

Modellierung der Handbewegung für die Übernahmeaufgabe im automatisierten Fahrzeug

Martin Walter Fleischer

Vollständiger Abdruck der von der TUM School of Engineering and Design der Technischen Universität München zur Erlangung eines

Doktors der Ingenieurwissenschaften (Dr.-Ing.)

genehmigten Dissertation.

Vorsitz: Prof. Dr.-Ing. Wolfgang A. Wall

Prüfende der Dissertation:

1. Prof. Dr. phil. Klaus Bengler
2. Prof. Dr.-Ing. Wolfram Remlinger

Die Dissertation wurde am 09.11.2023 bei der Technischen Universität München eingereicht und durch die TUM School of Engineering and Design am 03.04.2024 angenommen.

Kurzfassung

Digitale Menschmodelle finden breite Anwendung in der Produktentwicklung. Zum Beispiel bei der Planung von Produktionsanlagen, der Erstellung von Schnittmustern von Textilien und bei der Gestaltung von Fahrzeuginnenräumen sparen sie Zeit und Geld, indem sie den Menschen schon in der digitalen Produktphase berücksichtigen. Da der Mensch in seinen Eigenschaften äußerst komplex ist, ist die Vorhersagefähigkeit von Menschmodellen in der Regel an klar spezifizierte Randbedingungen gekoppelt und nicht allgemeingültig. Automatisiertes Fahren stellt an die Gestaltung von Fahrzeuginnenräumen ebensolche neue Randbedingungen. Während die bisher eingesetzten Menschmodelle sich vor allem an der Fahraufgabe orientieren, entfällt diese Aufgabe in Zukunft zunehmend. In diesem Kontext ändert sich die Rolle der fahrzeugführenden Person von der aktiven hin zu einer passiven Fahraufgabe. Entsprechend müssen neue Menschmodelle geschaffen werden, welche diese Gegebenheiten abbilden. In dieser Arbeit wird die Entwicklung eines Menschmodells beschrieben, welches die Übernahmebewegung der Hand einer fahrzeugführenden Person in automatisierten Fahrzeugen prädiziert. Dabei gilt es, das präziseste und nach dem Prinzip der Parsimonie einfachste Modell zu finden. Hierbei ist die Auswahl der Prädiktoren ebenso wichtig wie eine geeignete Stichprobe. Diese beiden Aspekte stehen im Mittelpunkt der Untersuchungen. Um den Einfluss von Prädiktoren und der Stichprobe zu untersuchen, wurden verschiedene Modelle berechnet. Der Vergleich der Modelle zeigt den Einfluss der beiden Aspekte auf die Güte des Modells. Um Rahmenbedingungen der Übernahmebewegung zu definieren, wurden drei Vorstudien durchgeführt. In den ersten beiden wurde untersucht, welche typischen Körperhaltungen und gewünschten Lehnenneigungswinkel bei der Ausführung fahrfremder Tätigkeiten auftreten. In der dritten Vorstudie wurden Prädiktoren identifiziert, die für die Modellierung von Übernahmebewegungen besonders relevant sind. Aus diesen Erkenntnissen wurde anschließend die Hauptstudie abgeleitet. Dabei werden typische Szenarien, wie sie im automatisierten Fahrzeug auftreten können, nachgestellt und die Bewegungen der Teilnehmenden mittels Motion Capture erfasst. Die dabei generierten Daten sind die Basis für die Modelle, die gebildet werden, um den Einfluss unterschiedlicher Prädiktoren und Stichproben auf die Güte des Modells zu untersuchen. Abschließend wird erörtert, wie die gefundenen Phänomene zu erklären sind und wie sie sich in aus der Literatur bekannte Gegebenheiten einordnen lassen. Mit dem Modell können Position und Geschwindigkeit der Hand im räumlichen und zeitlichen Verlauf vorhergesagt werden.

Abstract

Digital human models are widely used in product development. For example, in the planning of production facilities, the creation of cutting patterns and the design of vehicle interiors, they save time and money by taking people into account as early as the digital product phase. Since humans are extremely complex in their characteristics, the predictive ability of human models is usually linked to clearly specified boundary conditions and is not generally valid. Automated driving also imposes new constraints on the design of vehicle interiors. While the human models used up to now are primarily oriented to the driving task, this task will increasingly become obsolete in the future. In this context, the role of the person driving the vehicle changes from an active driving task to a passive one. Accordingly, new human models have to be created which can represent these circumstances.

In this thesis the development of a human model is described, which predicts the takeover movement of the hand of a driving person in automated vehicles. The goal is to find the most precise and simplest model according to the principle of parsimony. Here, the selection of predictors is as important as a suitable sample and sample size. These two aspects are the focus of the investigations. To investigate the influence of predictors and sample, different models were calculated. The comparison of the models shows the influence of the two aspects on the goodness of the model. To define framework conditions of the takeover movement, three preliminary studies were conducted. In the first two, the typical postures and desired recline angles of performing non-driving activities were investigated. The third identified predictors that are particularly relevant to modeling takeover movements. The main study was then derived from these findings. This involves re-enacting typical scenarios as they might occur in an automated vehicle and capturing the movements of participants using motion capture. The resulting data form the basis for the models that are formed to investigate the influence of different predictors and samples on the goodness of fit of the model. Finally, it is discussed how the phenomena found can be explained and fit into conditions known from literature. With the model, the position and velocity of the hand can be predicted in the spatial and temporal course.

Inhaltsverzeichnis

1	Stand der Forschung	2
1.1	Digitale Menschmodelle in der Produktentwicklung	2
1.2	Automatisiertes Fahren	6
1.3	Bewegungsmodellierung der Hand	7
1.3.1	Zeitliche Trajektorie	10
1.3.2	Räumliche Trajektorie	11
1.4	Fahrfremde Tätigkeiten	12
1.5	Wichtigste Erkenntnisse aus dem Stand der Technik	13
2	Forschungsfrage und Aufbau der Arbeit	15
3	Vorstudien	17
3.1	Vorstudie 1: Haltungen (F1)	17
3.1.1	Methodik	18
3.1.2	Ergebnisse und Kernaussagen	18
3.2	Vorstudie 2: Lehnenneigungen (F2)	21
3.2.1	Methodik	21
3.2.2	Ergebnisse und Kernaussagen	21
3.3	Vorstudie 3: Bewegungen (F3 & F4)	22
3.3.1	Methodik	22
3.3.2	Ergebnisse und Kernaussagen	23
4	Hauptstudie	24
4.1	Herleitung Menschmodell und Versuchsdesign	24
4.2	Aufbau	26
4.3	Studienprotokoll	28
4.4	Messgrößen und Prädiktoren	29
4.5	Stichprobenbeschaffenheit	33
5	Untersuchung zur Modellqualität (F5 & F6)	34
5.1	Teilmodell Geschwindigkeit	36
5.1.1	Teilmodellvarianten Geschwindigkeit	36
5.1.2	Teilmodellvergleiche Geschwindigkeit	38
5.2	Teilmodell Ebene	40
5.2.1	Teilmodellvarianten Ebene	40
5.2.2	Teilmodellvergleiche Ebene	41
5.3	Teilmodell Kurve	43
5.3.1	Teilmodellvarianten Kurve	43
5.3.2	Teilmodellvergleiche Kurve	44
6	Modellauswahl (F7)	47
6.1.1	Teilmodellauswahl Geschwindigkeit	47
6.1.2	Teilmodellauswahl Ebene	47
6.1.3	Teilmodellauswahl Kurve	48

7	Diskussion	49
7.1	Prädiktoren und Kennzahlen	49
7.2	Grenzen des Modells	51
7.3	Kurze Antworten auf komplexe Fragen	53
7.4	Ausblick	55
8	Abkürzungsverzeichnis	58
9	Abbildungsverzeichnis	59
10	Tabellenverzeichnis	60
11	Literaturverzeichnis	61
A	Statistische Auswertungen Teilmodell Geschwindigkeit.....	72
B	Statistische Auswertungen Teilmodell Ebene.....	96
C	Statistische Auswertungen Teilmodell Kurve.....	111

1 Stand der Forschung

Ziel der Arbeit ist die Entwicklung eines digitalen Menschmodells, das im Kontext des automatisierten Fahrens die Bewegung der Hand der fahrzeugführenden Person während der Übernahmebewegung vorhersagen kann. Dies ist für die Gestaltung des Innenraumes relevant. Dort können so Geometrien, welche die Übernahmeaufgabe behindern, frühzeitig vermieden werden.

Entsprechend werden im folgenden Kapitel verschiedene Aspekte des Forschungsstandes aufgearbeitet. Kapitel 1.1 gibt einen Überblick über verschiedene Arten von Menschmodellen. Das automatisierte Fahren stellt den konkreten Anwendungsfall des Menschmodells dar und definiert damit die Randbedingungen und Aufgaben, welche in Kapitel 1.2 beschrieben werden. Kapitel 1.3 analysiert den aktuellen Forschungsstand der Modellierung der Handbewegung. Da fahrfremde Tätigkeiten die Übernahme beeinflussen, werden in Kapitel 1.4 solche, die relevant sind, identifiziert.

1.1 Digitale Menschmodelle in der Produktentwicklung

Digitale Menschmodelle (DMM) in den Ingenieurwissenschaften sind rechnergestützte Abbildungen generischer oder spezifischer Menschen zur Vorhersage von kognitiven oder physischen Interaktionen des Menschen mit der Umwelt. In der Produktentwicklung reduziert der Einsatz digitaler Menschmodelle den Entwicklungs- und Prototypenaufwand (Duffy, 2012; Mathiassen et al., 2002). Es handelt sich hierbei typischerweise um physische Menschmodelle (Regazzoni & Rizzi, 2019).

Dabei kann in oberster Instanz zwischen Modellen unterschieden werden, die lediglich grafisch hochwertige Darstellungen des Menschen sind, und jenen, die tiefgreifende Analysen zulassen (Poirson & Delangle, 2013).

Da Erstere sich primär zur Generierung von Kommunikationsmaterial für fachfremde Personen eignen, wird im Weiteren nicht näher auf sie eingegangen. Relevant im Kontext der folgenden Modellentwicklung sind DMM, welche über Analysefunktionen verfügen. Innerhalb dieser Gruppe kann wiederum zwischen anthropometrischen und biomechanischen DMM unterschieden werden (Bubb, 2019; Demirel et al., 2022).

Da sich der Detailgrad der DMM je nach zugrunde liegendem Anwendungsfall sehr unterscheiden kann, ist die richtige Modellwahl entscheidend. So werden biomechanische Menschmodelle wie OpenSim und AnyBody für die Analyse von Gelenkkraften und Muskelaktivität verwendet. Anthropometrische Modelle wie RAMSIS, IMMA oder ema

sind weniger rechenintensiv und benötigen weniger Wissen von Expert*innen, sind aber auch weniger flexibel. Je nachdem, welcher Detailgrad benötigt wird, muss das richtige Modell gewählt werden. Im Folgenden wird ein Einblick in die verschiedenen Arten von DMM gegeben und relevante existierende Modelle beschrieben.

- (1) Biomechanische Menschmodelle sind mathematische und computergestützte Darstellungen des menschlichen Körpers und seiner Bewegungen. Sie werden verwendet, um die Auswirkungen von äußeren Kräften, wie z. B. Stößen, Vibrationen oder Belastungen, auf die menschliche Gesundheit und Leistungsfähigkeit zu untersuchen. Biomechanische Menschmodelle können auch helfen, die optimale Gestaltung von Arbeitsplätzen, Sportgeräten oder medizinischen Geräten zu bestimmen. Biomechanische Menschmodelle basieren auf Daten aus der Anatomie, Physiologie, Biomechanik und Sensorik des Menschen. (Bullinger-Hoffmann & Mühlstedt, 2016)

Biomechanische DMM befassen sich mit der Interaktion von biologischen Strukturen der auf sie wirkenden Kräfte und den draus resultierenden Bewegungen (Chaffin et al., 2006). Es handelt sich hierbei meist um Starrkörper- und/oder Finite-Elemente-Methode-Simulationen. Die Annahmen der Simulation basieren somit auf allgemeingültigen Formeln, die nicht kontextsensitiv sind und auf physikalischen Erkenntnissen beruhen (Chaffin et al., 2006). Dadurch ist es möglich, bei einer vorgegebenen Belastung die entstehende Beanspruchung im menschlichen Körper zu bestimmen. Diese Erkenntnisse sind vor allem in den Domänen Medizin (Heckmann & Winter, 2014; Kleffner, 2011; Wilke et al., 2013), Unfallsimulation (Jérôme et al., 2006; Prebil, 2009) und der Arbeitswissenschaft (Harbauer et al., 2022; Harbauer et al., 2021; Knott et al., 2017) relevant. Die DMM sind im Vergleich zu anthropometrischen Modellen (s. u.) rechenaufwendiger und setzen üblicherweise gut geschulte Nutzer*innen voraus. Dies führt zu einer stark reduzierten Praktikabilität für die Gestaltung von Fahrzeuginnenräumen, da oft weder die notwendige Rechenkapazität noch ausreichend geschultes Personal zur Verfügung steht. Biomechanische Menschmodelle werden entsprechend nicht weiter in Betracht gezogen.

- (2) Anthropometrische Menschmodelle sind mathematische, physikalische Darstellungen der menschlichen Körpermaße und -formen. Sie werden verwendet, um Produkte, Arbeitsplätze, Umgebungen und Systeme an die Bedürfnisse und Fähigkeiten der Menschen anzupassen. Anthropometrische Menschmodelle können statisch oder dynamisch sein, je nachdem, ob sie die Körperhaltung und -bewegung berücksichtigen oder nicht. Sie können zudem verschiedene

Ausprägungen individueller menschlicher Eigenschaften abbilden, etwa Alter, Geschlecht, Ethnizität und Gesundheitszustand. Anthropometrische Menschmodelle sind nach Bullinger-Hoffmann und Mühlstedt (2016) nützliche Werkzeuge für die Ergonomie, das Design, die Medizin und die Biomechanik. (Bullinger-Hoffmann & Mühlstedt, 2016)

Anthropometrische Menschmodelle bedienen sich im Gegensatz zu den biomechanischen Modellen weniger komplexer Kalkulationen und verzichten dabei auch weitestgehend auf Allgemeingültigkeit. Um komplexe Phänomene zu erklären, die von vielen Faktoren beeinflusst werden, wird gemäß dem Prinzip der Parsimonie die geringste Anzahl an Prädiktoren ausgewählt. Dies ermöglicht, die Abhängigkeiten zwischen den Variablen klarer zu erkennen. Die so entstandene Vereinfachung der abgebildeten Szenarien reduziert nicht nur den Rechenaufwand, sondern für die Nutzung ist auch deutlich weniger Vorwissen notwendig. Diese Faktoren und zusätzlich der begrenzte Einsatzbereich entsprechen den Bedürfnissen der Nutzer*innen in der Fahrzeugentwicklung. Typische Beispiele hierfür sind die digitalen Menschmodelle RAMSIS (Bubb et al., 2006; Seidl, 1994), imk ema (Fritzsche et al., 2011; Ullmann & Fritzsche, 2018) und IMMA (Hanson et al., 2006; Hanson et al., 2014).

Eine umfassendere Auflistung und Beschreibung digitaler Menschmodelle findet sich in Bullinger-Hoffmann und Mühlstedt (2016). Für den Einsatz im Fahrzeug ist das Menschmodell RAMSIS das mit Abstand bedeutendste. Aktuell verwenden mehr als 70 % aller Fahrzeughersteller dieses DMM (Bubb et al., 2015; van der Meulen & Seidl, 2007; Wirsching, 2019).

RAMSIS (Rechnergestütztes Anthropometrisch-Mathematisches System zur Insassen-Simulation) ist eine Ergonomie-Simulations-Software, die ein digitales Menschmodell zur ergonomischen Analyse von CAD-Konstruktionen bietet. RAMSIS entstand zwischen 1986 und 1993 aus einer Kooperation zwischen der Human Solutions GmbH (damals Tecmath AG), dem Lehrstuhl für Ergonomie der Technischen Universität München und der Forschungsvereinigung Automobiltechnik des Verbands der Automobilindustrie. Seitdem wird RAMSIS ständig weiterentwickelt, um den Anforderungen und Bedürfnissen der Nutzer*innen aus verschiedenen Branchen gerecht zu werden. RAMSIS kann als eigenständige Anwendung oder als Workbench in CATIA V5 und Siemens NX integriert werden und ermöglicht eine frühzeitige Berücksichtigung der anthropometrischen Aspekte im Produktentwicklungszyklus. RAMSIS wird von mehr als 70 % der Fahrzeughersteller weltweit eingesetzt. (Bubb et al., 2015; van der Meulen & Seidl, 2007; Wirsching, 2019)

Anhand von RAMSIS kann die Position von Fahrzeuginsassen in einer CAD-Umgebung bestimmt werden, um die Anpassung und Zugänglichkeit von Bedienelementen zu verbessern. Dazu nutzt das System ein sogenanntes Haltungsmodell, das für verschiedene Fahrzeugtypen (Pkw, Lkw, Bus, Nutzfahrzeuge etc.) unterschiedliche Varianten hat. Alle Haltungsmodelle beruhen auf der Annahme der wahrscheinlichsten Haltung, die für jedes Modell in Probandenstudien ermittelt wurden. Ein Algorithmus passt die Haltung des RAMSIS an die äußeren Einschränkungen, Parameter und Randbedingungen an, die die Anwendenden eingegeben hat. Dabei wird die Haltung so gewählt, dass sie der wahrscheinlichsten Haltung möglichst nahekommt und gleichzeitig die Beweglichkeit und die übliche Streuung der Gelenkwinkel berücksichtigt. (Wirsching, 2019). Zusätzlich verfügt RAMSIS über Funktionen für Erreichbarkeits- und Sichtanalysen (Kremser et al., 2012; Remlinger & Bengler, 2016; Remlinger et al., 2009).

Das in RAMSIS zugrunde liegende Menschmodell verfügt über eine anthropometrische Datenbank, die es erlaubt, ein Testkollektiv nach genauen Kriterien zu erstellen. Dabei können Alter, Proportionen und geschlechtsspezifische Parameter berücksichtigt werden, die für die gewünschten anthropometrischen Ausprägungen relevant sind (Kremser et al., 2012). Die Datenbank umfasst Daten aus verschiedenen Regionen in Nordamerika, Südamerika, Europa und Ostasien. Alle Daten sind mit einem Akzelerationsmodell verknüpft, das die Vorhersage anthropometrischer Veränderungen für zukünftige Populationen ermöglicht (Stampfli et al., 2012). Das Modell RAMSIS trifft seine Vorhersagen bezüglich der Haltung anhand eines Wahrscheinlichkeitsmodells für Gelenkwinkel. Dieses verwendet als Prädiktor den Anwendungsfall, beispielsweise Pkw-Fahren oder Lkw-Fahren. Zusätzlich werden über die anthropometrische Datenbank Längenmaße bestimmt. Mit Hilfe dieser Kombination wird die Haltung der Person vorhergesagt. In RAMSIS werden also Umgebung, Aufgabe und die Anthropometrie als Prädiktoren für die Haltungsvorhersage verwendet.

Im Allgemeinen sind Funktionen zum automatisierten Fahren in Menschmodellen erst in den letzten Jahren zum Forschungsgegenstand geworden (Wirsching & Fleischer, 2021, 2022), obwohl die Übernahmetätigkeit schon seit längerer Zeit ein wichtiges Thema ist (Gold et al., 2013). Der Anwendungsfall „Automatisiertes Fahren“ wird im Folgenden definiert. Dies ist relevant, um die Rahmenbedingungen der Modellierung zu verstehen.

1.2 Automatisiertes Fahren

Die Norm SAE J3016 enthält die Definitionen des automatisierten Fahrens und der Automatisierungsstufen (SAE J3016, 2018). Die Automatisierungsstufen von Fahrzeugen beschreiben den Grad der Selbstständigkeit, mit dem ein Fahrzeug bestimmte Fahraufgaben übernehmen kann. Die Stufen sind nach SAE J3016 definiert und reichen von 0 (keine Automatisierung) bis 5 (vollständige Automatisierung). Die folgende Übersicht erklärt die Bedeutung jeder Stufe nach SAE J3016:

- **Stufe 0: Keine Automatisierung.** Stufe 0 ist die niedrigste Stufe der Automatisierung von Kraftfahrzeugen. Sie bedeutet, dass die fahrzeugführende Person die volle Kontrolle über das Fahrzeug hat und keine automatisierten Funktionen vorhanden sind
- **Stufe 1: Assistiertes Fahren.** Die fahrzeugführende Person und das automatische System teilen sich die Fahrzeugsteuerung. Das System kann entweder die Längs- oder die Querführung übernehmen, aber nicht beides gleichzeitig. Die fahrzeugführende Person muss das System ständig überwachen und jederzeit eingreifen können.
- **Stufe 2: Teilautomatisiertes Fahren.** Das automatische System kann die Längs- und Querführung gleichzeitig übernehmen, aber nur unter bestimmten Bedingungen, die vom Hersteller vorgegeben sind. Die fahrzeugführende Person muss das System ständig überwachen und jederzeit eingreifen können.
- **Stufe 3: Hochautomatisiertes Fahren.** Das automatische System kann die Längs- und Querführung gleichzeitig übernehmen und auch auf unerwartete Situationen reagieren, aber nur innerhalb einer definierten Einsatzdomäne (z. B. auf der Autobahn). Die fahrzeugführende Person darf sich vorübergehend von der Fahraufgabe abwenden, muss aber auf Anforderung des Systems kurzfristig wieder übernehmen.
- **Stufe 4: Vollautomatisiertes Fahren.** Das automatische System kann die Längs- und Querführung gleichzeitig übernehmen und auch auf unerwartete Situationen reagieren, ohne dass die fahrzeugführende Person eingreifen muss. Das System kann jedoch nur innerhalb einer definierten Einsatzdomäne operieren. Außerhalb dieser Domäne muss die fahrzeugführende Person oder ein anderer Modus die Steuerung übernehmen.
- **Stufe 5: Autonomes Fahren.** Das automatische System kann die Längs- und Querführung gleichzeitig übernehmen und auch auf unerwartete Situationen reagieren, ohne dass die fahrzeugführende Person eingreifen muss. Das System kann unter allen Bedingungen und in allen Einsatzdomänen operieren. Die

fahrzeugführende Person ist nicht mehr erforderlich und kann sich wie eine mitreisende Person erhalten.

Bei den Automatisierungsstufen 3, 4 und 5 übernimmt das System die gesamte dynamische Fahraufgabe. Gemäß SAE J3016 (2018) kann die fahrzeugführende Person in den Automatisierungsstufen 3 und 4 aus dem Regelkreis ausgeschlossen werden und in Stufe 5 vollständig zu Passagier*innen werden. In dieser Zeit kann die fahrzeugführende Person sogenannten fahrfremden Tätigkeiten wie Lesen, Bedienung eines Smartphones oder Beobachten der Landschaft nachgehen. In Level 3 und 4 der Automatisierung übernehmen die Insass*innen per Definition irgendwann die dynamische Steuerung des Fahrzeugs – entweder als Rückfallebene des Automatisierungssystems in Level-3-Szenarien oder freiwillig in Level-4-Szenarien. Eine Level-3-Automatisierung erkennt eine Systemgrenze und sendet eine Übernahmeanforderung an die Fallback-bereiten Insass*innen. Die fahrzeugführende Person muss auf die Übernahmeaufforderung reagieren und die Fahraufgabe übernehmen. Dies ist die Übernahmeaufgabe.

Im Kontext der Übernahme in Level 3 und 4 findet eine Greifbewegung ausgehend von der fahrfremden Tätigkeit an das Lenkrad statt. Diese muss schon bei der Entwicklung des Innenraumes berücksichtigt werden, um störende Geometrien zu vermeiden, welche die Übernahme verlangsamen könnten. Hierfür ist ein Modell zur Prädiktion der Übernahmebewegung der Hand notwendig. Im Folgenden werden Modellierungsansätze für die Handbewegung beschrieben

1.3 Bewegungsmodellierung der Hand

Raket et al. (2016) beschreiben die menschliche Bewegung als ein komplexes Phänomen, das verschiedene Disziplinen wie Psychologie, Biomechanik und Neurophysiologie einbezieht. Die menschliche Bewegung umfasst die Kontrolle, Organisation und das Lernen von Bewegungen sowie die Wahrnehmung, welche die Bewegung unterstützt. Ein Ziel von Menschmodellen ist es, theoretisches und empirisches Wissen über die menschliche Bewegung zu erweitern und anzuwenden, z. B. in den Bereichen Sport, Tanz und Rehabilitation. Die Menschmodelle untersuchen in diesen Kontexten beispielsweise, wie Menschen Gegenstände bewegen, indem sie diese anheben, transportieren und abstellen. Trotz der unendlichen Anzahl an möglichen Bewegungen wählen Menschen immer wieder ähnliche Trajektorien für dieselben Aufgaben (Arlt, 1999; Cherednichenko, 2007; Fleischer, 2022). Menschmodelle analysieren, wie die Bewegung von verschiedenen Faktoren wie den Bewegungsbedingungen, dem Zeitpunkt der Bewegung, dem Alter, dem Gesundheitszustand und dem Lebensumfeld beeinflusst

wird. Die Menschmodelle erforschen auch, wie die Bewegung von Person zu Person variiert und welche individuellen Unterschiede es gibt. Die DMM versuchen, all diese Aspekte zu verstehen und zu erklären, um die menschliche Bewegung zu optimieren und zu verbessern. (Raket et al., 2016)

Die Kombination von zeitlichen und örtlichen Eigenschaften einer Bewegung wird als Trajektorie bezeichnet (Uno et al., 1989). Für die Modellierung der Hand-Arm-Bewegung wird die räumliche Trajektorie üblicherweise getrennt von der zeitlichen betrachtet, sowohl bei Menschen (Grimme, 2014; Karniel & Inbar, 1997; Park et al., 2005; Raket et al., 2016; van der Wel et al., 2007; Wang, 1999) als auch bei Affen (Torres & Andersen, 2006). Des Weiteren werden zwei Ansätze unterschieden: die Vorwärtskinematik, welche auf Basis der Gelenkwinkelverläufe die Bewegung vorhersagt (z. B.: Faraway und Reed (2007)), und die Inverskinematik, welche die Trajektorie der Hand vorhersagt und den restlichen Körper folgen lässt (Arlt, 1999; Cherednichenko, 2007; Faraway et al., 2007). Die Inverskinematik ist ein Verfahren zur Berechnung der Gelenkwinkel eines digitalen Menschmodells aus einer gegebenen Endeffektorposition. Endeffektoren sind die Teile des Modells, die mit der Umgebung interagieren, wie z. B. Hände oder Füße. Die Inverskinematik ermöglicht es, realistische und natürliche Bewegungen für das Modell zu erzeugen, ohne jeden Gelenkwinkel manuell festlegen zu müssen. Und die Inverskinematik ist eine inverse Problemstellung, das heißt: Es gibt in der Regel mehrere mögliche Lösungen für die Gelenkwinkel, die zu einer Endeffektorposition führen. Um eine eindeutige Lösung zu finden, werden zusätzliche Kriterien wie Gelenkbegrenzungen oder Optimierungsziele verwendet. Bei diesem Ansatz wird die Hand mathematisch als Punkt betrachtet und ihre Trajektorie mithilfe von Zusammenhängen aus Prädiktoren beschrieben (Arlt, 1999; Cherednichenko, 2007; Faraway et al., 2007). Der restliche Körper folgt dann dieser Trajektorie. Dieser Ansatz wird häufig gewählt, da sich zeigt, dass die Bewegung der Hand für gleiche Aufgaben wenig Streuung zwischen verschiedenen Personen aufweist und damit gut modellierbar ist (Bernstein, 1967; Chaffin et al., 2000; Faraway, 2001).

Im Folgenden werden die Faktoren erläutert, die die Bewegung der Hand beeinflussen:

- **Die Distanz zwischen Start und Ende der Bewegung.** Je größer die Distanz ist, desto länger dauert die Bewegung und desto mehr Energie muss aufgewendet werden (Wang, 1999).
- **Die anthropometrischen Daten der Person, die die Bewegung ausführt.** Dabei spielen vor allem die Größe und das Gewicht eine Rolle, aber auch das Geschlecht und das Alter (Chaffin et al., 2000). Allerdings sind diese Faktoren nicht immer signifikant oder eindeutig. So haben Faraway und Hu (2001) und Faraway

(2000) festgestellt, dass das Geschlecht einen signifikanten Einfluss hat, während Chaffin et al. (2000) nur einen geringen Effekt gefunden haben. Ebenso haben Chaffin et al. (2000) einen signifikanten Effekt des Alters auf die Bewegung der Hand beobachtet, während Faraway und Hu (2001) diesen Effekt als eher klein einschätzen. Arlt (1999) findet nach Ferguson (2009) nur geringe statistische Effekte.

- **Andere individuelle Merkmale der Person, wie die Erfahrung, die Motivation oder die Stimmung** (Faraway, 2001). Diese Faktoren sind schwer zu messen und zu definieren, aber sie können einen Einfluss auf die Bewegung der Hand haben. Allerdings haben Faraway und Hu (2001) gezeigt, dass diese Faktoren wenig zur Erklärung der Variation in der Bewegung beitragen.
- **Die Orientierung des Handgelenks während der Bewegung.** Die Orientierung des Handgelenks kann die Geschwindigkeit und die Genauigkeit der Bewegung beeinflussen, aber der Effekt ist vergleichsweise klein. (Wang, 1999)
- **Die Gestaltung von Start und Ziel der Bewegung.** Die Form, die Größe und die Position von Start und Ziel können einen großen Einfluss auf die Bewegung der Hand haben. Zum Beispiel kann eine sphärische Form leichter zu greifen sein als eine eckige Form oder ein höheres Ziel kann mehr Anstrengung erfordern als ein niedrigeres Ziel. (Arlt, 1999).
- **Die Varianz oder Zufallseffekte zwischen den Teilnehmer*innen** (Raket et al., 2016). Diese Faktoren berücksichtigen die individuellen Unterschiede zwischen verschiedenen Personen, die an einer Studie teilnehmen. Sie können z. B. von der Tagesform oder dem Zufall abhängen. Faraway (2001) beschreibt, dass Aspekte weniger relevant sind als die Varianz innerhalb einer Person oder Messfehler. Faraway und Choe (2009) empfehlen ein Modell, welches das Individuum nicht berücksichtigt, da der Einfluss auf nicht messbaren Größen beruht.

Die Bewegung der Hand hängt demnach von vielen Faktoren ab, die teilweise miteinander interagieren oder korrelieren können. Obwohl die Faktoren unterschiedlich großen Einfluss haben, kann kein Faktor allein die Bewegung der Hand erklären. Aus diesem Grund ist es wichtig, verschiedene Faktoren in eine Analyse einzubeziehen und zu vergleichen, um ein umfassendes Verständnis von der Bewegung der Hand zu erlangen. Zusätzlich variieren die Aussagen zur Einflussgröße in der Literatur und es existiert keine Publikation, die alle Aspekte gesammelt betrachtet. Dies führt dazu, dass keine Faktoren ausgeschlossen werden können und nur post hoc eine Aussage zur Relevanz der jeweiligen Faktoren getroffen werden kann.

Die Faktoren werden üblicherweise in Form von linearen Regressionen (Arlt, 1999; Cherednichenko, 2007; Haney et al., 2018) oder gemischten Modellen (Faraway, 2003; Faraway & Hu, 2001) mit den Eigenschaften der Trajektorie in Zusammenhang gebracht. Gemischte Modelle sind eine Erweiterung der linearen Regression, die neben den quantitativen Zusammenhängen zwischen Prädiktoren und abhängigen Variablen auch zufällige Effekte darstellen können (Singmann & Kellen, 2019; Winter, 2014, 2016). Dadurch lassen sich Daten modellieren, die nicht unabhängig sind (z. B. Messwiederholungen).

1.3.1 Zeitliche Trajektorie

Der Verlauf der Geschwindigkeit kann nach gängiger Forschungslage mit einer Glockenkurve beschrieben werden (s. Abbildung 1-1) (Flash & Hogan, 1985; Gekele et al., 2015; Hollerbach & Flash, 1982; Kashima & Isurugi, 1998; Uno et al., 1989). Allerdings kann es bei Zielen der Greifbewegung, die hohe Präzision erfordern, dazu kommen, dass die Kurve von der Glockenform abweicht (Milner & Ijaz, 1990; Soechting, 1984). Bei der Übernahmebewegung im Fahrzeug handelt es um den Griff an das Lenkrad. Dies ist keine präzise Bewegung.

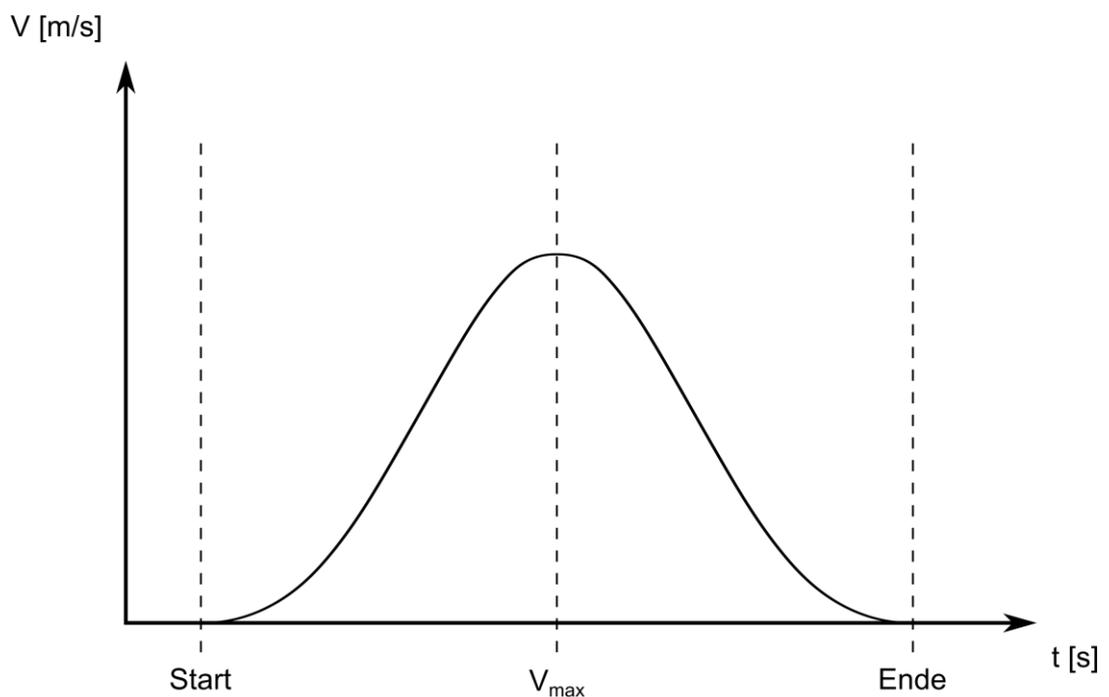


Abbildung 1-1: Stilisierte Glockenkurve des Geschwindigkeitsverlaufs der Hand bei Greifbewegungen aufgetragen über die Zeit

1.3.2 Räumliche Trajektorie

Die räumliche Trajektorie der Hand wird modelliert, indem sie mathematisch als Punkt betrachtet wird, der sich durch den Raum bewegt. Daraus ergibt sich eine dreidimensionale Kurve, die den räumlichen Verlauf der Handbewegung beschreibt. Besonders an dieser Kurve ist ihre Eigenschaft, dass sie in einer mathematischen Ebene liegt (Arlt, 1999; Cherednichenko, 2007; Morasso, 1983; Soechting & Terzuolo, 1987). Dieses *Prinzip der mittleren Ebene* macht es möglich, die Kurve mit zwei Modellen zu beschreiben: Eines zur Lage der Ebene und ein zweites zur zweidimensionalen Form der Kurve, wie in Abbildung 1-2 dargestellt ist. (Faraway, 2003; Faraway & Hu, 2001; Grimme, 2014).

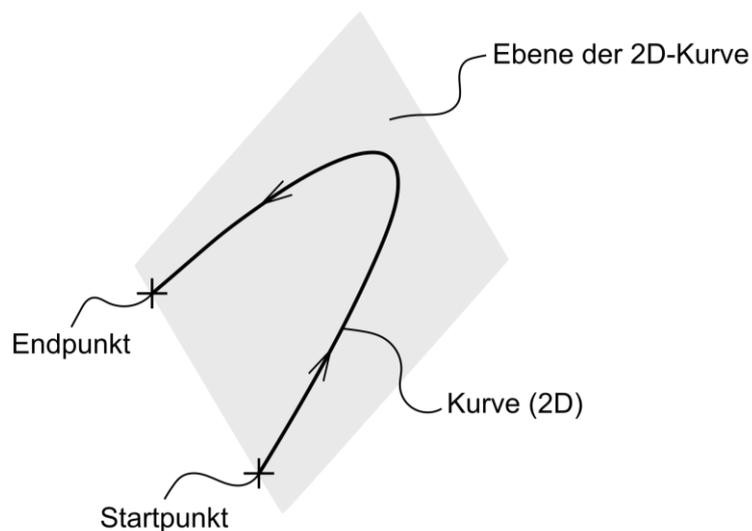


Abbildung 1-2: Schematisierte räumliche Trajektorie der Handbewegung: Greifbewegung, zerlegt in Ebene und 2D-Kurve

Da im Anwendungsfall Start- und Endpunkt der Bewegung immer bekannt sind, muss das Modell nur eine weitere Dimension der Ebene vorhersagen können. Dies wird über einen Winkel umgesetzt (siehe Kapitel 4.4).

Das Modell der zweidimensionalen Kurve kann auf verschiedene Arten aufgebaut werden:

1. **Direkte Relation zwischen zurückgelegtem Weg aus Start- und Endpunkt und der Erhebung über dessen direkte Verbindung** (Faraway, 2001, 2003; Faraway & Hu, 2001)

Bei dieser Modellierung wird die 2D-Kurve als Erhebung über der direkten Verbindung zwischen Start und Endpunkt modelliert. Diese Methode lässt keinen Einfluss von Prädiktoren abgesehen von der bereits zurückgelegten Strecke zu.

2. **Polynom** (Arlt, 1999; Cherednichenko, 2007)

Um weitere Faktoren einbeziehen zu können, die den Abstand zur Verbindungslinie von Start- und Endpunkt in Relation setzen, ist es notwendig, eine Funktion zu implementieren. Arlt (1999) und Cherednichenko (2007) nutzen hierfür Polynome zweiten Grades. Die Annahme des Polynoms eines höheren Grades ist sinnvoll, da die Form der Bewegung im Gegensatz zum Polynom zweiter Ordnung nicht symmetrisch ist (Fleischer, 2022). Dieser Ansatz wird im Weiteren verfolgt.

3. **Polynomzug** (Haney et al., 2018)

Ein Polynomzug setzt sich aus Polynomen zusammen, die an den Übergangstellen zwischen den einzelnen Polynomen (auch Knoten genannt) stetig sind.

1.4 Fahrfremde Tätigkeiten

Da die Haltung, aus der die Übernahme begonnen wird, einen Einfluss auf den Start der Bewegung, die Handgelenksorientierung und die Distanz von Start- zu Endpunkt der Übernahmebewegung hat, ist es wichtig, zu verstehen, welche Haltungen zur Ausführung einer fahrfremden Tätigkeit eingenommen werden. Aus diesem Grund werden im Folgenden relevante fahrfremde Tätigkeiten und die dazu bekannten Haltungen aus der Literatur beschrieben.

In Studien lässt sich ein umfassendes Spektrum an möglichen bzw. von Kund*innen gewünschten, fahrfremden Tätigkeiten finden. Zur Ermittlung der Tätigkeiten im Rahmen der Studien wurde auf verschiedene Evaluationsmethoden zurückgegriffen, wie Studien in öffentlichen Verkehrsmitteln, Studien in Simulatoren oder Online-Befragungen. Dabei wurden ähnliche Tätigkeiten ermittelt, beispielsweise das Arbeiten am Laptop, das Bedienen eines Smartphones oder Essen und Trinken. Hierzu gibt es eine Vielzahl an Studien (Beggiato et al., 2015; Forster et al., 2017; Hecht, Darlagiannis & Bengler, 2020; Hecht, Feldhütter et al., 2020; Kyriakidis et al., 2015; Large et al., 2018; Ohmori & Harata, 2008; Pfleging et al., 2016; Russell et al., 2011; Susilo et al., 2012).

Da die Anzahl der theoretisch möglichen fahrfremden Tätigkeiten groß ist und nicht alle existierenden Tätigkeiten im Rahmen der vorliegenden Studie analysiert werden können, erfolgt eine Priorisierung und Kategorisierung. Auf Basis der Arbeiten von Huemer et al. (2012), Yang et al. (2018) und Yang et al. (2019) sind die in Tabelle 1-1 dokumentierten fahrfremden Tätigkeiten am relevantesten und werden daher im Kontext dieser Arbeit einbezogen.

Tabelle 1-1: Fahrfremde Tätigkeiten nach Huemer et al. (2012), Yang et al. (2018) und Yang et al. (2019)

Fahrfremde Tätigkeiten	
1	Buch/Zeitung lesen
2	Essen und trinken
3	Landschaft beobachten
4	Mit Beifahrer*in reden
5	Entspannen
6	Smartphone benutzen
7	Tablet benutzen
8	Am Laptop arbeiten
9	Mit Papier arbeiten
10	Telefonieren

1.5 Wichtigste Erkenntnisse aus dem Stand der Technik

Im Kontext des automatisierten Fahrens auf Level 3 und 4 der Automatisierung ist die Übernahmeaufgabe kritisch. Während der Übernahme muss die fahrzeugführende Person die Kontrolle über das Fahrzeug (oft kurzfristig) aus der Automation erlangen. Die daraus entstehende Übernahmebewegung ist bei der Gestaltung des Fahrzeuginnenraumes zu berücksichtigen. Der Innenraum muss eine störungsfreie und schnelle Bewegung zulassen.

Digitale Menschmodelle ermöglichen es, Produkte schon in einem frühen Entwicklungsstadium menschenzentriert zu gestalten. Der Einsatz eines DMM in der Fahrzeuginnenraum-Gestaltung ist zeit- und kostensparend im Vergleich zu aufwendigen Realstudien. Dazu benötigt es ein DMM, das diese Übernahmebewegung abbildet.

Die Bewegung der menschlichen Hand vorherzusagen, basiert auf einer inversen Kinetik. Das bedeutet: Es wird ein Modell generiert, das die Trajektorie der Hand vorherzusagen kann, während der restliche Körper der Hand folgt. Dabei wird die Hand mathematisch als ein Punkt modelliert.

Bei der Modellierung von Greifbewegungen (wie bei einer Übernahmewegung) werden die Zeit- und Raumtrajektorien üblicherweise getrennt betrachtet. Es gibt ein Modell für die Geschwindigkeit der Bewegung (zeitliche Trajektorie) und ein Modell für die räumliche Gestalt der Bewegung (räumliche Trajektorie). Werden die beiden Modelle kombiniert, dann lässt sich die Trajektorie der gesamten Greifbewegung vorhersagen (siehe Kapitel 4.1).

2 Forschungsfrage und Aufbau der Arbeit

Ziel der Arbeit ist es, Designer*innen von Fahrzeuginterieur ein Menschmodell unter Berücksichtigung der Übernahmebewegung bereitzustellen. In Bezug auf die Rahmenbedingungen der Übernahmeaufgabe ergeben sich vier Fragestellungen. Diese wurden in insgesamt drei Vorstudien untersucht. Die ersten beiden liefern Erkenntnisse zu Randbedingungen der Bewegungsmodellierung (F1 und F2). Die dritte Vorstudie wurde zur Identifikation der wichtigsten Prädiktoren für die Hauptstudie durchgeführt (F3) und um das Prinzip der mittleren Ebene zu belegen (F4). Die vier Fragestellungen lauten:

*F1: Welche Körperhaltungen nehmen Insass*innen eines automatisierten Fahrzeugs beim Ausüben fahrfremder Tätigkeiten ein?*

F2: Welche Rückenlehnenneigungswinkel werden für fahrfremde Tätigkeiten bevorzugt eingestellt?

F3: Welche Prädiktoren sind dominant für die Modellierung einer Übernahmebewegung?

F4: Ist das Prinzip der mittleren Ebene für Greifbewegungen gültig?

Auf Basis der drei Vorstudien wird die Hauptstudie abgeleitet, welche die Datenbasis zur Beantwortung der Forschungsfragen 5 bis 7 liefert. Insgesamt sollen drei Teilmodelle gebildet werden können. Ein Teilmodell beschreibt die zeitliche Trajektorie (Verlauf der Geschwindigkeit über den zurückgelegten Weg). Für die räumliche Trajektorie werden zwei Teilmodelle verwendet: Eines beschreibt die Orientierung der Ebene, das zweite das Polynom (oder Kurve), das den örtlichen Verlauf der Hand auf der Ebene vorhersagen kann. Daraus ergeben sich zwei Forschungsfragen, die jeweils für Geschwindigkeit (F5_G & 6_G), Ebene (F5_E & 6_E) und Kurve (F5_K & 6_K) untersucht werden:

F5_{G,E,K}: Welchen Einfluss hat die Stichprobengröße auf die Modellqualität?

F6_{G,E,K}: Welchen Einfluss hat die Auswahl der Prädiktoren auf die Modellqualität?

Durch die Untersuchung der Prädiktoren werden die drei Teilmodelle optimiert; hierdurch entstehen verschiedene Varianten der Teilmodelle. Entsprechend ergibt sich ein vollständiges Menschmodell durch Beantwortung von Forschungsfrage 7:

F7: Welche Varianten der Teilmodelle eignen sich in Kombination zur Modellierung der Handbewegung der Übernahmeaufgabe?

Ein grafischer Überblick des gesamten Vorgehens findet sich in Abbildung 2-1.

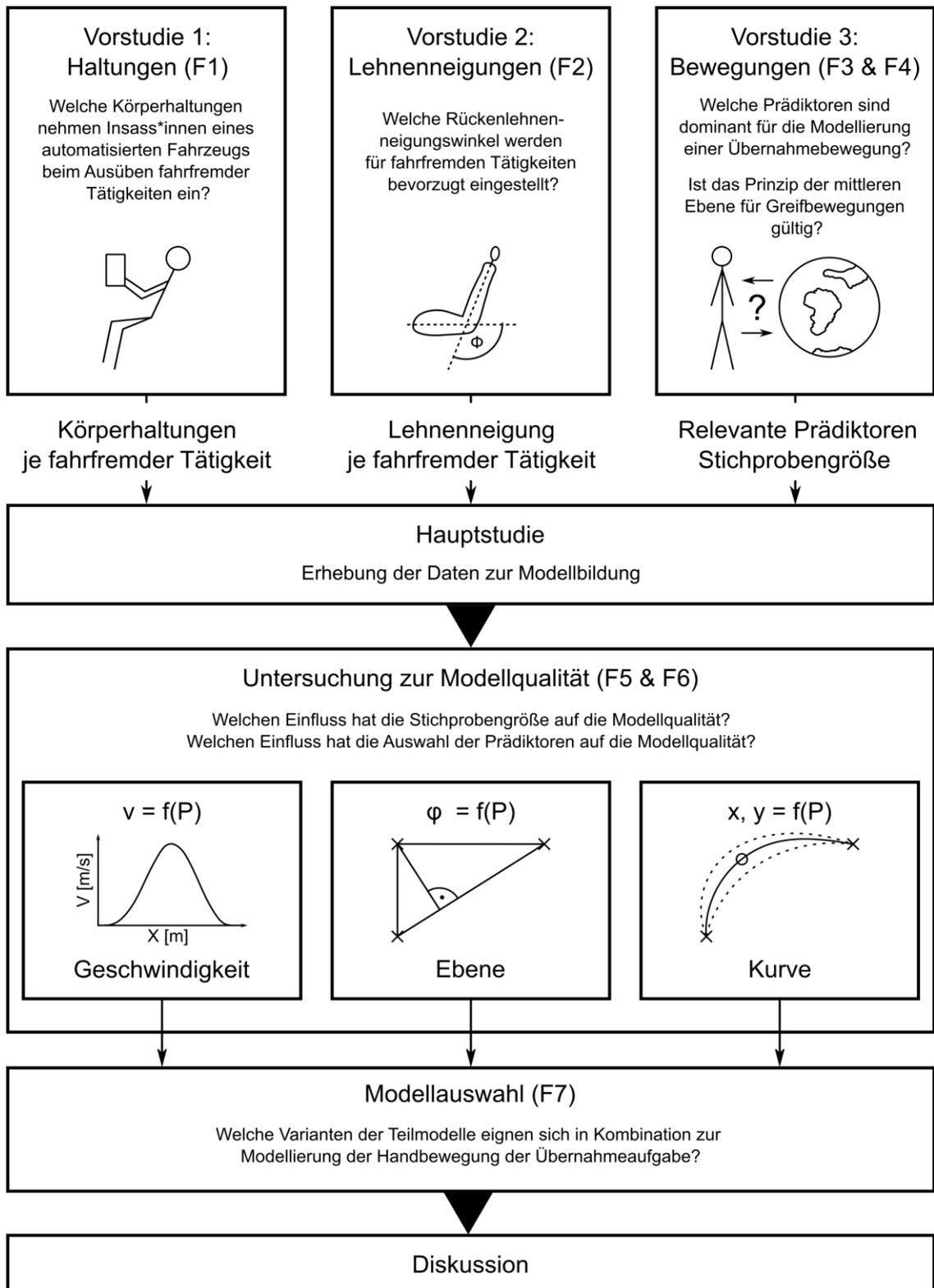


Abbildung 2-1: Aufbau der Arbeit

3 Vorstudien

Es wurden drei Studien als Vorbereitung zur Hauptstudie durchgeführt. Die ersten beiden liefern Erkenntnisse zu Randbedingungen der Bewegungsmodellierung. Die dritte Vorstudie wurde zur Identifikation der wichtigsten Prädiktoren für die Hauptstudie durchgeführt. Die Studien werden im Folgenden mit Fokus auf die für die Bewegungsmodellierung relevanten Aspekte beschrieben. Detaillierte Ausführungen finden sich in den angegebenen Publikationen. In den Vorstudien werden immer dieselben fahrfremden Tätigkeiten mit den dazugehörigen Gegenständen betrachtet. Tabelle 3-1 beinhaltet diese.

Tabelle 3-1: Fahrfremde Tätigkeiten und dazugehörige Gegenstände

Fahrfremde Tätigkeit	Verwendete Gegenstände
Buch/Zeitung lesen	Buch
Essen und trinken	Breze in Papiertüte, Flasche Wasser
Landschaft beobachten	--
Mit Beifahrer*in reden	--
Entspannen	--
Smartphone benutzen	Smartphone
Tablet benutzen	Tablet
Am Laptop arbeiten	Laptop
Mit Papier arbeiten	Ordner mit DIN-A4-Blättern
Telefonieren	Smartphone

3.1 Vorstudie 1: Haltungen (F1)

Die Ausgangs- und Endhaltungen des Menschmodells stellen Randbedingungen der Bewegungssimulation dar. Da Fahrzeuge mit einem Automationslevel von 3 und höher weltweit noch nicht geläufig sind, beziehen sich die Erkenntnisse zu Haltungen während des Ausführens fahrfremder Tätigkeiten größtenteils auf öffentliche Verkehrsmittel oder Befragungsstudien. Eine ausführliche Beurteilung der auftretenden Haltungen und deren

Häufigkeiten wurde im Rahmen der unter Fleischer und Chen (2020) publizierten Studie untersucht.

Vorstudie 1 untersucht Forschungsfrage 1:

*F1: Welche Körperhaltungen nehmen Insass*innen eines automatisierten Fahrzeugs beim Ausüben fahrfremder Tätigkeiten ein?*

3.1.1 Methodik

Um diese Frage zu beantworten, wurde im modularen ergonomischen Prüfstand des Lehrstuhls für Ergonomie an der Technischen Universität München ein Versuchsaufbau konzipiert und umgesetzt. Dazu wurden die Versuchspersonen in zwei Konfigurationen bestehend aus Sitz, Lenkrad und Pedalerie aufgefordert, jeweils zehn fahrfremden Tätigkeiten (siehe Tabelle 3-1) nachzugehen. Der Sitz wurde durch die Versuchsleitung für die teilnehmenden Personen eingestellt. Die beiden Konfigurationen unterscheiden sich dabei im Abstand der Insass*innen zu Pedalerie. Im ersten Durchgang wurden die Versuchspersonen gebeten, sich Sitz und Lenkrad wie in einem konventionellen Fahrzeug einzustellen. Für die zweite Variante wurde der Sitz aus der ersten Einstellung so lange nach hinten verstellt, bis der Kniewinkel der Person 133° betrug. So wurde einerseits der Einfluss eines variierenden Platzangebots eingeschlossen, andererseits wurde so nach Yang et al. (2018) eine ausreichend gute Übernahme sichergestellt. Während des Ausübens der fahrfremden Tätigkeiten wurden Videos aufgezeichnet. Die eingenommenen Haltungen wurden mit dem in Fleischer und Chen (2020) beschriebenen Notierungsverfahren kategorisiert und nach ihrer Häufigkeit priorisiert.

25 Personen im Besitz einer deutschen Fahrerlaubnis Klasse B nahmen an dem Experiment teil. Mit einer Körperhöhe von 1585 mm bis 1900 mm liegen die Personen zwischen dem 5. und 95. Perzentil für eine deutsche Population.

3.1.2 Ergebnisse und Kernaussagen

Werden die von den Versuchspersonen eingenommenen Haltungen betrachtet, lassen sich vier Kernaussagen treffen (Fleischer & Chen, 2020):

1. Wenn Menschen Raum bekommen, nutzen sie ihn. Je weniger störende Geometrie im Aufbau vorhanden war, desto größer wurde die Varianz der Körperhaltungen.
2. Beine und Hände verursachen eine große Vielfalt an Haltungen. Der Torso ist bei über 80 % der Tätigkeiten an die Rückenlehne angelehnt.

3. Der Kopf blickt auf den verwendeten Gegenstand, sofern die Tätigkeit einen Gegenstand erfordert. Ansonsten ist der Kopf in Bewegung.
4. Hände sind die charakteristischen Körperteile der fahrfremden Tätigkeiten. Um einen Bezug zwischen Haltung und Tätigkeit herzustellen, ist die Betrachtung der Hände ausreichend.

Zusätzlich konnten sieben Haltungen während der Studie als relevant identifiziert werden. Diese Haltungen werden in Abbildung 3-1, Abbildung 3-2 und Abbildung 3-3 dargestellt und im Folgenden beschrieben.



Abbildung 3-1: Relevante fahrfremde Haltungen 1 bis 3

Haltung 1 zeichnet sich durch weit ausgestreckte, überkreuzte Beine und den in den Nacken gelegten Kopf aus. Die Haltung repräsentiert primär das Trinken. Durch die ausladende Haltung der Körperteile Kopf, Hände und Beine steht sie für einen maximalen Platzbedarf.

Haltung 2 stellt ähnlich wie Haltung 1 einen Extremfall des Platzbedarfs dar. Durch die Haltung des Knöchels auf dem Knie und die hoch liegende Hand soll entspanntes Telefonieren dargestellt werden. Die Haltung eignet sich beispielsweise auch zum Essen und Trinken durch die kurze Distanz zwischen Ohr und Mund.

Haltung 3 ist eine Entspannungs-/Nichts-Tun-Haltung.



Abbildung 3-2: Relevante fahrfremde Haltungen 4 bis 6

Haltung 4 ist an das Lesen einer Zeitung angelehnt und kombiniert sie mit angezogenen, gekreuzten Unterschenkeln.

Haltung 5 – nach vorne gelehnt ein Buch lesen oder mit dem Tablet arbeiten – ist auf heutigen Fahrzeugarbeitsplätzen nicht möglich, da das Lenkrad im Weg ist. Soll eine Analyse stattfinden, wie viel Platz Insassen für eine solche Tätigkeit benötigen, muss diese Haltung in den Katalog aufgenommen werden.

Haltung 6 stellt das Arbeiten mit einem Laptop dar. Diese Haltung ist vor allem in Kombination mit einem Gegenstand (in diesem Fall einem Laptop) sehr platzaufwendig.



Abbildung 3-3: Relevante fahrfremde Haltung 7

Haltung 7 stellt das Halten eines beliebigen Gegenstandes vor der Brust dar. Diese Haltung kommt häufig in Kombination mit dem Smartphone, dem Tablet und Büchern vor.

3.2 Vorstudie 2: Lehnenneigungen (F2)

Neben den eingenommenen Haltungen wirkt sich auch die Rückenlehnenneigung auf die Übernahmebewegung aus. Entsprechend wurde in der unter Fleischer und Wendel (2021) publizierten Studie der Einfluss der fahrfremden Tätigkeit auf den gewünschten Rückenlehnenneigungswinkel untersucht.

Vorstudie 2 untersucht Forschungsfrage 2:

F2: Welche Rückenlehnenneigungswinkel werden für fahrfremde Tätigkeiten bevorzugt eingestellt?

3.2.1 Methodik

Eine Studie mit 30 Teilnehmer*innen wurde im modularen ergonomischen Prüfstand des Lehrstuhls für Ergonomie der Technischen Universität München durchgeführt. Die Teilnehmer*innen wurden gebeten, die in Tabelle 3-1 genannten fahrfremden Tätigkeiten auszuführen. Ähnlich wie in der Vorstudie 1 wurden den Teilnehmenden zwei verschiedene Szenarien präsentiert. Ein Szenario beinhaltete ein Lenkrad in der üblichen Position zum manuellen Fahren, das zweite Szenario enthielt kein Lenkrad. Die Teilnehmenden wurden gebeten, im Versuchsaufbau Platz zu nehmen und jede der zehn Aufgaben in beiden Szenarien durchzuführen. Der Winkel der Rückenlehne sollte von den Versuchspersonen so lange angepasst werden, bis eine für sie komfortable Einstellung erreicht war. Dieser Rückenlehnenneigungswinkel wurde aufgezeichnet und ausgewertet.

Die Körperhöhe der Teilnehmenden reichte von 1600 mm bis 1890 mm mit einem Durchschnitt von 1760 mm (SD \pm 70 mm).

3.2.2 Ergebnisse und Kernaussagen

Abbildung 3-4 zeigt, dass für die meisten Tätigkeiten ein Rückenlehnenneigungswinkel von ungefähr 25 bis 30° gemessen zur Vertikalen bevorzugt wird. Die einzige Ausnahme stellt die Tätigkeit „Entspannen“ dar, die bei vorzugsweise 42° durchgeführt wird. Gleichzeitig scheint die Verteilung des Rückenlehnenneigungswinkels dieser Tätigkeit nicht normal verteilt zu sein mit mehreren Ausreißern zwischen 60 und 70°. Die Szenarien haben keinen Einfluss auf die Wahl des Lehnenwinkels. (Fleischer & Wendel, 2021)

Da nach Yang et al. (2018) mit einem Lehnenwinkel von 60° keine ausreichend gute Übernahme erfolgen kann, werden diese im weiteren Verlauf nicht betrachtet.

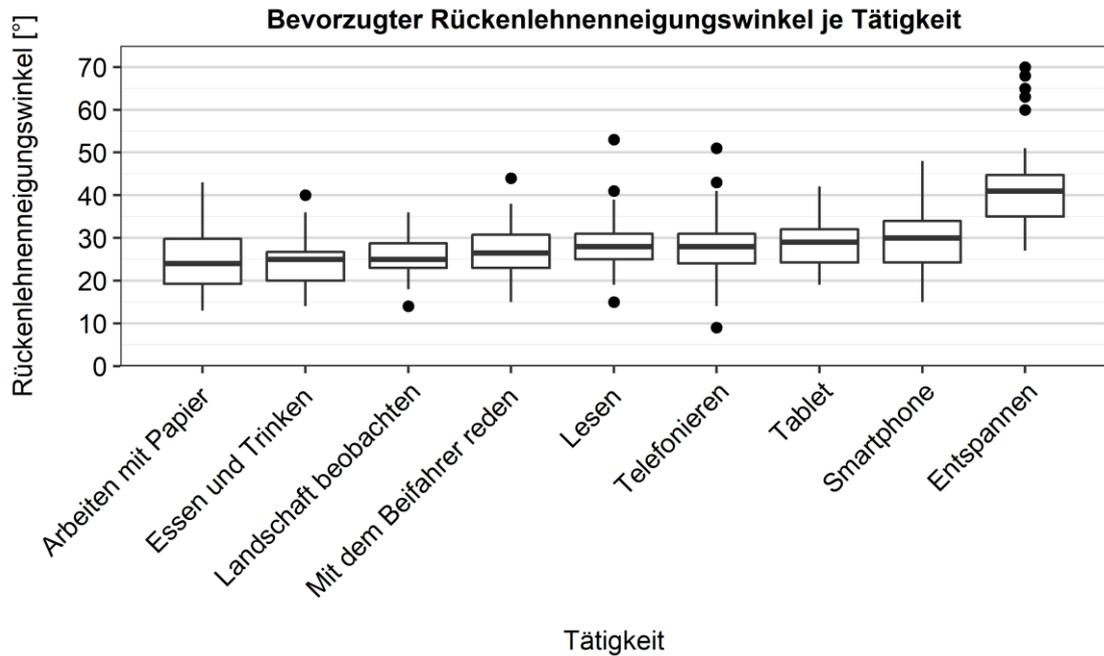


Abbildung 3-4: Präferierter Rückenlehnenneigungswinkel in Abhängigkeit der fahrfremden Tätigkeiten

3.3 Vorstudie 3: Bewegungen (F3 & F4)

Auch wenn es in der Literatur Hinweise auf die relevanten Prädiktoren menschlicher Bewegungen gibt, lässt sich kein belastbarer Konsens finden (siehe Kapitel 1.2 1.3). Entsprechend wurde Vorstudie 3 zur Abschätzung der wichtigsten Prädiktoren durchgeführt (Fleischer, 2022; Fleischer et al., 2021; Fleischer et al., 2020). Zusätzlich ist das Prinzip der mittleren Ebene für einphasige Greifbewegungen zu prüfen.

Vorstudie 3 untersucht die Forschungsfragen 3 & 4:

F3: Welche Prädiktoren sind dominant für die Modellierung einer Übernahmebewegung?

F4: Ist das Prinzip der mittleren Ebene für Greifbewegungen gültig?

3.3.1 Methodik

In einem Aufbau mit vier verschiedenen Greifelementen (Abbildung 3-5) wurde ein Versuch mit 52 Versuchspersonen durchgeführt. Insgesamt konnten 48 Datensätze ausgewertet werden. Es wurden 1152 Greifbewegungen mit einem Motion-Capturing-System von Vicon aufgezeichnet und mithilfe von Mixed-linear-Effects-Modellen ausgewertet.

Als Prädiktoren wurden sowohl individuelle Faktoren (Körperhöhe, Geschlecht, Alter und dominante Hand) als auch Umweltfaktoren (Position und Typ des Griffs) untersucht.

Zur Überprüfung des Prinzips der mittleren Ebene wird für jede der 1152 Trajektorien eine Ebene berechnet, die zu allen Punkten den geringsten Abstand hat.



Abbildung 3-5: Grifftypen von links nach rechts: Einfingerkontaktgriff, zylindrischer Griff, Dreifingerkontaktgriff und sphärischer Griff

3.3.2 Ergebnisse und Kernaussagen

Im Hinblick auf die Prädiktoren der Modellierung der Greifbewegung sind drei Kernaspekte relevant (Fleischer, 2022):

1. Umgebung und Aufgabe (Grifftyp und Griffposition) spielen die Hauptrolle für die räumliche Trajektorie.
2. Die Körperhöhe spielt eine Rolle bei der Modellierung der räumlichen Trajektorie. Geschlecht, Alter und dominante Hand haben einen vernachlässigbaren Einfluss auf die Trajektorie.
3. Andere individuelle menschliche Faktoren, die in dieser Studie nicht untersucht wurden, scheinen die räumliche Trajektorie nicht stark zu beeinflussen.

Der gemittelte absolute Abstand der Trajektorienmesspunkte zu den jeweiligen mittleren Ebenen beträgt 2,3 mm (SD = $\pm 1,3$ mm). Dabei ist der maximale Abstand 10,7 mm. Damit kann die Annahme, dass Greifbewegungen auf einer Ebene stattfinden, bestätigt werden.

4 Hauptstudie

In den folgenden Kapiteln werden die Erkenntnisse der Vorstudien zusammengeführt, um die Hauptstudie zur Datenerhebung zu gestalten. Eine detaillierte Beschreibung der Messgrößen, Prädiktoren und Modellvarianten der Teilmodelle erfolgt in Kapitel 4.4. Zunächst wird die Datenerhebung beschrieben, um ein grundlegendes Verständnis zu den Messgrößen aufzubauen.

4.1 Herleitung Menschmodell und Versuchsdesign

Im Folgenden wird der Modellierungsansatz beschrieben, der ausschlaggebend für die Gestaltung des nachfolgenden Versuchs, insbesondere der Messgrößen und Prädiktoren, ist. Das gesamte Menschmodell teilt sich in drei Teilmodelle, die sequenziell durchlaufen werden, wie es in Abbildung 4-1 dargestellt ist. Zuerst wird der Verlauf der Geschwindigkeit berechnet, da die zeitliche Trajektorie einen signifikanten Einfluss auf die räumliche hat (Arlt, 1999). Aus diesem Teilmodell geht die zeitliche Trajektorie zur Vorhersage der Übernahmebewegung hervor. Zusätzlich wird daraus die maximale Geschwindigkeit abgeleitet, die dann als Prädiktor in die beiden Teilmodelle Ebene und Kurve eingeht.

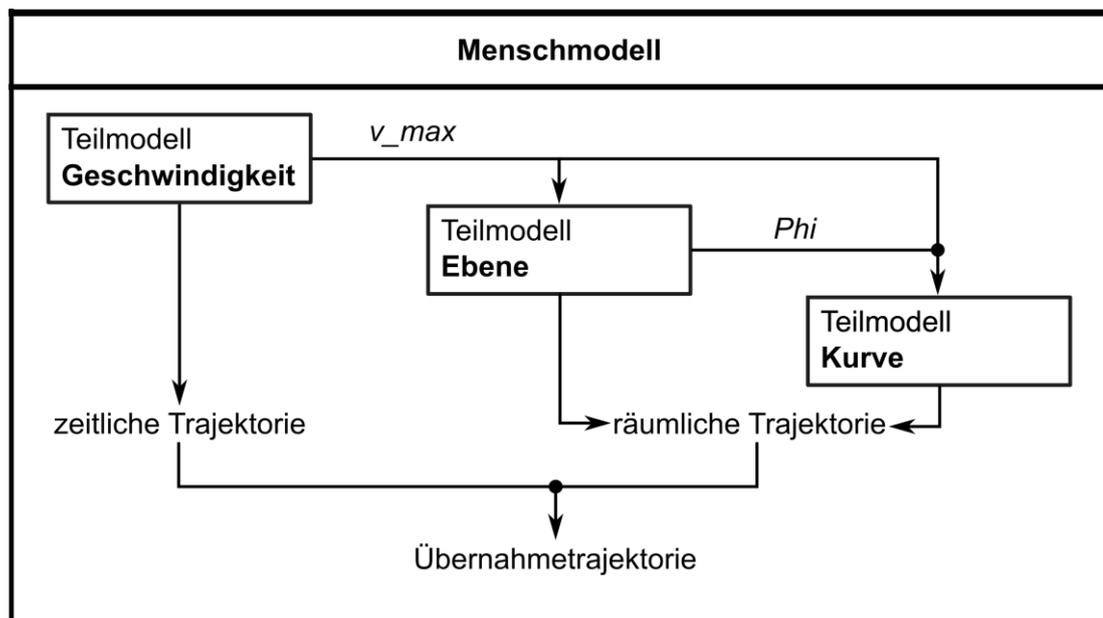


Abbildung 4-1: Aufbau des Menschmodells zur Vorhersage der Übernahmetrajektorie der Hand

Diese beiden Teilmodelle generieren in Kombination die räumliche Trajektorie. Zunächst wird die Ebene der Bewegung bestimmt. Da im Anwendungsfall bereits zwei Punkte der Ebene bekannt sind (Start- und Endpunkt der Bewegung), ist es ausreichend, die Ebene über einen zusätzlichen Winkel zu beschreiben. Eine detaillierte Erklärung folgt in Kapitel 4.4. Dieser Winkel geht wiederum als Prädiktor in das Teilmodell der Kurve ein. Diese Kurve beschreibt den Verlauf der Hand auf der Ebene der Bewegung. Ebene und Kurve bilden kombiniert die räumliche Trajektorie. Diese bildet im Zusammenhang mit der zeitlichen Trajektorie die Übernahmetrajektorie der Hand. Dieses grundlegende Konzept der Modellierung wird in den folgenden Kapiteln zugrunde gelegt, um Versuchsdesign und Modellierung auszugestalten.

Die Ergebnisse der Vorstudien bilden die Randbedingungen für die Hauptstudie. Aus den sieben Körperhaltungen aus Vorstudie 1 wurden für die Hauptstudie drei ausgewählt, um den Umfang der Datenerhebung gering zu halten. Zu lange Aufzeichnungssitzungen können auf die Teilnehmenden ermüdend wirken und dadurch die Ergebnisse verzerren. Die Haltungen 1. bis 3. in Abbildung 4-2 stellen den besten Kompromiss dar. Da aus Vorstudie 1 bekannt ist, dass die Hände am meisten von der Tätigkeit beeinflusst werden, wurden drei Haltungen gewählt, die den meisten fahrfremden Tätigkeiten entsprechen und in denen die Hände möglichst unterschiedlich sind.

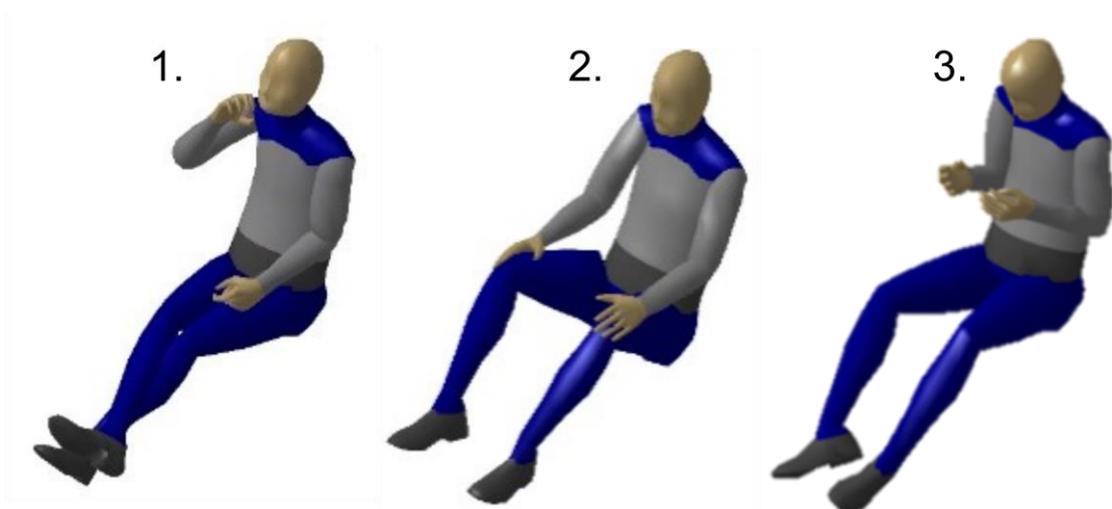


Abbildung 4-2: Starthaltungen 1–3 fahrfremder Tätigkeiten

1. Haltung mit den Händen auf Kopfhöhe, z. B. beim Essen, Trinken und Telefonieren; 2. Hände für Tätigkeit nicht benötigt, z. B. beim Musikhören und Nichtstun; 3. Hände auf Brusthöhe, z. B. beim Bedienen eines Smartphones bedienen oder Lesen eines Buches

Die Vorstudie 2 und die Literatur (Bubb et al., 2015) legen nahe, eine Rückenlehnenneigung von 27° anzustreben. Diese Neigung ist für alle Tätigkeiten außer „Entspannen“ die am häufigsten gewählte und wird die Leistung bezüglich der Übernahme nicht verschlechtern (Yang et al., 2018). Entsprechend werden im Folgenden nur Haltungen mit einem Rückenlehnenneigungswinkel von 27° betrachtet. Die Ergebnisse aus Vorstudie 3 zeigen, dass (Fahrzeug-)Umgebung und Aufgabe den größten Einfluss auf die Übernahmewegung haben. Entsprechend soll in der Hauptstudie möglichst viel Varianz in der Umgebung abgebildet sein. Das bedeutet: möglichst viele verschiedene Startpunkte, die realistischen Übernahmeszenarien in automatisierten Fahrzeugen entsprechen. Das Prinzip der mittleren Ebene kann als wahr angenommen werden. Das deckt sich mit der existierenden Literatur (Arlt, 1999; Cherednichenko, 2007; Morasso, 1983; Soechting & Terzuolo, 1987). Entsprechend dieser Herleitung ist der nachfolgende Versuch gestaltet worden, um Daten als Grundlage der Modellierung zu generieren.

4.2 Aufbau

Der Aufbau besteht aus dem Mock-up und dem Motion-Capturing-System.

Mock-up



Abbildung 4-3: Mock-up mit Stuhl, einem verstellbaren, abstrahierten Lenkrad und Ablagemöglichkeiten neben dem Stuhl

Das Mock-up stellt ein Auto mit einem H30-Maß (vertikaler Abstand von Ferse zu Hüftpunkt) von 350 mm und einer Rückenlehnenneigung von 27° (siehe Vorstudie 2) dar. Das Lenkrad ist mit zwei aufrechtstehenden Zylindern auf einem höhenverstellbaren Tisch abgebildet (analog zu Vorstudie 3). Neben dem Sitz befindet sich eine Platte, auf der die Zahlen von eins bis fünf aufgeklebt sind. Sie stellen mögliche Ablageorte für Gegenstände dar und bilden bei der Übernahmebewegungen Zwischenziele. Die Anordnung der Zahlen ist in Abbildung 4-3 und Abbildung 4-4 dargestellt.

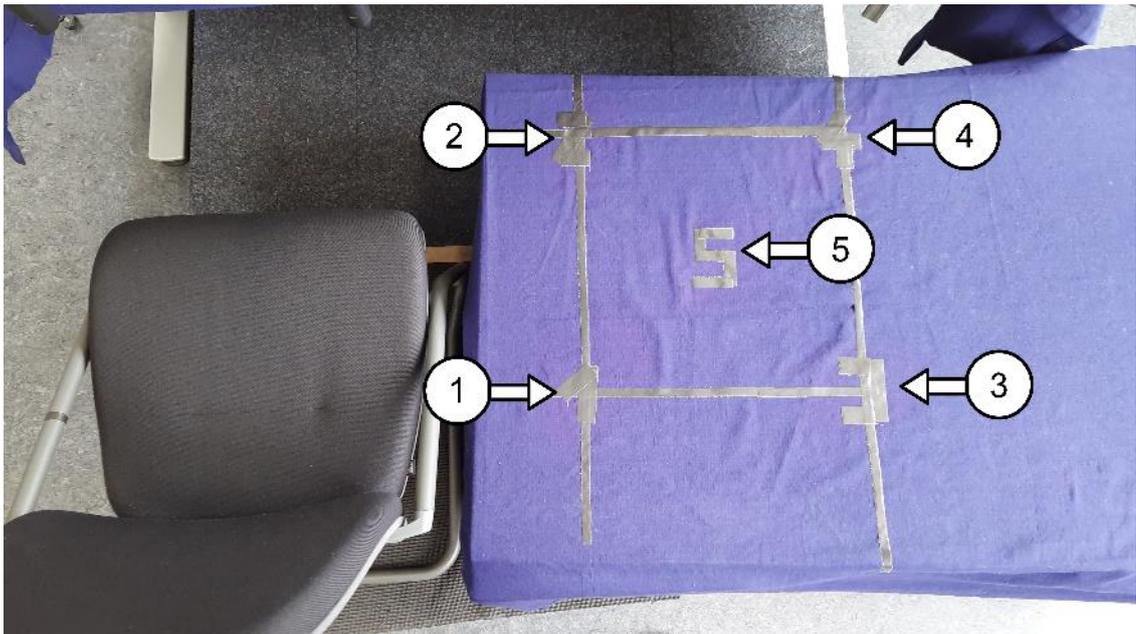


Abbildung 4-4: Tisch mit den Zwischenzielen, nummeriert von eins bis fünf

Motion-Capturing-System

Das eingesetzte Motion-Capturing-System der Firma Vicon besteht aus sieben Kameras, die wie in Abbildung 4-5 aufgebaut sind. Den Teilnehmenden wurde zudem ein Schweißband mit drei reflektierenden Markern am rechten Arm angezogen, um die Bewegung der Hand zu tracken (siehe Abbildung 4-6).



Abbildung 4-5: Kamera-Set-up



Abbildung 4-6: Schweißband mit verwendeten Markern

4.3 Studienprotokoll

Der Versuch begann für die Teilnehmenden mit der Begrüßung und Erhebung der persönlichen Daten. Anschließend setzten sich die Teilnehmenden in das Mock-up und die Position des Lenkrads wurde wie in einem Auto auf die Person eingestellt. Die

Probanden erhielten die Aufgabe, von bestimmten Startpunkten und bestimmten Endpunkten zu greifen. Diese Bewegungen wurden mit Vicon aufgezeichnet. Bevor die Aufzeichnungen gestartet wurden, trainierten die Personen die Greifbewegungen, um einem Trainingseffekt während der Aufzeichnungen zu vermeiden.

Es werden zwei Szenarien abgebildet: die Übernahme ohne dediziertes Ablegen eines Gegenstandes und die Übernahme mit zusätzlicher Ablage eines Gegenstandes. Für die Übernahme ohne Ablegen eines Gegenstandes starteten die Teilnehmenden aus den drei Grundhaltungen aus Abbildung 4-2. Sie griffen von dort aus direkt an das Lenkrad. Im zweiten Szenario sind die Grundhaltungen wieder die Startpunkte. Von diesen wurde dann je aus den Grundhaltungen an die fünf mit Zahlen markierten Stellen auf dem Tisch neben dem Sitz gegriffen. Dies wurde jeweils als eine Bewegung behandelt. Anschließend wurde die Bewegung von den fünf Stellen auf dem Tisch zum Lenkrad hin als zweite Bewegung aufgezeichnet. Alle Bewegungen einmal „gemütlich“ und einmal „mit höchster Eile“ durchgeführt. Alle Bewegungen wurden randomisiert mit drei Wiederholungen von allen Teilnehmenden durchgeführt.

Das Ergebnis: 138 aufgezeichnete Bewegungen pro Person mit den zugehörigen personenbezogenen Daten.

4.4 Messgrößen und Prädiktoren

In Tabelle 4-1 werden die gesamten erhobenen Variablen, die während des Versuchs gemessen wurden, beschrieben. Zum besseren Verständnis der Variablen *Alpha*, *Phi*, *x* und *y* werden diese zusätzlich noch in Abbildung 4-7 und Abbildung 4-8 dargestellt.

Tabelle 4-1: Erklärung und Einheiten der Messgrößen und Prädiktoren

Variable	Erklärung	Einheit
Geschlecht	Die Geschlechteridentität wurde nominal in drei Ausprägungen erhoben.	„weiblich“, „männlich“, „divers“
Alter	Das Alter der Personen wurde in ganzen Jahren erhoben.	Jahre
Händigkeit	Die Händigkeit beschreibt die dominante Hand der Person als nominelle Variable in zwei Ausprägungen.	„rechts“ oder „links“

Griffkraft	Die Griffkraft wurde in Newton mit einem entsprechenden Messgerät aufgezeichnet.	Newton
Wiederholung	Da jede Bewegung dreimal wiederholt wurde, wird auch die Wiederholung dokumentiert. Diese sind ordinalskaliert.	1 bis 3
Körperhöhe	Die Körperhöhe wurde nach ISO 7250 erhoben.	mm
Proportion	Hier ist das Verhältnis zwischen Stammhöhe nach ISO 7250 und Körperhöhe nach ISO 7250. Es handelt sich um eine Kardinalsskala.	-
Starthaltung	Hier ist die Körperhaltung gemeint, aus der die Bewegung gestartet wird. Die Starthaltungen entsprechen den drei Haltungen aus Abbildung 4-2 und den fünf Zwischenzielen in Abbildung 4-4. Es handelt sich um eine Nominalskala.	Starthaltung 1 bis 8 1 bis 3: Starthaltungen 4 bis 8: Zielpositionen 1 bis 5
Endhaltung	In diesen Haltungen endet die Bewegung. Das sind die fünf Positionen in Abbildung 4-4 oder das Lenkrad. Es handelt sich um eine Nominalskala.	Zielpositionen 1 bis 5 und Lenkrad
v_Art	Die Geschwindigkeit der Bewegung wurde im Experiment in zwei Stufen vorgegeben. Diese beiden Kategorien werden zur Vorhersage im Teilmodell Geschwindigkeit angewendet.	„gemütlich“, „mit höchster Eile“
v_max	Da die Maximalgeschwindigkeit über das Teilmodell Geschwindigkeit vorhergesagt werden soll, kann in Folge für die Modellierung von Ebene und Kurve diese als Input genutzt werden. Für die Modellierung entspricht sie der gemessenen Maximalgeschwindigkeit der jeweiligen Bewegung.	mm/s
Alpha	Der erste von zwei Winkeln, der die Orientierung der Greifbewegung zur Umgebung beschreibt, in der die Bewegung durchgeführt wird. Damit ist der Winkel zwischen der xz-Ebene im Fahrzeug und der Verbindungsebene zwischen Start- und Endpunkt der Bewegung. Dies ist die vertikale Referenzebene (siehe Abbildung 4-7).	Grad

Phi	Phi beschreibt die Lage der Ebene der Bewegung als Winkel zur durch Alpha beschriebenen Referenzebene.	Grad
d_horizontal	Der horizontale Abstand zwischen Start- und Endpunkt	mm
d_vertikal	Der vertikale Abstand zwischen Start- und Endpunkt	mm
x	Der zurückgelegte Weg auf der direkten Verbindung zwischen Start- und Endpunkt wird als x bezeichnet (siehe Abbildung 4-8)	mm
y	Die Distanz der Hand von der direkten Verbindung von Start- und Endpunkt wird mit y bezeichnet.	mm
Name	Die Probanden wurden zusätzlich jeweils mit einer dreistelligen Nummer versehen, um den Einfluss der individuellen Person über die oben beschriebenen persönlichen Daten hinaus modellieren zu können. Eine ausführliche Erklärung folgt in Kapitel 6 zur Berechnung der R ² -Werte. Es handelt sich um eine Nominalskala.	001–103

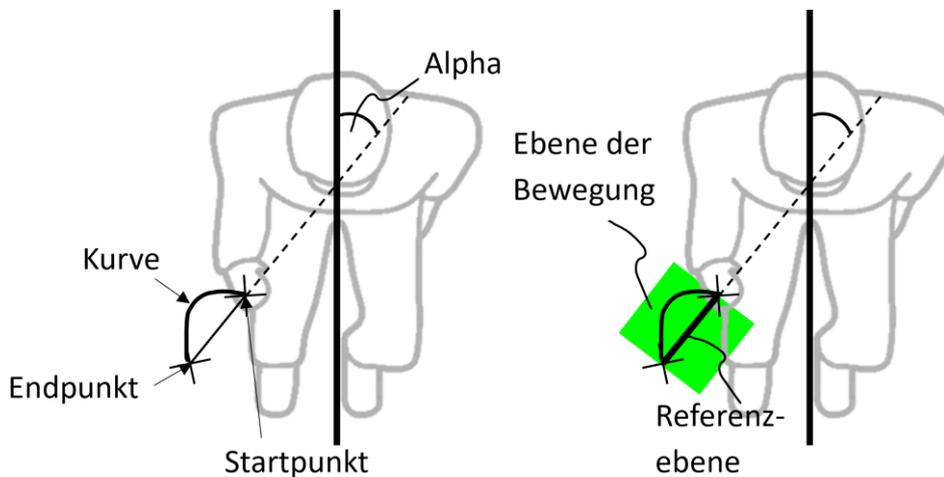


Abbildung 4-7: Ebene der Bewegung

Die grüne Ebene der Bewegung wird durch die beiden Winkel Alpha und Phi beschrieben. Alpha wird durch Start- und Endpunkt bestimmt und stellt die Orientierung der Referenzebene dar. Phi ist der Winkel zwischen der Ebene der Bewegung und der Referenzebene um die Gerade durch Start- und Endpunkt.

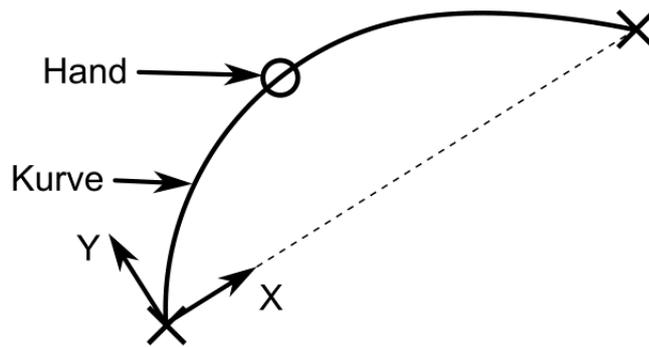


Abbildung 4-8: Koordinate x und y, die die Kurve beschreiben

Tabelle 4-2: Zweck der Variablen für jedes Teilmodell

Variable	Teilmodell Geschwindigkeit	Teilmodell Ebene	Teilmodell Kurve
Geschlecht	Prädiktor	Prädiktor	Prädiktor
Alter	Prädiktor	Prädiktor	Prädiktor
Händigkeit	Prädiktor	Prädiktor	Prädiktor
Griffkraft	Prädiktor	Prädiktor	Prädiktor
Wiederholung	Prädiktor	Prädiktor	Prädiktor
Körperhöhe	Prädiktor	Prädiktor	Prädiktor
Proportion	Prädiktor	Prädiktor	Prädiktor
Starthaltung	Prädiktor	Prädiktor	Prädiktor
Endhaltung	Prädiktor	Prädiktor	Prädiktor
v_Art	Prädiktor	nicht vorhanden	nicht vorhanden
v_max	Ergebnisvariable ¹	Prädiktor	Prädiktor
Alpha	Prädiktor	Prädiktor	Prädiktor
Phi	nicht vorhanden	Ergebnisvariable	Prädiktor
d_horizontal	Prädiktor	Prädiktor	Prädiktor
d_vertikal	Prädiktor	Prädiktor	Prädiktor
x	Prädiktor	Prädiktor	Prädiktor
y	nicht vorhanden	nicht vorhanden	Ergebnisvariable
Name	Zufallsvariable	Zufallsvariable	Zufallsvariable

¹Im Teilmodell Geschwindigkeit wird tatsächlich der Verlauf der Geschwindigkeit modelliert. Die Maximalgeschwindigkeit wird aus diesem Verlauf abgeleitet. Für die Modellbildung von Ebene und Kurve wurde die gemessene Maximalgeschwindigkeit der jeweiligen Bewegung verwendet.

Wie bereits in Kapitel 4.1 beschrieben ist die Deutung der Variablen je nach Teilmodell unterschiedlich. Beispielsweise ist *Phi* die prädizierte Variable im Teilmodell Ebene, im Teilmodell Kurve geht sie jedoch als Prädiktor ein. In Tabelle 4-2 ist aufgelistet, ob die Variable im jeweiligen Teilmodell Prädiktor, Ergebnisvariable oder nicht vorhanden ist.

4.5 Stichprobenbeschaffenheit

Insgesamt nahmen 103 Personen an der Studie teil. Es konnten 101 gültige Datensätze erhoben werden. Um Alterseffekte zu berücksichtigen, wurden bei der Auswahl der Stichprobe über 30 % mit einem Alter über 40 Jahren rekrutiert. Somit ergibt sich eine Altersstruktur mit 34 Personen, die über 40 Jahre, und 68 Personen, die unter 40 Jahre alt sind; der Gesamtdurchschnitt beträgt 34,9 Jahre ($\pm 14,9$ Jahre Standardabweichung). Die Geschlechterverteilung war 72 „männlich“, 31 „weiblich“ und null „divers“. Die Körperhöhe war im Mittel 176,3 cm ($\pm 8,4$ cm Standardabweichung). Das Verhältnis Oberkörper zu Körperhöhe lag im Mittel bei 0,45 ($\pm 0,03$ Standardabweichung). Dies entspricht ungefähr dem deutschen Durchschnitt. Die Teilnehmenden hatten eine Griffkraft von 55,9 N im Durchschnitt ($\pm 16,6$ N Standardabweichung).

5 Untersuchung zur Modellqualität (F5 & F6)

Die gemischten linearen Modelle wurden mit der *lmer*-Funktion aus dem *lme4*-Paket (Bates et al., 2020) in *R* erstellt.

In den Kapiteln 5.1, 5.2 und 5.3 werden die wichtigen Kennzahlen der Modelle sortiert nach Teilmodell und Variante dargestellt und der Modellvergleich durchgeführt. Die vollständige Statistik findet sich in den Anhängen A, B und C. Auf Basis von realen Anwendungen der Modelle werden drei Varianten erarbeitet, welche sich durch die Anzahl und Auswahl der Prädiktoren unterscheiden. Diese Varianten wurden für jedes der drei Teilmodelle gebildet.

1. **„Vollständig“**: In dieser Variante werden alle verfügbaren Prädiktoren verwendet, um die abhängige Variable vorherzusagen.
2. **„Typisch“**: In der typischen Produktentwicklung mit digitalen Menschmodellen sind üblicherweise nicht alle Prädiktoren aus der Variante „Vollständig“ verfügbar bzw. wirken sie sich nicht auf das Modellverhalten aus. Entsprechend ist diese Variante je nach Teilmodell aus einem reduzierten Satz Prädiktoren zusammengesetzt.
3. **„Umgebung und Aufgabe“**: Diese Variante beinhaltet ausschließlich Prädiktoren, welche vom Menschen als Individuum nicht beeinflusst werden. Dies sind die Umgebung und die Aufgabe, die auf die Person von außen aufgeprägt werden. Mit dieser Variante soll untersucht werden, ob es möglich ist, das Verhalten ausreichend präzise darstellen zu können, ohne Informationen über das Individuum selbst zu berücksichtigen. Die Ergebnisse aus Vorstudie 3 suggerieren dies.

Eine vierte Variante wurde gebildet, um den Einfluss der Stichprobengröße untersuchen zu können:

4. **„50“**: Zur Überprüfung des Einflusses der Stichprobengröße wird diese Variante mit denselben Prädiktoren wie „Vollständig“ gebildet, aber mit einer reduzierten Stichprobe, nämlich mit 50 Personen. Dieses Vorgehen basiert auf den Arbeiten von Arlt (1999) und Seidl (1994), in denen 50 Personen vermessen wurden, um die Modelle zu bilden. Die anderen drei Varianten werden mit 101 Personen modelliert. Durch den Vergleich der Varianten „Vollständig“ und „50“ lässt sich feststellen, ob auch kleinere Stichproben ausreichend sind.

Im Rahmen der Modellbildung werden bei allen Varianten dieselben Methoden eingesetzt. Das gilt sowohl für die Berechnung der Modelle selbst als auch für die Kennwerte,

welche zum Vergleich der Modellvarianten untereinander berechnet werden. Folgende Methoden werden angewendet:

1. Berechnung des Modells

Die Modelle werden mit dem R-Paket *lme4* gebildet. Die Verwendung des Pakets wird unter anderem in Bates et al. (2020), Winter (2014) und Winter (2016) erklärt.

2. Berechnung R^2

Die Güte eines Modells lässt sich über das Bestimmtheitsmaß (R^2) beurteilen. Bei gemischten Modellen gibt es die Möglichkeit, zwei verschiedene R^2 zu berechnen: das Marginale (R^2_m) und das Konditionale (R^2_c) (Johnson, 2014; Nakagawa & Schielzeth, 2013). Das Erste beschreibt die Anpassungsgüte des Modells ohne die Zufallsvariable. Das Zweite hingegen beinhaltet das gesamte Modell. So lässt sich zum einen die Anpassungsgüte des Modells selbst beurteilen; zum anderen lässt sich der Einfluss der Zufallsvariable erklären, indem die Differenz der R^2 -Werte betrachtet wird. Je größer diese ist, desto einflussreicher ist die Zufallsvariable. Modelle, die dieselbe Vorhersage treffen wollen und bei denen R^2_m und R^2_c höher sind, sind denen mit niedrigerem R^2 vorzuziehen. Für R^2_m ist ein höherer Wert immer besser. Das gilt theoretisch auch für R^2_c , in der Praxis kann der Zufallseffekt aber nicht zur Vorhersage beitragen. Das bedeutet, ein hohes R^2_c ist nur dann gut, wenn R^2_m auch hoch ist. Sind die beiden Werte zu weit auseinander, zeigt das, dass im Zufallseffekt viel Aufklärungspotenzial steckt, das in weiteren Studien untersucht werden sollte. In diesem Kontext ist der Zufallseffekt die Person. Bei einer hohen Diskrepanz zwischen den beiden R^2 würde das also bedeuten, dass noch mehr Informationen über den Menschen nötig sind, um die Modellgüte zu verbessern. Für diesen Zufallseffekt wurde die Variable „Name“ verwendet.

3. AIC und BIC

Das Akaike information criterion (AIC) (Akaike, 1998) und das Bayesian information criterion (BIC) (Schwarz, 1978) sind statistische Kriterien, die helfen, die Qualität von verschiedenen Modellen zu beurteilen. Sie basieren auf der Log-Likelihood, die angibt, wie gut ein Modell sich an die Daten anpasst. Da einfachere Modelle oft vorzuziehen sind, werden zusätzlich die Anzahl der Parameter und die Anzahl der Beobachtungen berücksichtigt. Das AIC verwendet einen konstanten Strafterm für jeden Parameter, während das BIC einen Strafterm verwendet, der mit der Größe der Stichprobe zunimmt. Beide Werte sind nur relativ zu verwenden und sollen klein sein. Entsprechend wird immer jeweils AIC oder

BIC des einen Modells mit dem AIC oder BIC des anderen verglichen. Bei AIC und BIC empfehlen Burnham und Anderson (2004) und Burnham et al. (2011) ab einer Differenz von mehr als sieben zwischen zwei Modellen das schlechtere (höheres BIC und AIC) zu verwerfen. Bei einem Wert kleiner sieben kann argumentiert werden, dass sich die Modelle nicht in ihrer Güte unterscheiden.

4. Modellvergleiche durch ANOVA

Eine dritte Möglichkeit, um das passendste Modell zu bestimmen, ist der Vergleich zweier Modelle durch eine ANOVA. Dazu wird für jede Variante jeweils das Modell mit einem Modell verglichen, das die zu untersuchende Variable nicht enthält. Ergibt die ANOVA, dass sich die Modelle signifikant unterscheiden, hat der Prädiktor eine signifikante Auswirkung auf das Modell und ist damit als wichtig zu bewerten.

5.1 Teilmodell Geschwindigkeit

Im Teilmodell Geschwindigkeit wird die Geschwindigkeit der Hand über den zurückgelegten Weg abgebildet. Zur Annäherung an die Glockenkurve wird ein Polynom zweiter Ordnung verwendet. Daraus ergibt sich die Geschwindigkeit über den Weg mit folgender Formel:

$$v(x) = C_2 \times x^2 + C_1 \times x + C_0 ; C_0 = 0$$

Es wird angenommen, dass die Bewegung immer aus einer Initialgeschwindigkeit von 0 mm/s gestartet wird. Entsprechend entfällt der konstante Term des Polynoms. Das Modell selbst bezieht sich auf die Konstanten C_2 und C_1 . Diese werden anhand der Prädiktoren angepasst. Der Einfluss dieser wird in den folgenden Kapiteln bestimmt.

5.1.1 Teilmodellvarianten Geschwindigkeit

Bei der Variante „Vollständig“ werden alle Prädiktoren und Versuchspersonen betrachtet, die verfügbar sind. Besonders im Teilmodell Geschwindigkeit ist, dass eine Geschwindigkeitsvorgabe ein Prädiktor ist, obwohl diese die Ausgabevariable des Modells ist. Hierfür wird *v_Art* verwendet. Diese Eingabevariable entspricht einer Aufgabe, da sie ordinal vorgibt, ob die Bewegung möglichst schnell oder ohne Zeitdruck durchgeführt werden soll. Die Ausgabevariable *v* wird dagegen metrisch in mm/s angegeben.

In der Variante „Typisch“ werden Prädiktoren gewählt, die in konventionellen anthropometrischen Menschmodellen verwendet werden. Das sind zum einen die Prädiktoren, die Umgebung (*Alpha*, *d_horizontal* und *d_vertikal*) und Aufgabe (*Starthaltung*,

Endhaltung, v_Art) beschreiben. Zum anderen arbeiten konventionelle Menschmodelle mit anthropometrischen Maßen (*Körperhöhe* und *Proportion*).

In der Variante „Umgebung und Aufgabe“ werden lediglich die Prädiktoren betrachtet, welche sich durch Umgebung und Aufgabe ergeben. Faraway und Choe (2009) suggerieren, dass mit dieser Art der Modellierung eine gute Vorhersage möglich ist. Es wird dort argumentiert, dass die Varianz durch die einzelnen Personen durch Faktoren verursacht wird, die nicht messbar sind.

Für die Variante „50“ werden dieselben Prädiktoren wie für „Vollständig“ verwendet. Lediglich die Stichprobengröße wird auf 50 Probanden reduziert, um den Einfluss dieser auf die Güte des Modells zu untersuchen.

Für jede Teilmodellvariante wurde zusätzlich per Varianzanalyse-Vergleich die Relevanz der einzelnen Prädiktoren bestimmt. In Tabelle 5-1 werden die Signifikanzen der Prädiktoren übersichtlich dargestellt; die vollständigen Ergebnisse der ANOVAs befinden sich in Anhang A.

Tabelle 5-1: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich innerhalb der Modellvarianten im Teilmodell Geschwindigkeit

*** höchst sig., ** hoch sig., * sig., x: keine sig., ohne Zeichen: nicht im Modell vorhanden

Prädiktor	„Vollständig“	„Typisch“	„Umgebung und Aufgabe“	„50“
Geschlecht	x			x
Alter	x			x
Händigkeit	x			x
Griffkraft	x			x
Wiederholung	x			x
Körperhöhe	x	x		x
Proportion	x	x		x
Starthaltung	***	***	***	***
Endhaltung	***	***	***	***
v_Art	***	***	***	***
Alpha	x	x	x	x
d_horizontal	***	***	***	***
d_vertikal	***	***	***	***

5.1.2 Teilmodellvergleiche Geschwindigkeit

Zuerst erfolgt der Variantenvergleich zwischen „Vollständig“ und „50“, um den Einfluss der Stichprobengröße zu bestimmen. Da Modelle mit unterschiedlicher Stichprobengröße nicht bedeutungsvoll mit Hilfe einer ANOVA oder AIC und BIC verglichen werden können, werden nur Prädiktoren und die beiden R^2 betrachtet. Auf diese Weise kann Forschungsfrage 5 für das Teilmodell beantwortet werden.

F5a: Welchen Einfluss hat die Stichprobengröße auf die Modellqualität?

Beide R^2 sind bei der kleineren Stichprobe von „50“ deutlich höher als bei „Vollständig“ (siehe Tabelle 5-2). In diesem Kontext ist das allerdings kein wünschenswerter Effekt. Viel eher deutet er darauf hin, dass in den nicht inkludierten Probanden Informationen enthalten sind. Diese Informationen senken zwar den Grad der Varianzaufklärung durch das Modell, allerdings ist es noch schlechter, sie nicht im Modell zu haben. Vor allem ist das problematisch, da sich die Stichproben in den anthropometrischen und demografischen Aspekten minimal unterscheiden. Allerdings sind die generellen Erkenntnisse durch beide Varianten ähnlich. Die Variablen aus der Variante „Umgebung und Aufgabe“ sind die wichtigsten Prädiktoren für die Geschwindigkeit (siehe Tabelle 5-1).

Tabelle 5-2: Marginales und konditionales R^2 der Modellvarianten im Teilmodell Geschwindigkeit

	„Vollständig“	„Typisch“	„Umgebung und Aufgabe“	„50“
R^2_m	.55	.55	.55	.64
R^2_c	.62	.67	.62	.67

Die R^2 -Werte der drei Varianten „Vollständig“, „Typisch“ und „Umgebung und Aufgabe“ unterscheiden sich für R^2_c , „Typisch“ ist diesbezüglich besser als die anderen beiden.

In Tabelle 5-3 sind die Ergebnisse der ANOVA-Vergleiche der Modellvarianten verkürzt dargestellt; die ausführlichen Ergebnisse stehen in Anhang A. Es zeigt sich, dass die Modelle sich alle signifikant voneinander unterscheiden.

Tabelle 5-3: Signifikanz im ANOVA-Vergleich der Modellvarianten im Teilmodell Geschwindigkeit

*** höchst sig., ** hoch sig., * sig., x: keine sig., ohne Zeichen: „Typisch“ wird nicht mit sich selbst verglichen, da das Ergebnis trivial ist.

	„Vollständig“	„Typisch“
„Typisch“	***	
„Umgebung und Aufgabe“	***	***

Der Vergleich von AIC und BIC der Varianten (siehe Tabelle 5-4) zeigt, dass „Vollständig“ das beste Modell nach diesem Kriterium ist. „Typisch“ ist besser als „Umgebung und Aufgabe“.

Tabelle 5-4: AIC und BIC der Modellvarianten im Teilmodell Geschwindigkeit

	„Vollständig“	„Typisch“	„Umgebung und Aufgabe“
AIC	4 987 382	4 990 784	4 993 569
BIC	4 988 213	4 991 440	4 994 155

Unter Berücksichtigung der Modellvergleiche der Varianten „Vollständig“, „Typisch“ und „Umgebung und Aufgabe“, lässt sich Forschungsfrage 6 für das Teilmodell Geschwindigkeit beantworten.

F6g: Welchen Einfluss hat die Auswahl der Prädiktoren auf die Modellqualität?

Die Auswahl der Prädiktoren hat im Teilmodell Geschwindigkeit nach den Ergebnissen des ANOVA-Vergleichs eine signifikante Auswirkung auf das Modell. Entsprechend sind die komplexeren Modelle den einfacheren vorzuziehen. AIC und BIC zeigen dieselben Ergebnisse. Bei der Betrachtung der R^2_m -Werte zeigt sich jedoch, dass die komplexeren Modelle keine größere Varianzaufklärung haben. Des Weiteren ist die Differenz zwischen R^2_m und R^2_c unabhängig von den Prädiktoren ähnlich groß. Zusammenfassend tragen also personenbezogene Prädiktoren kaum zur Varianzaufklärung bei. Ebenso zeigt der ANOVA-Vergleich der einzelnen Prädiktoren in jedem Modell, dass die Prädiktoren aus Umgebung und Aufgabe höchstsignifikant sind.

5.2 Teilmodell Ebene

Das Teilmodell Ebene beschreibt die Ebene der Bewegung über den Winkel Φ , der zu einer vertikalen Ebene durch Start- und Endpunkt der Bewegung gemessen wird. Das Modell bildet dabei den direkten Zusammenhang der Prädiktoren zu Φ ab.

5.2.1 Teilmodellvarianten Ebene

Bei der Variante „Vollständig“ werden alle Prädiktoren und Versuchspersonen betrachtet, die verfügbar sind. Im Teilmodell Ebene wird die Maximalgeschwindigkeit v_{max} der jeweils gemessenen Bewegung als Prädiktorvariable verwendet.

In der Variante „Typisch“ werden Prädiktoren gewählt, die in konventionellen anthropometrischen Menschmodellen verwendet werden. Das sind zum einen die Prädiktoren, die Umgebung (α , $d_{horizontal}$, $d_{vertikal}$) und Aufgabe ($Starthaltung$, $Endhaltung$, v_{max}) beschreiben. Zum anderen arbeiten konventionelle Menschmodelle mit anthropometrischen Maßen ($Körperhöhe$ und $Proportion$).

In der Variante „Umgebung und Aufgabe“ werden lediglich die Prädiktoren betrachtet, welche sich durch Umgebung und Aufgabe ergeben. Faraway und Choe (2009) suggerieren, dass mit dieser Art der Modellierung eine gute Vorhersage möglich ist. Es wird dort argumentiert, dass die Varianz durch die einzelnen Personen durch Faktoren verursacht wird, die nicht messbar sind.

Für die Variante „50“ werden dieselben Prädiktoren wie für „Vollständig“ verwendet. Lediglich die Stichprobengröße wird auf 50 Probanden reduziert, um den Einfluss dieser auf die Güte des Modells zu untersuchen.

Für jede Teilmodellvariante wurde zusätzlich per ANOVA-Vergleich die Relevanz der einzelnen Prädiktoren bestimmt. In Tabelle 5-5 werden die Signifikanzen der Prädiktoren übersichtlich dargestellt; die vollständigen Ergebnisse der ANOVAs befinden sich in Anhang B.

Tabelle 5-5: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich innerhalb der Modellvarianten im Teilmodell Ebene

*** höchst sig., ** hoch sig., * sig., x: keine sig., ohne Zeichen: nicht im Modell vorhanden

Prädiktor	„Vollständig“	„Typisch“	„Umgebung und Aufgabe“	„50“
Geschlecht	x			*
Alter	x			*
Händigkeit	*			*
Griffkraft	x			x
Wiederholung	x			x
Körperhöhe	*	*		**
Proportion	x	x		x
Starthaltung	***	***	***	***
Endhaltung	***	***	***	***
v_max	***	***	***	***
Alpha	***	***	***	***
d_horizontal	**	**	**	***
d_vertikal	*	*	*	***

5.2.2 Teilmodellvergleiche Ebene

Der Variantenvergleich zwischen „Vollständig“ und „50“ wird durchgeführt, um den Einfluss der Stichprobengröße zu bestimmen. Da Modelle mit unterschiedlicher Stichprobengröße nicht bedeutungsvoll über eine ANOVA oder AIC und BIC verglichen werden können, werden nur Prädiktoren und die beiden R^2 betrachtet. Auf diese Weise kann Forschungsfrage 5 für das Teilmodell beantwortet werden.

F5E: Welchen Einfluss hat die Stichprobengröße auf die Modellqualität?

Die Variante „50“ zeigt schlechtere R^2 -Werte (siehe Tabelle 5-6) und überschätzt den Einfluss des Geschlechts, der Griffkraft und des Alters (siehe Tabelle 5-5). Entsprechend hätte eine kleinere Stichprobe hier zu einem verzerrten Eindruck geführt. Allerdings sind die generellen Erkenntnisse durch beide Varianten ähnlich. Start- und Endhaltung, die Körperhöhe, die Maximalgeschwindigkeit, Alpha und die Abstände von Start und Ziel bleiben wichtige Einflussfaktoren.

Tabelle 5-6: Marginales und konditionales R² der Modellvarianten im Teilmodell Ebene

	„Vollständig“	„Typisch“	„Umgebung und Aufgabe“	„50“
R ² _m	.25	.24	.24	.22
R ² _c	.26	.26	.26	.23

Die R²-Werte der drei Varianten „Vollständig“, „Typisch“ und „Umgebung und Aufgabe“ unterscheiden sich kaum, lediglich für R²_m von „Vollständig“ ist diesbezüglich besser als die anderen beiden.

In Tabelle 5-7 sind die Ergebnisse der ANOVA-Vergleiche der Modellvarianten verkürzt dargestellt; die ausführlichen Ergebnisse stehen in Anhang B. Dieser Vergleich zeigt, dass sich die Varianten „Vollständig“ und „Typisch“ nicht signifikant unterscheiden. „Umgebung und Aufgabe“ ist hingegen nicht gleichwertig zu den anderen beiden Varianten.

Tabelle 5-7: Signifikanz im ANOVA-Vergleich der Modellvarianten im Teilmodell Ebene

*** höchst sig., ** hoch sig., * sig., x: keine sig., ohne Zeichen: „Typisch“ wird nicht mit sich selbst verglichen, da das Ergebnis trivial ist.

	„Vollständig“	„Typisch“
„Typisch“	x	
„Umgebung und Aufgabe“	*	**

Nach AIC (siehe Tabelle 5-8) ist „Vollständig“ gleichwertig zu „Typisch“ und „Umgebung und Aufgabe“. „Typisch“ und „Umgebung und Aufgabe“ sind aber mit einer Differenz von acht knapp nicht gleichwertig. Nach AIC ist „Typisch“ das bessere Modell. Der Vergleich von BIC der Varianten zeigt, dass „Umgebung und Aufgabe“ das beste Modell nach diesem Kriterium ist. „Typisch“ ist besser als „Vollständig“.

Tabelle 5-8: AIC und BIC der Modellvarianten im Teilmodell Ebene

	„Vollständig“	„Typisch“	„Umgebung und Aufgabe“
AIC	126 071	126 067	126 075
BIC	126 256	126 215	126 208

Unter Berücksichtigung der Modellvergleiche der Varianten „Vollständig“, „Typisch“ und „Umgebung und Aufgabe“, lässt sich Forschungsfrage 6 für das Teilmodell Ebene beantworten.

F6E: Welchen Einfluss hat die Auswahl der Prädiktoren auf die Modellqualität?

Für dieses Teilmodell lassen sich bei AIC und dem ANOVA-Vergleich keine Unterschiede zwischen „Vollständig“ und „Typisch“ finden. „Typisch“ und „Umgebung und Aufgabe“ dagegen unterscheiden sich nach ANOVA-Vergleich signifikant, nach AIC und BIC ist jede der Varianten einmal besser. Auch bei Betrachtung der R^2 -Werte unterscheiden sich die drei Varianten kaum bzw. gar nicht. Die durchgehend geringe Differenz von R^2_m und R^2_c zeigt, dass der Zufallseffekt der Person sehr gering ist. Ähnlich zum Teilmodell Geschwindigkeit zeigen vor allem die Prädiktoren aus „Umgebung und Aufgabe“ hohe Signifikanzen. Zusätzlich ist auch die *Körperhöhe* für das Teilmodell Ebene relevant.

5.3 Teilmodell Kurve

Im Teilmodell Kurve wird die Distanz der Hand von der direkten Verbindung von Start- und Endpunkt über den zurückgelegten Weg abgebildet. Diese wird mit einem Polynom vierter Ordnung modelliert. Daraus ergibt sich die Geschwindigkeit über den Weg mit folgender Formel:

$$y(x) = C_4 \times x^4 + C_3 \times x^3 + C_2 \times x^2 + C_1 \times x + C_0 ; C_0 = 0$$

Die Bewegung startet immer am Startpunkt, dort ist y null. Entsprechend entfällt der konstante Term des Polynoms. Das Modell selbst bezieht sich auf die Konstanten C_4 , C_3 , C_2 und C_1 . Diese werden anhand der Prädiktoren angepasst. Der Einfluss dieser wird in den folgenden Kapiteln bestimmt.

5.3.1 Teilmodellvarianten Kurve

Die Varianten dieses Teilmodells entsprechen denen des Teilmodells Ebene. Lediglich der Prädiktor *Phi*, der Winkel der Bewegungsebene, wird den Modellen hinzugefügt.

Für jede Teilmodellvariante wurde zusätzlich per ANOVA-Vergleich die Relevanz der einzelnen Prädiktoren bestimmt. In Tabelle 5-9 werden die Signifikanzen der Prädiktoren übersichtlich dargestellt; die vollständigen Ergebnisse der ANOVAs befinden sich in Anhang C.

Tabelle 5-9: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich innerhalb der Modellvarianten im Teilmodell Kurve

*** höchst sig., ** hoch sig., * sig., x: keine sig., ohne Zeichen: nicht im Modell vorhanden

Prädiktor	„Vollständig“	„Typisch“	„Umgebung und Aufgabe“	„50“
Geschlecht	x			x
Alter	x			x
Händigkeit	x			x
Griffkraft	x			x
Wiederholung	x			x
Körperhöhe	x	x		x
Proportion	*	*		x
Starthaltung	***	***	***	***
Endhaltung	***	***	***	***
v_max	***	***	***	***
Alpha	***	***	***	*
Phi	***	***	***	***
d_horizontal	***	***	***	***
d_vertikal	***	***	***	***

5.3.2 Teilmodellvergleiche Kurve

Im Variantenvergleich zwischen „Vollständig“ und „50“ wird der Einfluss der Stichprobengröße bestimmt. Da Modelle mit unterschiedlicher Stichprobengröße nicht bedeutungsvoll über eine ANOVA oder AIC und BIC verglichen werden können, werden nur Prädiktoren und die beiden R^2 betrachtet. Auf diese Weise kann Forschungsfrage 5 für das Teilmodell beantwortet werden.

F5κ: Welchen Einfluss hat die Stichprobengröße auf die Modellqualität?

Die Ergebnisse zeigen, dass die Stichprobengröße einen erheblichen Einfluss auf die Güte des Modells hat. Bei einer Stichprobe von nur 50 Personen sind die R^2 -Werte höher als bei der vollständigen Stichprobe (siehe Tabelle 5-10). Dies bedeutet jedoch nicht, dass das Modell besser ist, sondern dass es wichtige Informationen ignoriert, die die ausgeschlossenen Personen einbringen. Diese Informationen reduzieren zwar den Anteil der Varianz, der durch das Modell erklärt werden muss, aber es ist noch schlimmer, sie nicht zu berücksichtigen. Das zeigt sich besonders darin, dass einige Prädiktoren mit einer kleineren Stichprobe fälschlicherweise als irrelevant bzw. relevant

dargestellt werden. Dies ist besonders problematisch, da sich die Stichproben in Bezug auf die anthropometrischen und demografischen Merkmale kaum unterscheiden. Das Teilmodell Kurve weist dabei unter den drei Teilmodellen die größten Veränderungen auf.

Tabelle 5-10: Marginales und konditionales R² der Modellvarianten im Teilmodell Kurve

	„Vollständig“	„Typisch“	„Umgebung und Aufgabe“	„50“
R ² _m	.18	.18	.17	.24
R ² _c	.22	.22	.20	.26

Die Varianten „Vollständig“ und „Typisch“ unterscheiden sich bezüglich der R²-Werte nicht. „Umgebung und Aufgabe“ hat Vergleich zu diesen beiden Varianten geringere Werte.

In Tabelle 5-11 sind die Ergebnisse der ANOVA-Vergleiche der Modellvarianten verkürzt dargestellt; die ausführlichen Ergebnisse stehen in Anhang C. Es zeigt sich, dass die Modelle sich alle signifikant voneinander unterscheiden.

Tabelle 5-11: Signifikanz im ANOVA-Vergleich der Modellvarianten im Teilmodell Kurve

*** höchst sig., ** hoch sig., * sig., x: keine sig., ohne Zeichen: „Typisch“ wird nicht mit sich selbst verglichen, da das Ergebnis trivial ist.

	„Vollständig“	„Typisch“
„Typisch“	***	
„Umgebung und Aufgabe“	***	***

Der Vergleich von AIC und BIC zeigt, dass „Vollständig“ besser als „Typisch“ ist, welches wiederum besser als „Umgebung und Aufgabe“ ist (siehe Tabelle 5-12).

Tabelle 5-12: AIC und BIC der Modellvarianten im Teilmodell Kurve

	„Vollständig“	„Typisch“	„Umgebung und Aufgabe“
AIC	9 827 939	9 832 027	9 838 242
BIC	9 829 369	9 833 164	9 839 262

Unter Berücksichtigung der Modellvergleiche der Varianten „Vollständig“, „Typisch“ und „Umgebung und Aufgabe“, lässt sich Forschungsfrage 6 für das Teilmodell Kurve beantworten.

F6κ: Welchen Einfluss hat die Auswahl der Prädiktoren auf die Modellqualität?

Die Auswahl der Prädiktoren hat im Teilmodell Geschwindigkeit nach den Ergebnissen des ANOVA-Vergleichs eine signifikante Auswirkung auf das Modell. Entsprechend sind die komplexeren Modelle den einfacheren vorzuziehen. AIC und BIC zeigen dieselben Ergebnisse. Bei der Betrachtung der R^2 -Werte zeigt sich jedoch, dass die Varianzaufklärung von „Vollständig“ nicht größer als die von „Typisch“ ist. Der Anstieg der Differenz zwischen R^2_m und R^2_c in „Umgebung und Aufgabe“ zeigt, dass hier Erkenntnisse durch das Weglassen von Prädiktoren verloren geht. Zusammenfassend tragen personenbezogene Prädiktoren, wie sie in „Typisch“ umgesetzt sind, zur Varianzaufklärung bei.

6 Modellauswahl (F7)

In diesem Kapitel werden die verschiedenen Teilmodell-Varianten miteinander verglichen und anschließend das geeignetste Modell ausgewählt. Damit kann die Forschungsfrage 7 beantwortet werden. Danach ist die Auswahl des geeignetsten Modells abgeschlossen und ein Modell, basierend auf drei Teilmodellen, liegt vor.

F7: Welche Varianten der Teilmodelle eignen sich in Kombination zur Modellierung der Handbewegung der Übernahmeaufgabe?

Um die Übernahmebewegung im automatisierten Fahrzeug zu prognostizieren, eignet sich ein Menschmodell, das auf den Teilmodellvarianten Geschwindigkeit – „Typisch“, Ebene – „Typisch“ und Kurve – „Typisch“ basiert. Der Aufbau des Menschmodells ist in Kapitel 4.1 erläutert. Dieses Menschmodell berücksichtigt die typischen Merkmale der menschlichen Bewegung in verschiedenen Fahrsituationen. Die folgenden Kapitel 6.1.1, 6.1.2 und 6.1.3 erklären diese Entscheidung.

6.1.1 Teilmodellauswahl Geschwindigkeit

Die Ergebnisse der ANOVA zeigen, dass sich die drei Varianten signifikant voneinander unterscheiden. Die AIC- und BIC-Werte für "Vollständig" sind deutlich besser als die beiden anderen Modelle. Jedoch sind die R^2 -Werte der Modelle nahezu identisch. Beim Vergleich der wichtigen Faktoren zwischen den beiden Modellen fällt auf, dass vor allem insignifikante Prädiktoren bei der Vereinfachung zu "Typisch" entfernt wurden. Des Weiteren sind die Faktoren *Griffkraft*, *Geschlecht*, *Alter* und *Körpergröße* üblicherweise korrelierende Faktoren und sollten entsprechend nur im Modell enthalten sein, wenn sie zur Varianzaufklärung beitragen. Demzufolge ist die Variante „Typisch“ für das Teilmodell Geschwindigkeit zu bevorzugen.

6.1.2 Teilmodellauswahl Ebene

Die Ergebnisse der ANOVA zeigen, dass die drei Modelle „Vollständig“, „Typisch“ und „Umgebung und Aufgabe“ sich signifikant voneinander unterscheiden. Um zu bestimmen, welches Modell das Beste ist, wurden die R^2 -, AIC- und BIC-Werte sowie die Signifikanz der Prädiktoren verglichen. Dabei zeigte sich, dass das Modell „Vollständig“ das Modell „Typisch“ nicht signifikant übertrifft, obwohl es einen leicht besseren BIC-Wert hat. Die anderen Kriterien sprechen für das Modell „Typisch“, das weniger Prädiktoren enthält und daher dem Sparsamkeitsprinzip folgt. Das Modell „Umgebung und Aufgabe“ hingegen ist signifikant schlechter als die beiden anderen Modelle, da es auf einige

signifikante Prädiktoren verzichtet und sowohl einen niedrigeren R^2 - als auch einen höheren AIC- und BIC-Wert hat. Somit kann das Modell „Typisch“ als das beste Modell angesehen werden, da es die Daten am besten erklärt und gleichzeitig die geringste Komplexität aufweist.

6.1.3 Teilmodellauswahl Kurve

Die Ergebnisse zeigen, dass die drei Modelle „Vollständig“, „Typisch“ und „Umgebung und Aufgabe“ unterschiedliche Vorhersagekraft für die Kurve haben. Die Modelle unterscheiden sich sowohl in der Anzahl der Prädiktoren als auch in deren Signifikanz. Die Modellvergleiche basierend auf den Kriterien AIC, BIC und R^2 zeigen, dass das Modell „Typisch“ das beste Gleichgewicht zwischen Anpassung und Komplexität bietet. Es enthält nur signifikante Prädiktoren und hat einen ähnlichen R^2 -Wert wie das Modell „Vollständig“. Das Modell „Umgebung und Aufgabe“ hingegen vernachlässigt den wichtigen Prädiktor Proportion, der einen signifikanten Einfluss auf die abhängige Variable hat. Daher ist dieses Modell weniger geeignet als die anderen beiden.

7 Diskussion

“All models are wrong, but some are useful.”

– *George Box*

Dieses Kapitel beschäftigt sich mit verschiedenen Aspekten der Modellbildung. Ein wichtiger Aspekt ist die Auswahl der Prädiktoren und Kennzahlen, die für die Analyse verwendet wurden. Die Gültigkeit jedes Modells ist begrenzt, daher muss begründet werden, wo diese Grenzen liegen und wie sich die Modelle von anderen unterscheiden.

7.1 Prädiktoren und Kennzahlen

Um die Faktoren zu identifizieren, die einen Einfluss auf die Übernahmebewegung im hochautomatisierten Fahrzeug haben, werden verschiedene Prädiktoren analysiert. Dabei werden sowohl individuelle Merkmale des Menschen (Alter, Geschlecht usw.) als auch situative Bedingungen der Aufgabe und der Umgebung (wie Start- und Zielabstand oder Starthaltung) berücksichtigt. Ziel ist es, herauszufinden, ob die Übernahmebewegung eher von der Person oder von den äußeren Umständen abhängt. Außerdem wurden die Prädiktoren einzeln auf ihre Signifikanz bezüglich der Modellierung der Übernahmebewegung betrachtet. In Tabelle 7-1 ist der Einfluss aller Prädiktoren bezüglich der Modellierung beschrieben.

Tabelle 7-1: Einfluss der Variablen als Prädiktoren

Prädiktoren	Einfluss
Geschlecht	Das Geschlecht ist für kein Teilmodell ein relevanter Prädiktor. Allerdings wird der Einfluss im Teilmodell Ebene durch eine verringerte Stichprobe überschätzt. Dies bestätigt die Erkenntnisse von Chaffin et al. (2000). Obwohl Faraway und Hu (2001) von einer Relevanz dieses Prädiktors berichten, deckt sich das mit den Erkenntnissen aus den Teilmodellen. Die geringe Anzahl der Teilnehmenden aus Faraway und Hu (2001) könnte den Effekt überschätzen, ähnlich wie es bei der Variante „50“ der Fall ist.
Alter	Das Alter ist für kein Teilmodell ein relevanter Prädiktor.

Händigkeit	Die Händigkeit verliert mit zunehmender Stichprobengröße an Relevanz. Es gibt keine einschlägige Literatur, die die Händigkeit als wichtig beschreibt.
Griffkraft	Die Griffkraft spielt keine Rolle bei der Modellierung der Übernahmebewegung. Der Stand der Forschung erwähnt diese Variable auch nicht.
Körperhöhe	Die Körperhöhe konnte im Rahmen dieser Studie, wie in der Literatur (Faraway & Choe, 2009) beschrieben, nicht als sehr wichtiger Prädiktor für Greifbewegungen identifiziert werden. Allerdings ist der Einfluss der Körperhöhe auf die Übernahmebewegung zumindest im Teilmodell Ebene nachweisbar.
Proportion	Die Proportion beeinflusst lediglich das Teilmodell Kurve signifikant. Ansonsten kann keine Relevanz festgestellt werden.
Start- und Endhaltung	Start- und Endhaltung beschreiben sowohl die Orientierung des Handgelenks (Wang, 1999) als auch die Art der zu greifenden Positionen (Arlt, 1999). Entsprechend deckt sich die hohe Relevanz in dieser Modellierung mit den Erkenntnissen aus der Literatur.
v_Art	Dieser ordinale Prädiktor wird ausschließlich für die Modellierung der Geschwindigkeit eingesetzt. Es liegt nahe, dass Menschen sich schneller bewegen, wenn sie dahingehend angewiesen werden. Die Ergebnisse der Untersuchung bestätigen das.
v_max	Die Maximalgeschwindigkeit nimmt eine Sonderrolle ein, da sie nach Auswahl des Teilmodells für die Geschwindigkeit rein aus Aufgabe und Umgebung generiert wird. Im Rahmen dieser Arbeit ist sie unabhängig von der Person. Ungeachtet dessen ist die Geschwindigkeit, wie bereits durch Arlt (1999) beschrieben, ein wichtiger Faktor für die räumliche Trajektorie. Gegenüber Arlt (1999) wird die Geschwindigkeit in diesem Menschmodell allerdings als metrische und nicht als ordinale Variable verwendet.
Alpha	Der Winkel Alpha beeinflusst die räumliche Trajektorie, ist aber für die zeitliche Trajektorie nicht von Bedeutung.
Phi	In den Modellvergleichen wird klar, dass die Ebene in relevanter Weise von der Körperhöhe beeinflusst wird. Der Prädiktor ist für die Form der Kurve höchstsignifikant.
d_horizontal und d_vertikal	Die Abstände in horizontaler und vertikaler Richtung sind relevant. Das bedingt sich logisch aus geometrischen Zusammenhängen. Lediglich im Teilmodell Ebene sind sie weniger relevant.

Name

Der verbleibende Einfluss des Individuums über die gemessenen Prädiktoren hinaus kann auf Basis der Literatur über die Varianzaufklärung diskutieren. Dabei gibt es unterschiedliche Quellen, die den Wert von R^2 einordnen. Nach den in Tabelle 7-2 dargestellten Quellen lässt sich die Varianzaufklärung der Teilmodelle zwischen moderat und hoch einordnen. Besonders bemerkenswert ist das R^2_m und R^2_c nah aneinander liegen. Das ändert sich auch bei der Reduzierung der Prädiktoren kaum. Da die Versuchsperson als zufälliger Effekt in das Modell einbezogen wird, kann argumentiert werden, dass zusätzliche Daten über das Individuum nur wenig zur Erklärung der Varianz beitragen können. Entsprechend wäre es nicht sinnvoll, weitere Prädiktoren in die Modelle aufzunehmen, die sich auf die Person beziehen.

Tabelle 7-2: Bewertung der Varianzaufklärung nach Quelle

	gering	moderat	hoch
Ferguson (2009)	.04	.25	.64
Cohen (1988, 412 ff.)	.02	.13	.26

Zusammenfassend bestimmen großteils die Prädiktoren durch Umgebung und Aufgabe die Modellqualität. Jedoch zeigen Körperhöhe und Proportion vor allem auf die räumliche Trajektorie einen starken Einfluss.

7.2 Grenzen des Modells

Wie jedes Modell hat auch dieses Menschmodell Grenzen, bis zu denen es ausreichend gute Vorhersagen trifft. Konservativ betrachtet kann das Modell alle Greifbewegungen innerhalb der Bandbreite der gemessenen Prädiktoren vorhersagen. So lässt sich sagen, dass beispielsweise Bewegungen aus den drei plus fünf Starhaltungen abgebildet werden. Zusätzlich sollte das Modell fähig sein, auch Vorhersagen außerhalb der gemessenen Bandbreite sinnvoll treffen zu können. Inwiefern dies möglich ist, lässt sich ohne weitere Studien nicht bestimmen. Es ist naheliegend, dass die metrischen Variablen (wie Körperhöhe, die Distanzen oder die Winkel) sich besser für eine Extrapolation eignen als ordinale. Besonders kategorielle Prädiktoren lassen sich nur schwer verallgemeinern. Beispielsweise ist es wahrscheinlich, dass Bewegungen, die aus Haltungen begonnen werden, die den Starhaltungen ähnlich sind, sinnvoll vorhergesagt werden können. Jedoch ist zu prüfen, welche Haltungen als „ähnlich“ bezeichnet werden

können. So könnten auch Montagetätigkeiten mit klassischen Pick-and-Place-Tätigkeiten vorhergesagt werden. Die Auswahl der Start- und Endhaltungen sind im finalen Menschmodell die einzigen Prädiktoren, die dieser Einschränkung unterliegen. Entsprechend müssten zur schrittweisen Verallgemeinerung des Modells weitere Daten mit neuen Start- und Endhaltungen erfasst werden. Hierfür sind im Kontext des automatisierten Fahrens die vier nicht gemessenen Haltungen aus Vorstudie 1 relevant. Sobald diese Daten vorliegen, ist es möglich zu bestimmen, welche Haltungen ähnlich sind, da über einen Vergleich der Trajektorien geprüft werden kann, welche Haltungen gleichwertige Bewegungen bedingen.

Ein zentraler Aspekt der hier untersuchten Bewegungen ist, dass sie sitzend ausgeführt werden. Das schränkt zum einen den Greifraum ein und fixiert die Hüfte an einem Ort. Das ist zum Beispiel für Anwendungsfälle in der Arbeitsplatzgestaltung relevant. Sobald der Mensch steht, wird er anfangen, seinen Standpunkt zu wechseln, wenn die zu greifenden Objekte eine gewisse Distanz überschreiten. Es ist zu prüfen, wie sich das auf die Greifbewegung auswirkt. Denkbar ist, dass sich komplett neue Bewegungsmuster ausprägen. Gleichzeitig ist es möglich, dass sich die Handbewegung ähnlich zum Sitzen ausprägt und die Bewegung der Hüfte vektoriell aufaddiert werden kann. Cherednichenko (2007) konnte zeigen, dass sich komplexere Abläufe (in diesem Fall der Einstieg in ein Auto) aus sequenziellen Teilbewegungen zusammensetzen. Entsprechend ist das Modell aktuell zwar nicht fähig, Greifbewegungen mit Hüftanteil darzustellen, es kann aber entsprechend erweitert werden.

Im Rahmen dieser Arbeit wurden ausschließlich Bewegungen ohne Hindernisse untersucht, diese beeinflussen allerdings die Bewegung des Menschen (Howard & Yang, 2013). Entsprechend muss das Menschmodell um eine Funktion erweitert werden, welche das Umgehen ermöglicht. Üblicherweise wird das durch zusätzliche Randbedingungen in der Berechnung der Gesamtbewegung implementiert (Fritzsche et al., 2011; Hanson et al., 2014). Zum Beispiel können Sicherheitsabstände zu Objekten definiert werden und die Trajektorie entsprechend geändert werden (Arlt, 1999).

Des Weiteren werden im Rahmen der Versuchsplanungen auf Basis der Vorstudien Annahmen getroffen. Diese gehen verdeckt in die Modellierung ein. Die Lehnenneigung ist auf 27° festgelegt; dies bestimmt die Haltung der Teilnehmenden. Diese beeinflusst die Übernahmebewegung. Es ist gleichzeitig naheliegend, dass beispielsweise ein Lehnenneigungswinkel von 26° ähnlich genug ist, sodass das Modell weiterhin sinnvoll Übernahmebewegungen vorhersagen kann.

Die Qualität eines empirischen Modells hängt von der Qualität der Daten ab, die zu seiner Erstellung verwendet wurden. Wenn die Randbedingungen zu weit von den

experimentellen Daten abweichen, wird das Modell ungenau. Die Aussagekraft des Modells sinkt beispielsweise, wenn über die Sagittalebene gegriffen wird. Bei einem Modell gibt es immer Randbedingungen, die zu unrealistischen Bewegungen führen. Um diese zu identifizieren, können z. B. die Gelenkwinkel des Menschen aus der inversen Kinetik analysiert werden. Werden hier Werte außerhalb der menschlichen Bewegungsfreiheit festgestellt, ist die Bewegung unplausibel.

7.3 Kurze Antworten auf komplexe Fragen

*F1: Welche Körperhaltungen nehmen Insass*innen eines automatisierten Fahrzeugs beim Ausüben fahrfremder Tätigkeiten ein?*

Es gibt eine sehr große Anzahl an Haltungen, die eingenommen werden können, und jede denkbare Haltung wird mit einer Wahrscheinlichkeit größer Null eingenommen. Bei Betrachtung der häufigsten Haltungen, die zu den häufigsten Tätigkeiten gehören, lassen sich drei Haltungen als zentral bestimmen (siehe Abbildung 7-1). Sie repräsentieren einhändige Tätigkeiten in der Nähe des Kopfes (telefonieren, essen etc.), Tätigkeiten ohne Gegenstand (Film sehen, Musik hören etc.) und beidhändige Tätigkeit vor dem Torso (Smartphone benutzen etc.).

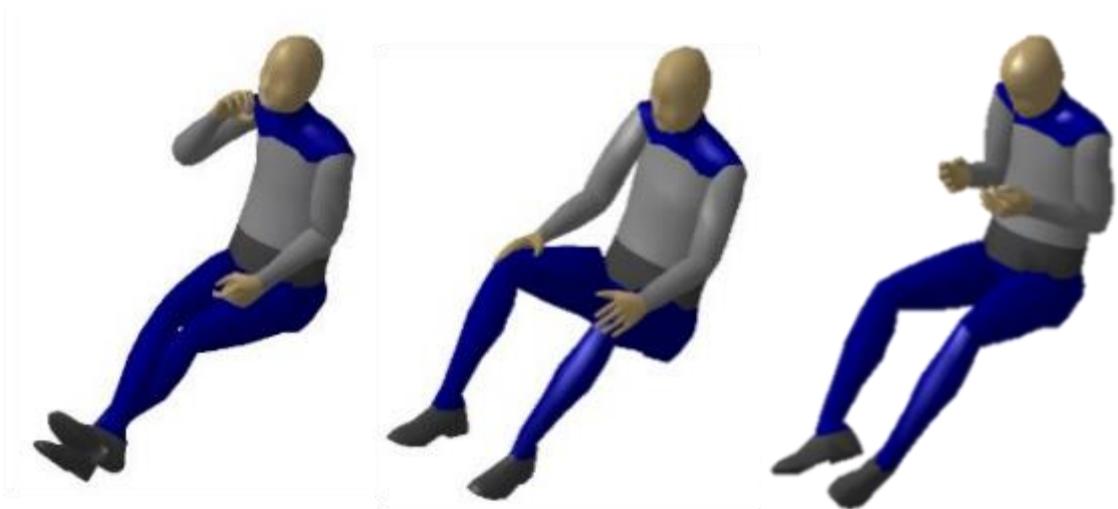


Abbildung 7-1: Die drei zentralen Haltungen

F2: Welche Rückenlehnenneigungswinkel werden für fahrfremde Tätigkeiten bevorzugt eingestellt?

Tätigkeiten werden bevorzugt mit ungefähr 27° Lehnwinkel durchgeführt. Lediglich zum Entspannen wollen sich manche Personen weiter nach hinten lehnen können.

F3: Welche Prädiktoren bestimmen die Form einer Greifbewegung?

Alle Prädiktoren, die das Umfeld und die Aufgabe des Menschen beschreiben, sind zentral für die Übernahmebewegung. Zusätzlich spielen Körperhöhe und Proportion eine relevante Rolle. Das konnte in Vorstudie 3 festgestellt werden und durch die Hauptstudie weiter bestätigt werden.

F4: Ist das Prinzip der mittleren Ebene für Greifbewegungen gültig?

Menschen bewegen ihre Hand bei der Übernahmebewegung nur in zwei Dimensionen.

F5: Welchen Einfluss hat die Stichprobengröße auf die Modellqualität?

Die Stichprobengröße ist entscheidend für die Modellqualität. Die Untersuchungen zeigen, dass eine kleinere Stichprobe als 101 Personen dazu führt, dass manchen Prädiktoren eine zu relevante Rolle zugesprochen wird.

F6: Welchen Einfluss hat die Auswahl der Prädiktoren auf die Modellqualität?

Prädiktoren, welche die Umgebung, die Aufgabe und die Anthropometrie beschreiben, sind prägend für die Übernahmebewegung. Weitere Eigenschaften, die den Mensch als Individuum definieren, sind in diesem Kontext vernachlässigbar.

F7: Welche Varianten der Teilmodelle eignen sich in Kombination zur Modellierung der Handbewegung der Übernahmearbeit?

Die Übernahmearbeit besteht aus der zeitlichen (Geschwindigkeit) und der räumlichen (Ebene und Kurve) Trajektorie. Für die zeitliche Trajektorie sind ausschließlich Prädiktoren der Aufgabe und Umgebung relevant. Die räumliche Trajektorie wird zusätzlich von der Anthropometrie des Menschen beeinflusst.

7.4 Ausblick

Aktuell zeigen sich verschiedene notwendige Schritte, um Menschmodelle in ihrer Aussagekraft zu verbessern. Es existieren bereits Ansätze, anthropometrische und biomechanische Menschmodelle zu verbinden (Dorynek et al., 2021; Wirsching & Hofmann, 2022). Durch die Kombination der beiden Modelltypen lassen sich die Vorteile vereinen und der Messaufwand reduzieren (Uhl et al., 2022). Der konsequente Schritt darüber hinaus ist die Zusammenführung der kognitiven und physischen Menschmodelle (Russwinkel et al., 2023). Gelingt es, diese gleichzeitig anzuwenden, ist es denkbar, den Menschen in all seinen Interaktionen mit der Umgebung zu verstehen und simulieren zu können. Dies ist aktuell eine utopische Vorstellung. Menschen sind komplex und nicht alle Zustände kognitiver oder physischer Natur sind valide, reliabel und objektiv messbar. Entsprechend ist menschliches Verhalten aus heutiger Sicht nur eingeschränkt vorhersagbar. Diese Aspekte lassen es auf den ersten Blick unmöglich erscheinen, menschliches Verhalten allgemeingültig vorhersagen zu können. Jedoch ist es für die meisten Anwendungen nicht nötig, den Menschen absolut und in allen Facetten zu begreifen. Die Aussage der Modelle muss der geforderten Genauigkeit entsprechen; dieses Ziel ist erreichbar und so wird es zukünftig möglich sein, den Menschen *ausreichend* gut zu verstehen. Dass *ausreichend* je nach Anwendung unterschiedliche Bedeutungen hat, ist beispielsweise in den Untersuchungen dieser Arbeit ersichtlich. So lässt sich die Geschwindigkeit gut allein aus der Umgebung und der Aufgabe bestimmen. Für die räumliche Trajektorie führen Informationen zur Person zu einer signifikant besseren Aussagekraft.

Damit Menschmodelle vereinigt werden können, ist eine große Hürde zu nehmen. Aktuell arbeiten unterschiedliche DMM mit unterschiedlichen Datenformaten, die nur bedingt kompatibel sind (Bonin et al., 2014; Russwinkel et al., 2023; Wirsching & Hofmann, 2022). Dies ist darin begründet, dass die aktuellen Modelle unabhängig voneinander entwickelt wurden. Entsprechend müssen Bemühungen von allen Seiten unternommen werden, diese Inkompatibilität zu beheben. Des Weiteren sind neue Modellierungsansätze notwendig sowie Modelle, die nicht sequenziell sind, sondern in ihren Teilmodellen Rückkopplungen haben oder sogar in dauerhafter Rückkopplung mit der Realität stehen, wie der digitale menschliche Zwilling (Scataglini & Truijen, 2023).

Über das digitale Menschmodell hinausgedacht, ist die logische Konsequenz der digitale menschliche Zwilling. Vielmehr ist dieser die konsequente Weiterentwicklung, um den anderen Methoden der digitalen Produktentwicklung gerecht zu werden. Während Produkte, Anlagen und Gebäude bereits über digitale Zwillinge verfügen, gestaltet sich

die Situation für den Menschen bedeutend komplexer. Um die Herausforderungen verstehen zu können, ist es nötig zu verstehen, was einen digitalen Zwilling ausmacht.

„Digitale Zwillinge sind definiert als dynamische digitale Repräsentationen bestimmter realer Entitäten, die aus (miteinander verknüpften) Komponenten und Schnittstellen mit anwendungsspezifischen Attributen und Skalen (z. B. Zeit, Größe, Genauigkeit, Hierarchie, Lebenszyklusphase) bestehen. Digitale Zwillinge haben das Ziel der wiederkehrenden Verbesserung in der realen Welt.“ (Vogel-Heuser et al., 2023)

Anhand dieser Definition lassen sich die Aufgabenstellungen auf dem Weg zum menschlichen digitalen Zwilling ableiten. Digitale Menschmodelle sind nicht dynamisch im Sinne der Definition. Zwar können sie dynamische Vorgänge darstellen, sie werden aber nicht kontinuierlich mit der realen Welt abgeglichen. Damit dies möglich ist, fehlen die richtigen Messwerkzeuge mit entsprechender vollautomatischer Datenschnittstelle und zuverlässiger Datenaufzeichnung. Aktuell ist der Aufwand, um Daten modellierungsgerecht zu akquirieren, groß und muss dediziert durchgeführt werden. Eine automatische Aktualisierung der digitalen Welt ist dadurch aktuell nicht umsetzbar. Zusätzlich handelt es sich häufig um persönliche Daten, welche nicht ohne weitere Umstände erhoben werden dürfen. Die Balance zwischen der Personalisierung von Daten und dem Schutz der Privatsphäre ist eine ethische und rechtliche Frage, die sorgfältig geprüft werden muss. Weiter sind digitale Menschmodelle üblicherweise Repräsentationen von Personenkollektiven und nicht einzelner Entitäten. Das hängt direkt mit der Datenakquise zusammen. Komponenten und Schnittstellen des Zwillings sind zum einen die oben beschriebenen kognitiven und physischen Menschmodelle mit ihren Schnittstellen; zum anderen müssen Schnittstellen zu den Zwillingen der Umgebung des Menschen geschaffen werden. Wie viel Information von innerhalb und außerhalb des Menschen notwendig ist, ist – wie in dieser Arbeit gezeigt – abhängig vom Anwendungsfall. Diese anwendungsspezifischen Attribute und Skalen sind bereits heute in den einzelnen Menschmodellen zu sehen. Ebenso ist der Sinn der digitalen Menschmodelle eine Verbesserung der realen Welt. Diese kann auch wiederkehrend sein.

Sowohl für den digitalen Zwilling oder ein digitales Menschmodell sind die verfügbaren Daten der limitierende Faktor. Qualitativ hochwertige Daten zu beschaffen, ist aufwendig. Entsprechend werden häufig kleine Mengen an Personen vermessen. Ein gegenteiliger Ansatz könnte in der Zukunft die Erhebung von vielen Daten in geringerer

Qualität sein. Bezüglich der Übernahmbewegung konnte in dieser Arbeit gezeigt werden, dass rein auf der Basis von äußerlich bestimmbar Faktoren gute Ergebnisse erzielt werden können. Ebenso ließ sich bestimmen, dass sich durch weitere Informationen zur Person nur wenig Varianzaufklärung schaffen lässt. Inwiefern das übertragbar auf andere Anwendungen ist, ist zu prüfen. Speziell für anthropometrische Menschmodelle kann das ein Ansatz sein, in Zukunft allgemeingültigere Modelle leichter generieren zu können. Es ist zu bezweifeln, dass diese Vorgehensweise für kognitive Menschmodelle ebenso funktioniert.

8 Abkürzungsverzeichnis

AIC	Akaike information criterion
ANOVA	Analysis of Variance (Varianzanalyse)
BIC	Bayesian information criterion
DMM	Digitales Menschmodell
RAMSIS	Rechnergestütztes Anthropometrisch-Mathematisches System zur Insassen-Simulation

9 Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1-1: Stilisierte Glockenkurve des Geschwindigkeitsverlaufs der Hand bei Greifbewegungen aufgetragen über die Zeit.....	10
Abbildung 1-2: Schematisierte räumliche Trajektorie der Handbewegung: Greifbewegung, zerlegt in Ebene und 2D-Kurve	11
Abbildung 2-1: Aufbau der Arbeit	16
Abbildung 3-1: Relevante fahrfremde Haltungen 1 bis 3.....	19
Abbildung 3-2: Relevante fahrfremde Haltungen 4 bis 6.....	20
Abbildung 3-3: Relevante fahrfremde Haltung 7.....	20
Abbildung 3-4: Präferierter Rückenlehnenneigungswinkel in Abhängigkeit der fahrfremden Tätigkeiten.....	22
Abbildung 3-5: Grifftypen von links nach rechts: Einfingerkontaktgriff, zylindrischer Griff, Dreifingerkontaktgriff und sphärischer Griff	23
Abbildung 4-1: Aufbau des Menschmodells zur Vorhersage der Übernahmetrajektorie der Hand.....	24
Abbildung 4-2: Starthaltungen 1–3 fahrfremder Tätigkeiten	25
Abbildung 4-3: Mock-up mit Stuhl, einem verstellbaren, abstrahierten Lenkrad und Ablagemöglichkeiten neben dem Stuhl.....	26
Abbildung 4-4: Tisch mit den Zwischenzielen, nummeriert von eins bis fünf	27
Abbildung 4-5: Kamera-Set-up.....	28
Abbildung 4-6: Schweißband mit verwendeten Markern	28
Abbildung 4-7: Ebene der Bewegung	31
Abbildung 4-8: Koordinate x und y, die die Kurve beschreiben	32
Abbildung 7-1: Die drei zentralen Haltungen.....	53

10 Tabellenverzeichnis

Tabelle 1-1: Fahrfremde Tätigkeiten nach Huemer et al. (2012), Yang et al. (2018) und Yang et al. (2019).....	13
Tabelle 3-1: Fahrfremde Tätigkeiten und dazugehörige Gegenstände	17
Tabelle 4-1: Erklärung und Einheiten der Messgrößen und Prädiktoren	29
Tabelle 4-2: Zweck der Variablen für jedes Teilmodell	32
Tabelle 5-1: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich innerhalb der Modellvarianten im Teilmodell Geschwindigkeit	37
Tabelle 5-2: Marginales und konditionales R^2 der Modellvarianten im Teilmodell Geschwindigkeit.....	38
Tabelle 5-3: Signifikanz im ANOVA-Vergleich der Modellvarianten im Teilmodell Geschwindigkeit.....	39
Tabelle 5-4: AIC und BIC der Modellvarianten im Teilmodell Geschwindigkeit	39
Tabelle 5-5: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich innerhalb der Modellvarianten im Teilmodell Ebene.....	41
Tabelle 5-6: Marginales und konditionales R^2 der Modellvarianten im Teilmodell Ebene	42
Tabelle 5-7: Signifikanz im ANOVA-Vergleich der Modellvarianten im Teilmodell Ebene.....	42
Tabelle 5-8: AIC und BIC der Modellvarianten im Teilmodell Ebene	42
Tabelle 5-9: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich innerhalb der Modellvarianten im Teilmodell Kurve.....	44
Tabelle 5-10: Marginales und konditionales R^2 der Modellvarianten im Teilmodell Kurve.....	45
Tabelle 5-11: Signifikanz im ANOVA-Vergleich der Modellvarianten im Teilmodell Kurve.....	45
Tabelle 5-12: AIC und BIC der Modellvarianten im Teilmodell Kurve	45
Tabelle 7-1: Einfluss der Variablen als Prädiktoren	49
Tabelle 7-2: Bewertung der Varianzaufklärung nach Quelle	51

11 Literaturverzeichnis

- Akaike, H. (1998). Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle. In E. Parzen, K. Tanabe & G. Kitagawa (Hrsg.), *Springer Series in Statistics. Selected Papers of Hirotugu Akaike* (S. 199–213). Springer New York. https://doi.org/10.1007/978-1-4612-1694-0_15
- Arlt, F. (1999). *Untersuchung zielgerichteter Bewegungen zur Simulation mit einem CAD-Menschmodell*. Herbert Utz Verlag.
- Bates, D., Maechler, M., Bolker, B., Walker, S., Christensen, R. H. B., Singmann, H., Dai, B., Scheipl, F., Grothendieck, G., Green, P. & Fox, J. (2020). *lme4* (Version 1.1-23) [Computer software]. <https://cran.r-project.org/web/packages/lme4/index.html>
- Beggiato, M., Hartwich, F., Schleinitz, K., Krems, J. F., Othersen, I. & Petermann-Stock, I. (2015). *What would drivers like to know during automated driving? Information needs at different levels of automation*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.2462.6007>
- Bernstein, N. (1967). *The co-ordination and regulation movements*. Pergamon Press. <https://archive.org/details/bernsteinthecoordinationandregulationofmovements>
- Bonin, D., Wischniewski, S., Paul, G., Wirsching, H.-J., Upmann, A. & Rausch, J. (2014). Exchanging data between digital human modeling systems - A review of data formats. In *International Digital Human Modeling Symposium*. <https://eprints.qut.edu.au/66306/>
- Bubb, H. (2019). Why do we need digital human models? In *DHM and Posturography* (S. 7–32). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-816713-7.00002-7>
- Bubb, H., Bengler, K., Grünen, R. E. & Vollrath, M. (2015). *Automobilergonomie*. Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-8348-2297-0>
- Bubb, H., Engstler, F., Fritzsche, F., Mergl, C., Sabbah, O., Schaefer, P. & Zacher, I. (2006). The development of RAMSIS in past and future as an example for the cooperation between industry and university. *International Journal of Human Factors Modelling and Simulation*, 1(1), Artikel 11686, 140. <https://doi.org/10.1504/IJHFMS.2006.011686>
- Bullinger-Hoffmann, A. C. & Mühlstedt, J. (Hrsg.). (2016). *Homo Sapiens Digitalis - Virtuelle Ergonomie und digitale Menschmodelle*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-50459-8>
- Burnham, K. P. & Anderson, D. R. (2004). Multimodel Inference. *Sociological Methods & Research*, 33(2), 261–304. <https://doi.org/10.1177/0049124104268644>

- Burnham, K. P., Anderson, D. R. & Huyvaert, K. P. (2011). AIC model selection and multimodel inference in behavioral ecology: some background, observations, and comparisons. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, *65*(1), 23–35.
<https://doi.org/10.1007/s00265-010-1029-6>
- Chaffin, D. B., Andersson, G. B. J. & Martin, B. J. (2006). *Occupational biomechanics* (4th ed.). Wiley-Interscience. <http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy0653/2005035007-d.html>
- Chaffin, D. B., Faraway, J. J., Zhang, X. & Woolley, C. (2000). Stature, age, and gender effects on reach motion postures. *Human factors*, *42*(3), 408–420.
<https://doi.org/10.1518/001872000779698222>
- Cherednichenko, A. (2007). *Funktionales Modell der Einstiegsbewegung in einen PKW* [Dissertation]. Technische Universität München, München.
- Cohen, J. (1988). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences* (2nd ed.). Taylor and Francis.
- Demirel, H. O., Ahmed, S. & Duffy, V. G. (2022). Digital Human Modeling: A Review and Reappraisal of Origins, Present, and Expected Future Methods for Representing Humans Computationally. *International Journal of Human–Computer Interaction*, *38*(10), 897–937. <https://doi.org/10.1080/10447318.2021.1976507>
- Dorynek, M., Zhang, H., Hofmann, N. & Bengler, K. (2021). New Approaches to Movement Evaluation Using Accurate Truck Ingress Data. In V. G. Duffy (Hrsg.), *Lecture Notes in Computer Science: Bd. 12777. Human body, motion and behavior* (Bd. 12777, S. 110–121). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-77817-0_10
- Duffy, V. G. (2012). Human Digital Modeling in Design. In G. Salvendy (Hrsg.), *Human factors and ergonomics. Handbook of human factors and ergonomics* (4. ed., S. 1016–1030). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118131350.ch35>
- Faraway, J. J. (2000). Modeling Reach Motions Using Functional Regression Analysis. In *SAE Technical Paper Series, SAE Technical Paper Series*. SAE International 400 Commonwealth Drive, Warrendale, PA, United States.
<https://doi.org/10.4271/2000-01-2175>
- Faraway, J. J. (2001). *Modeling Hand Trajectories During Reaching Motions* [Technical Report # 383 Department of Statistics University of Michigan]. Department of Statistics, University of Michigan. <https://people.bath.ac.uk/jjf23/papers/trajectory.pdf>
- Faraway, J. J. (2003). Regression modeling of motion with endpoint constraints. *The Journal of Visualization and Computer Animation*, *14*(1), 31–41.
<https://doi.org/10.1002/vis.303>

- Faraway, J. J. & Choe, S. B. (2009). Modelling orientation trajectories. *Statistical Modelling: An International Journal*, 9(1), 51–68.
<https://doi.org/10.1177/1471082X0800900104>
- Faraway, J. J. & Hu, J. (2001). Modeling Variability in Reaching Motions. In *SAE Technical Paper Series, SAE Technical Paper Series*. SAE International 400 Commonwealth Drive, Warrendale, PA, United States. <https://doi.org/10.4271/2001-01-2094>
- Faraway, J. J. & Reed, M. P. (2007). Statistics for Digital Human Motion Modeling in Ergonomics. *Technometrics*, 49(3), 277–290.
<https://doi.org/10.1198/004017007000000281>
- Faraway, J. J., Reed, M. P. & Wang, J. (2007). Modelling three-dimensional trajectories by using Bézier curves with application to hand motion. *Journal of the Royal Statistical Society*, 2007(56), 571–585. https://www.jstor.org/stable/4626787?seq=1#page_scan_tab_contents
- Ferguson, C. J. (2009). An effect size primer: A guide for clinicians and researchers. *Professional Psychology: Research and Practice*, 40(5), 532–538.
<https://doi.org/10.1037/a0015808>
- Flash, T. & Hogan, N. (1985). The coordination of arm movements: an experimentally confirmed mathematical model. *The Journal of neuroscience : the official journal of the Society for Neuroscience*, 5(7), 1688–1703.
<https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.05-07-01688.1985>
- Fleischer, M. (2022). Improved modeling approach for the usage of mixed linear effects models in empirical digital human models. In *Proceedings of the 7th International Digital Human Modeling Symposium (DHM 2022) and Iowa Virtual Human Summit 2022* -. University of Iowa Libraries Publishing.
<https://doi.org/10.17077/dhm.31786>
- Fleischer, M. & Chen, S. (2020). How Do We Sit When Our Car Drives for Us? In V. G. Duffy (Hrsg.), *Lecture Notes in Computer Science. Digital Human Modeling and Applications in Health, Safety, Ergonomics and Risk Management. Posture, Motion and Health* (Bd. 12198, S. 33–49). Springer International Publishing.
https://doi.org/10.1007/978-3-030-49904-4_3
- Fleischer, M., Elbauer, J. & Bengler, K. (2021). Modeling the Orientation of Take-Over Trajectories Using Mixed Linear Effects Models. In N. L. Black, W. P. Neumann & I. Noy (Hrsg.), *Springer eBook Collection: Bd. 221. Proceedings of the 21st Congress of the International Ergonomics Association (IEA 2021): Volume III: Sector Based Ergonomics* (1st ed. 2021, Bd. 221, S. 633–638). Springer

International Publishing; Imprint Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-74608-7_77

- Fleischer, M., Hetzenecker, A. & Bengler, K. (2020). Modelling Take-Over Hand Trajectories Using Linear Mixed Effects Models. In L. Hanson, D. Högberg & E. Brolin (Hrsg.), *Advances in Transdisciplinary Engineering: Bd. 11. DHM2020: Proceedings of the 6th International Digital Human Modeling Symposium* (S. 178–186). IOS Press. <http://ebooks.iospress.nl/publication/55300>
- Fleischer, M. & Wendel, N. (2021). Desirable Backrest Angles in Automated Cars. In C. Stephanidis, M. Antona & S. Ntoa (Hrsg.), *Springer eBook Collection: Bd. 1498. HCI International 2021 - Late Breaking Posters: 23rd HCI International Conference, HCII 2021, Virtual Event, July 24–29, 2021, Proceedings, Part I* (1st ed. 2021, Bd. 1498, S. 521–526). Springer International Publishing; Imprint Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-90176-9_67
- Forster, Y., Naujoks, F., Neukum, A. & Huestegge, L. (2017). Driver compliance to take-over requests with different auditory outputs in conditional automation. *Accident; analysis and prevention*, 109, 18–28. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2017.09.019>
- Fritzsche, L., Jendrusch, R., Leidholdt, W., Bauer, S., Jäckel, T. & Pirger, A. (2011). Introducing ema (Editor for Manual Work Activities) – A New Tool for Enhancing Accuracy and Efficiency of Human Simulations in Digital Production Planning. In V. G. Duffy (Hrsg.), *Lecture Notes in Computer Science / Information Systems and Applications, incl. Internet/Web, and HCI: Bd. 6777. Digital human modeling: Third international conference, ICDHM 2011, held as part of HCI International 2011, Orlando, FL, USA, July 9-14, 2011 ; proceedings* (Bd. 6777, S. 272–281). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-21799-9_31
- Gekle, M., Wischmeyer, E., Gründer, S., Petersen, M., Schwab, A., Markwardt, F., Klöcker, N., Pape, H.-C., Baumann, R. & Marti, H. (2015). *Taschenlehrbuch Physiologie* (2., überarbeitete Auflage). Georg Thieme Verlag. <https://doi.org/10.1055/b-003-124633>
- Gold, C., Damböck, D., Lorenz, L. & Bengler, K. (2013). “Take over!” How long does it take to get the driver back into the loop? *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 57(1), 1938–1942. <https://doi.org/10.1177/1541931213571433>
- Grimme, B. (2014). *Nachweis und Analyse elementarer Invarianten als Bausteine menschlicher Armbewegungen* [Dissertation, Ruhr-Uni-Bochum, Bochum]. End-Note Tagged Import Format.

- Haney, J. M., Wang, T., D'Souza, C., Jones, M. L. H. & Reed, M. P. (2018). Modeling Hand Trajectories during Sequential Reach Movements in a Pulley Threading Task. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 62(1), 823–827. <https://doi.org/10.1177/1541931218621188>
- Hanson, L., Blomé, M., Dukic, T. & Högberg, D. (2006). Guide and documentation system to support digital human modeling applications. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 36(1), 17–24. <https://doi.org/10.1016/j.ergon.2005.06.006>
- Hanson, L., Högberg, D., Carlson, J. S., Bohlin, R., Brodin, E., Delfs, N., Mårdberg, P., Gustafsson, S., Keyvani, A. & Rhen, I.-M. (2014). *IMMA – intelligently moving manikins in automotive applications*. <https://doi.org/10.13140/2.1.4225.9203>
- Harbauer, C. M., Fleischer, M., Bandmann, C. E. M. & Bengler, K. (2022). Optimizing Force Transfer in a Soft Exoskeleton Using Biomechanical Modeling. In N. L. Black, W. P. Neumann & I. Noy (Hrsg.), *Proceedings of the 21st Congress of the International Ergonomics Association (IEA 2021)* (S. 274–281). Springer International Publishing.
- Harbauer, C. M., Fleischer, M., Sugiarto, W. K. & Bengler, K. (2021). Analyse der auftretenden Gelenkreaktionskräfte durch Nutzung eines weichen Exoskeletts mittels biomechanischer Simulation: Beitrag B.12.4. In Gesellschaft für Arbeitswissenschaft (Vorsitz), *GfA Frühjahrskongress 2021: Arbeit HUMAINE gestalten*, Dortmund.
- Hecht, T., Darlagiannis, E. & Bengler, K. (2020). Non-driving Related Activities in Automated Driving – An Online Survey Investigating User Needs. In T. Ahram, W. Karwowski, S. Pickl & R. Tair (Hrsg.), *Advances in Intelligent Systems and Computing. Human Systems Engineering and Design II* (Bd. 1026, S. 182–188). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-27928-8_28
- Hecht, T., Feldhütter, A., Draeger, K. & Bengler, K. (2020). What Do You Do? An Analysis of Non-driving Related Activities During a 60 Minutes Conditionally Automated Highway Drive. In T. Ahram, R. Tair, S. Colson & A. Choplin (Hrsg.), *Advances in Intelligent Systems and Computing. Human Interaction and Emerging Technologies* (Bd. 1018, S. 28–34). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-25629-6_5
- Heckmann, S. M. & Winter, W. (2014). Biomechanische Aspekte bei enossalen Implantaten. *wissen kompakt*, 8(3), 37–52. <https://doi.org/10.1007/s11838-013-0206-7>

- Hollerbach, M. J. & Flash, T. (1982). Dynamic interactions between limb segments during planar arm movement. *Biological cybernetics*, 44(1), 67–77.
<https://doi.org/10.1007/BF00353957>
- Howard, B. & Yang, J. (2013). A Collision Avoidance Algorithm for Optimization-based Human Motion Prediction Based on Perceived Risk. In *2nd International Digital Human Modelling Symposium*, Ann Harbor.
- Huemer, Anja Katharina & Vollrath Mark (2012). Ablenkung durch fahrfremde Tätigkeiten - Machbarkeitsstudie: Bericht zum Forschungsprojekt FE 82.376/2009. *Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen(M225)*.
- Jérôme, D., Behr, M., Baque, P., Bourgeon, A., Peretti, F. de & Brunet, C. (2006). Modeling the pregnant woman in driving position. *Surgical and radiologic anatomy : SRA*, 28(4), 359–363. <https://doi.org/10.1007/s00276-006-0102-3>
- Johnson, P. C. (2014). Extension of Nakagawa & Schielzeth's R2GLMM to random slopes models. *Methods in Ecology and Evolution*, 5(9), 944–946.
<https://doi.org/10.1111/2041-210X.12225>
- Karniel, A. & Inbar, G. F. (1997). A model for learning human reaching movements. *Biological cybernetics*, 77(3), 173–183. <https://doi.org/10.1007/s004220050378>
- Kashima, T. & Isurugi, Y. (1998). Trajectory formation based on physiological characteristics of skeletal muscles. *Biological cybernetics*, 78(6), 413–422.
<https://doi.org/10.1007/s004220050445>
- Kleffner, B. (2011). Biomechanische Aspekte der Knierevisionsendoprothetik. In K. Trieb, K.-D. Heller & D. C. Wirtz (Hrsg.), *Revisionsendoprothetik des Kniegelenks* (S. 45–55). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-16123-0_5
- Knott, V. C., Schiessl, T. & Bengler, K. (2017). Analyse von Hebetätigkeiten mit dem biomechanischen Menschmodell AnyBodyTM. In *Soziotechnische Gestaltung des digitalen Wandels - kreativ, innovativ, sinnhaft: 63. Kongress der Gesellschaft für Arbeitswissenschaft*. GfA-Press.
- Kremser, F., Lorenz, D., Remlinger, W. & Bengler, K. (2012). Nutzerzentrierte Fahrerplatzauslegung des Elektrofahrzeugs MUTE mit dem digitalen Menschmodell RAMSIS. *Zeitschrift für Arbeitswissenschaft*, 66(2-3), 104–114.
<https://doi.org/10.1007/BF03373867>
- Kyriakidis, M., Happee, R. & Winter, J. de (2015). Public opinion on automated driving: Results of an international questionnaire among 5000 respondents. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, 32, 127–140.
<https://doi.org/10.1016/j.trf.2015.04.014>

- Large, D. R., Burnett, G., Morris, A., Muthumani, A. & Matthias, R. (2018). A Longitudinal Simulator Study to Explore Drivers' Behaviour During Highly-Automated Driving. In N. A. Stanton (Hrsg.), *Advances in Intelligent Systems and Computing. Advances in Human Aspects of Transportation* (Bd. 597, S. 583–594). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-60441-1_57
- Mathiassen, S., Wells, P., Winkel, J., Forsman, M. & Medbo, L. (2002). Tools for integrated engineering and ergonomic assessment of time aspects in industrial production. In D. Caldenfors, Eklund J. & Kiviloog (Vorsitz), *34th Annual Congress of the Nordic Ergonomics Society*, Kolmården, Sweden.
- Milner, T. E. & Ijaz, M. M. (1990). The effect of accuracy constraints on three-dimensional movement kinematics. *Neuroscience*, 35(2), 365–374. [https://doi.org/10.1016/0306-4522\(90\)90090-q](https://doi.org/10.1016/0306-4522(90)90090-q)
- Morasso, P. (1983). Three dimensional arm trajectories. *Biological cybernetics*, 48(3), 187–194. <https://doi.org/10.1007/BF00318086>
- Nakagawa, S. & Schielzeth, H. (2013). A general and simple method for obtaining R² from generalized linear mixed-effects models. *Methods in Ecology and Evolution*, 4(2), 133–142. <https://doi.org/10.1111/j.2041-210x.2012.00261.x>
- Ohmori, N. & Harata, N. (2008). How different are activities while commuting by train? A case in tokyo. *Tijdschrift voor economische en sociale geografie*, 99(5), 547–561. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9663.2008.00491.x>
- Park, W., Chaffin, D. B., Martin, B. J. & Faraway, J. J. (2005). A computer algorithm for representing spatial-temporal structure of human motion and a motion generalization method. *Journal of biomechanics*, 38(11), 2321–2329. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2004.09.035>
- Pfleging, B., Rang, M. & Broy, N. (2016). Investigating user needs for non-driving-related activities during automated driving. In J. Häkkilä & T. Ojala (Hrsg.), *Proceedings of the 15th International Conference on Mobile and Ubiquitous Multimedia* (S. 91–99). ACM. <https://doi.org/10.1145/3012709.3012735>
- Poirson, E. & Delangle, M. (2013). Comparative analysis of human modeling tools. In *2nd International Digital Human Modelling Symposium*, Ann Harbor.
- Prebil, I. (2009). Biomechanische Daten. In H. Burg & A. Moser (Hrsg.), *Handbuch Verkehrsunfallrekonstruktion* (S. 849–866). Vieweg+Teubner Verlag. https://doi.org/10.1007/978-3-8348-9974-3_43
- Raket, L. L., Grimme, B., Schöner, G., Igel, C. & Markussen, B. (2016). Separating Timing, Movement Conditions and Individual Differences in the Analysis of

- Human Movement. *PLoS computational biology*, 12(9), e1005092.
<https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1005092>
- Regazzoni, D. & Rizzi, C. (2019). Virtualization of the Human in the Digital Factory. In R. S. Kenett, R. S. Swarz & A. Zonnenshain (Hrsg.), *Systems Engineering in the Fourth Industrial Revolution* (S. 161–189). Wiley.
<https://doi.org/10.1002/9781119513957.ch7>
- Remlinger, W. & Bengler, K. (2016). RAMSIS kognitiv als Instrument zur Analyse und Auslegung von Sichtbedingungen. In A. C. Bullinger-Hoffmann & J. Mühlstedt (Hrsg.), *Homo Sapiens Digitalis - Virtuelle Ergonomie und digitale Menschmodelle* (Bd. 66, S. 297–302). Springer Berlin Heidelberg.
https://doi.org/10.1007/978-3-662-50459-8_13
- Remlinger, W., Bubb, H. & Wirsching, H.-J. (2009). Sight Analysis with 'RAMSIS Cognitive': Step II. In *SAE Technical Paper Series, SAE Technical Paper Series*. SAE International 400 Commonwealth Drive, Warrendale, PA, United States.
<https://doi.org/10.4271/2009-01-2295>
- Russell, M., Price, R., Signal, L., Stanley, J., Gerring, Z. & Cumming, J. (2011). What Do Passengers Do During Travel Time? Structured Observations on Buses and Trains. *Journal of Public Transportation*, 14(3), 123–146.
<https://doi.org/10.5038/2375-0901.14.3.7>
- Russwinkel, N., Spitzhirn, M., Remlinger, W. & Fleischer, M. (2023). Towards an Approach for a Holistic Ergonomic Work Design Using Physical and Cognitive Digital Human Models. In S. Scataglini, G. Harih, W. Saeys & S. Truijen (Hrsg.), *Lecture Notes in Networks and Systems: Bd. 744. Advances in Digital Human Modeling: Proceedings of the 8th International Digital Human Modeling Symposium, 4-6 September 2023, Antwerp, Belgium* (1st ed. 2023, Bd. 744, S. 229–237). Springer Nature Switzerland; Imprint Springer.
https://doi.org/10.1007/978-3-031-37848-5_26
- Scataglini, S. & Truijen, S. (2023). Critical Appraisal of Using Digital Human Model, Virtual Human, Human Digital Twin and Digital Twin. In S. Scataglini, G. Harih, W. Saeys & S. Truijen (Hrsg.), *Lecture Notes in Networks and Systems: Bd. 744. Advances in Digital Human Modeling: Proceedings of the 8th International Digital Human Modeling Symposium, 4-6 September 2023, Antwerp, Belgium* (1st ed. 2023, Bd. 744, S. 154–158). Springer Nature Switzerland; Imprint Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-37848-5_17
- Schwarz, G. (1978). Estimating the Dimension of a Model. *The Annals of Statistics*, 6(2). <https://doi.org/10.1214/aos/1176344136>

- Seidl, A. (1994). *Das Menschmodell RAMSIS: Analyse, Synthese und Simulation dreidimensionaler Körperhaltungen des Menschen* [Disseration]. Technische Universität München, München.
- Singmann, H. & Kellen, D. (2019). An Introduction to Mixed Models for Experimental Psychology. In D. Spieler & E. Schumacher (Hrsg.), *New Methods in Cognitive Psychology* (S. 4–31). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780429318405-2>
- Soechting, J. F. (1984). Effect of target size on spatial and temporal characteristics of a pointing movement in man. *Experimental brain research*, 54(1), 121–132. <https://doi.org/10.1007/BF00235824>
- Soechting, J. F. & Terzuolo, C. A. (1987). Organization of arm movements in three-dimensional space. Wrist motion is piecewise planar. *Neuroscience*, 23(1), 53–61. [https://doi.org/10.1016/0306-4522\(87\)90270-3](https://doi.org/10.1016/0306-4522(87)90270-3)
- Stampfli, P., Rissiek, A., Trieb, R. & Seidl, A. (2012). SizeITALY - The Actual Italian Measurement Survey. In *3rd International Conference on 3D Body Scanning Technologies*, Lugano, Schweiz. https://www.3dbodyscanning.org/cap/papers/2012/12261_60stampfli.pdf
- Susilo, Y. O., Lyons, G., Jain, J. & Atkins, S. (2012). Rail Passengers' Time Use and Utility Assessment. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2323(1), 99–109. <https://doi.org/10.3141/2323-12>
- Torres, E. & Andersen, R. (2006). Space-time separation during obstacle-avoidance learning in monkeys. *Journal of neurophysiology*, 96(5), 2613–2632. <https://doi.org/10.1152/jn.00188.2006>
- Uhl, M., Germann, R., Sängler, J., Fleischer, M., Harbauer, C., Bengler, K. & Matthiesen, S. (2022). Research Approach for Predicting Body Postures and Musculoskeletal Stress Due to Disruptive Design Changes on Power Tools. In T. Ahram & R. Taiar (Hrsg.), *Lecture Notes in Networks and Systems: Bd. 319. Human Interaction, Emerging Technologies and Future Systems V: Proceedings of the 5th International Virtual Conference on Human Interaction and Emerging Technologies, IHiet 2021, August 27-29, 2021 and the 6th IHiet: Future Systems (IHiet-FS 2021), October 28-30, 2021, France* (1st ed. 2022, Bd. 319, S. 462–467). Springer International Publishing; Imprint Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-85540-6_59
- Ullmann, S. & Fritzsche, L. (2018). Implementierung altersabhängiger Leistungsfaktoren und individueller Leistungseinschränkungen in das ema-Menschmodell: Beitrag B.6.4. In *ARBEIT(S).WISSEN.SCHAF(F)T Grundlage für Management & Kompetenzentwicklung: 64. Kongress der Gesellschaft für Arbeitswissenschaft : FOM Hochschule für Oekonomie & Management, 21.-23. Februar*

2018. GfA-Press. <https://gfa2018.gesellschaft-fuer-arbeitswissenschaft.de/inhalt/B.6.4.pdf>
- Uno, Y., Kawato, M. & Suzuki, R. (1989). Formation and control of optimal trajectory in human multijoint arm movement. Minimum torque-change model. *Biological cybernetics*, 61(2), 89–101. <https://doi.org/10.1007/BF00204593>
- van der Meulen, P. & Seidl, A. (2007). Ramsis – The Leading Cad Tool for Ergonomic Analysis of Vehicles. In V. G. Duffy (Hrsg.), *Lecture Notes in Computer Science: Bd. 4561. Digital human modeling: First International Conference on Digital Human Modeling, ICDHM 2007, held as part of HCI International 2007, Beijing, China, July 22 - 27, 2007 ; proceedings* (Bd. 4561, S. 1008–1017). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-73321-8_113
- van der Wel, R. P. R. D., Fleckenstein, R. M., Jax, S. A. & Rosenbaum, D. A. (2007). Hand path priming in manual obstacle avoidance: evidence for abstract spatio-temporal forms in human motor control. *Journal of experimental psychology. Human perception and performance*, 33(5), 1117–1126. <https://doi.org/10.1037/0096-1523.33.5.1117>
- Vogel-Heuser, B., Bi, F., Wittemer, M., Zhao, J., Mayr, A., Fleischer, M., Fischer, T. P. A., Trauer, J., Schröder, P., Goldbach, A.-K., Rothmeyer, F., Zimmermann, M., Bletzinger, K.-U., Fottner, J., Daub, R., Bengler, K., Borrmann, A., Zäh, M. F. & Wudy, K. (2023). *Literature Collection of Digital Twin Definitions from Various Domains: Übersetzt aus dem Englischen*. Technische Universität München. <https://mediatum.ub.tum.de/node?id=1716587>
- Wang, X. (1999). Three-dimensional kinematic analysis of influence of hand orientation and joint limits on the control of arm postures and movements. *Biological cybernetics*, 80(6), 449–463. <https://doi.org/10.1007/s004220050538>
- Wilke, H.-J., Schmidt, H. & Kienle, A. (2013). Biomechanische Forschung – von der Testung zur klinischen Anwendung. *Trauma und Berufskrankheit*, 15(4), 249–258. <https://doi.org/10.1007/s10039-013-2044-4>
- Winter, B. (2014). *Linear models and linear mixed effects models in R: Tutorial 2*. University of California,
- Winter, B. (2016). *Linear models and linear mixed effects models in R: Tutorial 1*. University of California,
- Wirsching, H.-J. (2019). Human Solutions RAMSIS. In *DHM and Posturography* (S. 49–55). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-816713-7.00004-0>
- Wirsching, H.-J. & Fleischer, M. (2021). Tool Development for Ergonomic Design of Automated Vehicles. In N. L. Black, W. P. Neumann & I. Noy (Hrsg.), *Springer eBook Collection: Bd. 223. Proceedings of the 21st Congress of the*

- International Ergonomics Association (IEA 2021): Volume V: Methods & Approaches* (1st ed. 2022, Bd. 223, S. 439–446). Springer International Publishing; Imprint Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-74614-8_56
- Wirsching, H.-J. & Fleischer, M. (2022). Ergonomic simulation in automated vehicles using RAMSIS. *Zeitschrift für Arbeitswissenschaft*. Vorab-Onlinepublikation. <https://doi.org/10.1007/s41449-022-00334-6>
- Wirsching, H.-J. & Hofmann, N. (2022). On the progress of knowledge-based motion simulation techniques in ergonomic vehicle design. In K. Abdel-Malek & G. Paul (Hrsg.), *International Digital Human Modeling Symposium: Volume 7, Proceedings of the 7th International Digital Human Modeling Symposium (DHM 2022) and Iowa Virtual Human Summit 2022, August 29-31, 2022, Iowa City, Iowa, USA*. University of Iowa. <https://doi.org/10.17077/dhm.31752>
- Yang, Y., Gerlicher, M. & Bengler, K. (2018). How does relaxing posture influence take-over performance in an automated vehicle? *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 62(1), 696–700. <https://doi.org/10.1177/1541931218621157>
- Yang, Y., Klinkner, J. N. & Bengler, K. (2019). How Will the Driver Sit in an Automated Vehicle? – The Qualitative and Quantitative Descriptions of Non-Driving Postures (NDPs) When Non-Driving-Related-Tasks (NDRTs) Are Conducted. In S. Bagnara, R. Tartaglia, S. Albolino, T. Alexander & Y. Fujita (Hrsg.), *Advances in Intelligent Systems and Computing: volume 823. Proceedings of the 20th Congress of the International Ergonomics Association (IEA 2018)* (Bd. 823, S. 409–420). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-96074-6_44

A Statistische Auswertungen Teilmodell Geschwindigkeit

```
library(Matrix)
library(lme4)
library(afex)
library(MuMIn)
library(ggplot2)
library(tidyverse)
library(performance)
library(datawizard)
library(see)
library(patchwork)
library(papaja)
library(dplyr)

filepath = dirname(rstudioapi::getActiveDocumentContext())$path
setwd(filepath)
setwd(dirname(getwd()))
datapath = paste0(getwd(), "/Output")
setwd(datapath)

# _____ #
##### Daten importieren #####

dfvel <- read.csv("vel.csv",
                 header = TRUE,
                 sep = ",",
                 dec = ".");

##### Richtige StartPosition zuteilen _____ #

for (i in 1:5){
  renam<-paste(i)

  dfvel$StartPosition[dfvel$ArtBewegung == renam] <- 'StartPosition 1'
  dfvel$StartPosition[dfvel$ArtBewegung == "21"] <- 'StartPosition 1'
}

for (i in 6:10){
  renam<-paste(i)

  dfvel$StartPosition[dfvel$ArtBewegung == renam] <- 'StartPosition 2'
  dfvel$StartPosition[dfvel$ArtBewegung == "22"] <- 'StartPosition 2'
}

for (i in 11:15){
  renam<-paste(i)

  dfvel$StartPosition[dfvel$ArtBewegung == renam] <- 'StartPosition 2'
  dfvel$StartPosition[dfvel$ArtBewegung == "23"] <- 'StartPosition 2'
}
```

```

dfvel$StartPosition[dfvel$ArtBewegung == "16"] <- 'StartPosition 4'
dfvel$StartPosition[dfvel$ArtBewegung == "17"] <- 'StartPosition 5'
dfvel$StartPosition[dfvel$ArtBewegung == "18"] <- 'StartPosition 6'
dfvel$StartPosition[dfvel$ArtBewegung == "19"] <- 'StartPosition 7'
dfvel$StartPosition[dfvel$ArtBewegung == "20"] <- 'StartPosition 8'

##### Richtige EndPosition zuteilen#####

for (i in 16:23){
  renam<-paste(i)
  dfvel$EndPosition[dfvel$ArtBewegung == renam] <- 'Steering Wheel'
}

for (i in seq(from = 1, to = 15, by = 5)){
  renam<-paste(i)
  dfvel$EndPosition[dfvel$ArtBewegung == renam] <- 'EndPosition 1'
}

for (i in seq(from = 2, to = 15, by = 5)){
  renam<-paste(i)
  dfvel$EndPosition[dfvel$ArtBewegung == renam] <- 'EndPosition 2'
}

for (i in seq(from = 3, to = 15, by = 5)){
  renam<-paste(i)
  dfvel$EndPosition[dfvel$ArtBewegung == renam] <- 'EndPosition 3'
}

for (i in seq(from = 4, to = 15, by = 5)){
  renam<-paste(i)
  dfvel$EndPosition[dfvel$ArtBewegung == renam] <- 'EndPosition 4'
}

for (i in seq(from = 5, to = 15, by = 5)){
  renam<-paste(i)
  dfvel$EndPosition[dfvel$ArtBewegung == renam] <- 'EndPosition 5'
}

##### Datensatz für Teilmodell 50 generieren#####
dfvel_50<-dfvel

for (i in 1:53) {
  de1VP<-paste("VP" , i)
  dfvel_50 <- subset(dfvel_50, Name!=de1VP);
}

```

```

# _____ #
##### Model vel Vollständig #####
degree<-2

vel_full <- lmer(v ~
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*Gender +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*Age +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*DomHand +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*Height +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*UpperToLowerBodyRatio +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*GripStrength +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*StartPosition +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*EndPosition +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*v_Art +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*Trail +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*Alpha +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*D2 +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*D3 +
  (1|Name) ,
  data=dfvel);

vel_test_full <- mixed(v ~
  Gender +
  Age +
  DomHand +
  Height +
  UpperToLowerBodyRatio +
  GripStrength +
  StartPosition +
  EndPosition +
  v_Art +
  Trail +
  Alpha +
  D2 +
  D3 +
  (1|Name) ,
  data=dfvel);

vel_full.R2 <- r.squaredGLMM(vel_full)

# _____ #
##### Modell vel Typisch #####

vel_typical <- lmer(v ~
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*Height +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*UpperToLowerBodyRatio +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*StartPosition +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*EndPosition +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*v_Art +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*Alpha +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*D2 +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*D3 +
  (1|Name) ,
  data=dfvel);

vel_test_typical <- mixed(v ~
  Height +
  UpperToLowerBodyRatio +
  StartPosition +
  EndPosition +
  v_Art +
  Alpha +
  D2 +

```

```

        D3 +
        (1|Name) ,
        data=dfvel);

vel_typical.R2 <- r.squaredGLMM(vel_typical)

#
##### Modell vel Umgebung und Aufgabe #####

vel_out <- lmer(v ~
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*StartPosition +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*EndPosition +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*v_Art +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*Alpha +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*D2 +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*D3 +
  (1|Name) ,
  data=dfvel);

vel_test_out <- mixed(v ~
  StartPosition +
  EndPosition +
  v_Art +
  Alpha +
  D2 +
  D3 +
  (1|Name) ,
  data=dfvel);

vel_out.R2 <- r.squaredGLMM(vel_out)

#
##### Model vel 50 #####
degree<-2

vel_full_50 <- lmer(v ~
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*Gender +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*Age +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*DomHand +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*Height +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*UpperToLowerBodyRatio +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*GripStrength +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*StartPosition +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*EndPosition +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*v_Art +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*Trail +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*Alpha +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*D2 +
  poly(x_v, degree, raw = TRUE)*D3 +
  (1|Name) ,
  data=dfvel_50);

vel_test_full_50 <- mixed(v ~
  Gender +
  Age +
  DomHand +
  Height +
  UpperToLowerBodyRatio +
  GripStrength +
  StartPosition +
  EndPosition +
  v_Art +

```

```

Trail +
Alpha +
D2 +
D3 +
(1|Name) ,
data=dfvel_50);

vel_full_50.R2 <- r.squaredGLMM(vel_full_50)

##### Modellvergleiche #####

ANOVA_vel_full_typical<- anova(vel_full, vel_typical)
ANOVA_vel_full_out<-anova(vel_full, vel_out)
ANOVA_vel_typical_out<-anova(vel_typical, vel_out)

##### Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich #####

apa_lm <- apa_print(vel_test_full)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Geschwindigkeit: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Vollständig'"
)

```

Tabelle A-1: Teilmodell Geschwindigkeit: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Vollständig'

Effect	<i>F</i>	<i>df</i> ^S	<i>df</i> _{res} ^S	<i>p</i>
Gender	1.18	1	88.82	.281
Age	0.24	1	88.79	.626
DomHand	0.58	1	88.97	.450
Height	0.73	1	88.84	.396
UpperToLowerBodyRatio	1.65	1	89.03	.202
GripStrength	4.43	1	88.84	.038
StartPosition	255.60	6	900,498.33	< .001
EndPosition	206.59	5	899,226.48	< .001
V Art	43,116.66	1	903,160.42	< .001
Trail	231.70	1	903,114.87	< .001
Alpha	0.24	1	902,141.70	.624

Effect	F	df^S	df_{res}^S	p
D2	1,964.61	1	897,229.13	< .001
D3	5,831.54	1	849,160.05	< .001

```
apa_lm <- apa_print(vel_test_typical)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Geschwindigkeit: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Typisch'"
)
```

Tabelle A-2: Teilmodell Geschwindigkeit: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Typisch'

Effect	F	df^S	df_{res}^S	p
Height	2.64	1	92.83	.107
UpperToLowerBodyRatio	2.80	1	93.04	.098
StartPosition	260.87	6	900,335.74	< .001
EndPosition	208.57	5	898,964.92	< .001
V Art	43,049.07	1	903,162.82	< .001
Alpha	0.27	1	901,913.75	.603
D2	1,922.02	1	896,096.44	< .001
D3	5,730.75	1	847,539.87	< .001

```
apa_lm <- apa_print(vel_test_out)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Geschwindigkeit: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Umgebung und Aufgabe'"
)
```

Tabelle A-3: Teilmodell Geschwindigkeit: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Umgebung und Aufgabe'

Effect	<i>F</i>	<i>df</i> ^S	<i>df</i> _{res} ^S	<i>p</i>
StartPosition	260.90	6	900,320.69	< .001
EndPosition	208.48	5	899,057.56	< .001
V Art	43,048.40	1	903,162.31	< .001
Alpha	0.26	1	901,941.42	.610
D2	1,924.33	1	894,979.21	< .001
D3	5,730.43	1	849,055.49	< .001

```
apa_lm <- apa_print(vel_test_full_50)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Geschwindigkeit: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich '50'"
)
```

Tabelle A-4: Teilmodell Geschwindigkeit: Teilmodell Geschwindigkeit: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich '50'

Effect	<i>F</i>	<i>df</i> ^S	<i>df</i> _{res} ^S	<i>p</i>
Gender	0.10	1	43.00	.749
Age	0.31	1	42.99	.582
DomHand	0.50	1	42.99	.484
Height	2.65	1	43.03	.111
UpperToLowerBodyRatio	0.16	1	43.06	.695
GripStrength	0.92	1	43.00	.344

Effect	<i>F</i>	<i>df</i> ^S	<i>df</i> _{res} ^S	<i>p</i>
StartPosition	153.13	6	508,923.74	< .001
EndPosition	120.84	5	508,740.52	< .001
V Art	19,424.86	1	509,126.89	< .001
Trail	394.22	1	509,117.16	< .001
Alpha	2.70	1	507,745.82	.100
D2	1,148.44	1	508,086.31	< .001
D3	2,835.99	1	505,628.56	< .001

Teilmodellvergleiche

```
knitr::kable(ANOVA_vel_full_typical)
```

Tabelle A-5: Teilmodell Geschwindigkeit: ANOVA-Vergleich der Varianten „Vollständig“ und „Typisch“

	npar	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
vel_typical	56	4990784	4991440	-2495336	4990672	NA	NA	NA
vel_full	71	4987382	4988213	-2493620	4987240	3432.195	15	0

```
knitr::kable(ANOVA_vel_full_out)
```

Tabelle A-6: Teilmodell Geschwindigkeit: ANOVA-Vergleich der Varianten „Vollständig“ und „Umgebung und Aufgabe“

	npar	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
vel_out	50	4993569	4994155	-2496735	4993469	NA	NA	NA
vel_full	71	4987382	4988213	-2493620	4987240	6229.736	21	0

```
knitr::kable(ANOVA_vel_typical_out)
```

Tabelle A-7: Teilmodell Geschwindigkeit: ANOVA-Vergleich der Varianten „Typisch“ und „Umgebung und Aufgabe“

	npars	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
vel_out	50	4993569	4994155	-2496735	4993469	NA	NA	NA
vel_typical	56	4990784	4991440	-2495336	4990672	2797.54	6	0

Bestimmtheitsmaße

```
knitr::kable(vel_full.R2)
```

Tabelle A-8: Teilmodell Geschwindigkeit: R² der Variante „Vollständig“

R2m	R2c
0.5524856	0.6201504

```
knitr::kable(vel_typical.R2)
```

Tabelle A-9: Teilmodell Geschwindigkeit: R² der Variante „Typisch“

R2m	R2c
0.5511866	0.6173103

```
knitr::kable(vel_out.R2)
```

Tabelle A-10: Teilmodell Geschwindigkeit: R² der Variante „Umgebung und Aufgabe“

R2m	R2c
0.5493253	0.6157142

```
knitr::kable(vel_full_50.R2)
```

Tabelle A-11: Teilmodell Geschwindigkeit: R² der Variante „50“

R2m	R2c
0.6370573	0.6661156

```
##### Regressionstabellen #####
```

```
apa_lm <- apa_print(vel_full)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Geschwindigkeit: Regressionstabelle 'Vollständig'"
)
```

Tabelle A-12: Teilmodell Geschwindigkeit: Regressionstabelle ‘Vollständig’

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Intercept	-4.95	[-15.01, 5.11]	-0.96	89.47	.338
Polyx v, degree, raw = TRUE1	-0.01	[-0.02, -0.01]	-6.71	903,068.78	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2	0.00	[0.00, 0.00]	-19.91	903,070.36	< .001
Genderw	0.54	[-0.62, 1.71]	0.92	89.36	.361
Age	0.02	[0.00, 0.05]	1.75	89.32	.084
DomHandr	0.19	[-0.98, 1.37]	0.32	89.42	.746
Height	0.01	[-0.05, 0.06]	0.22	89.38	.827
UpperToLowerBodyRatio	-6.03	[-15.82, 3.77]	-1.21	89.38	.231
GripStrength	0.02	[-0.01, 0.05]	1.49	89.38	.140
StartPositionStartPosition 2	1.84	[1.77, 1.91]	50.11	903,122.87	< .001
StartPositionStartPosition 4	-0.33	[-0.46, -0.20]	-5.01	903,067.67	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
StartPositionStartPosition 5	3.57	[3.45, 3.69]	57.02	903,064.90	< .001
StartPositionStartPosition 6	-1.94	[-2.08, -1.80]	-27.15	903,114.01	< .001
StartPositionStartPosition 7	-1.39	[-1.53, -1.26]	-20.24	903,081.33	< .001
StartPositionStartPosition 8	-0.82	[-0.95, -0.69]	-12.57	903,054.91	< .001
EndPositionEndPosition 2	0.63	[0.54, 0.72]	13.81	903,066.59	< .001
EndPositionEndPosition 3	-2.74	[-2.84, -2.65]	-55.30	903,127.33	< .001
EndPositionEndPosition 4	-2.91	[-3.03, -2.80]	-51.33	903,123.66	< .001
EndPositionEndPosition 5	-0.64	[-0.72, -0.56]	-15.45	903,075.10	< .001
EndPositionSteering Wheel	0.97	[0.89, 1.06]	22.05	903,091.21	< .001
V Art	2.24	[2.20, 2.28]	122.60	903,053.09	< .001
Trail	0.27	[0.25, 0.29]	25.01	903,046.46	< .001
Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	-5.87	903,087.72	< .001
D2	0.00	[0.00, 0.00]	1.70	903,122.46	.088
D3	0.01	[0.01, 0.01]	72.61	903,037.98	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × Genderw	0.00	[0.00, 0.00]	-6.52	903,067.78	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × Genderw	0.00	[0.00, 0.00]	10.93	903,064.83	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × Age	0.00	[0.00, 0.00]	-23.70	903,063.70	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × Age	0.00	[0.00, 0.00]	15.75	903,057.45	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × DomHandr	0.00	[0.00, 0.00]	-6.79	903,071.97	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × DomHandr	0.00	[0.00, 0.00]	0.97	903,071.56	.333
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × Height	0.00	[0.00, 0.00]	7.10	903,060.93	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × Height	0.00	[0.00, 0.00]	-5.47	903,062.07	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × UpperToLowerBodyRatio	0.08	[0.08, 0.09]	39.66	903,084.01	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × UpperToLowerBodyRatio	0.00	[0.00, 0.00]	-29.74	903,079.22	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × GripStrength	0.00	[0.00, 0.00]	-0.09	903,064.80	.927
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × GripStrength	0.00	[0.00, 0.00]	-0.24	903,061.23	.808
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 2	-0.02	[-0.02, -0.02]	-59.59	903,053.69	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	41.47	903,058.03	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 4	0.02	[0.02, 0.02]	32.32	903,048.43	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	-3.29	903,053.81	.001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 5	-0.02	[-0.02, -0.02]	-32.57	903,079.05	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	27.91	903,090.96	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 6	0.01	[0.01, 0.01]	13.31	903,056.41	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 6	0.00	[0.00, 0.00]	42.23	903,063.21	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 7	0.02	[0.01, 0.02]	24.15	903,053.44	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 7	0.00	[0.00, 0.00]	15.78	903,058.85	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 8	0.03	[0.03, 0.03]	45.47	903,048.85	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 8	0.00	[0.00, 0.00]	-24.34	903,052.30	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 2	-0.01	[-0.01, -0.01]	-33.46	903,048.82	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	38.97	903,051.65	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 3	0.01	[0.01, 0.01]	15.54	903,056.33	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 3	0.00	[0.00, 0.00]	35.58	903,056.84	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	-5.81	903,057.28	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	52.34	903,057.19	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	1.87	903,051.52	.061
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	18.56	903,050.16	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × EndPositionSteering Wheel	-0.01	[-0.01, 0.00]	-11.62	903,055.77	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × EndPositionSteering Wheel	0.00	[0.00, 0.00]	-32.17	903,065.19	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × V Art	0.01	[0.01, 0.01]	97.61	903,045.22	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × V Art	0.00	[0.00, 0.00]	-100.34	903,043.57	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × Trail	0.00	[0.00, 0.00]	-37.31	903,044.46	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × Trail	0.00	[0.00, 0.00]	37.75	903,043.36	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	1.46	903,054.58	.144
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	-3.34	903,061.54	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	29.12	903,057.60	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	28.16	903,062.92	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	66.60	903,062.63	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	-34.55	903,072.61	< .001

```
apa_lm <- apa_print(vel_typical)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Geschwindigkeit: Regressionstabelle 'Typisch'"
)
```

Tabelle A-13: Teilmodell Geschwindigkeit: Regressionstabelle 'Typisch'

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Intercept	-1.19	[-8.73, 6.34]	-0.31	93.47	.757
Polyx v, degree, raw = TRUE1	-0.05	[-0.05, -0.05]	-29.94	903,086.59	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2	0.00	[0.00, 0.00]	-5.78	903,081.75	< .001
Height	0.00	[-0.04, 0.04]	-0.15	93.43	.883
UpperToLowerBodyRatio	-3.90	[-13.30, 5.51]	-0.81	93.42	.419
StartPositionStartPosition 2	1.82	[1.74, 1.89]	49.84	903,140.25	< .001
StartPositionStartPosition 4	-0.33	[-0.45, -0.20]	-4.92	903,081.71	< .001
StartPositionStartPosition 5	3.59	[3.47, 3.72]	57.32	903,077.27	< .001
StartPositionStartPosition 6	-1.76	[-1.90, -1.62]	-24.68	903,131.70	< .001
StartPositionStartPosition 7	-1.19	[-1.33, -1.06]	-17.37	903,098.00	< .001
StartPositionStartPosition 8	-0.74	[-0.87, -0.61]	-11.36	903,067.79	< .001
EndPositionEndPosition 2	0.75	[0.66, 0.84]	16.39	903,079.97	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
EndPositionEndPosition 3	-2.57	[-2.66, -2.47]	-52.01	903,144.27	< .001
EndPositionEndPosition 4	-2.64	[-2.75, -2.53]	-47.00	903,142.32	< .001
EndPositionEndPosition 5	-0.52	[-0.60, -0.44]	-12.57	903,091.60	< .001
EndPositionSteering Wheel	0.90	[0.82, 0.99]	20.51	903,108.25	< .001
V Art	2.23	[2.20, 2.27]	122.06	903,065.68	< .001
Alpha	0.00	[-0.01, 0.00]	-10.05	903,103.04	< .001
D2	0.00	[0.00, 0.00]	2.51	903,140.86	.012
D3	0.01	[0.01, 0.01]	69.58	903,013.19	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × Height	0.00	[0.00, 0.00]	25.67	903,073.22	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × Height	0.00	[0.00, 0.00]	-24.87	903,072.57	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × UpperToLowerBodyRatio	0.08	[0.07, 0.08]	38.91	903,094.89	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × UpperToLowerBodyRatio	0.00	[0.00, 0.00]	-30.74	903,091.38	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 2	-0.02	[-0.02, -0.02]	-59.23	903,063.99	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	40.48	903,068.58	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 4	0.02	[0.02, 0.02]	32.35	903,061.05	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	-3.34	903,067.14	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 5	-0.02	[-0.02, -0.02]	-33.31	903,093.33	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	28.81	903,106.47	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 6	0.01	[0.01, 0.01]	11.66	903,069.46	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 6	0.00	[0.00, 0.00]	43.32	903,077.25	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 7	0.01	[0.01, 0.02]	22.41	903,066.28	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 7	0.00	[0.00, 0.00]	16.78	903,072.67	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 8	0.03	[0.03, 0.03]	44.79	903,060.65	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 8	0.00	[0.00, 0.00]	-23.97	903,064.58	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 2	-0.01	[-0.01, -0.01]	-35.25	903,060.81	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	39.99	903,063.99	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 3	0.00	[0.00, 0.01]	13.20	903,069.19	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 3	0.00	[0.00, 0.00]	37.13	903,069.30	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	-9.38	903,070.35	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	54.98	903,070.14	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	-0.05	903,063.74	.964
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	19.60	903,062.33	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × EndPositionSteering Wheel	0.00	[-0.01, 0.00]	-10.27	903,069.38	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × EndPositionSteering Wheel	0.00	[0.00, 0.00]	-33.19	903,079.73	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × V Art	0.01	[0.01, 0.01]	97.44	903,057.06	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × V Art	0.00	[0.00, 0.00]	-99.96	903,055.06	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	4.44	903,066.58	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	-5.00	903,074.52	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	29.95	903,068.12	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	27.62	903,074.02	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	71.12	903,074.88	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	-36.82	903,085.61	< .001

```
apa_lm <- apa_print(vel_out)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Geschwindigkeit: Regressionstabelle 'Umgebung und Aufgabe'"
)
```

Tabelle A-14: Teilmodell Geschwindigkeit: Regressionstabelle 'Umgebung und Aufgabe'

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Intercept	-3.43	[-3.78, -3.08]	-19.24	136.91	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1	0.02	[0.02, 0.02]	40.84	903,065.74	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2	0.00	[0.00, 0.00]	-123.74	903,069.69	< .001
StartPositionStartPosition 2	1.67	[1.60, 1.74]	46.10	903,148.53	< .001
StartPositionStartPosition 4	-0.54	[-0.66, -0.41]	-8.11	903,086.84	< .001
StartPositionStartPosition 5	3.52	[3.40, 3.64]	56.17	903,082.20	< .001
StartPositionStartPosition 6	-2.15	[-2.29, -2.01]	-30.34	903,138.91	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
StartPositionStartPosition 7	-1.52	[-1.65, -1.39]	-22.17	903,103.22	< .001
StartPositionStartPosition 8	-0.96	[-1.09, -0.83]	-14.68	903,072.08	< .001
EndPositionEndPosition 2	0.68	[0.59, 0.77]	14.93	903,084.90	< .001
EndPositionEndPosition 3	-2.82	[-2.92, -2.73]	-57.49	903,150.85	< .001
EndPositionEndPosition 4	-2.95	[-3.06, -2.84]	-52.63	903,149.38	< .001
EndPositionEndPosition 5	-0.66	[-0.74, -0.58]	-15.94	903,097.90	< .001
EndPositionSteering Wheel	0.94	[0.86, 1.03]	21.44	903,114.22	< .001
V Art	2.23	[2.20, 2.27]	121.94	903,069.75	< .001
Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	-7.84	903,108.98	< .001
D2	0.00	[0.00, 0.00]	-3.48	903,149.53	< .001
D3	0.01	[0.01, 0.01]	77.00	902,989.92	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 2	-0.01	[-0.01, -0.01]	-54.92	903,068.34	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	36.34	903,073.18	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 4	0.02	[0.02, 0.02]	35.35	903,065.52	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	-5.82	903,072.10	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 5	-0.02	[-0.02, -0.02]	-32.42	903,097.58	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	27.98	903,110.96	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 6	0.01	[0.01, 0.01]	17.36	903,074.01	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 6	0.00	[0.00, 0.00]	39.21	903,082.36	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 7	0.02	[0.02, 0.02]	27.10	903,070.99	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 7	0.00	[0.00, 0.00]	13.22	903,078.03	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 8	0.03	[0.03, 0.03]	47.70	903,065.14	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 8	0.00	[0.00, 0.00]	-26.35	903,069.58	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 2	-0.01	[-0.01, -0.01]	-33.87	903,064.78	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	39.01	903,067.97	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 3	0.01	[0.01, 0.01]	18.74	903,073.14	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 3	0.00	[0.00, 0.00]	33.19	903,072.50	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	-3.80	903,074.20	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	50.98	903,073.36	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	3.09	903,067.92	.002
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	17.39	903,066.27	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × EndPositionSteering Wheel	-0.01	[-0.01, 0.00]	-11.35	903,074.45	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × EndPositionSteering Wheel	0.00	[0.00, 0.00]	-31.80	903,085.43	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × V Art	0.01	[0.01, 0.01]	96.96	903,061.12	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × V Art	0.00	[0.00, 0.00]	-99.45	903,059.15	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	2.22	903,070.62	.026
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	-3.37	903,078.58	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	38.54	903,072.29	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	20.83	903,077.97	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	64.18	903,078.77	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	-30.73	903,088.69	< .001

```
apa_lm <- apa_print(vel_full_50)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Geschwindigkeit: Regressionstabelle '50'"
)
```

Tabelle A-15: Teilmodell Geschwindigkeit: Regressionstabelle '50'

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Intercept	-5.60	[-15.45, 4.25]	-1.11	43.53	.271
Polyx v, degree, raw = TRUE1	-0.02	[-0.03, -0.02]	-7.99	509,068.82	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2	0.00	[0.00, 0.00]	-17.71	509,073.11	< .001
Genderw	0.70	[-0.35, 1.75]	1.30	43.44	.199
Age	0.03	[0.00, 0.05]	2.10	43.41	.041
DomHandr	1.54	[0.31, 2.77]	2.45	43.38	.019
Height	0.02	[-0.03, 0.06]	0.74	43.47	.465
UpperToLowerBodyRatio	-3.30	[-15.09, 8.49]	-0.55	43.51	.586
GripStrength	0.02	[0.00, 0.05]	1.65	43.43	.106
StartPositionStartPosition 2	1.23	[1.13, 1.33]	23.67	509,085.72	< .001
StartPositionStartPosition 4	1.09	[0.92, 1.26]	12.54	509,068.35	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
StartPositionStartPosition 5	2.31	[2.15, 2.46]	28.91	509,068.60	< .001
StartPositionStartPosition 6	0.87	[0.68, 1.06]	8.85	509,086.81	< .001
StartPositionStartPosition 7	0.49	[0.32, 0.66]	5.57	509,083.23	< .001
StartPositionStartPosition 8	0.51	[0.35, 0.67]	6.18	509,068.08	< .001
EndPositionEndPosition 2	0.08	[-0.03, 0.19]	1.49	509,080.09	.136
EndPositionEndPosition 3	-1.53	[-1.67, -1.39]	-21.18	509,092.69	< .001
EndPositionEndPosition 4	-1.79	[-1.95, -1.63]	-22.04	509,096.71	< .001
EndPositionEndPosition 5	-0.36	[-0.47, -0.26]	-6.84	509,083.12	< .001
EndPositionSteering Wheel	-0.74	[-0.86, -0.63]	-12.97	509,072.82	< .001
V Art	2.44	[2.40, 2.48]	109.23	509,061.84	< .001
Trail	0.27	[0.24, 0.30]	20.13	509,063.09	< .001
Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	-2.69	509,096.16	.007
D2	0.00	[0.00, 0.00]	-22.01	509,093.22	< .001
D3	0.00	[0.00, 0.00]	3.92	509,099.84	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × Genderw	0.00	[0.00, 0.00]	-9.91	509,069.25	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × Genderw	0.00	[0.00, 0.00]	5.85	509,069.01	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × Age	0.00	[0.00, 0.00]	-6.74	509,067.02	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × Age	0.00	[0.00, 0.00]	-2.85	509,066.82	.004
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × DomHandr	0.00	[0.00, 0.00]	-0.40	509,072.88	.691
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × DomHandr	0.00	[0.00, 0.00]	-4.93	509,075.86	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × Height	0.00	[0.00, 0.00]	21.05	509,067.31	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × Height	0.00	[0.00, 0.00]	-20.15	509,069.67	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × UpperToLowerBodyRatio	0.00	[-0.01, 0.00]	-1.20	509,069.31	.229
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × UpperToLowerBodyRatio	0.00	[0.00, 0.00]	2.43	509,075.01	.015
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × GripStrength	0.00	[0.00, 0.00]	-0.41	509,064.67	.685
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × GripStrength	0.00	[0.00, 0.00]	-3.97	509,065.67	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 2	-0.02	[-0.02, -0.02]	-51.42	509,067.63	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	50.18	509,069.79	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 4	0.01	[0.01, 0.01]	8.74	509,064.58	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	14.36	509,067.23	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 5	-0.01	[-0.01, 0.00]	-6.99	509,065.93	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	4.98	509,066.55	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 6	-0.01	[-0.02, -0.01]	-17.12	509,070.00	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 6	0.00	[0.00, 0.00]	47.91	509,072.48	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 7	0.00	[0.00, 0.00]	-3.28	509,070.56	.001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 7	0.00	[0.00, 0.00]	30.96	509,072.99	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 8	0.01	[0.01, 0.02]	16.48	509,065.11	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 8	0.00	[0.00, 0.00]	2.68	509,067.26	.007

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 2	-0.01	[-0.01, -0.01]	-15.18	509,065.48	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	13.64	509,066.66	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 3	0.01	[0.01, 0.01]	13.65	509,066.84	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 3	0.00	[0.00, 0.00]	-10.93	509,068.52	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	1.89	509,069.69	.059
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	-0.93	509,071.93	.354
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	9.54	509,066.43	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	-11.30	509,066.74	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × EndPositionSteering Wheel	0.01	[0.01, 0.01]	23.23	509,070.20	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × EndPositionSteering Wheel	0.00	[0.00, 0.00]	-57.67	509,075.78	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × V Art	0.01	[0.01, 0.01]	71.06	509,062.00	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × V Art	0.00	[0.00, 0.00]	-79.06	509,061.34	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × Trail	0.00	[0.00, 0.00]	-29.85	509,062.10	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × Trail	0.00	[0.00, 0.00]	26.12	509,061.61	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	5.51	509,071.17	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	-6.11	509,076.84	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	27.48	509,071.07	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	25.99	509,074.20	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE1 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	59.46	509,067.91	< .001
Polyx v, degree, raw = TRUE2 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	14.23	509,071.43	< .001

B Statistische Auswertungen Teilmodell Ebene

```
library(Matrix)
library(lme4)
library(afex)
library(MuMIn)
library(ggplot2)
library(tidyverse)
library(performance)
library(datawizard)
library(see)
library(patchwork)
library(papaja)
library(dplyr)

filepath = dirname(rstudioapi::getActiveDocumentContext()$path)
setwd(filepath)
setwd(dirname(getwd()))
datapath = paste0(getwd(), "/Output")
setwd(datapath)

# _____ #
##### Daten importieren #####

dfphi <- read.csv("phi.csv",
                 header = TRUE,
                 sep = ",",
                 dec = ".");

##### Richtige StartPosition zuteilen _____ #

for (i in 1:5){

  renam<-paste(i)

  dfphi$StartPosition[dfphi$ArtBewegung == renam] <- '1'
  dfphi$StartPosition[dfphi$ArtBewegung == "21"] <- '1'
}

for (i in 6:10){

  renam<-paste(i)

  dfphi$StartPosition[dfphi$ArtBewegung == renam] <- '2'
  dfphi$StartPosition[dfphi$ArtBewegung == "22"] <- '2'
}

for (i in 11:15){

  renam<-paste(i)

  dfphi$StartPosition[dfphi$ArtBewegung == renam] <- '2'
  dfphi$StartPosition[dfphi$ArtBewegung == "23"] <- '2'
}

dfphi$StartPosition[dfphi$ArtBewegung == "16"] <- '4'
dfphi$StartPosition[dfphi$ArtBewegung == "17"] <- '5'
dfphi$StartPosition[dfphi$ArtBewegung == "18"] <- '6'
```

```

dfphi$StartPosition[dfphi$ArtBewegung == "19"] <- '7'
dfphi$StartPosition[dfphi$ArtBewegung == "20"] <- '8'

##### Richtige EndPosition zuteilen#####
for (i in 16:23){
  renam<-paste(i)
  dfphi$EndPosition[dfphi$ArtBewegung == renam] <- 'Lenkrad'
}
for (i in seq(from = 1, to = 15, by = 5)){
  renam<-paste(i)
  dfphi$EndPosition[dfphi$ArtBewegung == renam] <- '1'
}
for (i in seq(from = 2, to = 15, by = 5)){
  renam<-paste(i)
  dfphi$EndPosition[dfphi$ArtBewegung == renam] <- '2'
}
for (i in seq(from = 3, to = 15, by = 5)){
  renam<-paste(i)
  dfphi$EndPosition[dfphi$ArtBewegung == renam] <- '3'
}
for (i in seq(from = 4, to = 15, by = 5)){
  renam<-paste(i)
  dfphi$EndPosition[dfphi$ArtBewegung == renam] <- '4'
}
for (i in seq(from = 5, to = 15, by = 5)){
  renam<-paste(i)
  dfphi$EndPosition[dfphi$ArtBewegung == renam] <- '5'
}

##### Datensatz für Teilmodell 50 generieren #####
dfphi_50<-dfphi
for (i in 1:53) {
  de1VP<-paste("VP" , i)
  dfphi_50 <- subset(dfphi_50, Name!=de1VP);
}

# #
# #

```

```

##### Model phi Vollständig #####

phi_full <- mixed(Phi ~
  Gender +
  Age +
  DomHand +
  Height +
  UpperToLowerBodyRatio +
  GripStrength +
  StartPosition +
  EndPosition +
  v_max +
  Trail +
  Alpha +
  D2 +
  D3 +
  (1|Name) ,
  data = dfphi);

phi_full_lmer <- lmer(Phi ~
  Gender +
  Age +
  DomHand +
  Height +
  UpperToLowerBodyRatio +
  GripStrength +
  StartPosition +
  EndPosition +
  v_max +
  Trail +
  Alpha +
  D2 +
  D3 +
  (1|Name) ,
  data = dfphi);

phi_full.R2 <- r.squaredGLMM(phi_full_lmer)

# _____ #
##### Modell phi Typisch #####

phi_typical <- mixed(Phi ~
  Height +
  UpperToLowerBodyRatio +
  StartPosition +
  EndPosition +
  v_max +
  Alpha +
  D2 +
  D3 +
  (1|Name) ,
  data = dfphi);

phi_typical_lmer <- lmer(Phi ~
  Height +
  UpperToLowerBodyRatio +
  StartPosition +
  EndPosition +
  v_max +
  Alpha +
  D2 +
  D3 +

```

```

        (1|Name) ,
        data = dfphi);

phi_typical.R2 <- r.squaredGLMM(phi_typical_lmer)

# _____ #
##### Modell phi Umgebung und Aufgabe #####

phi_out <- mixed(Phi ~
                StartPosition +
                EndPosition +
                v_max +
                Alpha +
                D2 +
                D3 +
                (1|Name) ,
                data = dfphi);

phi_out_lmer <- lmer(Phi ~
                    StartPosition +
                    EndPosition +
                    v_max +
                    Alpha +
                    D2 +
                    D3 +
                    (1|Name) ,
                    data = dfphi);

phi_out.R2 <- r.squaredGLMM(phi_out_lmer)

# _____ #
# _____ #
##### Model phi 50 #####

phi_full_50 <- mixed(Phi ~
                    Gender +
                    Age +
                    DomHand +
                    Height +
                    UpperToLowerBodyRatio +
                    GripStrength +
                    StartPosition +
                    EndPosition +
                    v_max +
                    Trail +
                    Alpha +
                    D2 +
                    D3 +
                    (1|Name) ,
                    data = dfphi_50);

phi_full_50_lmer <- lmer(Phi ~
                        Gender +
                        Age +
                        DomHand +
                        Height +
                        UpperToLowerBodyRatio +
                        GripStrength +
                        StartPosition +
                        EndPosition +

```

```

v_max +
Trail +
Alpha +
D2 +
D3 +
(1|Name) ,
data = dfphi_50);

phi_full_50.R2 <- r.squaredGLMM(phi_full_50_lmer)

##### Modellvergleiche #####

ANOVA_phi_full_typical<- anova(phi_full, phi_typical)
ANOVA_phi_full_out<-anova(phi_full, phi_out)
ANOVA_phi_typical_out<-anova(phi_typical, phi_out)

##### Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich #####

apa_lm <- apa_print(phi_full)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Ebene: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Vollständig'"
)

```

Tabelle B-1: Teilmodell Ebene: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Vollständig'

Effect	<i>F</i>	<i>df^S</i>	<i>df_{res}^S</i>	<i>p</i>
Gender	1.05	1	83.50	.309
Age	0.05	1	83.52	.818
DomHand	5.48	1	89.09	.022
Height	4.85	1	83.76	.030
UpperToLowerBodyRatio	0.15	1	90.67	.702
GripStrength	0.26	1	84.33	.612
StartPosition	58.07	6	10,675.42	< .001
EndPosition	136.38	5	10,228.23	< .001
V max	23.37	1	10,292.63	< .001
Trail	0.00	1	11,849.76	.999
Alpha	433.46	1	9,918.74	< .001

Effect	F	df^S	df_{res}^S	p
D2	7.46	1	8,802.18	.006
D3	5.09	1	3,594.12	.024

```
apa_lm <- apa_print(phi_typical)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Ebene: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Typisch'"
)
```

Tabelle B-2: Teilmodell Ebene: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Typisch'

Effect	F	df^S	df_{res}^S	p
Height	6.26	1	89.61	.014
UpperToLowerBodyRatio	0.08	1	95.57	.776
StartPosition	57.84	6	10,659.18	< .001
EndPosition	136.91	5	10,189.56	< .001
V max	23.21	1	10,329.92	< .001
Alpha	432.57	1	9,697.19	< .001
D2	7.85	1	8,508.36	.005
D3	4.94	1	3,648.74	.026

```

apa_lm <- apa_print(phi_out)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Ebene: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Umgebung und Aufgabe'"
)

```

Tabelle B-3: Teilmodell Ebene: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Umgebung und Aufgabe'

Effect	<i>F</i>	<i>df</i> ^S	<i>df</i> _{res} ^S	<i>p</i>
StartPosition	58.25	6	10,599.68	< .001
EndPosition	136.07	5	10,156.27	< .001
V max	21.86	1	10,319.25	< .001
Alpha	438.06	1	9,776.66	< .001
D2	6.68	1	8,174.20	.010
D3	4.80	1	3,577.80	.029

```

apa_lm <- apa_print(phi_full_50)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Ebene: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich '50'
"
)

```

Tabelle B-4: Teilmodell Ebene: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich '50'

Effect	<i>F</i>	<i>df</i> ^S	<i>df</i> _{res} ^S	<i>p</i>
Gender	5.15	1	41.90	.028
Age	4.24	1	42.70	.046
DomHand	5.82	1	42.15	.020
Height	11.94	1	42.95	.001
UpperToLowerBodyRatio	0.36	1	45.48	.551
GripStrength	1.97	1	42.45	.168
StartPosition	22.95	6	6,205.26	< .001
EndPosition	79.81	5	5,852.33	< .001
V max	23.61	1	3,422.96	< .001
Trail	0.23	1	6,607.56	.629
Alpha	221.28	1	3,732.83	< .001
D2	13.27	1	5,235.12	< .001
D3	11.23	1	3,282.25	< .001

```
##### Teilmodellvergleiche #####
```

```
knitr::kable(ANOVA_phi_full_typical)
```

Tabelle B-5: Teilmodell Ebene: ANOVA-Vergleich der Varianten „Vollständig“ und „Typisch“

	npar	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
phi_typical	20	126067.0	126214.7	-63013.48	126027.0	NA	NA	NA
phi_full	25	126071.8	126256.5	-63010.89	126021.8	5.166316	5	0.395922

```
knitr::kable(ANOVA_phi_full_out)
```

Tabelle B-6: Teilmodell Ebene: ANOVA-Vergleich der Varianten „Vollständig“ und „Umgebung und Aufgabe“

	npar	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
phi_out	18	126075.0	126208.0	-63019.49	126039.0	NA	NA	NA
phi_full	25	126071.8	126256.5	-63010.89	126021.8	17.18511	7	0.0162408

```
knitr::kable(ANOVA_phi_typical_out)
```

Tabelle B-7: Teilmodell Ebene: ANOVA-Vergleich der Varianten „Typisch“ und „Umgebung und Aufgabe“

	npar	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
phi_out	18	126075	126208.0	-63019.49	126039	NA	NA	NA
phi_typical	20	126067	126214.7	-63013.48	126027	12.01879	2	0.0024556

```
##### Bestimmtheitsmaße #####
```

```
knitr::kable(phi_full.R2)
```

Tabelle B-8: Teilmodell Ebene: R² der Valiante „Vollständig“

R2m	R2c
0.2449439	0.2608571

```
knitr::kable(phi_typical.R2)
```

Tabelle B-9: Teilmodell Ebene: R² der Valiante „Typisch“

R2m	R2c
0.2438472	0.2605995

```
knitr::kable(phi_out.R2)
```

Tabelle B-10: Teilmodell Ebene: R² der Valiante „Umgebung und Aufgabe“

R2m	R2c
0.2424495	0.2603761

```
knitr::kable(phi_full_50.R2)
```

Tabelle B-11: Teilmodell Ebene: R² der Valiante „50“

R2m	R2c
0.2196859	0.2275123

Regressionstabellen

```
apa_lm <- apa_print(phi_full_lmer)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Ebene: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Vollständig'"
)
```

Tabelle B-12: Teilmodell Ebene: Regressionstabelle 'Vollständig'

Term	β	95% CI	t	df	p
Intercept	95.86	[43.57, 148.15]	3.59	92.75	< .001
Genderw	3.05	[-2.79, 8.88]	1.02	83.50	.309
Age	-0.01	[-0.14, 0.11]	-0.23	83.52	.818
DomHandr	-7.18	[-13.19, -1.17]	-2.34	89.09	.022
Height	0.29	[0.03, 0.55]	2.20	83.76	.030
UpperToLowerBodyRatio	9.94	[-40.86, 60.74]	0.38	90.67	.702
GripStrength	0.04	[-0.11, 0.19]	0.51	84.33	.612
StartPosition2	1.78	[-1.97, 5.53]	0.93	9,359.03	.353
StartPosition4	1.26	[-4.05, 6.57]	0.46	11,647.45	.642
StartPosition5	39.52	[34.25, 44.79]	14.71	11,783.23	< .001
StartPosition6	9.33	[2.44, 16.22]	2.66	8,724.45	.008
StartPosition7	22.20	[15.82, 28.58]	6.82	10,701.73	< .001
StartPosition8	34.82	[29.47, 40.17]	12.76	11,853.75	< .001
EndPosition2	-34.14	[-38.51, -29.76]	-15.29	11,650.87	< .001
EndPosition3	-1.89	[-7.00, 3.21]	-0.73	7,804.57	.468
EndPosition4	-38.88	[-44.73, -33.04]	-13.04	8,007.00	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
EndPosition5	-12.59	[-16.52, -8.65]	-6.27	11,560.66	< .001
EndPositionLenkrad	-23.92	[-27.92, -19.93]	-11.74	11,067.55	< .001
V max	-0.25	[-0.34, -0.15]	-4.83	10,292.63	< .001
Trail	0.00	[-1.03, 1.03]	0.00	11,849.76	.999
Alpha	-0.47	[-0.51, -0.43]	-20.82	9,918.74	< .001
D2	-0.02	[-0.03, -0.01]	-2.73	8,802.18	.006
D3	0.02	[0.00, 0.03]	2.26	3,594.12	.024

```
apa_lm <- apa_print(phi_typical_lmer)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Ebene: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Typisch'"
)
```

Tabelle B-13: Teilmodell Ebene: Regressionstabelle 'Typisch'

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Intercept	99.58	[59.55, 139.62]	4.88	96.65	< .001
Height	0.25	[0.05, 0.45]	2.50	89.61	.014
UpperToLowerBodyRatio	7.32	[-42.96, 57.60]	0.29	95.57	.776
StartPosition2	1.68	[-2.06, 5.41]	0.88	9,175.34	.379
StartPosition4	1.28	[-4.02, 6.59]	0.47	11,686.78	.636
StartPosition5	39.41	[34.14, 44.67]	14.67	11,802.07	< .001
StartPosition6	9.36	[2.49, 16.24]	2.67	8,776.39	.008
StartPosition7	22.13	[15.76, 28.50]	6.81	10,667.63	< .001
StartPosition8	34.76	[29.42, 40.11]	12.74	11,859.85	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
EndPosition2	-34.24	[-38.61, -29.87]	-15.35	11,607.38	< .001
EndPosition3	-1.86	[-6.95, 3.23]	-0.72	7,757.92	.474
EndPosition4	-38.90	[-44.73, -33.07]	-13.09	7,831.48	< .001
EndPosition5	-12.61	[-16.54, -8.69]	-6.30	11,504.91	< .001
EndPositionLenkrad	-23.93	[-27.92, -19.94]	-11.75	11,031.53	< .001
V max	-0.24	[-0.34, -0.14]	-4.82	10,329.92	< .001
Alpha	-0.47	[-0.51, -0.42]	-20.80	9,697.19	< .001
D2	-0.02	[-0.03, -0.01]	-2.80	8,508.36	.005
D3	0.02	[0.00, 0.03]	2.22	3,648.74	.026

```
apa_lm <- apa_print(phi_out_lmer)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Ebene: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Umgebung und Aufgabe'"
)
```

Tabelle B-14: Teilmodell Ebene: Regressionstabelle 'Umgebung und Aufgabe'

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Intercept	146.96	[139.23, 154.68]	37.29	3,234.02	< .001
StartPosition2	2.02	[-1.71, 5.75]	1.06	9,003.01	.289
StartPosition4	1.36	[-3.94, 6.67]	0.50	11,651.44	.615
StartPosition5	39.62	[34.35, 44.88]	14.75	11,803.76	< .001
StartPosition6	9.57	[2.70, 16.44]	2.73	8,573.85	.006
StartPosition7	22.43	[16.06, 28.79]	6.91	10,519.38	< .001
StartPosition8	34.97	[29.63, 40.31]	12.83	11,830.87	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	t	df	p
EndPosition2	-34.03	[-38.40, -29.66]	-15.26	11,621.59	< .001
EndPosition3	-1.77	[-6.85, 3.32]	-0.68	7,661.99	.496
EndPosition4	-38.70	[-44.52, -32.88]	-13.03	7,738.76	< .001
EndPosition5	-12.49	[-16.42, -8.57]	-6.24	11,490.42	< .001
EndPositionLenkrad	-23.85	[-27.84, -19.86]	-11.72	11,038.69	< .001
V max	-0.24	[-0.34, -0.14]	-4.68	10,319.25	< .001
Alpha	-0.47	[-0.52, -0.43]	-20.93	9,776.66	< .001
D2	-0.02	[-0.03, 0.00]	-2.58	8,174.20	.010
D3	0.02	[0.00, 0.03]	2.19	3,577.80	.029

```

apa_lm <- apa_print(phi_full_50_lmer)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Ebene: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich '50'
"
)

```

Tabelle B-15: Teilmodell Ebene: Regressionstabelle '50'

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	t	df	p
Intercept	68.98	[5.30, 132.66]	2.12	47.12	.039
Genderw	7.63	[1.04, 14.21]	2.27	41.90	.028
Age	0.16	[0.01, 0.31]	2.06	42.70	.046
DomHandr	-9.51	[-17.24, -1.78]	-2.41	42.15	.020
Height	0.49	[0.21, 0.77]	3.46	42.95	.001
UpperToLowerBodyRatio	-23.14	[-98.57, 52.28]	-0.60	45.48	.551
GripStrength	0.12	[-0.05, 0.29]	1.40	42.45	.168

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
StartPosition2	-2.99	[-8.46, 2.47]	-1.07	5,817.98	.283
StartPosition4	-1.04	[-8.35, 6.27]	-0.28	6,555.39	.780
StartPosition5	30.29	[23.18, 37.41]	8.34	6,588.41	< .001
StartPosition6	1.56	[-8.39, 11.52]	0.31	5,114.91	.758
StartPosition7	7.46	[-1.27, 16.19]	1.67	5,604.28	.094
StartPosition8	27.69	[20.51, 34.87]	7.56	6,547.84	< .001
EndPosition2	-37.55	[-43.25, -31.86]	-12.93	6,080.24	< .001
EndPosition3	-9.06	[-16.70, -1.42]	-2.32	4,581.66	.020
EndPosition4	-43.62	[-52.21, -35.03]	-9.96	4,177.82	< .001
EndPosition5	-17.08	[-22.48, -11.67]	-6.19	6,034.88	< .001
EndPositionLenkrad	-27.12	[-32.52, -21.72]	-9.84	6,399.86	< .001
V max	-0.46	[-0.65, -0.27]	-4.86	3,422.96	< .001
Trail	0.34	[-1.05, 1.73]	0.48	6,607.56	.629
Alpha	-0.41	[-0.47, -0.36]	-14.88	3,732.83	< .001
D2	-0.03	[-0.05, -0.02]	-3.64	5,235.12	< .001
D3	0.04	[0.02, 0.06]	3.35	3,282.25	< .001

C Statistische Auswertungen Teilmodell Kurve

```
suppressWarnings({
  library(Matrix)
  library(lme4)
  library(afex)
  library(MuMIn)
  library(ggplot2)
  library(tidyverse)
  library(performance)
  library(datawizard)
  library(see)
  library(patchwork)
  library(papaja)
  library(dplyr)

  filepath = dirname(rstudioapi::getActiveDocumentContext())$path
  setwd(filepath)
  setwd(dirname(getwd()))
  datapath = paste0(getwd(), "/Output")
  setwd(datapath)

# _____ #
#### data import ####

dfxy <- read.csv("xy.csv",
  header = TRUE,
  sep = ",",
  dec = ".");

dfxy <- subset(dfxy, Name!="VP 16" & Name!="VP 17" & Name!="VP 18" & Name!="VP 40");

##### Richtige StartPosition zuteilen _____ #

for (i in 1:5){
  renam<-paste(i)

  dfxy$StartPosition[dfxy$ArtBewegung == renam] <- 'StartPosition 1'
  dfxy$StartPosition[dfxy$ArtBewegung == "21"] <- 'StartPosition 1'
}

for (i in 6:10){
  renam<-paste(i)

  dfxy$StartPosition[dfxy$ArtBewegung == renam] <- 'StartPosition 2'
  dfxy$StartPosition[dfxy$ArtBewegung == "22"] <- 'StartPosition 2'
}

for (i in 11:15){
  renam<-paste(i)

  dfxy$StartPosition[dfxy$ArtBewegung == renam] <- 'StartPosition 2'
  dfxy$StartPosition[dfxy$ArtBewegung == "23"] <- 'StartPosition 2'
}
```

```

dfxy$StartPosition[dfxy$ArtBewegung == "16"] <- 'StartPosition 4'
dfxy$StartPosition[dfxy$ArtBewegung == "17"] <- 'StartPosition 5'
dfxy$StartPosition[dfxy$ArtBewegung == "18"] <- 'StartPosition 6'
dfxy$StartPosition[dfxy$ArtBewegung == "19"] <- 'StartPosition 7'
dfxy$StartPosition[dfxy$ArtBewegung == "20"] <- 'StartPosition 8'

##### Richtige EndPosition zuteilen#####

for (i in 16:23){
  renam<-paste(i)
  dfxy$EndPosition[dfxy$ArtBewegung == renam] <- 'Steering Wheel'
}

for (i in seq(from = 1, to = 15, by = 5)){
  renam<-paste(i)
  dfxy$EndPosition[dfxy$ArtBewegung == renam] <- 'EndPosition 1'
}

for (i in seq(from = 2, to = 15, by = 5)){
  renam<-paste(i)
  dfxy$EndPosition[dfxy$ArtBewegung == renam] <- 'EndPosition 2'
}

for (i in seq(from = 3, to = 15, by = 5)){
  renam<-paste(i)
  dfxy$EndPosition[dfxy$ArtBewegung == renam] <- 'EndPosition 3'
}

for (i in seq(from = 4, to = 15, by = 5)){
  renam<-paste(i)
  dfxy$EndPosition[dfxy$ArtBewegung == renam] <- 'EndPosition 4'
}

for (i in seq(from = 5, to = 15, by = 5)){
  renam<-paste(i)
  dfxy$EndPosition[dfxy$ArtBewegung == renam] <- 'EndPosition 5'
}

##### Datensatz für Teilmodell 50 generieren#####
dfxy_50<-dfxy

for (i in 1:53) {
  delVP<-paste("VP" , i)
  dfxy_50 <- subset(dfxy_50, Name!=delVP);
}

```

```

# _____ #
##### Model xy Vollständig #####

degree <- 4;

xy_full <- lmer(y ~
  poly(x, degree, raw = TRUE) * Gender +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * Age +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * DomHand +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * Height +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * UpperToLowerBodyRatio +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * GripStrength +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * StartPosition +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * EndPosition +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * v_max +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * Trail +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * Alpha +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * D2 +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * D3 +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * Phi +
  (1|Name) ,
  data = dfxy);

xy_test_full <- mixed(y ~
  Gender +
  Age +
  DomHand +
  Height +
  UpperToLowerBodyRatio +
  GripStrength +
  StartPosition +
  EndPosition +
  v_max +
  Trail +
  Alpha +
  D2 +
  D3 +
  Phi +
  (1|Name) ,
  data = dfxy);

xy_full.R2 <- r.squaredGLMM(xy_full)

# _____ #
##### Modell xy Typisch #####

degree <- 4;

xy_typical <- lmer(y ~
  poly(x, degree, raw = TRUE) * Height +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * UpperToLowerBodyRatio +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * StartPosition +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * EndPosition +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * v_max +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * Alpha +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * D2 +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * D3 +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * Phi +
  (1|Name) ,
  data = dfxy);

xy_test_typical <- mixed(y ~
  Height +

```

```

        UpperToLowerBodyRatio +
        StartPosition +
        EndPosition +
        v_max +
        Alpha +
        D2 +
        D3 +
        Phi +
        (1|Name) ,
        data = dfxy);

xy_typical.R2 <- r.squaredGLMM(xy_typical)

# _____ #
##### Modell xy Umgebung und Aufgabe #####

degree <- 4;

xy_out <- lmer(y ~
  poly(x, degree, raw = TRUE) * StartPosition +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * EndPosition +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * v_max +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * Alpha +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * D2 +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * D3 +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * Phi +
  (1|Name) ,
  data = dfxy);

xy_test_out <- mixed(y ~
  StartPosition +
  EndPosition +
  v_max +
  Alpha +
  D2 +
  D3 +
  Phi +
  (1|Name) ,
  data = dfxy);

xy_out.R2 <- r.squaredGLMM(xy_out)

# _____ #
##### Model xy 50 #####

degree <- 4;

xy_full_50 <- lmer(y ~
  poly(x, degree, raw = TRUE) * Gender +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * Age +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * DomHand +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * Height +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * UpperToLowerBodyRatio +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * GripStrength +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * StartPosition +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * EndPosition +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * v_max +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * Trail +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * Alpha +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * D2 +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * D3 +
  poly(x, degree, raw = TRUE) * Phi +

```

```

      (1|Name) ,
      data = dfxy_50);
xy_test_full_50 <- mixed(y ~
      Gender +
      Age +
      DomHand +
      Height +
      UpperToLowerBodyRatio +
      GripStrength +
      StartPosition +
      EndPosition +
      v_max +
      Trail +
      Alpha +
      D2 +
      D3 +
      Phi +
      (1|Name) ,
      data = dfxy_50);

xy_full_50.R2 <- r.squaredGLMM(xy_full_50)

##### Modellvergleiche #####

ANOVA_xy_full_typical<- anova(xy_full, xy_typical)
ANOVA_xy_full_out<-anova(xy_full, xy_out)
ANOVA_xy_typical_out<-anova(xy_typical, xy_out)

})

##### Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich #####

apa_lm <- apa_print(xy_test_full)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Kurve: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Vollständig'"
)

```

Tabelle C-1: Teilmodell Kurve: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Vollständig'

Effect	F	df^S	df_{res}^S	p
Gender	0.15	1	88.60	.696
Age	0.11	1	88.58	.743
DomHand	0.32	1	88.73	.573
Height	0.05	1	88.63	.815
UpperToLowerBodyRatio	5.51	1	88.78	.021

Effect	<i>F</i>	<i>df</i> ^S	<i>df</i> _{res} ^S	<i>p</i>
GripStrength	0.02	1	88.62	.889
StartPosition	3,226.55	6	913,296.88	< .001
EndPosition	3,275.17	5	912,336.40	< .001
V max	2,125.33	1	914,344.43	< .001
Trail	32.53	1	915,059.87	< .001
Alpha	306.67	1	914,471.46	< .001
D2	11,310.90	1	910,846.81	< .001
D3	7,038.77	1	874,869.50	< .001
Phi	21.39	1	915,120.98	< .001

```
apa_lm <- apa_print(xy_test_typical)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Kurve: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Typisch'"
)
```

Tabelle C-2: Teilmodell Kurve: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Typisch'

Effect	<i>F</i>	<i>df</i> ^S	<i>df</i> _{res} ^S	<i>p</i>
Height	0.01	1	92.58	.927
UpperToLowerBodyRatio	5.85	1	92.76	.017
StartPosition	3,231.72	6	912,951.57	< .001
EndPosition	3,277.34	5	911,816.10	< .001
V max	2,123.17	1	914,236.92	< .001
Alpha	307.52	1	914,194.69	< .001

Effect	<i>F</i>	<i>df</i> ^S	<i>df</i> _{res} ^S	<i>p</i>
D2	11,283.16	1	909,514.39	< .001
D3	7,105.04	1	869,597.26	< .001
Phi	21.82	1	915,127.46	< .001

```
apa_lm <- apa_print(xy_test_out)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Kurve: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Umgebung und Aufgabe'"
)
```

Tabelle C-3: Teilmodell Kurve: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich 'Umgebung und Aufgabe'

Effect	<i>F</i>	<i>df</i> ^S	<i>df</i> _{res} ^S	<i>p</i>
StartPosition	3,231.98	6	912,928.75	< .001
EndPosition	3,277.35	5	911,865.57	< .001
V max	2,123.25	1	914,278.18	< .001
Alpha	307.38	1	914,229.35	< .001
D2	11,285.74	1	908,707.61	< .001
D3	7,108.52	1	870,744.73	< .001
Phi	21.84	1	915,129.06	< .001

```

apa_lm <- apa_print(xy_test_full_50)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Kurve: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich '50'
"
)

```

Tabelle B-4: Teilmodell Kurve: Signifikanz der Prädiktoren im ANOVA-Vergleich '50'

Effect	<i>F</i>	<i>df</i> ^S	<i>df</i> _{res} ^S	<i>p</i>
Gender	0.02	1	42.97	.882
Age	0.37	1	42.97	.548
DomHand	0.17	1	42.97	.681
Height	0.02	1	43.01	.889
UpperToLowerBodyRatio	0.01	1	43.04	.909
GripStrength	1.98	1	42.98	.166
StartPosition	2,439.91	6	515,558.82	< .001
EndPosition	2,908.90	5	515,363.26	< .001
V max	3,711.51	1	513,302.99	< .001
Trail	3.31	1	515,781.89	.069
Alpha	5.33	1	514,249.86	.021
D2	9,720.70	1	514,671.57	< .001
D3	2,542.92	1	511,806.04	< .001
Phi	278.27	1	515,809.65	< .001

Teilmodellvergleiche

```
knitr::kable(ANOVA_xy_full_typical)
```

Tabelle C-5: Teilmodell Kurve: ANOVA-Vergleich der Varianten „Vollständig“ und „Typisch“

	npar	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
xy_typical	97	9832027	9833164	-4915916	9831833	NA	NA	NA
xy_full	122	9827939	9829369	-4913847	9827695	4138.009	25	0

```
knitr::kable(ANOVA_xy_full_out)
```

Tabelle C-6: Teilmodell Kurve: ANOVA-Vergleich der Varianten „Vollständig“ und „Umgebung und Aufgabe“

	npar	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
xy_out	87	9838242	9839262	-4919034	9838068	NA	NA	NA
xy_full	122	9827939	9829369	-4913847	9827695	10373.13	35	0

```
knitr::kable(ANOVA_xy_typical_out)
```

Tabelle C-7: Teilmodell Kurve: ANOVA-Vergleich der Varianten „Typisch“ und „Umgebung und Aufgabe“

	npar	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
xy_out	87	9838242	9839262	-4919034	9838068	NA	NA	NA
xy_typical	97	9832027	9833164	-4915916	9831833	6235.117	10	0

Bestimmtheitsmaße

```
knitr::kable(xy_full.R2)
```

Tabelle C-8: Teilmodell Kurve: R² der Variante „Vollständig“

R2m	R2c
0.1804784	0.2230551

```
knitr::kable(xy_typical.R2)
```

Tabelle C-9: Teilmodell Kurve: R² der Variante „Typisch“

R2m	R2c
0.1766199	0.2209911

```
knitr::kable(xy_out.R2)
```

Tabelle C-10: Teilmodell Kurve: R² der Variante „Umgebung und Aufgabe“

R2m	R2c
0.1698181	0.2033196

```
knitr::kable(xy_full_50.R2)
```

Tabelle C-11: Teilmodell Kurve: R² der Variante „50“

R2m	R2c
0.2383863	0.260301

```
##### Regressionstabellen #####
```

```
apa_lm <- apa_print(xy_full)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Kurve: Regressionstabelle 'Vollständig'"
)
```

Tabelle C-12: Teilmodell Kurve: Regressionstabelle 'Vollständig'

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	t	df	p
Intercept	-27.65	[-103.85, 48.55]	-0.71	90.60	.479
Polyx, degree, raw = TRUE1	-0.67	[-0.82, -0.52]	-8.78	915,021.41	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx, degree, raw = TRUE2	0.00	[0.00, 0.01]	11.79	914,958.65	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3	0.00	[0.00, 0.00]	-14.15	914,909.43	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4	0.00	[0.00, 0.00]	16.02	914,885.93	< .001
Genderw	7.81	[-1.00, 16.62]	1.74	90.27	.086
Age	-0.08	[-0.26, 0.11]	-0.81	89.59	.419
DomHandr	1.87	[-7.04, 10.78]	0.41	90.15	.682
Height	-0.02	[-0.41, 0.37]	-0.11	90.67	.914
UpperToLowerBodyRatio	10.96	[-63.08, 85.01]	0.29	89.82	.772
GripStrength	0.03	[-0.20, 0.26]	0.25	90.04	.800
StartPositionStartPosition 2	10.66	[9.88, 11.44]	26.82	913,415.31	< .001
StartPositionStartPosition 4	4.07	[2.53, 5.61]	5.17	915,023.75	< .001
StartPositionStartPosition 5	-17.41	[-18.93, -15.89]	-22.44	915,023.79	< .001
StartPositionStartPosition 6	-9.51	[-11.14, -7.88]	-11.43	913,539.77	< .001
StartPositionStartPosition 7	4.41	[2.79, 6.02]	5.36	914,960.38	< .001
StartPositionStartPosition 8	-14.17	[-15.71, -12.63]	-18.00	915,026.88	< .001
EndPositionEndPosition 2	-7.22	[-8.20, -6.24]	-14.48	915,020.06	< .001
EndPositionEndPosition 3	19.07	[17.95, 20.18]	33.59	912,688.19	< .001
EndPositionEndPosition 4	13.76	[12.52, 14.99]	21.80	913,516.78	< .001
EndPositionEndPosition 5	-2.50	[-3.43, -1.58]	-5.29	915,027.12	< .001
EndPositionSteering Wheel	9.43	[8.43, 10.44]	18.46	914,695.68	< .001
V max	-0.01	[-0.04, 0.02]	-0.75	915,009.47	.452
Trail	-0.34	[-0.59, -0.08]	-2.55	914,952.99	.011
Alpha	0.17	[0.16, 0.18]	37.32	914,986.42	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
D2	0.06	[0.06, 0.07]	42.36	913,464.27	< .001
D3	-0.04	[-0.04, -0.04]	-27.30	884,740.44	< .001
Phi	0.01	[0.01, 0.01]	4.54	914,981.61	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × Genderw	-0.09	[-0.11, -0.08]	-10.63	915,028.36	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × Genderw	0.00	[0.00, 0.00]	10.09	915,019.41	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × Genderw	0.00	[0.00, 0.00]	-10.26	915,005.04	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × Genderw	0.00	[0.00, 0.00]	10.33	914,994.60	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × Age	0.00	[0.00, 0.00]	25.51	914,947.23	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × Age	0.00	[0.00, 0.00]	-26.26	915,015.91	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × Age	0.00	[0.00, 0.00]	19.96	914,989.56	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × Age	0.00	[0.00, 0.00]	-13.57	914,995.84	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × DomHandr	-0.15	[-0.16, -0.14]	-24.01	915,021.33	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × DomHandr	0.00	[0.00, 0.00]	37.31	915,026.53	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × DomHandr	0.00	[0.00, 0.00]	-39.12	915,004.88	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × DomHandr	0.00	[0.00, 0.00]	36.19	914,984.54	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × Height	0.00	[0.00, 0.00]	8.01	914,966.89	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × Height	0.00	[0.00, 0.00]	-10.92	914,914.26	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × Height	0.00	[0.00, 0.00]	12.43	914,890.31	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx, degree, raw = TRUE4 × Height	0.00	[0.00, 0.00]	-13.24	914,884.13	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × UpperToLowerBodyRatio	1.06	[0.96, 1.15]	21.20	914,687.56	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × UpperToLowerBodyRatio	0.00	[0.00, 0.00]	-12.46	914,955.48	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × UpperToLowerBodyRatio	0.00	[0.00, 0.00]	8.36	915,024.57	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × UpperToLowerBodyRatio	0.00	[0.00, 0.00]	-7.71	915,025.12	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × GripStrength	0.00	[0.00, 0.00]	-2.94	914,731.54	.003
Polyx, degree, raw = TRUE2 × GripStrength	0.00	[0.00, 0.00]	7.85	915,021.24	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × GripStrength	0.00	[0.00, 0.00]	-10.15	915,010.09	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × GripStrength	0.00	[0.00, 0.00]	10.84	914,981.79	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 2	-0.09	[-0.09, -0.08]	-31.07	914,975.90	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	-5.85	915,009.18	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	41.24	914,959.43	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	-19.40	914,974.37	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 4	-0.01	[-0.02, 0.01]	-0.85	914,966.20	.396
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	11.01	915,003.43	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	-11.87	914,959.68	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	9.00	914,976.66	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 5	-0.35	[-0.36, -0.33]	-37.32	914,979.40	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	12.58	914,981.16	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	9.85	914,960.87	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	-9.32	914,969.21	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 6	0.03	[0.01, 0.04]	3.68	914,969.96	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 6	0.00	[0.00, 0.00]	4.54	915,024.00	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 6	0.00	[0.00, 0.00]	-7.08	914,962.93	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 6	0.00	[0.00, 0.00]	7.23	914,986.71	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 7	0.24	[0.22, 0.26]	27.53	914,967.91	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 7	0.00	[0.00, 0.00]	-2.21	915,003.48	.027
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 7	0.00	[0.00, 0.00]	-19.80	914,959.70	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 7	0.00	[0.00, 0.00]	14.97	914,976.58	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 8	0.23	[0.21, 0.25]	23.87	914,967.42	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 8	0.00	[0.00, 0.00]	-18.37	914,961.69	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 8	0.00	[0.00, 0.00]	-8.56	914,958.48	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 8	0.00	[0.00, 0.00]	12.83	914,963.54	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 2	-0.12	[-0.13, -0.11]	-27.48	914,966.24	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	-17.32	914,951.38	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × EndPositionEndPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	57.71	914,955.13	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × EndPositionEndPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	-35.08	914,954.05	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 3	-0.23	[-0.24, -0.22]	-51.65	914,978.68	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 3	0.00	[0.00, 0.00]	22.01	915,028.74	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × EndPositionEndPosition 3	0.00	[0.00, 0.00]	61.31	914,971.51	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × EndPositionEndPosition 3	0.00	[0.00, 0.00]	-50.14	915,008.18	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 4	-0.45	[-0.46, -0.44]	-94.92	914,986.70	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	36.85	915,027.47	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × EndPositionEndPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	74.67	914,981.59	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × EndPositionEndPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	-55.95	915,009.81	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 5	-0.20	[-0.21, -0.19]	-45.93	914,968.07	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	6.42	914,974.59	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × EndPositionEndPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	58.98	914,957.15	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × EndPositionEndPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	-42.29	914,971.36	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × EndPositionSteering Wheel	-0.20	[-0.21, -0.19]	-33.78	914,982.68	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × EndPositionSteering Wheel	0.00	[0.00, 0.00]	-5.64	915,008.36	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx, degree, raw = TRUE3 × EndPositionSteering Wheel	0.00	[0.00, 0.00]	25.03	914,966.68	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × EndPositionSteering Wheel	0.00	[0.00, 0.00]	-17.47	914,981.08	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × V max	0.00	[0.00, 0.00]	33.04	914,977.13	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × V max	0.00	[0.00, 0.00]	-9.46	914,951.05	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × V max	0.00	[0.00, 0.00]	-6.79	914,951.04	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × V max	0.00	[0.00, 0.00]	10.30	914,955.75	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × Trail	-0.01	[-0.01, -0.01]	-9.36	914,951.53	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × Trail	0.00	[0.00, 0.00]	21.77	914,959.34	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × Trail	0.00	[0.00, 0.00]	-11.67	914,952.01	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × Trail	0.00	[0.00, 0.00]	3.25	914,947.93	.001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	-62.54	914,965.82	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	40.51	914,973.45	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	32.24	914,966.43	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	-33.81	914,968.23	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	16.53	915,009.60	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	20.29	914,970.02	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	-43.71	914,964.33	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	51.19	914,967.47	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx, degree, raw = TRUE1 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	-17.74	915,022.76	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	-7.62	914,989.00	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	13.42	914,976.83	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	-9.86	914,973.41	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × Phi	0.00	[0.00, 0.00]	6.20	914,963.89	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × Phi	0.00	[0.00, 0.00]	-31.69	914,953.99	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × Phi	0.00	[0.00, 0.00]	27.51	914,954.63	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × Phi	0.00	[0.00, 0.00]	-13.12	914,958.99	< .001

```

apa_lm <- apa_print(xy_typical)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Kurve: Regressionstabelle 'Typisch'"
)

```

Tabelle C-13: Teilmodell Kurve: Regressionstabelle 'Typisch'

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Intercept	7.96	[-51.03, 66.95]	0.26	94.07	.792
Polyx, degree, raw = TRUE1	-1.08	[-1.17, -1.00]	-26.03	913,825.28	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2	0.01	[0.01, 0.01]	32.57	913,863.63	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3	0.00	[0.00, 0.00]	-35.43	914,544.55	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4	0.00	[0.00, 0.00]	35.69	914,911.56	< .001
Height	-0.18	[-0.48, 0.12]	-1.20	94.17	.233
UpperToLowerBodyRatio	6.06	[-67.52, 79.64]	0.16	93.59	.872
StartPositionStartPosition 2	9.70	[8.93, 10.48]	24.57	913,330.02	< .001
StartPositionStartPosition 4	5.08	[3.54, 6.62]	6.47	915,040.98	< .001
StartPositionStartPosition 5	-16.90	[-18.42, -15.38]	-21.78	915,045.21	< .001
StartPositionStartPosition 6	-8.82	[-10.44, -7.19]	-10.62	913,363.06	< .001
StartPositionStartPosition 7	4.10	[2.49, 5.71]	5.00	914,958.27	< .001
StartPositionStartPosition 8	-13.80	[-15.34, -12.26]	-17.53	915,052.57	< .001
EndPositionEndPosition 2	-8.00	[-8.98, -7.03]	-16.07	915,041.89	< .001
EndPositionEndPosition 3	18.33	[17.23, 19.44]	32.43	912,261.52	< .001
EndPositionEndPosition 4	11.98	[10.75, 13.20]	19.13	913,045.46	< .001
EndPositionEndPosition 5	-3.07	[-4.00, -2.15]	-6.51	915,048.60	< .001
EndPositionSteering Wheel	7.97	[6.97, 8.97]	15.62	914,694.97	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
V max	-0.06	[-0.08, -0.03]	-4.34	915,022.25	< .001
Alpha	0.19	[0.18, 0.20]	40.74	915,003.22	< .001
D2	0.05	[0.05, 0.05]	33.78	913,026.18	< .001
D3	-0.04	[-0.04, -0.03]	-24.37	881,573.13	< .001
Phi	0.01	[0.01, 0.02]	4.65	914,998.80	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × Height	0.00	[0.00, 0.00]	17.58	914,239.75	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × Height	0.00	[0.00, 0.00]	-22.28	914,095.18	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × Height	0.00	[0.00, 0.00]	25.30	914,513.23	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × Height	0.00	[0.00, 0.00]	-26.17	914,844.40	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × UpperToLowerBodyRatio	1.43	[1.37, 1.49]	46.01	911,853.63	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × UpperToLowerBodyRatio	-0.01	[-0.01, 0.00]	-61.46	908,668.02	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × UpperToLowerBodyRatio	0.00	[0.00, 0.00]	36.35	914,874.71	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × UpperToLowerBodyRatio	0.00	[0.00, 0.00]	-23.91	915,048.05	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 2	-0.08	[-0.08, -0.07]	-28.02	915,001.30	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	-7.41	915,034.37	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	36.33	914,983.17	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	-13.97	915,002.22	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 4	-0.03	[-0.05, -0.01]	-3.61	914,989.98	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	15.29	915,028.11	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	-12.61	914,978.47	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	8.26	914,992.02	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 5	-0.36	[-0.38, -0.35]	-39.47	914,997.83	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	13.21	915,006.40	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	11.31	914,983.07	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	-11.17	914,989.78	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 6	0.01	[0.00, 0.03]	1.72	914,990.54	.086
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 6	0.00	[0.00, 0.00]	10.60	915,049.55	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 6	0.00	[0.00, 0.00]	-10.38	914,981.87	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 6	0.00	[0.00, 0.00]	8.00	915,003.29	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 7	0.24	[0.23, 0.26]	27.86	914,985.28	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 7	0.00	[0.00, 0.00]	0.14	915,029.03	.886
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 7	0.00	[0.00, 0.00]	-21.72	914,979.22	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 7	0.00	[0.00, 0.00]	15.38	914,992.93	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 8	0.22	[0.20, 0.24]	22.69	914,986.45	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 8	0.00	[0.00, 0.00]	-15.83	914,981.37	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 8	0.00	[0.00, 0.00]	-8.99	914,979.78	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 8	0.00	[0.00, 0.00]	12.22	914,981.23	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 2	-0.12	[-0.12, -0.11]	-25.79	914,982.29	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	-11.95	914,980.61	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × EndPositionEndPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	47.89	914,970.47	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × EndPositionEndPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	-28.60	914,970.70	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 3	-0.21	[-0.22, -0.20]	-47.34	914,999.32	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 3	0.00	[0.00, 0.00]	23.68	915,053.96	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × EndPositionEndPosition 3	0.00	[0.00, 0.00]	49.33	914,985.95	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × EndPositionEndPosition 3	0.00	[0.00, 0.00]	-39.98	915,025.97	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 4	-0.41	[-0.42, -0.40]	-88.47	915,003.83	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	37.28	915,052.59	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × EndPositionEndPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	60.78	914,992.83	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × EndPositionEndPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	-43.99	915,028.42	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 5	-0.19	[-0.20, -0.18]	-43.62	914,986.62	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	11.97	915,007.67	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × EndPositionEndPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	47.45	914,981.39	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx, degree, raw = TRUE4 × EndPositionEndPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	-33.58	914,991.95	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × EndPositionSteering Wheel	-0.17	[-0.18, -0.16]	-29.92	914,995.38	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × EndPositionSteering Wheel	0.00	[0.00, 0.00]	-7.49	915,032.72	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × EndPositionSteering Wheel	0.00	[0.00, 0.00]	22.35	914,982.76	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × EndPositionSteering Wheel	0.00	[0.00, 0.00]	-14.67	914,997.52	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × V max	0.01	[0.01, 0.01]	50.97	915,046.89	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × V max	0.00	[0.00, 0.00]	-32.86	915,048.06	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × V max	0.00	[0.00, 0.00]	10.76	915,026.53	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × V max	0.00	[0.00, 0.00]	-2.31	915,005.37	.021
Polyx, degree, raw = TRUE1 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	-69.99	915,007.25	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	43.48	914,994.85	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	40.79	914,988.82	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	-40.14	914,993.85	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	46.78	915,052.03	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	-6.80	915,052.86	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	-25.39	915,050.43	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	38.46	915,045.56	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	t	df	p
Polyx, degree, raw = TRUE1 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	-36.40	915,015.43	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	8.27	915,039.01	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	2.54	915,026.48	.011
Polyx, degree, raw = TRUE4 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	-2.04	915,000.63	.042
Polyx, degree, raw = TRUE1 × Phi	0.00	[0.00, 0.00]	6.66	914,977.17	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × Phi	0.00	[0.00, 0.00]	-33.44	914,974.19	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × Phi	0.00	[0.00, 0.00]	28.67	914,975.75	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × Phi	0.00	[0.00, 0.00]	-13.86	914,977.35	< .001

```
apa_lm <- apa_print(xy_out)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Kurve: Regressionstabelle 'Umgebung und Aufgabe'"
)
```

Tabelle C-14: Teilmodell Kurve: Regressionstabelle 'Umgebung und Aufgabe'

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	t	df	p
Intercept	-15.83	[-18.54, -13.12]	-11.43	241.03	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1	0.25	[0.24, 0.26]	43.96	913,973.33	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2	0.00	[0.00, 0.00]	3.82	915,018.27	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3	0.00	[0.00, 0.00]	-52.79	915,060.74	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4	0.00	[0.00, 0.00]	34.36	915,055.70	< .001
StartPositionStartPosition 2	8.13	[7.36, 8.90]	20.66	910,985.25	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
StartPositionStartPosition 4	5.66	[4.11, 7.20]	7.19	914,984.54	< .001
StartPositionStartPosition 5	-17.30	[-18.82, -15.77]	-22.23	915,063.88	< .001
StartPositionStartPosition 6	-6.89	[-8.52, -5.27]	-8.32	911,218.46	< .001
StartPositionStartPosition 7	5.09	[3.48, 6.70]	6.21	914,757.70	< .001
StartPositionStartPosition 8	-12.90	[-14.44, -11.35]	-16.35	915,061.05	< .001
EndPositionEndPosition 2	-7.93	[-8.91, -6.95]	-15.90	915,062.24	< .001
EndPositionEndPosition 3	21.39	[20.29, 22.49]	38.09	908,904.63	< .001
EndPositionEndPosition 4	12.71	[11.48, 13.93]	20.35	910,090.15	< .001
EndPositionEndPosition 5	-2.14	[-3.06, -1.21]	-4.53	915,019.58	< .001
EndPositionSteering Wheel	6.61	[5.61, 7.61]	12.94	914,106.24	< .001
V max	-0.06	[-0.08, -0.03]	-4.31	914,949.82	< .001
Alpha	0.19	[0.18, 0.20]	41.02	914,855.35	< .001
D2	0.04	[0.04, 0.04]	27.02	910,310.35	< .001
D3	-0.04	[-0.04, -0.04]	-28.78	845,927.46	< .001
Phi	0.01	[0.00, 0.01]	3.03	915,026.23	.002
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 2	-0.09	[-0.09, -0.08]	-31.13	915,060.51	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	0.00	915,058.67	.996
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	38.12	915,027.24	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	-19.81	915,037.35	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 4	-0.03	[-0.05, -0.01]	-3.60	915,010.82	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	15.33	915,053.83	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	-12.90	914,997.81	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	8.56	915,013.60	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 5	-0.38	[-0.40, -0.36]	-40.75	915,022.25	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	13.72	915,033.19	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	11.99	915,003.88	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	-11.89	915,013.06	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 6	0.01	[-0.01, 0.02]	1.12	915,016.69	.265
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 6	0.00	[0.00, 0.00]	12.20	915,060.48	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 6	0.00	[0.00, 0.00]	-12.04	915,006.10	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 6	0.00	[0.00, 0.00]	9.12	915,026.55	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 7	0.24	[0.23, 0.26]	27.60	915,012.28	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 7	0.00	[0.00, 0.00]	0.02	915,055.59	.984
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 7	0.00	[0.00, 0.00]	-21.79	915,002.07	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 7	0.00	[0.00, 0.00]	15.66	915,017.56	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 8	0.21	[0.19, 0.23]	21.87	915,011.82	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 8	0.00	[0.00, 0.00]	-15.88	915,001.21	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 8	0.00	[0.00, 0.00]	-8.30	915,001.14	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 8	0.00	[0.00, 0.00]	11.78	915,003.89	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 2	-0.12	[-0.13, -0.11]	-27.17	914,991.25	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	-7.94	914,996.43	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × EndPositionEndPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	44.70	914,988.20	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × EndPositionEndPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	-26.97	914,982.88	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 3	-0.23	[-0.24, -0.22]	-51.68	915,013.04	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 3	0.00	[0.00, 0.00]	26.76	915,048.89	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × EndPositionEndPosition 3	0.00	[0.00, 0.00]	47.39	915,005.87	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × EndPositionEndPosition 3	0.00	[0.00, 0.00]	-37.99	915,047.88	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 4	-0.40	[-0.41, -0.39]	-87.23	915,043.64	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	38.54	915,061.16	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × EndPositionEndPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	54.88	915,027.52	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × EndPositionEndPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	-39.45	915,049.29	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 5	-0.20	[-0.21, -0.19]	-45.88	914,995.65	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	16.66	915,029.40	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × EndPositionEndPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	43.55	915,000.00	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × EndPositionEndPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	-31.20	915,010.91	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx, degree, raw = TRUE1 × EndPositionSteering Wheel	-0.17	[-0.18, -0.16]	-29.44	915,032.33	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × EndPositionSteering Wheel	0.00	[0.00, 0.00]	-6.56	915,057.74	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × EndPositionSteering Wheel	0.00	[0.00, 0.00]	22.06	915,010.72	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × EndPositionSteering Wheel	0.00	[0.00, 0.00]	-14.76	915,024.43	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × V max	0.01	[0.01, 0.01]	50.68	915,063.97	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × V max	0.00	[0.00, 0.00]	-32.69	915,058.10	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × V max	0.00	[0.00, 0.00]	10.64	915,060.61	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × V max	0.00	[0.00, 0.00]	-2.10	915,039.20	.036
Polyx, degree, raw = TRUE1 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	-67.97	915,043.37	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	40.59	915,016.75	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	42.28	915,032.26	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	-39.28	915,032.92	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	63.41	914,915.14	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	-24.64	915,026.23	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	-13.82	915,062.55	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	28.13	915,059.97	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	-42.25	914,868.77	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	16.68	915,051.24	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	-6.81	915,051.19	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx, degree, raw = TRUE4 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	7.42	915,030.24	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × Phi	0.00	[0.00, 0.00]	7.76	915,000.20	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × Phi	0.00	[0.00, 0.00]	-32.05	914,994.29	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × Phi	0.00	[0.00, 0.00]	25.78	915,003.28	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × Phi	0.00	[0.00, 0.00]	-11.81	915,001.94	< .001

```
apa_lm <- apa_print(xy_full_50)
apa_table(
  apa_lm$table
  , caption = "Teilmodell Kurve: Regressionstabelle '50'"
)
```

Tabelle A-15: Teilmodell Kurve: Regressionstabelle '50'

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Intercept	39.14	[-28.67, 106.95]	1.13	45.87	.264
Polyx, degree, raw = TRUE1	-1.22	[-1.47, -0.97]	-9.48	515,700.46	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2	0.01	[0.00, 0.01]	8.43	515,696.59	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3	0.00	[0.00, 0.00]	-7.48	515,693.57	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4	0.00	[0.00, 0.00]	6.65	515,692.45	< .001
Genderw	-0.16	[-7.40, 7.08]	-0.04	45.77	.965
Age	0.08	[-0.08, 0.24]	0.94	45.38	.351
DomHandr	1.19	[-7.28, 9.66]	0.28	45.54	.784
Height	-0.09	[-0.40, 0.21]	-0.60	45.67	.551
UpperToLowerBodyRatio	-103.07	[-184.05, -22.09]	-2.49	45.48	.016
GripStrength	0.04	[-0.14, 0.22]	0.45	45.75	.652

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
StartPositionStartPosition 2	2.54	[1.21, 3.88]	3.74	515,715.74	< .001
StartPositionStartPosition 4	5.29	[2.68, 7.91]	3.97	515,696.33	< .001
StartPositionStartPosition 5	12.37	[10.12, 14.63]	10.76	515,700.34	< .001
StartPositionStartPosition 6	-11.88	[-14.69, -9.06]	-8.27	515,714.67	< .001
StartPositionStartPosition 7	8.44	[5.89, 10.98]	6.50	515,715.97	< .001
StartPositionStartPosition 8	9.92	[7.49, 12.36]	7.99	515,698.04	< .001
EndPositionEndPosition 2	0.25	[-1.38, 1.88]	0.30	515,714.60	.763
EndPositionEndPosition 3	-17.05	[-19.11, -14.99]	-16.24	515,712.17	< .001
EndPositionEndPosition 4	-14.58	[-16.92, -12.23]	-12.19	515,700.00	< .001
EndPositionEndPosition 5	-6.55	[-8.17, -4.94]	-7.95	515,714.91	< .001
EndPositionSteering Wheel	-7.88	[-9.42, -6.35]	-10.07	515,709.08	< .001
V max	0.02	[-0.03, 0.07]	0.62	515,709.04	.536
Trail	-0.89	[-1.29, -0.49]	-4.40	515,685.67	< .001
Alpha	-0.09	[-0.10, -0.07]	-10.77	515,713.65	< .001
D2	0.02	[0.01, 0.02]	7.33	515,710.19	< .001
D3	0.06	[0.05, 0.06]	20.04	515,675.02	< .001
Phi	0.01	[0.01, 0.02]	4.34	515,683.77	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × Genderw	0.03	[0.00, 0.05]	1.99	515,695.00	.047
Polyx, degree, raw = TRUE2 × Genderw	0.00	[0.00, 0.00]	-1.72	515,693.84	.085
Polyx, degree, raw = TRUE3 × Genderw	0.00	[0.00, 0.00]	1.02	515,693.52	.308
Polyx, degree, raw = TRUE4 × Genderw	0.00	[0.00, 0.00]	-0.46	515,693.64	.643

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx, degree, raw = TRUE1 × Age	0.00	[0.00, 0.00]	-6.53	515,690.29	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × Age	0.00	[0.00, 0.00]	6.75	515,686.06	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × Age	0.00	[0.00, 0.00]	-7.56	515,684.63	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × Age	0.00	[0.00, 0.00]	8.06	515,684.29	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × DomHandr	-0.06	[-0.09, -0.03]	-3.82	515,692.22	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × DomHandr	0.00	[0.00, 0.00]	5.13	515,687.43	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × DomHandr	0.00	[0.00, 0.00]	-5.18	515,685.57	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × DomHandr	0.00	[0.00, 0.00]	4.88	515,685.73	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × Height	0.00	[0.00, 0.00]	2.08	515,712.94	.038
Polyx, degree, raw = TRUE2 × Height	0.00	[0.00, 0.00]	-1.02	515,711.20	.308
Polyx, degree, raw = TRUE3 × Height	0.00	[0.00, 0.00]	0.60	515,712.23	.551
Polyx, degree, raw = TRUE4 × Height	0.00	[0.00, 0.00]	-0.54	515,713.81	.589
Polyx, degree, raw = TRUE1 × UpperToLowerBodyRatio	2.54	[2.25, 2.82]	17.54	515,652.74	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × UpperToLowerBodyRatio	-0.01	[-0.01, -0.01]	-14.71	515,627.26	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × UpperToLowerBodyRatio	0.00	[0.00, 0.00]	12.58	515,619.29	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × UpperToLowerBodyRatio	0.00	[0.00, 0.00]	-11.34	515,621.44	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × GripStrength	0.00	[0.00, 0.00]	2.30	515,675.14	.021

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx, degree, raw = TRUE2 × GripStrength	0.00	[0.00, 0.00]	-1.26	515,672.67	.207
Polyx, degree, raw = TRUE3 × GripStrength	0.00	[0.00, 0.00]	1.19	515,672.24	.235
Polyx, degree, raw = TRUE4 × GripStrength	0.00	[0.00, 0.00]	-1.36	515,672.87	.173
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 2	0.04	[0.02, 0.06]	3.69	515,685.69	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	-11.16	515,681.60	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	13.59	515,683.32	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	-13.16	515,688.21	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 4	-0.35	[-0.42, -0.28]	-9.86	515,685.21	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 4	0.00	[0.00, 0.01]	16.35	515,688.92	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	-19.66	515,692.80	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	21.30	515,694.99	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 5	-1.19	[-1.26, -1.12]	-33.22	515,688.90	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 5	0.01	[0.01, 0.01]	21.35	515,688.43	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	-16.67	515,689.62	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	16.99	515,691.84	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 6	-0.37	[-0.43, -0.30]	-11.22	515,693.19	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 6	0.00	[0.00, 0.00]	13.24	515,693.59	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 6	0.00	[0.00, 0.00]	-16.19	515,695.44	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 6	0.00	[0.00, 0.00]	18.90	515,696.41	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 7	-0.39	[-0.46, -0.33]	-11.61	515,691.59	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 7	0.00	[0.00, 0.01]	18.28	515,692.33	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 7	0.00	[0.00, 0.00]	-20.81	515,695.16	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 7	0.00	[0.00, 0.00]	21.77	515,696.84	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × StartPositionStartPosition 8	-0.63	[-0.70, -0.55]	-17.10	515,686.14	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × StartPositionStartPosition 8	0.00	[0.00, 0.01]	15.76	515,688.84	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × StartPositionStartPosition 8	0.00	[0.00, 0.00]	-15.50	515,692.22	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × StartPositionStartPosition 8	0.00	[0.00, 0.00]	16.46	515,694.60	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 2	-0.32	[-0.36, -0.28]	-17.03	515,696.99	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	9.80	515,694.24	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × EndPositionEndPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	-5.65	515,693.10	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × EndPositionEndPosition 2	0.00	[0.00, 0.00]	4.11	515,693.08	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 3	0.29	[0.25, 0.33]	13.12	515,696.89	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 3	0.00	[0.00, 0.00]	-10.41	515,698.52	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × EndPositionEndPosition 3	0.00	[0.00, 0.00]	9.12	515,699.64	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx, degree, raw = TRUE4 × EndPositionEndPosition 3	0.00	[0.00, 0.00]	-7.01	515,700.32	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 4	-0.02	[-0.07, 0.03]	-0.70	515,704.46	.483
Polyx, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	-6.06	515,704.10	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × EndPositionEndPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	8.43	515,704.53	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × EndPositionEndPosition 4	0.00	[0.00, 0.00]	-7.54	515,705.19	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × EndPositionEndPosition 5	-0.17	[-0.21, -0.14]	-9.09	515,693.99	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × EndPositionEndPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	1.65	515,691.71	.099
Polyx, degree, raw = TRUE3 × EndPositionEndPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	2.97	515,691.13	.003
Polyx, degree, raw = TRUE4 × EndPositionEndPosition 5	0.00	[0.00, 0.00]	-4.13	515,691.46	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × EndPositionSteering Wheel	0.46	[0.42, 0.50]	22.19	515,697.72	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × EndPositionSteering Wheel	-0.01	[-0.01, 0.00]	-26.12	515,698.23	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × EndPositionSteering Wheel	0.00	[0.00, 0.00]	24.66	515,698.29	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × EndPositionSteering Wheel	0.00	[0.00, 0.00]	-23.18	515,697.72	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × V max	0.01	[0.01, 0.01]	21.06	515,693.39	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × V max	0.00	[0.00, 0.00]	-15.06	515,692.84	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × V max	0.00	[0.00, 0.00]	11.44	515,691.54	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × V max	0.00	[0.00, 0.00]	-9.47	515,689.74	< .001

Term	$\hat{\beta}$	95% CI	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>
Polyx, degree, raw = TRUE1 × Trail	0.02	[0.01, 0.03]	5.52	515,681.54	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × Trail	0.00	[0.00, 0.00]	-4.76	515,679.32	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × Trail	0.00	[0.00, 0.00]	4.05	515,678.04	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × Trail	0.00	[0.00, 0.00]	-3.44	515,677.14	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	11.64	515,694.06	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	-10.33	515,694.46	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	8.51	515,697.51	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × Alpha	0.00	[0.00, 0.00]	-6.64	515,702.24	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	29.77	515,689.08	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	-15.93	515,685.83	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	8.21	515,685.49	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × D2	0.00	[0.00, 0.00]	-4.61	515,688.89	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	-30.49	515,697.00	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	19.97	515,694.33	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	-14.99	515,692.00	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × D3	0.00	[0.00, 0.00]	12.55	515,690.61	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE1 × Phi	0.00	[0.00, 0.00]	-7.24	515,681.22	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE2 × Phi	0.00	[0.00, 0.00]	5.03	515,681.54	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE3 × Phi	0.00	[0.00, 0.00]	-4.38	515,681.87	< .001
Polyx, degree, raw = TRUE4 × Phi	0.00	[0.00, 0.00]	4.53	515,681.98	< .001

