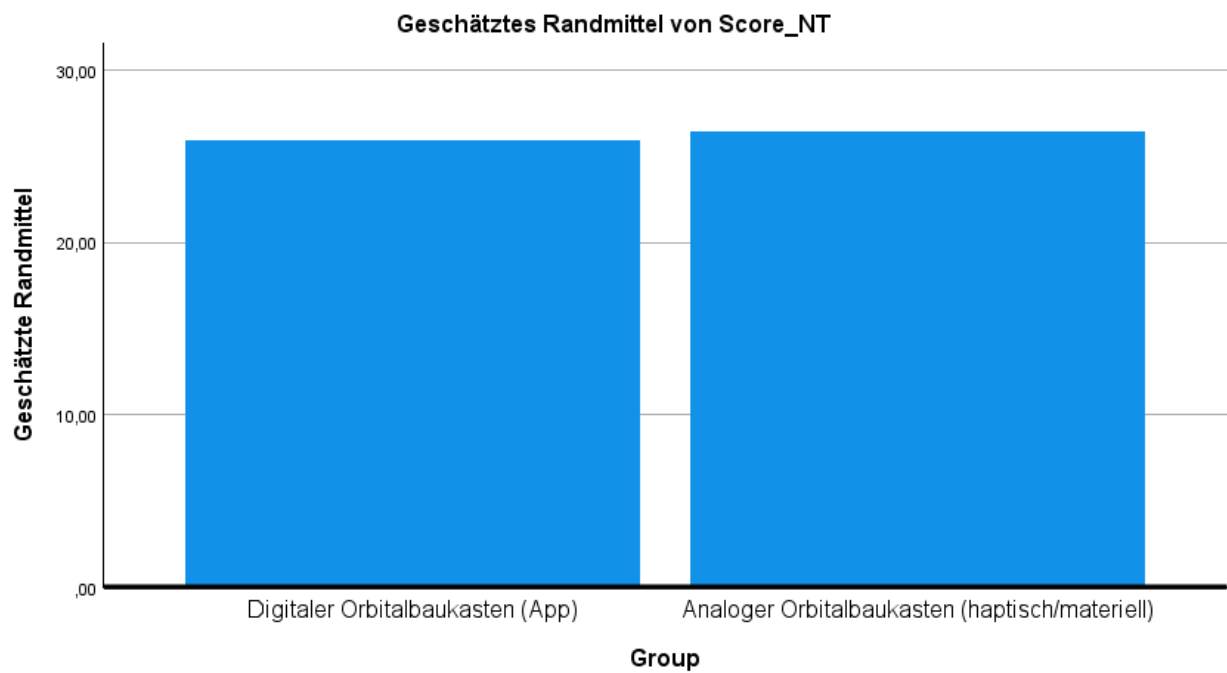
MeanTimeModelling





Die Kovariaten im Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet: Score\_VW = 20,4314, Score\_RV\_Pre = 6,4902

Score\_NT



Die Kovariaten im Modell werden anhand der folgenden Werte berechnet: Score\_VW = 20,4314, Score\_RV\_Pre = 6,4902

## 6.5t-Test

### Verarbeitete Fälle

	Group	Fälle					
		Gültig		Fehlend		Gesamt	
		N	Prozent	N	Prozent	N	Prozent
Score_NT	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	30	75,0%	10	25,0%	40	100,0%
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	28	50,9%	27	49,1%	55	100,0%
ScoreModelling	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	30	75,0%	10	25,0%	40	100,0%
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	28	50,9%	27	49,1%	55	100,0%
MeanTimeModelling	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	30	75,0%	10	25,0%	40	100,0%
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	28	50,9%	27	49,1%	55	100,0%
Score_ICL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	30	75,0%	10	25,0%	40	100,0%
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	28	50,9%	27	49,1%	55	100,0%
Score_GCL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	30	75,0%	10	25,0%	40	100,0%
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	28	50,9%	27	49,1%	55	100,0%
Score_ECL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	30	75,0%	10	25,0%	40	100,0%

	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	28	50,9%	27	49,1%	55	100,0%
Score_SUS	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	30	75,0%	10	25,0%	40	100,0%
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	28	50,9%	27	49,1%	55	100,0%
Score_PEOU	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	30	75,0%	10	25,0%	40	100,0%
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	28	50,9%	27	49,1%	55	100,0%
Score_USEFUL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	30	75,0%	10	25,0%	40	100,0%
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	28	50,9%	27	49,1%	55	100,0%
Score_RV_Post	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	30	75,0%	10	25,0%	40	100,0%
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	28	50,9%	27	49,1%	55	100,0%

## Deskriptive Statistik

	Group	Statistik	Standard Fehler	
Score_NT	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	Mittelwert	21,6333	
		95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze	14,3164
			Obergrenze	28,9502
		5% getrimmtes Mittel	21,5370	
		Median	18,5000	

		Varianz	383,964	
		Standard Abweichung	19,59501	
		Minimum	-11,00	
		Maximum	54,00	
		Spannweite	65,00	
		Interquartilbereich	31,25	
		Schiefe	,277	,427
		Kurtosis	-1,135	,833
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	Mittelwert	26,1071	2,95349
		95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze 20,0471 Obergrenze 32,1672	
		5% getrimmtes Mittel	25,6190	
		Median	20,5000	
		Varianz	244,247	
		Standard Abweichung	15,62841	
		Minimum	4,00	
		Maximum	59,00	
		Spannweite	55,00	
		Interquartilbereich	21,25	
		Schiefe	,418	,441
		Kurtosis	-,770	,858
ScoreModelling	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	Mittelwert	4,3333	,33676
		95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze 3,6446 Obergrenze 5,0221	
		5% getrimmtes Mittel	4,2963	
		Median	4,0000	
		Varianz	3,402	
		Standard Abweichung	1,84453	
		Minimum	1,00	

	Maximum	8,00	
	Spannweite	7,00	
	Interquartilbereich	3,00	
	Schiefe	,319	,427
	Kurtosis	-,569	,833
Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	Mittelwert	6,4643	,22702
	95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze	5,9985
		Obergrenze	6,9301
	5% getrimmtes Mittel	6,5159	
	Median	7,0000	
	Varianz	1,443	
	Standard Abweichung	1,20130	
	Minimum	4,00	
	Maximum	8,00	
	Spannweite	4,00	
	Interquartilbereich	1,75	
	Schiefe	-,600	,441
	Kurtosis	-,571	,858
	MeanTimeModellingDigitaler Orbitalbaukasten (App)	Mittelwert	546,4573
95% Konfidenzintervall des Mittelwerts		Untergrenze	353,4631
		Obergrenze	739,4516
5% getrimmtes Mittel		470,0020	
Median		362,2500	
Varianz		267132,005	
Standard Abweichung		516,84814	
Minimum		158,33	
Maximum		2643,00	
Spannweite		2484,67	
Interquartilbereich		266,57	

		Schiefe	2,958	,427
		Kurtosis	9,467	,833
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	Mittelwert	343,6079	35,63679
		95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze 270,4872 Obergrenze 416,7285	
		5% getrimmtes Mittel	327,9834	
		Median	337,2000	
		Varianz	35559,457	
		Standard Abweichung	188,57215	
		Minimum	78,67	
		Maximum	980,00	
		Spannweite	901,33	
		Interquartilbereich	230,73	
		Schiefe	1,455	,441
		Kurtosis	3,526	,858
Score_ICL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	Mittelwert	37,7000	2,22945
		95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze 33,1403 Obergrenze 42,2597	
		5% getrimmtes Mittel	37,7222	
		Median	39,0000	
		Varianz	149,114	
		Standard Abweichung	12,21122	
		Minimum	15,00	
		Maximum	63,00	
		Spannweite	48,00	
		Interquartilbereich	18,75	
		Schiefe	-,182	,427
		Kurtosis	-,596	,833
		Mittelwert	41,0357	2,99271

	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze 34,8952	
			Obergrenze 47,1762	
		5% getrimmtes Mittel	41,3016	
		Median	45,0000	
		Varianz	250,776	
		Standard Abweichung	15,83592	
		Minimum	11,00	
		Maximum	66,00	
		Spannweite	55,00	
		Interquartilbereich	21,75	
		Schiefe	-,295	,441
		Kurtosis	-,761	,858
		Score_GCL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	Mittelwert
	95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze 39,6095		
		Obergrenze 50,3238		
	5% getrimmtes Mittel	45,1111		
	Median	43,5000		
	Varianz	205,826		
	Standard Abweichung	14,34665		
	Minimum	21,00		
	Maximum	66,00		
	Spannweite	45,00		
	Interquartilbereich	27,50		
	Schiefe	-,008		,427
	Kurtosis	-1,244		,833
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	Mittelwert	47,1429	2,26178
		95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze 42,5021	
			Obergrenze 51,7836	
		5% getrimmtes Mittel	47,4841	

		Median	48,0000		
		Varianz	143,238		
		Standard Abweichung	11,96821		
		Minimum	21,00		
		Maximum	66,00		
		Spannweite	45,00		
		Interquartilbereich	15,75		
		Schiefe	-,459	,441	
		Kurtosis	-,290	,858	
Score_ECL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	Mittelwert	40,0000	3,52495	
		95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze 32,7907 Obergrenze 47,2093		
		5% getrimmtes Mittel	39,5556		
		Median	36,5000		
		Varianz	372,759		
		Standard Abweichung	19,30696		
		Minimum	11,00		
		Maximum	78,00		
		Spannweite	67,00		
		Interquartilbereich	31,50		
		Schiefe	,404	,427	
		Kurtosis	-,917	,833	
		Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	Mittelwert	29,3929	3,73824
			95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze 21,7226 Obergrenze 37,0631	
	5% getrimmtes Mittel		27,3968		
	Median		24,0000		
	Varianz		391,284		
	Standard Abweichung		19,78091		



		Minimum	11,00		
		Maximum	84,00		
		Spannweite	73,00		
		Interquartilbereich	21,75		
		Schiefe	1,594	,441	
		Kurtosis	2,367	,858	
Score_SUS	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	Mittelwert	24,3000	1,08929	
		95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze Obergrenze	22,0722 26,5278	
		5% getrimmtes Mittel	24,4074		
		Median	25,0000		
		Varianz	35,597		
		Standard Abweichung	5,96628		
		Minimum	12,00		
		Maximum	34,00		
		Spannweite	22,00		
		Interquartilbereich	8,50		
		Schiefe	-,166	,427	
		Kurtosis	-,736	,833	
		Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	Mittelwert	27,9643	1,13562
			95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze Obergrenze	25,6342 30,2944
	5% getrimmtes Mittel		28,4127		
	Median		29,0000		
	Varianz		36,110		
	Standard Abweichung		6,00914		
	Minimum		12,00		
	Maximum		35,00		
	Spannweite		23,00		

		Interquartilbereich	6,75	
		Schiefe	-1,137	,441
		Kurtosis	1,166	,858
Score_PEOU	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	Mittelwert	23,7333	,73490
		95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze 22,2303 Obergrenze 25,2364	
		5% getrimmtes Mittel	23,9074	
		Median	24,5000	
		Varianz	16,202	
		Standard Abweichung	4,02521	
		Minimum	14,00	
		Maximum	30,00	
		Spannweite	16,00	
		Interquartilbereich	6,25	
		Schiefe	-,678	,427
		Kurtosis	-,306	,833
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	Mittelwert	24,2857	1,03747
		95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze 22,1570 Obergrenze 26,4144	
		5% getrimmtes Mittel	24,8095	
		Median	25,0000	
		Varianz	30,138	
		Standard Abweichung	5,48977	
		Minimum	8,00	
		Maximum	30,00	
		Spannweite	22,00	
		Interquartilbereich	5,00	
		Schiefe	-1,600	,441
		Kurtosis	2,357	,858

Score_USEFUL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	Mittelwert	48,2000	2,21562	
		95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze	43,6686	
			Obergrenze	52,7314	
		5% getrimmtes Mittel	48,7037		
		Median	49,0000		
		Varianz	147,269		
		Standard Abweichung	12,13544		
		Minimum	22,00		
		Maximum	65,00		
		Spannweite	43,00		
		Interquartilbereich	18,50		
		Schiefe	-,603	,427	
		Kurtosis	-,547	,833	
		Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	Mittelwert	50,2500	2,74422
			95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze	44,6193
Obergrenze	55,8807				
5% getrimmtes Mittel	51,1508				
Median	54,5000				
Varianz	210,861				
Standard Abweichung	14,52106				
Minimum	19,00				
Maximum	65,00				
Spannweite	46,00				
Interquartilbereich	21,00				
Schiefe	-,920		,441		
Kurtosis	-,299		,858		
Score_RV_Post	Digitaler Orbitalbaukasten (App)		Mittelwert	7,3667	,33385
			95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze	6,6839
		Obergrenze		8,0495	

	5% getrimmtes Mittel	7,5185	
	Median	8,0000	
	Varianz	3,344	
	Standard Abweichung	1,82857	
	Minimum	1,00	
	Maximum	10,00	
	Spannweite	9,00	
	Interquartilbereich	2,00	
	Schiefe	-1,566	,427
	Kurtosis	3,789	,833
Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	Mittelwert	6,5357	,34304
	95% Konfidenzintervall des Mittelwerts	Untergrenze 5,8319 Obergrenze 7,2396	
	5% getrimmtes Mittel	6,6905	
	Median	7,0000	
	Varianz	3,295	
	Standard Abweichung	1,81521	
	Minimum	1,00	
	Maximum	9,00	
	Spannweite	8,00	
	Interquartilbereich	1,00	
	Schiefe	-1,522	,441
	Kurtosis	3,176	,858

### Tests auf Normalverteilung

Group	Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>		Shapiro-Wilk		Signifikanz
	Statistik	df	Statistik	df	

Score_NT	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	,118	30	,200*	,941	30	,097
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	,164	28	,053	,943	28	,135
ScoreModelling	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	,138	30	,148	,957	30	,253
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	,279	28	,000	,875	28	,003
MeanTimeModelling	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	,294	30	,000	,599	30	,000
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	,131	28	,200*	,897	28	,010
Score_ICL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	,138	30	,153	,972	30	,581
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	,123	28	,200*	,960	28	,355
Score_GCL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	,119	30	,200*	,940	30	,092
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	,108	28	,200*	,961	28	,363
Score_ECL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	,113	30	,200*	,945	30	,128
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	,176	28	,026	,814	28	,000
Score_SUS	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	,080	30	,200*	,974	30	,658

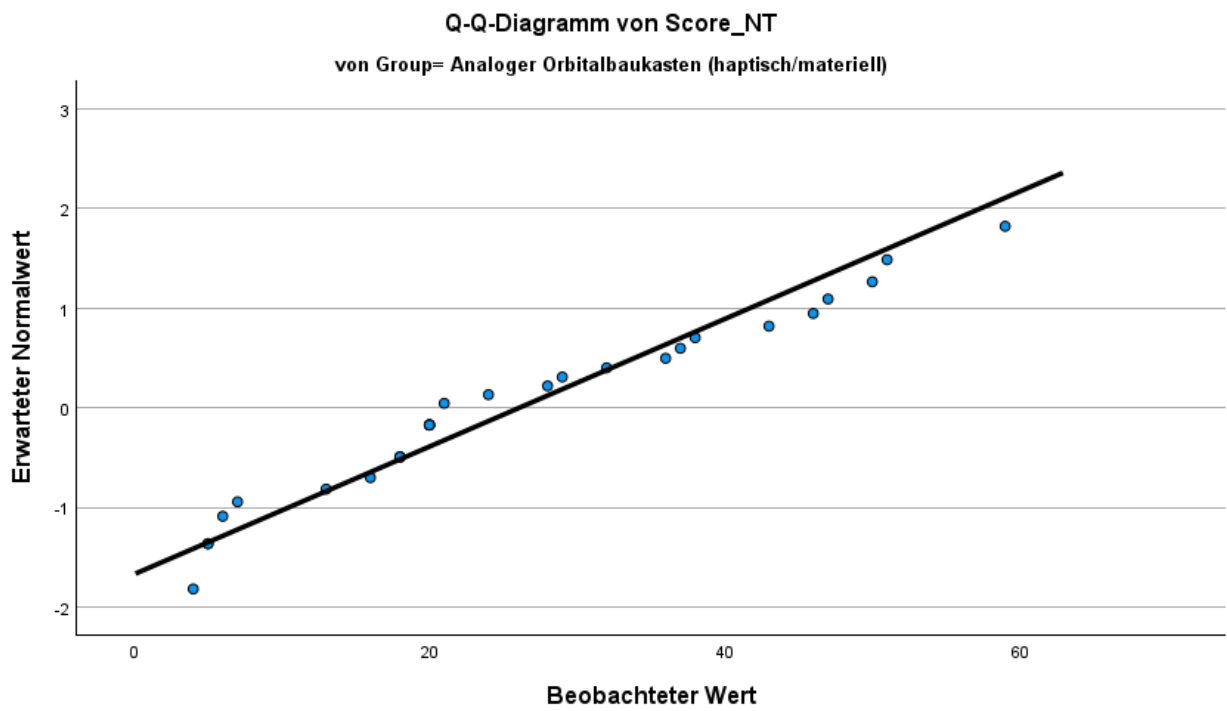
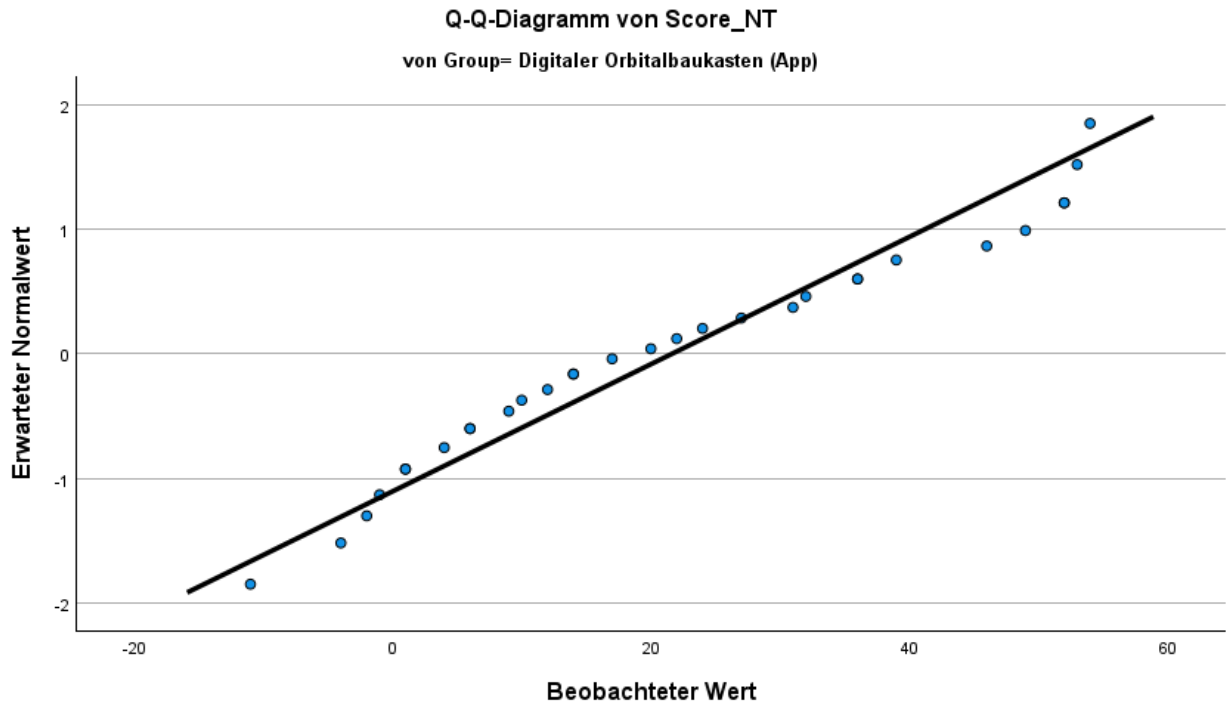
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	,132	28	,200*	,890	28	,007
Score_PEOU	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	,180	30	,014	,936	30	,069
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	,196	28	,007	,828	28	,000
Score_USEFUL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	,135	30	,175	,935	30	,065
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	,182	28	,018	,869	28	,002
Score_RV_Post	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	,221	30	,001	,850	30	,001
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	,244	28	,000	,827	28	,000

\*. Dies ist eine untere Grenze der echten Signifikanz.

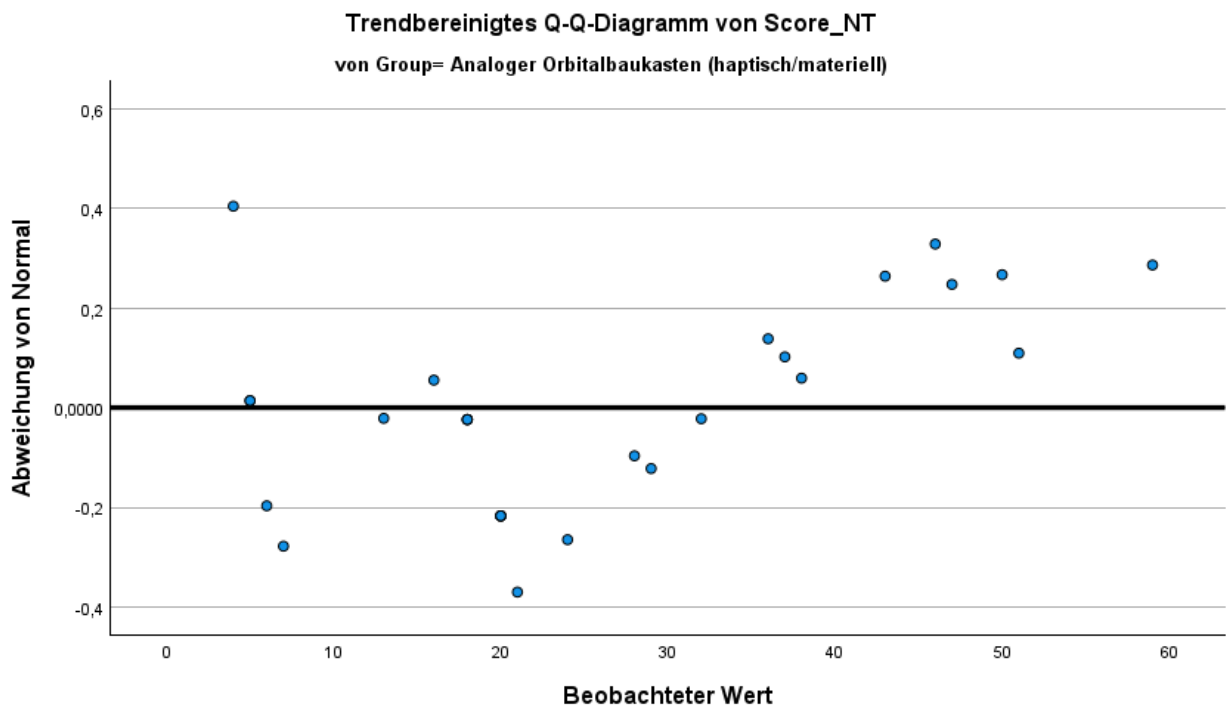
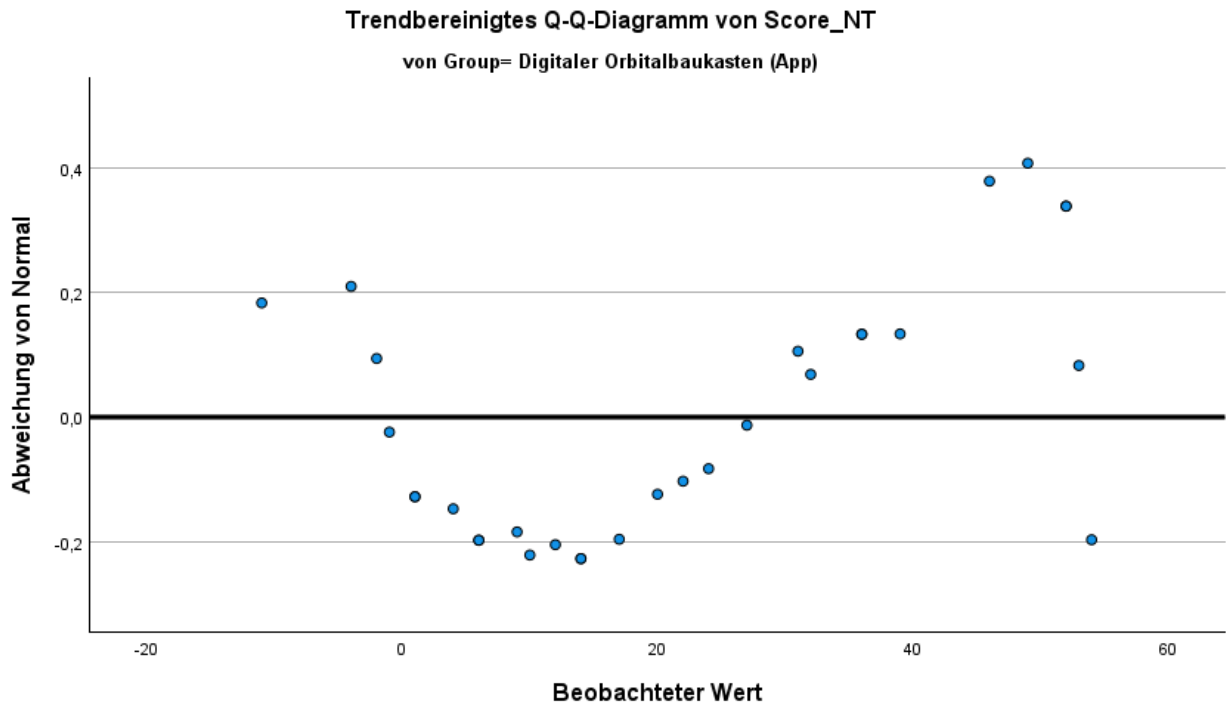
a. Signifikanzkorrektur nach Lilliefors

Score\_NT

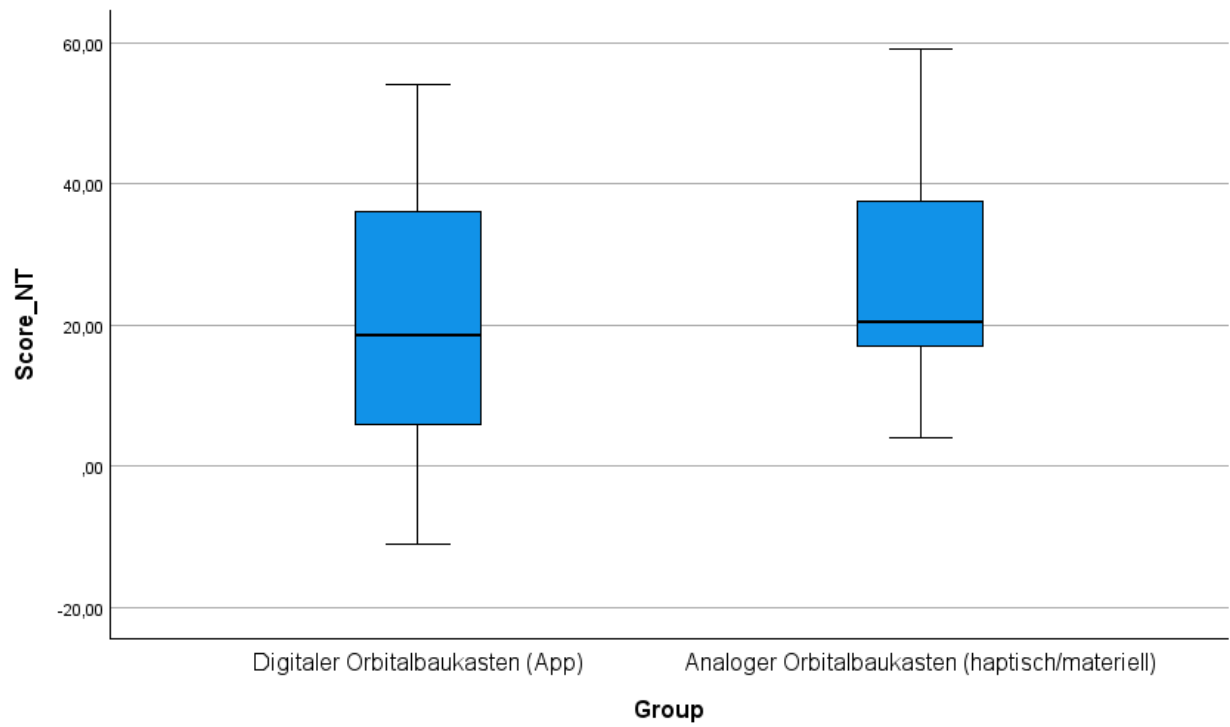
Normalverteilte Q-Q-Diagramme



Trendbereinigte normalverteilte Q-Q-Diagramme

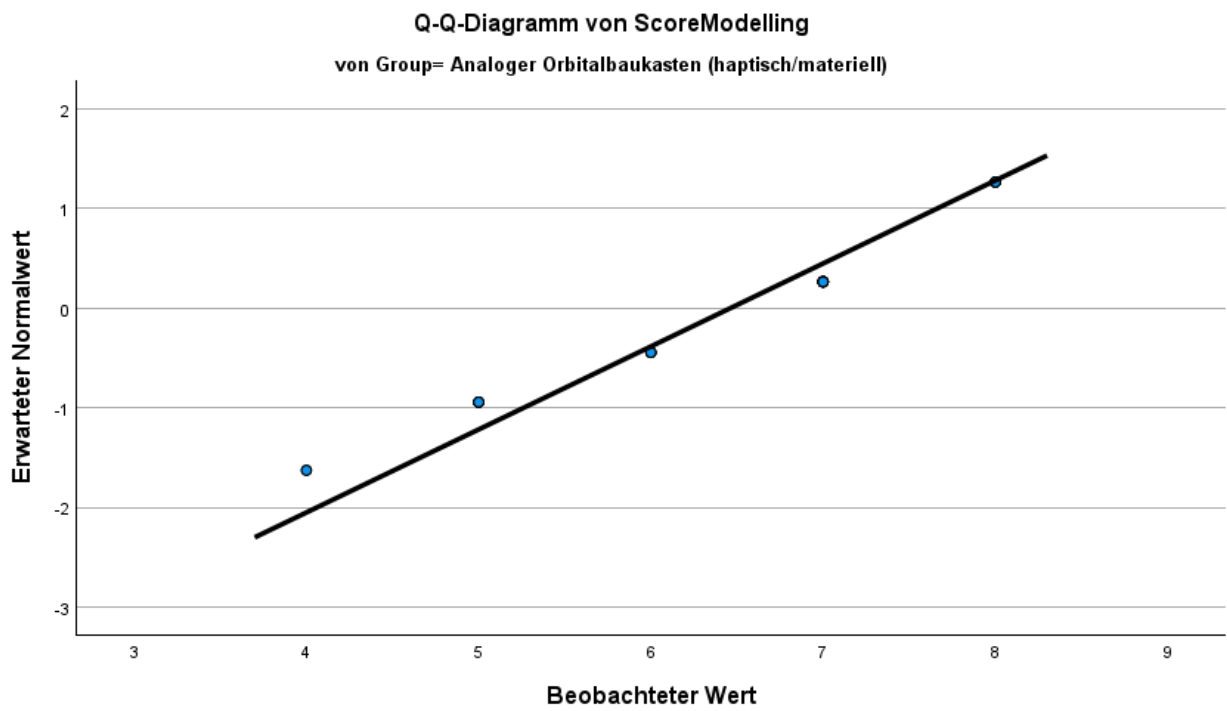
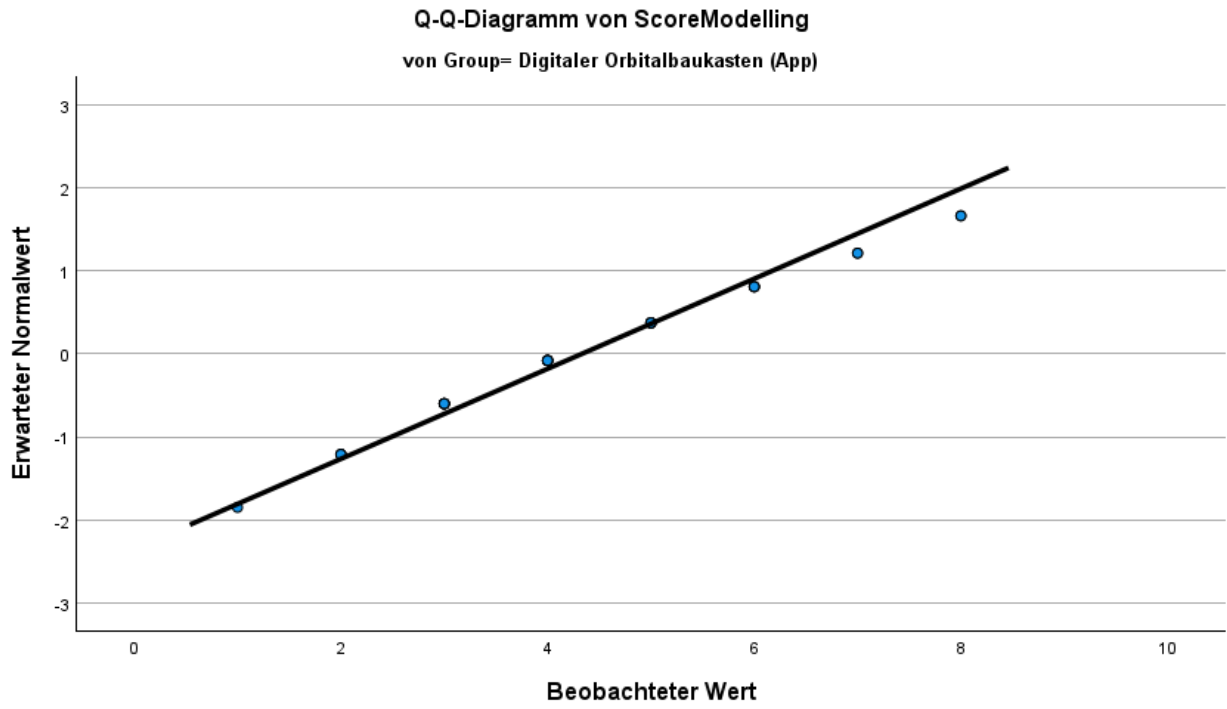




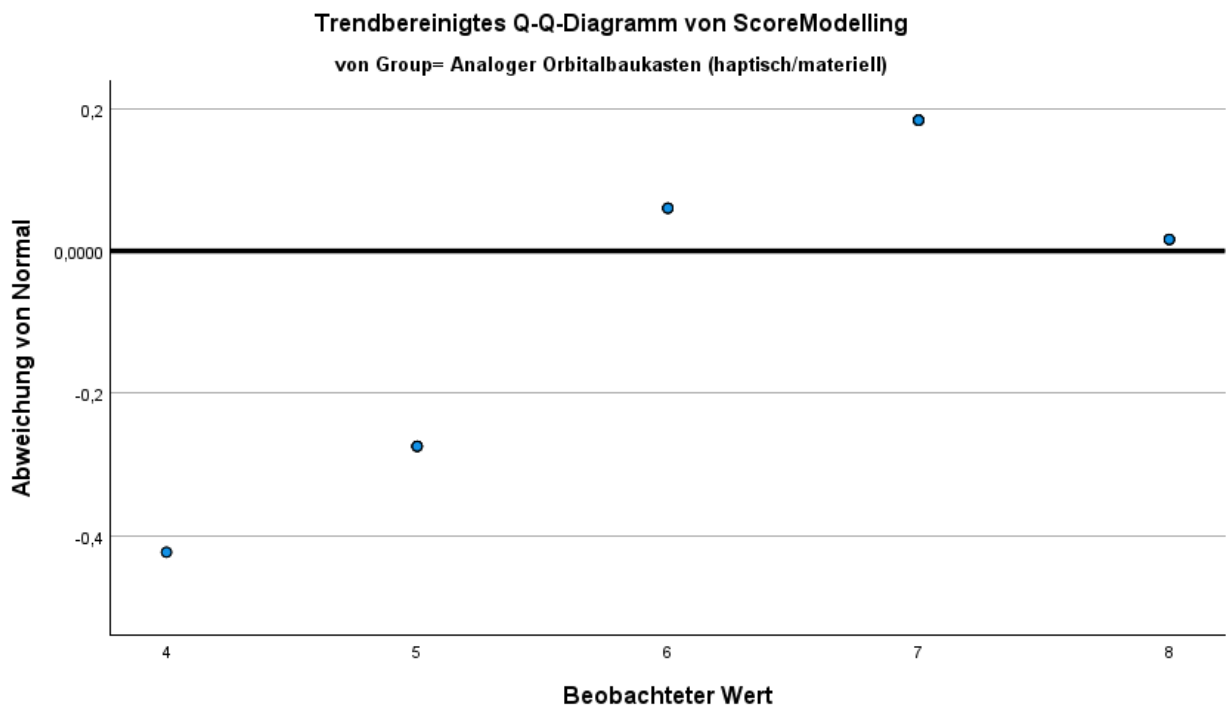
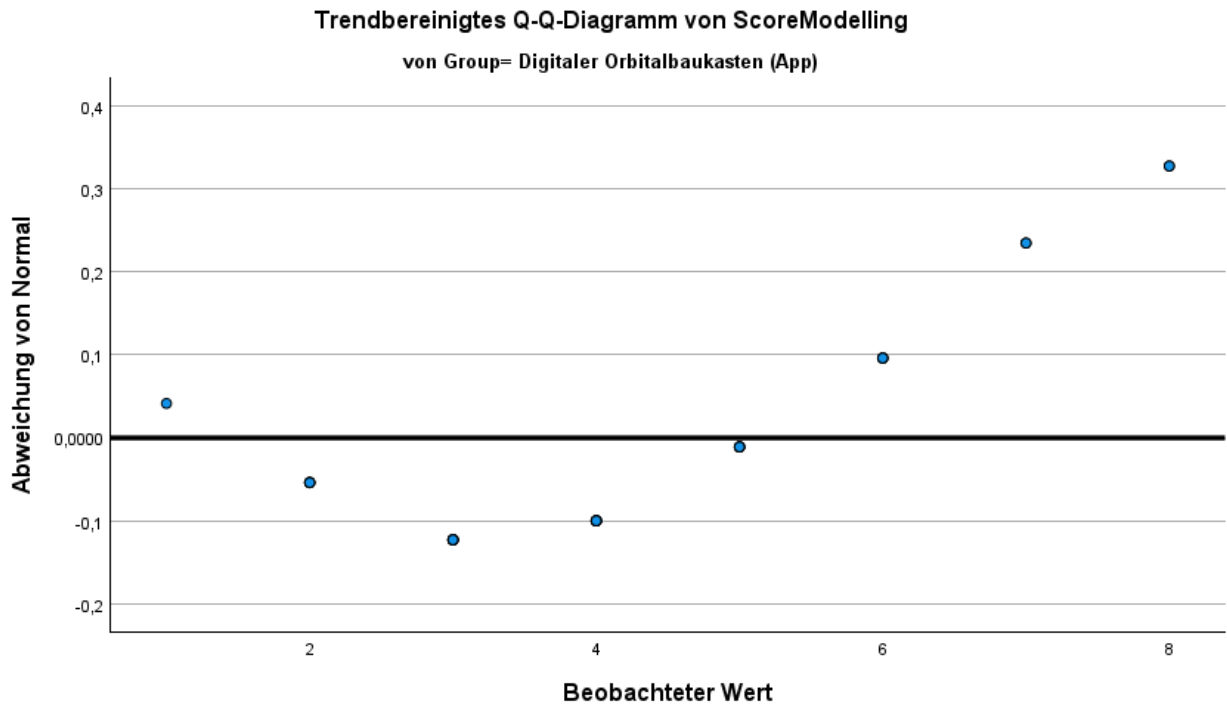


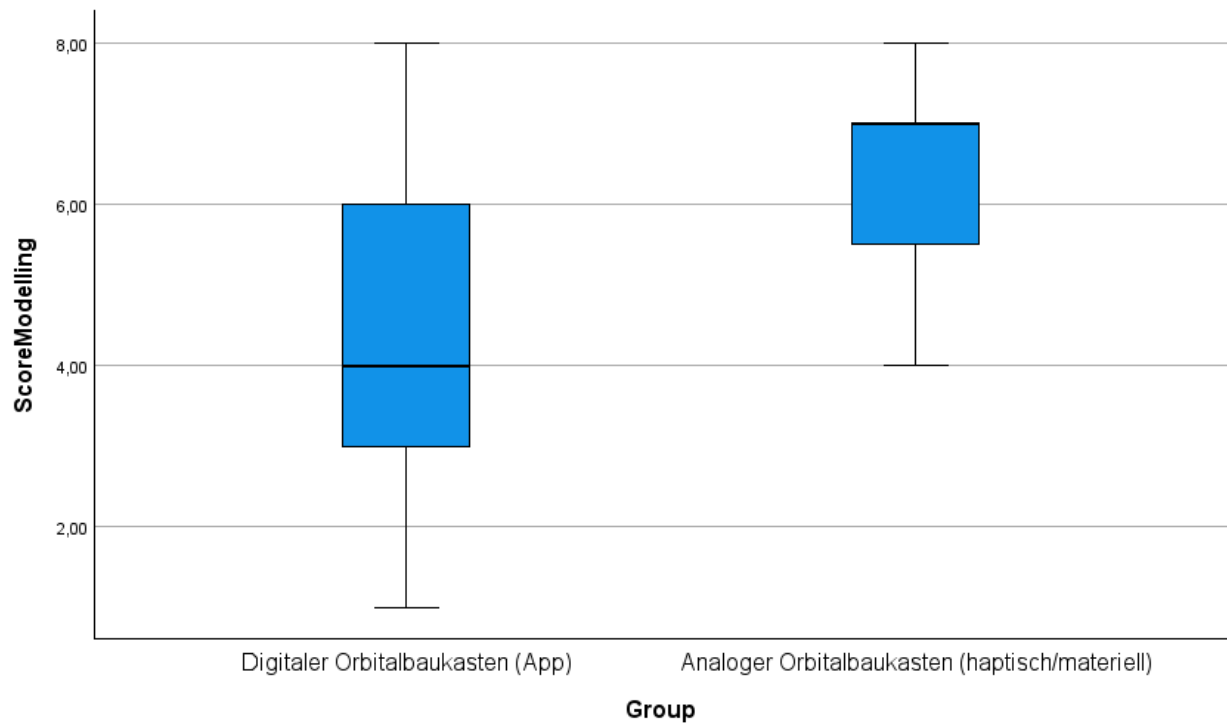
ScoreModelling

Normalverteilte Q-Q-Diagramme



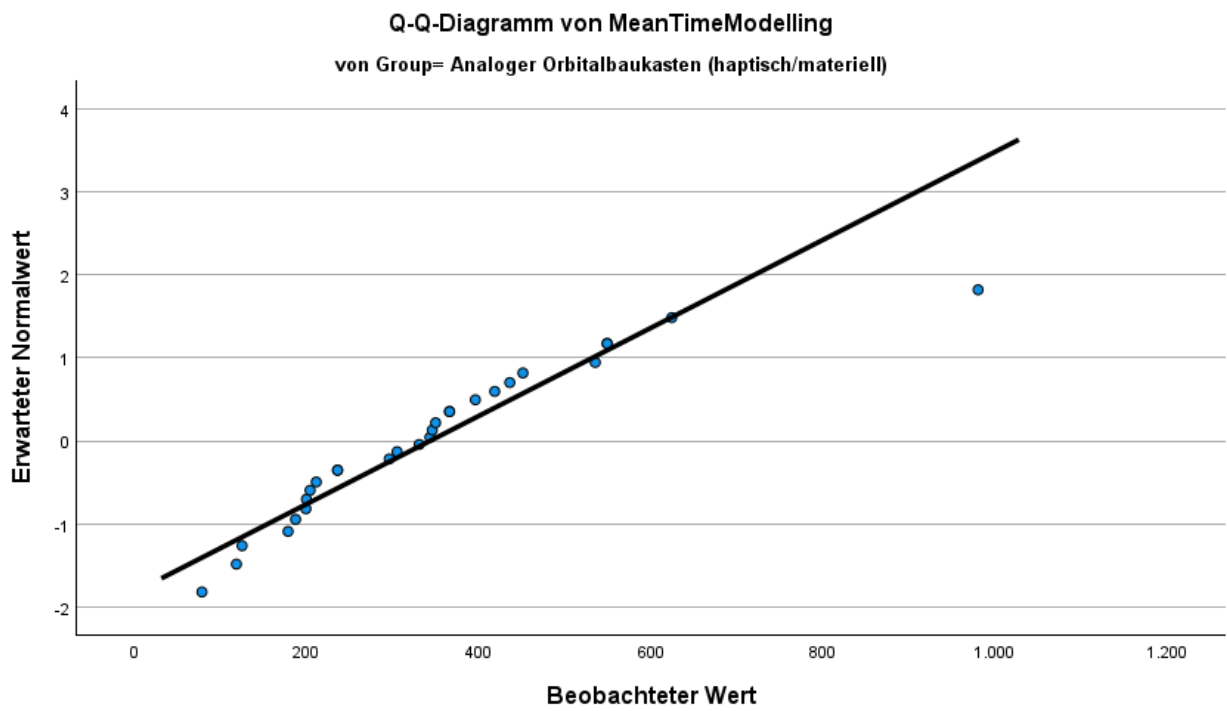
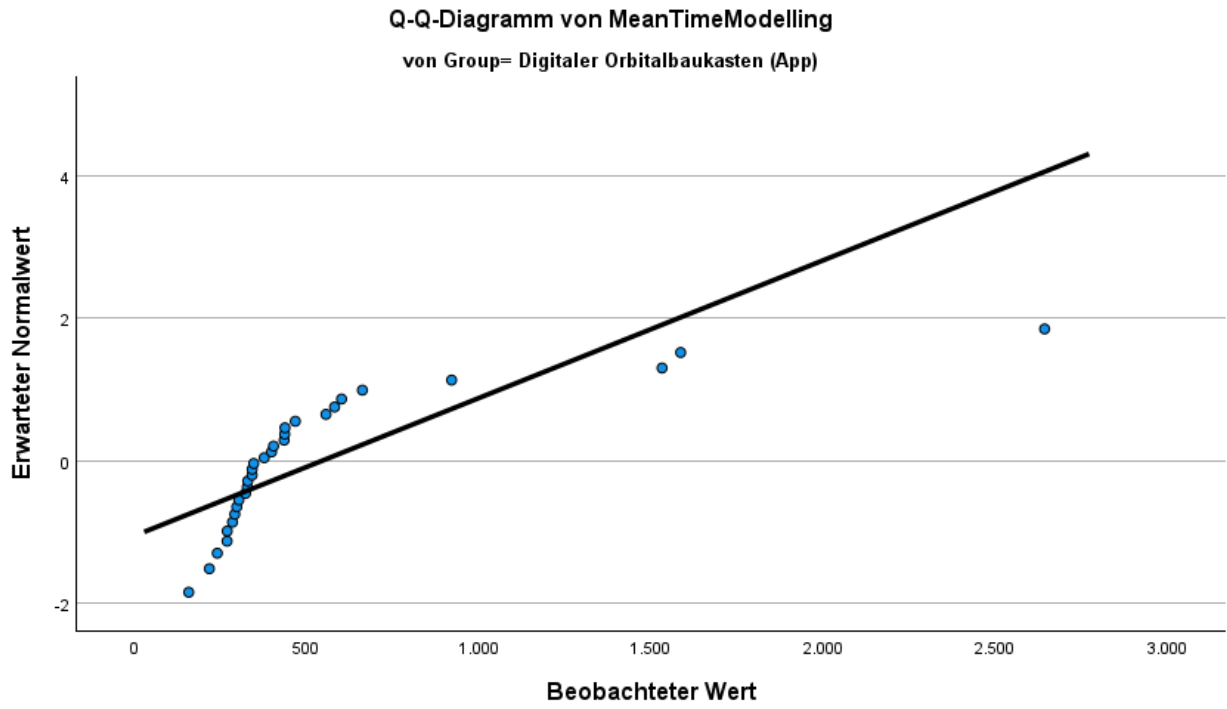
Trendbereinigte normalverteilte Q-Q-Diagramme



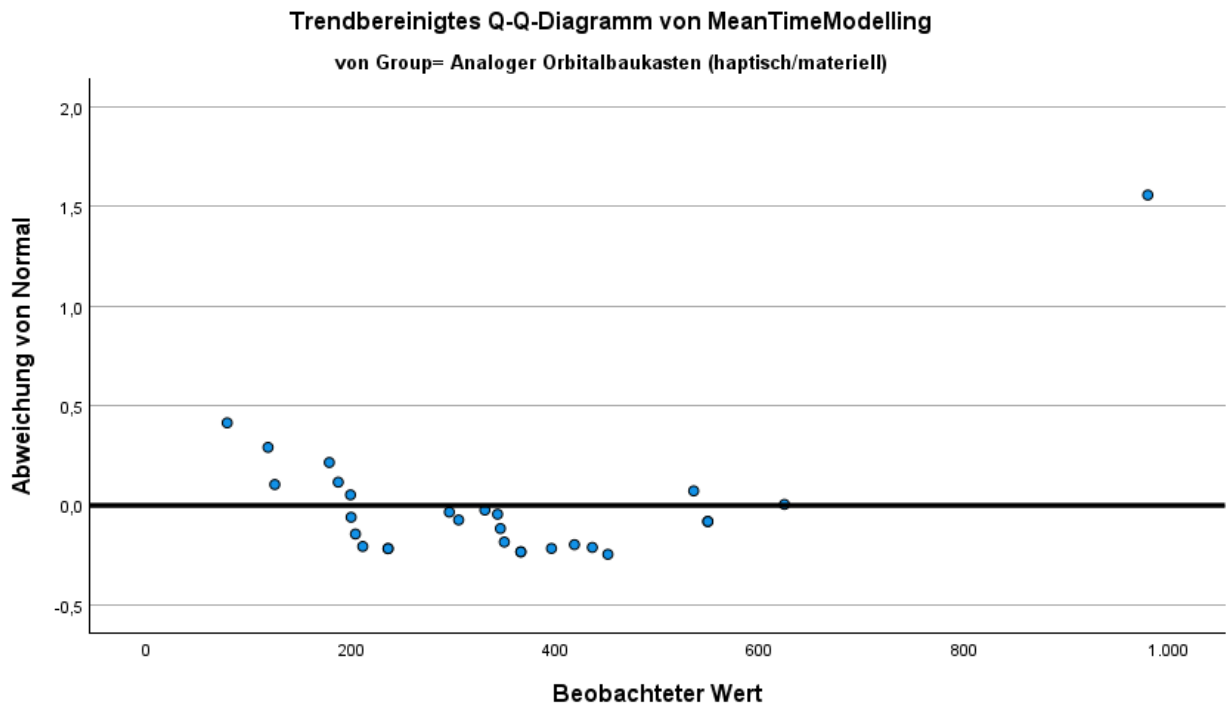
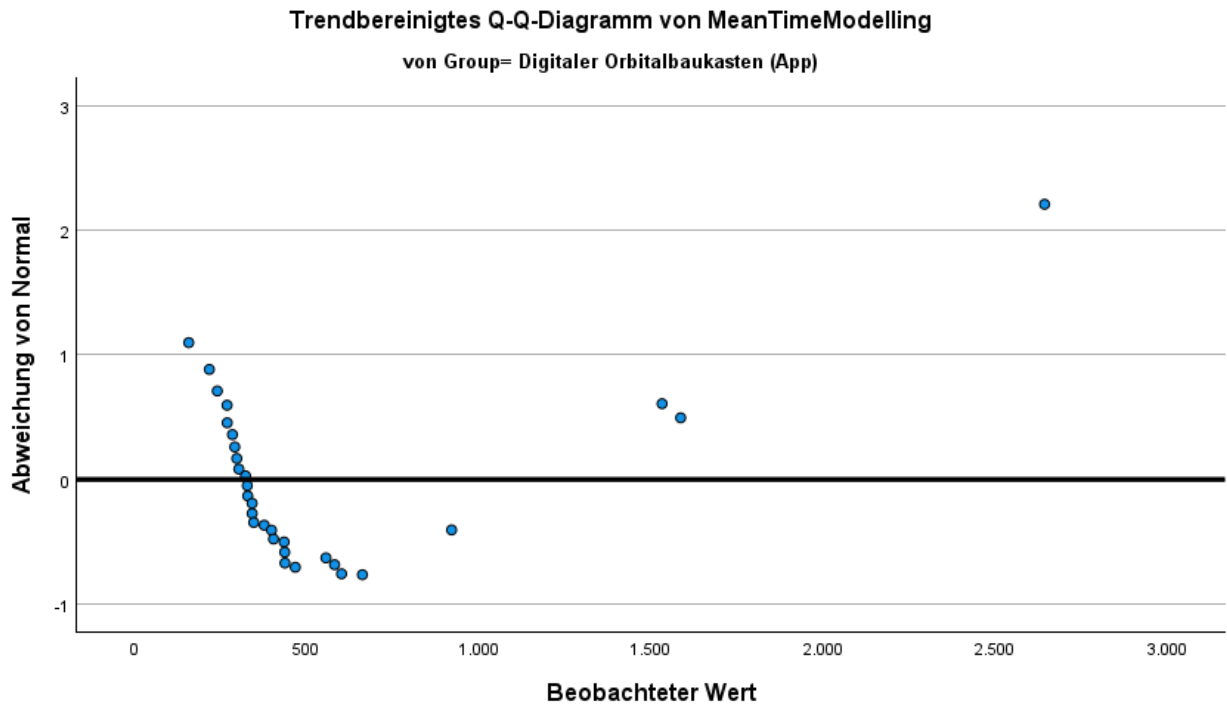


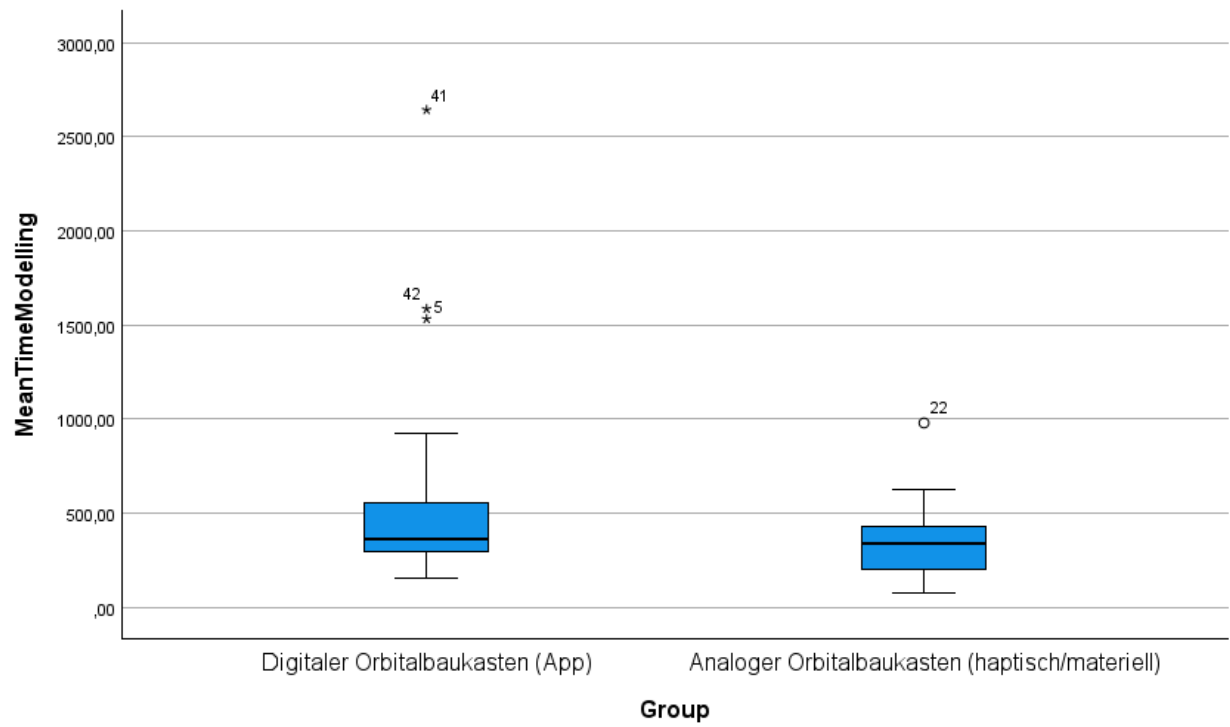
MeanTimeModelling

Normalverteilte Q-Q-Diagramme



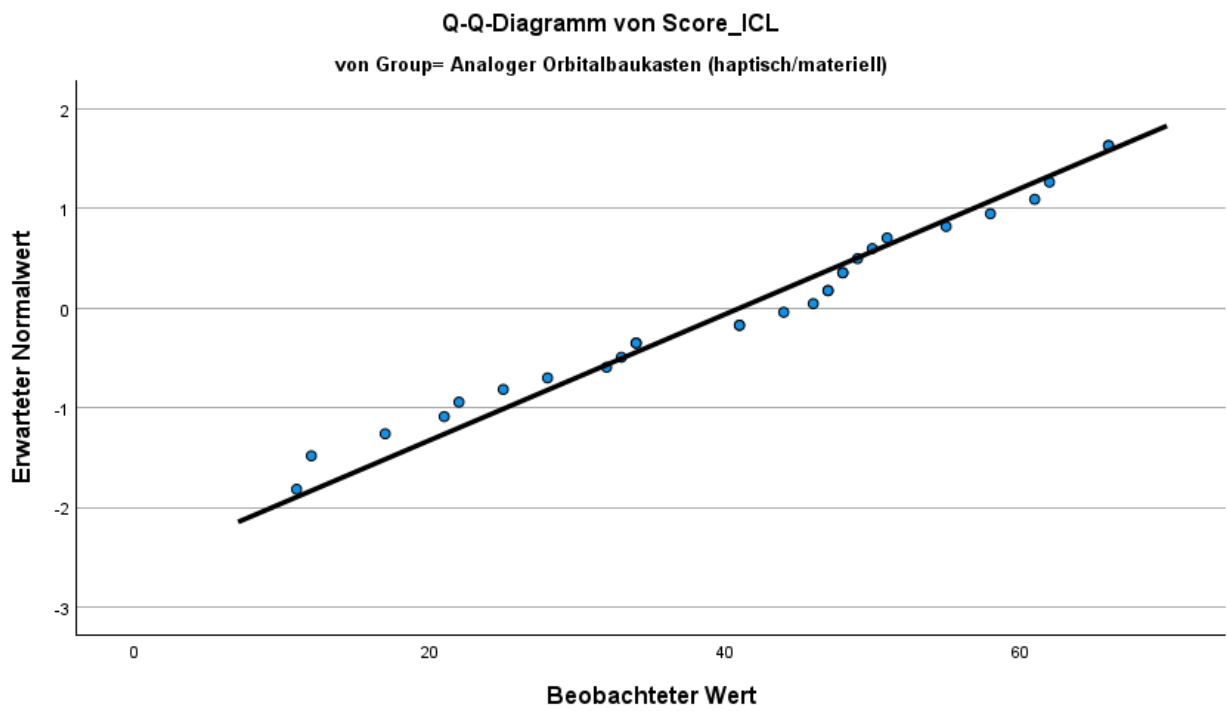
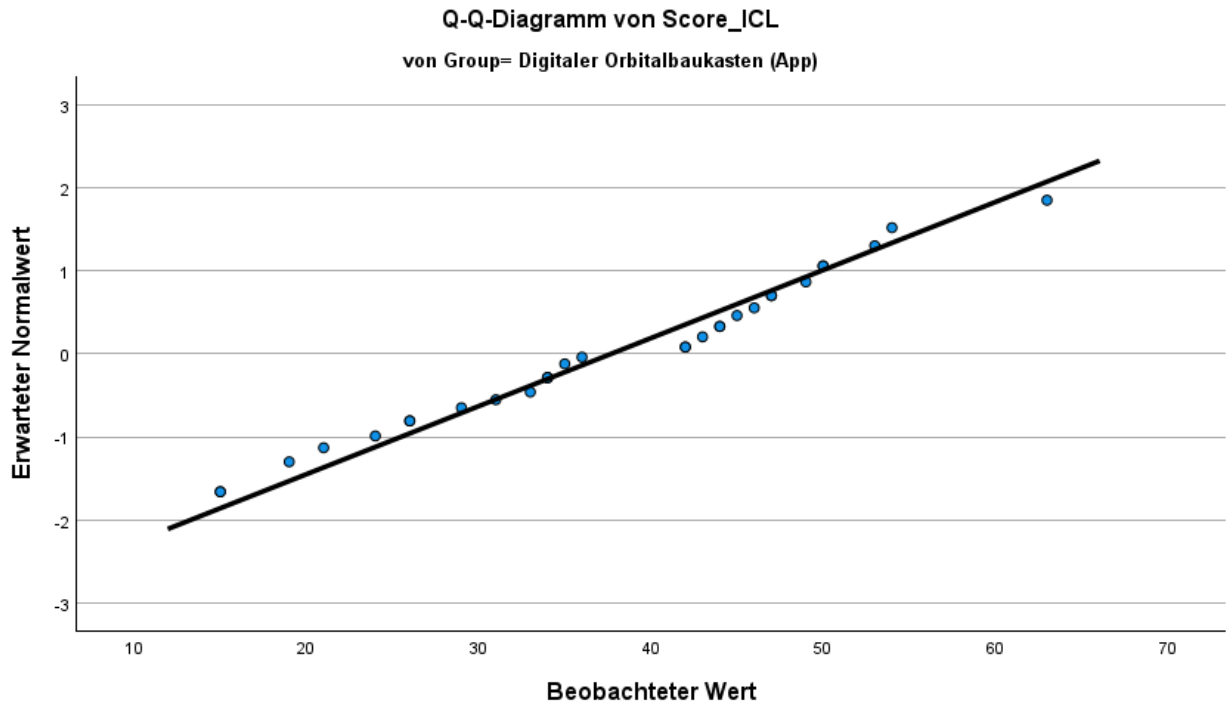
Trendbereinigte normalverteilte Q-Q-Diagramme





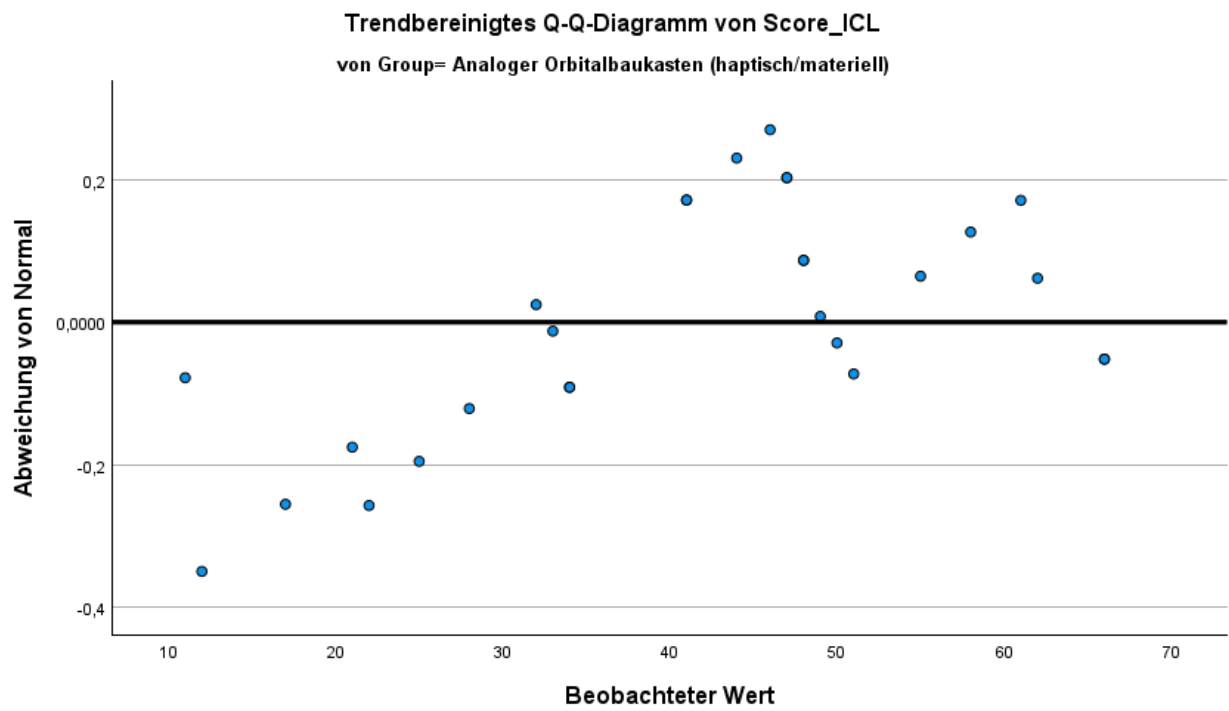
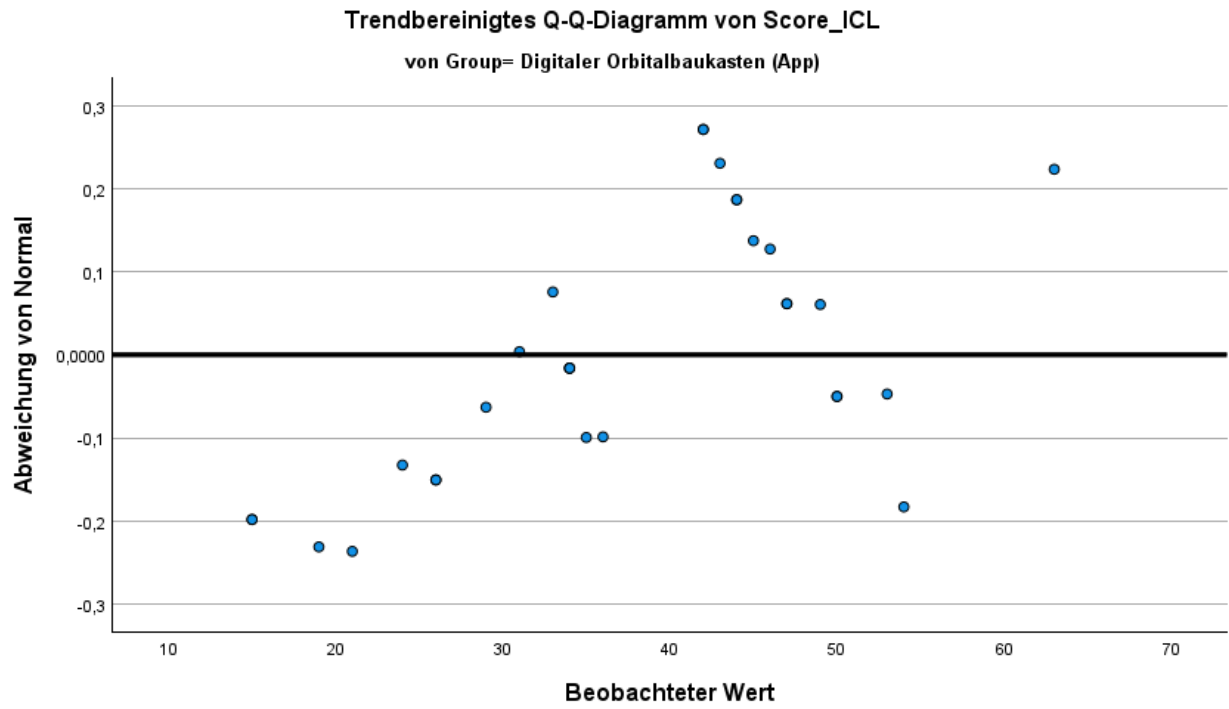
Score\_ICL

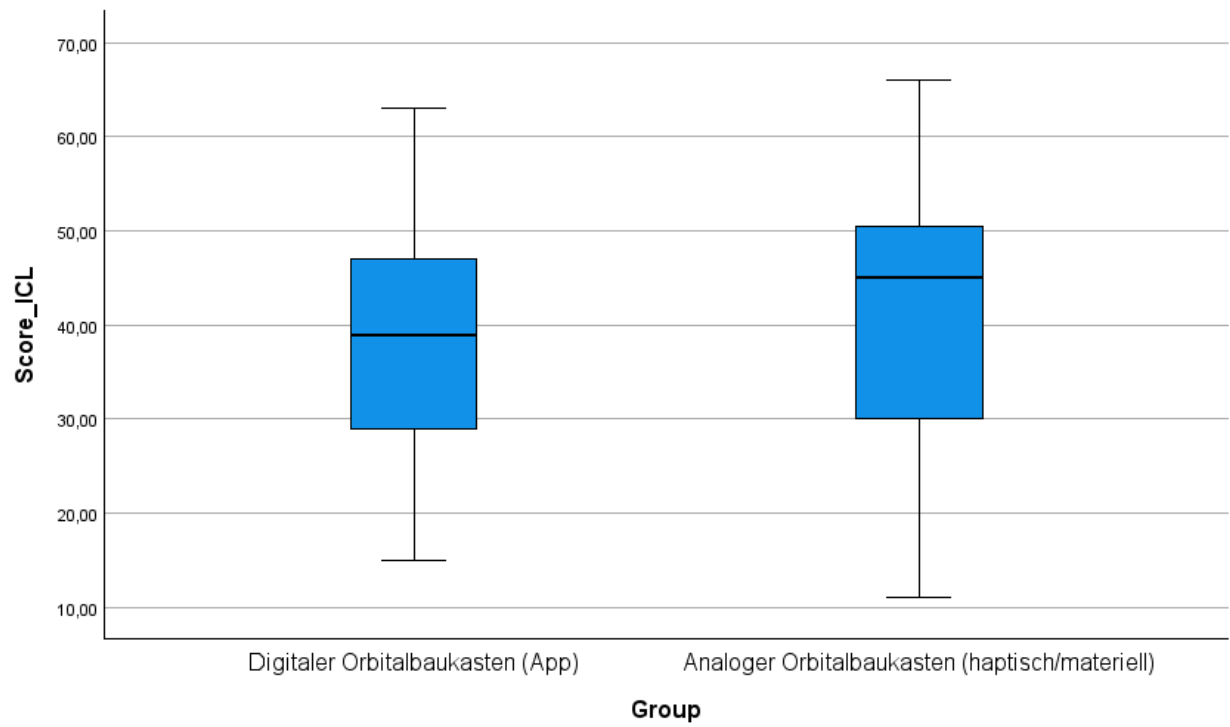
Normalverteilte Q-Q-Diagramme



Trendbereinigte normalverteilte Q-Q-Diagramme

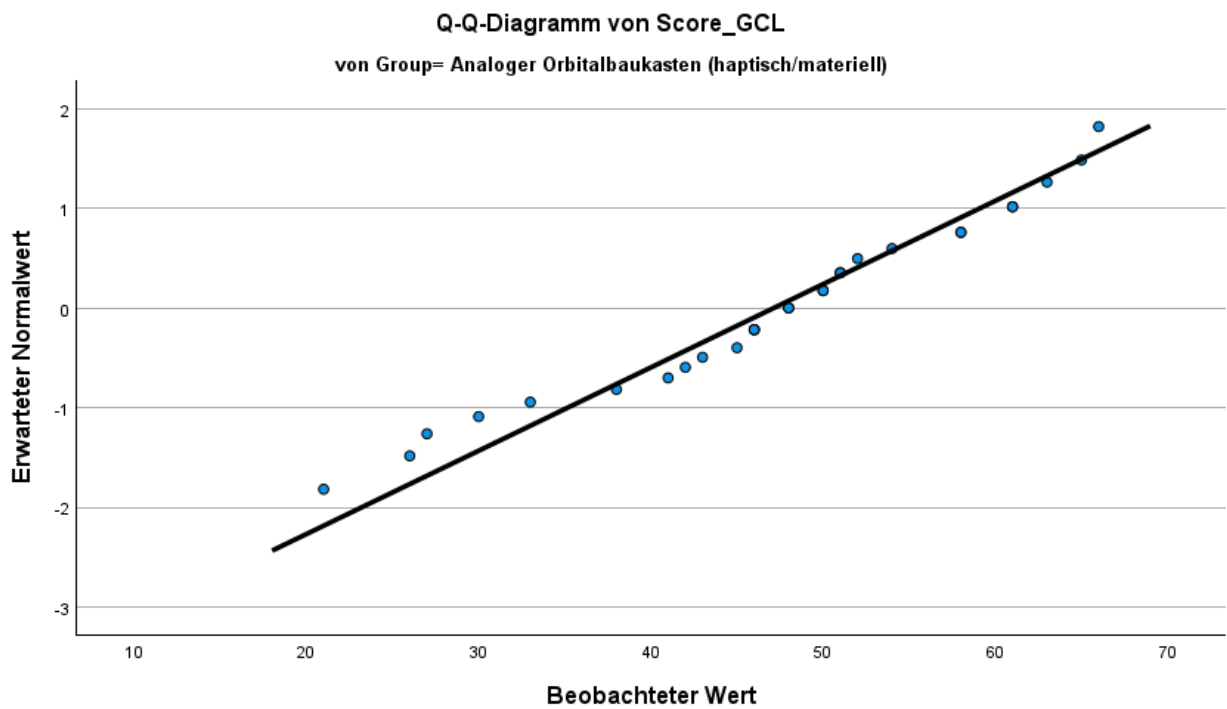
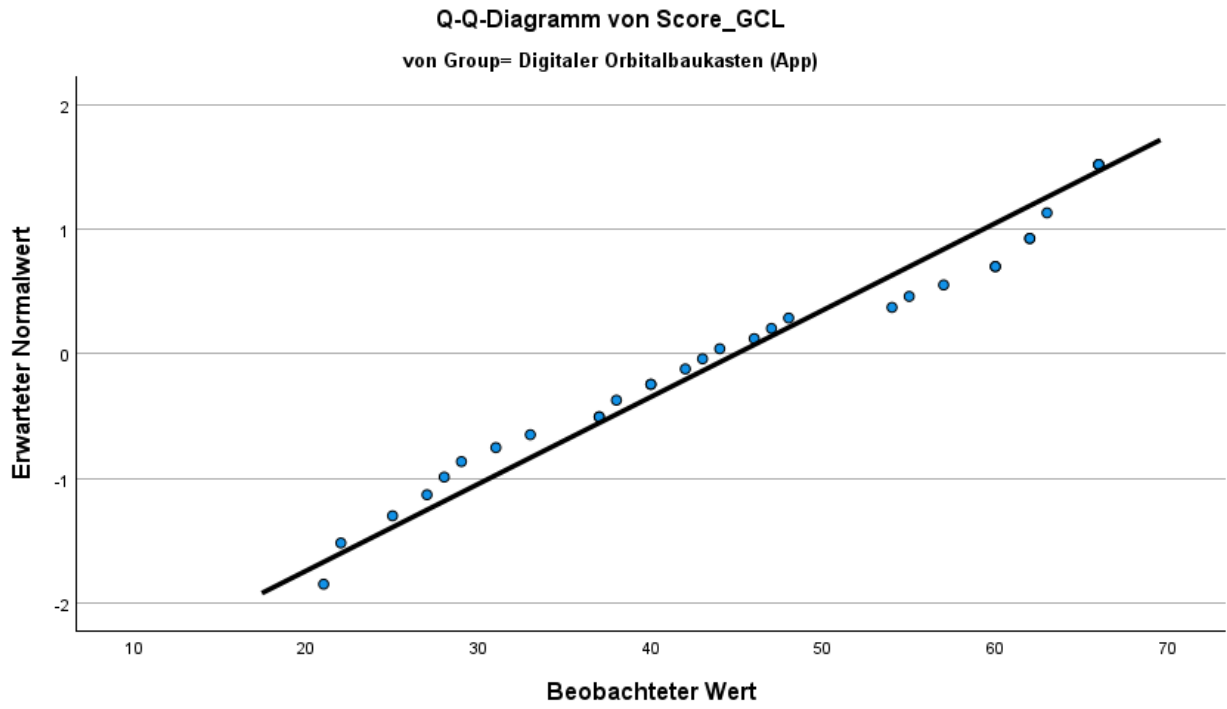




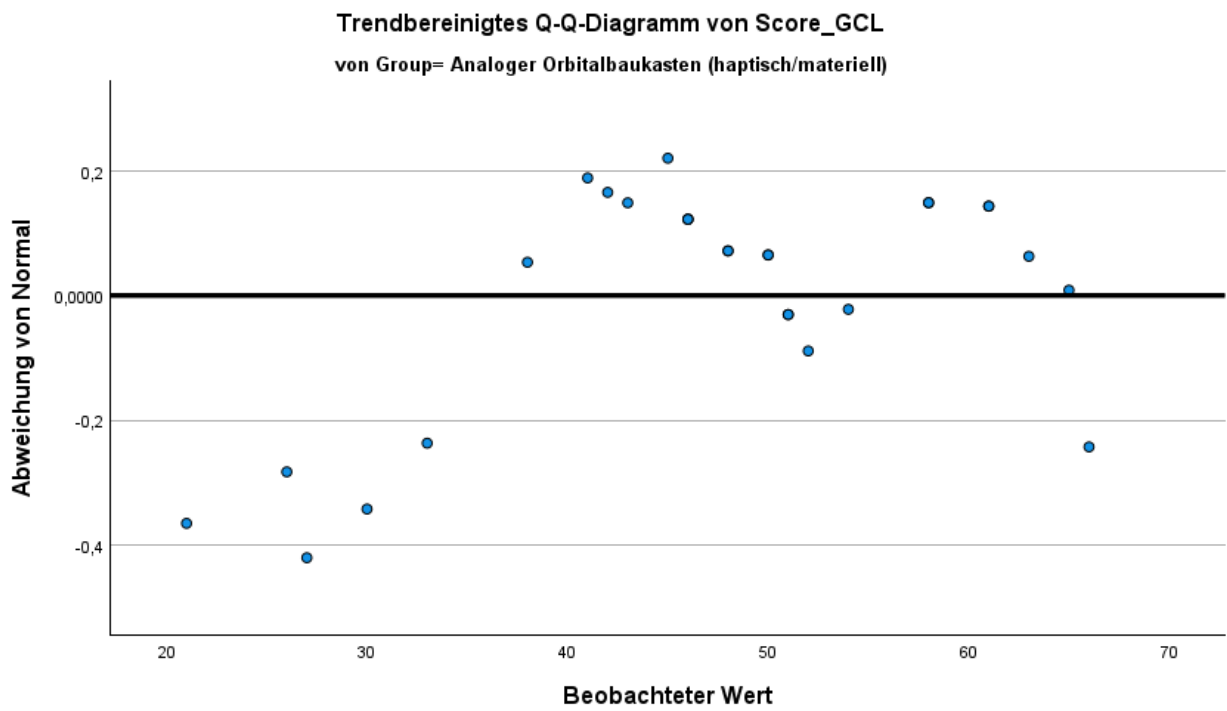
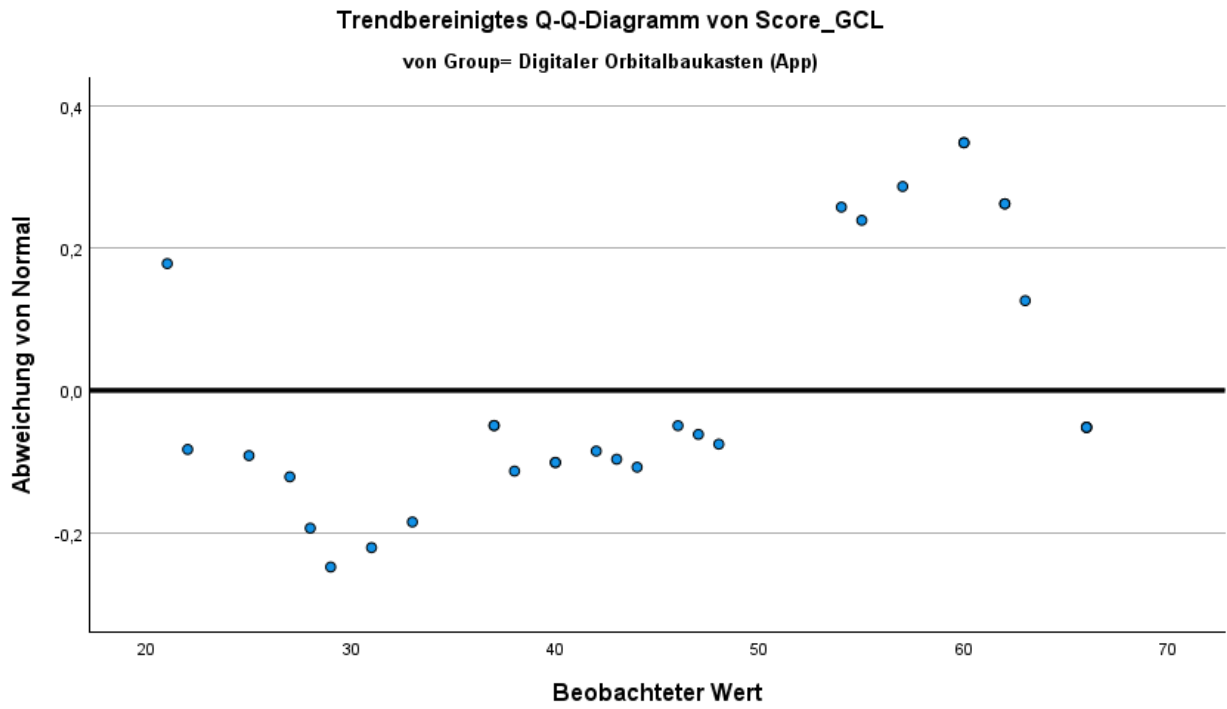


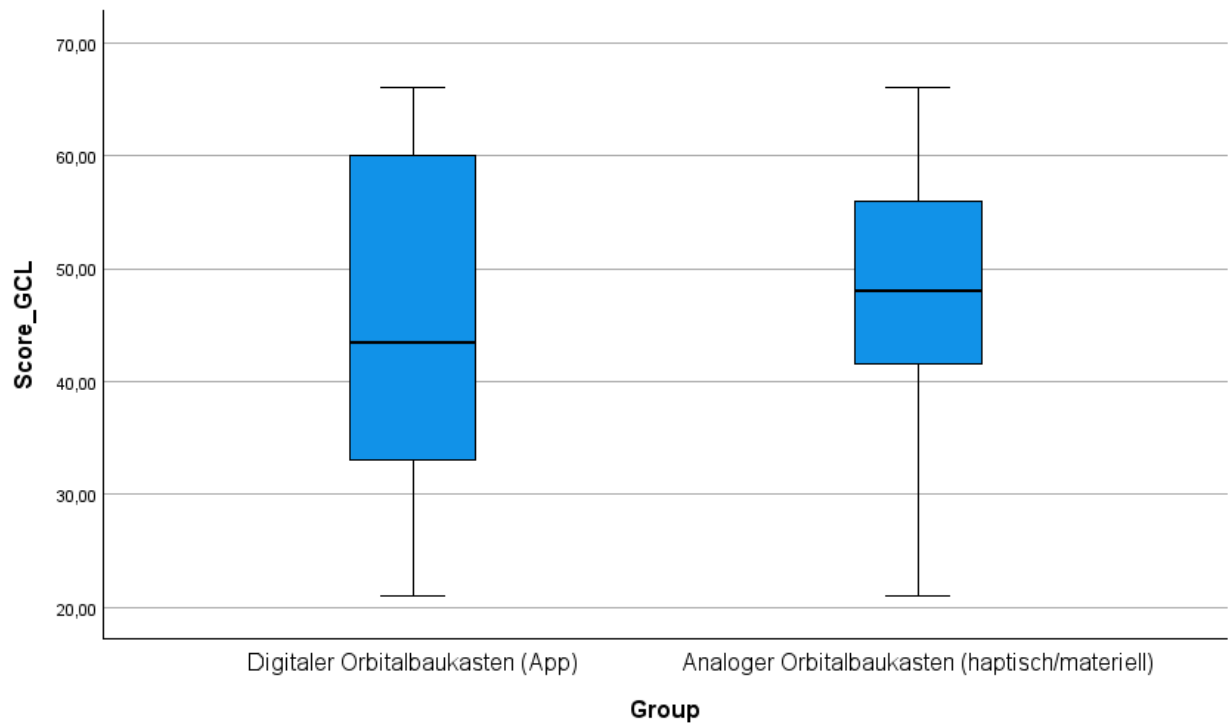
Score\_GCL

Normalverteilte Q-Q-Diagramme



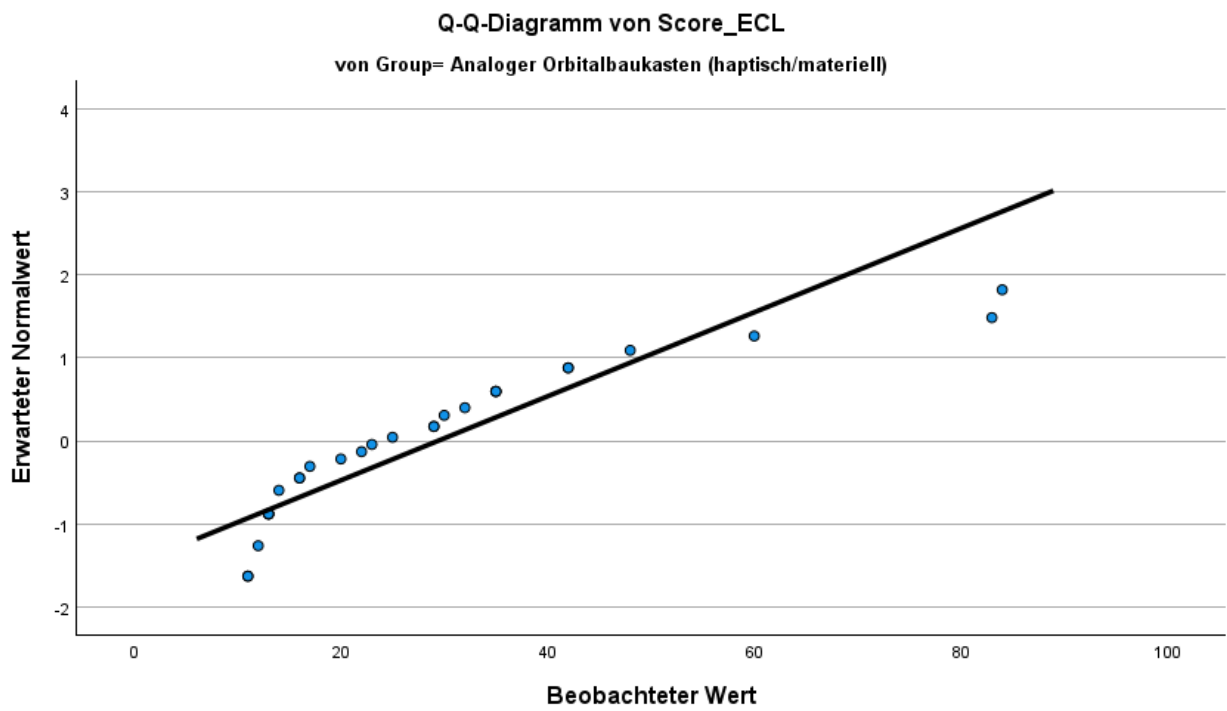
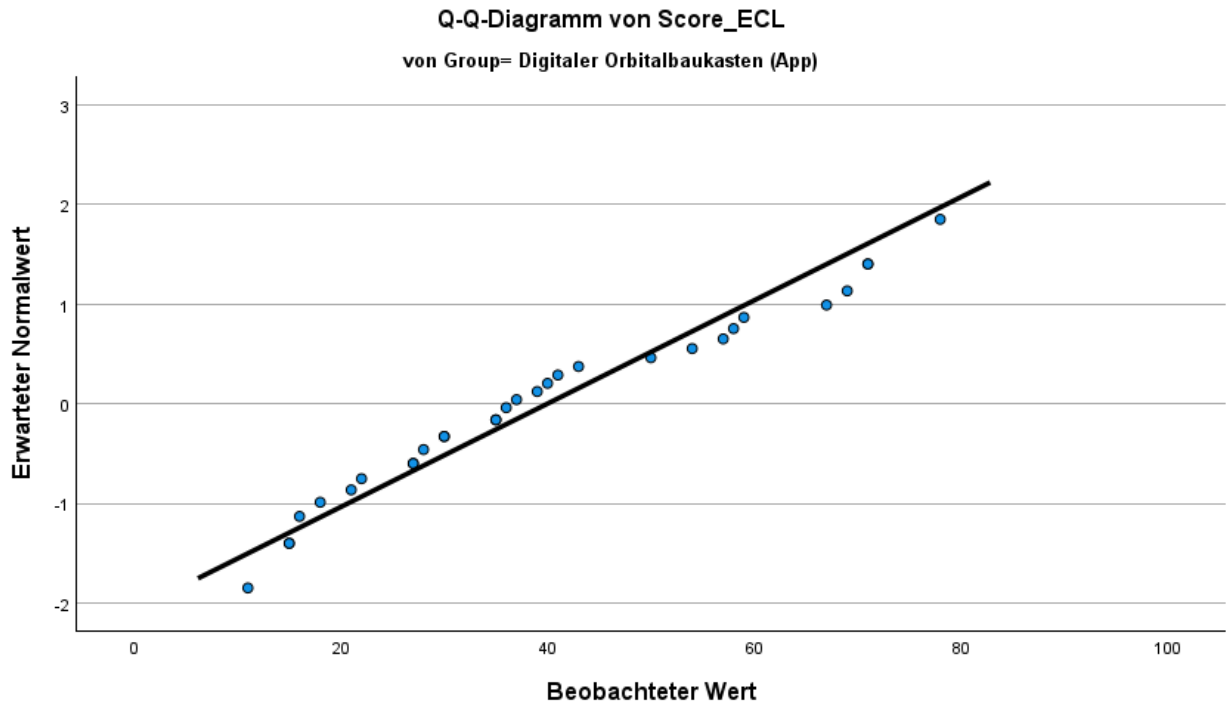
Trendbereinigte normalverteilte Q-Q-Diagramme





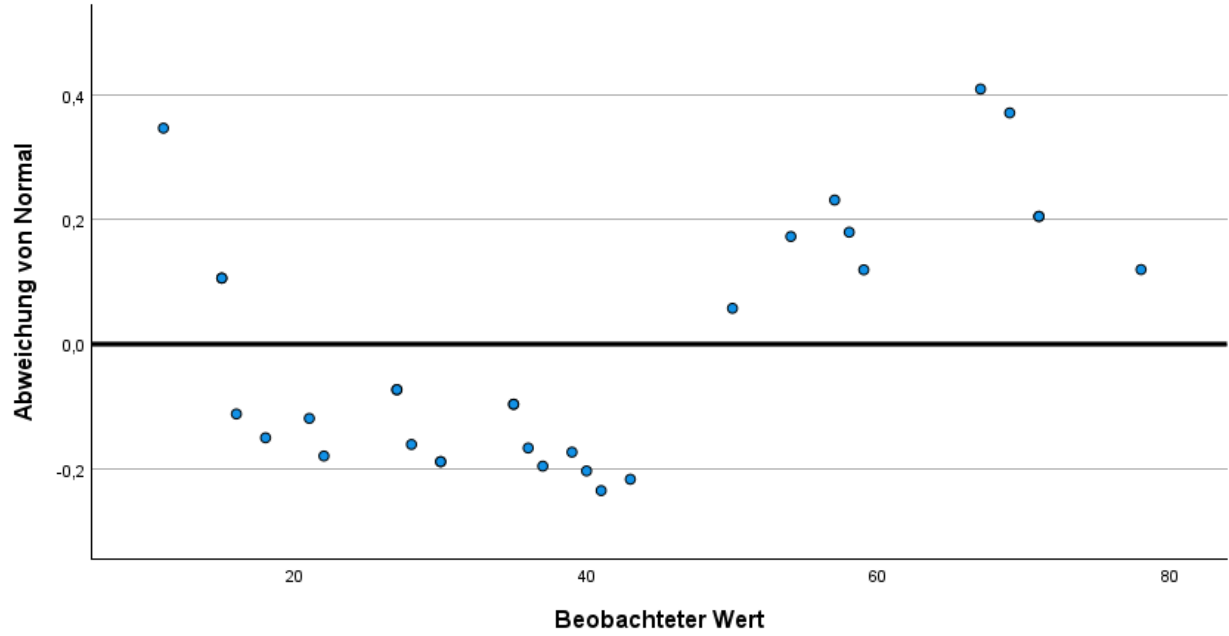
Score\_ECL

Normalverteilte Q-Q-Diagramme

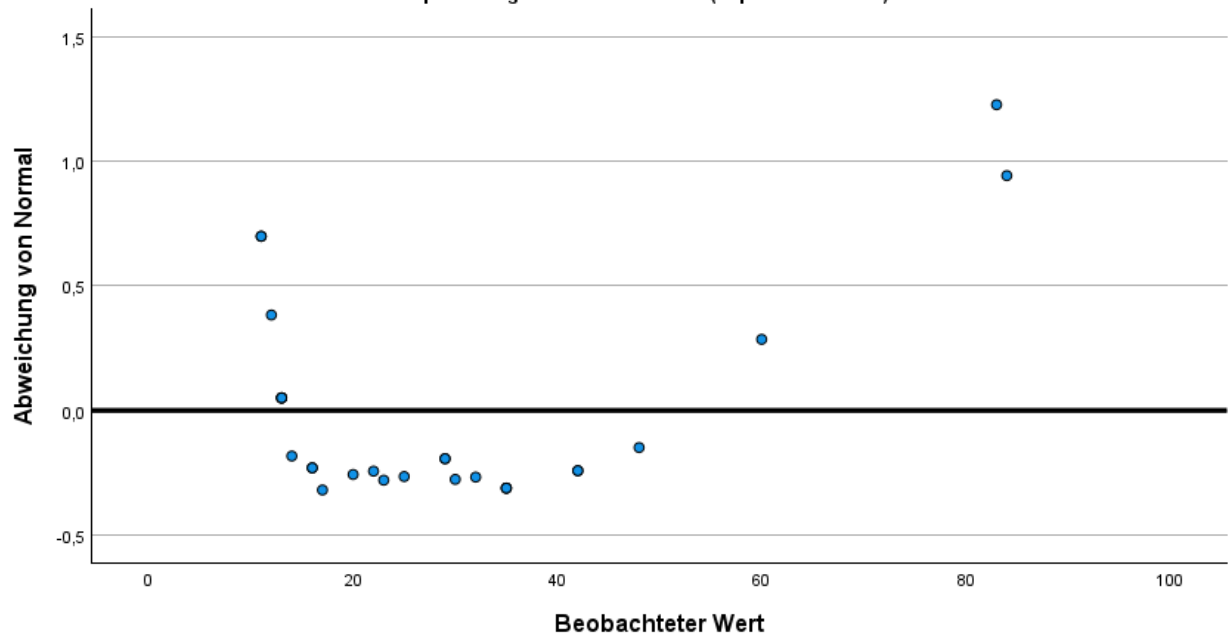


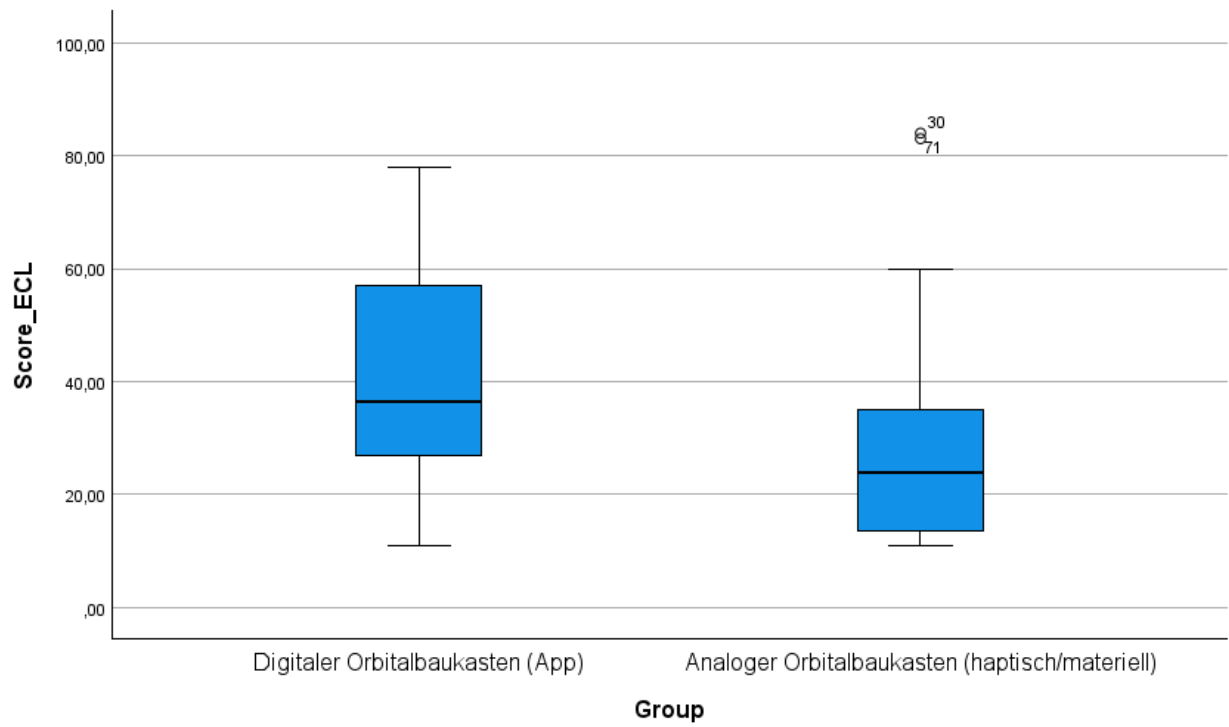
Trendbereinigte normalverteilte Q-Q-Diagramme

Trendbereinigtes Q-Q-Diagramm von Score\_ECL  
von Group= Digitaler Orbitalbaukasten (App)



Trendbereinigtes Q-Q-Diagramm von Score\_ECL  
von Group= Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)

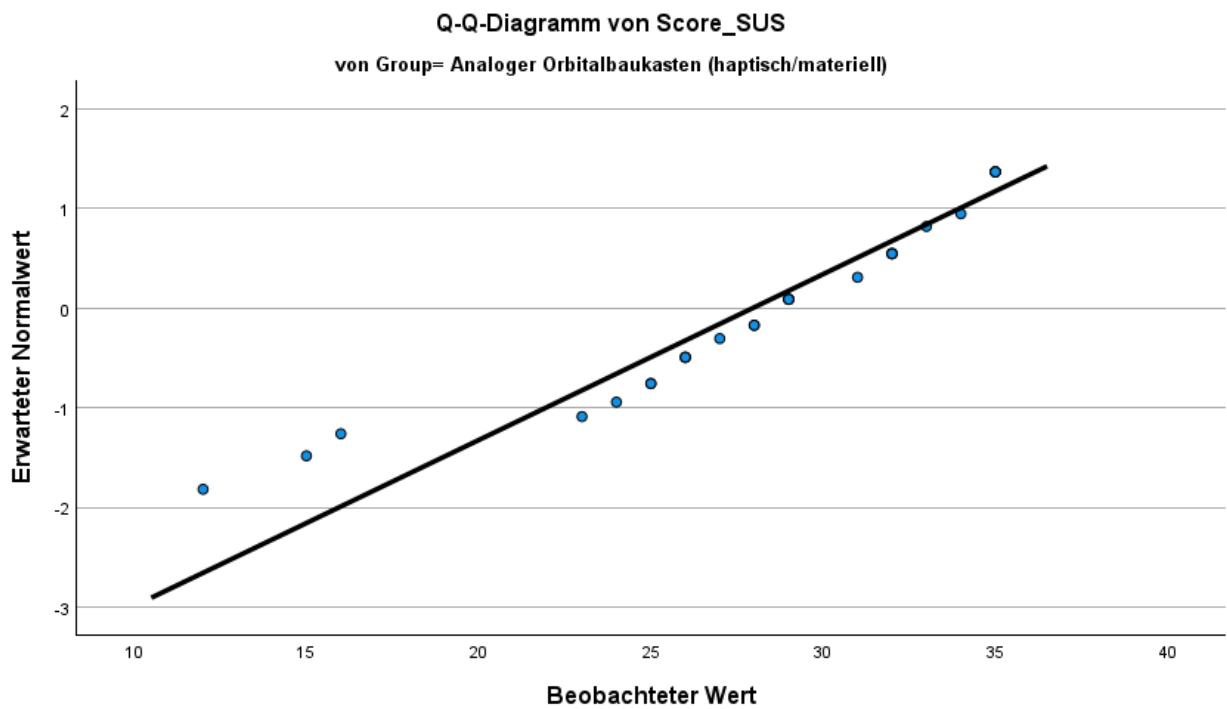
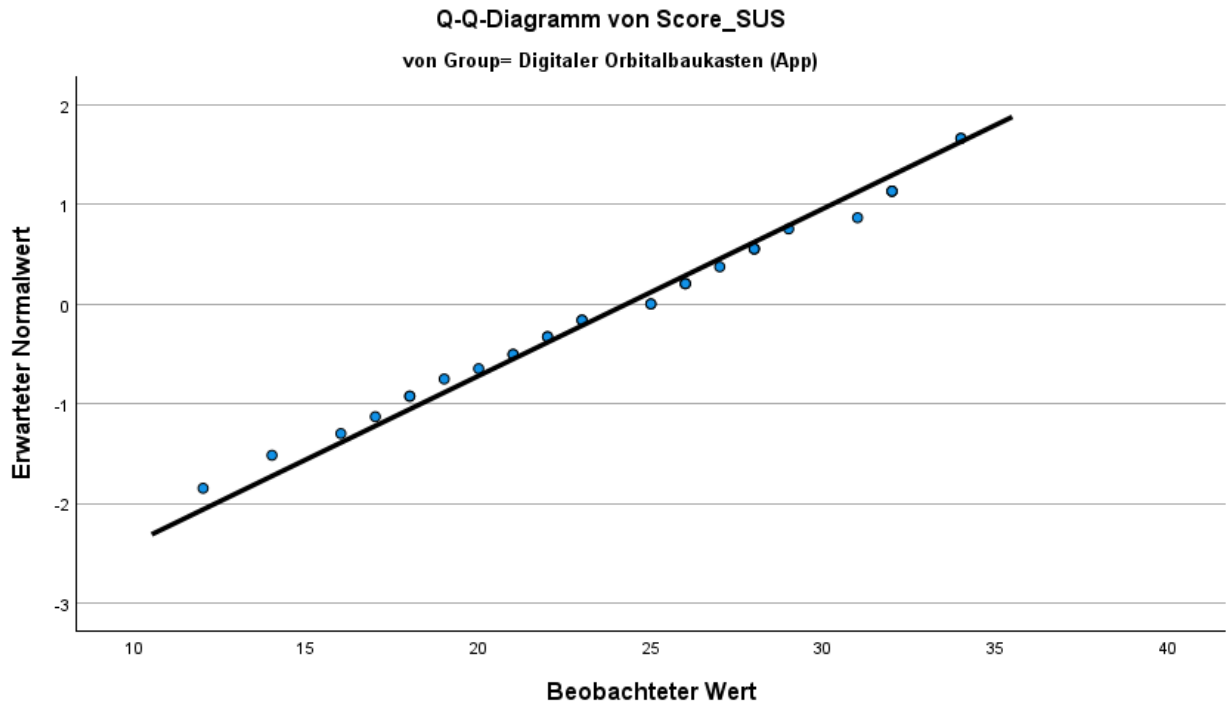




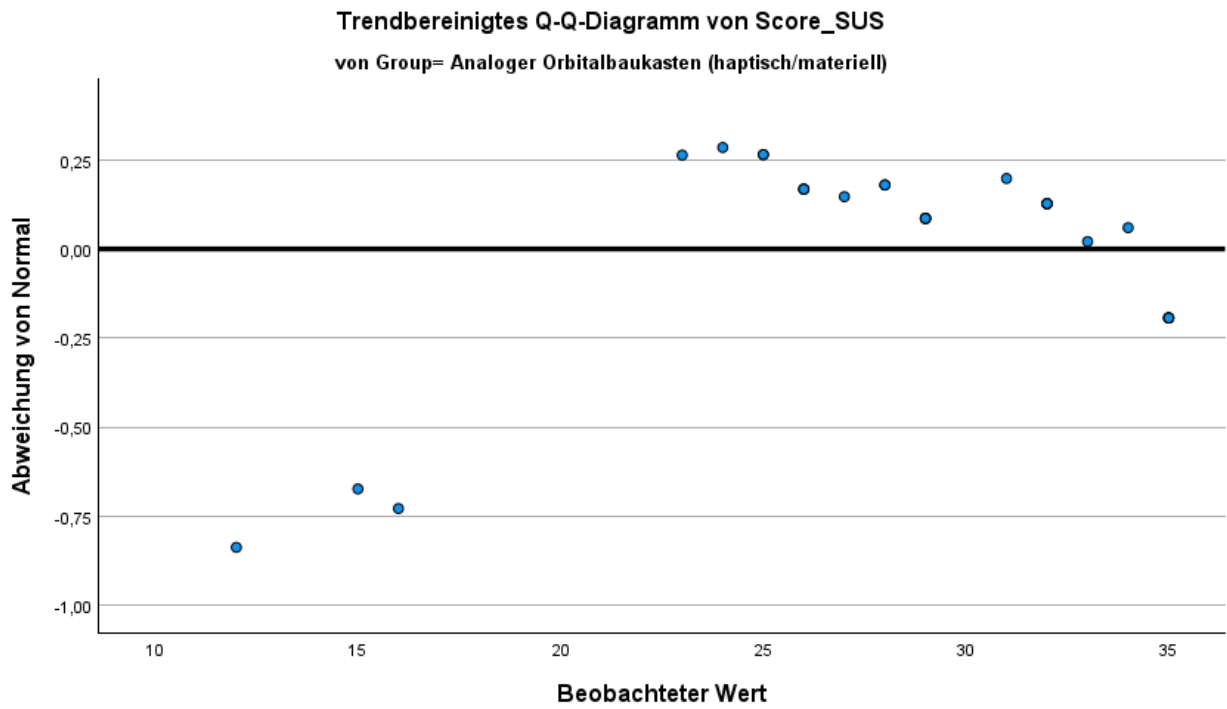
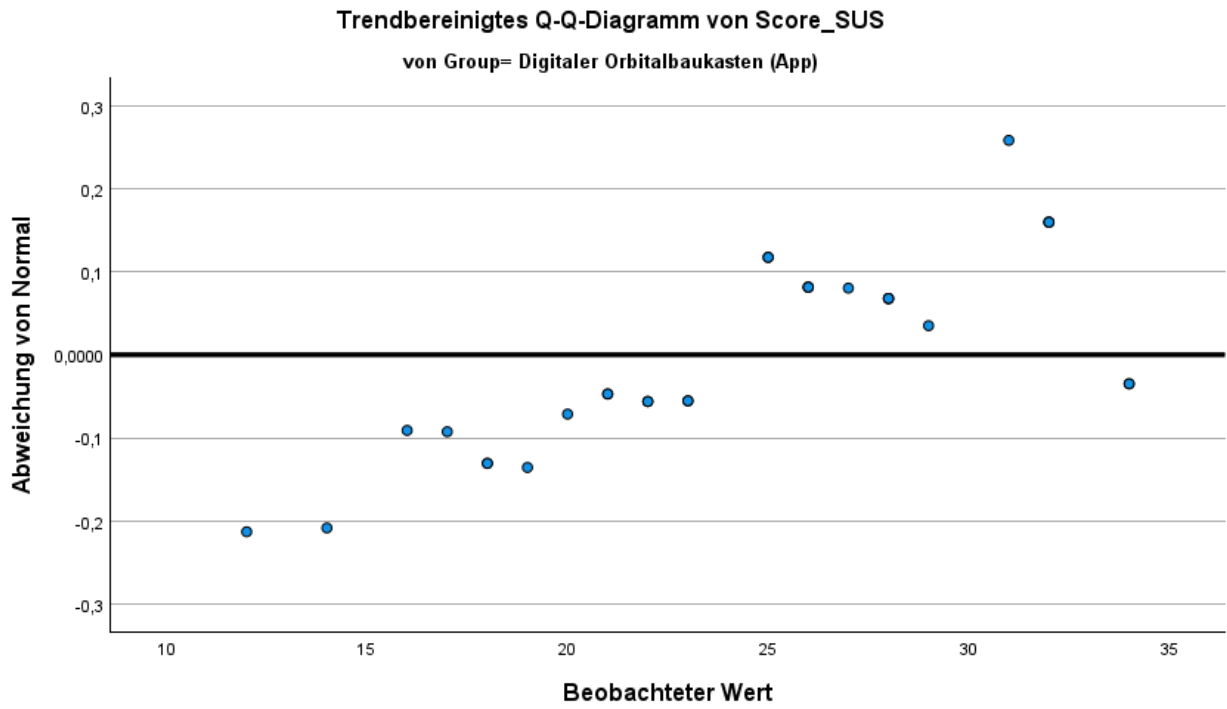
Score\_SUS

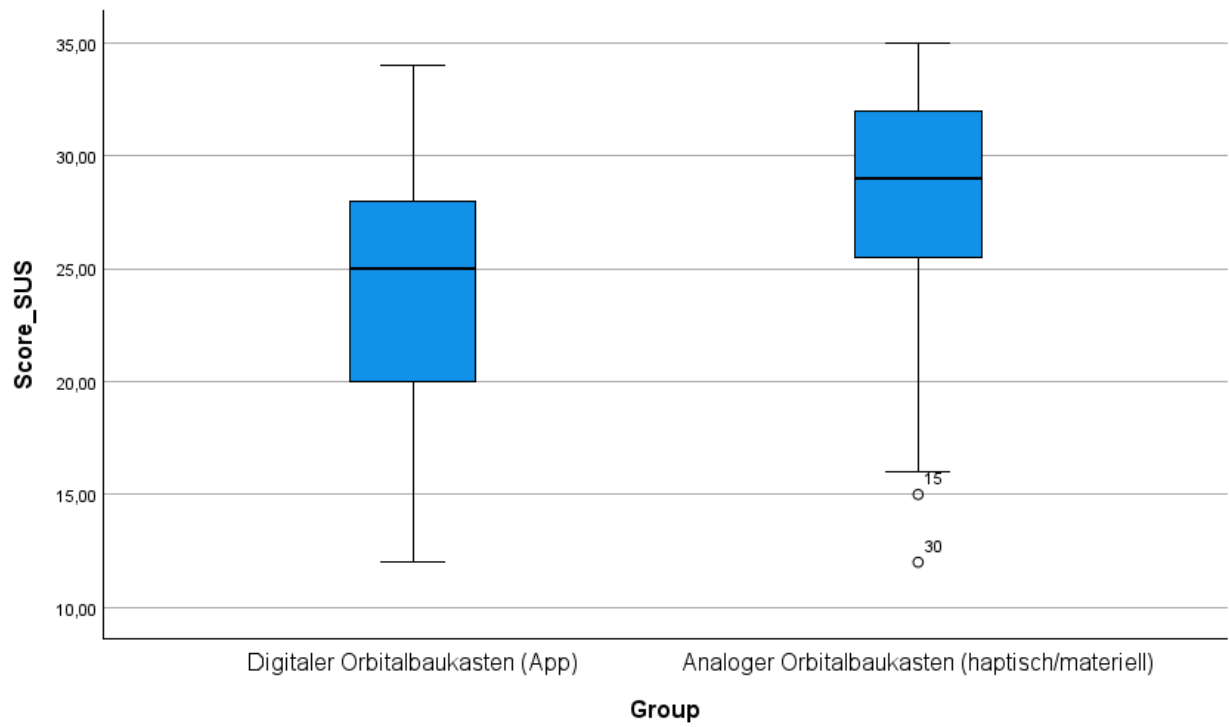
Normalverteilte Q-Q-Diagramme





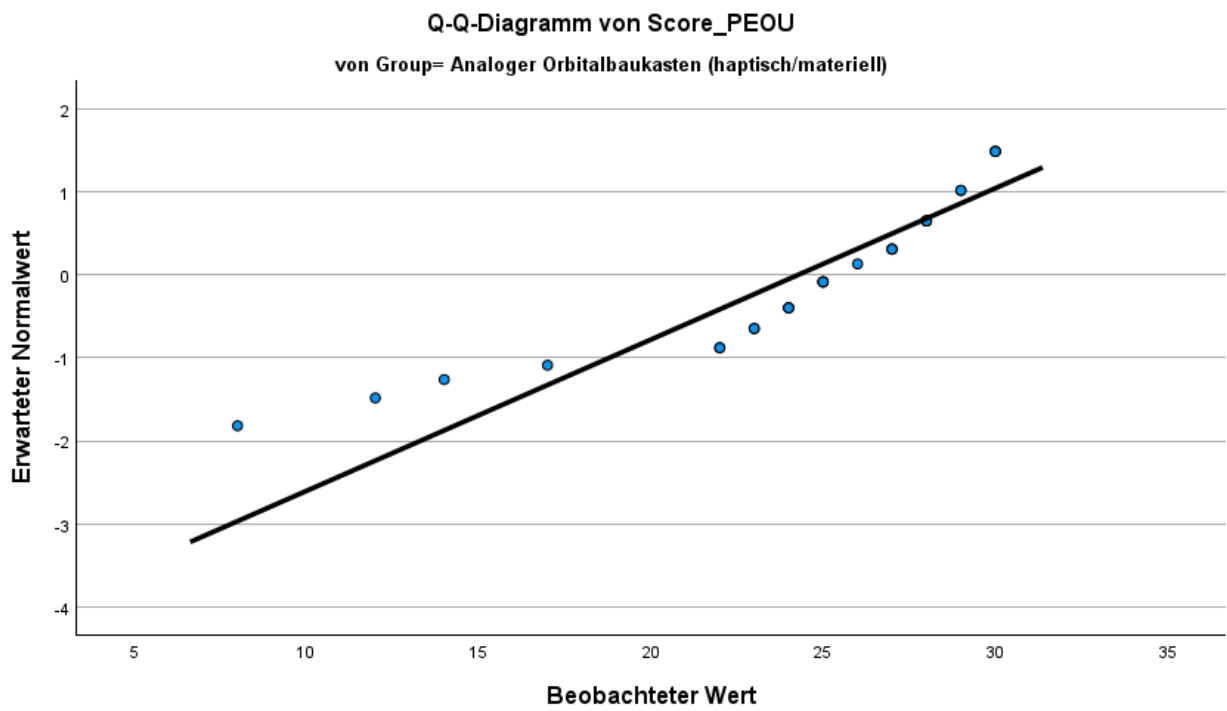
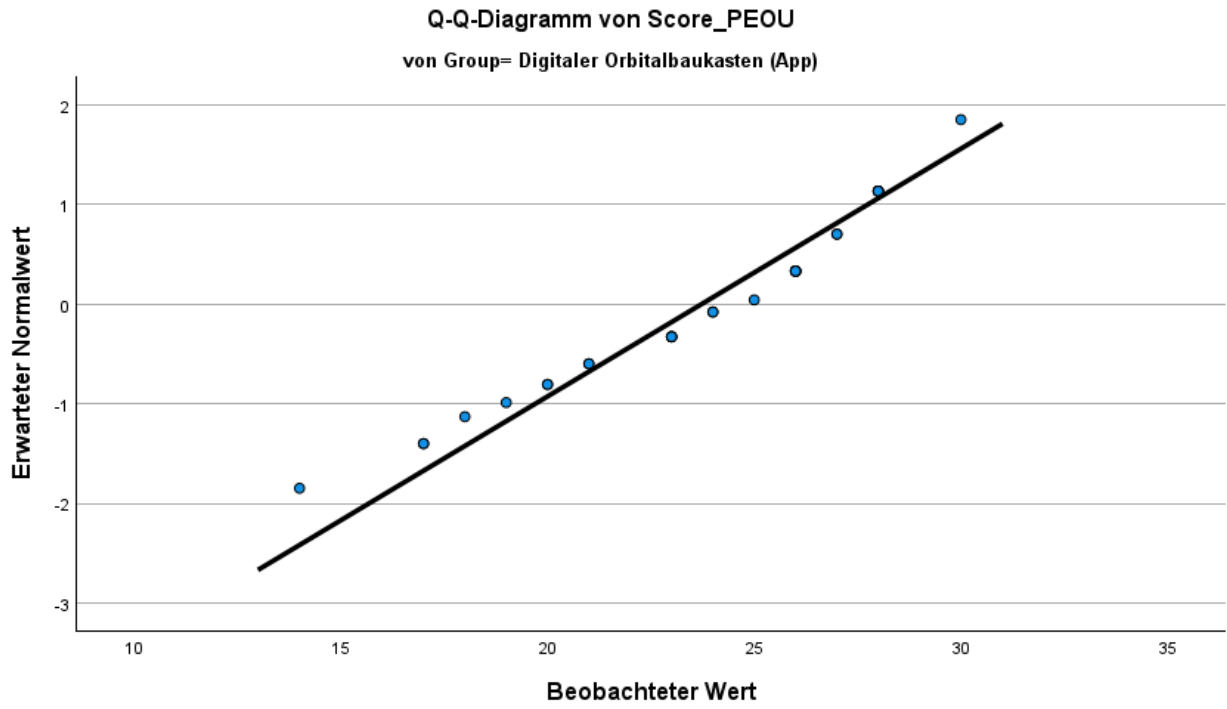
Trendbereinigte normalverteilte Q-Q-Diagramme



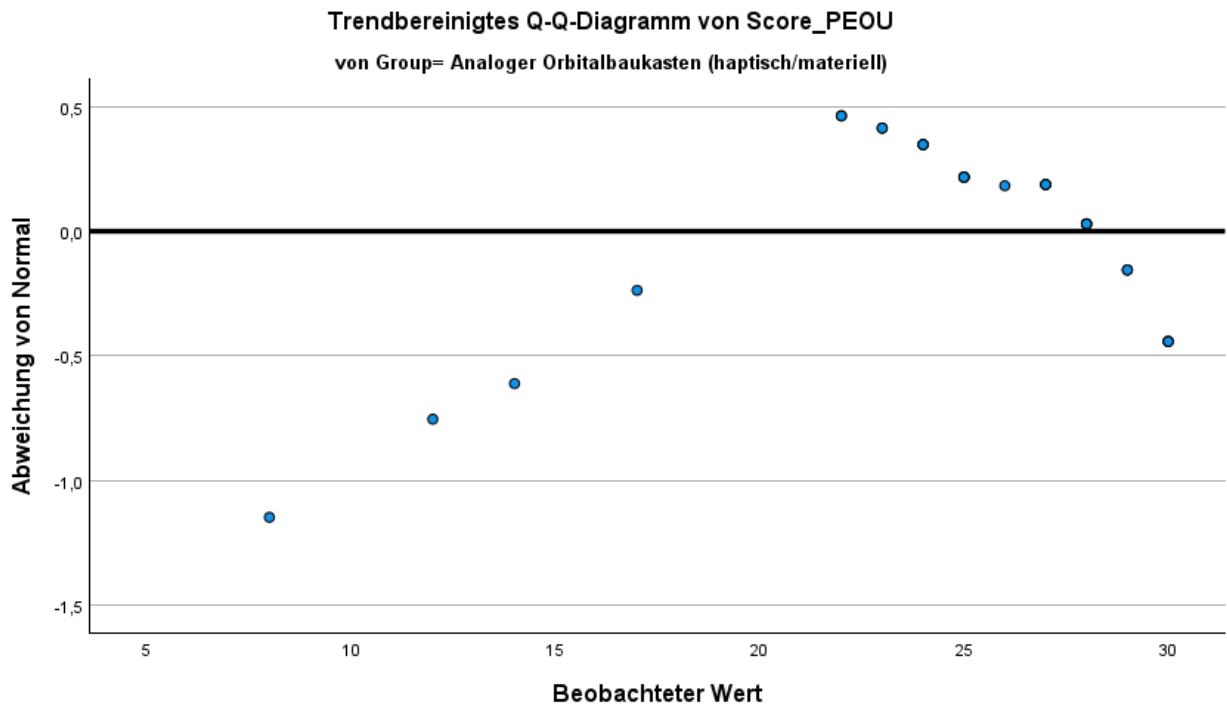
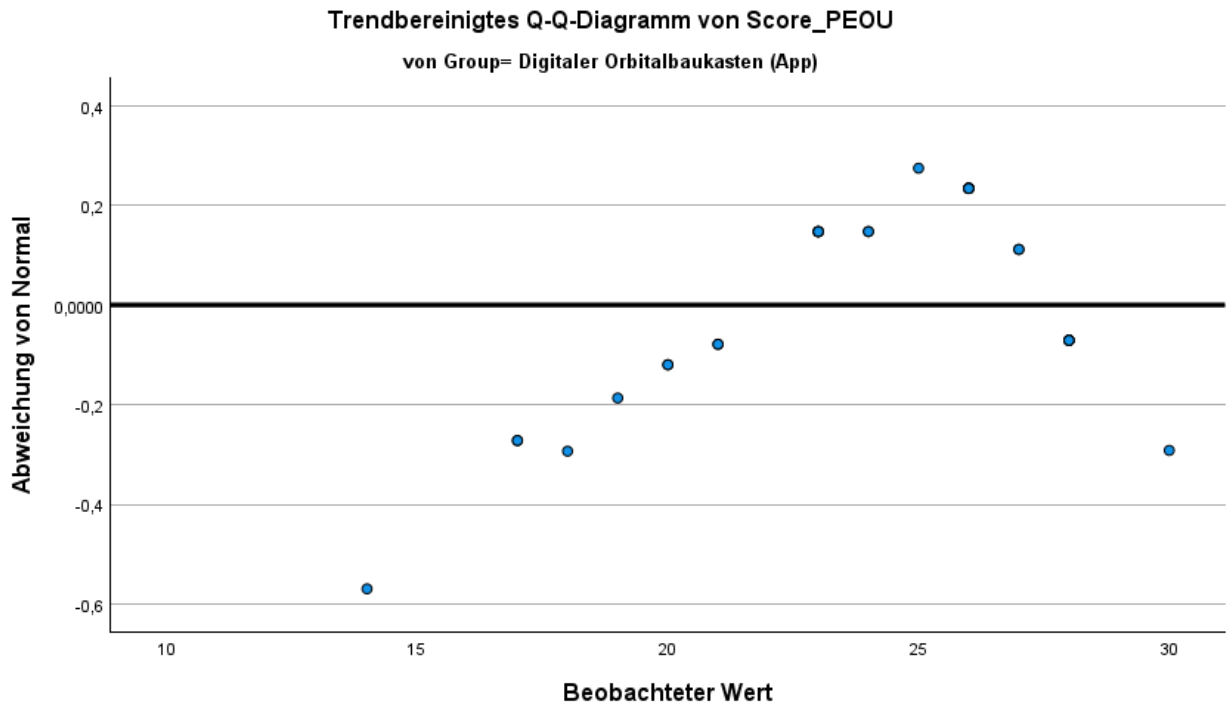


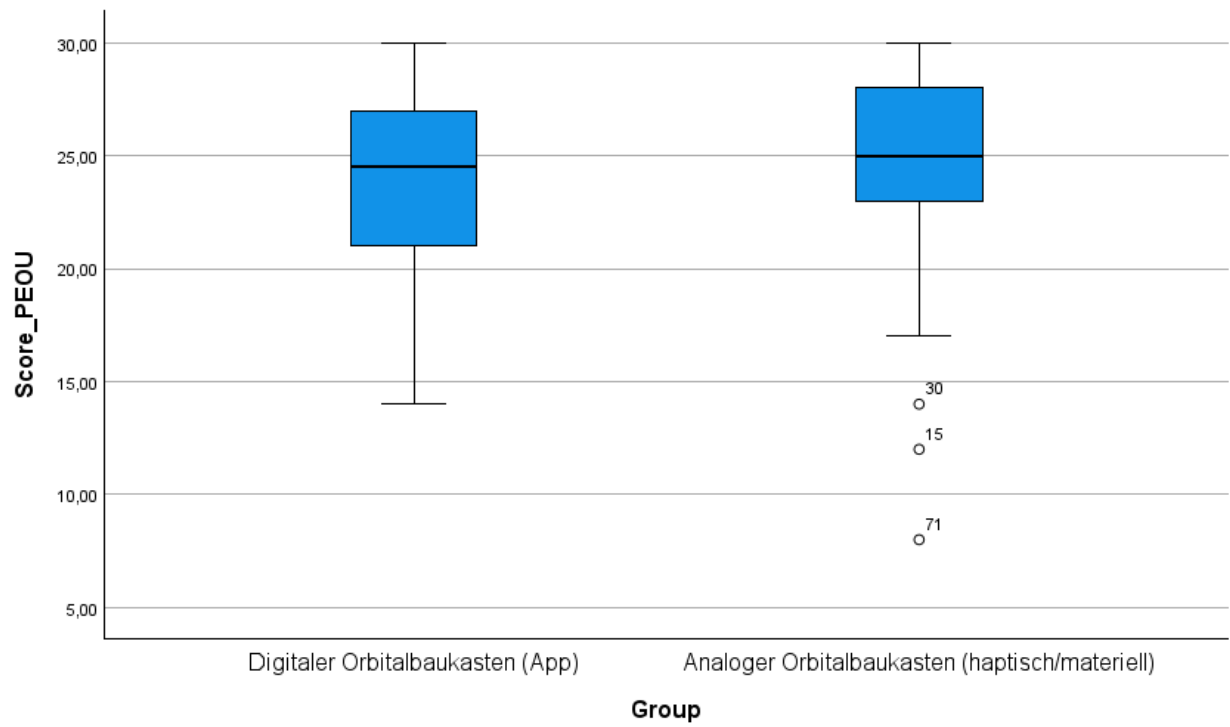
Score\_PEOU

Normalverteilte Q-Q-Diagramme



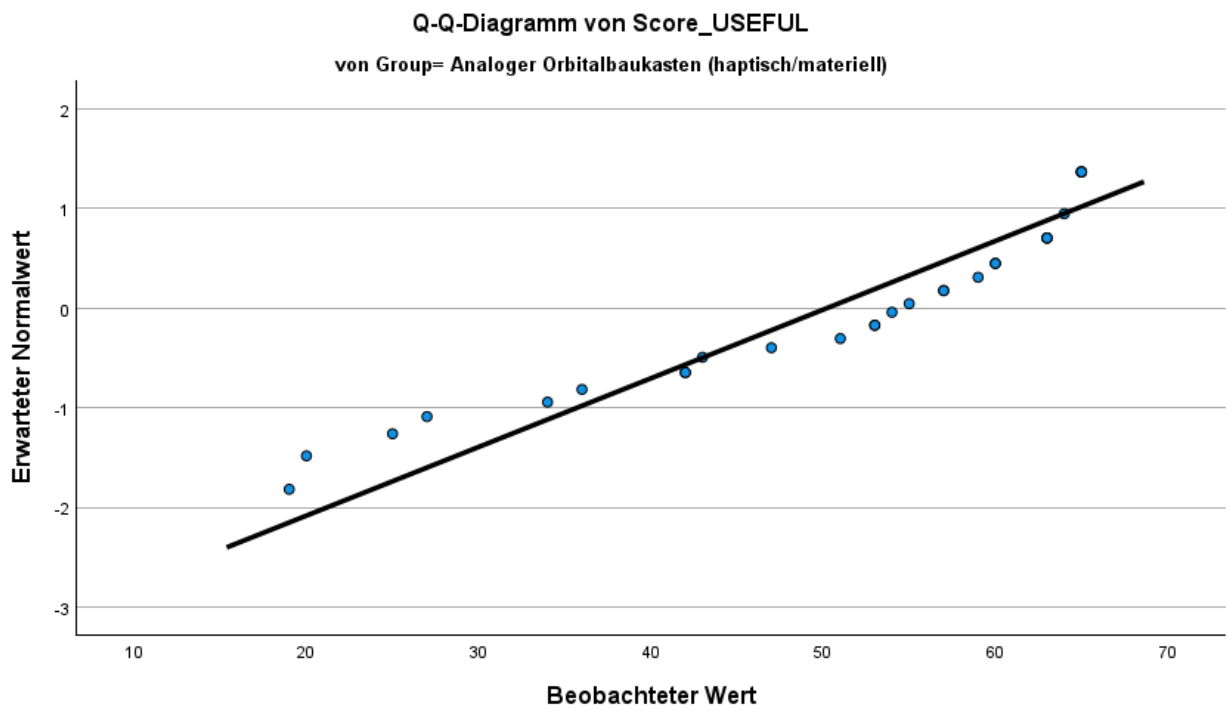
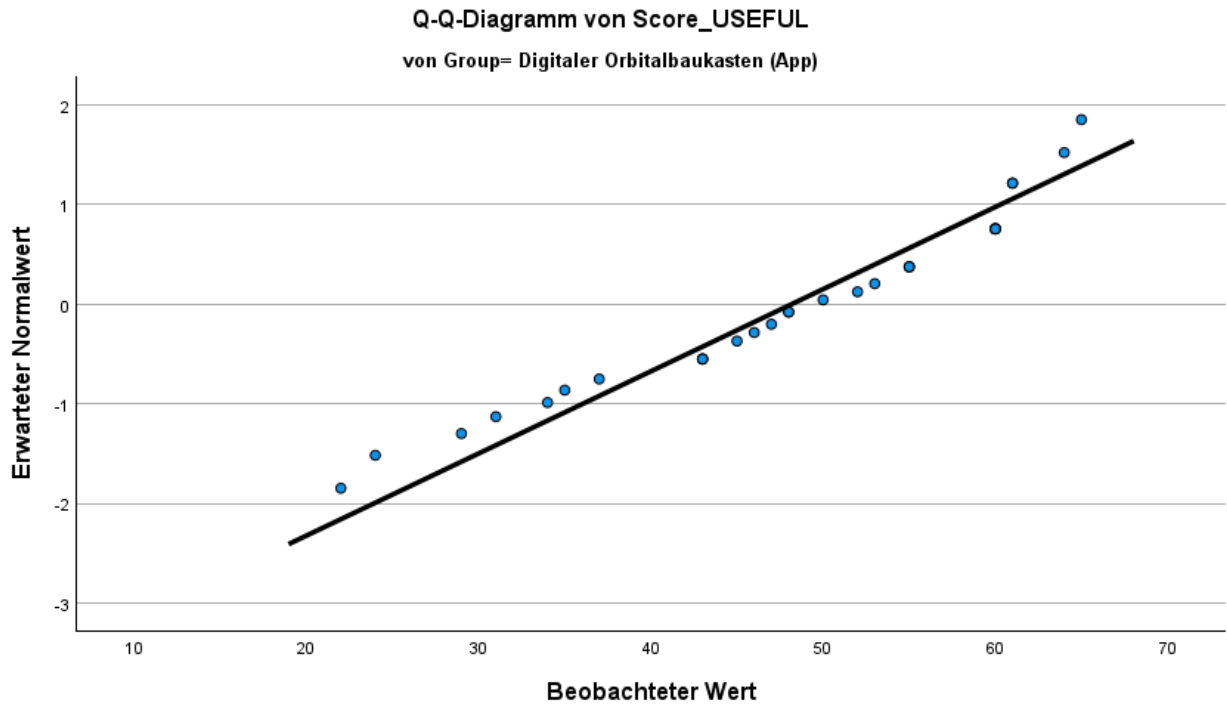
Trendbereinigte normalverteilte Q-Q-Diagramme





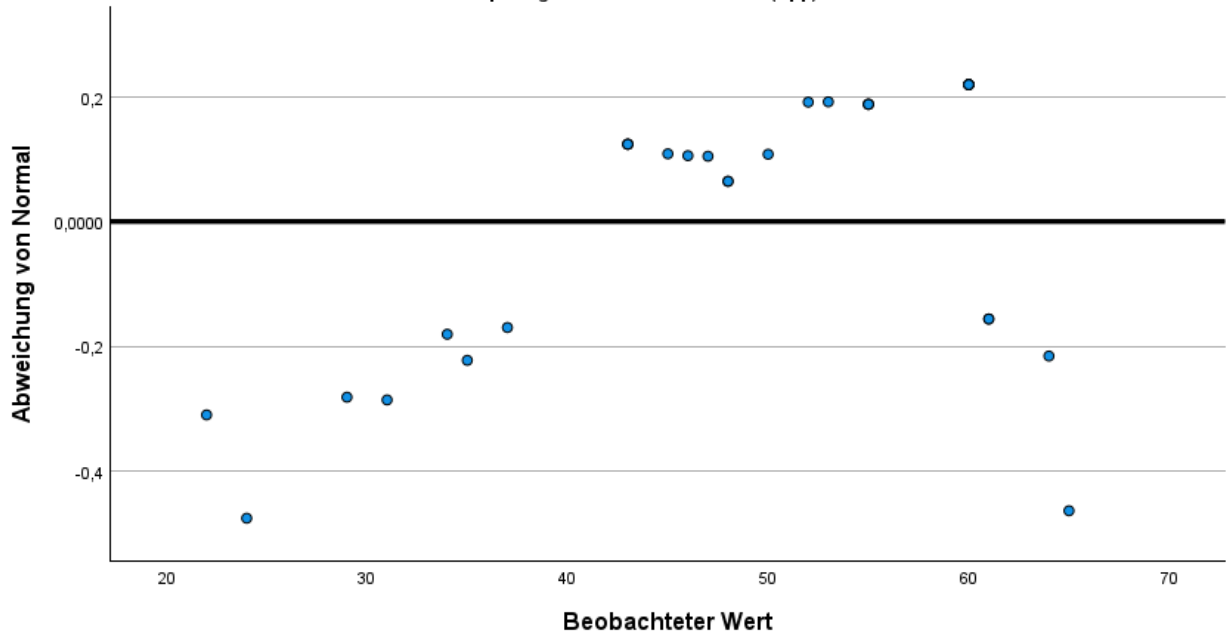
Score\_USEFUL

Normalverteilte Q-Q-Diagramme

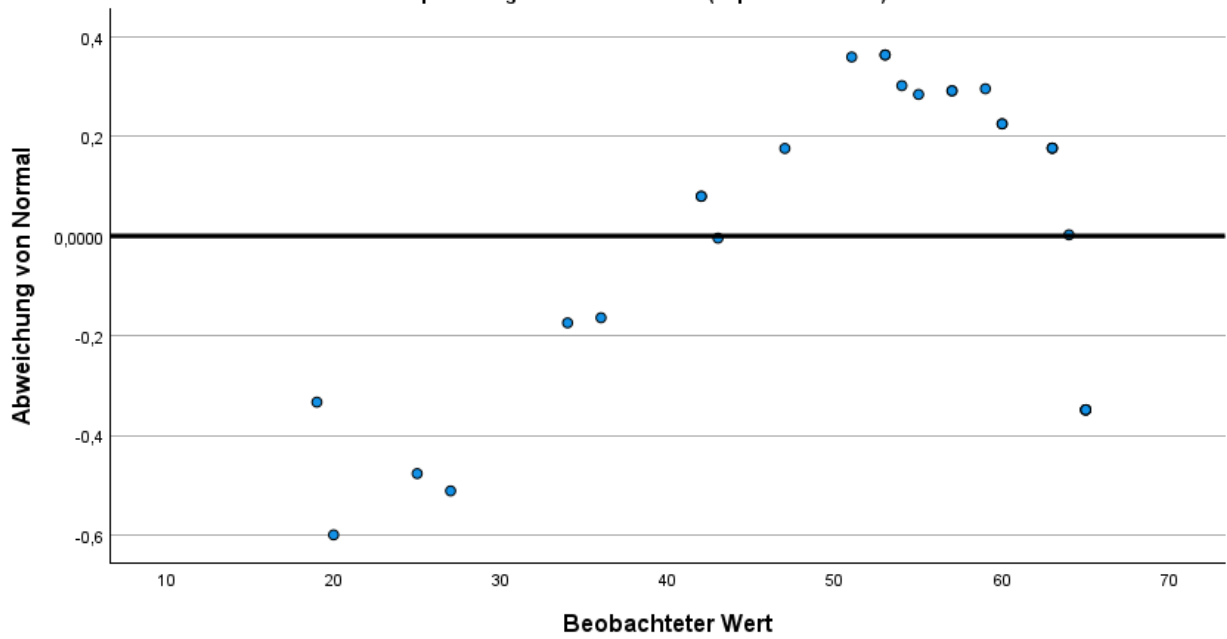


Trendbereinigte normalverteilte Q-Q-Diagramme

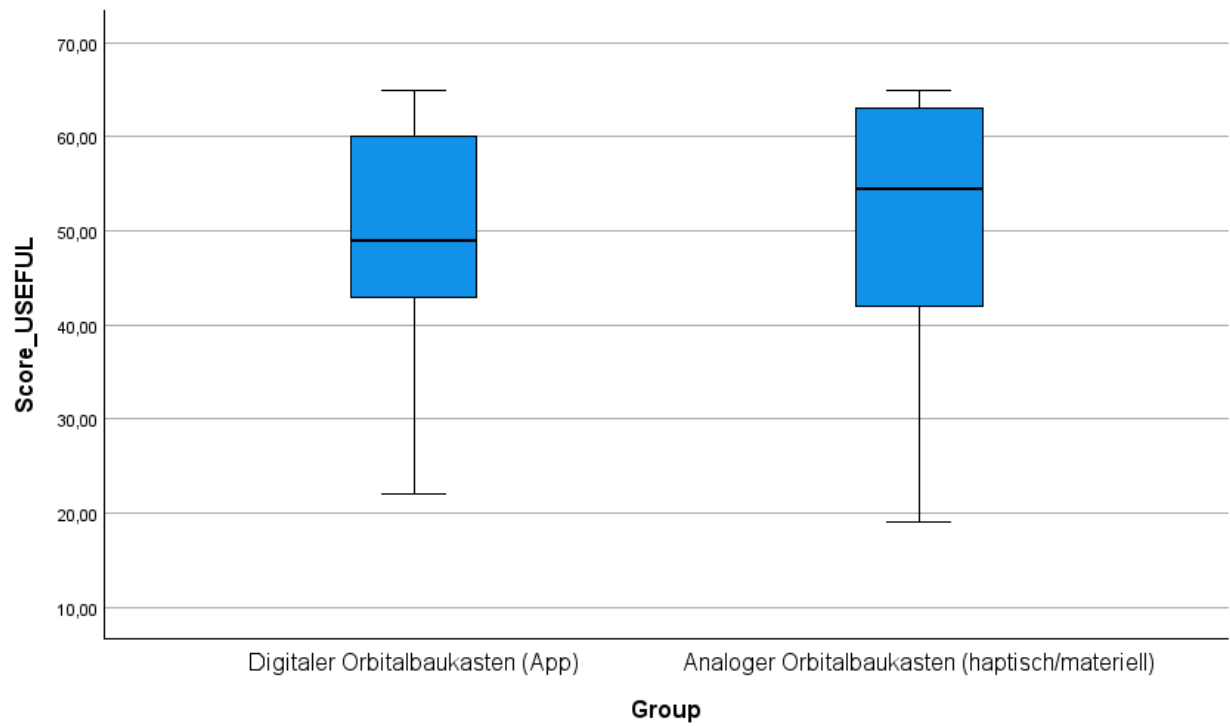
Trendbereinigtes Q-Q-Diagramm von Score\_USEFUL  
von Group= Digitaler Orbitalbaukasten (App)



Trendbereinigtes Q-Q-Diagramm von Score\_USEFUL  
von Group= Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)

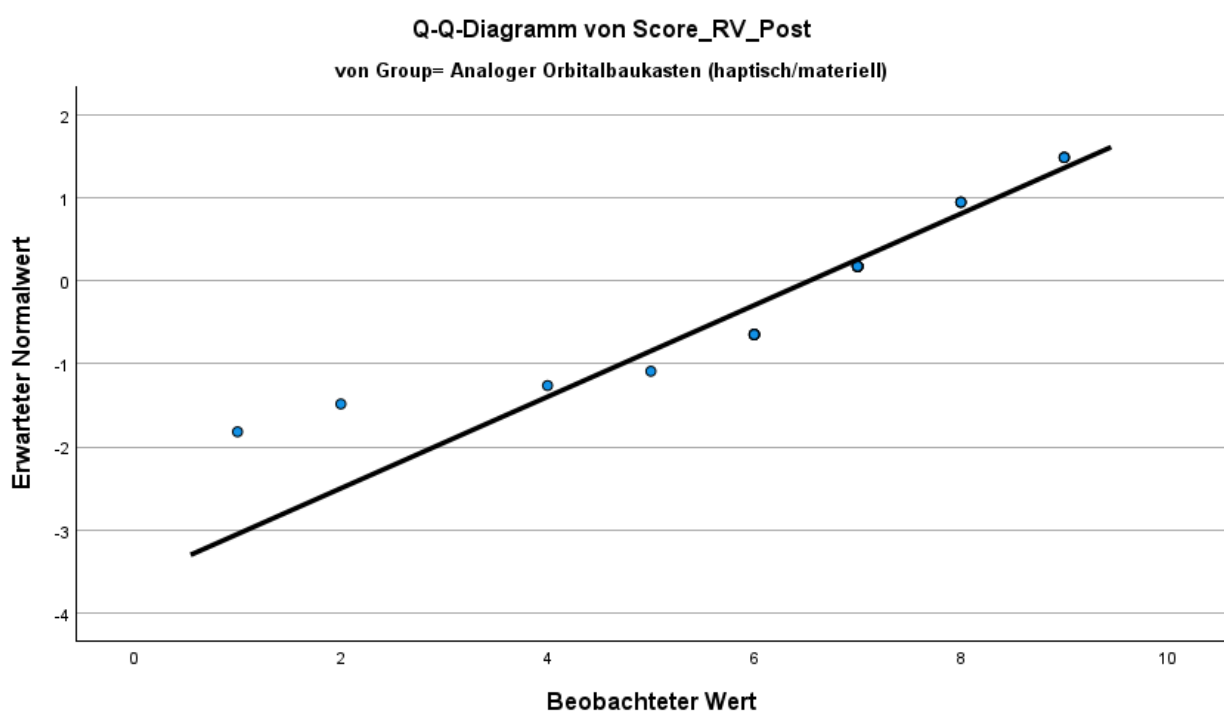
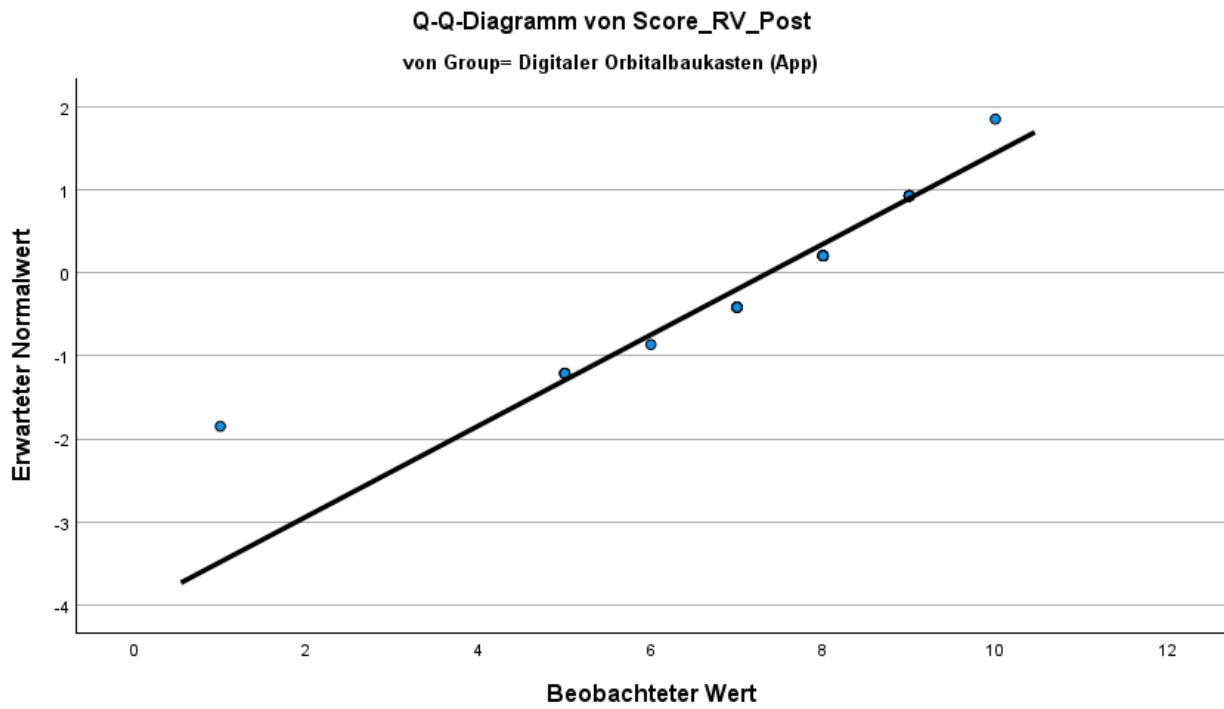






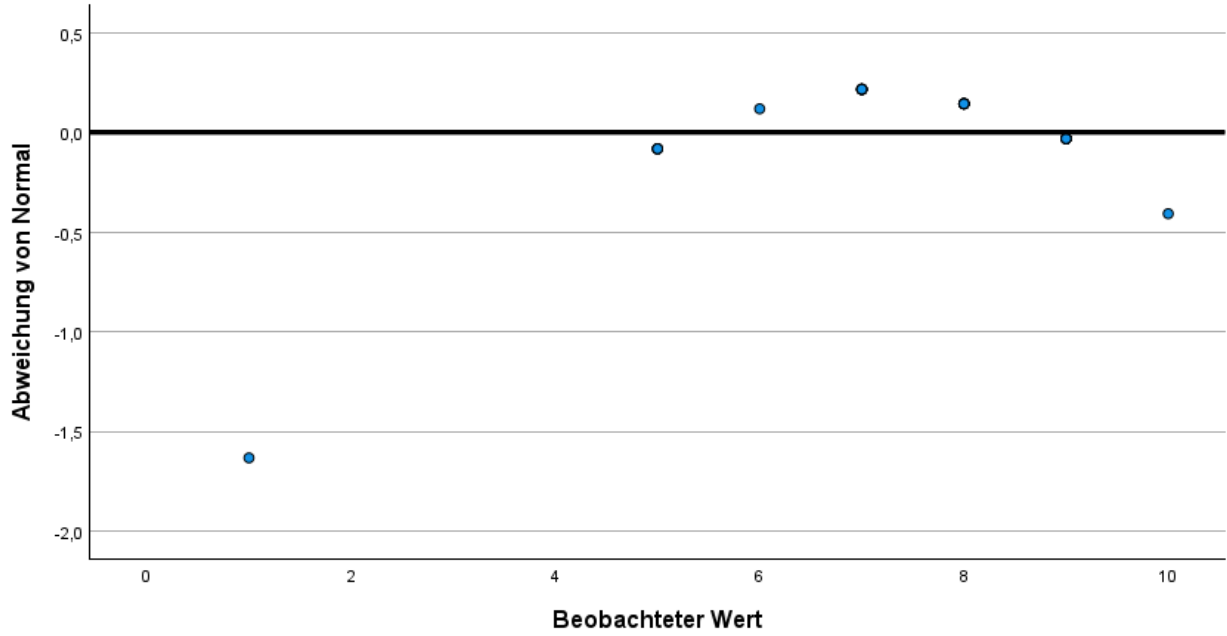
Score\_RV\_Post

Normalverteilte Q-Q-Diagramme

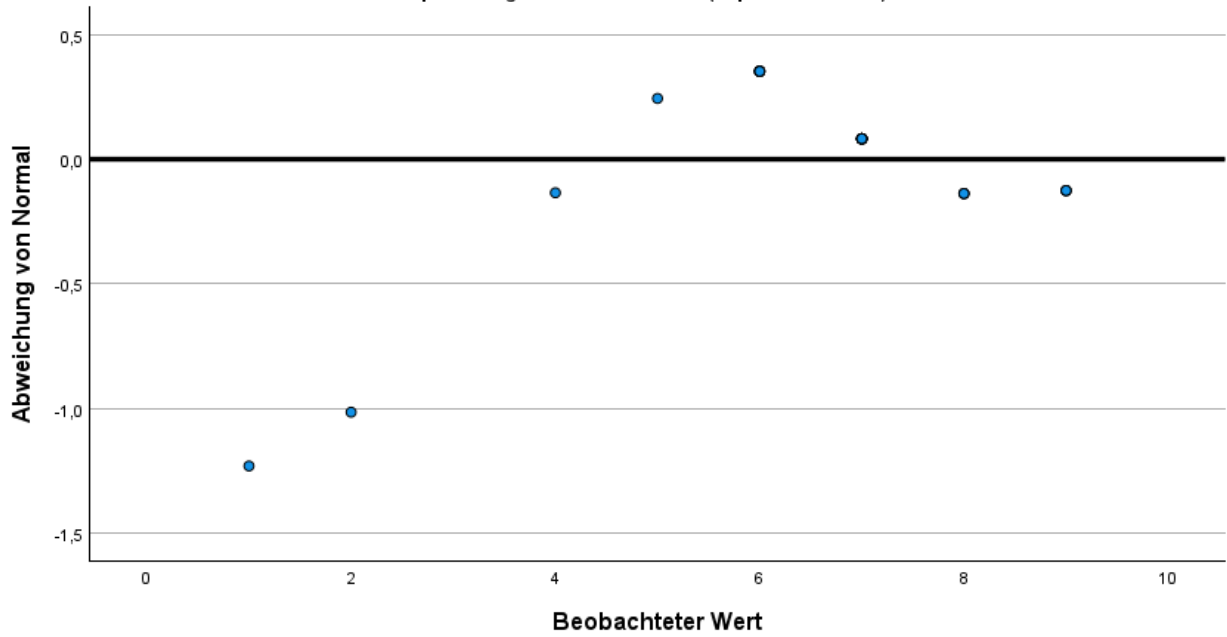


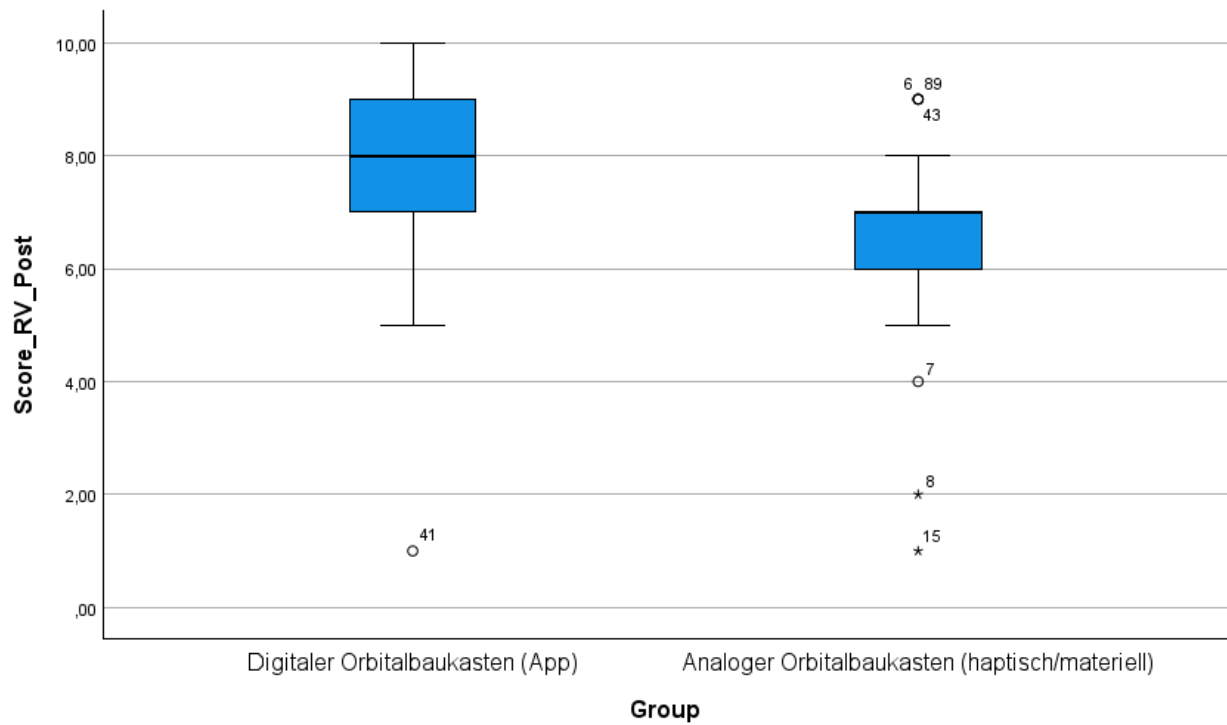
Trendbereinigte normalverteilte Q-Q-Diagramme

Trendbereinigtes Q-Q-Diagramm von Score\_RV\_Post  
von Group= Digitaler Orbitalbaukasten (App)



Trendbereinigtes Q-Q-Diagramm von Score\_RV\_Post  
von Group= Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)





t-Test

### Hinweise

Ausgabe erstellt		11-MAY-2023 10:49:49
Kommentare		
Eingabe	Daten	W:\FD-BC\Mitarbeiter\Witzke, Stefan\03_Promotion\Hauptstudie\Daten\Haupterhebung\Datensätze\Nach Ludwigsborg\24.02.2022\Nach Faktoranalyse_Dummy.sav
	Aktiver Datensatz	DataSet1
	Filter	<keine>
	Gewichtung	<keine>
	Aufgeteilte Datei	<keine>

Anzahl der Zeilen in der Arbeitsdatei	95
Behandlung fehlender Werte	Definition Benutzerdefinierte fehlende Werte werden als fehlend behandelt. Verwendete Fälle Die Statistiken für jede Analyse basieren auf den Fällen, die für keine der Variablen fehlende Daten oder Daten außerhalb des Bereichs für die Gruppenvariable aufweisen.
Syntax	T-TEST GROUPS=Group(1 2)  /MISSING=ANALYSIS  /VARIABLES=Score_NT ScoreModelling MeanTimeModelling Score_ICL Score_GCL Score_ECL Score_SUS  Score_PEOU Score_USEFUL Score_RV_Post  /ES DISPLAY(TRUE)  /CRITERIA=CI(.95).
Ressourcen	Prozessorzeit 00:00:00,02 t Verstrichene Zeit 00:00:00,03

## Gruppenstatistiken

	Group	N	Mittelwert	Std.- Abweichung	Standardfehler des Mittelwertes
Score_NT	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	39	20,7179	19,54206	3,12923
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	54	27,0185	18,46618	2,51293
ScoreModelling	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	33	4,0606	2,04541	,35606
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	31	6,3226	1,30095	,23366
MeanTimeModelling	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	31	542,6119	508,61184	91,34938

	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	29	345,5066	185,45626	34,43836
Score_ICL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	40	36,3500	13,25790	2,09626
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	55	37,7636	14,15256	1,90833
Score_GCL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	40	41,0250	15,33471	2,42463
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	55	52,1455	11,01921	1,48583
Score_ECL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	40	42,6500	19,14526	3,02713
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	55	25,7455	17,67214	2,38291
Score_SUS	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	40	23,2750	6,12681	,96873
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	55	28,6909	5,34676	,72096
Score_PEOU	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	40	22,8750	4,56962	,72252
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	55	25,0545	4,73919	,63903
Score_USEFUL	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	40	45,2500	13,03791	2,06148
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	55	54,4909	11,90685	1,60552
Score_RV_Post	Digitaler Orbitalbaukasten (App)	40	7,1750	1,92004	,30358
	Analoger Orbitalbaukasten (haptisch/materiell)	55	6,5091	1,73069	,23337

### Test bei unabhängigen Stichproben

		Levene-Test der Varianzgleichheit		t-Test für die Mittelwertgleichheit							
		F	Sig.	T	df	Signifikanz		Differenz für Standardfehler	95% Konfidenzintervall der Differenz		
						Einseitiges p	Zweiseitiges p		Mittlere Differenz	Untere Wert	Oberer Wert
Score_NT	Varianzen sind gleich	,366	,547	-1,584	91	,058	,117	-6,30057	3,97649	-14,19937	1,59823
	Varianzen sind nicht gleich			-1,570	79,199	,060	,120	-6,30057	4,01334	-14,28861	1,68747
ScoreModelling	Varianzen sind gleich	3,602	,062	-5,240	62	,000	,000	-2,26197	,43165	-3,12484	1,39911
	Varianzen sind nicht gleich			-5,311	54,679	,000	,000	-2,26197	,42588	-3,11557	1,40838
MeanTimeModelling	Varianzen sind gleich	4,905	,031	1,967	58	,027	,054	197,10538	100,19129	-3,44927	397,66004
	Varianzen sind nicht gleich			2,019	38,305	,025	,051	197,10538	97,62536	-3,47523	394,68600
Score_ICL	Varianzen sind gleich	,269	,606	-,494	93	,311	,623	-1,41364	2,86444	-7,10185	4,27458
	Varianzen sind nicht gleich			-,499	87,182	,310	,619	-1,41364	2,83479	-7,04792	4,22064

Score_GCL	Varianzen sind gleich	6,452 ,013	- 4,1 15	93 ,000	,000	- 11,1204 5	2,70236	- 16,486 81	- 5,75410	
	Varianzen sind nicht gleich		- 3,9 11	66,9 70	,000	,000	- 11,1204 5	2,84368	- 16,796 51	- 5,44440
Score_ECL	Varianzen sind gleich	2,309 ,132	4,4 44	93	,000	,000	16,9045 5	3,80368	9,3511 8	24,4579 1
	Varianzen sind nicht gleich		4,3 88	80,0 96	,000	,000	16,9045 5	3,85250	9,2379 6	24,5711 3
Score_SUS	Varianzen sind gleich	2,630 ,108	- 4,5 83	93	,000	,000	- 5,41591	1,18176	- 7,7626 4	- 3,06918
	Varianzen sind nicht gleich		- 4,4 85	77,0 87	,000	,000	- 5,41591	1,20757	- 7,8204 4	- 3,01137
Score_PEOU	Varianzen sind gleich	,579 ,449	- 2,2 47	93	,014	,027	- 2,17955	,97019	- 4,1061 6	-,25293
	Varianzen sind nicht gleich		- 2,2 60	85,9 12	,013	,026	- 2,17955	,96457	- 4,0970 8	-,26201
Score_USEFUL	Varianzen sind gleich	,840 ,362	- 3,5 88	93	,000	,001	- 9,24091	2,57545	- 14,355 24	- 4,12658
	Varianzen sind nicht gleich		- 3,5 37	79,5 28	,000	,001	- 9,24091	2,61292	- 14,441 27	- 4,04055
Score_RV_Post	Varianzen sind gleich	,819 ,368	1,7 68	93	,040	,080	,66591	,37664	- ,08203	1,41385



Varianzen sind nicht gleich		1,739	78,829	,043	,086	,66591	,38291	-	,09629	1,42811
-----------------------------	--	-------	--------	------	------	--------	--------	---	--------	---------

### Effektgrößen bei unabhängigen Stichproben

		95% Konfidenzintervall			
		Standardisierter <sup>a</sup>	Punktschätzung	Unterer Wert	Oberer Wert
Score_NT	Cohen's d	18,92289	-,333	-,747	,083
	Hedges' Korrektur	19,08065	-,330	-,741	,082
	Glass' Delta	18,46618	-,341	-,757	,077
ScoreModelling	Cohen's d	1,72577	-1,311	-1,848	-,765
	Hedges' Korrektur	1,74700	-1,295	-1,825	-,755
	Glass' Delta	1,30095	-1,739	-2,388	-1,073
MeanTimeModelling	Cohen's d	387,82356	,508	-,009	1,021
	Hedges' Korrektur	392,93025	,502	-,008	1,008
	Glass' Delta	185,45626	1,063	,478	1,633
Score_ICL	Cohen's d	13,78445	-,103	-,510	,305
	Hedges' Korrektur	13,89687	-,102	-,506	,303
	Glass' Delta	14,15256	-,100	-,507	,308
Score_GCL	Cohen's d	13,00447	-,855	-1,278	-,428
	Hedges' Korrektur	13,11053	-,848	-1,268	-,424
	Glass' Delta	11,01921	-1,009	-1,455	-,556
Score_ECL	Cohen's d	18,30434	,924	,493	1,350
	Hedges' Korrektur	18,45363	,916	,489	1,339
	Glass' Delta	17,67214	,957	,508	1,398
Score_SUS	Cohen's d	5,68692	-,952	-1,380	-,520
	Hedges' Korrektur	5,73330	-,945	-1,368	-,516
	Glass' Delta	5,34676	-1,013	-1,459	-,559
Score_PEOU	Cohen's d	4,66883	-,467	-,878	-,053

	Hedges' Korrektur	4,70691	-,463	-,871	-,052
	Glass' Delta	4,73919	-,460	-,874	-,041
Score_USEFUL	Cohen's d	12,39374	-,746	-1,165	-,323
	Hedges' Korrektur	12,49482	-,740	-1,155	-,320
	Glass' Delta	11,90685	-,776	-1,206	-,340
Score_RV_Post	Cohen's d	1,81250	,367	-,044	,777
	Hedges' Korrektur	1,82729	,364	-,044	,771
	Glass' Delta	1,73069	,385	-,031	,797

a. Der bei der Schätzung der Effektgrößen verwendete Nenner.

Cohen's d verwendet die zusammengefasste Standardabweichung.

Hedges' Korrektur verwendet die zusammengefasste Standardabweichung und einen Korrekturfaktor.

Glass' Delta verwendet die Standardabweichung einer Stichprobe von der Kontrollgruppe.

## 7. Regressionsanalysen zum Gruppenvergleich

Parallel zu den varianzanalytischen Verfahren wurden Regressionsmodelle erstellt, um die abhängigen Variablen *Usability*, *Cognitive Load* und Lernerfolg auf mögliche Gruppenunterschiede zwischen DIG und HAP hin zu analysieren. Dazu wurden zunächst Regressionsanalysen mit der Gruppenzugehörigkeit als Dummy Variable (Group\_Dummy) durchgeführt. Anschließend werden die Gruppen HAP und DIG mittels des varianzanalytischen Verfahrens MANCOVA (siehe Kap. 3.3.3) verglichen. Die Verfahren sollen sich damit gegenseitig validieren.

Im Folgenden werden Regressionsanalysen berechnet, bei denen die Gruppe (DIG oder HAP) eine Dummy-Variable darstellt. Auf diese Weise kann festgestellt werden, ob die Gruppenzugehörigkeit einen Einfluss auf das jeweilige Kriterium (abhängige Variable) hat. Vorerst werden Regressionsmodelle für jeden Prädiktor berechnet, bei denen neben der Group\_Dummy Variable lediglich Score\_VW und Score\_RV\_Pre als weitere Prädiktoren dienen. Anschließend werden für die *Cognitive Load*- und Lernerfolgs-Skalen Regressionsmodelle mit den Prädiktoren, die aus obigem 3 Ebenen Modell abgeleitet wurden, die Dummy Variable *Group* als Prädiktor hinzugefügt.

*Usability*

**Score\_SUS**

Wie oben beschrieben werden im ersten Regressionsmodell lediglich die Variablen Group\_Dummy, Score\_VW und Score\_RV\_Pre als Prädiktoren verwendet. Die Voraussetzungen zur Berechnung der Regressionsanalyse wurden erfüllt (siehe Anhang 6.1). Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,233$  und 3 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von  $N = 51$  für ein signifikantes Gesamtmodell benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von  $N = 92$  erfüllt. Das Modell hat mit einem korrigierten Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,207$  eine moderate Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die 3 Prädiktoren sagen statistisch signifikant das Kriterium Score\_SUS voraus,  $F(3, 88) = 8,917$ ;  $p < 0,001$ . Die berechnete Effektstärke beträgt  $f = 0,51$  und entspricht damit einem starken Effekt (Cohen, 1992). Das Regressionsmodell ist in folgender Tabelle dargestellt.

Abhängige Variable: Score\_SUS

Koeffizienten	<i>b</i>	SE	$\beta$	<i>t</i>	<i>p</i>	95% KI	
						UG	OG
(Konstante)	20,287	1,909		10,629	<0.001	16,494	24,080
Score_VW	-0,011	0,036	-0,032	-0,316	0,753	-0,082	0,059
Score_RV_Pre	0,487	0,286	0,174	1,706	0,091	-0,080	1,055
Group_Dummy	6,018	1,197	0,480	5,026	<0.001	3,639	8,397

Anmerkungen:  $N = 92$ ;  $R^2 = 0,233$ ; korr.  $R^2 = 0,207$ ;  $F(3,88) = 8,917$ ;  $p < 0,001$

Das dargestellte Modell kann mit den 3 Einflussvariablen 20,7 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Die Variable Group\_Dummy mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von 0,480 ( $p < 0,001$ ) stellt den einzig signifikanten Prädiktor dar. Die Basiskategorie 0 entspricht der Gruppe DIG. Eine Ausprägung von 1 (entspricht Gruppe HAP) zeigt die Veränderung in der abhängigen Variable (Score\_SUS), wenn die Gruppenzugehörigkeit HAP statt DIG ist. Das heißt, ein Proband der Gruppe HAP hat einen um  $b = 6,018$  (nicht standardisierter Regressionskoeffizient) verschiedenen - in diesem Fall aufgrund des positiven Vorzeichens von  $b$  höheren – Score\_SUS Wert. Sofern Group\_Dummy ein signifikanter Prädiktor ist, gilt für die folgenden Regressionsmodelle zusammengefasst: Wenn  $b$ , also der nicht standardisierte Regressionskoeffizient, ein positives Vorzeichen trägt, hat die Gruppe HAP einen höheren Wert bei der abhängigen Variablen als die Gruppe DIG.

### Score\_PEOU

Im Regressionsmodell werden die Variablen Score\_VW, Score\_RV\_Pre und Group\_Dummy als Prädiktoren eingesetzt. Die Voraussetzungen zur Berechnung der Regressionsanalyse wurden erfüllt (siehe Anhang 6.1). Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,085$  und 3 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von  $N = 157$  für ein signifikantes Gesamtmodell

benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von  $N = 92$  nicht erfüllt. Das Modell hat mit einem korrigierten Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,054$  eine geringe Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die 3 Prädiktoren sagen statistisch signifikant das Kriterium Score\_PEOU voraus,  $F(3, 88) = 2,720$ ;  $p = 0,049$ . Die berechnete Effektstärke beträgt  $f = 0,24$  und entspricht damit einem schwachen Effekt (Cohen, 1992). Das Regressionsmodell ist in folgender Tabelle dargestellt.

Abhängige Variable: Score\_PEOU

Koeffizienten	<i>b</i>	SE	$\beta$	<i>t</i>	<i>p</i>	95% KI	
						UG	OG
(Konstante)	21,158	1,561		13,557	<0.001	18,057	24,260
Score_VW	0,014	0,029	0,055	0,497	0,620	-0,043	0,072
Score_RV_Pre	0,222	0,234	0,106	0,951	0,344	-0,242	0,686
Group_Dummy	2,486	0,979	0,265	2,539	0,013	0,540	4,432

Anmerkungen:  $N = 92$ ;  $R^2 = 0,085$ ; korr.  $R^2 = 0,054$ ;  $F(3,88) = 2,720$ ;  $p = 0,049$

Das dargestellte Modell kann mit den 3 Einflussvariablen 5,4 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Die Variable Group\_Dummy mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von 0,265 ( $p = 0,013$ ) stellt den einzigen signifikanten Prädiktor dar.

### Score\_USEFUL

Im Regressionsmodell werden die Variablen Score\_VW, Score\_RV\_Pre und Group\_Dummy als Prädiktoren eingesetzt. Die Voraussetzungen zur Berechnung der Regressionsanalyse wurden erfüllt (siehe Anhang 6.1). Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,165$  und 3 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von  $N = 76$  für ein signifikantes Gesamtmodell benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von  $N = 92$  erfüllt. Das Modell hat mit einem korrigierten Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,137$  eine moderate Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die 3 Prädiktoren sagen statistisch signifikant das Kriterium Score\_USEFUL voraus,  $F(3, 88) = 2,720$ ;  $p = 0,049$ . Die berechnete Effektstärke beträgt  $f = 0,40$  und entspricht damit einem starken Effekt (Cohen, 1992). Das Regressionsmodell ist in folgender Tabelle dargestellt.

Abhängige Variable: Score\_USEFUL

Koeffizienten	<i>b</i>	SE	$\beta$	<i>t</i>	<i>p</i>	95% KI	
						UG	OG
(Konstante)	42,543	4,106		10,361	<0.001	34,383	50,702
Score_VW	-0,079	0,077	-0,110	-1,036	0,303	-0,231	0,073
Score_RV_Pre	0,590	0,614	0,102	0,960	0,340	-0,631	1,810
Group_Dummy	10,713	2,576	0,414	4,159	<0.001	5,594	15,832

Anmerkungen: N = 92;  $R^2 = 0,165$ ; korr.  $R^2 = 0,137$ ;  $F(3,88) = 5,809$ ;  $p < 0,001$

Das dargestellte Modell kann mit den 3 Einflussvariablen 13,7 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Die Variable Group\_Dummy stellt mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von 0,414 ( $p < 0,001$ ) einen signifikanten Prädiktor dar.

### Cognitive Load

#### Score\_ICL

Im ersten Modell werden die Variablen Score\_VW, Score\_RV\_Pre und Group\_Dummy als Prädiktoren eingesetzt. Die Voraussetzungen zur Berechnung der Regressionsanalyse wurden erfüllt (siehe Anhang 6.1). Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,172$  und 3 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von N = 73 für ein signifikantes Gesamtmodell benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von N = 92 erfüllt. Das Modell hat mit einem korrigierten Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,144$  eine mäßige Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die 3 Prädiktoren sagen statistisch signifikant das Kriterium Score\_ICL voraus,  $F(3,88) = 6,111$ ;  $p < 0,001$ . Die berechnete Effektstärke beträgt  $f = 0,41$  und entspricht damit einem starken Effekt (Cohen, 1992). Das Regressionsmodell ist in folgender Tabelle dargestellt.

Abhängige Variable: Score\_ICL

Koeffizienten	<i>b</i>	SE	$\beta$	<i>t</i>	<i>p</i>	95% KI	
						UG	OG
(Konstante)	50,858	4,325		11,759	<0.001	42,263	59,453
Score_VW	-0,154	0,081	-0,202	-1,913	0,059	-0,314	0,006
Score_RV_Pre	-1,794	0,647	-0,294	-2,772	0,007	-3,080	-0,508
Group_Dummy	0,700	2,713	0,026	0,258	0,797	-4,691	6,092

Anmerkungen: N = 92;  $R^2 = 0,172$ ; korr.  $R^2 = 0,144$ ;  $F(3,88) = 6,111$ ;  $p < 0,001$

Das dargestellte Modell kann mit den 3 Einflussvariablen 14,4 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Die Variable Score\_RV\_Pre mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,294 ( $p = 0,007$ ) stellt einen signifikanten Prädiktor dar.

In einem weiteren Regressionsmodell werden, dem oben beschriebenen 3 Ebenen Modell folgend, alle Usability-Skalen als Prädiktoren hinzugefügt, da sich alle drei Skalen signifikant zwischen den Gruppen unterscheiden: Score\_SUS, Score\_PEOU, Score\_USEFUL. Zusätzlich werden weiterhin Score\_VW und Score\_RV\_Pre als Prädiktoren aufgenommen. Die Voraussetzungen zur Berechnung der Regressionsanalyse wurden erfüllt (siehe Anhang 6.1). Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,297$  und 6 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von  $N = 48$  für ein signifikantes Gesamtmodell benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von  $N = 92$  erfüllt. Das Modell hat mit einem korrigierten Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,247$  eine moderate Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die 6 Prädiktoren sagen statistisch signifikant das Kriterium Score\_ICL voraus,  $F(6,85) = 5,971$ ;  $p < 0,001$ . Die berechnete Effektstärke beträgt  $f = 0,57$  und entspricht damit einem starken Effekt (Cohen, 1992). Das Regressionsmodell ist in folgender Tabelle dargestellt.

Abhängige Variable: Score\_ICL

Koeffizienten	<i>b</i>	SE	$\beta$	<i>t</i>	<i>p</i>	95% KI	
						UG	OG
(Konstante)	68,132	7,352		9,268	<0.001	53,515	82,749
Score_VW	-0,133	0,077	-0,175	-1,738	0,086	-0,286	0,019
Score_RV_Pre	-1,473	0,617	-0,241	-2,386	0,019	-2,701	-0,245
Score_SUS	-0,627	0,354	-0,287	-1,768	0,081	-1,332	0,078
Score_PEOU	-0,675	0,392	-0,232	-1,721	0,089	-1,454	0,105
Score_USEFUL	0,229	0,135	0,216	1,687	0,095	-0,041	0,498
Group_Dummy	3,703	2,940	0,135	1,259	0,211	-2,143	9,548

Anmerkungen:  $N = 92$ ;  $R^2 = 0,297$ ; korr.  $R^2 = 0,247$ ;  $F(6,85) = 5,971$ ;  $p < 0,001$

Das dargestellte Modell kann mit den 6 Einflussvariablen 24,7 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Die Variable Score\_RV\_Pre mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,241 ( $p = 0,019$ ) stellt einen signifikanten Prädiktor dar. Group\_Dummy ist kein signifikanter Prädiktor,  $p = 0,211$ .

### Score\_ECL

Im ersten Modell werden die Variablen Score\_VW, Score\_RV\_Pre und Group\_Dummy als Prädiktoren eingesetzt. Die Voraussetzungen zur Berechnung der Regressionsanalyse wurden erfüllt (siehe Anhang 6.1). Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,200$  und 3 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von  $N = 61$  für ein signifikantes Gesamtmodell benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von  $N = 92$  erfüllt. Das Modell hat mit einem korrigierten Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,173$  eine

moderate Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die 3 Prädiktoren sagen statistisch signifikant das Kriterium Score\_ECL voraus,  $F(3,88) = 7,351$ ;  $p < 0,001$ . Die berechnete Effektstärke beträgt  $f = 0,46$  und entspricht damit einem starken Effekt (Cohen, 1992). Das Regressionsmodell ist in folgender Tabelle dargestellt.

Abhängige Variable: Score\_ECL

Koeffizienten	<i>b</i>	SE	$\beta$	<i>t</i>	<i>p</i>	95% KI	
						UG	OG
(Konstante)	49,012	6,367		7,698	<0.001	36,359	61,665
Score_VW	-0,126	0,119	-0,111	-1,066	0,289	-0,362	0,109
Score_RV_Pre	-0,581	0,953	-0,063	-0,609	0,544	-2,474	1,313
Group_Dummy	-17,163	3,994	-0,419	-4,297	<0.001	-25,100	-9,226

Anmerkungen: N = 92;  $R^2 = 0,200$ ; korr.  $R^2 = 0,173$ ;  $F(3,88) = 7,351$ ;  $p < 0,001$

Das dargestellte Modell kann mit den 3 Einflussvariablen 17,3 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Die Variable Group\_Dummy mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,419 ( $p = 0,007$ ) stellt einen signifikanten Prädiktor dar.

In einem weiteren Regressionsmodell werden die Variablen Score\_SUS, Score\_PEOU und Score\_USEFUL als Prädiktoren hinzugefügt. Zusätzlich werden weiterhin Score\_VW und Score\_RV\_Pre als Prädiktoren aufgenommen. Die Voraussetzungen zur Berechnung der Regressionsanalyse wurden erfüllt (siehe Anhang 6.1). Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,757$  und 6 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von N = 14 für ein signifikantes Gesamtmodell benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von N = 92 erfüllt. Das Modell hat mit einem korrigierten Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,740$  eine hohe Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die 6 Prädiktoren sagen statistisch signifikant das Kriterium Score\_ECL voraus,  $F(6,85) = 44,095$ ;  $p < 0,001$ . Die berechnete Effektstärke beträgt  $f = 1,69$  und entspricht damit einem starken Effekt (Cohen, 1992). Das Regressionsmodell ist in folgender Tabelle dargestellt.

Abhängige Variable: Score\_ECL

Koeffizienten	<i>b</i>	SE	$\beta$	<i>t</i>	<i>p</i>	95% KI	
						UG	OG
(Konstante)	121,956	6,473		18,841	<0.001	109,086	134,826
Score_VW	-0,128	0,068	-0,112	-1,898	0,061	-0,262	0,006
Score_RV_Pre	0,492	0,544	0,054	0,904	0,368	-0,589	1,573
Score_SUS	-0,990	0,312	-0,303	-3,171	0,002	-1,610	-0,369
Score_PEOU	-2,003	0,345	-0,459	-5,801	<0.001	-2,689	-1,317
Score_USEFUL	-0,247	0,119	-0,156	-2,067	0,042	-0,484	-0,009
Group_Dummy	-3,587	2,589	-0,088	-1,386	0,169	-8,734	1,560

Anmerkungen: N = 92;  $R^2 = 0,757$ ; korr.  $R^2 = 0,740$ ;  $F(6,85) = 44,095$ ;  $p < 0,001$

Das dargestellte Modell kann mit den 6 Einflussvariablen 74,0 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Die Variablen Score\_SUS mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,303 ( $p = 0,002$ ), Score\_PEOU mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,459 ( $p < 0,001$ ) und Score\_USEFUL mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,156 ( $p = 0,042$ ) stellen signifikante Prädiktoren dar. Score\_VW ist mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,112 ( $p = 0,061$ ) kein signifikanter, aber relevanter Prädiktor. Group\_Dummy ist kein signifikanter Prädiktor,  $p = 0,169$ .

### Score\_GCL

Im ersten Modell werden die Variablen Score\_VW, Score\_RV\_Pre und Group\_Dummy als Prädiktoren eingesetzt. Die Voraussetzungen zur Berechnung der Regressionsanalyse wurden erfüllt (siehe Anhang 6.1). Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,207$  und 3 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von N = 59 für ein signifikantes Gesamtmodell benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von N = 92 erfüllt. Das Modell hat mit einem korrigierten Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,180$  eine mäßige Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die 3 Prädiktoren sagen statistisch signifikant das Kriterium Score\_GCL voraus,  $F(3,88) = 7,645$ ;  $p < 0,001$ . Die berechnete Effektstärke beträgt  $f = 0,47$  und entspricht damit einem starken Effekt (Cohen, 1992). Das Regressionsmodell ist in folgender Tabelle dargestellt.



Abhängige Variable: Score\_GCL

Koeffizienten	<i>b</i>	SE	$\beta$	<i>t</i>	<i>p</i>	95% KI	
						UG	OG
(Konstante)	40,455	4,354		9,291	<0.001	31,802	49,107
Score_VW	-0,105	0,081	-0,134	-1,297	0,198	-0,266	0,056
Score_RV_Pre	0,290	0,651	0,046	0,445	0,658	-1,005	1,584
Group_Dummy	12,888	2,731	0,458	4,719	<0.001	7,460	18,316

Anmerkungen:  $N = 92$ ;  $R^2 = 0,207$ ; korr.  $R^2 = 0,180$ ;  $F(3,88) = 7,645$ ;  $p < 0,001$

Das dargestellte Modell kann mit den 3 Einflussvariablen 18,0 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Der stärkste und einzig signifikante Prädiktor ist Group\_Dummy mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von 0,458 ( $p < 0,001$ ).

In einem weiteren Regressionsmodell werden die Variablen Score\_SUS, Score\_PEOU, Score\_USEFUL, Score\_VW und Score\_RV\_Pre als Prädiktoren aufgenommen. Die Voraussetzungen zur Berechnung der Regressionsanalyse wurden erfüllt (siehe Anhang 6.1). Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,674$  und 6 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von  $N = 17$  für ein signifikantes Gesamtmodell benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von  $N = 92$  erfüllt. Das Modell hat mit einem korrigierten Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,650$  eine hohe Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die 6 Prädiktoren sagen statistisch signifikant das Kriterium Score\_GCL voraus,  $F(6,85) = 29,223$ ;  $p < 0,001$ . Die berechnete Effektstärke beträgt  $f = 1,36$  und entspricht damit einem starken Effekt (Cohen, 1992). Das Regressionsmodell ist in folgender Tabelle dargestellt.

Abhängige Variable: Score\_GCL

Koeffizienten	<i>b</i>	SE	$\beta$	<i>t</i>	<i>p</i>	95% KI	
						UG	OG
(Konstante)	5,919	5,150		1,149	0,254	-4,321	16,158
Score_VW	-0,040	0,054	-0,051	-0,740	0,461	-0,147	0,067
Score_RV_Pre	-0,238	0,433	-0,038	-0,551	0,583	-1,098	0,622
Score_SUS	0,197	0,248	0,088	0,795	0,429	-0,296	0,691
Score_PEOU	-0,119	0,275	-0,040	-0,433	0,666	-0,665	0,427
Score_USEFUL	0,777	0,095	0,714	8,189	<0.001	0,588	0,966
Group_Dummy	3,674	2,060	0,131	1,784	0,078	-0,421	7,769

Anmerkungen:  $N = 92$ ;  $R^2 = 0,674$ ; korr.  $R^2 = 0,650$ ;  $F(6,85) = 29,223$ ;  $p < 0,001$

Das dargestellte Modell kann mit den 6 Einflussvariablen 65,0 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Die Variable Score\_USEFUL mit einem standardisierten

Regressionskoeffizienten von -0,714 ( $p < 0,001$ ) stellt einen signifikanten Prädiktor dar. Group\_Dummy ist mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von 0,131 ( $p = 0,061$ ) kein signifikanter, aber relevanter Prädiktor.

## Lernerfolg

### Score\_NT

Im ersten Modell werden die Variablen Score\_VW, Score\_RV\_Pre und Group\_Dummy als Prädiktoren eingesetzt. Die Voraussetzungen zur Berechnung der Regressionsanalyse wurden erfüllt (siehe Anhang 6.1). Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,511$  und 3 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von  $N = 19$  für ein signifikantes Gesamtmodell benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von  $N = 90$  erfüllt. Das Modell hat mit einem korrigierten Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,494$  eine hohe Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die 3 Prädiktoren sagen statistisch signifikant das Kriterium Score\_NT voraus,  $F(3,86) = 29,985$ ;  $p < 0,001$ . Die berechnete Effektstärke beträgt  $f = 0,99$  und entspricht damit einem starken Effekt (Cohen, 1992). Das Regressionsmodell ist in folgender Tabelle dargestellt.

Abhängige Variable: Score\_NT

Koeffizienten	<i>b</i>	SE	$\beta$	<i>t</i>	<i>p</i>	95% KI	
						UG	OG
(Konstante)	2,597	4,660		0,557	0,579	-6,668	11,861
Score_VW	0,699	0,089	0,646	7,845	<0.001	0,522	0,877
Score_RV_Pre	1,031	0,697	0,121	1,479	0,143	-0,355	2,417
Group_Dummy	3,637	2,968	0,095	1,226	0,224	-2,263	9,537

Anmerkungen:  $N = 90$ ;  $R^2 = 0,511$ ; korr.  $R^2 = 0,494$ ;  $F(3,86) = 29,985$ ;  $p < 0,001$

Das dargestellte Modell kann mit den 3 Einflussvariablen 49,4 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Der stärkste und einzig signifikante Prädiktor ist Score\_VW mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von 0,646 ( $p < 0,001$ ).

### ScoreModelling

Im ersten Modell werden die Variablen Score\_VW, Score\_RV\_Pre und Group\_Dummy als Prädiktoren eingesetzt. Die Voraussetzungen zur Berechnung der Regressionsanalyse wurden erfüllt (siehe Anhang 6.1). Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,534$  und 3 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von  $N = 17$  für ein signifikantes Gesamtmodell benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von  $N = 90$  erfüllt. Das Modell hat mit einem korrigierten Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,510$  eine hohe Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die 3 Prädiktoren sagen statistisch signifikant das

Kriterium ScoreModelling voraus,  $F(3,58) = 22,142$ ;  $p < 0,001$ . Die berechnete Effektstärke beträgt  $f = 1,02$  und entspricht damit einem starken Effekt (Cohen, 1992). Das Regressionsmodell ist in folgender Tabelle dargestellt.

Abhängige Variable: ScoreModelling

Koeffizienten	<i>b</i>	SE	$\beta$	<i>t</i>	<i>p</i>	95% KI	
						UG	OG
(Konstante)	1,614	0,555		2,910	0,005	0,504	2,725
Score_VW	0,015	0,011	0,135	1,362	0,179	-0,007	0,038
Score_RV_Pre	0,333	0,086	0,380	3,868	<0.001	0,161	0,506
Group_Dummy	2,365	0,374	0,575	6,320	<0.001	1,616	3,114

Anmerkungen: N = 62;  $R^2 = 0,534$ ; korr.  $R^2 = 0,510$ ;  $F(3,58) = 22,142$ ;  $p < 0,001$

Das dargestellte Modell kann mit den 3 Einflussvariablen 51,0 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Der stärkste und signifikante Prädiktor ist Group\_Dummy mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von 0,575 ( $p < 0,001$ ). Zweitstärkster und auch signifikanter Prädiktor ist Score\_RV\_Pre mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten 0,380 ( $p < 0,001$ ).

### MeanTimeModelling

Im ersten Modell werden die Variablen Score\_VW, Score\_RV\_Pre und Group\_Dummy als Prädiktoren eingesetzt. Aus dem Datensatz mussten aus denselben Gründen wie unter XXX zum Regressionsmodell ohne Dummy Variable 4 starke Ausreißer entfernt werden. Die Voraussetzungen zur Berechnung der Regressionsanalyse wurden dann erfüllt (siehe Anhang 6.1). Bei einem Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,304$  und 3 Prädiktoren wird eine Stichprobengröße von N = 37 für ein signifikantes Gesamtmodell benötigt (Hemmerich, 2019). Dies wird durch die vorliegende Stichprobengröße von N = 54 erfüllt. Das Modell hat mit einem korrigierten Determinationskoeffizienten von  $R^2 = 0,510$  eine hohe Anpassungsgüte (Cohen, 1988). Die 3 Prädiktoren sagen statistisch signifikant das Kriterium MeanTimeModelling voraus,  $F(3,58) = 22,142$ ;  $p < 0,001$ . Die berechnete Effektstärke beträgt  $f = 0,60$  und entspricht damit einem starken Effekt (Cohen, 1992). Das Regressionsmodell ist in folgender Tabelle dargestellt.

Abhängige Variable: MeanTimeModelling

Koeffizienten	<i>b</i>	SE	$\beta$	<i>t</i>	<i>p</i>	95% KI	
						UG	OG
(Konstante)	593,452	64,827		9,154	<0.001	463,243	723,661
Score_VW	-2,461	1,105	-0,288	-2,226	0,031	-4,681	-0,240

Score_RV_Pre	-21,639	9,497	-0,298	-2,278	0,027	-40,715	-2,564
Group_Dummy	-88,246	37,420	-0,287	-2,358	0,022	-163,405	-13,086

Anmerkungen: N = 54;  $R^2 = 0,304$ ; korr.  $R^2 = 0,262$ ;  $F(3,50) = 7,272$ ;  $p < 0,001$

Das dargestellte Modell kann mit den 3 Einflussvariablen 26,2 % der Varianz innerhalb der abhängigen Variablen erklären. Der stärkste signifikante Prädiktor ist Score\_RV\_Pre mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,298 ( $p = 0,027$ ). Zweitstärkster und ebenfalls signifikanter Prädiktor ist Score\_VW mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,288 ( $p = 0,031$ ). Drittstärkster und auch signifikanter Prädiktor ist Group\_Dummy mit einem standardisierten Regressionskoeffizienten von -0,287 ( $p = 0,022$ ).

Kriterium	Prädiktor: Gruppenzugehörigkeit	
	kontrolliert für RV und VW	kontrolliert für weitere Var.
Score_NT	✗	n.a.
ScoreModelling	✓	n.a.
MeanTimeModelling	✓	n.a.
Score_ICL	✗	✗ (NT, PEOU, SUS)
Score_ECL	✓	✗ (PEOU, SUS, USEFUL)
Score_GCL	✓	✗ (PEOU, SUS, USEFUL)
Score_SUS	✓	n.a.
Score_PEOU	✓	n.a.
Score_USEFUL	✓	n.a.