Lehrstuhl für Fördertechnik Materialfluss Logistik
der Technischen Universität München

# Ersatzmodelle für die Leistungsbewertung von automatischen Lagersystemen

Ralf Kraul

Vollständiger Abdruck der von der Fakultät für Maschinenwesen
der Technischen Universität München
zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)

genehmigten Dissertation.

Vorsitzender: Univ.-Prof. Dr.-Ing. B.-R. Höhn

Prüfer der Dissertation:

1. Univ.-Prof. Dr.-Ing. W. A. Günthner
2. Univ.-Prof. Dr.-Ing. G. Reinhart

Die Dissertation wurde am 30.06.2010 bei der Technischen Universität München eingereicht und durch die Fakultät für Maschinenwesen am 21.10.2010 angenommen.

Herausgegeben von:

Univ.-Prof. Dr.-Ing. Willibald A. Günthner
**fml** – Lehrstuhl für Fördertechnik Materialfluss Logistik
Technische Universität München
Zugleich: Dissertation, München, TU München, 2010

Dieses Werk ist urheberrechtlich geschützt. Die dadurch begründeten Rechte, insbesondere die der Übersetzung, des Nachdrucks, der Entnahme von Abbildungen, der Wiedergabe auf photomechanischem oder ähnlichem Wege und der Speicherung in Datenverarbeitungsanlagen bleiben – auch bei nur auszugsweiser Verwendung – vorbehalten.

Layout und Satz: Ralf Kraul

Copyright © Ralf Kraul 2010

ISBN: 978-3-941702-10-3

Printed in Germany 2011

## Danksagung

Die vorliegende Dissertation entstand während meiner Tätigkeit am Lehrstuhl für Fördertechnik Materialfluss Logistik (fml) der Technischen Universität München.

Besonders bedanken möchte ich mich bei meinem Doktorvater Herrn Professor Dr.-Ing. Willibald A. Günthner für die Möglichkeit der Promotion. Meine Zeit am Lehrstuhl war durch die vielfältigen und interessanten Aufgaben immer lehrreich und sicherlich prägend für meinen weiteren Lebensweg.

Zudem gilt mein Dank Herrn Prof. Dr.-Ing. Gunther Reinhart für die Übernahme des Korreferats und Herrn Prof. Dr.-Ing. Bernd-Robert Höhn für die Übernahme des Vorsitzes der Prüfungskommission.

Eine gute Atmosphäre ist die Voraussetzung für erfolgreiche Arbeit, und so möchte ich mich auch bei meinen Lehrstuhlkollegen für die gute Zusammenarbeit bedanken. Hervorzuheben sind dabei besonders Janina Durchholz, Thomas Atz und Daniel Lantschner, die durch die Durchsicht der Arbeit und ihre hilfreichen Anregungen zu ihrem Gelingen beigetragen haben.

Für ihre Unterstützung danke ich allen Forschungs- und Industriepartnern, vor allem Herrn Bernd Allmendinger von PPI Informatik.

Meiner Freundin Verena danke ich für den Rückhalt während der Entstehung der Dissertation.

Ralf Kraul

# Kurzdarstellung

Automatische Lager stellen ein äußerst wichtiges Element in Logistiksystemen dar. Die technische Entwicklung der Lager führte nicht nur zu einer Geschwindigkeitssteigerung der Regalbediengeräte und Lastaufnahmemittel, sondern auch zur Entwicklung komplexer Lagerkonfigurationen, die entweder eine Steigerung der Umschlagleistung oder des Volumennutzungsgrads zum Ziel haben. Die Auswahl der optimalen Konfiguration (Lagertiefe sowie Art und Anzahl der Lastaufnahmemittel) erfordert in der Grobplanungsphase automatischer Lagersysteme eine schnelle Ermittlung der zu erwartenden Leistung. Diese wird von einer Vielzahl von Parametern bestimmt. Neben statischen und dynamischen Größen (Lagergröße und -konfiguration bzw. Dynamik des Regalbediengeräts) wird sie auch von organisatorischen Faktoren wie dem Lagerfüllungsgrad und der Lagerbetriebsstrategie beeinflusst.

Um die Auswahl der richtigen Lagerkonfiguration in der Grobplanungsphase zu vereinfachen, wird in der vorliegenden Arbeit ein simulationsbasiertes Verfahren zur Leistungsbewertung von automatischen Lagersystemen entwickelt und beschrieben. Diesem Verfahren liegt der Gedanke zugrunde, dass auf simulativem Wege zwar die Leistung einer Vielzahl von unterschiedlichen Lagersystemkonfigurationen abgebildet werden kann, eine Simulation vieler Varianten während der Grobplanung jedoch zu aufwändig ist. Um in dieser Phase dennoch auf Simulationsergebnisse zugreifen zu können, werden aus simulativ erzeugten Daten Ersatzmodelle gebildet. Diese sind in der Lage, das Verhalten des Simulationsmodells (und damit des realen Systems) hinreichend genau abzubilden, und ermöglichen so eine Leistungsermittlung von beliebigen Parameterkombinationen.

Im Rahmen dieser Arbeit wird zunächst ein Überblick über die Planung und Simulation von Intralogistiksystemen sowie über die Funktionsweise und Betriebsstrategien von automatischen Lagern gegeben. Anschließend werden Verfahren vorgestellt, mit denen sich Ersatzmodelle aus Simulationsergebnissen bilden lassen. Darauf aufbauend wird die Erstellung von Ersatzmodellen für die Leistungsbestimmung automatischer Lager mit Hilfe künstlicher neuronaler Netze beschrieben und die zu erwartende Prognosegenauigkeit der damit erzeugten Werte untersucht. Überführt in ein einfach anzuwendendes Planungswerkzeug stellen die simulativ erzeugten Ersatzmodelle ein Hilfsmittel dar, mit dem schnell und einfach sichere Aussagen zur Grenzleistung verschiedener Lagerkonfigurationen getroffen werden können.

# Abstract

Automated storage and retrieval systems are a very important element in logistic systems. The technical development of these systems not only resulted in an increase of the speed of the stacker cranes but lead also to the development of more complex storage system configurations, aiming at an enhancement of either throughput or space efficiency. For the selection of the right configuration (storage depth, number and type of load handling attachment) in the rough planning phase a quick way to determine the estimated throughput is required. The performance is influenced by numerous parameters like static and dynamic factors (size of the rack, configuration, dynamics of as/rs) and organisational variables like the fill factor and the control policies.

Within this dissertation an approach based on simulation is developed and described, which helps to simplify the selection of the right storage configuration in the rough planning phase. This method is based on the fact that while it is possible to determine the throughput of various storage configurations by means of simulation it is not practical in the intended planning phase. To make use of simulation results nevertheless, surrogate models are built. These models are able to reproduce the characteristics of the underlying simulation model (and thereby the real system) sufficiently accurate and allow for a throughput estimation of arbitrary combination of parameters.

This dissertation starts with an overview over the planning and simulation of logistic and material flow systems as well as the mode of operation and control policies of automated storage/retrieval systems. Subsequently methods for the generation of surrogate models based on underlying simulation results are described. After that the development of surrogate models for the determination of throughput performance of automated storage/retrieval systems using artificial neural networks is explained and the quality of the results obtained by using the surrogates is considered. The networks are implemented in an easy to use planning tool and therfore can be used as an aid to get quick and safe estimations about the performance of different storage system configurations.

# Inhaltsverzeichnis

**Kurzdarstellung** ..... **V**

**Abstract** ..... **VI**

**Inhaltsverzeichnis** ..... **I**

**Abbildungsverzeichnis** ..... **IV**

**Tabellenverzeichnis** ..... **VIII**

**1 Einleitung und Vorgehensweise** ..... **1**

1.1 Ausgangssituation ..... 1

1.2 Ziel der Arbeit und Vorgehensweise ..... 3

**2 Automatische Lagersysteme im Kontext der Intralogistikplanung** ..... **7**

2.1 Aufgaben und Arten von Lagern ..... 7

2.2 Automatische Lagersysteme ..... 8

2.2.1 Merkmale automatischer Lager ..... 9

2.2.2 Lagerkonfigurationen ..... 13

2.3 Leistungsberechnung automatischer Lagersysteme ..... 15

2.3.1 Analytische Spielzeitmodelle ..... 16

2.3.2 Richtlinien zur Spielzeitbestimmung ..... 19

2.4 Planungsprozesse und -vorgehensweise in der Intralogistik ..... 21

2.5 Materialflusssimulation als Hilfsmittel in der Intralogistikplanung ..... 26

2.5.1 Vorgehensweise bei der Materialflusssimulation ..... 28

2.5.2 Eingliederung der Simulation in den Prozess der Intralogistikplanung ..... 36

**3 Betriebsstrategien automatischer Lager** ..... **39**

3.1 Überblick über die verschiedenen Strategiebestandteile ..... 40

3.2 Belegungs- und Einlagerstrategien ..... 45

3.2.1 Einlagerstrategien für chaotische Lagerung ..... 45

3.2.2 Umschlagbasierte Lagerung ..... 48

3.2.3 Lagerung nahe am E/A-Punkt ..... 50

3.3 Strategien für besondere Lagerkonfigurationen ..... 51

3.3.1 Strategien für doppelttiefe Lagerung: Umlagerstrategien ..... 51

3.3.2 Strategien für Mehrfachlastaufnahmemittel ..... 52

3.4 Fahrstrategien ..... 57

**4 Ersatzmodelle zur Verallgemeinerung von Simulationsergebnissen** ..... **61**

4.1 Einsatz von Ersatzmodellen in der Materialflusssimulation ..... 64

4.2 Vorgehensweise bei der Erstellung von Ersatzmodellen im Umfeld der Materialflusssimulation ..... 65
4.3 Versuchsplanung ..... 68
4.3.1 Methoden zur Erstellung eines Plans zur Stichprobenentnahme ..... 70
4.4 Methoden zur Erstellung von Ersatzmodellen ..... 79
4.4.1 Response Surface Methodology ..... 80
4.4.2 Künstliche neuronale Netze (KNN) ..... 81
4.4.3 Regression mit Gaußschen Prozessen / Kriging ..... 82
4.4.4 Support Vector Regression ..... 84
4.5 Validierung und Genauigkeit der Approximation ..... 85
4.5.1 Fehlermaße ..... 85
4.5.2 Problemfelder bei der Anpassung von Ersatzmodellen ..... 87
4.5.3 Verfahren zur Validierung ..... 88

**5 Künstliche neuronale Netze ..... 93**
5.1 Grundlagen, Geschichte und Entstehung der KNN ..... 93
5.2 Grundlagen und Struktur künstlicher neuronaler Netze ..... 95
5.2.1 Single Layer Perceptron ..... 98
5.2.2 Multi Layer Perceptron ..... 100
5.2.3 Training neuronaler Netze und Lernregeln ..... 101
5.2.4 Überprüfung des Trainingszustands ..... 107
5.2.5 Anwendungsfälle neuronaler Netze ..... 108
5.3 Methoden zur Verbesserung der Generalisierung ..... 111
5.4 Werkzeuge für die Erstellung neuronaler Netze ..... 114

**6 Ersatzmodelle für den Leistungsvergleich von Lagersystemkonfigurationen ..... 117**
6.1 Ziele und Vorgehensweise ..... 117
6.2 Parameter für die simulative Abbildung von Lagersystemen ..... 119
6.3 Simulationsmodell zur Leistungsbestimmung automatischer Lagersysteme ..... 123
6.3.1 Funktionsweise des Modells ..... 124
6.3.2 Simulationsabbruch und Seedwerte ..... 124
6.4 Werkzeug zur Verwaltung der Simulationsläufe ..... 127
6.5 Auswahl der zu untersuchenden Lagerkonfigurationen ..... 129
6.6 Bewertung des Einflusses der Lagerbetriebsstrategien auf die Umschlagleistung ..... 131

6.6.1 Vorgehensweise ..... 131
6.6.2 Einflüsse bei einfachtiefem Lager ..... 131
6.6.3 Einflüsse bei doppelttiefem Lager ..... 135
6.6.4 Zuordnung von Betriebsstrategien zu den Lagerkonfigurationen ..... 138
6.7 Erstellung der Ersatzmodelle ..... 141
6.7.1 Auswahl eines Verfahrens zur Erstellung der Ersatzmodelle ..... 142
6.7.2 Festlegung der Parameter ..... 142
6.7.3 Erstellung der Versuchspläne und Simulationsdurchführung ..... 144
6.7.4 Bildung der Ersatzmodelle mit künstlichen neuronalen Netzen ..... 146
6.7.5 Qualität und Prognosegüte der Ersatzmodelle ..... 147
6.8 Umsetzung der Ersatzmodelle in ein Rechnerwerkzeug ..... 148
6.9 Beispielhafte Anwendungen der Ersatzmodelle bei der Konfigurationsauswahl automatischer Lagersysteme ..... 151
**7 Zusammenfassung und Ausblick ..... 155**
7.1 Zusammenfassung der Arbeit ..... 155
7.2 Ausblick ..... 157
**8 Literaturverzeichnis ..... 159**
**9 Anhang: Statistische Daten der erzeugten neuronalen Netze ..... 173**

# Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1-1: Verbreitung der Hochregallager ..... 1
Abbildung 1-2: Aufbau der Arbeit ..... 4
Abbildung 2-1: Einteilung der Lagertypen [Günthner 2010] ..... 8
Abbildung 2-2: Einzelspiele (links) und Doppelspiel (rechts) ..... 9
Abbildung 2-3: Ablauf eines Einzelspiels nach FEM 9.851 ..... 10
Abbildung 2-4: Ablauf eines kombinierten Spiels nach FEM 9.851 (hier ein Doppelspiel) ..... 10
Abbildung 2-5: Geschwindigkeitsverlauf der Fahr- und Hubbewegung (nach [Arnold et al. 2009], [Gudehus 1972b]) ..... 11
Abbildung 2-6: Hub- und fahrzeitkritische Fächer ..... 11
Abbildung 2-7: Tatsächliche Bewegung des Regalbediengeräts innerhalb der Regalwand ..... 12
Abbildung 2-8: Bereich, in dem Fahrten mit gleicher Fahrzeit durchgeführt werden können ..... 13
Abbildung 2-9: Elemente der Lagerkonfiguration in der Draufsicht ..... 14
Abbildung 2-10: Fahrzeiteinsparung durch Mehrfachlastaufnahmemittel ..... 15
Abbildung 2-11: Lage der repräsentativen Fächer ..... 17
Abbildung 2-12: Phasen bei der Planung von Intralogistiksystemen ..... 22
Abbildung 2-13: Vorgehensmodell für Simulationsstudien (in Anlehnung an [Kühn 2006] und [Martin 2009]) ..... 29
Abbildung 2-14: Verhältnis von Kosten und Vertrauen in ein Modell bei der Validierung von Simulationen (nach [Sargent 2007]) ..... 33
Abbildung 3-1: Betriebsstrategiekomponenten automatischer Lager ..... 40
Abbildung 3-2: Lagercharakteristika ..... 41
Abbildung 3-3: Belegungsstrategie Paarbildung ..... 47
Abbildung 3-4: Suche nach Einlagerplätzen auf dem Weg zum ersten Auslagerpunkt ..... 47
Abbildung 3-5: Beispielhafte Verteilung der Umschlaghäufigkeit gelagerter Artikel ..... 49
Abbildung 3-6: Verschiedene Arten der Zonenbildung (nach [Roodbergen et al. 2009]) ..... 49
Abbildung 3-7: Einlagerplatzwahl für strenge E/A-Konzentration ..... 51

Abbildung 3-8: Flip-Flop-Strategie ..... 53
Abbildung 3-9: Zweistreifenstrategie ..... 54
Abbildung 3-10: Prinzip der Mehrfacheinlagerung ..... 54
Abbildung 3-11: Spiel bei Mehrfacheinlagerung ..... 55
Abbildung 3-12: Fahrwegsbildung nach verschiedenen Reihenfolgeschemata 59
Abbildung 4-1: Abbildung eines Systems durch ein Ersatzmodell ..... 61
Abbildung 4-2: Ausbeute eines Prozesses in Abhängigkeit zweier Parameter . 62
Abbildung 4-3: Erweiterte Vorgehensweise zur simulativen Erstellung und Nutzung von Ersatzmodellen ..... 66
Abbildung 4-4: Parameterkombinationen in Koordinatendarstellung ..... 70
Abbildung 4-5: Darstellung eines vollfaktoriellen Versuchsplans mit drei Parametern und zwei Ausprägungen pro Parameter ..... 72
Abbildung 4-6: Anzahl notwendiger Datenpunkte bei vollfaktoriellen Versuchsplänen ..... 73
Abbildung 4-7: Teilfaktorieller Versuchsplan ..... 73
Abbildung 4-8: Central Composite Designs mit ihrer Notation (nach [The MathWorks]) ..... 75
Abbildung 4-9: Beispiel für ein Lateinisches Quadrat ..... 76
Abbildung 4-10: Bildung eines zufälligen Latin Hypercube-Versuchsplans für zwei Einflussgrößen (in Anlehnung an [Sanchez 2006]) ..... 77
Abbildung 4-11: Latin Hypercube Versuchsplan für drei Dimensionen und zehn Datenpunkte ..... 78
Abbildung 4-12: Über- und Unteranpassung eines Ersatzmodells ..... 87
Abbildung 4-13: Kreuzvalidierung (nach [Bishop 2006]) ..... 89
Abbildung 5-1: Bestandteile eines biologischen Neurons (Abbildung: Mariana Ruiz Villarreal [Villarreal 2010]) ..... 94
Abbildung 5-2: Grundsätzlicher Aufbau eines Neurons (nach [Brause 1991]) .. 96
Abbildung 5-3: Grundsätzlicher Aufbau eines Feed-Forward-Netzes ..... 98
Abbildung 5-4: Schematische Darstellung eines SLP ..... 99
Abbildung 5-5: Nachbildung der logischen UND-Funktion durch ein SLP ..... 99
Abbildung 5-6: Kostenfunktion (nach [Hoffmann 1993]) ..... 102
Abbildung 5-7: Trainings- und Testdatensätze ..... 107

Abbildung 5-8: Klassifikationsaufgabe Zuffererkennung ..... 108

Abbildung 5-9: Klassifikation eines Bereichs durch ein künstliches neuronales Netzwerk (nach [Kriesel 2007]) ..... 109

Abbildung 5-10: Modellierung einer Fläche durch ein künstliches neuronales Netzwerk ..... 110

Abbildung 5-11: Güte der Schätzung außerhalb des Trainingsbereichs von KNN ..... 113

Abbildung 5-12: Bildschirmfoto der Software MemBrain [Jetter 2010] ..... 114

Abbildung 5-13: Bildschirmfoto der Software NeuroPredict [Allmendinger 2008] ..... 115

Abbildung 6-1: Vorgehensweise bei der Erstellung der Ersatzmodelle für den Leistungsvergleich automatischer Lagersysteme ..... 118

Abbildung 6-2: Technische Parameter ..... 120

Abbildung 6-3: Organisatorische Parameter ..... 121

Abbildung 6-4: Verwendete Lagerbetriebsstrategien ..... 122

Abbildung 6-5: Ausgangswerte ..... 123

Abbildung 6-6: Prinzipielle Funktionsweise des Modells ..... 124

Abbildung 6-7: Einschwingen der mittleren Spielzeit ..... 126

Abbildung 6-8: Zusammenspiel von Datenbankanwendung und Simulationsmodell ..... 127

Abbildung 6-9: Entity-Relationship-Diagramm der Simulationsdatenbank ..... 128

Abbildung 6-10: Betrachtete Lagerkonfigurationen und Kurzbezeichnungen ..... 130

Abbildung 6-11: Spielzeiten im einfachtiefen Lager mit einem Lastaufnahmemittel ..... 132

Abbildung 6-12: Spielzeiten im einfachtiefen Lager mit zwei Lastaufnahmemitteln ..... 133

Abbildung 6-13: Vergleich der Spielzeiten bei Dreifachlastaufnahmemittel ..... 134

Abbildung 6-14: Einfluss der Umlagerstrategie (Einlagerung beliebig) ..... 136

Abbildung 6-15: Einfluss der Umlagerstrategie (Einlagerung bevorzugt in leere Kanäle) ..... 137

Abbildung 6-16: Lagerkonfigurationen und ausgewählte Betriebsstrategien ..... 139

Abbildung 6-17: Leistungskennlinien für ein beispielhaftes Lager ..... 141

Abbildung 6-18: Scatterplot des Ersatzmodells für die Konfiguration [111] ..... 147

Abbildung 6-19: Oberfläche des Planungswerkzeugs, Ansicht Leistungsvergleich der Varianten ..... 149

Abbildung 6-20: Oberfläche des Planungswerkzeugs, Ansicht Durchsatz über Füllungsgrad ..... 151

Abbildung 6-21: Anwendungsbeispiel 1: Bestimmung der Durchsatzleistung eines beispielhaften Lagers ..... 152

Abbildung 6-22: Anwendungsbeispiel 2: Durchsatzleistungen der verschiedenen Lagerkonfigurationen im ersten Fall ..... 153

Abbildung 6-23: Anwendungsbeispiel 2: Durchsatzleistungen der verschiedenen Lagerkonfigurationen im zweiten Fall ..... 154

Abbildung 7-1: Schema der Leistungsbestimmung mit Hilfe des Ersatzmodells ..... 156

# Tabellenverzeichnis

Tabelle 2-1: Einige beispielhafte Lagerkonfigurationen in der Draufsicht ..... 14

Tabelle 2-2: Richtlinien zur Spielzeitberechnung ..... 19

Tabelle 5-1: Aktivierungsfunktionen (nach [Zell 2003]) ..... 97

Tabelle 6-1: Optimierungspotential der Strategie „Einlagerung nahe Auslagerung" ..... 134

Tabelle 6-2: Einfluss der Fahrstrategie bei zufälliger Einlagerplatzwahl ..... 135

Tabelle 6-3: Lagergrößen zur Untersuchung des Einflusses der Größe auf die Umschlagleistung ..... 140

Tabelle 6-4: Mögliche Parameter zur Bildung der Kennfelder ..... 143

Tabelle 6-5: Parameter der betrachteten Regalbediengeräte ..... 144

Tabelle 6-6: Lagergrößen, die als Extremwerte für die Stützpunkte der neuronalen Netze festgelegt wurden ..... 145

# 1 Einleitung und Vorgehensweise

Seit 1962 bei der Firma Bertelsmann in Gütersloh das erste „Hochraumlager“ errichtet wurde, ist Logistik ohne automatische Lager kaum mehr vorstellbar. Die damals entwickelte Silobauweise und die Verwendung von geführten Stapelkranen zur Lagerbedienung war richtungsweisend und führte zu Anlagen, die einen hohen Volumennutzungsgrad mit der Möglichkeit schnellen Ein- und Auslagerns beliebiger Lagereinheiten verbanden [Gremm 2001]. Die anschließende Entwicklung von bodengeführten Regalbediengeräten ermöglichte eine massive Steigerung der Fahr- und Hubgeschwindigkeiten. Nachdem die ersten Anlagen noch nach dem Prinzip Mann-zur-Ware arbeiteten, konnten durch die Fortschritte in der Steuerungs- und Automatisierungstechnik bald auch Systeme, die Paletten und Kartons eigenständig ein- und auslagern, realisiert werden.

## 1.1 Ausgangssituation

Aufgrund ihrer Vorteile haben Hochregallager eine weite Verbreitung gefunden. Abbildung 1-1 zeigt die Anzahl ausgeführter Lagersysteme im deutschen Wirtschaftsraum und die Zahl der dabei eingesetzten Regalbediengeräte auf Basis der seit 1962 jährlich von der Zeitschrift *Materialfluss* veröffentlichten Statistik [Heptner et al. 2009].

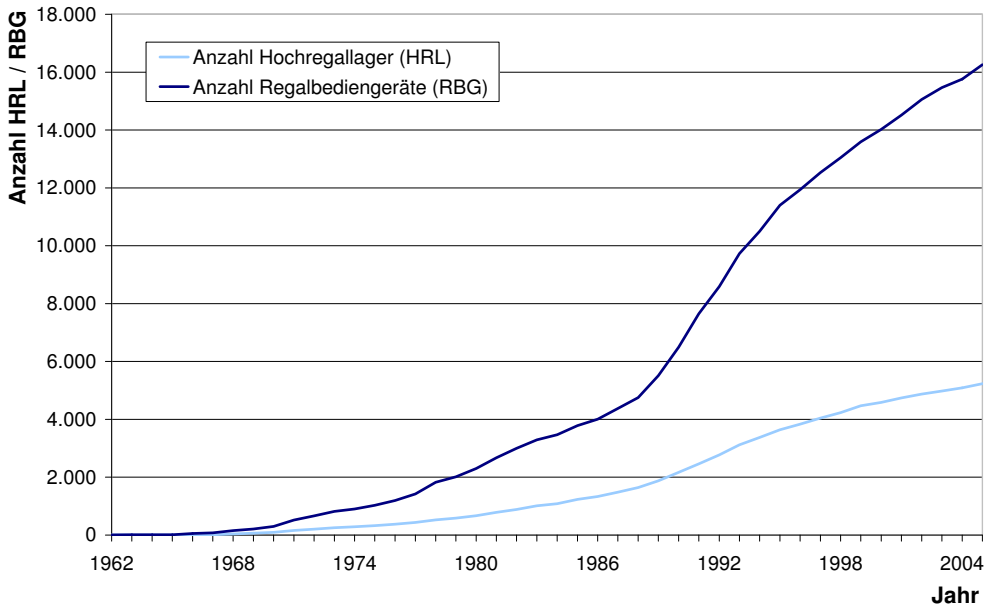



**Abbildung 1-1: Verbreitung der Hochregallager**

Unterstützt durch die Einführung rechnergesteuerter Lagerverwaltungssysteme begannen sich Ende der 1970er Jahre neben den klassischen Paletten- und Kartonlagern auch spezielle Systeme für die Kleinteilelagerung durchzusetzen. Zunächst fanden diese Anlagen unter der Bezeichnung „Miniload“ vor allem in den USA Verbreitung. Wenig später wurden sie unter dem Namen automatisches Kleinteilelager (AKL) auch in Europa eingeführt. AKL zeichnen sich vor allem durch die Art des Lagerguts, meist Kunststoffbehälter oder Tablare, aus und können durch die verhältnismäßig geringen Massen der Lagergüter von ca. 50 bis 100 kg mit hohe Geschwindigkeiten der Regalbediengeräte betrieben werden [Günthner et al. 2007]. In den letzten Jahren ist ein häufiger Einsatz kleinerer AKL auch im Bereich der Produktionsversorgung zu beobachten [Bozer et al. 2005].

Trotz vieler Bestrebungen, durch eine Senkung der Bestände große Lager überflüssig zu machen, und des Zwangs zu immer kürzeren Amortisationszeiten wird auch in Zukunft eine steigende Anzahl automatischer Lagersysteme erwartet. Laut einem aktuellen Experteninterview [Barde 2008] sind dafür zwei Gründe maßgebend: Zum einen zeigt sich ein Trend hin zu Zentrallagern, der auch von [Koster et al. 2007] bestätigt wird. Die großen dort umgeschlagenen Mengen ermöglichen einen wirtschaftlichen Einsatz der HRL-Systeme. Zum anderen werden optimal auf den Einsatzfall angepasste Systeme erwartet, um mit möglichst geringen Investitionen die Anforderungen zu erfüllen. Dem bekannten Dilemma zwischen hoher Leistung durch Automatisierung und der Forderung nach einer erhöhten Flexibilität muss durch einen modularen Aufbau und eine gute Erweiterbarkeit begegnet werden. [Günthner et al. 2009b]

Bei der Planung von automatischen Lagersystemen handelt es sich um eine komplexe Aufgabe, bei der eine Vielzahl von teilweise gegenläufigen Einflussgrößen zu beachten und in Einklang zu bringen ist. Neben den geometrischen Parametern, die beschreiben, wie die geforderte Anzahl von Lagerbehältern in dem zur Verfügung stehenden Raum untergebracht werden kann, ist auch die notwendige Durchsatzleistung, die durch die Dynamik der Regalbediengeräte und Lastaufnahmemittel, die Lagergröße, die Lagerkonfiguration und schließlich die Betriebsstrategien bestimmt wird, zu beachten.

Um in der Grobplanungsphase solcher Systeme eine schnelle Abschätzung der erreichbaren Durchsatzleistung zu erhalten, wird häufig auf in den entsprechenden Richtlinien angegebene analytische Formeln zurückgegriffen (vergleiche Abschnitt 2.3.2, S. 19). Diese gelten jedoch nur für wenige Lagerkonfigurationen und Be-

triebsstrategien. In der Feinplanungsphase kommt zur Absicherung der Ergebnisse häufig die Materialflusssimulation zum Einsatz. Trotz der mittlerweile weiten Verbreitung dieser Methode ist sie Spezialisten vorbehalten und damit teuer und aufwendig.

Schwierig ist immer noch die Auslegung von komplexen Lagerkonfigurationen (mit z.B. mehreren Lastaufnahmemitteln, doppelttiefer Lagerung etc.). Hier wird die Entscheidung zum Einsatz dieser Konfigurationen meist aufgrund des Erfahrungswissens des Planers getroffen.

## 1.2 Ziel der Arbeit und Vorgehensweise

Ziel der Arbeit ist es, ein simulationsbasiertes Verfahren zur Erzeugung von Leistungskennfeldern automatischer Lagersysteme zu entwickeln. Mit Hilfe dieser Kennfelder kann in der Praxis dann eine schnelle Leistungsbestimmung verschiedener Lager und -konfigurationen erfolgen. Dieser simulationsbasierte Ansatz stellt damit eine Möglichkeit dar, auch für exotische Systeme, die sich eventuell noch in einem frühen Stadium der Entwicklung befinden, bereits Leistungsangaben für Parameterkombinationen, die noch nicht direkt simulativ untersucht wurden, zu erhalten und nach optimalen Auslegungsparametern zu suchen. Dabei wird die Möglichkeit genutzt, ein simuliertes System durch ein sogenanntes Ersatzmodell abzubilden. Dieses zeichnet sich dadurch aus, dass es mit Hilfe mathematischer Methoden Ergebnisse deutlich einfacher und schneller angeben kann als das Simulationsmodell, aber dennoch eine ausreichend genaue Vorhersage von Daten an beliebigen Punkten eines im Vorhinein festgelegten Parameterraums bietet.

Abbildung 1-2 zeigt den Aufbau der Arbeit. Nach der Einleitung wird in Kapitel 2, S. 7ff, ein Überblick über die Anwendungsfälle und Technik automatischer Lagersysteme gegeben. Dabei erfolgt zum einen eine Einordnung in den Kontext der Planung intralogistischer Anlagen, zum anderen auch eine Beschreibung bestehenden Methoden zur analytischen und simulativen Leistungsbestimmung automatischer Lagersysteme. Kapitel 3, S. 39ff, vertieft die Darstellung dieser Lagersysteme und bietet einen Überblick über mögliche Betriebsstrategien und lagerorganisatorische Maßnahmen.

In dem darauf folgenden Kapitel 4, S. 61ff, werden Methoden zur Bildung von Ersatzmodellen vorgestellt. Diese können verwendet werden, um Leistungskennflächen aus simulativ erzeugten Einzelwerten zu bilden, mit denen sich eine schnelle und einfach anzuwendende Methode zur Leistungsbestimmung automatischer La-

ger erreichen lässt. Im Rahmen dieser Arbeit wurden künstliche neuronale Netze zur Bildung der Ersatzmodelle verwendet, weshalb diese in Kapitel 5, S. 93ff, detailliert vorgestellt werden. Kapitel 6, S. 117ff, beschreibt die Bildung von Ersatzmodellen für die Leistungsbestimmung und einen Leistungsvergleich verschiedener Lagerkonfigurationen von automatischen Lagersystemen aus einem klassischen Simulationsmodell und zeigt exemplarisch eine mögliche Einsatz. Zusammenfassung und Ausblick auf mögliche weitere Anwendungsfelder der vorgestellten Methode und Verbesserungsansätze bilden in Kapitel 7 (S. 155ff) den Abschluss der Arbeit.

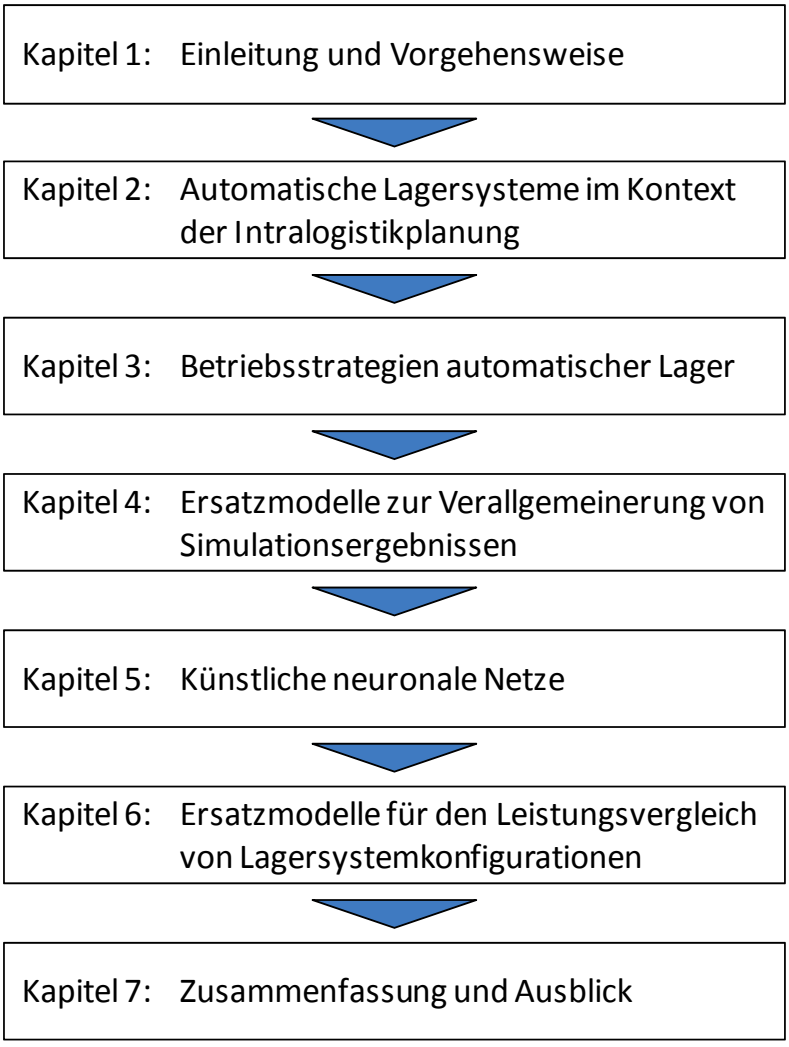



**Abbildung 1-2: Aufbau der Arbeit**

In der mittlerweile beinahe fünfzigjährigen Geschichte automatischer Hochregallager haben sich bereits eine Vielzahl von Forschungsarbeiten mit der Durchsatz- und Leistungsberechnung dieser Systeme befasst. Der Blick in die Praxis zeigt jedoch, dass die bestehenden analytischen Ansätze zur Durchsatzberechnung kaum

Eingang in die tägliche Arbeit der Planer gefunden haben. Dies liegt zum einen daran, dass das Wissen um diese Methoden nicht genügend verbreitet ist. Zum anderen ist die Theorie, die den analytischen Modellen zugrundeliegt, kompliziert und dadurch schwer intuitiv zu verstehen. Zudem sind die dabei getroffenen Annahmen nicht immer transparent. In der Praxis kommen daher in der Grobplanungsphase trotz ihrer Lücken hauptsächlich die in der Richtlinie FEM 9.851 beschriebenen Verfahren zur Anwendung (siehe auch Abschnitt 2.3.2, S. 19), in der Feinplanung dominiert der Einsatz der Materialflusssimulation.

Das in der vorliegenden Arbeit vorgestellte Verfahren ermöglicht die Erzeugung von Leistungskennfeldern mit Hilfe simulativer Verfahren. Soll beispielsweise eine neue Betriebsstrategie untersucht werden kann diese nach einer Implementierung im Simulationsmodell (die im Allgemeinen zur Absicherung der Strategie sowieso durchgeführt wird) direkt in ein neues Ersatzmodell überführt werden. Im Gegensatz zu den analytischen Verfahren kann eine Änderung in der Betriebsstrategie ohne weitere aufwändige Forschungsarbeiten in ein Modell übertragen werden, das anschließend die Vorteile der analytischen Lösung (Möglichkeit einer schnellen Evaluierung) mit denen der Simulation (beliebige Konfigurationen können abgebildet werden) verbindet.

# 2 Automatische Lagersysteme im Kontext der Intralogistikplanung

Das folgende Kapitel bietet eine Übersicht über die Grundlagen einiger für die weitere Arbeit relevanten Bereiche. Zunächst erfolgt eine vertiefte Beschreibung von automatischen Lagersystemen und bestehenden Ansätzen für ihre Leistungsbestimmung. Daran schließt ein Überblick über die Vorgehensweisen und die Abläufe bei der Planung intralogistischer Systeme an. Anschließend wird die Materialflusssimulation als wichtiges Hilfsmittel im Planungsprozess beschrieben sowie Anwendungen im Bereich der Lagertechnik aufgezeigt.

## 2.1 Aufgaben und Arten von Lagern

Lager dienen dazu, zeit- und mengenmäßige Unregelmäßigkeiten im Logistikprozess auszugleichen. Sie stellen eine Schnittstelle zwischen Unternehmen, Bereichen innerhalb von Unternehmen oder einzelnen Prozessen dar. Unter „Lagern“ wird jedes geplante Liegen des Arbeitsgegenstandes im Materialfluss verstanden [VDI 2411]. Funktionen, die von Lagern erfüllt werden, sind Puffern, Lagern und Speichern von Gütern [Gudehus 2005]. Puffern ist dabei ein kurzfristiges Liegen der Gegenstände, wie es beispielsweise zwischen Arbeitsstationen eines Produktionssystems auftritt [Lippolt 2003]. Puffer werden eingesetzt, um einen Schutz gegen Unterbrechungen zu bieten und die Auslastung zu sichern. Ziel der Lagerung ist die Bevorratung von Gütern, um die Lieferfähigkeit bzw. die sofortige Verfügbarkeit der Waren sicherzustellen. Von Speichern wird gesprochen, wenn die Güter kurzzeitig vor der Produktion, zum Transport und zum Sortieren aufbewahrt werden, um die Fertigungs- oder Transportkapazitäten optimal ausnutzen zu können [Gudehus 2005].

**Lagertypen**

Zur Erfüllung der im vorigen Abschnitt genannten Funktionen wurde eine Vielzahl unterschiedlicher Lagertypen entwickelt. Abbildung 2-1 zeigt eine mögliche Systematik dieser Typen.

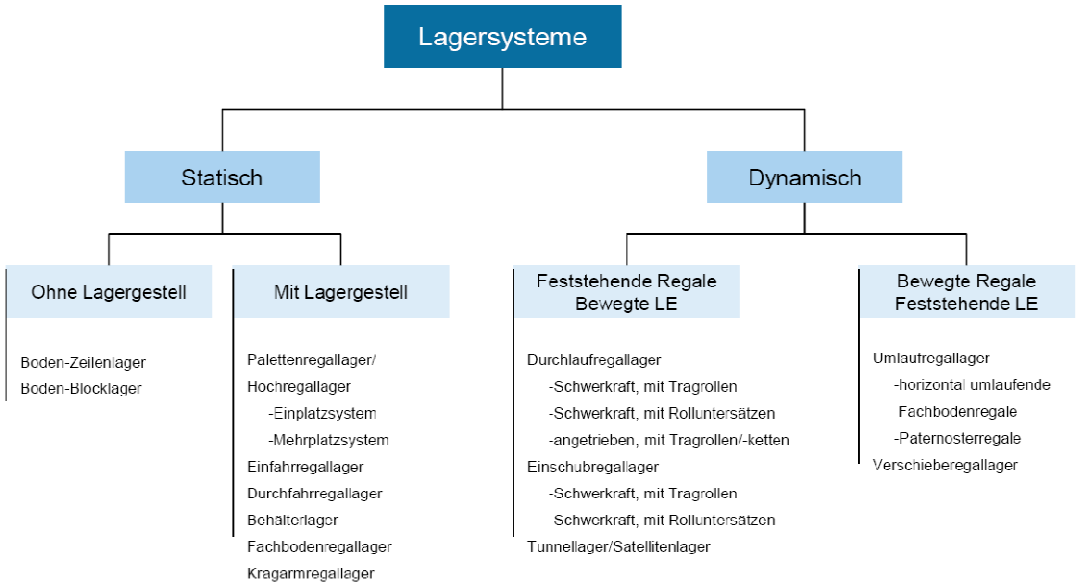



**Abbildung 2-1: Einteilung der Lagertypen [Günthner 2010]**

In dieser Systematik wird zunächst unterschieden, ob die Lagerung der Ware statisch oder dynamisch erfolgt. Im einfachsten Fall werden die Güter ohne Lagergestell statisch gelagert und es entsteht ein Blocklager. Unter Verwendung eines Lagergestells lässt sich der Volumennutzungsgrad erhöhen und ein direkter Zugriff auf die Lagereinheiten (LE) wird möglich. Bei dynamischen Lagern wird entweder die Lagereinheit oder das Regal mit der Lagereinheit bewegt. Beispiele hierfür sind Durchlaufregallager, bei denen sich die Lagereinheit auf Rollen bewegen, oder Umlaufregallager, bei denen ein Zugriff auf die Güter durch eine Bewegung des Lagergestells erreicht wird. [Günthner et. al. 2008b]

## 2.2 Automatische Lagersysteme

Die Forderung nach immer größeren Lagerkapazitäten und höheren Durchsatzleistungen von Lagern führte in den 1960er Jahren zu einer Entwicklung der Hochregallager. 1962 wurde bei der Firma Bertelsmann in Gütersloh das erste dieser Lager in Betrieb genommen. Es handelte sich dabei um ein 12 m hohes Lager, das von einem manuell gesteuerten Regalbediengerät bedient wurde. Die Fortschritte der Rechner- und der Automatisierungstechnik ermöglichten bereits kurze Zeit später die Automatisierung der Hochregallager und bedeutende Leistungssteigerungen. Ende der 1970er-Jahre wurde die Technik der Hochregallager auch auf den Kleinteilebereich übertragen. Zunächst setzten sich diese Systeme unter dem Begriff „Mini-Load“ in den USA durch. In den 1980er-Jahren wurden automatische Kleinteilelager (AKL) zunehmend auch in Europa eingesetzt. Seit den 1990er-

Jahren ist ein zunehmender Einsatz dieser Technologie auch im Bereich der Produktion zu beobachten, wo sie beispielsweise als Zwischenlager für Halbfertigprodukte eingesetzt werden und auch die Möglichkeit einer Sequenzierung nach Maßgabe des Produktionsprogramms bieten [Sarker et al. 1995].

### 2.2.1 Merkmale automatischer Lager

Vollautomatische Hochregallager und automatische Kleinteilelager bestehen heute aus einer oder mehreren Regalgassen, in denen ein schienengeführtes Regalbediengerät (RBG) die Ein- und Auslagerung der Güter vornimmt. Die An- und Abtransport der einzulagernden bzw. ausgelagerten Paletten oder Behälter erfolgt meist ebenfalls automatisch.

Das Regalbediengerät besteht aus dem Tragwerk, dem Fahrantrieb, dem Hubwerk und dem Lastaufnahmemittel [FEM 9.101]. Hubwerk und Fahrwerk können in der Regel parallel arbeiten, so dass eine Diagonalfahrt des Lastaufnahmemittels entsteht. Bei den Arbeitsspielen der automatischen Hochregallager wird zwischen Einzel- und Doppelspielen unterschieden.

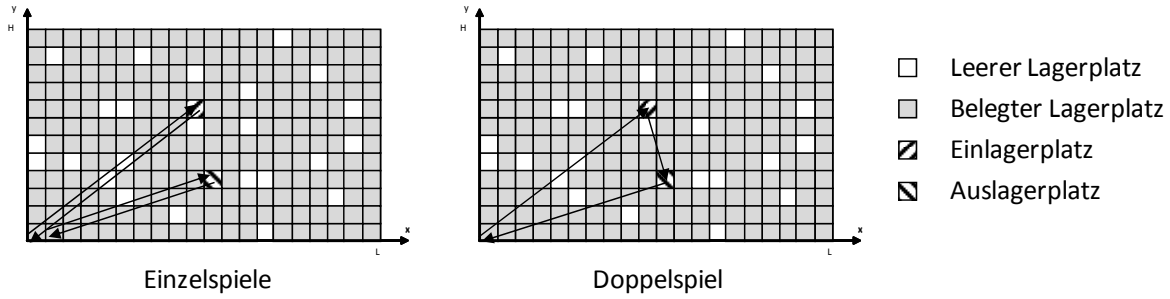



**Abbildung 2-2: Einzelspiele (links) und Doppelspiel (rechts)**

Ein Einzelspiel zur Einlagerung eines Behälters beginnt mit der Aufnahme der Lagereinheit am Einlagerpunkt (E-Punkt). Anschließend wird das Gut durch eine kombinierte Fahr- und Hubbewegung des Regalbediengeräts zu seinem Einlagerfach gebracht und dort vom Lastaufnahmemittel abgegeben. Abbildung 2-2 (links) zeigt schematisch den Ablauf zweier Einzelspiele zur Ein- und Auslagerung einer Lagereinheit. Durch die Kombination einer Ein- und Auslagerung entsteht ein Doppelspiel (Abbildung 2-2 rechts). Durch den Entfall von Fahrten zum Ein- und Auslagerpunkt kann bei der Durchführung von Doppelspielen (bzw. bei Verwendung von Lastaufnahmemitteln, die mehr als einen Behälter aufnehmen können, von Mehrfachspielen) Fahrzeit eingespart werden und die Umschlagleistung des

Lagers erhöht sich. Die Richtlinie FEM 9.851 [FEM 9.851] unterteilt die Spiele weiter in ihre Einzelkomponenten (vgl. Abbildung 2-3 und Abbildung 2-4).

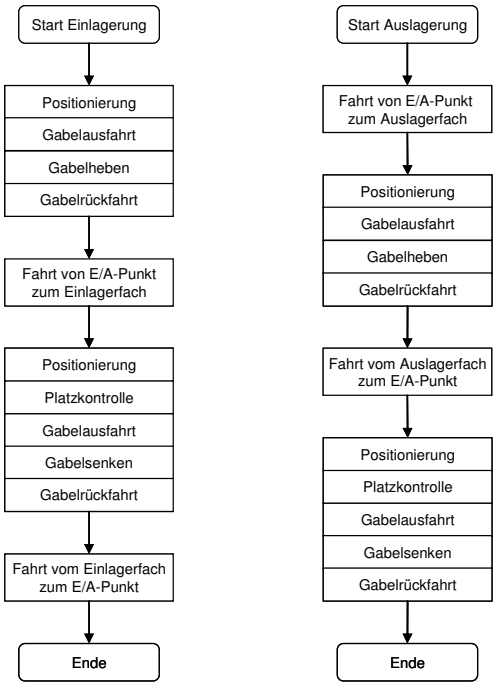



**Abbildung 2-3: Ablauf eines Einzelspiels nach FEM 9.851**

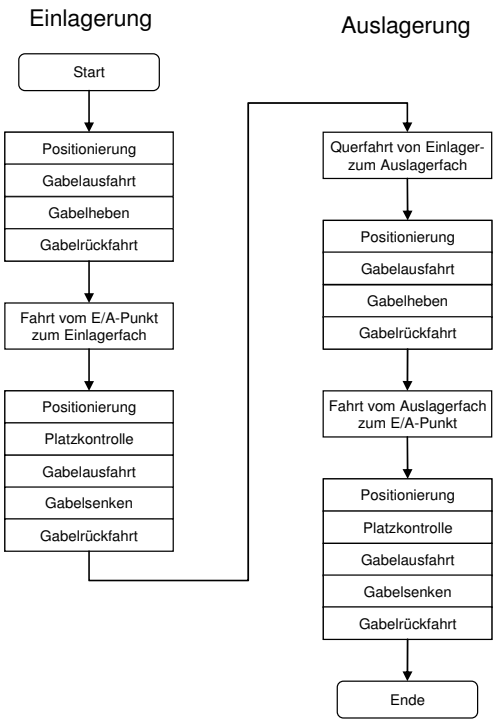



**Abbildung 2-4: Ablauf eines kombinierten Spiels nach FEM 9.851 (hier ein Doppelspiel)**

Die Bewegung eines Regalbediengeräts setzt sich aus der Hub- und der Fahrbewegung zusammen. Jede dieser beiden Bewegungen besteht aus einer Beschleunigungsphase, einer Konstantfahrt und einer Bremsphase. Abbildung 2-5 zeigt den realen und einen vereinfachten Geschwindigkeitsverlauf dieser Bewegungen. In Anlehnung an die entstehende Form wird auch von einer Trapezfahrt gesprochen.

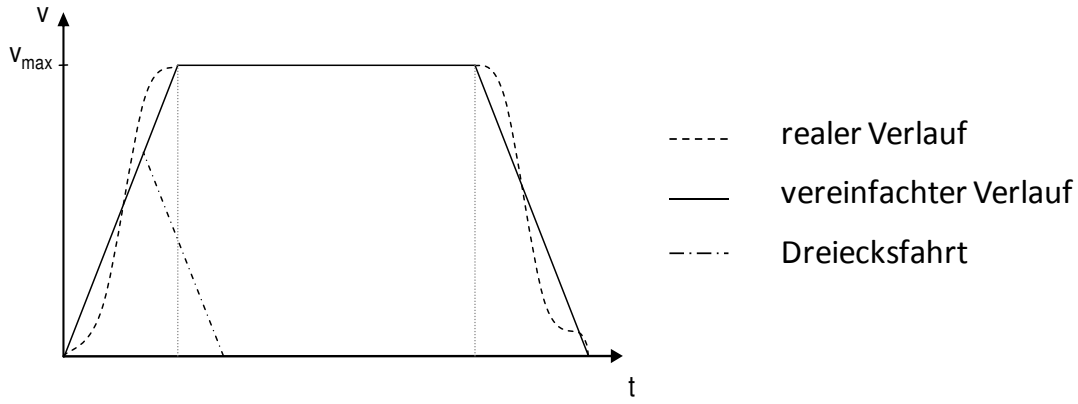



**Abbildung 2-5: Geschwindigkeitsverlauf der Fahr- und Hubbewegung (nach [Arnold et al. 2009], [Gudehus 1972b])**

Ist die Entfernung zwischen dem Start- und Endpunkt zu kurz, um die Maximalgeschwindigkeit zu erreichen, geht die Beschleunigungs- direkt in die Bremsphase über. Es entsteht ein dreiecksförmiger Geschwindigkeitsverlauf, wie er in Abbildung 2-5 durch die Strichpunktlinie angedeutet ist.

Startet das Regalbediengerät von der linken unteren Ecke der Regalwand mit einer gleichzeitigen Fahr- und Hubbewegung, beschreibt das Lastaufnahmemittel vereinfacht eine Gerade, die sogenannte Synchrongerade (siehe Abbildung 2-6), deren Steigung abhängig vom Verhältnis aus Hub- und Fahrgeschwindigkeit ist.

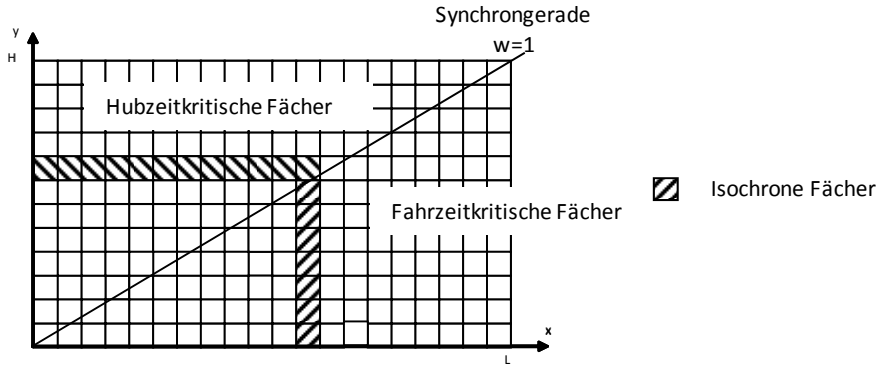



**Abbildung 2-6: Hub- und fahrzeitkritische Fächer**

Alle Punkte auf der Synchrongeraden werden von Hub- und Fahrwerk gleichzeitig erreicht. Werden Fächer angefahren, die oberhalb dieser Geraden liegen, wird das Regalbediengerät zuerst die Position in Fahrtrichtung erreichen. Bis das Lastaufnahmemittel das Fach erreicht hat, muss das Hubwerk noch auf die richtige Höhe gebracht werden. Fächer oberhalb der Synchrongeraden werden daher als hubzeitkritisch bezeichnet. Analog dazu wird die Zeit zum Erreichen der Fächer unterhalb der Geraden von der Fahrzeit bestimmt. Diese Fächer werden als fahrzeitkritisch bezeichnet. Alle Fächer, die in der gleichen Zeit erreicht werden können, werden als isochrone Fächer bezeichnet. Auch der Weg, den das Lastaufnahmemittel bei Bewegungen innerhalb des Lagers beschreibt, entspricht dieser Logik: Soll das Lastaufnahmemittel von einem Punkt zum anderen bewegt werden, wird zunächst eine Bewegung parallel zur Synchrongeraden ausgeführt. Anschließend folgt die Hub- oder Fahrbewegung zum Erreichen des gewünschten Fachs (vgl. Abbildung 2-7).

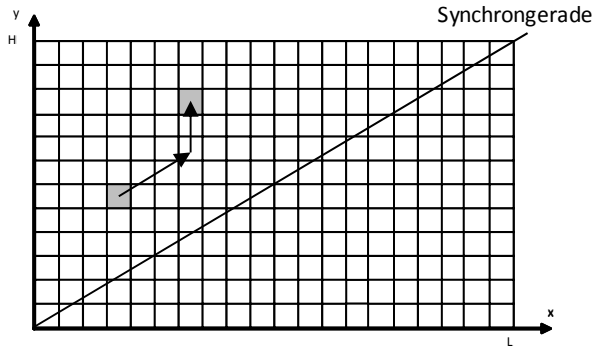



**Abbildung 2-7: Tatsächliche Bewegung des Regalbediengeräts innerhalb der Regalwand**

Die Steigung der Synchrongeraden wird durch den Regalwandparameter $w$ ausgedrückt. Er stellt das Verhältnis von Hub- und Fahrgeschwindigkeit ($v_x$ bzw. $v_y$) zu den Abmessungen des Regals (Höhe $H$ und Länge $L$ der Regalwand) dar:

$$w = \frac{H}{L} \cdot \frac{v_x}{v_y} \qquad \textbf{(2-1)}$$

Ein Regalwandparameter von $w=1$ bedeutet, dass der rechte obere Punkt des Lagers von Hub- und Fahrwerk gleichzeitig erreicht wird.

Die Fahrtcharakteristik des Regalbediengeräts wird auch als Tschebyscheff-Metrik bezeichnet. Sie hat zur Folge, dass das Lastaufnahmemittel in der gleichen Zeit auf verschiedenen Wegen an einem Zielort ankommen kann. Abbildung 2-8 verdeut-

licht dies für eine Fahr von der linken unteren Ecke der Regalwand zu einem Lagerfach (in der Abbildung dunkel dargestellt).

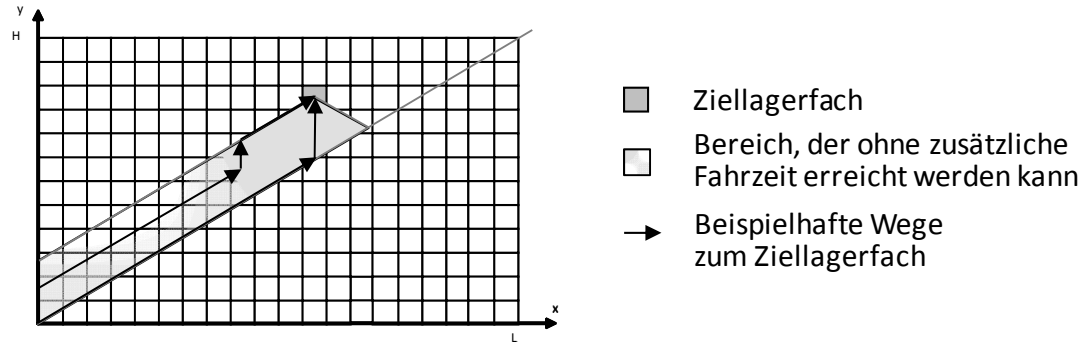



**Abbildung 2-8: Bereich, in dem Fahrten mit gleicher Fahrzeit durchgeführt werden können**

Das Ziellagerfach kann vom Regalbediengerät auf allen Wegen, die im grau hinterlegten Bereich liegen, in der gleichen Fahrzeit erreicht werden. Es kann also während der Fahrt beliebige Fächer, die in diesem auch „No-cost-zone“ genannten Bereich liegen, anfahren, ohne dass – abgesehen von Beschleunigungs- und Abbremsvorgängen – eine Verlängerung der Fahrzeit erfolgt. Einige Lagerstrategien versuchen dieses Phänomen auszunutzen, indem sie bevorzugt Fächer zur Einlagerung auswählen, die in einem solchen Bereich liegen (siehe Abschnitt 3.2.1, S. 45).

Auch die Lage des E/A-Punkts beziehungsweise getrennter E- und A-Punkte haben Einfluss auf die Leistung eines Lagers. *Bozer und White* [Bozer et al. 1980], *Gudehus* [Gudehus 1972f] und, unter Berücksichtigung einer Zonierung, *Lippolt et al.* [Lippolt et al. 2001] beschäftigen sich mit dieser Frage.

## 2.2.2 Lagerkonfigurationen

Mit der technischen Weiterentwicklung der Lager ging eine Fortentwicklung der Lastaufnahmemittel einher. Dabei wurden nicht nur Funktionsweise und Geschwindigkeit der Lastaufnahmemittel verbessert, auch die Lagerkonfigurationen wurden stetig erweitert. Unter diesem Begriff wird im Folgenden die Kombination aus Lagertiefe, Anzahl der Lastaufnahmemittel und Tiefe des Lastaufnahmemittels verstanden. Zur Klärung der Begriffe zeigt Abbildung 2-9 schematisch ein dreigassiges Lager in der Draufsicht. Bei den in dieser Arbeit betrachteten Systemen ist jede Gasse mit einem eigenen Regalbediengerät ausgestattet, das mit einer verschiedenen Anzahl von Lastaufnahmemitteln (LAM) ausgerüstet ist. Die Breite des Regalganges hängt von der Tiefe des Lastaufnahmemittels und damit davon, ob es

eine oder mehrere Lagereinheiten hintereinander aufnehmen kann, ab. Das Lagerregal kann einfachtief oder mehrfachtief ausgeführt werden.

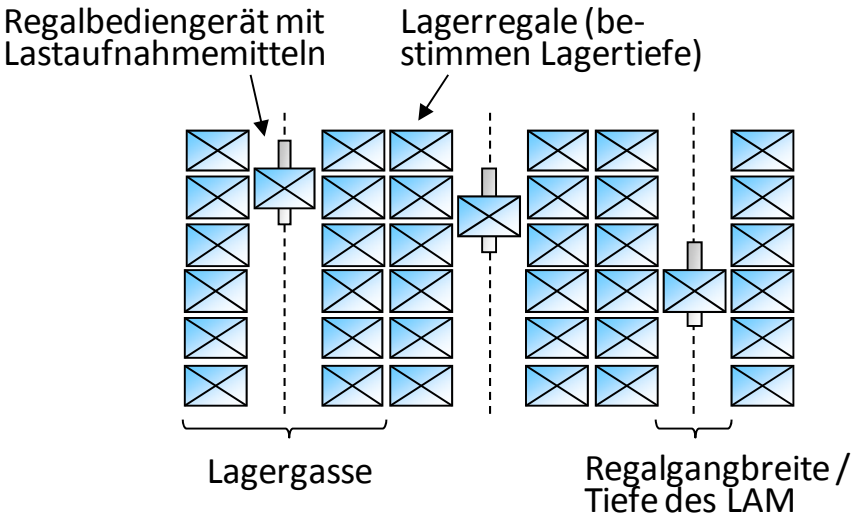



**Abbildung 2-9: Elemente der Lagerkonfiguration in der Draufsicht**

In der Praxis kommen sowohl Lastaufnahmemittel zum Einsatz, die mehrere Behälter hintereinander sowie auch nebeneinander aufnehmen können. Aus den Merkmalen von Lager, Regalbediengerät und Lastaufnahmemittel ergibt sich die Lagerkonfiguration. Tabelle 2-1 zeigt beispielhaft einige mögliche Lagerkonfigurationen in der Draufsicht auf eine einzelne Lagergasse. [Kraul 2008a; Kraul 2008b]

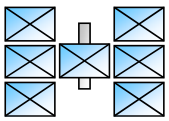
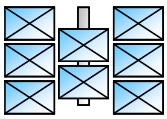
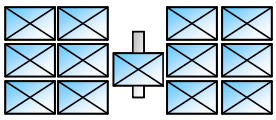
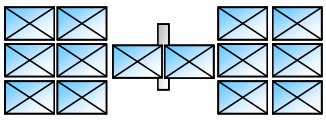
| | | | |
|---|---|---|---|
|  |  |  |  |
| Einfachtiefe Lagerung, ein einfachtiefes LAM [111] | Einfachtiefe Lagerung, zwei einfachtiefe LAM [121] | Doppelttiefe Lagerung, ein einfachtiefes LAM [211] | Doppelttiefe Lagerung, ein doppelttiefes LAM [212] |

**Tabelle 2-1: Einige beispielhafte Lagerkonfigurationen in der Draufsicht**

In den späteren Abschnitten wird der Übersichtlichkeit halber auf eine vereinfachte Notation der Form [Lagertiefe, Anzahl der Lastaufnahmemittel, Tiefe des Lastaufnahmemittels] zurückgegriffen. Diese Kurzbezeichnungen finden sich auch in Tabelle 2-1. Die Lagerkonfiguration hat entscheidenden Einfluss auf die vom Lagersystem erreichbare Durchsatzleistung und den Volumennutzungsgrad. Durch die

Verwendung von Mehrfachlastaufnahmemitteln kann die Durchsatzleistung grundsätzlich gesteigert werden, da durch die entstehenden Mehrfachspiele Fahrten zum E/A-Punkt entfallen (siehe Abbildung 2-10) [Sarker et al. 1991; Gudehus 1972e].

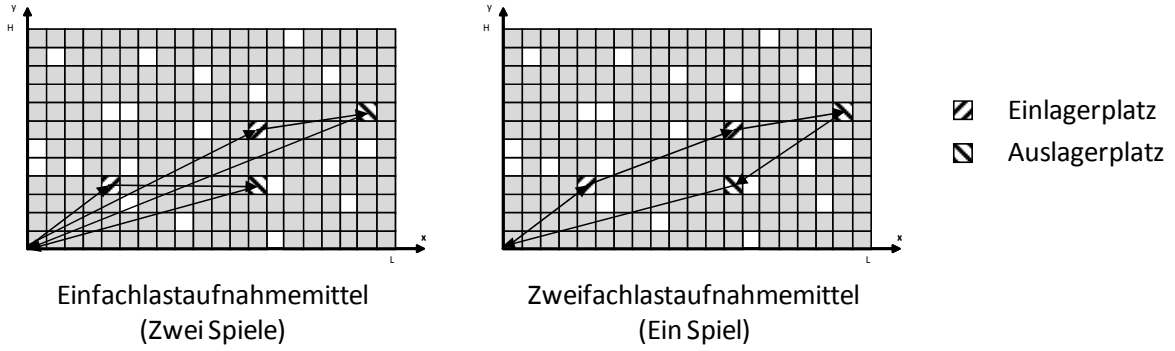



**Abbildung 2-10: Fahrzeiteinsparung durch Mehrfachlastaufnahmemittel**

Die Verwendung von Mehrfachlastaufnahmemitteln, die einen doppelttiefen Lagergang erfordern, führt zu einer Leistungssteigerung, geht jedoch mit einer Senkung des Volumennutzungsgrades des Lagers einher, weil der breitere Lagergang nicht als Lagervolumen zur Verfügung steht. Doppelttiefe Lagerung erhöht den Volumennutzungsgrad, wirkt sich durch die Umlagerungen, die zur Auslagerung verdeckt stehender Ladeeinheiten notwendig sind, prinzipiell negativ auf die erreichbare Durchsatzleistung des Lagers aus. Zudem verlängert sich die Zykluszeit des Lastaufnahmemittels beim Zugriff auf den hinteren Lagerplatz. Ein gegenläufiger Effekt kann sich ergeben, wenn durch die kompaktere Gestaltung des Lagers Fahrzeitanteile eingespart werden können. Durch die vielen voneinander abhängigen Einflussgrößen stellt die Auswahl der optimalen Lagerkonfiguration eine komplexe Aufgabe dar.

## 2.3 Leistungsberechnung automatischer Lagersysteme

Als Kenngröße für die Leistung eines geplanten oder bestehenden automatischen Lagers dient im Allgemeinen die mittlere Spielzeit. Diese gibt die Zeit an, die im Mittel benötigt wird, um ein vollständiges Arbeitsspiel durchzuführen. Sie kann bei bestehenden Lagersystemen durch Messungen oder in der Planungsphase rechnerisch ermittelt werden. Aus der mittleren Spielzeit, also dem Mittelwert der Spielzeiten einer großen Menge von Arbeitsspielen, kann die Umschlag- bzw. Durchsatzleistung des Lagers ermittelt werden.

### 2.3.1 Analytische Spielzeitmodelle

Bereits kurze Zeit nach der Inbetriebnahme der ersten Hochregallager begann auch die wissenschaftliche Auseinandersetzung mit diesen Systemen. Vor allem die Leistungsberechnung stellt ein für die Planung äußerst wichtiges Thema dar. Durch die hohen Kosten von automatischen Lagern, insbesondere der Regalbediengeräte, ist es von hohem Interesse, eine Überdimensionierung zu vermeiden, aber gleichzeitig auch die Erfüllung der Durchsatzanforderungen sicherzustellen. Mit der Zeit ist daher eine Fülle von Untersuchungen für eine analytische Leistungsberechnung durchgeführt worden und in vielen Veröffentlichungen beschrieben worden. Ziel der Arbeiten war dabei neben einer reinen Berechnung von Lagerspielzeiten die Quantifizierung der Einflussgrößen auf die Leistung, da so eine Optimierung bestimmter Parameter des Lagers möglich wird. Einen weiteren Schwerpunkt stellt die Untersuchung von Zusammenhängen zwischen der Lagerleistung und einer angeschlossenen Kommissionierung dar. Hier wird vor allem der Einfluss der zeitlichen Verteilung der Ein- und Auslageraufträge betrachtet. Umfassende Arbeiten zur Einbindung von Lagersystemen in die angeschlossene weitere Fördertechnik fehlen jedoch [Roodbergen et al. 2009].

Im deutsch- und englischsprachigen Raum wurden unabhängig voneinander ähnliche Untersuchungen zur Leistungsberechnung automatischer Lagersysteme durchgeführt. Einen Überblick über die internationale Literatur geben *Roodbergen und Vis* [Roodbergen et al. 2009]. Ältere Artikel, die eine Zusammenfassung der Verfahren bieten, sind diejenigen von *Johnson und Brandeau* [Johnson et al. 1996], *Sarker und Babu* [Sarker et al. 1995] sowie *Bozer und White* [Bozer et al. 1984]. Eine deutschsprachige Arbeit, die einen umfassenden Überblick über Berechnungsgrundlagen enthält, ist [Lippolt 2003].

Bei einer Untersuchung der vorhandenen Literatur zeigt sich, dass eine einfache Lagerkonfiguration mit einfachtiefer Lagerung und einem einfachtiefen Lastaufnahmemittel umfassend behandelt wurde.

**Spielzeitmodelle für einfachtiefe Lager**

Die ersten Formeln zur analytischen Bestimmung der mittleren Spielzeit von automatischen Lagern werden von *Zschau* (1963) und *Schaab* (1968) angegeben [Zschau 1963]; [Schaab 1968]. *Gudehus* veröffentlicht 1972 einen für die Spielzeitberechnung wegweisenden Artikel, in dem er eine Berechnungsformel für den Erwartungswert der mittleren Spielzeit eines Doppelspiels angibt [Gudehus 1972d]. Er

geht dabei von einer zufälligen Lagerplatzvergabe in einem einfachtiefen Lager mit einem E/A-Punkt an der linken unteren Ecke der Regalwand aus. Voraussetzung ist zudem, dass der Regalwandparameter $w$ sehr nahe an $w=1$ liegt. Dann gilt:

$$E(t_S)^{Doppelspiel} = 7 \cdot t_{tot} + 4 \cdot t_{LAM} + 3 \cdot \frac{1}{2}\left(\frac{v_x}{a_x} + \frac{v_y}{a_y}\right) + 2 \cdot \frac{2}{3} \cdot \frac{L}{v_x} + \frac{14}{30} \cdot \frac{L}{v_x} \qquad \textbf{(2-2)}$$

Der Erwartungswert für die Spielzeit eines Doppelspiels setzt sich aus fünf Anteilen zusammen, die sich anschaulich aus dem Verlauf eines Doppelspiels (vgl. Abbildung 2-4) ableiten lassen: den Zeitanteilen aus den Totzeiten ($t_{tot}$, beispielsweise bestehend aus Schalt- und Ausschwingzeiten) und der Spielzeit des Lastaufnahmemittels ($t_{LAM}$), einem Anteil für die Beschleunigungen sowie den Anteilen für die Ein- und die Auslagerfahrt und die Querfahrt zwischen dem Ein- und Auslagerfach.

Um auch Spielzeiten für Lager mit einem Regalwandfaktor $w \neq 1$ angeben zu können, erweitert *Gudehus* die Formel für Wandparameter $w \leq 1$:

$$E(t_S)^{Doppelspiel} = 7 \cdot t_{tot} + 4 \cdot t_{LAM} + 3 \cdot \frac{1}{2}\left(\frac{v_x}{a_x} + \frac{v_y}{a_y}\right) + \left(\frac{4}{3} + \frac{w^2}{2} - \frac{w^3}{30}\right) \cdot \frac{L}{v_x} \qquad \textbf{(2-3)}$$

Die von *Gudehus* angegebenen Formeln liegen auch den Angaben zur Spielzeitberechnung in den Richtlinien VDI 3561und FEM 9.851 zugrunde. Die Formel bestimmt zwei Fächer P und P'. Ein Doppelspiel, das diese Fächer anfährt, kann als repräsentatives Spiel angesehen werden. Seine Spielzeit entspricht dem Erwartungswert der mittleren Doppelspielzeit. Geometrisch können die repräsentativen Fächer als die Flächenschwerpunkte des fahrzeit- und hubzeitkritischen Teils der Regalwand angesehen werden. Abbildung 2-11 zeigt die Lage der repräsentativen Fächer in der Regalwand.

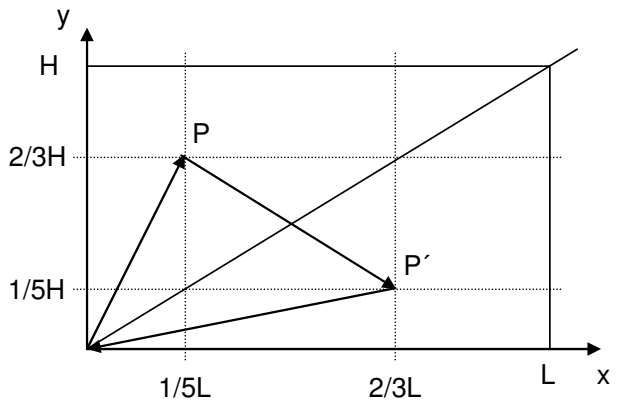



**Abbildung 2-11: Lage der repräsentativen Fächer**

*Mertens* stellt 1973 die von *Gudehus* angegebenen Formeln für den Praxiseinsatz anschaulich in Tabellen dar [Mertens 1973].

**Spielzeitmodelle für doppelttiefe Lager**

Zu den Spielzeitanteilen, die im einfachtiefen Lager anfallen, addieren sich im doppelttiefen Lager Zeitanteile für notwendige Umlagerungen zur mittleren Spielzeit. Eine analytische Berechnung dieser Kennzahl muss entsprechend um eine mit der Umlagerwahrscheinlichkeit gewichtete repräsentative Umlagerfahrt ergänzt werden. Zudem muss zwischen einer Lastwechselzeit bei Ein- oder Auslagerung in ein gangnahes und ein gangfernes Fach unterschieden werden. Berechnungsvorschriften für die doppelttiefe Lagerung sind in der Richtlinie FEM 9.851 und bei *Lippolt* zu finden [FEM 9.851];[Lippolt 2003]. Im Gegensatz zur Richtlinie, die von sehr hohen Lagerfüllungsgraden und damit einer Umlagerwahrscheinlichkeit von 0,5 ausgeht, gelingt es *Lippolt*, den Umlageraufwand in Abhängigkeit vom Lagerfüllungsgrad auszudrücken:

$$E(t_S)_{doppelttief}^{Doppelspiel} = E(t_S)^{einfachtief} + E(t_U)$$
$$= E(t_S)^{einfachtief} + \frac{z}{1+z} \cdot \left( 2 \cdot \left( \frac{7}{15} \right)^{1-\frac{pU}{F^*}} \cdot \frac{1}{\sqrt{pU}} \right) \quad \textbf{(2-4)}$$

Der Zeitanteil für die Umlagerungen $E(t_U)$ ist damit abhängig vom Lagerfüllungsgrad $z$, der Anzahl potenzieller Umlagerfächer $pU$ und der Anzahl der Lagerkanäle $F^*$.

In der Richtlinie FEM 9.851 wird die Berechnung einer mittleren Spielzeit im doppelttiefen Lager mit einem Lastaufnahmemittel behandelt. Allerdings wird mit einem gegenüber *Lippolt* deutlich vereinfachtem Modell gearbeitet, wodurch ungenauere Ergebnisse zu erwarten sind. In der Richtlinie wird beiden repräsentativen Fächern je ein Umlagerfach zugeordnet. Nach *Lippolt* ergibt sich die Spielzeit aus einer gewichteten Summe der einzelnen Spielzeitanteile [Lippolt 2003].

**Spielzeitmodelle für Mehrfachlastaufnahmemittel**

Bereits 1972 beschreibt *Gudehus* den Einsatz von Mehrfachlastaufnahmemitteln als einen Weg, eine Steigerung der Durchsatzleistung zu erzielen [Gudehus 1972e]. Er geht davon aus, dass die Verwendung von Zweifachlastaufnahmemitteln eine Leistungssteigerung von ca. 40 % ermöglicht. Bei einer angenommenen Erhöhung der Investitionskosten um 20 bis 25 % des Gerätepreises erscheint dieses Vorgehen als wirtschaftlich. Spätere Arbeiten von *Sarker et al.* [Sarker et al. 1991], *Keserla und Peters* [Keserla et al. 1994] und *Meller und Mungwattana* [Meller et al.

1997] sowie *Malmborg* [Malmborg 2000] beschreiben verschiedene Ansätze zur Leistungssteigerung durch den Einsatz von Mehrfachlastaufnahmemitteln und ihre Quantifizierung. *Lippolt* [Lippolt 2003] gibt eine geschlossene Formel zur Berechnung der mittleren Spielzeit im doppelttiefen Lager in Abhängigkeit des Lagerfüllungsgrades an. Dabei werden die Spiele in ihre einzelnen Komponenten aufgeteilt und mittlere Zeiten für diese Komponenten ermittelt. Um die mittlere Spielzeit zu ermitteln, werden die einzelnen Komponenten addiert, wobei jedoch eine Gewichtung der Komponenten je nach der Wahrscheinlichkeit ihres des Auftretens in einem beliebigen Spiel vorgenommen wird.

*Seemüller* [Seemüller 2006] zeigt Wege auf, wie auch die mittleren Spielzeiten für komplexere Konfigurationen und lagerstrategische Einflüsse wie zum Beispiel der Einfluss der Paarbildung bei Einlagerungen in doppeltiefe Lagerkanäle berechnet werden können. Dabei kommen ähnliche Methoden wie von *Lippolt* verwendet zum Einsatz. Diese werden jedoch für weitere Fälle erweitert.

### 2.3.2 Richtlinien zur Spielzeitbestimmung

Um die Vorgehensweise bei der Spielzeitermittlung zu vereinheitlichen ist eine Reihe von Richtlinien entstanden (siehe Tabelle 2-2) (vgl. [VDI 3561], [FEM 9.851], [VDI 4480-1]).

| Richtlinie | Titel |
|---|---|
| VDI 3561 | Testspiele zum Leistungsvergleich und zur Abnahme von Regalförderzeugen |
| FEM 9.851 | Leistungsnachweis für Regalbediengeräte – Spielzeiten |
| VDI 4480 | Durchsatz von automatischen Lagern mit gassengebundenen Regalbediengeräten |

**Tabelle 2-2: Richtlinien zur Spielzeitberechnung**

Das eigentliche Ziel dieser Richtlinien ist es jedoch verbindliche Vorschriften für die Abnahme von Lagersystemen zu schaffen und weniger ein Planungshilfsmittel darzustellen. Daher betrachten die Richtlinien weder Lagerstrategien noch sonstige organisatorische Einflüsse.

Die Richtlinie VDI 3561 „Testspiele zum Leistungsvergleich und zur Abnahme von Regalförderzeugen“ [VDI 3561] definiert zwei Referenzlagerplätze, mit deren Hilfe

für ein einfachtiefes Lager, das von einem Regalbediengerät mit einem einfachtiefen Lastaufnahmemittel bedient wird, eine mittlere Einzel- und Doppelspielzeit angegeben werden kann. Dabei wird jedoch vorausgesetzt, dass alle Lagerfächer mit der gleichen Wahrscheinlichkeit angefahren werden und somit keine Lagerstrategien implementiert wurden. Auch wenn in der Richtlinie von einem möglichen Einsatz beim Angebotsvergleich die Rede ist, handelt es sich nicht um eine Methode zur Ermittlung des Lagerdurchsatzes. Zudem ist die Anwendung der Richtlinie auf die beschriebene einfache Lagerkonfiguration beschränkt.

Auch die FEM 9.851 „Leistungsnachweis für Regalbediengeräte – Spielzeiten“ [FEM 9.851] verwendet die Methode der repräsentativen Fächer und ähnelt dabei der VDI 3561. Allerdings werden leicht veränderte Koordinaten für diese Fächer angegeben, wodurch eine höhere Genauigkeit der mittleren Spielzeiten erreicht wird [Lippolt 2003]. Zudem enthält die Richtlinie Angaben zur Ermittlung von repräsentativen Fächern bei doppelttiefer Lagerung und bei Verwendung von zwei Lastaufnahmemitteln. Wie auch die VDI-Richtlinie werden keine organisatorischen Einflussgrößen berücksichtigt, so dass auch die FEM 9.851 nicht als Planungswerkzeug angesehen werden kann.

Im Gegensatz zu den beiden vorgenannten befasst sich die VDI-Richtlinie 4480 [VDI 4480-1] mit der Durchsatzberechnung automatischer Lager. Dabei werden sowohl Lager mit gassengebundenen sowie gassenungebundenen Regalbediensystemen, mehrfachtiefe Lagerung sowie Umlauflager behandelt. Zwar geht die Richtlinie über die Bestimmung einer Spielzeit hinaus, bietet jedoch ebenfalls keine Betrachtung von Lagerstrategien oder des Artikelspektrums. Es wird sogar eine explizite Empfehlung ausgesprochen, für eine genauere Abschätzung des Durchsatzes auf andere Methoden wie zum Beispiel die Materialflusssimulation zurückzugreifen. Auch in der VDI 4480 werden Referenzlagerplätze bestimmt, die während der Abnahme für Ein- und Auslagerungen anzufahren sind. Der durch das Verfahren der Richtlinie angegebene Durchsatz gilt für ein Gesamtsystem, also nicht nur für eine Lagergasse. Durch die in Blatt 4 [VDI 4480-4] der Richtlinie angegebenen Verfahren können auch für mehrfachtiefe Lagerung (wie z.B. in Kanal- und Durchlauflagern) Durchsatzleistungen angegeben werden.

Mit den einschlägigen Richtlinien stehen zwar Wege für eine verbindliche Abnahme von automatischen Lagersystemen zur Verfügung. Sie stellen allerdings keine vollständige Planungshilfe dar, da sie zum einen keine Angabe einer Durchsatzleistung

unter Berücksichtigung der lagerorganisatorischen Einflussgrößen erlauben und zum anderen nur eine eingeschränkte Anzahl von Lagerkonfigurationen behandeln.

## 2.4 Planungsprozesse und -vorgehensweise in der Intralogistik

Planung wird nach der VDI-Richtlinie 2385 allgemein als

> "Suche nach einer realisierbaren Lösung für eine Aufgabe in befristeter Zeit mit vorgegebenem Kostenaufwand unter Berücksichtigung aller wesentlichen Faktoren und Einflussgrößen"

definiert [VDI 2385]. Die Aufgabe, deren Lösung mit Hilfe der Materialflussplanung gefunden werden soll, ist die „Realisierung des günstigsten Materialflusses im Betrieb“ [VDI 2498], wobei der Begriff der Materialflussplanung von Neuplanungen auf der "grünen Wiese" bis zu Anpassungen bestehender Systeme alle diesen Planungsgegenstand betreffenden Planungsaktivitäten umfasst.

Je nach Auslöser können drei Arten der Planung unterschieden werden: Verbesserungs-, Erweiterungs- und Neuplanungen. Bei der Verbesserung eines vorhandenen Materialflusses werden bestehende Systeme so angepasst, dass sie optimal auf geänderte Anforderungen reagieren können, oder es werden allgemeine Schwachstellen im Materialfluss beseitigt. Eine Erweiterungsplanung bestehender Intralogistiksysteme wird angestoßen, wenn eine Anlage beispielsweise den aktuellen Anforderungen nicht mehr entspricht und eine Erweiterung errichtet werden muss. Im Gegensatz dazu wird eine Materialflussplanung für einen Neubau im Allgemeinen von wenigen Restriktionen beeinflusst. [VDI 2498]

Die Materialflussplanung ist in den wenigsten Fällen als ein isolierter Prozess anzusehen. Vor allem bei der Neuplanung von Intralogistiksystemen bestehen enge Verbindungen zur Aufgabe der Fabrikplanung, da diese zum einen die räumlichen und teilweise auch organisatorischen Vorgaben für die Materialflusssysteme generiert, zum anderen aber auch Ergebnisse aus der Materialflussplanung als Parameter für Gestaltung der Gebäude und ihre Gliederung verwendet.

Die Planung von Materialflusssystemen lässt sich in charakteristische Phasen einteilen. Dabei finden sich in der Literatur geringfügige Abweichungen bei der Definition und Benennung der Phasen. Übereinstimmend wird allerdings ein Vorgehen vom Groben ins Feine vorgeschlagen (siehe [Rouwenhorst et al. 2000], [ten Hompel et al. 2007], etc.). Im Folgenden wird die Vorgehensweise bei der Material-

flussplanung in Anlehnung an die VDI-Richtline 2948 und die Darstellung von *Martin* [Martin 2009] beschrieben.

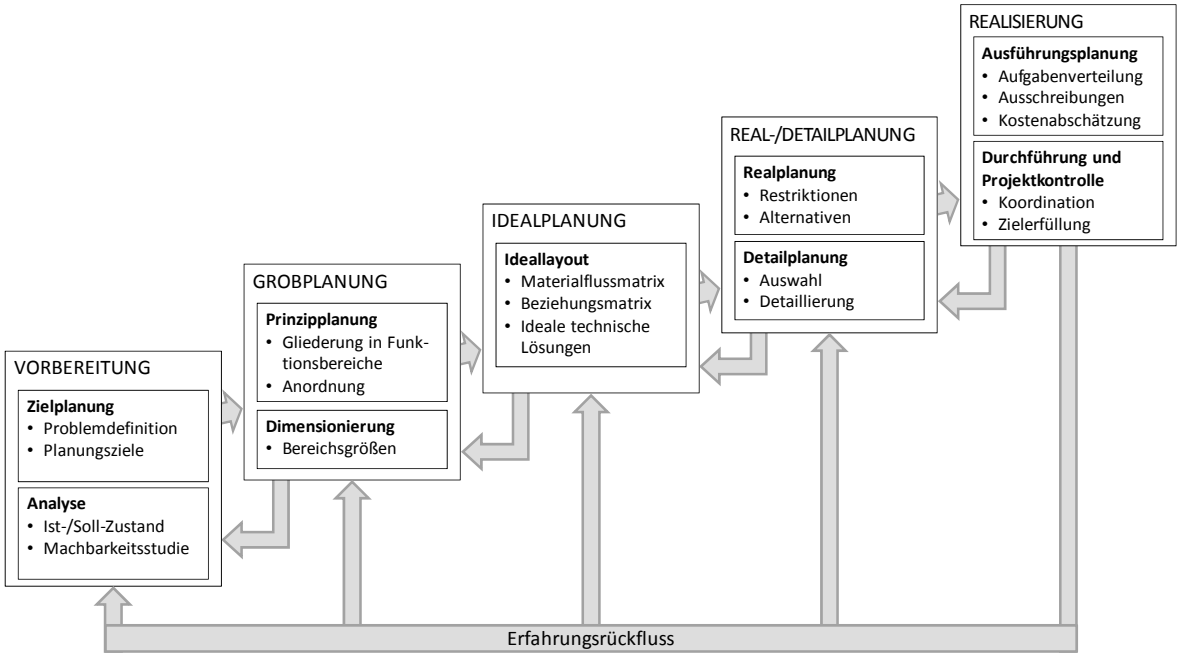



**Abbildung 2-12: Phasen bei der Planung von Intralogistiksystemen**

Innerhalb der Planungsphasen erfolgt eine schrittweise Verfeinerung des geplanten Konzepts, wobei die Ergebnisse einer Phase jeweils als Eingangsgrößen für den nachfolgenden Abschnitt dienen. Im realen Planungsprozess ist allerdings eine solche starre sequentielle Vorgehensweise meist nicht möglich, da, wie in jedem Planungsprozess, Entscheidungen zu Zeitpunkten getroffen werden müssen, zu denen noch kein ausgeprägtes Systemwissen vorliegt. Erweisen sich also Entscheidungen aus einer vorgelagerten Phase als ungünstig, kann ein Rücksprung erfolgen und eine Korrektur vorgenommen werden. Dadurch entsteht ein iteratives Vorgehen, wie es in Abbildung 2-12 dargestellt ist. Um in vorangegangenen Planungsprojekten gewonnenes Wissen nutzen zu können, ist zudem ein Erfahrungsfluss in aktuelle Vorhaben sicherzustellen.

Die Materialflussplanung kann als selbstähnlicher Prozess verstanden werden, wenn sich der Planungsgegenstand als groß genug erweist. Das bedeutet, dass bei der Planung des Gesamtsystems der gleiche Ablauf zur Anwendung kommt wie bei der Planung der Teilbereiche. So wird bei der Planung eines sehr großen Logistiksystems für die einzelnen Bereiche jeweils das gleiche Planungsschema durchlaufen wie für das Gesamtsystem. Auch die Planung von Lagerbereichen kann nach dem hier vorgestellten Schema erfolgen. Die Planung eines automatischen Lagers

ist in den meisten Fällen eingebettet in eine Planungsaufgabe, bei der eine möglichst gute Gesamtlösung für eine Lager- und Kommissionieraufgabe gefunden werden muss [Rouwenhorst et al. 2000]. Die Planung von Lagersystemen kann je nach Blickweise in den Ablauf der Planung von Intralogistiksystemen eingegliedert werden: Wird die Lagerplanung im Kontext des Gesamtprojekts betrachtet, ist das Lager als ein Funktionsbereich in der Planung anzusehen. Hier sind die Rahmenbedingungen für die eigentliche Lagerplanung festzulegen. Aus deren Sicht kann es sich bei dem Vorhaben allerdings um ein eigenes Planungsprojekt handeln, das sich ebenso in die einzelnen Planungsphasen unterteilen lässt. Hier zeigt sich die Selbstähnlichkeit und gegenseitige Beeinflussung des Planungsprozesses, da die Ergebnisse der Lagerplanung wieder zurück auf die weiteren Planungsobjekte wirken.

**Vorbereitung**

Wichtigstes Element der Vorarbeiten stellt die Zielplanung dar, in der die konkrete Aufgabenstellung genauer analysiert und detailliert wird. Da sich alle Ergebnisse der späteren Planungsphasen am Grad der Erfüllung der hier definierten Ziele messen lassen müssen, kommt diesem Abschnitt eine besondere Bedeutung zu.

Die genaue Art der Vorbereitung wird durch die Art des Planungsprojekts determiniert. Soll ein bestehendes System verbessert oder erweitert werden, ist dessen eingehende Untersuchung unerlässlich, um eine möglichst gute Systemkenntnis zu erlangen. Dazu sind zum einen bestehende Unterlagen zusammenzufassen und auszuwerten (z. B. Layoutpläne, Lagermengen, Auftragsdaten), zum anderen fehlende Daten zu erheben. Die Richtlinie 2498 empfiehlt zum Abschluss der Vorbereitungsphase die Zusammenfassung des Ist-Zustands und aller für die Planung relevanter Daten in einem Untersuchungsbericht. [VDI 2498-1]

Bei der Planung von Lagerbereichen sind unter anderem Daten über das zu lagernden Sortiment sowie die einzelnen Artikel notwendig. Zudem werden Auftragsdaten benötigt, um die erforderliche Umschlagleistung ableiten zu können.

**Grobplanung**

In der Grobplanungsphase werden grundsätzliche Lösungsmöglichkeiten für die in der Vorbereitungsphase ermittelten Ziele erarbeitet. Bezeichnend ist allerdings, dass noch keine detaillierte Planung erfolgt, sondern eine prinzipielle Gliederung des Untersuchungsgegenstands im Fokus der Untersuchung steht. Die Grobplanungsphase entspricht damit einer Strukturierungsphase, in der (in einer iterativen

Vorgehensweise) Prinziplösungen zur Erfüllung der Planungsziele erarbeitet werden. Zu beachten sind dabei vor allem die Einflussgrößen Produktionsprogramm, Prozessgestaltung und Flächenbedarf/Layoutplanung [VDI 2498-1]. Bei größeren Planungsprojekten werden in dieser Phase häufig auch schon Hersteller von Systemkomponenten einbezogen. Von ihnen werden kurzfristig Systemvorschläge gefordert, die anschließend in den weiteren Planungsphasen detailliert werden. Häufig liegen hier allerdings noch keine detaillierten Daten über das zu erstellende System vor. Für die Hersteller ist es in dieser Phase von besonderer Wichtigkeit, schnell und kostengünstig Abschätzungen über die Leistungsfähigkeit geplanter Systeme liefern zu können.

Bedeutsame Aufgabe der Grobplanung von Intralogistiksystemen ist die Anordnung von Funktionsbereichen. Dazu werden Methoden wie Materialflussmatritzen verwendet. Aus der Planung der Bereiche können unter Umständen auch Rückschlüsse auf eine eventuell notwendige Anpassung der Aufbauorganisation gezogen werden. Anschließend erfolgt in einem Blocklayout eine erste Dimensionierung in Hinblick auf die Größe und Anordnung der benötigten Funktionsflächen.

Wie auch in den späteren Phasen wird die Planung in Varianten durchgeführt, das heißt, es werden alternative Layouts erzeugt, bewertet und den Entscheidungsträgern vorgelegt. Die Bewertung der Grobplanungsvarianten unter technischen und wirtschaftlichen Gesichtspunkten und die Auswahl einer Alternative bilden den Abschluss dieser Phase.

Ein wichtiger Aspekt der Grobplanung automatischer Lagersysteme ist die Auswahl der richtigen Lagerkonfiguration. Einflussgrößen dafür sind, neben der Art der Lagereinheiten bzw. der Ladungsträger, die benötigte Stellplatzanzahl, die geforderte Umschlagleistung sowie die für das Lager zur Verfügung stehende Fläche.

Die Lagerkonfiguration hat entscheidenden Einfluss auf die weiteren Planungsschritte, da sie bereits den vom Lager beanspruchten Raum sowie bestimmt. Zudem hat vor allem die Frage, wie viele Regalbediengeräte benötigt werden, einen großen Einfluss auf die bei der Realisierung entstehenden Kosten. Als Schwierigkeit bei der Konfigurationsauswahl stellt sich die in dieser Planungsphase allerdings meist noch nicht sehr hohe Systemkenntnis dar, so dass die Auswahl mit einer gewissen Unsicherheit verbunden ist. Zudem steht prinzipiell eine Vielzahl von möglichen Lagerkonfigurationen zur Auswahl. Da der Aufwand für eine Simulation (sowohl Modellerstellung als auch die darauf folgende Durchführung der Experimente)

aller Konfigurationen sehr hoch ist, kommt eine Simulation in der Grobplanungsphase meist nicht in Betracht. Eine schnelle Leistungsbestimmung kann jedoch zu einer frühen Fokussierung auf vielversprechende Varianten führen und so die Planung vereinfachen und verbessern. [Malmborg 2001]

Die in der vorliegenden Arbeit entwickelten Ersatzmodelle für die Leistungsbestimmung automatischer Lager zielen auf einen Einsatz in der Grobplanungsphase. Sie sollen eine schnelle Abschätzung ermöglichen, ob bestimmte Lagerkonfigurationen die geforderte Leistung zur Verfügung stellen können und so den Auswahlprozess in der frühen Planungsphase erleichtern.

**Idealplanung**

Ausgehend von dem in der vorangegangenen Planungsphase erarbeiteten Grobkonzept wird in einer Idealplanung ein flächenmaßstäbliches Funktionsschema der Teilbereiche gebildet. Die Idealplanung dient dazu, unvoreingenommen von den tatsächlichen Einschränkungen eine ideale Struktur zu erzeugen, an der die Ergebnisse der späteren Realplanung gespiegelt und bewertet werden können. Daher wird an dieser Stelle noch keine Rücksicht auf eventuelle technische wie wirtschaftliche Restriktionen genommen.

**Realplanung/Detailplanung**

Unter sukzessiver Berücksichtigung einschränkender Randbedingungen werden aus den Ergebnissen der Idealplanung mehrere alternative Möglichkeiten eines Reallayouts entwickelt und bewertet. Als Kriterien dienen dabei die in der Vorbereitungsphase identifizierten Ziele. In der Detailplanung wird die gewählte Variante detailliert und bildet das Ergebnis des Planungsprozesses. In dieser Feinplanungsphase kommt häufig auch die Materialflusssimulation zur Absicherung der Planungsergebnisse zum Einsatz. Dabei können die Simulationsstudien sowohl direkt von der planenden Instanz in Auftrag gegeben werden (zum Beispiel bei Simulationsdienstleistern) als auch von den Herstellern der Materialflusssysteme durchgeführt werden. Im Rahmen von Lagerplanungen wird durch die Simulation der Nachweis der Leistungsfähigkeit geführt. Vor allem das Zusammenspiel von Lager und Vorzone ist häufig Gegenstand der Untersuchungen.

Bei kleineren Projekten kann eine strenge Trennung der Realplanung und der Detailplanung meist nicht eingehalten werden und muss auf ihre Sinnhaftigkeit überprüft werden.

**Realisierung**

Anschließend an den eigentlichen Planungsprozess findet die Umsetzung der Planungsergebnisse statt. Zu dieser Phase gehört eine Vielfalt unterschiedlicher Maßnahmen wie Ausschreibungen, Erstellung von Lastenheften, Überführung der Planungsergebnisse in Projektpläne und schließlich die Organisation des Ablaufs im Rahmen des Projektmanagements. Wichtiges Element der Umsetzung ist auch die ständige betriebswirtschaftliche Überprüfung des Projektverlaufs sowie die Abnahme der realisierten Anlagen nach den bei der Ausschreibung festgelegten Kriterien.

## 2.5 Materialflusssimulation als Hilfsmittel in der Intralogistikplanung

Simulation findet ihren Einsatz in unterschiedlichen Themengebieten wie beispielsweise Medizin, Meteorologie, Verkehrsplanung, Biologie, Soziologie und Technik. In der Fabrikplanung bietet die Simulation die Möglichkeit, komplexe Logistik- und Materialflusssysteme zu untersuchen und die Systemkenntnis bereits lange vor der tatsächlichen Beschaffung der Anlagen zu erhöhen [Arnold et al. 2009].

Mit dem Aufkommen von industriell nutzbaren Rechnersystemen und einer zunehmenden Komplexität von Materialfluss- und Produktionssystemen wurden in den 1960er Jahren erste Ansätze zur Simulation dieser Systeme verwirklicht. Mit der immer stärkeren Durchdringung der Arbeitswelt mit computergestützten Technologien ging auch eine verstärkte Nutzung der Simulation bei der Planung und Auslegung von Materialflusssystemen einher. Inzwischen kann die Ablaufsimulation zumindest bei größeren Planungsprojekten als weit verbreitetes Werkzeug angesehen werden.

Allgemein handelt es sich nach der VDI-Richtlinie 3633 bei der Simulation von Logistik-, Materialfluss- und Produktionssystemen um

> "das Nachbilden eines Systems mit seinen dynamischen Prozessen in einem experimentierfähigen Modell, um zu Ergebnissen zu gelangen, die auf die Wirklichkeit übertragbar sind." [VDI 3633]

Unter einem Modell wird dabei

> „eine vereinfachte Nachbildung eines existierenden oder gedachten Systems mit seinen Prozessen in einem anderen begrifflichen oder gegenständlichen System“

verstanden [VDI 3633]. Neben der klassischen Methode des physischen Modellbaus umfassen diese Definitionen auch die Simulation mit Computersystemen. Dabei ist das Modell eine rechnerinterne Darstellung des Systems, die sowohl durch eine analytische wie auch durch eine numerische Repräsentation erfolgen kann. Wie bei allen Modellierungsaufgaben ist auch in diesem Fall die Genauigkeit des Modells von entscheidender Bedeutung: Sie muss groß genug sein, um gültige Daten zu erzeugen, aber nicht zu groß, da sich dann sowohl der Aufwand für die Modellierung als auch die Rechenzeit unnötig vergrößert.

Simulation ist in allen Bereichen des Ingenieurswesens verbreitet. In der Fabrikplanung werden, je nach Planungsphase, unterschiedliche Simulationstechnologien verwendet [Reinhart 2000]. Auf Ebene der Struktur- und Layoutplanung kommt die Ablaufsimulation in verschiedenen Auflösungen zum Einsatz, zur Abbildung auf Arbeitsstationsebene, zum Beispiel für Ergonomieuntersuchungen, dienen 3D-Bewegungssimulationen, während zur konstruktiven Auslegung der Maschinen Finite-Elemente- und Mehrkörpersimulationen Anwendung finden [Kudlich 2000]. Ein Bereich der Simulation, der im industriellen Umfeld noch nicht flächendeckend zur Anwendung kommt, ist die virtuelle Inbetriebnahme [Reinhart et al. 2007]. Durch entsprechende Simulationsmodelle wird es möglich, auch die Software der Steuerungen bereits vor der Realisierung der Anlagen zu überprüfen und das Zusammenspiel der Einzelelemente zu testen.

Die Ablaufsimulation eignet sich zur Nachbildung komplexer Produktionsanlagen und der zugehörigen Materialflüsse im Rechner. So können die Abläufe innerhalb des Systems analysiert und optimiert werden. Einsatz findet die Ablaufsimulation typischerweise bei der Grobplanung des Layouts, bei der Bewertung von Fertigungsprinzipien, zur Absicherung der Leistungsfähigkeit einer geplanten Anlage und bei der Optimierung von Steuerungsstrategien [Reinhart et al. 1997]. Ein weiteres Einsatzgebiet ist die Abbildung von Geschäftsprozessen, die, stark abstrahiert, wie Materialflüsse behandelt werden können.

Ablaufsimulationsprogramme arbeiten meist diskret ereignisorientiert. Es werden dabei nur Zeitpunkte betrachtet, die für den weiteren Verlauf der Simulation von Bedeutung sind. Ein solcher Zeitpunkt, ein sogenanntes Ereignis, kann zum Beispiel der Ein- oder Austritt von Materialflussbausteinen in Bearbeitungsstationen sein. Die Zeit, die das Element in der Station verbringt, ist für die Simulation nicht relevant und wird entsprechend nicht weiter betrachtet. Sobald ein Ereignis abge-

arbeitet wurde, springt die Zeitverwaltung der Simulation zum nächsten Ereignis. Es entsteht ein sprunghaftes, ereignisorientiertes Voranschreiten der Zeit.

Bei der Erstellung von Simulationsstudien im Bereich der Materialflusstechnik handelt es sich um eine Aufgabe, die gewisse Parallelen mit der allgemeinen Softwareentwicklung aufweist. Im Laufe der Entwicklung der Simulationstechnik wurde eine Vielzahl von verschieden aufgelösten Vorgehensmodellen für die Ablaufsimulation beschrieben. Allen Modellen gemein ist, dass sich die einzelnen Schritte der Simulationsstudie unter den Oberpunkten Vorbereiten, Modellieren und Experimentieren einordnen lassen. Im Folgenden orientiert sich die Darstellung an der Darstellung von *Kühn* [Kühn 2006]. Weitere Beschreibungen finden sich in der VDI-Richtlinie 3633 [VDI 3633-1] beziehungsweise in den Werken von *Banks* [Banks 1998], *Law* [Law 2007], *Kudlich* [Kudlich 2000] oder *Wenzel et al.* [Wenzel et al. 2008]).

### 2.5.1 Vorgehensweise bei der Materialflusssimulation

Abbildung 2-13 zeigt schematisch die Vorgehensweise bei Simulationsstudien für Materialflusssysteme. Schon an dieser Stelle sei darauf hingewiesen, dass die einzelnen Phasen nicht als starr voneinander abgegrenzt angesehen werden dürfen, sondern in einem iterativen Prozess mehrmals durchlaufen werden können [Law 2007]. Auch Rücksprünge über mehrere Ebenen hinweg sind möglich, der Übersichtlichkeit halber aber nicht explizit in die Abbildung eingetragen.

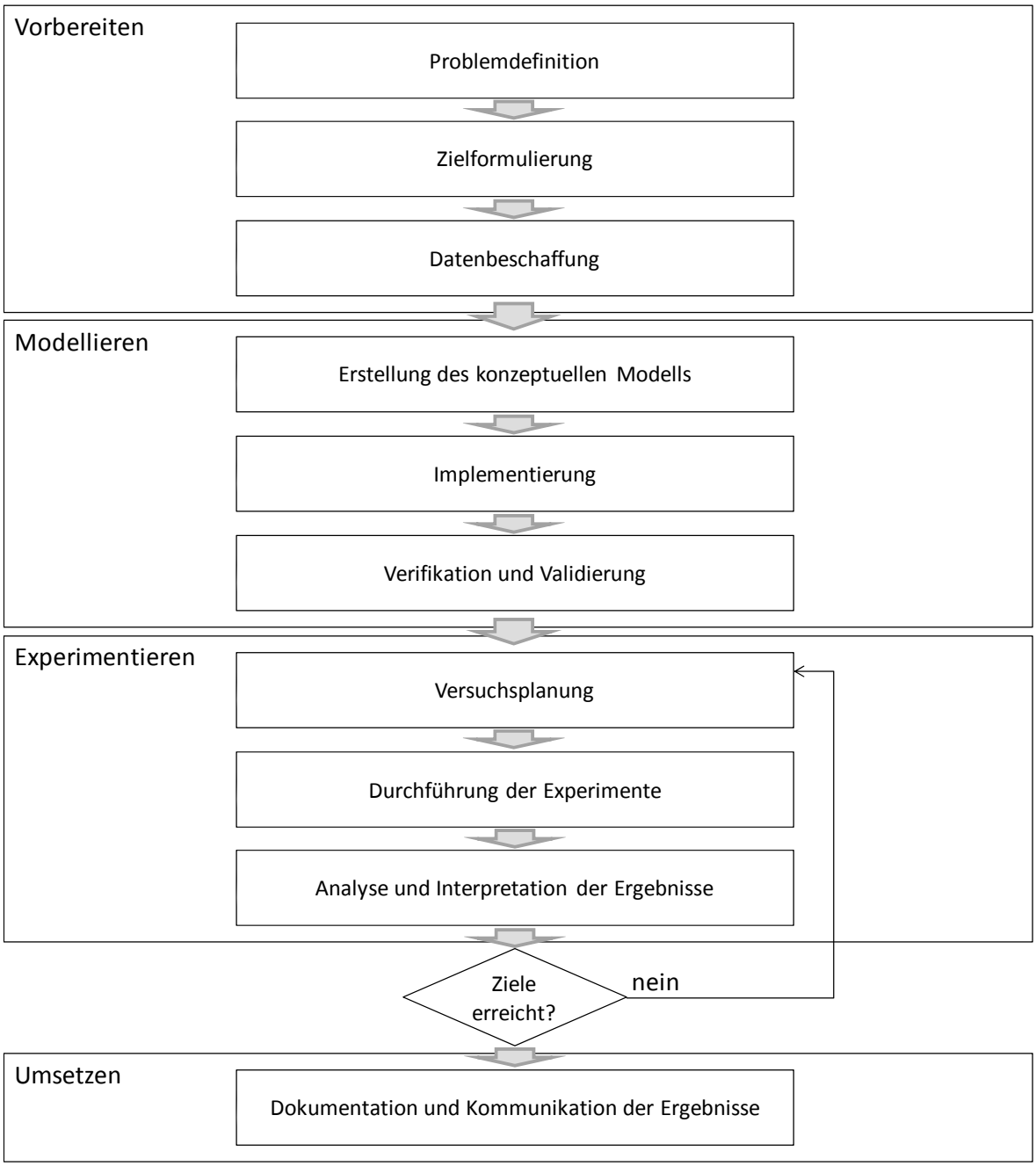



**Abbildung 2-13: Vorgehensmodell für Simulationsstudien (in Anlehnung an [Kühn 2006] und [Martin 2009])**

### Vorbereiten

Der Vorbereitungsphase einer Simulationsstudie kommt signifikante Bedeutung für die Ergebnisse der Studie zu. Wie in allen Entwicklungsprozessen können durch die frühzeitige Aufdeckung von Fehlern und Unklarheiten in erheblichen Maße Kosten und Nacharbeit in späteren Phasen eingespart werden. Erfahrungsgemäß ist

die Umsetzung dieser Ziele jedoch in der Praxis nicht immer ganz einfach durchführbar.

Unterteilen lässt sich die Vorbereitungsphase in die Problem- und Zieldefinition sowie die Datenbeschaffung. Bei der Problemdefinition geht es darum, ein gemeinsames Verständnis aller Beteiligten[1] über den Zweck und die Ziele der Simulationsstudie zu erlangen. Besondere Bedeutung kommt dabei der Zieldefinition zu. Unklarheiten, die an dieser Stelle nicht beseitigt werden, können später zu nicht richtig an die Fragestellung angepassten Modellen bzw. einem unpassenden Abstraktionsgrad führen und aufwändige Nacharbeiten erfordern. *Košturiak und Gregor* schlagen die folgenden Fragestellungen für die Zieldefinition vor [Kosturiak et al. 1995]

- Was soll erreicht werden?
- Wieviel soll erreicht werden? Ausmaß der Zielerreichung muss quantifizierbar sein.
- Wie, das heißt mit welchen Maßnahmen, sollen die Ziele erreicht werden?

Die Abstimmung der Ziele sollte in einer engen Zusammenarbeit zwischen Auftraggeber und Auftragnehmer erfolgen [Kühn 2006].

In der Vorbereitungsphase ist auch die Frage zu klären, ob das zu untersuchende Problem überhaupt simulationswürdig ist [VDI 3633-1]. Eventuell gibt es einfachere Methoden, die zu einer qualitativ gleichwertigen oder besseren Lösung führen können.

Eine umfassende und sorgfältige Datenbeschaffung ist von größter Bedeutung. Ziel muss es zum einen sein, ein sehr gutes Systemverständnis zu erlangen, zum anderen aber auch alle Daten, die bei der späteren Validierung und den Simulationsexperimenten notwendig sind, zu erheben. Neben den Strukturdaten (welche Elemente bilden den Materialfluss, welche Abmessungen und technischen Daten weisen sie auf etc.) sind daher auch organisatorische Daten wie Auftragsdaten, Produktionsprogramme, Bearbeitungsreihenfolgen, Steuerungsstrategien und ähnliches zu erheben. Die ermittelten Daten sind meist nicht direkt verwendbar, sondern müssen aufbereitet werden. Dazu muss zunächst die Plausibilität der Daten untersucht

[1] Im Allgemeinen sind das die Planer als Auftraggeber und die Simulationsexperten als Auftragnehmer [Kühn 2006]. Diese Bezeichnungen werden im Folgenden auch verwendet, wenn beide Angehörige desselben Unternehmens sind.

werden, weitere statistische Untersuchungen können dann beispielsweise Daten über Maschinenstörungen in repräsentative statistische Verteilungen überführen.

**Modellieren**

Die Modellierungsphase wird häufig in drei Teile gegliedert [Kudlich 2000]: zunächst wird ein mentales Modell des abzubildenden Systems gebildet (auch konzeptuelles Modell genannt), das im Anschluss in ein auf einem Rechner ablauffähiges und experimentierbares Modell umgesetzt wird. Um die Richtigkeit des Modells zu prüfen und seine Eignung für den Einsatzzweck nachzuweisen schließt sich die Verifikation und Validierung an.

Basis für die Entwicklung des konzeptuellen Modells sind die in der vorangegangenen Phase aufgenommenen Daten und Informationen über das abzubildende System, die Problemformulierung und die Zielsetzung der Studie. Mit dem konzeptuellen Modell wird die Struktur festgelegt. Dazu erfolgt eine eingehende Analyse des abzubildenden Systems. Auf die Berücksichtigung nicht relevanter Systemeigenschaften und -komponenten wird verzichtet (Reduktion) und spezifische Systemkennzeichen werden verallgemeinert (Abstraktion) [Kosturiak et al. 1995]. Ein wichtiger Schritt ist dabei die Wahl des richtigen Modellabstraktionsgrades. Eine zu genaue Modellierung führt zu unnötigem Aufwand [Banks 1998] sowohl bei der Implementierung als auch bei der Rechenzeit der einzelnen Simulationsläufe. Im Gegensatz dazu kann ein zu hoher Abstraktionsgrad dazu führen, dass wichtige Einflussgrößen nicht beachtet und so Ergebnisse erzeugt werden, die nicht der Realität entsprechen. Wie auch in den weiteren Phasen der Simulation ist hier eine Einbeziehung des Auftraggebers in den Prozess der Modellerstellung anzustreben. Sie erhöht sowohl die Modellqualität als auch dessen Vertrauen in das Modell [Banks 1998].

Im zweiten Abschnitt der Modellierungsphase wird das gedankliche Modell in ein auf einem Rechner ablauffähiges und experimentierbares Modell umgesetzt. Als Hilfsmittel können beliebige Programmiersprachen wie beispielsweise C++ oder JAVA zum Einsatz kommen, im Bereich der Materialflusssimulation wird allerdings häufig auf spezielle Softwarepakete zur Ablaufsimulation zurückgegriffen. In diesem Fall wird die Implementierung durch die Simulationsumgebung (beispielsweise AutoMod, PlantSimulation etc.) erleichtert, die bereits den Kern des Simulators abbildet und Aufgaben wie zum Beispiel die Steuerung des Zeitablaufs übernimmt. Zudem bieten diese Programme meist eine gute Unterstützung bei der Auswertung von Simulationsläufen und der Fehlersuche bei der Modellerstellung.

**Verifikation und Validierung**

Unter Verifikation wird die Überprüfung der inneren Logik des Modells verstanden [Kosturiak et al. 1995]. Da es sich also um den Nachweis der formalen Richtigkeit und Fehlerfreiheit des Modells handelt, ist die Verifikation kaum von der Implementierung zu trennen, da hierbei auch schon, häufig durch entsprechende Werkzeuge der Simulationsumgebung, die syntaktische und funktionale Richtigkeit der Implementation untersucht und möglichst sichergestellt wird. Bei der Verifikation sollte vom „Kleinen ins Große“ vorgegangen werden, indem zunächst Teilmodelle betrachtet werden und erst später ihr Zusammenspiel im Gesamtmodell. Ziel der Verifikation ist es nachzuweisen, dass das implementierte Modell mit dem konzeptuellen Modell übereinstimmt. Unter anderem können hierzu die Animation des Simulationsmodells und eventuell eingebaute Debugging-Werkzeuge eingesetzt werden. Weitere Vorgehensweisen beschreibt *Banks* [Banks 1998].

Bei der Validierung des Modells gilt es, den Nachweis zu führen, dass das Modell hinreichend geeignet ist, das reale System abzubilden [Banks 1998]. Das gilt nicht nur für das implementierte Modell, sondern auch für das konzeptuelle Modell, das der Implementierung zugrunde liegt. Bei der Validierung nicht zu vernachlässigen ist daher die nochmalige Überprüfung der Grundannahmen, die zu dem konzeptuellen Modell geführt haben. Eine besondere Schwierigkeit ergibt sich, wenn das abgebildete System zum Beispiel bei einer Neuplanung noch nicht existiert und entsprechend auch keine Realdaten vorliegen, mit denen sich der Nachweis einer Übereinstimmung führen ließe.

*Sargent* [Sargent 2007] teilt die Methoden zur Validierung in subjektive und objektive Vorgehensweisen ein und zeigt eine Vielzahl von Möglichkeiten. Zu den subjektiven Methoden gehört beispielsweise die Evaluierung des Modells und seiner Ergebnisse durch Experten, die analysieren, ob das Verhalten des Modells im Allgemeinen glaubwürdig ist (sog. face validity). Sensitivitätsanalysen und Extremwertuntersuchungen erweitern diese Analyse, indem gezielt Parameter verändert werden und überprüft wird, ob die Reaktion des Modells wie erwartet ausfällt beziehungsweise erklärbar ist.

Im Gegensatz zu den eher qualitativ arbeitenden subjektiven Methoden werden bei den objektiven Validationsverfahren quantitative Vergleiche zwischen Datensätzen vorgenommen. Bei bestehenden Anlagen und Systemen, die im Modell abgebildet werden, können das beispielsweise jährliche Durchsätze, Ausbringungsmengen oder Auslastungsdaten gewisser Maschinen sein, die unter Verwendung der glei-

chen Eingangsgrößen im Modell und in der Realität mit Hilfe statistischer Methoden (z.B. t-Test) verglichen werden. Ebenfalls möglich ist die Verwendung von bereits bestehenden (simulativen oder auch mathematischen) Modellen [Kühn 2006].

Bei der Validierung ist auf eine der Problemstellung angemessene Genauigkeit des Modells zu achten. So ist es häufig nicht notwendig, dass das Modell bei allen denkbaren Eingangsdaten Ergebnisse der gleichen Genauigkeit erzeugt. Eine übergenaue Validierung erzeugt hohe Kosten, bietet allerdings keinen großen Zuwachs an Nutzen für die spätere Verwendung des Modells. Abbildung 2-14 verdeutlicht diesen Zusammenhang das Verhältnis von Aufwand bei der Validierung und dem Nutzen für den Benutzer (Vertrauen in das Modell) schematisch. [Sargent 2005]

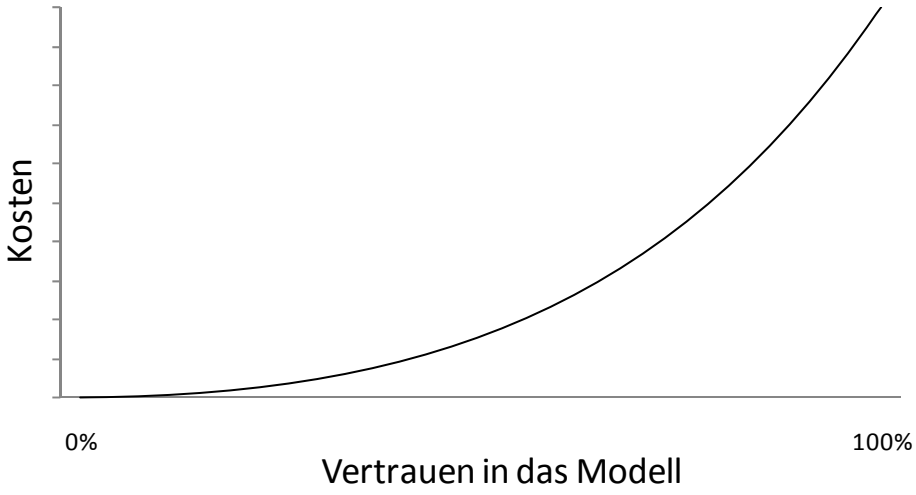



**Abbildung 2-14: Verhältnis von Kosten und Vertrauen in ein Modell bei der Validierung von Simulationen (nach [Sargent 2007])**

### Experimentieren

Liegt ein implementiertes Modell vor und ist sichergestellt, dass es das reale System hinreichend genau repräsentiert, kann die Phase der Experimentierung beginnen. Mit den Simulationsexperimenten wird das Ziel verfolgt, Informationen über das Verhalten des realen Systems unter festlegten Bedingungen zu erlangen. Mit einem Simulationsmodell ist keine automatische Optimierung verbunden, sondern lediglich die Ermittlung des Systemverhaltens. Soll dennoch eine optimale Lösung gefunden werden, ist die Durchführung mehrerer Simulationsläufe und eine Variation der Eingangswerte notwendig. Das sollte systematisch und nicht „nach Gefühl“ erfolgen. Prinzipiell können Experimente, bei denen verschiedene Strukturen mitei-

nander verglichen werden (z.B. verschiedene Layouts eines Fördersystems) und Experimente, bei denen bestimmte Parameter (z.B. eine Puffergröße) auf einen optimalen Wert ausgelegt werden sollen, unterschieden werden. Wenn in der Phase der Experimentierung verschiedene Modellstrukturen untersucht werden, müssen für jede dieser Strukturen auch wieder die Phasen Modellierung und Verifikation/Validierung durchlaufen werden [Kühn 2006].

Die Phase der Experimentierung lässt sich in die Teile Versuchsplanung (auch Experimentdesign bzw. engl. Design of Experiments genannt), Durchführung und Auswertung untergliedern. Allerdings ist ein durchgängiger Ablauf dieser Schritte in der Praxis selten möglich, da von den Ergebnissen der ersten Simulationsläufe häufig die weitere Vorgehensweise abhängt. Dennoch können die drei Schritte als Basisvorgehen, das in iterativer Weise mehrmals hintereinander durchlaufen wird, angesehen werden.

Das Design der Simulationssexperimente wird zu einem großen Teil von der Zielsetzung der Studie bestimmt. Dabei können sowohl eine statistische Experimentplanung als auch die automatisierte Parametervariation mit Hilfe von mathematischen Optimierungsalgorithmen erfolgen. Hierzu ist allerdings eine Zielfunktion aufzustellen, anhand derer der Optimierer den Grad der Zielerreichung unter Verwendung der aktuellen Parameter ermitteln kann [VDI 3633-1]. Zu Beginn muss festgelegt werden, welche Parameter variiert werden können und in welchen Intervallen das geschehen soll. Zudem ist festzulegen, welches die Bewertungskriterien sind. Eine weitere Untersuchung muss klären, wie lange die Simulationsläufe laufen müssen. Werden stochastische Prozesse betrachtet, die durch Zufallsgeneratoren im Simulator abgebildet werden, ist zudem zu klären, wie viele Läufe mit unterschiedlichen Startwerten dieser Generatoren (auch „Seedwert“ genannt) benötigt werden, um eine ausreichende Verlässlichkeit der Ergebnisse und genügend kleine Konfidenzintervalle (siehe auch Abschnitt 6.3.2, S. 124) sicherzustellen. Dazu werden mehrere Simulationsläufe, sogenannte Replikationen des Laufs, durchgeführt, deren Parametern sich lediglich durch den Seedwert unterscheiden, und anschließend die Mittelwerte der sich aus den Replikationen ergebenden Ausgangswerte gebildet. Daneben sind auch Fragen nach eventuellen Anlauf- und Einschwingphasen im Modell zu klären, durch die Ergebnisse zu Beginn des Simulationslaufs verfälscht werden können.

Die geplanten Experimente werden in einem Simulationsplan festgehalten. Die Erstellung dieses Plans kann nach verschiedenen Verfahren erfolgen. Neben voll-

faktoriellen Versuchsplänen, bei denen alle möglichen Parameterkombinationen untersucht werden, gibt es auch eine Vielzahl von Verfahren, mit denen sich die Anzahl notwendiger Versuchsläufe reduzieren lässt. Näheres dazu findet sich in Abschnitt 4.3 (S. 68).

Die Experimentplanung verfolgt das Ziel, mit möglichst wenigen Simulationsläufen aussagekräftige Ergebnisse zu generieren. Häufig wird daher mit Szenarien, also vordefinierten Parametersätzen, gearbeitet, die unterschiedliche Systemlasten oder zukünftige Entwicklungen abbilden. Anschließend wird das Verhalten der Varianten unter den durch die Szenarien vorgegebenen Bedingungen untersucht. Als Basis für einen Vergleich dient ein Referenzszenario, das die wahrscheinlichsten Parameterwerte enthält. Üblicherweise werden neben diesem Referenzszenario noch Best-Case- und Worst-Case-Szenarien betrachtet. Für jedes Szenario können wiederum verschiedene Versuchsläufe durchgeführt werden. [Kühn 2006]

Für die Durchführung der Simulationsläufe bietet sich eine automatisierte Modellparametrierung und Ergebnisspeicherung an, um eine möglichst gute Effizienz zu erreichen und Fehler bei manuellen Eingaben zu verhindern.

Kaum von der Experimentierung zu trennen ist die Auswertung und Interpretation der Ergebnisse, bildet sie doch häufig die Grundlage für die Entscheidung, ob und welche weiteren Versuchsläufe durchgeführt werden. Neben den reinen Zahlenwerten bietet es sich an, auch den zeitlichen Verlauf der Werte zu betrachten. Graphische Darstellungen wie Histogramme und Diagramme zur Anzeige von Verläufen erleichtern dabei eine schnelle Erfassung und Interpretation der Ergebnisse. Auch die Animationen, die von den Simulationssystemen ausgegeben werden können, stellen ein wichtiges Hilfsmittel zur intuitiven Erfassung von Abläufen in der Simulation dar.

Werden mit den im Versuchsplan festgelegten Simulationsläufen die Ziele der Studie nicht erreicht, ist eine Wiederholung der vorangegangenen Schritte notwendig. Ob lediglich weitere Parameterkombinationen untersucht werden müssen oder ob das Modell so angepasst werden muss, dass es neue Strukturvarianten abbilden kann, ist dabei im Einzelfall zu entscheiden.

**Umsetzen**

Sollen die Ergebnisse der Simulation schließlich in ein reales System umgesetzt werden, empfiehlt sich eine neutrale Begleitung des Vorhabens durch den Simulationsexperten. Eine enge Abstimmung mit den Planern des Systems während der

Simulationsstudie erhöht deren Systemkenntnis und erleichtert die Nutzung der Simulationsergebnisse.

### 2.5.2 Eingliederung der Simulation in den Prozess der Intralogistikplanung

In diesem Abschnitt wird die Simulation in den Prozess der Materialflussplanung wie er in Abschnitt 2.4 (S. 21) vorgestellt wurde, eingegliedert und es sollen einige allgemeine Hinweise zur Nutzung der Ablaufsimulation gegeben werden. Das Werkzeug Ablaufsimulation kann in verschiedenen Phasen der Planung zum Einsatz kommen. Durch den hohen Aufwand, der mit der Erstellung und der Nutzung eines Simulationsmodells verbunden ist, wird es allerdings meist erst in der Feinplanung verwendet. Häufig steht dabei die Absicherung der Leistungsfähigkeit geplanter Anlagen im Vordergrund. Die Verwendung von Simulationsmodellen in früheren Planungsphasen wird vor allem auch durch die meist noch mangelhaften Informationen über das geplante System erschwert.

Anzustreben ist die Anpassung der Simulation an die gerade aktuelle Planungsphase. So ist es beispielsweise in der Grobplanungsphase aufgrund fehlender detaillierter Daten nicht möglich, eine sehr fein aufgelöste Simulationsstudie durchzuführen. Hier kann eine Simulation eine Scheingenauigkeit vorgaukeln, die sich durch die Qualität der Eingangsdaten nicht rechtfertigen lässt. Es bietet sich daher an, den Genauigkeitsgrad der Simulation bei einem planungsbegleitenden Projekt mit dem Verlauf der Planung zu erhöhen [Kumpf 2001]. Wünschenswert wäre eine durchgängige Nutzung von Simulationsmodellen, die mit dem Fortschreiten der Planung quasi mitwachsen. So kann eine Absicherung der Ergebnisse der jeweiligen Planungsphase erfolgen und gleichzeitig eine Plausibilitätsprüfung der Planung durchgeführt werden. Liegt eine hierarchische Modellierung zugrunde, kann mit dem Planungsstand auch das Simulationsmodell weiter ausdetailliert werden und der Abstraktionsgrad schrittweise verringert werden, ohne eine vollständig neue Modellierung vornehmen zu müssen. Ein solches Vorgehen erfordert eine sehr enge Zusammenarbeit zwischen den Planern und den Simulationsexperten, ermöglicht jedoch eine schnelle Reaktion auf Planungsänderungen und erhöht die Kenntnis des geplanten Systems.

Eine besondere Bedeutung bei der Bearbeitung einer Simulationsstudie kommt einem guten Projektmanagement mit regelmäßigen Abstimmungen zwischen Entscheidungsträgern auf Seiten der Auftraggeber und den Simulationsexperten zu

[Law 2007]. Dadurch können nicht nur Fehler des Simulationsteams frühzeitig identifiziert werden, sondern auch eine laufende Überprüfung der zu Beginn der Studie getroffenen Annahmen erfolgen. Der Erfolg einer Studie hängt stark von der Häufigkeit und Intensität dieser Abstimmungen ab [Liebl 1995].

Häufig scheitert der Einsatz der Simulation in der Grobplanungsphase an den hohen Kosten und dem hohen Aufwand, der mit einer Simulationsstudie verbunden ist. Gerade in der frühen Planungsphase bietet die Simulation jedoch vielversprechende Potentiale: ein früher Nachweis der Funktion einer Variante kann geführt werden, der auf anderem Wege nicht erbracht werden kann, und das Systemverhalten kann in Hinblick auf Schwachstellen untersucht werden. Um die Simulation jedoch auch in den frühen Phasen nutzen zu können, wird beispielsweise am Lehrstuhl fml der TU München für die Kommissioniersystemplanung das bausteinbasierte Werkzeug *PlanKom* entwickelt, die einen einfachen Aufbau und eine vereinfachte Nutzung von Simulationsmodellen ermöglichen [Günthner et al. 2009a]. Auch das in der vorliegenden Arbeit vorgestellte Verfahren zur simulativen Erzeugung von Ersatzmodellen zur Leistungsbestimmung von automatischen Lagersystemen zielt darauf ab, einen Einsatz simulativer Techniken in der Grobplanungsphase zu ermöglichen. Ist es möglich, hier auf einfache Weise eine Untersuchung und Leistungsabschätzung unterschiedlicher Alternativen vorzunehmen, können mehr Alternativen in die Betrachtung einbezogen werden und der Suchraum nach einer optimalen Lösung vergrößert sich.

# 3 Betriebsstrategien automatischer Lager

Der Ablauf der Vorgänge im Lager wird durch die vorgegebenen Lagerstrategien bestimmt. Die Strategien können also den organisatorischen Parametern zugerechnet werden. Neben der technischen Ausführung des Lagers bestimmt die Organisation in bedeutendem Maße die erreichbare Durchsatzleistung und Wirtschaftlichkeit des Lagers [Lippolt 2003]. Dabei spielen die Lagerbetriebsstrategien eine zentrale Rolle. Ziel der Strategien ist es zum einen, eine sinnvolle Organisation der Abläufe im Lager zu erreichen (und so zum Beispiel einer Überalterung des Lagerbestandes vorzubeugen), zum anderen eine Leistungserhöhung zu erzielen. Bei Betrachtung automatischer Lager kann die mittlere Spielzeit grundsätzlich durch eine Reduzierung der mittleren Verweilzeiten (z. B. am E/A-Punkt oder innerhalb des Lagers) oder der Fahrzeiten (durch einen möglichst gut gewählten Weg des Bediengeräts durch das Lager) verringert werden. Neben der Festlegung des optimalen geometrischen und dynamischen Designs des Lagers (optimales Verhältnis von Länge zu Höhe etc.) bietet eine Auswahl der passenden Lagerstrategien Potential für eine Leistungsverbesserung des Lagers [Eynan et al. 1993].

Wichtige Lagerbetriebsstrategien sind die Belegungsstrategie (bestehend aus Einlager- und Umlagerstrategie), die Auslagerstrategie und die Bewegungs- bzw. Fahrstrategie. Zusätzlich können noch Reihenfolgestrategien, mit deren Hilfe die Ein- und Auslageraufträge optimal angeordnet werden, sowie Ruhepositions- und Nichtbeschäftigungsstrategien implementiert werden, die in Ruhephasen das Regalbediengerät entweder in eine möglichst günstige Ruheposition fahren lassen oder durch Umlagerungen versuchen, einen optimierten Lagerzustand herzustellen und so die Spielzeit möglicher Folgeaufträge zu minimieren. Reihenfolgestrategien können nur zum Einsatz kommen, wenn die in der Vorzone vorhandene Fördertechnik eine Sortierung der einzulagernden Behälter erlaubt. Abbildung 3-1 zeigt eine Übersicht über die Strategiearten.

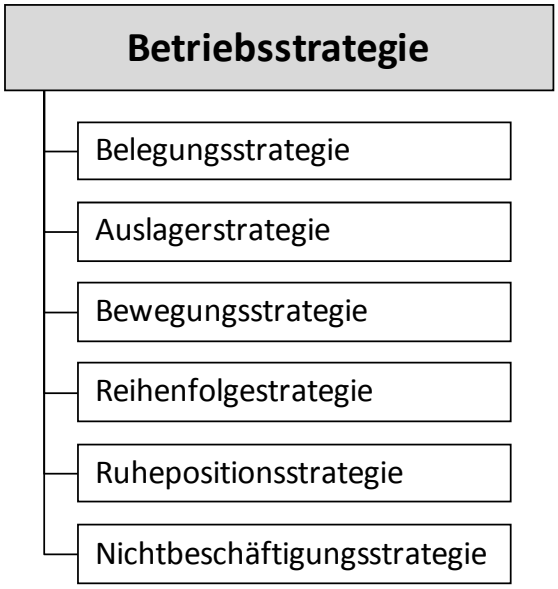



**Abbildung 3-1: Betriebsstrategiekomponenten automatischer Lager**

Die Untersuchung von Betriebstrategien stellt einen wichtigen Ansatzpunkt zur Erhöhung der Durchsatzleistung automatischer Lagersysteme dar. In der Praxis ist eine Minimierung der mittleren Spielzeit jedoch nicht immer das alleinige Ziel. Wichtige Aspekte, wie die rechtzeitige Auftragserfüllung und Reihenfolgen, die für einen reibungslosen Ablauf beispielsweise in einem angeschlossenen Kommissionierbereich eingehalten werden müssen, können eine Anpassung der Strategien und eine Abkehr vom Primat einer Maximalleistung erfordern. [van den Berg 1999]

## 3.1 Überblick über die verschiedenen Strategiebestandteile

Bevor in den folgenden Kapiteln vertieft auf die bei komplexen Lagerkonfigurationen möglichen und sinnvollen Strategien eingegangen wird, folgt zunächst ein Überblick über die Strategiearten.

**Belegungsstrategien**

Die Belegungsstrategie bestimmt, nach welchen Kriterien der Lagerort für einzulagernde Einheiten gesucht wird. Dazu werden drei Strategien verwendet:

- Feste Lagerplatzzuordnung: Für jeden Artikel wird ein fester Bereich im Lager reserviert, der nicht von anderen Artikeln belegt werden darf.

- Chaotische Belegung: Jeder Artikel kann auf jedem Lagerplatz gelagert werden. Die Wahrscheinlichkeit, dass ein Artikel auf einem bestimmten Lagerplatz gelagert wird, ist dabei für jeden Platz gleich groß. Im Gegensatz zu einer festen Lagerplatzzuordnung kann eine chaotische Belegung einen höheren Volumennutzungsgrad des Lagers ermöglichen, da keine Plätze für Artikel reserviert werden, die gar nicht vorhanden sind [Roodbergen et al. 2009].

- Umschlagbasierte Belegung: Um die mittlere Spielzeit zu verringern, werden Artikel mit einer höheren Zugriffshäufigkeit möglichst in der Nähe des E/A-Punktes gelagert (Schnellläuferkonzentration).

Da bei doppelttiefer Lagerung einerseits Lagerplätze für neu einzulagernde Ladeeinheiten, andererseits auch für umgelagerte gefunden werden müssen, werden die Belegungsstrategien unterschieden in Einlager- und Umlagerstrategien.

**Einlagerstrategien**

Die Einlagerstrategie legt fest, auf welchen Lagerplatz das einzulagernde Gut gelagert wird, und entscheidet damit über die Charakteristik des Lagers. Zudem hat die Wahl des Einlagerorts großen Einfluss auf die Fahrwege des Regalbediengeräts und damit auf die erzielbare Durchsatzleistung des Lagers.

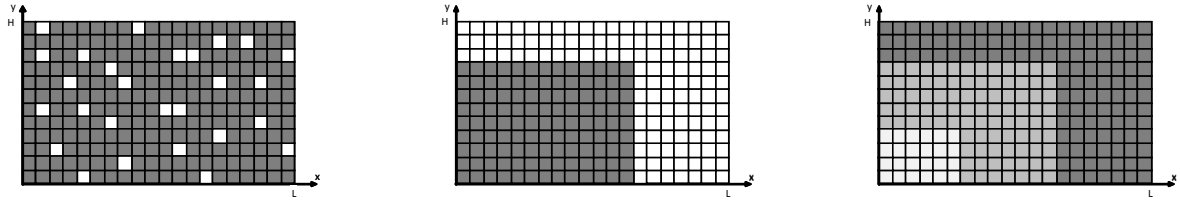



**Abbildung 3-2: Lagercharakteristika**[2]

Prinzipiell werden drei Charakteristika von Lagern unterschieden (vgl. Abbildung 3-2):

- Zufällig belegtes Lager: Jeder Platz des Lagers wird mit gleich großer Wahrscheinlich belegt.

[2] Der Übersichtlichkeit halber wird in den folgenden Abbildungen jeweils nur eine Regalwand dargestellt.

- E/A-Lager: Durch eine Einlagerung möglichst nah am E/A-Punkt wird versucht, die mittleren Fahrwege des Regalbediengeräts zu minimieren. Damit werden die Lagerplätze, die am weitesten vom E/A-Punkt entfernt sind, weniger häufig belegt als die diesem Punkt nähergelegenen.

- Zoniertes Lager: Die Umsetzung einer umschlagbasierten Belegung erfolgt meist über die Verwendung einer Lagerzonierung. Dabei werden die Artikel entsprechend ihrer Zugriffshäufigkeit in Klassen eingeteilt (z.B. mit Hilfe einer ABC-Analyse) und für diese Klassen Bereiche im Lager vorgesehen. Je nach Klasse erfolgt die Zuweisung der Artikel zu den Lagerbereichen. Weil die Schnellläufer in Zonen, die sich nahe am E/A-Punkt befinden, platziert werden, verringert sich der mittlere Fahrweg und die Umschlagleistung des Lagers steigt.

Unter den realisierte Einlagerstrategien gibt es sowohl Strategien, die eine Belegungscharakteristik aktiv erzeugen, als auch solche, die eine einmal erreichte Charakteristik zwar beibehalten, aber nicht aktiv schaffen. Einen Überblick über wichtige Strategien gibt Abschnitt 3.2, S. 45.

**Umlagerstrategien**

Die Umlagerstrategie bestimmt, nach welchen Gesichtspunkten bei doppelttiefer Lagerung nach einem neuen Lagerplatz für die umzulagernden Behälter gesucht wird. Die dabei in Frage kommenden Strategien ähneln den Einlagerstrategien, allerdings ist nicht die Verkürzung des Wegs vom E/A-Punkt, sondern vom Auslagerzum Umlagerfach Ziel der Strategien. Einige Umlagerstrategien werden in Abschnitt 3.3.1 (S. 51) vorgestellt.

**Auslagerstrategien**

Die Auslagerstrategie (auch Zugriffsstrategie) bestimmt, welcher Behälter des angeforderten Artikels aus dem Lager ausgelagert wird. Prinzipiell sind hier verschiedene Strategien denkbar:

- Zufällige Auswahl: Aus dem Bestand des Artikels wird zufällig eine Ladeeinheit ausgewählt.

- FIFO (First in, first out): Die älteste Ladeeinheit im Bestand des Artikels wird ausgelagert.
- LIFO (Last in, first out): Die zuletzt eingelagerte Ladeeinheit des Artikelbestands wird zur Auslagerung vorgesehen.
- Nächster Behälter am E/A-Punkt: Um die Fahrwege des Regalbediengeräts zu verkürzen wird die Ladeeinheit ausgelagert, die vom Auslagerpunkt am schnellsten zu erreichen ist.

In der Praxis kommt fast ausschließlich das FIFO-Prinzip zu Einsatz, um einer Überalterung des Lagerbestands vorzubeugen. Ebenfalls häufig anzutreffen ist eine Abschwächung, bei der das FIFO-Prinzip auf Chargen eines Artikels (z.B. durch einen Produktionszeitraum oder ein Mindesthaltbarkeitsdatum abgegrenzt) angewendet wird. Hier gilt die Forderung, dass die älteste Charge ausgelagert worden sein muss, bevor auf die nächstjüngere zugegriffen werden darf. Innerhalb einer Charge besteht jedoch Wahlfreiheit, so dass für eine Optimierung der Lagerspiele prinzipiell unter mehreren Anfahrpositionen gewählt werden kann.

**Bewegungsstrategien**

Ein-, Aus- und Umlagerstrategien beschreiben, nach welchen Kriterien die Anfahrpunkte des Regalbediengeräts ausgewählt werden. In welcher Reihenfolge diese Punkte tatsächlich angefahren werden, bestimmt die Bewegungs- oder Fahrstrategie. Bei der Suche nach der kürzesten Fahrstrecke handelt es sich prinzipiell um ein Traveling-Salesman-Problem, das durch die technischen Voraussetzungen (beispielsweise kann erst eine Lagereinheit ausgelagert werden, wenn ein Platz auf dem Lastaufnahmemittel frei ist) eingeschränkt wird. Wird die Einlagerstrategie bereits unter dem Gesichtspunkt gewählt, die Fahrtzeiten zu minimieren, sind diese beiden Strategiebestandteile kaum getrennt voneinander zu betrachten. Fahrstrategien für Mehrfachlastaufnahmemittel werden in Abschnitt 3.3.2 (S. 52) beschrieben.

**Reihenfolgestrategien**

Besonders in der englischsprachigen Literatur wird häufig vorausgesetzt, dass die Einlageraufträge in Form von Lagereinheiten physisch vorliegen und ihre Reihenfolge daher als unveränderlich angenommen werden muss. Im Gegensatz dazu

liegen die Auslageraufträge als Informationen vor und könnten daher in eine günstigere Reihenfolge gebracht werden. Unter diesen Voraussetzungen kann eine Optimierung der mittleren Spielzeiten erfolgen, wenn Ein- und Auslageraufträge so zusammengefasst werden, dass optimale Spiele (d.h. Spiele mit einer möglichst geringen Querfahrtzeit) entstehen. *Han et al.* [Han et al. 1987] beschreiben unter dem Namen „Nächster-Nachbar-Heuristik“ zwei prinzipielle Möglichkeiten: Eine Blockbildung, bei der die aus den Auftragslisten für die Ein- und Auslagerungen die ersten k Aufträge entnommen werden, mit diesen Aufträgen optimale Spiele gebildet und anschließend durchgeführt werden, und ein dynamischer Ansatz, bei dem nach jedem durchgeführten Spiel wieder in den Auftragslisten nach Aufträgen gesucht wird, die ein möglichst kurzes Spiel ergeben. Im zweiten Fall müssen allerdings Fälligkeitstermine sicherstellen, dass keine Aufträge zu lange unbearbeitet bleiben. *Elsayed und Unal* [Elsayed et al. 1989] erweitern diese Ansätze durch weitere Algorithmen. *Eynan und Rosenblatt* zeigen, dass eine „Nächster-Nachbar“-Heuristik auch in zonierten Lagern eine Durchsatzerhöhung zur Folge hat [Eynan et al. 1993]. Auch *Lee und Schäfer* zeigen einen Algorithmus, der durch eine Reihenfolgenbildung die mittlere Fahrzeit senkt, und betrachten dabei auch mehrere mögliche Positionen für die Einlageraufträge [Lee et al. 1996]. *De Koster et al.* geben einen weiteren Überblick über Reihenfolgenstrategien, beziehen sich dabei jedoch nicht ausschließlich auf automatische Lager [Koster et al. 2007].

**Ruhepositionsstrategien**

In jedem Lager werden Phasen auftreten, in denen das Regalbediengerät zwar verfügbar wäre, allerdings keine Aufträge vorliegen. Um die Anfahrzeiten des Regalbediengeräts für den nächsten Auftrag zu minimieren und somit die Reaktionszeit für den nächsten Auftrag möglichst klein zu halten, kann mit Hilfe einer Ruhepositionsstrategie vorgegeben werden, an welcher Position das Regalbediengerät wartet. *Chang und Egbelu* [Chang et al. 1997] geben einen Überblick über bestehende Literatur zu bekannten Strategien und entwickeln einen Algorithmus zur Bestimmung eines optimalen Verweilpunktes für das im Leerlauf befindliche Regalbediengerät.

Soll die Durchsatzleistung eines Lagers, das von stochastisch auftretenden Ein- und Auslageraufträgen belastet wird, ermittelt werden, spielt dabei die Ruhepostitionsstrategie eine große Rolle. *Bozer und Cho* [Bozer et al. 2005] beziehen daher die Ruhepositionsstrategien in eine Berechnungsmethode für die

Durchsatzleistung eines Lagers bei stochastischen Leistungsanforderungen ein und entwickeln eine auf der Warteschlangenmethode basierendes Verfahren.

Da bei einer Grenzleistungsbestimmung einer Lagergasse keine Ruhezeiten des Regalbediengeräts auftreten, spielt die Ruhepositionsstrategie in der weiteren Untersuchung keine Rolle.

**Nichtbeschäftigungsstrategien**

In den Ruhephasen des Regalbediengeräts ist es möglich, die Zeit für eine Optimierung der Lagerbelegung zu nutzen. *Jaikumar und Solomon* beschreiben ein Verfahren, bei dem in Zeiten geringer Auslastung der Regalbediengeräte eine Optimierung des Lagers durchgeführt wird. Dabei werden Ladeeinheiten mit einer hohen Zugriffswahrscheinlichkeit in die Nähe des Auslagerpunktes umgelagert, um so die durchschnittliche Entfernung zum Auslagerpunkt zu verringern. Zudem schlagen sie vor, Ladeeinheiten zunächst in der Nähe des E-Punktes einzulagern und erst in einer Ruhephase an ihre endgültigen Stellplätze umzulagern [Jaikumar et al. 1990]. Bei doppelttiefer Lagerung wäre eine Strategie denkbar, die Lagereinheiten so positioniert, dass möglichst wenige Ladeeinheiten verdeckt stehen. Auch diese Strategien werden im Weiteren nicht betrachtet, da die Grenzleistung im Fokus dieser Arbeit steht.

## 3.2 Belegungs- und Einlagerstrategien

In den folgenden Abschnitten wird ein Überblick über die grundsätzlichen Möglichkeiten der Lagerbelegungsstrategien in Abhängigkeit der Lagercharakteristik vermittelt. Da die Belegungs- kaum von der Einlagerstrategie zu trennen ist, werden auch die Einlagerstrategien betrachtet, mit denen sich die Lagercharakteristika erzeugen lassen. Zudem werden spezielle Strategien für komplexere Lagerkonfigurationen wie doppelttiefe Lager und Regalbediengeräte mit Mehrfachlastaufnahmemitteln beschrieben.

### 3.2.1 Einlagerstrategien für chaotische Lagerung

Um eine chaotische Belegung des Lagers zu erzeugen beziehungsweise über die Zeit zu erhalten, muss jeder Lagerplatz mit gleicher Wahrscheinlichkeit belegt sein. Dazu muss mindestens eine zufällige Komponente in der Bildung des Spiels beteiligt sein.

**Zufällige Fachauswahl**

Bei dieser einfachsten Belegungsstrategie wird jedem Einlagerauftrag ein zufällig aus der Liste leerer Plätze gewählter Lagerplatz zugewiesen. Gerade bei Mehrfachspielen kann auf diese Weise keine Optimierung der Spielzeit erreicht werden. Bei einer wissenschaftlichen Betrachtung kann diese Strategie als Referenz dienen, mit der die Belegungsstrategien, die eine Optimierung der Spielzeit zum Ziel haben, verglichen werden können.

**Einlagerung nach dem Prinzip „Einlagerung nahe Auslagerung“**

Strategien, die das Prinzip „Einlagerung nahe Auslagerung“ verfolgen, gehen prinzipiell davon aus, dass eine Wegverkürzung erreicht werden kann, wenn zu einem bereits feststehenden Anfahrpunkt im Lager die zeitlich nächsten Fächer als Einlagerfächer ausgewählt werden. Dieses Prinzip kann auf verschiedene Arten umgesetzt werden. Wird davon ausgegangen, dass die Auslagerfächer unveränderlich feststehen (weil keine Sortierung in der Vorzone möglich ist) können die Einlagerfächer so gewählt werden, dass sie in der Nähe der Auslagerfächer liegen. Von *Witt* [Witt 1974] wird eine solche Einlagerfachwahl bereits 1974 beschrieben. Im besten Fall handelt es sich bei dem nächsten freien Platz um das dem Auslagerfach gegenüberliegende, so dass die Querfahrt vollständig entfällt. Anders als die sonstigen in der Literatur behandelten Strategien ist die von *Witt* beschriebene auslagerungsgetrieben [Graves et al. 1977].

Wird davon ausgegangen, dass die Einlageraufträge in einer festgelegten Reihenfolge bearbeitet werden müssen, bei den Auslageraufträgen jedoch eine zeitliche Verschiebung akzeptabel ist, und können zu den Einlageraufträgen passende Auslagerungen kombiniert werden (siehe Abschnitt „Reihenfolgenstrategien“ in Abschnitt 3.1, S. 40). Dieser Fall wird im Folgenden allerdings nicht weiter betrachtet.

Eine Strategie zur Verkürzung der Querfahrten ist die Bildung von Paaren von Ein- und Auslagerfächern [Seemüller 2006]. Da im Vorhinein feststeht, aus welchen Plätzen ausgelagert werden soll, kann die Festlegung der Einlagerplätze so erfolgen, dass zu jedem Auslagerplatz ein möglichst nahe liegender Einlagerplatz gesucht wird (siehe Abbildung 3-3). Im Optimalfall handelt es sich dabei um das in der Regalwand gegenüberliegende Fach, so dass die Querfahrt gänzlich entfallen kann.

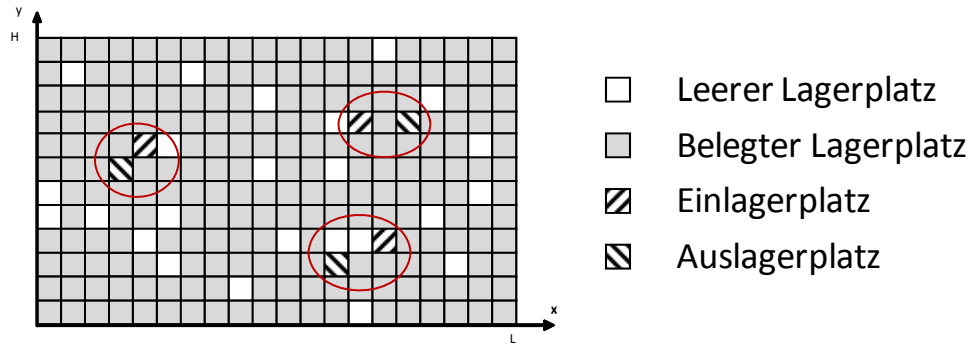



**Abbildung 3-3: Belegungsstrategie Paarbildung**

Bei der Suche nach einem Einlagerfach kann der Fall auftreten, dass mehrere gleich weit entfernte Plätze in Frage kommen. Die Auswahl aus diesen möglichen Fächern kann zufällig oder strategisch, das heißt unter Berücksichtigung der nächsten Anfahrposition erfolgen. Auch hier muss dafür jedoch feststehen, welche Position im Lager diese nächste Anfahrposition ist. Da dies im Allgemeinen durch die Fahrstrategie festgelegt wird, hat diese an hier auch einen Einfluss auf die Belegungsstrategie.

### Einlagerpunkte auf dem Weg zur nächsten Auslagerung

Diese Strategie, von *Han et al.* [Han et al. 1987] als „shortest-leg"-Heuristik bezeichnet, kann verwendet werden, wenn in einem Spiel mehrere Punkte im Lager angefahren werden sollen. Dabei wird versucht, die Querfahrt zwischen der ersten Einlagerung und der ersten Auslagerung zu nutzen, indem die weiteren Einlagerplätze bevorzugt auf diesem Weg gesucht werden.

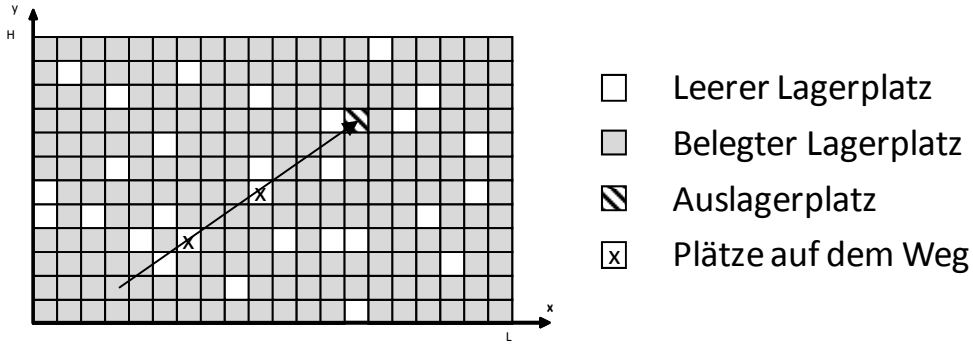



**Abbildung 3-4: Suche nach Einlagerplätzen auf dem Weg zum ersten Auslagerpunkt**

Abbildung 3-4 zeigt diese Vorgehensweise. Der erste Einlagerplatz wird zufällig gewählt, um die chaotische Struktur des Lagers zu wahren, während die weiteren Einlagerplätze auf dem Weg zum ersten Auslagerfach gesucht werden. So verkür-

zen sich die Querfahrten. Durch die von einer Tschebyscheff-Metrik bestimmte Fahrzeit des Lastaufnahmemittels muss dieses Fach nicht auf der direkten geometrischen Verbindung liegen, sondern kann einen größeren Bereich umfassen.

Eine Variation dieser Strategie sieht vor, die Einlagerplätze auf dem Weg zum Auslagerplatz zu suchen. Sie ist allerdings nicht erfolgreich, weil dadurch bevorzugt die Fächer in der Nähe des E/A-Punktes belegt werden und dadurch ein kompaktes Lager mit einem hohen Füllungsgrad entsteht. Bei realistischen Füllungsgraden kann die Durchsatzleistung auf diesem Wege nicht erhöht werden. Zudem kann diese Belegungsstrategie nicht unabhängig von der Fahrstrategie betrachtet werden, da diese bestimmt, welches der Auslagerfächer als erstes angefahren werden soll.

### 3.2.2 Umschlagbasierte Lagerung

Dem Einsatz umschlagbasierter Lager liegt die Idee zugrunde, die mittlere Spielzeit eines Lagers zu senken, indem die Artikel, die häufig umgeschlagen werden, möglichst nahe am E/A-Punkt eingelagert werden. Durch die so entstehende Schnellläuferkonzentration verkürzen sich die mittleren Entfernungen, die das Regalbediengerät zurücklegen muss, und die mittlere Spielzeit sinkt. Im Extremfall wird jeder Platz im Lager zu einer Zone. Bei der Suche nach einem Einlagerplatz wird dann für jeden Artikel abhängig von seiner Umschlaghäufigkeit entschieden, auf welchen Platz er eingelagert werden soll. Die umschlagbezogene Lagerplatzvergabe stellt hohe Ansprüche an die Lagerorganisation: In der Praxis muss eine Pflege der Umschlagdaten der Artikel sichergestellt werden, um auf Veränderungen in der Sortimentsstruktur reagieren zu können. Zudem muss die Umschlaghäufigkeit des Sortiments über einen längeren Zeitraum konstant bleiben, um eine effektive Minimierung der Fahrwege erreichen zu können. [Graves et al. 1977; Kim et al. 1990]

Eine einfachere Möglichkeit, die mittleren Fahrwege zu senken, stellt eine klassenbezogene Lagerplatzvergabe dar. Das Artikelspektrum wird dabei nach der klassischen ABC-Analyse in Häufigkeitsklassen eingeteilt. Im Lager werden für diese Klassen spezielle Bereiche, sog. Zonen, definiert, in die nur Artikel der entsprechenden Klassen eingelagert werden. Dieser Vorgehensweise zugrunde liegt das Pareto-Prinzip. Der Italiener Vilfredo Pareto entdeckte die Tatsache, dass 80 % des Volksvermögens in Italien von nur 20 % der italienischen Familien besessen wurden [Lippolt 2003]. Es zeigte sich, dass diese Verteilung in vielen Lebensbereichen auftritt. Verallgemeinert wird diese Beobachtung als Pareto-Prinzip bezeichnet.

Auch die Umschlaghäufigkeit der Artikel in Lagern folgt häufig dieser Verteilung (siehe Abbildung 3-5).

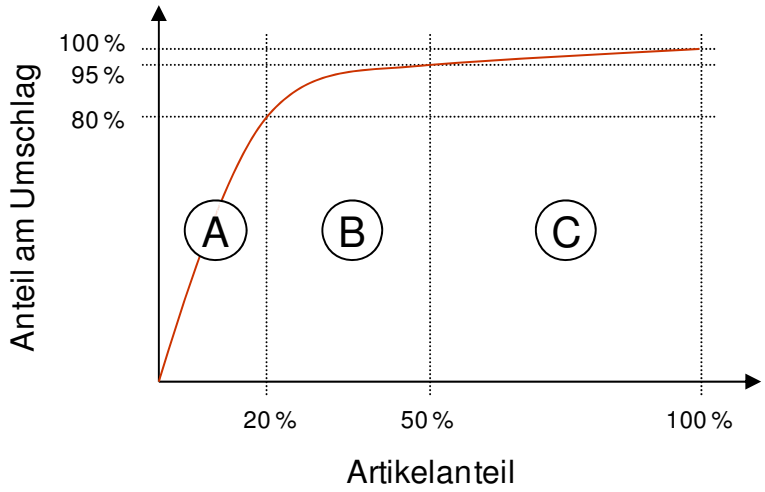



**Abbildung 3-5: Beispielhafte Verteilung der Umschlaghäufigkeit gelagerter Artikel**

Für die Anordnung und Ausgestaltung der Zonen im Lager gibt es eine Vielzahl an Vorschlägen. In Abbildung 3-6 sind zwei mögliche Formen der Zonierung dargestellt. Bereits 1972 beschreibt *Gudehus* die Einrichtung einer Schnellläuferzone als Mittel zur Steigerung der Durchsatzleistung um bis zu 20 % [Gudehus 1972a]. In der Praxis kann diese Steigerung jedoch meist nicht erreicht werden, es stellen sich Werte um 10 % ein [Gudehus 1979].

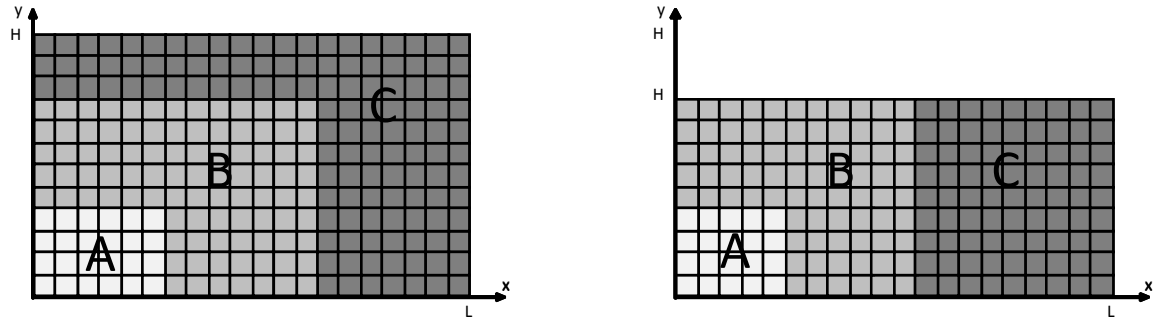



**Abbildung 3-6: Verschiedene Arten der Zonenbildung (nach [Roodbergen et al. 2009])**

Als Berechnungsansatz für den Erwartungwert der mittleren Spielzeit $E(t_S)$ bei Verwendung einer Schnellläuferzone gibt *Gudehus* folgende Formel an:

$$E(t_S) = \frac{t^S_{NormalesLager} + p \cdot (n-1) \cdot t^S_{Schnellläuferlager}}{1 + p \cdot (n-1)} \qquad \textbf{(3-1)}$$

Diese Berechnung geht davon aus, dass das Lager in zwei Bereiche geteilt wird: den Schnellläuferbereich, der als kleines Lager im Gesamtlager angesehen wird, und das Gesamtlager. Die beiden Bereiche werden überlagert. Aus der Gewichtung der Spielzeiten des „kleinen" Schnellläuferlagers ($t^S_{Schnellläuferlager}$) und des Gesamtlagers ($t^S_{Normales\ Lager}$) ergibt sich die mittlere Spielzeit des Gesamtsystems. In der Formel stellt *p* den Anteil der Lagereinheiten dar, für den der Umschlag pro Lagerplatz n-mal so groß ist wie für die übrigen Lagereinheiten.

In den folgenden Jahren wurden einige Verfahren zur Dimensionierung und Gestaltung der Schnellläuferzonen vorgestellt ([Hausman et al. 1976]; [Graves et al. 1977]; [Schwarz et al. 1978]; [Prettenthaler 1979]; [Rosenblatt et al. 1989]; [Park et al. 2006]). *Lippolt und Blunck* entwickelten 2001 ein Verfahren zur optimalen Dimensionierung der Schnellläuferzonen in Lagern, bei denen der Ein- und der Auslagerpunkt versetzt voneinander liegen [Lippolt et al. 2001]. *Schwarz et al.* [Schwarz et al. 1978] zeigen, dass eine Missklassifizierung einiger Artikel in die falsche Klasse keine großen Auswirkungen auf die Gesamtleistung des Systems hat und eine Zonierung auch bei nicht vollständigen Informationen über die tatsächlichen Umschlaghäufigkeiten die Durchsatzleistung des Lagers erhöhen kann.

### 3.2.3 Lagerung nahe am E/A-Punkt

Bei Lagern mit E/A-Charakteristik werden die Lagereinheiten möglichst nah am E/A-Punkt konzentriert, um im Mittel geringere Fahrwege des Regalbediengeräts und kürzere Spielzeiten zu erreichen. Durch die entstehende Belegung des Lagers kann ein Lager mit E/A-Charakteristik ähnlich einem kleineren Lager mit sehr hohem Füllungsgrad angesehen werden [Johnson et al. 1996]. Bei Lagerstrategien, die eine starke Abhängigkeit vom Lagerfüllungsgrad zeigen, kann das dem Ziel, die mittleren Spielzeiten zu verringern, entgegenwirken. Die Einlagerstrategien für E/A-Lager müssen die Charakteristik erhalten. Dazu muss immer möglichst nahe am E/A-Punkt eingelagert werden.

Eine einfache Strategie, mit der sich eine solche Charakteristik des Lagers erreichen lässt, vergibt die Lagerplätze jederzeit streng nach dem Kriterium des kürzesten zeitlichen Abstands zum E/A-Punkt. In jedes Fach, aus dem ausgelagert wurde, wird im nächsten Spiel wieder eine Ladeeinheit eingelagert. So entsteht bildlich gesprochen ein äußerst kompakt belegtes „Lager im Lager" [Hausman et al. 1976] (siehe Abbildung 3-7 für ein Spiel mit drei Einlagerungen).

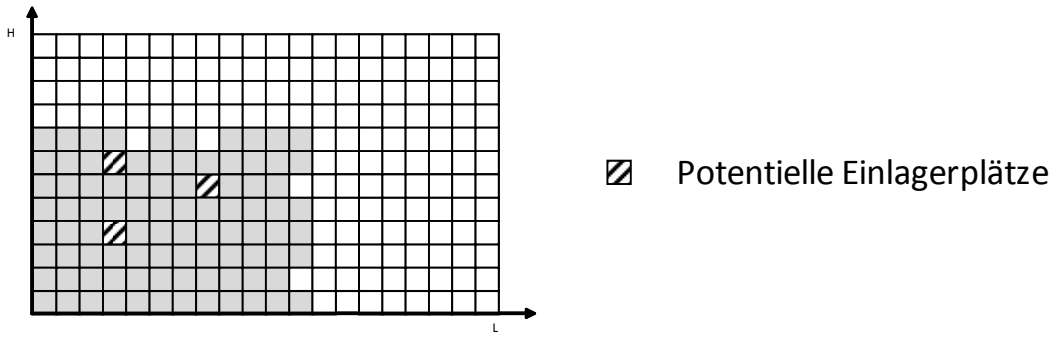



**Abbildung 3-7: Einlagerplatzwahl für strenge E/A-Konzentration**

Auswahlmöglichkeiten unter den freien Plätzen gibt es nur, wenn mehrere freie Plätze, die auf Isochronen liegen, vorhanden sind. Da diese Fächer alle in derselben zeitlichen Entfernung zum E/A-Punkt liegen, kann die Auswahl des Einlagerfachs dann wieder nach dem Zufallsprinzip oder aber nach Gesichtspunkten einer Wegverkürzung für das resultierende Spiel erfolgen.

Bei Betrachtung praxisnaher hoher Lagerfüllungsgrade kann das eigentliche Ziel dieser Strategie, eine Einsparung von Fahrzeit durch kürzere mittlere Fahrwege im Vergleich zu einer zufälligen Einlagerung, jedoch nicht mehr erreicht werden. Freie Plätze befinden sich in diesem Falle nur noch am äußeren Rand des Lagerregals beziehungsweise an den Plätzen, aus denen bei dem vorangegangenen Spiel ausgelagert wurde. Da diese bei einer Auslagerung nach strengem FIFO-Prinzip quasi zufällig über die Regalwand verteilt sind, bietet die Strategie „Lagerung nahe am E/A-Punkt“ in diesem Fall keine Vorteile gegenüber einer zufälligen Wahl des Einlagerfachs.

## 3.3 Strategien für besondere Lagerkonfigurationen

### 3.3.1 Strategien für doppelttiefe Lagerung: Umlagerstrategien

Bei doppelttiefer Lagerung kommt zu den bisher betrachteten Strategien noch die Umlagerstrategie hinzu. Sie bestimmt, in welches freie Fach eine umzulagernde Ladeeinheit eingelagert wird. Umlagerungen werden notwendig, um verdeckt stehende Ladeeinheiten auslagern zu können, und stellen daher keinen „produktiven“ Zeitanteil im Lager dar. Soll die Umschlagleistung des Lagers erhöht werden, muss es daher Ziel sein, die Häufigkeit von Umlagerungen durch entsprechende Einlagerstrategien zu minimieren oder die für die Umlagerfahrten aufzuwendende Fahrzeit möglichst gering zu halten. Um das zu erreichen, sind verschiedene Strategien denkbar.

**Umlagerung in die Nähe des Auslagerfachs**

Um die Umlagerfahrt zu verkürzen wird hier nach dem freien Fach gesucht, das vom Regalbediengerät in der kürzestmöglichen Zeit erreicht werden kann. Im Idealfall handelt es sich um das dem Auslagerfach gegenüberliegende Fach, so dass keine Fahrt des Regalbediengeräts notwendig ist. Bei der Suche nach dem nächsten Fach ist zu beachten, dass das bestimmende Kriterium nicht der kürzeste Fahrweg, sondern die kürzeste Fahrzeit ist. Durch unterschiedliche Fahr- und Hubgeschwindigkeiten und -beschleunigungen des Regalbediengeräts weichen die tatsächlichen Fahrzeiten in der Regel von den geometrisch nächsten Fächern ab. Kommen mehrere Fächer, die in gleicher Fahrzeitentfernung liegen, für die Umlagerung in Frage, kann aus der Liste der Fächer entweder zufällig eines ausgewählt werden, oder es erfolgt eine strategische Auswahl, die auch die Lage des nächsten Anfahrpunktes berücksichtigt. Voraussetzung dafür ist ein zusätzlicher freier Platz auf dem Lastaufnahmemittel. In diesem Falle wird versucht, die für die Umlagerungen notwendigen Fahrtanteile in „nützliche“ Fahrtanteile zu integrieren. Dazu wird ein Umlagerfach gesucht, das sich auf dem Weg zum nächsten Auslager- oder Einlagerfach befindet. Der für die Umlagerung anfallende zusätzliche Weg minimiert sich auf diese Weise.

**Umlagerung in das nächste Auslagerfach**

Bei der Verwendung von Mehrfachlastaufnahmemitteln ist es außerdem möglich, den umzulagernden Behälter direkt in das durch die folgende Auslagerung frei werdende Fach einzulagern. Damit ist diese Strategie eine Erweiterung der vorangegangenen strategischen Auswahl des Umlagerfachs. Voraussetzung für die Umlagerung in das nächste Auslagerfach ist jedoch, dass ein freier Platz auf dem Regalbediengerät zur Verfügung steht und im Verlauf des Lagerspiels eine weitere Auslagerung folgt. Damit schränkt diese Strategie auch die Möglichkeit, die Anfahrpositionen im Sinne einer optimalen Fahrwegsfindung frei anzuordnen, ein.

### 3.3.2 Strategien für Mehrfachlastaufnahmemittel

Mehrfachlastaufnahmemittel ermöglichen es, durch die gleichzeitige Aufnahme mehrerer Ladeeinheiten kombinierte Spiele mit einer Vielzahl von Anfahrpositionen zu bilden. Dazu wurden einige Strategien entwickelt, die im Folgenden vorgestellt werden.

### Flip-Flop-Strategie

Bei der sogenannten Flip-Flop-Strategie werden Querfahrten vermieden, indem ein nach einer Auslagerung freigewordener Platz direkt für die nächste Einlagerung verwendet wird [Sarker et al. 1994]. Dazu muss ein Platz auf dem Lastaufnahmemittel frei sein, weshalb die erste Einlagerung zunächst in ein zufällig gewähltes Fach erfolgt. Die Flip-Flop-Strategie erzwingt eine Fahrstrategie, bei der auf jede Einlagerung auch eine Auslagerung folgt.

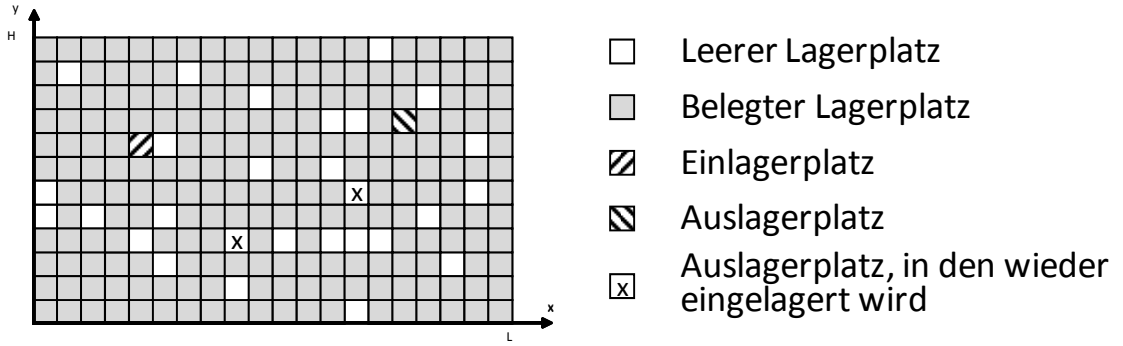



**Abbildung 3-8: Flip-Flop-Strategie**

Abbildung 3-8 illustriert die Flip-Flop-Strategie. Die Auswahl, in welche Auslagerfächer die Einlagerungen erfolgen, kann wieder zufällig oder aber nach strategischen Gesichtspunkten erfolgen.

### Zweistreifenstrategie

Bereits 1972 beschreibt *Gudehus* die Verwendung von Mehrfachlastaufnahmemitteln als eine Methode zur Leistungssteigerung [Gudehus 1972e] und analysiert den Effekt einer verschiedenen Anzahl von Lastaufnahmemitteln. Deren Einsatz bietet neben der Verringerung der Fahrzeiten auch den Vorteil einer verkürzten relativen Verweilzeit am am E- bzw. A-Punkt durch die gleichzeitige Aufnahme und Abgabe mehrerer Ladeeinheiten. *Gudehus* geht von einer Zweistreifen-Strategie aus, um die Fahrzeiten zu minimieren, und gibt für ein Vierfachlastaufnahmemittel eine Leistungssteigerung von etwa 85 % gegenüber einer Einfachlastaufnahme an. Bei der Zweistreifenstrategie wird die Regalwand in einen oberen und einen unteren Streifen unterteilt. Das Regalbediengerät fährt in die Gasse hinein und erledigt dabei in der Reihenfolge, wie sie auf seinem Weg entlang der Regalwand liegen, alle Aufträge des ersten Streifens. Nachdem der hinterste Punkt dieses Streifens erreicht wurde wechselt das Regalbediengerät den Streifen und bearbeitet auf der Rückfahrt zum Ausgangspunkt die Aufträge, die im zweiten Streifen liegen. Bei den

Ein- und Auslagerungen kann wieder eine Flip-Flop-Strategie zum Einsatz kommen.

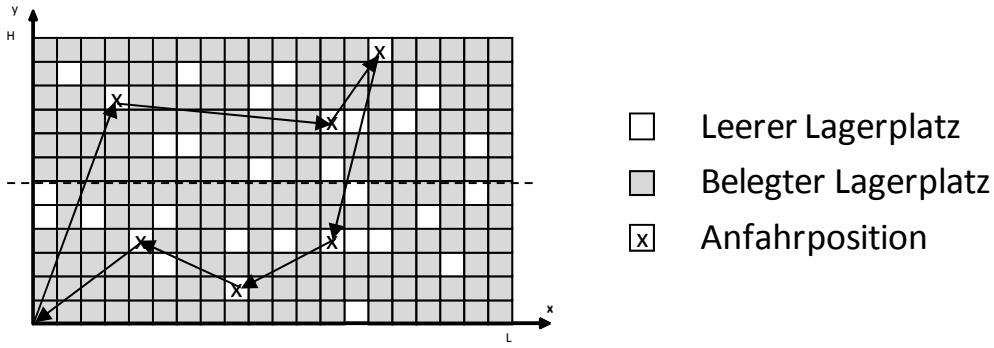



**Abbildung 3-9: Zweistreifenstrategie**

### Mehrfacheinlagerung

Eine Einlagerstrategie für Mehrfachlastaufnahmemittel, die eine deutliche Einsparung von Fahrzeiten verspricht, stellt die Mehrfacheinlagerung dar. Sie versucht, so viele nebeneinander bzw. hintereinander liegende freie Fächer wie einzulagernde Ladeeinheiten zu finden [Seemüller 2006]. Ist das Regalbediengerät richtig positioniert, können im Idealfall alle Behälter in einem Zyklus des Lastaufnahmemittels eingelagert werden. Abbildung 3-10 verdeutlicht das Prinzip der Mehrfacheinlagerung.

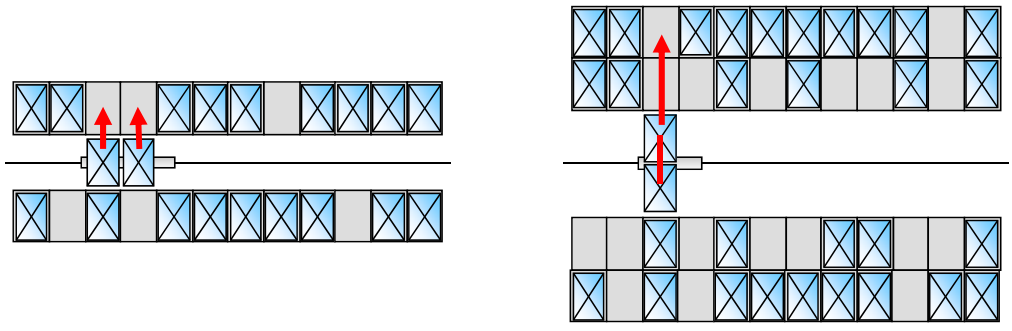


**Abbildung 3-10: Prinzip der Mehrfacheinlagerung**

Diese Strategie kann jedoch nur zum Einsatz kommen, wenn der Abstand der Lagerplätze mit dem Abstand der Ladeeinheiten auf den Lastaufnahmemitteln übereinstimmt [Gudehus 1972e; Grafe 1997]. Da dies zumindest bei Lagerplätzen, die durch eine Stütze des Lagers getrennt sind, meist nicht der Fall ist, verringert sich hier die Anzahl der Möglichkeiten zur Mehrfacheinlagerung. In der Praxis wird diese Lagerstrategie daher fast ausschließlich für Lastaufnahmemittel, die zwei Ladeeinheiten hintereinander aufnehmen können, angewendet.

Bei den entstehenden Lagerspielen entfällt im Falle eines Zweifachlastaufnahmemittels eine, im Falle eines Dreifachlastaufnahmemittels entfallen zwei Querfahrten (siehe auch Abbildung 3-11).

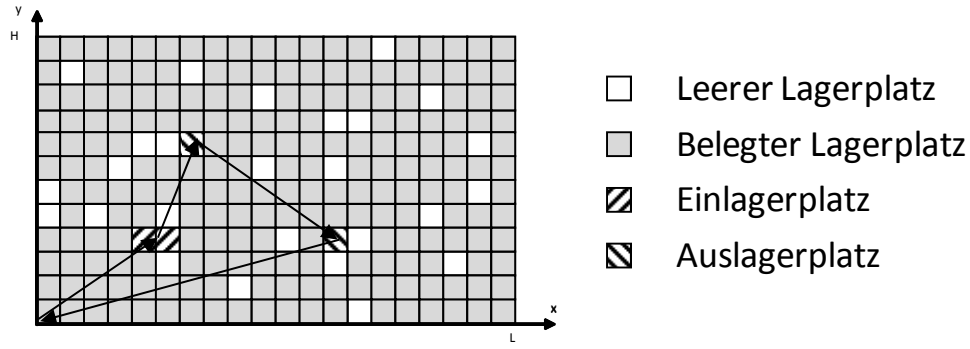



**Abbildung 3-11: Spiel bei Mehrfacheinlagerung**

Die Strategie Mehrfacheinlagerung erfordert, dass nebeneinander liegende (beziehungsweise bei doppelttiefen Lastaufnahmemitteln hintereinander liegende) freie Fächer vorhanden sind. Entsprechend ist zu erwarten, dass die Leistungssteigerung durch diese Strategie bei sehr hohen Füllungsgraden nicht mehr hoch ausfällt. Bei Dreifachlastaufnahmemitteln kann eventuell noch eine paarweise Einlagerung erfolgen.

Die Strategie einer Mehrfacheinlagerung verspricht eine deutliche Umschlagsteigerung des Lagers. Erkauft wird dies jedoch mit einem hohen zusätzlichen Aufwand in der Lagerverwaltungssoftware zur Verwaltung der freien nebeneinander liegenden Plätze. Es ist davon auszugehen, dass der Erfolg dieser Strategie stark vom Lagerfüllungsgrad abhängig ist, da mit steigender Belegung des Lagers die Wahrscheinlichkeit sinkt, dass zwei oder drei leere Plätze nebeneinander zur Verfügung stehen. Wird vom praxisnahen Fall der Mehrfacheinlagerung bei einem zweifachtiefen Lastaufnahmemittel ausgegangen, kann eine Strategie, die bei Umlagerungen wenn möglich Kanäle auffüllt anstatt Lagerkanäle mit einzelnen Ladeeinheiten zu belegen, die Wahrscheinlichkeit von Mehrfacheinlagerungen erhöhen. Auch eine Nichtbeschäftigungsstrategie, die Lagereinheiten aus einzeln belegten Kanälen zusammenfasst um leere Kanäle zu erzeugen, ist denkbar. Zu beachten ist dabei jedoch, dass die Beschleunigung der Einlagerung mit einer höheren Umlagerwahrscheinlichkeit bei den Auslagerungen erkauft wird. Gibt es mehrere Stellen im Lager, an denen eine Mehrfacheinlagerung in Frage kommt, kann die Auswahl wieder zufällig oder nach strategischen Gesichtspunkten erfolgen.

**Weitere Strategien**

*Sarker et al.* [Sarker et al. 1991] beschreiben den Einsatz von Mehrfachlastaufnahmemitteln in Zusammenhang mit einer Nächster-Nachbar-Reihenfolgenstrategie, die davon ausgeht, dass die Einlagerungen gegeben sind und Auslagerungen zeitlich verschoben werden können. Dabei wird eine Umschlagsteigerung von 50-80 % nachgewiesen, allerdings werden keine Lastwechselzeiten berücksichtigt, so dass die tatsächliche Einsparung überschätzt wird. Eine ähnliche Arbeit wurde von *Elsayed und Unal* vorgestellt [Elsayed et al. 1989].

*Keserla und Peters* [Keserla et al. 1994] beschreiben zunächst die Vorgehensweise für ein Doppelspiel mit zwei Lastaufnahmemitteln. Dabei wird die Querfahrt nahezu eliminiert, indem am E/A-Punkt nur eine Ladeeinheit aufgenommen wird, anschließend die Auslagerung erfolgt und die auf dem zweiten Lastaufnahmemittel bereitstehende Einheit nach einem kurzen Versetzen des Regalbediengeräts in die durch die Auslagerung frei gewordene Position einlagert. Neben diesem Doppelspiel wird auch ein Vierfachspiel beschrieben, das nach einer Flip-Flop-Strategie durchgeführt wird. Die Autoren weisen bei der Wahl einer Strategie auf die Wichtigkeit der Tatsache hin, dass sie über die Zeit einen stabilen Verlauf der zu erwartenden mittleren Spieldauer aufweisen sollte und keine Verschlechterung durch eine schrittweise Umwandlung der Lagercharakteristik aufweisen sollte. Dazu entwickeln sie die „Kleinster-Umfang“[3]-Heuristik und weisen eine Leistungssteigerung durch diese Vorgehensweise nach. Diese Heuristik betrachtet den Umfang der aus den drei Anfahrpunkten im Lager (aus Einlagerung, kombinierter Aus- und Einlagerung sowie Auslagerung) gebildeten Dreiecke. Die Reihenfolge der Auslagerungen wird so gewählt, dass der Umfang der Dreiecke möglichst minimiert wird. So wird die Fahrzeit der Spiele minimiert.

*Meller und Mungwattana* [Meller et al. 1997] beschreiben den Einsatz von Mehrfachlastaufnahmemitteln ohne die Regel, dass die Reihenfolge der Ein- und Auslageraufträge nicht vertauscht werden kann, aufzuweichen. Zudem nehmen sie an, dass zunächst alle Einlagerungen, dann alle Auslagerungen durchgeführt werden. Es wird ebenfalls eine Flip-Flop-Strategie untersucht sowie eine Fahrstrategie zur Verbindung der Ein- und Auslagerpunkte durch den kürzesten Weg vorgeschlagen (Nächster-Nachbar- oder Umgekehrte-Nächster-Nachbar-Strategien).

[3] Im englischen Original als *Minimum-Perimeter-Heuristic* bezeichnet.

*Grafe* beschreibt den Einsatz von Regalbediengeräten mit bis zu sieben Lastaufnahmemitteln und zeigt einen Leistungsvergleich einer verschiedenen Anzahl von Lastaufnahmemitteln sowie den Leistungsgewinn durch die Verwendung der Flip-Flop-Strategie [Grafe 1997].

**Zonierung bei Mehrfachlastaufnahmemitteln und doppelttiefer Lagerung**

Bei der Verwendung von Mehrfachlastaufnahmemitteln und doppelttiefer Lagerung ist die Strategie einer klassenbezogenen Lagerplatzvergabe nicht die optimale Vorgehensweise. Gerade bei Dreifachlastaufnahmemitteln und einer angenommenen festen Anordnung der Auslageraufträge ist die Wahrscheinlichkeit, im Rahmen des Arbeitsspiels des Regalbediengeräts die A-Zone verlassen zu müssen, so hoch, dass keine starke Reduktion der Spielzeit zu erwarten ist. Zudem werden Strategien, die die Auslagerfächer als Einlagerfächer verwenden, um die Fahrwege zu minimieren (Flip-Flop-Strategie), durch die Zonierung unmöglich. Gespräche mit Industrievertretern legen zudem nahe, dass eine Zonierung im Bereich der automatischen Kleinteilelager nicht die Regel ist und selten angewendet wird. Grund hierfür ist die starke Abhängigkeit vom Sortiment, dessen Struktur und Entwicklung meist nicht vorausgesehen werden kann. Nachteilig ist die notwendige Datenpflege, um die Klassifizierung auch bei wechselnden Artikeln und sich ändernden Umschlaghäufigkeiten aktuell zu halten. Der Fokus wird in dieser Arbeit daher auf Strategien zur Steigerung der Umschlagleistung gelegt, die unabhängig von der Sortimentsstruktur anwendbar sind und keiner Pflege während der Betriebszeit des Lagers bedürfen.

## 3.4 Fahrstrategien

Durch die Ein-, Aus- und Umlagerstrategie werden für jedes Spiel die Punkte vorgegeben, die während seiner Abarbeitung durch das Regalbediengerät angefahren werden müssen. Ziel einer Fahrstrategie ist es, die Reihenfolge, in der diese festgelegten Ziele abgearbeitet werden, so zu wählen, dass eine Minimierung der Fahrzeit erfolgt.

*Gudehus* untersucht die Möglichkeit einer Fahrzeiteinsparung durch eine Fahrwegoptimierung in einem Lager, das von einem Einfachlastaufnahmemittel bedient wird. Dabei betrachtet er eine Strategie, bei der Doppelspiele so geplant werden, dass eine Anfahrposition festgelegt wird und anschließend versucht wird, eine zweite so zu finden, dass sie keine weiteren Fahraufwände benötigt, sondern in der „no-cost“-Zone liegen (vgl. auch Abschnitt 2.2.1, S. 9). Den Nutzen dieser Strategie

schätzt *Gudehus* jedoch als äußerst gering ein. Auch *Han et al.* untersuchen eine Strategie, die diese Zone ausnutzt, stellen allerdings mit Hilfe von Simulationen fest, dass diese Heuristik die freien Stellplätze an die Ränder des gefüllten Lagerbereiches schiebt, da freie Positionen in der Nähe des E/A-Punktes sofort aufgefüllt werden. Über längere Sicht resultiert daraus eine niedrigere Umschlagleistung. [Gudehus 1972c; Han et al. 1987]

Je mehr Ein- und Auslagerpunkte im Lager zur Abarbeitung eines Spiels angefahren werden müssen, desto größeren Einfluss hat die Fahrstrategie auf die für dieses Spiel notwendige Bearbeitungszeit.

Bei der Suche nach der optimalen Fahrtroute handelt es sich um ein klassisches Traveling-Salesman-Problem (auf deutsch auch als „Rundreiseproblem“ bezeichnet) [Elsayed 1981; Guenov et al. 1992]. Diese Klasse von Problemstellungen trat zunächst, wie der Name nahelegt, bei der Suche nach einer optimalen Route für Handelsreisende auf, die während ihrer Reise bestimmte Städte in einer möglichst effizienten Route besuchen wollten. Um 1800 erstmals erwähnt, wird es seit Anfang des 20. Jahrhunderts als mathematisches Optimierungsproblem diskutiert. Die Schwierigkeit der Lösung des Problems liegt in seiner Eigenschaft als NP-vollständiges Problem. Das bedeutet, dass die Anzahl an möglichen Lösungen mit der Anzahl an Punkten, zwischen denen die kürzeste Strecke gefunden werden soll, exponentiell steigt, und damit auch die Zeit zur Lösung des Problems mittels Berechnung aller möglichen Routen mit der Anzahl an Anfahrpunkten sehr schnell ansteigt [Grötschel et al. 1999].

Bei der Betrachtung von beispielsweise sechs Anfahrpunkten im Lager sind bereits 720 verschiedene Wege denkbar. Werden diese jedoch durch ein kombiniertes Spiel eines Dreifachlastaufnahmemittels erzeugt verringert sich diese Anzahl durch einige Restriktionen: Zu Beginn eines Spiels sind sämtliche Lastaufnahmemittel belegt und es muss ein Platz auf dem Lastaufnahmemittel frei geworden sein, bevor eine Auslagerung durchgeführt werden kann. Durch diese Bedingungen reduziert sich die Anzahl möglicher Anfahrreihenfolgen deutlich. Abbildung 3-12 zeigt zwei mögliche Fahrwege für ein Dreifachlastaufnahmemittel.

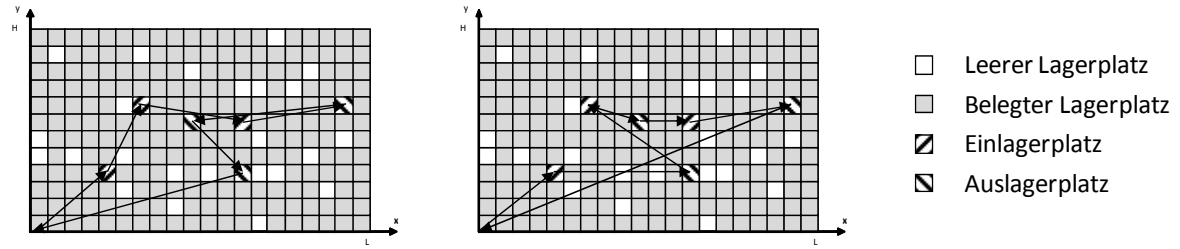



**Abbildung 3-12: Fahrwegsbildung nach verschiedenen Reihenfolgeschemata**

Um gute Lösungen für dieses Optimierungsproblem zu finden können verschiedene Heuristiken zur Anwendung kommen. Bei der Wahl der Reihenfolge nach dem Prinzip Nächster Nachbar wird ausgehend von jeder Position im Lager überprüft, welche noch ausstehenden Ein- oder Auslagerpunkte sich in zeitlich nächster Nähe zur aktuellen Position im Lager befinden. Ein optimaler Fahrweg entsteht, wenn der optimale Fahrweg aus allen möglichen Kombinationen gebildet wird.

Es ist jedoch anzumerken, dass gerade bei Verwendung von Mehrfachlastaufnahmemitteln die Fahrzeiten gegenüber den Verweilzeiten für die Lastwechselspiele keine sehr große Rolle spielen. Eine Optimierung durch die Wahl einer Einlagerstrategie, die bereits eine Wegoptimierung durch die Wahl in der Nähe liegender Anfahrpositionen vornimmt, kann unter Umständen eine größere Spielzeitersparnis ermöglichen.

# 4 Ersatzmodelle zur Verallgemeinerung von Simulationsergebnissen

In einer Reihe von Ingenieursdisziplinen ist die Verwendung von sogenannten Ersatzmodellen[4] ein häufig eingesetztes Mittel, um eine Optimierung von Prozessen und Strukturen unter Minimierung der Anzahl dazu benötigter teurer oder aufwendiger Versuchsläufe zu ermöglichen.

Generell gilt es dabei, aus Daten, die durch Experimente gewonnen wurden, eine Abbildung des Einflusses der Prozessvariablen $x_1,x_2,\ldots,x_n$ auf die Ergebnisvariable $y$ zu bestimmen, die auch für Parameterkombinationen, die nicht im Experiment getestet wurden, Gültigkeit besitzt. Handelt es sich um mehrere Ergebnisvariablen, können diese in einem Ergebnisvektor[5] $\boldsymbol{y}$ zusammengefasst werden. Es ergibt sich also folgende Abbildung [Myers et al. 2009]:

$$\boldsymbol{y} = f(x_1, x_2, \ldots, x_n) + \epsilon \qquad \textbf{(4-1)}$$

Der Term $\epsilon$ stellt dabei einen zufälligen zu erwartenden Fehler dar, der den unbekannten Teil der Abhängigkeit des Wertes *y* von *x* angibt [Haykin 1995].

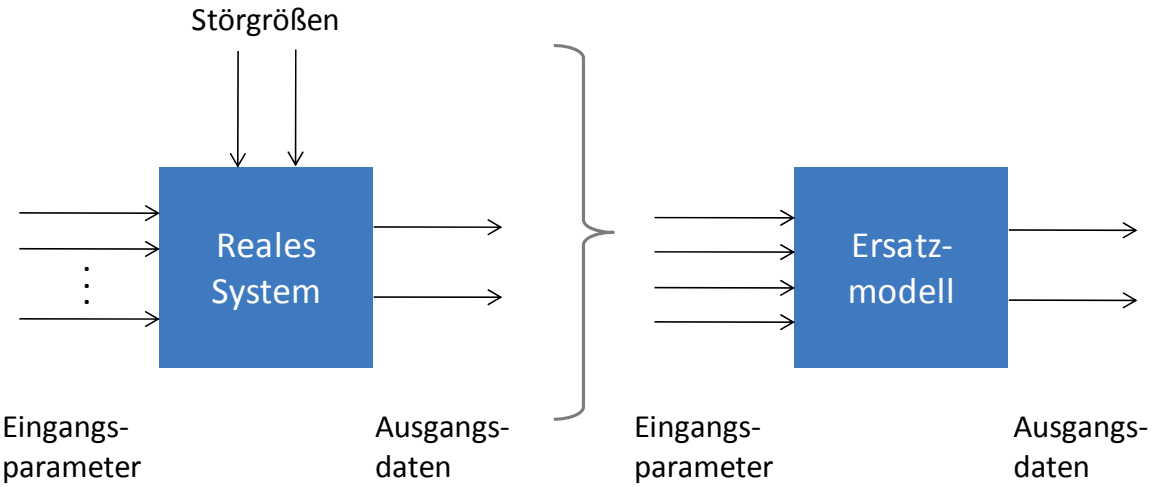



**Abbildung 4-1: Abbildung eines Systems durch ein Ersatzmodell**

Abbildung 4-1 zeigt diese Vorgehensweise als einen „Black-Box"-Ansatz: Das tatsächliche System wird als eine „Black-Box" aufgefasst, deren Eingangsparameter die Ausgangswerte bestimmen. Das tatsächliche System kann also durch ein Er-

[4] Auch *Metamodelle* genannt.

[5] Vektoren werden im Folgenden durch Fettdruck des Formelzeichens gekennzeichnet.

satzmodell ersetzt werden, das die Abbildung der Ein- in die Ausgabewerte auf die gleiche Weise vollzieht wie das reale System. Handelt es sich bei dem realen um ein System, das aufwändig oder schwierig experimentell zu untersuchen ist, kann es die Beschreibung durch das Ersatzmodell ermöglichen, schnelle Aussagen über das Verhalten des Systems auch auf bisher nicht untersuchte Eingangsparameter zu erhalten. Abbildung 4-2 zeigt ein Beispiel für diese Vorgehensweise: Ein Prozess ist so zu optimieren, dass eine Kombination der Eingangsparameter verwendet wird, mit der sich die höchste Ausbeute eines Produkts ergibt. Die Versuche werden als teuer angenommen, daher soll mit Hilfe weniger Versuche ein Ersatzmodell gefunden werden, das den Zusammenhang zwischen den Reaktionsparametern und der Ausbeute des Produkts beschreibt.

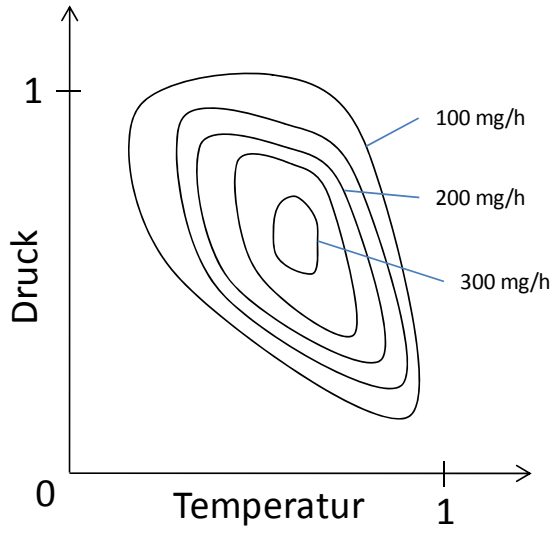



**Abbildung 4-2: Ausbeute eines Prozesses in Abhängigkeit zweier Parameter**

Dabei ergeben sich weitere Fragestellungen:

- An wievielen und welchen Punkten müssen Experimente am realen System durchgeführt werden, um ein möglichst vollständiges Bild des Prozesses zu ergeben?
- Wie können die Ergebnisse der Versuche in ein Ersatzmodell umgewandelt werden, das eine hinreichend genaue Abbildung des Prozesses bietet?
- Wie kann die Genauigkeit des erstellten Ersatzmodells überprüft und nachgewiesen werden?

In den folgenden Abschnitten sollen die sich daraus ergebenden Fragestellungen untersucht und Lösungsmöglichkeiten vorgestellt werden. Abschließend wird ge-

klärt, wie sich diese Verfahren im Bereich der Logistikplanung und speziell in der Materialflusssimulation nutzen lassen.

Der Erstellung von Ersatzmodellen liegen Verfahren zugrunde, mit denen aus einzelnen Datenpunkten, an denen die Reaktion oder das Verhalten eines Systems für gewisse Kombinationen der Eingangsparameter bekannt ist, sogenannte Antwortflächen konstruieren lassen. Diese liegen als mathematische Funktionen vor und können daher das Systemverhalten für beliebige Kombinationen der Eingangsparameter angeben. Bei der Erzeugung dieser Interpolations- bzw. Approximationsfunktionen[6] wird davon ausgegangen, dass es sich bei der realen Antwortfläche um eine glatte Fläche handelt.

**Herkunft und Einsatzbereiche**

Verfahren zur Interpolation von Flächen aus einzelnen Datenpunkten wurden frühzeitig zum Beispiel in der Geographie angewendet, um aus einzelnen gemessenen Höhenpunkten ein Höhenprofil und damit ein dreidimensionales Abbild einer Landschaft erstellen zu können, ohne eine vollständige Abtastung der Oberfläche vorzunehmen [Kraus 2000]. Ebenso existieren Einsatzfälle wie die Erstellung von Niederschlagskarten [Kerry et al. 1998; Bogdan et al. 2006] oder die Beschreibung der Verteilung von Mineralien im Erdboden [Krige 1951].

Neben diesen Einsatzfällen kommen Ersatzmodelle häufig im Bereich der Chemie, Verfahrenstechnik und Strukturoptimierung zum Einsatz. *Forrester* beschreibt einen Anwendungsfall aus dem Gebiet des Leichtbaus, bei dem die Steifigkeit neuer Strukturen vergrößert werden soll. Die hohe Rechenzeit bei der Untersuchung einzelner Alternativen lässt eine direkte Optimierung mit Hilfe einer FEM-Simulation als nicht praktikabel erscheinen. Stattdessen werden einige Simulationen mit ausgewählten Parameterkombinationen durchgeführt. Auf dieser Basis wird ein Ersatzmodell erstellt. Die Suche nach der optimalen Auslegung kann dann mit diesem Modell durchgeführt werden, das deutlich schneller zu evaluieren ist als die zugrundeliegende Simulation. [Forrester et al. 2008]

In vielen Fällen werden die Eingangsdaten, mit deren Hilfe die Ersatzmodelle gebildet werden, durch Simulationen erzeugt. Ein Beispiel dafür ist die oben bereits erwähnte Strukturoptimierung von Leichtbauteilen, bei der häufig Finite-Elemente-

[6] Die Approximation nähert eine Fläche an, ohne die Stützpunkte notwendigerweise genau zu treffen, während eine Interpolation immer genau durch die Stützpunkte geht [Jones 2001].

Simulationen verwendet werden. Doch auch bei Fragestellungen, die mit Hilfe der Ablaufsimulation betrachtet werden, kann sich eine Erstellung von Ersatzmodellen anbieten [Kleijnen 2007].

## 4.1 Einsatz von Ersatzmodellen in der Materialflusssimulation

In der Literatur werden bereits Einsatzfälle für Ersatzmodelle im Umfeld der Materialflussplanung beziehungsweise -simulation gezeigt. Es folgt eine kurze Zusammenfassung einiger dieser Ansätze.

*Stegherr* beschreibt den Einsatz von künstlichen neuronalen Netzen (KNN) bei der Auftragssteuerung. Dabei werden KNN-basierte Agenten eingesetzt, mit denen die Disposition der Aufträge nach Teilzielen gewichtet wird. Anschließend werden daraus Betriebskennlinien zum Nachweis der Funktion des simulierten Systems abgeleitet. [Stegherr 2000]

*Schulze* zeigt einige Ansätze, wie in Verbindung mit Materialflusssimulation Ersatzmodelle für Materialflusselemente gebildet werden können. Zur Modellierung kommen Polynome sowie künstliche neuronale Netze zur Bestimmung von Zeitreihen zum Einsatz. [Schulze 2000]

Die Bildung von hybriden Modellen mit Hilfe von künstlichen neuronalen Netzen, die eine Simulation des Verhaltens einzelner Materialflusselemente, aber auch deren Zusammenspiel ermöglicht, beschreibt *Markwardt*. [Markwardt 2004]

Im Rahmen des Sonderforschungsverbundes SFB 559, Modellierung großer Netze der Logistik, beschäftigen sich *Müller, Stöber et al.* mit dem Einsatz der Response Surface Methodology zur Optimierung von logistischen Netzen. Dabei werden polynomische Annäherungen zur Suche nach einem optimalen Betriebspunkt von Netzen untersucht. Der Fokus in [Müller et al. 2005] liegt dabei auf der Optimierung und der Implementierung des Verfahrens.

Die Firma PPI-Informatik nutzt künstliche neuronale Netze zur Bildung von Ersatzmodellen von Simulationsmodellen mit langer Rechenzeit, um schnell optimale Parameterkombinationen finden zu können. In einem Beitrag wird eine Anwendung aus dem Bereich der Auftragsreihenfolgenoptimierung beschrieben. Ein KNN wird mit den Ergebnisdaten von Simulationsläufen trainiert und ist anschließend in der Lage, schnelle Antwort auf die Auswirkungen verschiedener Strategien oder Parameteränderungen geben zu können. [Allmendinger 2007]

## 4.2 Vorgehensweise bei der Erstellung von Ersatzmodellen im Umfeld der Materialflusssimulation

In Abschnitt 2.5.1, S. 28, wurde bereits die Vorgehensweise bei der Durchführung einer Simulationsstudie dargestellt und beschrieben. Nun soll erläutert werden, wie sich dieses Vorgehen ändern muss, wenn eine Simulation genutzt werden soll um ein Ersatzmodell des simulierten Systems zu generieren. Genau betrachtet handelt es sich dabei allerdings zunächst um ein Ersatzmodell für das Simulationsmodell. Ob dieses Ersatzmodell auch geeignet ist, das reale System nachzubilden, muss in einem gesonderten Schritt geklärt werden. Die erweiterte Vorgehensweise ist in Abbildung 4-3 dargestellt.

Es wird deutlich, dass sich bei der Nutzung eines Simulationsmodells zur Erzeugung eines Ersatzmodells einige Änderungen und Erweiterungen im Vergleich zur klassischen Durchführung einer Simulationsstudie ergeben. Diese Änderungen sollen im Folgenden beschrieben werden.

**Anpassung Zielformulierung**

Sollen Simulationsexperimente verwendet werden, um ein Ersatzmodell zu erstellen, muss dieses Modell auch darauf abgestimmt werden. In einer vorbereitenden Phase sind daher zunächst die Anforderungen festzulegen, die sich aus dem Ziel ergeben, ein Ersatzmodell zu erstellen. Dabei muss vor allem die Zielformulierung angepasst werden, da ein Ersatzmodell später nicht den gleichen Umfang an Auswertungs- und Ergebnisdaten liefern kann wie eine Simulation. Zudem ist bereits hier zu klären, für welchen Einsatz das Ersatzmodell genutzt werden soll:

- Für eine Optimierungsaufgabe, das heißt, es wird verwendet um schnell gewisse Bereiche im Parameterraum zu identifizieren, die dann mit Hilfe des Simulationsmodells weiter untersucht werden.
- Zur Erstellung eines globalen Ersatzmodells, das auch ohne den Einsatz des Simulationsmodells zur Bestimmung von Ergebnissen genutzt werden soll.

An diesen Zielen müssen die späteren Phasen „Design der Experimente“ und „Anpassung des Ersatzmodells“ ausgerichtet werden.

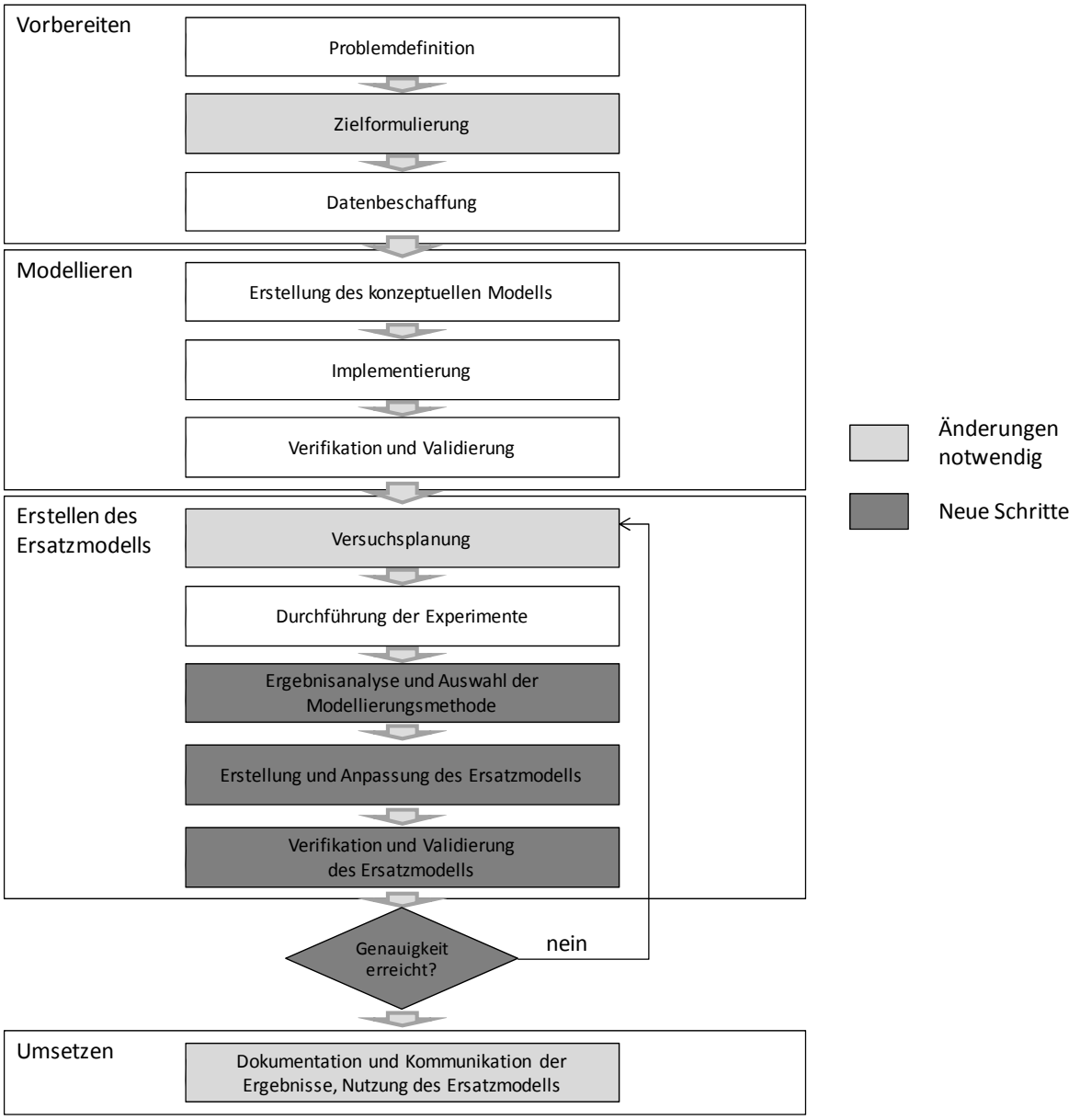



**Abbildung 4-3: Erweiterte Vorgehensweise zur simulativen Erstellung und Nutzung von Ersatzmodellen**

### Anpassung Versuchsplanung

Soll ein Ersatzmodell erzeugt werden, werden andere Anforderungen an den Simulationsplan gestellt als bei der direkten Verwendung des Simulationsexperiments. Ziel des Simulationsplans ist die Erzeugung von Stützpunkten und Validierungsdaten für das Ersatzmodell. Daher sollten die in Abschnitt 4.3.1 (S. 70) vorgestellten Methoden zur Erzeugung von Simulationsplänen zum Einsatz kommen. Je nach Zielsetzung können hier entweder möglichst raumfüllende Versuchspläne gewählt oder Verfahren, die in einem iterativen Prozess je nach den vorliegenden Ergebnis-

sen die weiteren Versuchsparameter wählen, verwendet werden. Die Durchführung der Experimente ist bei diesen Verfahren eng mit der Versuchsplanung gekoppelt. Generell ist eine automatisierte Parametervariation anzustreben, um Fehler bei einer manuellen Parametrierung des Simulationsmodells zu vermeiden und effizient auch eine größere Anzahl von Simulationsexperimenten und -replikationen durchführen zu können.

**Ergebnisanalyse und Auswahl der Modellierungsmethode**

Nach der Durchführung der Simulationsexperimente liegen Daten vor, mit denen eine Beurteilung der Reaktion des Modells auf verschiedene Eingangsgrößen durchgeführt werden kann. Diese Daten können helfen, die richtige Methode zur Bildung des Ersatzmodells zu wählen. Hierzu kommen die in Abschnitt 4.4 (S. 79) vorgestellten Verfahren in Frage. Sie unterscheiden sich sowohl im Aufwand bei der Modellerstellung als auch bei der späteren Auswertung. Zudem können die Verfahren unterschiedlich gut mit Nichtlinearitäten und einer hohen Anzahl von Einflussgrößen umgehen. Auch die Anzahl von gewünschten Ausgangsgrößen des Ersatzmodells kann die Wahl bestimmen.

**Erstellen und Anpassen des Ersatzmodells**

Nach der Durchführung der Simulationsexperimente liegen die Eingangsdaten für die Erstellung des Ersatzmodells vor. Die von der Simulation erzeugten Daten müssen vorbereitet, das heißt evtl. normiert werden und, wenn dies nicht bereits bei der Festlegung des Simulationsplans geschehen ist, in Trainings- und Validierungsdatensätze getrennt werden. Anschließend erfolgt die Anpassung des Modells mit einem Lernalgorithmus an die zuvor erzeugten Stützdaten.

**Verifikation und Validierung des Ersatzmodells**

Ebenso wie nach der Implementierung des Simulationsmodells seine Übereinstimmung mit dem abgebildeten Prozess oder realen System überprüft und nachgewiesen werden muss, ist auch das Ersatzmodell zu validieren, um seine Fähigkeit, das Simulationsmodell zu ersetzen, nachzuweisen. Konzepte für die Bestimmung der Genauigkeit der Abbildung werden in Abschnitt 4.5 (S. 85) beschrieben.

Kann mit den vorhandenen Simulationsdaten keine ausreichende Genauigkeit des Ersatzmodells erreicht werden, muss eine weitere Iterationsschleife eingeplant werden. Diese kann sowohl die Erzeugung von weiteren Stützpunkten durch zusätzliche Simulationsläufe als auch die Wahl einer anderen Modellierungsmethode beinhalten. Einige Vorgehensweisen der Modellerstellung planen weitere Iterati-

onsschritte bereits fest ein, indem sie zunächst lediglich wenige Stützpunkte erzeugen, ein Ersatzmodell damit grob anpassen und dann solange weitere Punkte suchen und in das Training des Modells einbeziehen, bis eine im Voraus festgelegte Modellierungsgenauigkeit erreicht wird.

**Nutzung des Ersatzmodells**

Nach der erfolgreichen Validierung steht das Ersatzmodell für die Ermittlung von Ausgangsdaten zur Verfügung. Je nach Anwendungsfall können sich dabei auch Fragestellungen ergeben, die sich nur mit weiteren Simulationsläufen beantworten lassen. Hier kann ein Erfahrungsrückfluss in die Erstellung des Ersatzmodells erfolgen, indem mit den nun neuen Daten eine Aktualisierung vorgenommen wird. Einige Methoden der Modellbildung erlauben auch eine Angabe, wie sicher die Prognosegenauigkeit an bestimmten Punkten einzuschätzen ist. Diese Verfahren bieten eine erhöhte Sicherheit bei der Nutzung der Modelle.

## 4.3 Versuchsplanung

Ein wichtiger Schritt hin zu aussagekräftigen Ersatzmodellen ist eine überlegte Wahl der Datenpunkte, die bei der Erstellung des Ersatzmodells als Stützstellen dienen. Da im Allgemeinen keine weiteren quantitativen Kenntnisse über das Verhalten des Systems vorliegen, sind diese Stützstellen die einzige Möglichkeit, auf das globale Systemverhalten zu schließen. Daher ist die Wahl der Datenpunkte von großer Bedeutung für die Qualität des späteren Ersatzmodells.

Unter dem Namen Versuchsplanung (englisch als *Design of Experiments* bzw. *DoE* bezeichnet) werden Methoden zusammengefasst, die es ermöglichen, durch eine gezielte Planung von Experimenten eine möglichst große Aussagekraft der Ergebnisse sicherzustellen. Die Versuchsplanung wurde zunächst vor allem im Bereich der Agrarwirtschaft entwickelt, seit den 1950er-Jahren fand sie allerdings auch in anderen Bereichen wie den Ingenieurwissenschaften und der Psychologie Anwendung [Kleijnen 2007]. Im Gegensatz zu Experimenten, die an realen Systemen durchgeführt werden, können computergestützte Experimente meist deutlich einfacher wiederholt und mit geänderten Eingangswerten durchgeführt werden. Daher ist bei diesen Experimenten auch eine höhere Zahl von Variablen beherrschbar. Klassische Ansätze aus dem Experimentdesign können auch bei Simulationsexperimenten Anwendung finden [Sanchez 2006; Kleijnen et al. 2005; Kleijnen 2007].

Ziel der Versuchsplanung ist es, durch eine gezielte Auswahl von (Simulations-)Experimenten mit einer möglichst geringen Anzahl an Versuchen dennoch

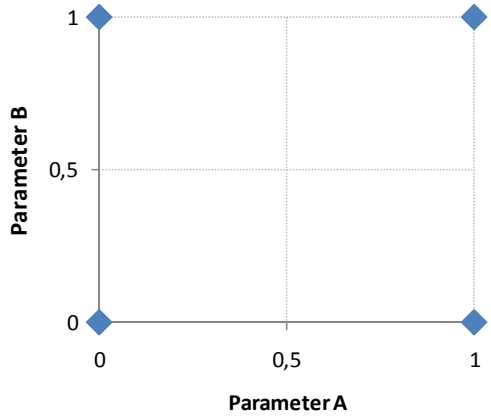
statistisch abgesicherte Aussagen über das Verhalten des Systems treffen zu können. Dabei ist es wichtig, die gesamte Breite des Parameterraums abzudecken, so dass später eine Interpolation möglich ist und nicht auf eine in deutlich schlechteren Ergebnissen resultierende Extrapolation zurückgegriffen werden muss [Bailey 2008]. Zum Thema Experimentdesign gibt es eine Vielzahl von Veröffentlichungen. Im folgenden Abschnitt soll daher lediglich ein kurzer Überblick auf die im Rahmen dieser Arbeit relevanten Methoden gegeben werden.

Im Kontext der vorliegenden Arbeit sollen Verfahren dargestellt werden, die es erlauben, gezielt Parameterkombinationen auszuwählen, so dass möglichst gute Eingangsdaten für die spätere Bildung der Ersatzmodelle erzeugt werden.

**Graphische Repräsentation der Versuchspläne**

Grundsätzlich wird bei der Aufstellung von Versuchsplänen mit normierten Werten gearbeitet. Werden lediglich zwei Ausprägungen eines Wertes verwendet (Wert hoch/niedrig) werden diese meist mit +1 und -1 bezeichnet. Da im weiteren Verlauf dieser Arbeit jedoch mit kontinuierlichen Werten gearbeitet werden wird, wird in den folgenden Darstellungen davon ausgegangen, dass sich ein normierter Wertebereich von 0 bis 1 erstreckt.

In der Literatur hat sich ein gewisser Standard gebildet, wie eine graphische Repräsentation der Versuchspläne gebildet werden kann [Barton 1999]. Die Parameter eines Experiments werden Achsen eines Koordinatensystems zugeordnet (vgl. Abbildung 4-4 links). Jede Parameterkombination beschreibt dadurch einen Punkt im Raum. Werden die Parameter auf einen Bereich zwischen 0 und 1 normiert und jeweils nur der höchst- und der geringstmögliche Wert betrachtet, ergeben sich die in Abbildung 4-4 gezeigten vier möglichen Parameterkombinationen.




| Parameter A | Parameter B |
|---|---|
| 0 | 0 |
| 1 | 0 |
| 0 | 1 |
| 1 | 1 |

**Abbildung 4-4: Parameterkombinationen in Koordinatendarstellung**

In der folgenden Beschreibung verschiedener Arten von Versuchsplänen wird diese Darstellung, wie in der Literatur üblich, weiter verwendet.

### 4.3.1 Methoden zur Erstellung eines Plans zur Stichprobenentnahme

Vor der Erzeugung von Stützpunkten für die Erstellung des Ersatzmodells sollte also eine systematische Erstellung eines Experimentierplans erfolgen. Dazu müssen im Allgemeinen folgende Schritte durchgeführt werden:

- Ermittlung der relevanten Einflussgrößen
- Ermittlung der Spannweite der Parameter
- Festlegung der Anzahl notwendiger Versuche
- Auswahl eines geeigneten Verfahrens zur Erstellung des Experimentierplans
- Festlegung der Parameterkombinationen für die Experimente
- Durchführung der Experimente

Zu Beginn der Erstellung eines Versuchsplans steht zunächst die Identifikation der relevanten Faktoren. Dazu gehört die Frage, welche Parameter überhaupt verändert werden können, aber auch, in welchen Bereichen eine Variation möglich und sinnvoll ist. Sind in einem System sehr viele freie Parameter vorhanden und die Dauer eines Experiments ist hoch, kann darüber entschieden werden, ob einzelne Parameter wegen ihres geringen Einflusses auf das Ergebnis vernachlässigt werden sollen. Dazu müssen allerdings Vorexperimente (ein sogenanntes *Screening*) durchgeführt werden, was bei sehr rechenzeitaufwändigen Untersuchungen unter Umständen schwierig durchzuführen ist. Dabei kommt im Allgemeinen eine Sensitivitätsanalyse zum Einsatz, bei der alle Parameter auf einem Basiswert festgehalten

werden und die Auswirkung der Variation einzelner Parameter auf das Gesamtergebnis betrachtet wird. Nicht übersehen werden darf hierbei, dass bei dieser Auswertung Wechselwirkungen zwischen einzelnen Parametern nicht beachtet werden. So können Parameter, die einzeln verändert kaum einen Einfluss auf das Ergebnis zu nehmen scheinen, im Zusammenspiel zu wichtigen Faktoren werden [Sanchez 2006]. Bei der Auswertung der Sensitivitätsanalyse spielt daher die bereits vorhandene Systemkenntnis und das Erfahrungswissen der Beteiligten eine große Rolle. Eine einfache graphische Darstellung und Auswertung von Analysen mit mehr als zwei Parametern ist nicht mehr möglich. Daher wurden Verfahren entwickelt, mit denen sich auch mehrere Dimensionen in übersichtlicher Weise darstellen lassen (siehe dazu [Mihalisin et al. 1991]).

Sind bei der späteren Vorhersage von Werten mit Hilfe des Ersatzmodells der nicht in allen Richtungen Stützpunkte vorhanden, dann ist das Modell gezwungen, eine Extrapolation der Werte vorzunehmen. Die Ergebnisse sind dabei allerdings in den meisten Fällen schlechter als bei einer Interpolation, die erfolgen kann, wenn der Datenpunkt von Stützpunkten „umschlossen“ wird. Daher muss darauf geachtet werden, dass die durch den Experimentierplan gebildeten Punkte den Parameterraum möglichst vollständig abdecken. [Sarle 2002]

Vor der Erstellung des eigentlichen Experimentierplans ist es sinnvoll, mit Hilfe geeigneter Methoden abzuschätzen, wie viele Stichproben für ein gutes Modell nötig sind. Häufig kommt es zu einer Art Sättigung des Ersatzmodells, nach der auch eine größere Anzahl keine nennenswerte Verbesserung der Annäherung bringt [Forrester et al. 2008].

Wenn festgelegt wurde, welche Parameter in welchem Bereich verändert werden können, kann die Erstellung des Simulationsplans erfolgen. Dazu wurde eine Vielzahl von Verfahren entwickelt. In den folgenden Abschnitten werden einige davon kurz vorgestellt. Diese Darstellung ist nicht als vollständig zu betrachten; es sollen die in den späteren Abschnitten verwendeten Verfahren erläutert werden. Für weitere Informationen sei auf die Literatur zu diesem Themenkomplex verwiesen. [Bailey 2008; Barton 1999; Hinkelmann et al. 2008]

**Vollfaktorielle Versuchsplanung**

Bei vollfaktoriellen Versuchsplänen wird jede mögliche Kombination aller Ausprägungen aller Parameter mit allen anderen betrachtet. Die Anzahl der Dimensionen wird meist als $k$ bezeichnet. Werden $n$ Ausprägungen jedes Parameters betrachtet,

sind $n^k$ Experimente durchzuführen. Deren Anzahl steigt also stark mit der Anzahl Dimensionen sowie der Anzahl der Werte, die pro Dimension untersucht werden sollen. Dies wird auch als „Fluch der Dimensionalität“ bezeichnet [Forrester et al. 2008]. Durch die große Anzahl von notwendigen Experimenten ist diese Vorgehensweise meist nur bei wenigen Parametern und kurzen Laufzeiten der Experimente sinnvoll durchführbar. In der Literatur werden daher meist $2^k$-Versuchspläne gezeigt. Dort werden jeweils zwei Ausprägungen jedes Faktors (hoch/niedrig) getestet (siehe Abbildung 4-5).

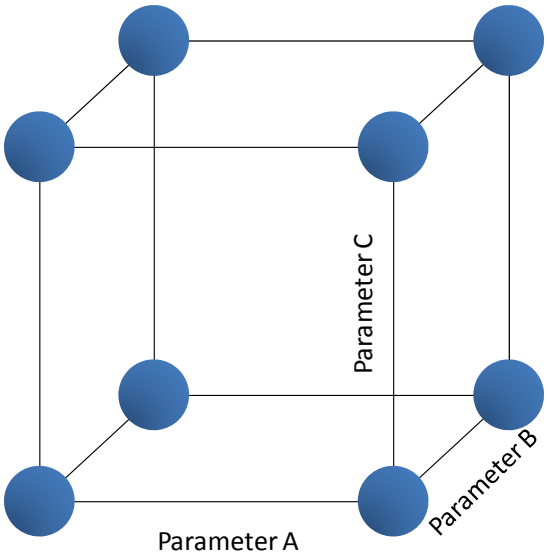



**Abbildung 4-5: Darstellung eines vollfaktoriellen Versuchsplans mit drei Parametern und zwei Ausprägungen pro Parameter**

Da bei dem dargestellten Versuchsplan für jeden Parameter zwei Werte untersucht werden, ist es zwar möglich, auch Wechselwirkungen zwischen den Parametern aufzuzeigen. Da für jeden Parameter nur zwei Punkte vorliegen, kann mit den Ergebnissen der Versuche allerdings lediglich ein linearer Zusammenhang modelliert werden. Die Einführung von Zwischenstufen für die Werte der einzelnen Parameter würde auch nichtlineare Effekte sichtbar machen, allerdings müssen diese Informationen mit einer überproportional starken Steigerung der Stichpunktanzahl erkauft werden. Abbildung 4-6 zeigt das für verschiedene Dimensionen $k$ und Unterteilungen pro Dimension $n$.

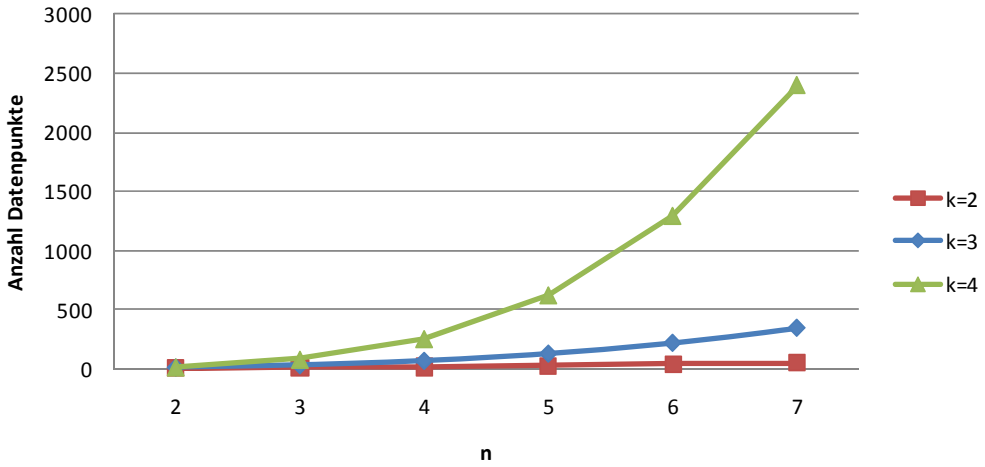



**Abbildung 4-6: Anzahl notwendiger Datenpunkte bei vollfaktoriellen Versuchsplänen**

### Teilfaktorielle Versuchsplanung

Um das Problem der hohen Anzahl von notwendigen Experimenten bei vielen Dimensionen oder mehreren Stufen pro Parameter zu lösen, werden teilfaktorielle Versuchspläne verwendet. Darunter werden Pläne verstanden, bei denen der vollfaktorielle Plan so ausgedünnt wird, dass zwar einzelne Parameterkombinationen nicht mehr untersucht werden, der Parameterraum aber dennoch möglichst vollständig abgedeckt wird. Abbildung 4-7 zeigt einen solchen Versuchsplan.

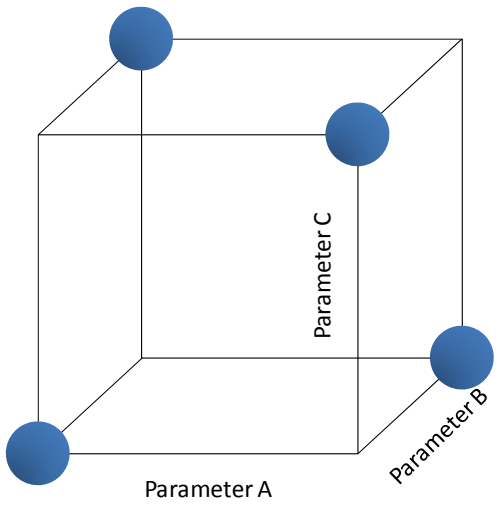



**Abbildung 4-7: Teilfaktorieller Versuchsplan**

Zur Bewertung des teilfaktoriellen Versuchsplans ist es sinnvoll, zunächst einige Überlegungen zu den mit den Versuchen zu beobachtenden Effekten anzustellen. Neben den Haupteffekten, die angeben, wie stark das Ergebnis durch die Veränderung eines bestimmten Parameters beeinflusst wird, können auch noch Wechsel-

wirkungen zwischen den Einflussgrößen auftreten. Dabei wird von Wechselwirkungen erster Ordnung gesprochen, wenn es sich um die gemeinsame Wirkung von zwei Einflussgrößen handelt, und entsprechend ergeben sich Wechselwirkungen zweiter Ordnung beim Zusammenspiel von drei Größen.

Der Vorteil teilfaktorieller Versuchspläne liegt darin, dass im Gegensatz zu einer vollfaktoriellen Analyse des Parameterraums nur noch ein Bruchteil der Experimente durchzuführen ist. Allerdings können je nach Gestaltung des Plans Wechselwirkungen nicht mehr oder nur noch für bestimmte Parameterkombinationen untersucht werden. Zudem stehen durch die geringere Anzahl von Experimenten auch weniger Beurteilungsgrößen für die Haupteffekte zur Verfügung. Bei der Erstellung des teilfaktoriellen Plans ist es daher notwendig, einen möglichst guten Bereich aus dem zugrunde liegenden vollfaktoriellen Plan zu extrahieren. Bei zweistufigen Problemstellungen sollte der sich ergebende Teil des Planes orthogonal und ausgeglichen (*balanced*) sein [NIST/SEMATECH 2010]. Aufgabe der Versuchsplanung ist es dann, festzustellen, ob auf die Untersuchung gewisser Effekte verzichtet werden kann und welcher Teil des Versuchsplans dafür notwendig ist. Als Methoden dafür sind aus dem Bereich des Qualitätsmanagements die Vorgehensweisen von *Taguchi* oder *Shainin* bekannt, mit denen durch die Einbeziehung von Vorwissen aus Vorversuchen bzw. der Mitarbeitererfahrung die Anzahl notwendiger Versuche auch bei einer Vielzahl von Einflussgrößen minimiert werden kann. [Ament 2002]

**Central Composite Design (CCD)**

Werden lediglich die Extremwerte der einzelnen Parameter bei den Experimenten berücksichtigt, können nur lineare Auswirkungen erkannt werden. Daher bietet es sich an, auch Punkte zwischen den normierten Werten 0 oder 1 zu untersuchen. Mit einem vollfaktoriellen Design, bei dem pro Parameter mindestens drei Werte untersucht werden, können auch quadratische Wirkungen beschrieben werden. Um dennoch nicht die große Anzahl von Stichprobenpunkten zu erhalten wie bei einem vollfaktoriellen Design, aber dennoch Aussagen über die nichtlinearen Zusammenhänge treffen zu können, kann ein sogenanntes Central Composite Design (auch Box-Wilson-Design genannt) verwendet werden. Dabei werden neben den Punkten aus dem vollfaktoriellen Plan noch Punkte in der Mitte des Parameterraums eingefügt (siehe Abbildung 4-8), die auch quadratische Zusammenhänge, Haupteffekte und Wechselwirkungen sichtbar machen können [Sanchez 2006]. Eng verbunden ist diese Art von Versuchsplänen mit der Erstellung von Ersatzmodellen mit der

Response-Surface-Methodology (siehe Abschnitt 4.4.1, S. 80). Hier stellen die CCD eine Möglichkeit dar, auch quadratische Modelle zu bilden.

Gebildet werden CCD meist durch ein vollfaktorielles Design, das durch einen Mittelpunkt und sogenannte Sternpunkte ergänzt wird. Diese können an unterschiedlichen Stellen liegen, so dass es drei verschiedene Arten von CCD gibt [NIST/SEMATECH 2010]. Diese sind in Abbildung 4-8 dargestellt.

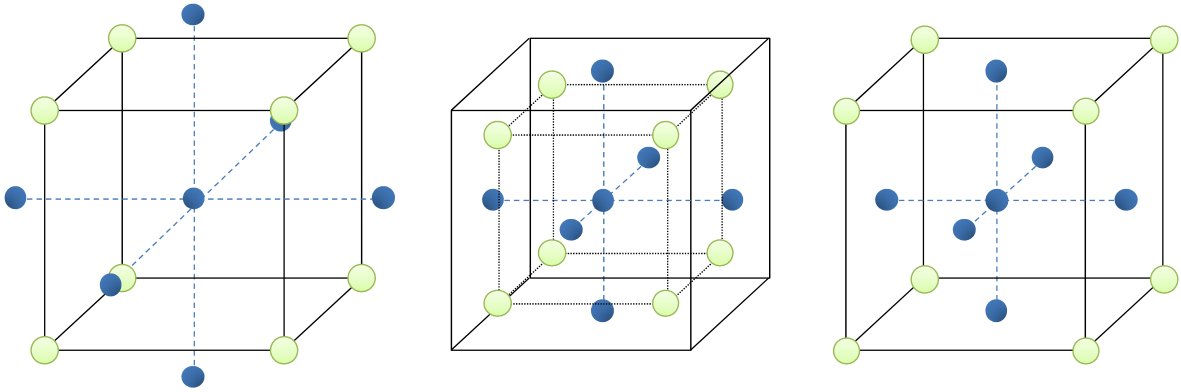



**Abbildung 4-8: Central Composite Designs mit ihrer Notation (nach [The MathWorks])**

In der Abbildung bezeichnet der mit durchgezogener Linie dargestellte Würfel den Bereich des zugrundegelegten vollfaktoriellen Versuchsplans mit den Parameterausprägungen von 0 bis 1. Dieser Plan wird durch die Sternpunkte (in der Abbildung dunkel gekennzeichnet) erweitert. Die Lage der Sternpunkte bestimmt die Eigenschaften des resultierenden Versuchsplans. Bei CCC-Versuchsplänen werden die Sternpunkte so gewählt, dass sie über den bisherigen Wertebereich „hinausragen“ und die neuen Extrema der Parameterwerte bilden. Es muss daher sichergestellt werden, dass die Experimente auch für diese Parameterausprägungen noch gültige Werte liefern. Um das zu vermeiden werden bei den CCI-Designs die Sternpunkte so gewählt, dass sie im Parameterbereich zwischen 0 und 1 liegen. Damit sie dennoch den „Würfel“ des vollfaktoriellen Designs (in der Abbildung hell dargestellt) umschließen, wird dieser verkleinert. Das CCF-Design behält die Werte des vollfaktoriellen Designs bei, legt die Sternpunkte jedoch auf die von diesem Würfel gebildeten Flächen. Eine weitergehende Beschreibung dieser Designs findet sich in [NIST/SEMATECH 2010].

### Latin Hypercube Sampling (LHS)

Das Latin Hypercube Sampling als Methode zur Erstellung von Versuchsplänen wurde 1979 von McKay [McKay et al. 1979] entwickelt. Es handelt sich dabei um eine Vorgehensweise, mit der sich flexible Versuchspläne erstellen lassen, die ähnliche raumfüllende Eigenschaften wie vollfaktorielle Pläne mit vielen Stufen haben, dabei jedoch deutlich weniger Datenpunkte benötigen [Sanchez 2006].

| | | |
|---|---|---|
| A | B | C |
| B | C | A |
| C | A | B |

**Abbildung 4-9: Beispiel für ein Lateinisches Quadrat**

Abbildung 4-9 zeigt beispielhaft ein sogenanntes „Lateinisches Quadrat“ (engl. *Latin Square*). Allgemein handelt es sich dabei um ein n mal n Felder großes Quadrat, dessen Felder mit n verschiedenen Symbolen besetzt sind. Es zeichnet sich dadurch aus, dass in jeder Spalte und in jeder Reihe jedes Symbol nur einmal vorkommt. Zum Einsatz kommen solche Quadrate zum Beispiel in der Planung von landwirtschaftlichen Experimenten, um die Wirkung gewisser Behandlungen (z.B. verschiedenes Saatgut oder unterschiedliche Dünger) nachzuweisen, aber den Einfluss zufälliger Gegebenheiten (unterschiedliche Bodenbeschaffenheiten) dennoch möglichst gering zu halten [Bailey 2008].

Wird das Prinzip des Lateinischen Quadrats auf mehrere Dimensionen erweitert entsteht ein Lateinischer Würfel bzw. bei mehr als drei Dimensionen ein Lateinischer Hyperwürfel (engl. *Latin Hypercube*). Das diesem Würfel zugrundeliegende Prinzip kann auch bei der Erstellung eines Versuchsplans verwendet werden. Dazu wird der Wertebereich jeder Einflussgröße in gleichgroße Abschnitte eingeteilt. Deren Anzahl (und damit Größe) hängt von der Anzahl der erwünschten Experimentierpunkte ab, die im Voraus festgelegt werden muss. Abbildung 4-10 zeigt das für zwei Dimensionen, die in jeweils fünf Bereiche unterteilt werden. Die Dimensionen können auch in Spalten angeordnet werden (siehe in der Abbildung links). Alle Werte der Spalten werden zufällig vertauscht. Werden die so entstandenen Werte

als Koordinatenpunkte aufgefasst, entsteht ein unregelmäßiges Punktemuster, bei dem jede Ausprägung eines Parameters genau einmal vorkommt.

| Wert der Einflussgröße A | Wert der Einflussgröße B |
|---|---|
| 2 | 4 |
| 1 | 3 |
| 4 | 1 |
| 5 | 5 |
| 3 | 2 |

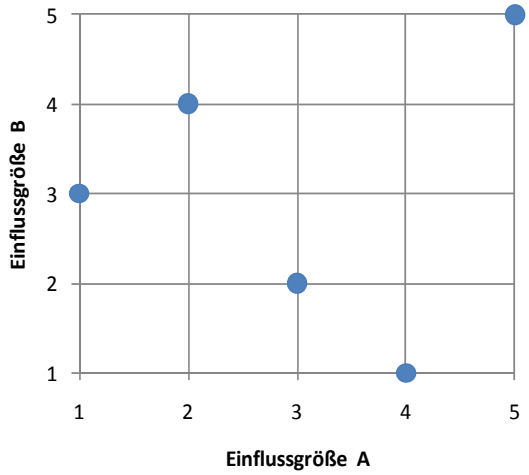



**Abbildung 4-10: Bildung eines zufälligen Latin Hypercube-Versuchsplans für zwei Einflussgrößen (in Anlehnung an [Sanchez 2006])**

Mit dieser Vorgehensweise ist allerdings nicht sichergestellt, dass ein „guter" Versuchsplan erzeugt wird. Kriterien dafür sind die Raumfüllung (Wird der gesamte Parameterraum gleichmäßig ausgefüllt?) und die Orthogonalität des Versuchsplans. Mit der Anzahl der Parameter und der Anzahl der Stützpunkte, die erzeugt werden sollen, steigt exponentiell auch die Anzahl möglicher Hyperwürfel. Um einen davon auszuwählen, der beim späteren Einsatz einen möglichst großen Bereich des Parameterraums abdeckt und damit möglichst viele Informationen über die Antwortfläche des untersuchten Systems bietet, gibt es einige Methoden, mit denen die Güte eines Latin Hypercubes untersucht werden kann. Die Anzahl möglicher Würfel für eine gegebene Anzahl von Untersuchungspunkten und Dimensionen lässt sich nach Formel (4-2) bestimmen [Wikipedia contributors 2009].

$$\prod_{n=0}^{N}(M-n)^{N-1} \qquad \textbf{(4-2)}$$

Für die Suche nach guten Latin Hypercubes bietet sich der Einsatz von Optimierungsalgorithmen an. So können beispielsweise mit Hilfe von genetischen Algorithmen LHs gebildet werden, die eine besonders gute Raumfüllung aufweisen. Als Zielfunktion werden dabei die Maximin-Funktion von *Johnson et al.* [Johnson et al. 1990] oder das *Morris-Mitchell*-Kriterium [Morris et al. 1995] zur Bestimmung des

Abstandes der Punkte verwendet. Ein möglichst raumfüllendes Muster muss diesen Abstand maximieren. [Forrester et al. 2008]

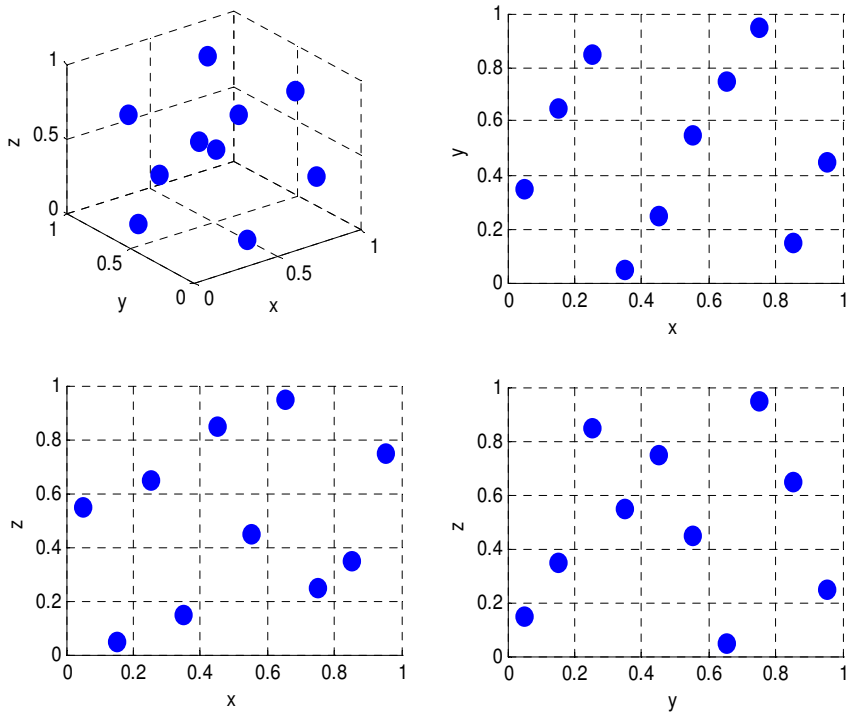



**Abbildung 4-11: Latin Hypercube Versuchsplan für drei Dimensionen und zehn Datenpunkte**

Abbildung 4-11 zeigt einen dreidimensionalen Latin Hypercube mit zehn Stichprobenpunkten. Aus den Projektionen auf die drei Ebenen wird deutlich, dass die Stützpunkte sich über den gesamten Parameterraum erstrecken und sich nicht gegenseitig verdecken.

Besonders bei zeitaufwändigen Experimenten ist es häufig wünschenswert, wenn aus einem Versuchsplan mit vielen Stützpunkten kleinere Unterpläne, die dennoch bereits gute Eigenschaften aufweisen, abgeleitet werden können. Dadurch wird es möglich, bereits nach weniger als der vollständigen Anzahl Versuche (natürlich noch ungenauere) Aussagen über das Systemverhalten zu treffen. Auch wenn aus zeitlichen oder monetären Gründen keine weiteren Experimente möglich sind, kann damit dennoch ein vollständiges Abbild der Antwortfläche generiert werden. Um die Unterpläne zu erzeugen werden Verfahren verwendet, die eine Vielzahl von Kombinationen von Punkten aus dem vollständigen Plan entnehmen und daraus neue Pläne bilden. Diese werden anschließend mit Hilfe der oben genannten Kriterien auf ihre Güte untersucht und der beste ausgewählt. [Forrester et al. 2008]

**Adaptive sample selection**

Bei den oben vorgestellten Verfahren liegen dem Versuchsplan keinerlei Kenntnisse über die gesuchte Antwortfläche zugrunde. Noch bessere Ergebnisse lassen sich erwarten, wenn in die Gestaltung der weiteren Versuche bereits die Erkenntnisse aus den vorangegangenen einbezogen werden. Diese Vorgehensweise wird als „Adaptive Sample Selection“ bezeichnet und erlaubt es beispielsweise, auch kleinere Erhebungen in einer ansonsten ebenen Antwortfläche zu entdecken und in die Erstellung eines Ersatzmodells einfließen zu lassen, indem die adaptive Methode den Versuchsplan im Laufe der Erstellung von Ersatzmodellen verfeinert. Zudem besteht die Möglichkeit, das Ersatzmodell zunächst mit einem kleineren Versuchsplan, anzupassen und dessen Genauigkeit zu bewerten. Anschließend wird das Modell mit Hilfe weiterer Experimente an Punkten, die mit dem adaptiven Verfahren ausgewählt werden, so lange verbessert, bis ein Abbruchkriterium erfüllt ist. Dabei kann es sich sowohl um qualitative Kriterien (z.B. mit einem Validierungsdatensatz ermittelte Genauigkeit ausreichend) oder um die Verletzung sonstiger Restriktionen (Anzahl Simulationen hat Maximalwert erreicht oder maximale Simulationszeit wird überschritten) handeln. [Hendrickx et al. 2006; Gorissen et al. 2009]

Voraussetzung dazu ist allerdings eine Modellierungsmethode, die Hinweise darauf erlaubt, an welchen Stellen zusätzliche Datenpunkte zu einer möglichst großen Verbesserung führen. *Crombecq et al.* beschreiben mit dem LOLA-Voronoi-Algorithmus eine Methode, die das Wissen aus den vorangegangenen Experimenten für die Bestimmung weiterer vielversprechender Experimente nutzt [Crombecq et al. 2009].

Auch *Jones et al.* zeigen eine Methode, die in Abhängigkeit von der erwarteten Verbesserung an einer bestimmten Stelle im Parameterraum Datenpunkte zur Verbesserung des Ersatzmodells sucht und so die Bildung globaler Modelle unterstützt. Voraussetzung ist dazu die Möglichkeit, die Güte des Modells an beliebigen Punkten angeben zu können. Im Allgemeinen werden dazu Konfidenzintervalle herangezogen. Für die initiale Modellbildung kommen auch hier Versuchspläne, die mit den oben beschriebenen Methoden, vor allem dem Latin Hypercube Sampling, erzeugt wurden, zum Einsatz. [Jones et al. 1998]

## 4.4 Methoden zur Erstellung von Ersatzmodellen

Zur Erstellung von Ersatzmodellen können verschiedene Methoden verwendet werden. Allgemeinen handelt es sich dabei um ein Regressionsproblem, bei dem

aus den experimentell erzeugten Stützpunkten eine vollständige Antwortfläche generiert werden soll. Von der Wahl der Methode hängt dabei zum einen ab, wie viele Stützpunkte erzeugt werden müssen, und welche Ergebnisse von dem Modell erwartet werden können. Zu beachten ist dabei auch die Tatsache, dass ein Sättigungseffekt eines Modells eintreten kann: die Einbeziehung weiterer Stützpunkte zieht ab einer gewissen Anzahl nicht mehr unbedingt eine Verbesserung der Approximation des realen Systems nach sich. Die verschiedenen Methoden unterscheiden sich auch im Rechen- und Zeitaufwand sowohl bei der Erstellung und Anpassung des Modells als auch bei der Auswertung und der Erzeugung von neuen Schätzungen. Wichtiges Kriterium für die Auswahl der Methode ist die Eignung für die festgelegte Aufgabe, das heißt, das Modell muss in der Lage sein, die Antwortfläche darstellen und sich an sie anpassen zu können.

Als Methoden für die Bildung der Ersatzmodelle werden in der Literatur vor allem polynomische Ansätze, Kriging-Modelle, künstliche neuronale Netze und Modelle mit radialen Basisfunktionen genannt [Crombecq et al. 2009]. In den folgenden Abschnitten soll ein kurzer Überblick über diese Verfahren gegeben werden.

### 4.4.1 Response Surface Methodology

Eines der ältesten Verfahren zur Bildung von Ersatzmodellen stellt die „Response Surface Methodology“ (RSM) dar. Es wurde 1951 von *Box und Wilson* [Box et al. 1951] beschrieben. Der Name leitet sich von der Antwortfläche ab, die der Ausgabewert eines Systems beschreibt, wenn die Werte seiner Einflussgrößen über ihren Wertebereich variiert werden.

Die Antwortflächen werden bei der RSM durch polynomische Interpolation niedrigen (meist maximal zweiten) Grades erzeugt. Die damit gebildeten Flächen stellen daher lokale Ersatzmodelle dar (das heißt, sie bilden nicht die gesamte Antwortfläche des Parameterraums gleich gut ab) und werden zur Optimierung verwendet [Kleijnen 2007]. Ein besonderes Augenmerk wird dabei auf die Verwendung angepasster Versuchspläne gelegt, die so gewählt werden, dass sie die Wechselwirkungen, die mit dem gewählten Polynom abgebildet werden können, erfassen. So ist es unnötig, für die Anpassung eines linearen Ersatzmodells einen aufwändigen Versuchsplan mit einem Central Composite Design zu wählen.

Die Suche nach einem lokalen Optimum erfolgt dann schrittweise. Es wird ein Mittelpunkt (eine Kombination von Werten der Einflussgrößen) festgelegt und um diesen Punkt herum ein Experimentierplan erstellt. Nachdem die Versuche durchge-

führt wurden, erfolgt mit den Ergebnissen die Anpassung eines einfachen polynomischen Ersatzmodells, mit dem die Richtung des lokalen Optimums bestimmt wird. Damit wird ein neuer Mittelpunkt festgelegt und der Zyklus erneut durchlaufen. Wird festgestellt, dass die Nähe eines Optimums erreicht wurde, kann eine Erhöhung der Genauigkeit durch eine Interpolation höheren Grades erfolgen. [Müller et al. 2005]

Eine ausführliche Beschreibung der Response Surface Methodology findet sich beispielsweise in [Myers et al. 2009].

### 4.4.2 Künstliche neuronale Netze (KNN)

Auch künstliche neuronale Netze können für die Bildung von Ersatzmodellen herangezogen werden. Es handelt sich dabei um universelle Approximatoren, die auch in der Lage sind, stark nichtlineare Flächen zu modellieren [Hornik et al. 1989]. Sie bestehen aus miteinander verbundenen Neuronen, die eingegebene Werte durch eine Aktivierungsfunktion verändern und dann an die nächste Verarbeitungseinheit weitergeben. Künstliche neuronale Netze lassen sich in zwei Klassen einteilen: Multi-Layer-Perceptrons und Radial Basis Function-Netze. Ein einzelnes künstliches neuronales Netz ist in der Lage, gleichzeitig mehrere Ausgangswerte anzugeben. Damit unterscheiden sie sich von den weiteren in diesem Kapitel genannten Verfahren, die dazu mehrere eigens angepasste Modelle benötigen.

Wegen der guten Approximationsergebnisse und der einfachen Handhabung wurden im Verlauf dieser Arbeit MLP-Netze zur Erstellung der Ersatzmodelle für die Leistungsbeurteilung automatischer Lagersysteme verwendet. Eine genaue Beschreibung dieser Methode findet sich daher in Kapitel 5 (S. 93).

Eine weitere Klasse von künstlichen neuronalen Netzen stellen die sogenannten Radial Basis Function (RBF)-Netze dar. RBF-Netze sind in ihrer einfachsten Form in genau drei Schichten und mit einer strengen Feed-Forward-Struktur aufgebaut [Haykin 1995]. Die erste Schicht dient lediglich der Eingabe der Werte in das Netz; sie besitzt, ebenso wie die Ausgabeschicht, eine lineare Aktivierungsfunktion. Der Unterschied zu einem MLP, wie es in Kapitel 5 beschrieben wird, liegt in der Aktivierungsfunktion der verdeckten zweiten Schicht. Wie der Name bereits andeutet handelt es sich dabei in RBF-Netzen um Funktionen mit radialer Basis. Der Ausgabewert eines Neurons der verdeckten Schicht hängt dabei von dem Abstand des Eingabevektors von einem Gewichtsvektor ab [Nabney 2004]. RBF-Netze gehören zu den Schätzmethoden, die mit sogenannten Kernels arbeiten. Dabei handelt es

sich um mathematische Funktionen, die eine Fläche beschreiben. Diese kann durch die Wahl der Funktionsparameter angepasst werden. Zur Abbildung komplexerer Flächen können mehrere dieser Funktionen überlagert werden, durch eine Gewichtung kann der Einfluss der einzelnen Kerne angepasst werden. Im Falle der RBF-Netze bildet die überlagerte Antwort der einzelnen Kerne die Antwortfläche des Netzes auf die Eingabewerte. Im Vergleich zu den MLP-Netzen bieten RBF-Netze den Vorteil, dass sie durch die Verwendung anderer Methoden schneller an die Trainingsdaten angepasst werden können [Nabney 2004], zudem wird im Gegensatz zum Backpropagation-Training, das bei MLP-Netzen verwendet wird, das globale Minimum der Fehlerfläche sicher gefunden [Lohninger 1993]. Auch RBF-Netze können sowohl für Klassifikationsaufgaben als auch zur Interpolation von Flächen verwendet werden [Haykin 1995]. Sie ähneln in ihrer Funktionsweise den Gaußschen Prozessen zur Regression, die im nächsten Abschnitt vorgestellt werden. Einen Vergleich dieser Verfahren bietet [Costa et al. 1999].

### 4.4.3 Regression mit Gaußschen Prozessen / Kriging

Unter Gaußschen Prozessen wird eine Klasse von Methoden verstanden, die Flächen durch die Kombination von Funktionen mit radialer Basis bilden. Es handelt sich dabei, wie auch bei den RBF-Netzen, um kernelbasierte Methoden. Die grundlegende Theorie dieser Verfahren geht auf Arbeiten von *Wiener* [Wiener 1949] und *Kolmogorov* [Kolmogoroff 1941] in den 1940er-Jahren zurück. [Rasmussen et al. 2008]

Weite Verbreitung finden diese Verfahren in der Geostatistik unter dem Namen „Kriging“, der auf den südafrikanischen Bergbauingenieur *Daniel Krige* zurückgeht [Krige 1951]. *Cressie* beschreibt die Entwicklung des Kriging [Cressie 1990], das nach der initialen Arbeit von *Krige* durch *Matheron* erweitert wurde [Matheron 1963]. Neben dem Einsatz in den klassischen Gebieten der Geostatistik fand die Methode nach einem Artikel von *Sacks et al.* [Sacks et al. 1989] zur Verwendung in Zusammenhang mit Computerexperimenten auch Verbreitung in anderen Ingenieursdisziplinen.

Im Folgenden wird das Vorgehen anhand der Vorgehensweise von *Forrester et al.* beschrieben. Um ein Kriging-Modell zu erstellen, wird ein Trainingsdatensatz, der die Reaktionen eines Systems an verschiedenen Stützpunkten enthält, verwendet. Die Systemantworten werden als Realisationen eines stochastischen Prozesses

aufgefasst, deren gegenseitige Korrelation über die Funktion (4-3) ausgedrückt werden kann. [Forrester et al. 2008]

$$\mathrm{cor}\left[Y\left(\boldsymbol{x}^{(i)}\right), Y\left(\boldsymbol{x}^{(l)}\right)\right] = \exp\left(-\sum_{j=1}^{k} \Theta_j \left|x_j^{(i)} - x_j^{(l)}\right|^{p_j}\right) \qquad \textbf{(4-3)}$$

Die Formel zeigt, dass die Korrelation vom Abstand der Stützpunkte voneinander und von den Parametern $\Theta_j$ und $p_j$ abhängt. Liegen die durch den Vektor $\boldsymbol{x}$ beschriebenen Stützpunkte nahe zusammen, wird eine hohe Korrelation angenommen, liegen sie weit entfernt, wird eine sehr kleine Korrelation angenommen. Es wird dabei vorausgesetzt, dass sich die zugrundeliegende Funktion glatt verhält. Die Korrelationen der Stützpunkte untereinander können in einer Korrelationsmatrix dargestellt werden. Um das Modell erstellen zu können, ist es notwendig, die Parameter $\boldsymbol{\Theta}$ und $\mathbf{p}$ zu bestimmen. Dazu wird der Vektor $\boldsymbol{y}$ der Systemantworten verwendet und werden mit Hilfe einer Maximum-Likelihood-Methode die Parameter so gewählt, dass sie die Wahrscheinlichkeit von $\boldsymbol{y}$ maximieren. Dazu können verschiedene Optimierungsmethoden, wie z.B. genetische Algorithmen oder Simulated Annealing, zum Einsatz kommen. [Forrester et al. 2008]

Soll das Ersatzmodell zur Vorhersage von Werten an bisher unbekannten Stellen verwendet werden, muss dieser Schätzwert $\hat{y}$ so gewählt werden, dass er möglichst gut zu den bekannten Daten und deren Korrelationen passt. Dazu wird wieder die Korrelation von der neuen Stelle $\boldsymbol{x}$ mit allen bereits bekannten Stützstellen ermittelt und in eine neue Korrelationsmatrix eingefügt. Anschließend wird mit Hilfe der Maximum Likelihood Methode der Wert $\hat{y}$ ermittelt, der die Wahrscheinlichkeit der Trainingsdaten und des Vorhersagewertes maximiert. [Forrester et al. 2008]

Neben der hier beschriebenen, auf der Korrelation der Daten basierenden Vorgehensweise, wurde eine Vielzahl weiterer Methoden zur Regression mit Gaußschen Prozessen entwickelt. Ein besonderer Vorteil der Approximation mit diesen Verfahren ist die Tatsache, dass die zu erwartende Genauigkeit der Approximation an einem beliebigen Ort angegeben werden kann. Dadurch liegen bei der Erstellung eines Modells Hinweise vor, an welchen Stellen eine Ergänzung von Stützstellen sinnvoll ist, beziehungsweise welche Genauigkeit bei der Angabe eines Ergebniswertes zu erwarten ist.

Eine Einführung in die Regression mit Gaußschen Prozessen bietet [Ebden 2008]. Umfassende Beschreibungen des Verfahrens finden sich in [MacKay 1998], [Lophaven et al. 2002], [Bishop 2006] oder [Rasmussen et al. 2008].

### 4.4.4 Support Vector Regression

Eine neuere Art des maschinellen Lernens stellen die Support Vector Machines[7] (SVM) dar. Sie wurden in den 1990er-Jahren vor allem von *Vapnik* [Vapnik 2000] beschrieben und bieten im Gegensatz zu einigen der anderen Verfahren den Vorteil, dass ihre Entwicklung einer fundierten theoretischen Herleitung folgte und nicht empirisch vonstattenging. [Wang et al. 2005]

SVM werden hauptsächlich Lösung von Klassifikationsproblemen, wie sie beispielsweise bei der maschinellen Schrifterkennung auftreten, eingesetzt. Dazu müssen beobachtete Daten bestimmten Klassen zugeordnet werden. Support Vector Machines nutzen die Tatsache aus, das Probleme, die sich in den Dimensionen des Ausgangsraums nicht linear trennen lassen, durch die Transformation in einen höherdimensionalen Raum in linear separierbare Probleme verwandeln lassen (siehe dazu Abschnitt 5.2.5, S. 108). [Cortes et al. 1995]

Eine Erweiterung der SVM zur Approximation von Flächen und damit zur Bildung von Ersatzmodellen wurde unter dem Namen Support Vector Regression (SVR) entwickelt. Dabei wird davon ausgegangen, dass ein gewisser Fehler $\varepsilon$ der Approximation tolerabel ist, beispielsweise, weil dieser Fehler einem Rauschen in den Messwerten, durch die die Trainingsdaten ermittelt wurden, entspricht. Es wird dann nach einer Funktion gesucht, die maximal um den Wert $\varepsilon$ von den Trainingsdaten abweicht und dabei möglichst glatt ist. Verwendet wird dazu eine Fehlerfunktion, die erst dann einen Fehlerwert angibt, wenn die Funktion einen Bereich größer $\varepsilon$ um die Werte an den Stützpunkten verlässt. [Forrester et al. 2008; Smola et al. 2004]

Eine Einführung in die Regression mit Support-Vektoren bietet [Hearst et al. 1998] und [Smola et al. 2004]. Eine vertiefte Diskussion findet sich in [Schölkopf et al. 2002]. Eine Softwarebibliothek, die eine Implementierung der SVR bereitstellt, ist LIBSVM [Chang et al. 2001].

[7] deutsch etwa *Stützvektor-Maschinen*

## 4.5 Validierung und Genauigkeit der Approximation

Nach der Erstellung eines Ersatzmodells für einen realen oder einen simulierten Prozess stellt sich natürlich die Frage nach der Genauigkeit der Abbildung. Als problematisch erweist sich dabei der Umstand, dass die den Ersatzmodellen zugrunde liegende Fläche nicht vollständig bekannt ist, sondern nur die Stützpunkte als einzelne Ausschnitte. Um dennoch Informationen über die Güte der Approximation zu erhalten, werden daher im Allgemeinen mehrere Methoden angewendet. Der grundsätzliche Ansatz besteht darin, den Antwortwert einzelner bekannter Punkte, die nicht für die Erzeugung des Ersatzmodells verwendet wurden, durch das Modell schätzen zu lassen. Anhand der Abweichung an diesen Punkten können Rückschlüsse auf die Genauigkeit des Modells gezogen werden. Die dafür erforderlichen Daten können entweder aus dem für die Erstellung des Ersatzmodells erzeugten Datensätzen entnommen werden oder es können dafür mit Hilfe eines eigenen Versuchsplans erzeugte Werte herangezogen werden. Dabei ist darauf zu achten, dass möglichst der gesamte Parameterraum abgedeckt wird.

### 4.5.1 Fehlermaße

Zur Abschätzung der Qualität eines Ersatzmodells sowie als Zielfunktion bei seiner Erstellung ist ein Maß für die Güte des Modells erforderlich. Dabei handelt es sich um Verfahren, mit denen sich die Abweichungen der vorhergesagten Werte von bekannten Ergebnissen ausdrücken lassen.

#### Streudiagramm (Scatterplot)

Eine einfache visuelle Darstellung der Abweichungen erlaubt ein Streudiagramm, bei dem die Testdaten den vorhergesagten Daten gegenübergestellt werden [Forrester et al. 2008]. Ein Beispiel für ein solches Diagramm findet sich in Abschnitt 6.7.5 (S. 147).

#### Mittlere Fehler (RMSE, RRSE, ARE und MRE)

Als Maß für die Abweichung der vom Ersatzmodell vorhergesagten Werte werden meist Testdatensätze verwendet und die tatsächlichen Werte mit den vom Ersatzmodell generieren Werten verglichen. Dazu wird die Wurzel des mittleren Fehlerquadrats der Testdaten (engl. *RMSE*, *root mean squared error*) herangezogen [Forrester et al. 2008]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n_t}(y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})^2}{n_t}} \quad \textbf{(4-4)}$$

Dabei steht $y$ für das Ergebnis des realen Systems, $\hat{y}$ für den Schätzwert, also das Ergebnis des Ersatzmodells, und $n_t$ für die Anzahl der untersuchten Datensätze.

Die Angabe dieses Fehlers erfolgt in Prozent. Der bei der Erstellung eines Ersatzmodells erreichbare Wert ist auch von der Standardabweichung des zugrundeliegenden Prozesses abhängig. Es sollte ein RMSE ungefähr in der Größe der Standardabweichung des Prozesses angestrebt werden [Forrester et al. 2008].

Neben dem RMSE kann auch der RSSE (*root relative square error*) zum Einsatz kommen [Gorissen et al. 2009]:

$$RSSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n_t}(y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})^2}{\sum_{i=1}^{n_t}(y^{(i)} - \bar{y}^{(i)})^2}} \quad \textbf{(4-5)}$$

$\bar{y}$ steht dabei für den Mittelwert der Messungen. Anschaulich darstellen lässt sich der RSSE als Angabe, um wie viel die untersuchte Approximation besser ist als die einfachst mögliche, nämlich der Mittelwert der tatsächlichen Antwortwerte. [Gorissen et al. 2009]

Als relative Fehlermaße können der ARE (*average relative error*) und der MRE (*maximum relative error*) ermittelt werden.

$$ARE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n_t}\frac{\left|y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}\right|}{|y^{(i)}|} \quad \textbf{(4-6)}$$

$$MRE = \max_{i=1,\ldots,n_t}\left(\frac{\left|y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}\right|}{|y^{(i)}|}\right) \quad \textbf{(4-7)}$$

Als problematisch erweist sich bei den relativen Fehlermaßen das überproportionale Ansteigen des Wertes bei sehr kleinen Ergebniswerten, zudem sind sie für $y^{(i)} = 0$ nicht definiert. [Gorissen et al. 2009]

**Korrelationskoeffizient ($r^2$)**

Ein weiteres Maß für die Genauigkeit der Approximation ist die Angabe des Korrelationskoeffizienten $r^2$, der sich wie folgt errechnet [Forrester et al. 2008]:

$$r^2 = \left( \frac{\mathrm{cov}(\boldsymbol{y}, \hat{\boldsymbol{y}})}{\sqrt{\mathrm{var}(\boldsymbol{y})\,\mathrm{var}(\hat{\boldsymbol{y}})}} \right)^2 \qquad \textbf{(4-8)}$$

Es wird dabei die Korrelation der Modellergebnisse mit den realen Ergebnissen angegeben. Laut *Forrester et al.* kann ein Modell mit einem $r^2 > 0{,}8$ erfahrungsgemäß als gut angesehen werden. [Forrester et al. 2008]

### 4.5.2 Problemfelder bei der Anpassung von Ersatzmodellen

Ziel eines globalen Ersatzmodells ist eine möglichst gute Annäherung der Systemantwort über den gesamten Wertebereich der Eingangsgrößen. Durch die begrenzte Anzahl an Stützpunkten, die für diese Anpassung zur Verfügung stehen, und die fehlende Kenntnis der übrigen Bereiche ergeben sich jedoch einige Schwierigkeiten.

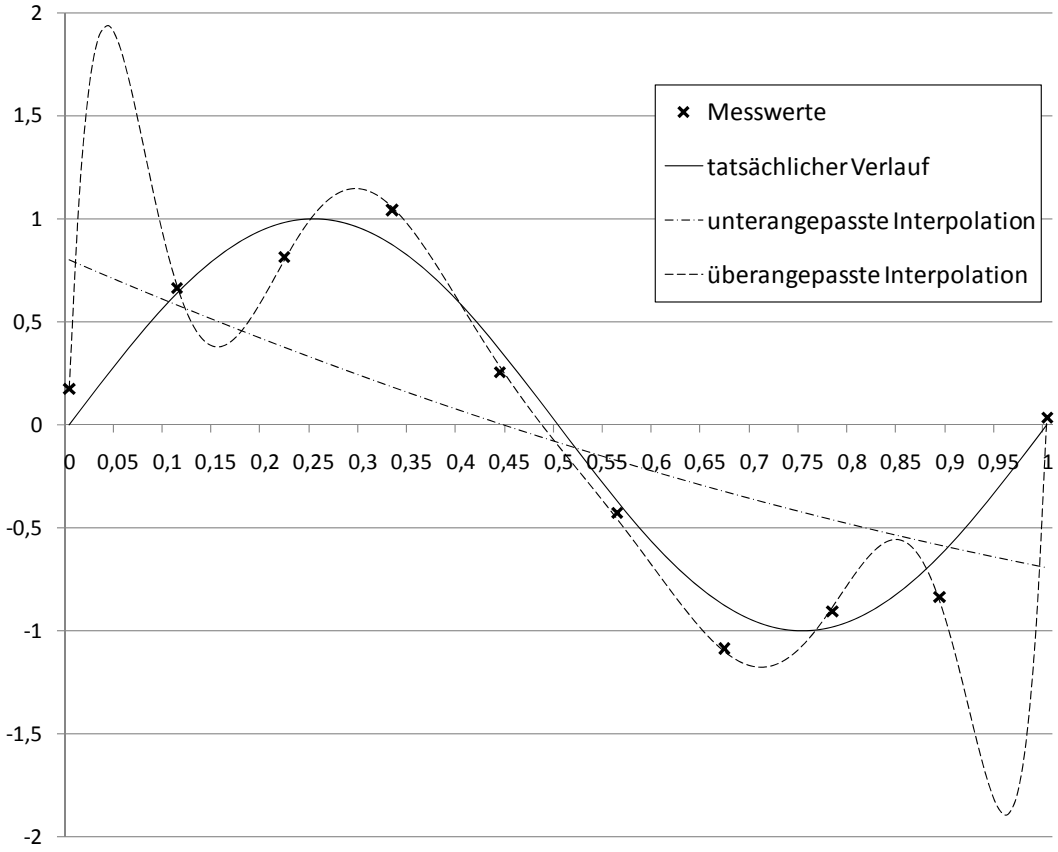



**Abbildung 4-12: Über- und Unteranpassung eines Ersatzmodells**

Abbildung 4-12 zeigt das Problem der Überanpassung (engl. overfitting) am Beispiel einer einfachen polynomischen Interpolation. Bei den mit einem x gekennzeichneten einzelnen Punkten handelt es sich um Messwerte, die mit einem zufälligen Rauschen aus dem mit der durchgezogenen Linie dargestellten Verlauf ge-

wonnen wurden. Mit Hilfe von polynomischen Interpolationen unterschiedlichen Grades wurden aus diesen Datenpunkten zwei Kurven interpoliert. Es zeigt sich, nicht nur die Verwendung einer zu ungenauen Interpolation (Unteranpassung), sondern auch, eine vermeintlich genauere, tatsächlich aber überangepasste Interpolation zu schlechten Ergebnissen führt. Die überangepasste Interpolation ist also ebenso wie die unterangepasste nicht geeignet, um damit neue, nicht in die Erstellung des Modells einbezogene Datenpunkte vorherzusagen. Es wird auch von einem schlechten Generalisierungsverhalten gesprochen, das heißt, das Ersatzmodell konnte die Stützpunkte nicht zu einer dem tatsächlichen Verlauf angepassten Kurve verallgemeinern.

Um eine Abwägung zwischen der nötigen Genauigkeit der Interpolation und einer Überanpassung treffen zu können, müssen Verfahren zur Beurteilung der Verallgemeinerungsfähigkeit (Generalisierungsfähigkeit) zur Anwendung kommen. Im folgenden Abschnitt werden einige dieser Verfahren vorgestellt. Zur Abschätzung der Güte bzw. des Fehlers kommen die im vorangegangenen Abschnitt vorgestellten Fehlermaße zum Einsatz.

### 4.5.3 Verfahren zur Validierung

Um die Güte eines Ersatzmodells und damit seine Eignung zur Vorhersage von bisher unbekannten Ergebnissen zu neuen Kombinationen der Einflussgrößen sicherzustellen, werden verschiedene Methoden der Validierung verwendet. In diesem Abschnitt sollen einige dieser Verfahren vorgestellt werden.

#### Split-sample validation

Das einfachste Verfahren zur Validierung ist die sog. *split-sample validation* (etwa *Validierung mit aufgeteiltem Datensatz*). Hier werden die zugrunde liegenden Daten in einen Trainings- und einen Validierungsdatensatz unterteilt. Das mit Hilfe des Trainingsdatensatzes erstellte Modell wird verwendet um Vorhersagen für die Datenpunkte des Validierungsdatensatzes zu erstellen. Die Güte des Modells zeigt sich in seiner Fähigkeit, die unbekannten Daten richtig anzugeben. Eine Beschreibung dieser Validierungsart im Zusammenhang mit künstlichen neuronalen Netzen findet sich in Abschnitt 5.2.4 (S. 107).

#### Kreuzvalidierung

Bei der Kreuzvalidierung werden die zur Verfügung stehenden Datensätze in k verschiedene, gleich große Unterdatensätze aufgeteilt (Abbildung 4-13). Das Modell wird anschließend k-mal angepasst, wobei bei jedem der Vorgänge ein anderer der

Unterdatensätze nicht zum Training, sondern als Validierungsdatensatz verwendet wird. Mit diesem wird der jeweils entsprechende Fehlerwert ermittelt und über die einzelnen Ergebnisse gemittelt [Goutte 1997]. Wird die Unterteilung so fein, dass jeweils nur ein Datensatz herausgenommen wird, spricht man von einer „leave-one-out"-Kreuzvalidierung. Dazu wird nacheinander aus den Trainingsdatensätzen je einer herausgenommen, mit den verbleibenden Daten ein Ersatzmodell erstellt und die Genauigkeit der Vorhersagen an dem entnommenen Punkt überprüft. Nachdem das für alle Datenpunkte durchgeführt wurde wird das mittlere Fehlermaß der Einzelpunkte ermittelt und steht als Maß für die Genauigkeit der Abbildung zur Verfügung. [Sarle 2002]

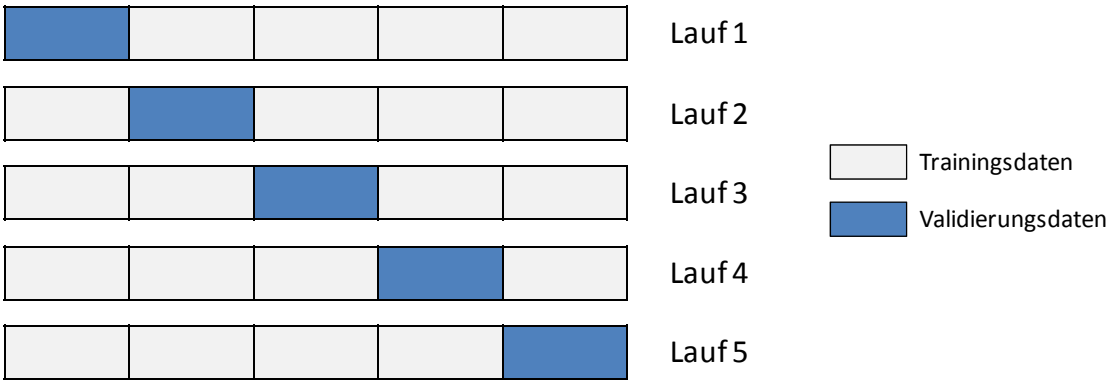



**Abbildung 4-13: Kreuzvalidierung (nach [Bishop 2006])**

Im Gegensatz zur Split-Sample-Validierung werden bei der Kreuzvalidierung verschiedene Datensätze zur Berechnung des Generalisierungsfehlers des Ersatzmodells verwendet, so dass diese Art der Validierung gerade bei wenigen zur Verfügung stehenden Daten bessere Ergebnisse erwarten lässt [Goutte 1997]. Dennoch erscheint eine Verwendung dieses Verfahrens bei der Erstellung von künstlichen neuronalen Netzen als schwierig durchführbar, schließlich müssen dabei so viele Netze erstellt werden wie Klassen vorliegen. Gerade bei der leave-one-out-Kreuzvalidierung führt das dazu, dass so viele Netze wie Datensätze benötigt werden. Für Ersatzmodelle, die auf dem Verfahren des Kriging basieren, kann die Kreuzvalidierung jedoch ohne übermäßigen Rechenaufwand verwendet werden, da sich die einzelnen Modelle schnell erzeugen lassen [Jones et al. 1998].

Eine tiefergehende Beschreibung der Kreuzvalidierung findet sich in [Hastie et al. 2009], [Bishop 2006] und, fokussiert auf dem Einsatz mit künstlichen neuronalen Netzen, in [Sarle 2002].

**Bootstrap-Verfahren**

Das Bootstrap-Verfahren[8] stellt eine Methode dar, mit deren Hilfe statistische Schlüsse über die Genauigkeit von Statistiken gezogen werden können [Schillinger 2002]. Vom Grundgedanken her schon über 200 Jahre alt, wurde sie in einem Aufsatz von *Efron* 1979 eingehend beschrieben und stellt seitdem eine wichtige Methode zur Beurteilung der Präzision statistischer Kenngrößen dar. Dabei stehen vor allem Aussagen über die Standardfehler, Bias und Konfidenzintervalle im Mittelpunkt. Prinzipiell sollen dabei aus einer Stichprobe mit dem Umfang $n$ Aussagen über bestimmte Eigenschaften der Grundgesamtheit $F$ getroffen werden. Beim Bootstrap-Verfahren werden aus den $n$ Stichproben die sogenannten Bootstrap-Stichproben erzeugt, indem als „Ziehung mit Zurücklegen“ zufällige Stichproben aus der Gesamtheit des Datensatzes gezogen werden. Das heißt, dass einzelne Datensätze nicht nur in mehreren Stichproben, sondern auch mehrmals in einer Stichprobe vorkommen können. Mit Hilfe der Bootstrap-Stichproben werden nun Schlüsse auf die Ausprägung der Grundgesamtheit gezogen [Shikano 2005]. Liegen beispielsweise als Stichprobe aus der Grundgesamtheit $n$ Beobachtungen in einem Vektor $\boldsymbol{x} = (\mathrm{x}_1, \mathrm{x}_2, \cdots, \mathrm{x}_\mathrm{n})$ vor, so können Kenngrößen $s(\boldsymbol{x})$ wie beispielsweise der Mittelwert, der Median oder der Korrelationskoeffizient zur Beschreibung der Einzelstichprobe ermittelt werden. Aussagen über die Genauigkeit dieser Werte lassen sich mit den üblichen Methoden alleine aus der Stichprobe allerdings nur für den Mittelwert angeben. Mit der Bootstrap-Methode ist dies auch für andere Kenngrößen möglich. In Anlehnung an [Efron et al. 1993] soll die Vorgehensweise am Beispiel der Ermittlung eines mittleren Fehlers des Mittelwerts beschrieben werden.

Um den Bootstrap-Mittelwert zu ermitteln, werden zufällig Werte aus dem Vektor $\mathbf{x}$ entnommen und bilden die Bootstrap-Stichprobe $\boldsymbol{x}^* = (\mathrm{x}_1^*, \mathrm{x}_2^*, \cdots, \mathrm{x}_\mathrm{n}^*)$. Dies wird mehrmals durchgeführt, so dass schließlich eine große Anzahl $\mathrm{B}$ von Bootstrap-Stichproben einer gewissen Größe vorliegt. Für jede dieser Stichproben wird wieder die Kenngröße ermittelt, wobei hier von Bootstrap-Replikationen der Kenngröße, bezeichnet als $s(\boldsymbol{x}^{*b})$, gesprochen wird. Aus diesen Replikationen kann nun mit Hilfe von Formel (4-9) die Standardabweichung und damit die Bootstrap-Schätzung für den mittleren Fehler ermittelt werden [Efron et al. 1993]:

[8] Die Bezeichnung leitet sich von der Geschichte des Barons Münchhausen ab, der sich laut der englischen Version der Legende an seiner eigenen Stiefelschlaufe (engl. *Bootstrap*) aus dem Sumpf gezogen hat [Efron et al. 1993].

$$\widehat{se}^{boot} = \left\{ \frac{\sum_{b=1}^{B} [s(\boldsymbol{x}^{*b}) - s(\cdot)]^2}{B-1} \right\}^{\frac{1}{2}} \; mit \; s(\cdot) = \sum_{b=1}^{B} s(\boldsymbol{x}^{*b})/B \qquad \textbf{(4-9)}$$

Je größer die Anzahl B von Bootstrap-Stichproben ist, desto genauer wird auch die Angabe des Standardfehlers. *Efron* weist nach, dass 200 Replikationen im Allgemeinen eine genügende Genauigkeit ergeben. Als für eine grobe Abschätzung ausreichend gibt er als Daumenregel 25 bis 50 Replikationen an [Efron et al. 1993].

Vorteilhaft an der Anwendung des Bootstrap-Verfahrens ist, dass, im Gegensatz zu konventionellen Verfahren, die meist eine Normalverteilung voraussetzen, keine weiteren Kenntnisse über den Verlauf der zugrundeliegenden Funktion vorhanden sein müssen. Es handelt sich dabei um ein nichtparametrisches Verfahren.

# 5 Künstliche neuronale Netze

Künstliche neuronale Netze (KNN) sind Modelle, die versuchen, die Funktionsweise des menschlichen Gehirns im Rechner nachzubilden und Rechnersystemen so die Fähigkeit zu lernen zu verleihen. Wichtiges Kennzeichen künstlicher neuronaler Netze ist dementsprechend die Fähigkeit, zu lernen und die gelernten Zustände zu generalisieren. Im Rahmen dieser Arbeit wird dies genutzt, um die Simulationsergebnisse, die aufgrund der hohen erforderlichen Rechnerleistung und -laufzeit in begrenzter Anzahl vorlagen, zu „verallgemeinern“ und so die Möglichkeit zu schaffen, auch für Lagergrößen, die nicht exakt von einer Materialflusssimulation erfasst wurden, Ergebniswerte angeben zu können.

## 5.1 Grundlagen, Geschichte und Entstehung der KNN

KNN können als technische Umsetzung der Gehirnfunktion verstanden werden [Hoffmann 1993]. Im Gegensatz zu „normalen“ Computerprogrammen stellen sie keine starre algorithmische Verarbeitungsvorschrift dar, sondern ermöglichen, eine gewisse künstliche Intelligenz zu erzeugen. Vorbild für die Künstlichen neuronalen Netze ist die Informationsverarbeitung im Gehirn der Säugetiere. Das menschliche Gehirn besteht aus ca. $10^{10}$ Nervenzellen (auch Neuronen genannt), die untereinander vielfältig vernetzt sind. Jede Nervenzelle besitzt neben dem Zellkern und den Dendriten (kurze Auswüchse, über die Eingangsreize aufgenommen werden können) einen besonderen Auswuchs – das Axon – das sehr lang werden kann und dessen Ende über Synapsen mit anderen Nervenzellen verbunden ist. Jede Nervenzelle ist so mit tausenden anderen Nervenzellen verbunden. Insgesamt gibt es im menschlichen Gehirn etwa $10^{14}$ Verbindungen, deren Länge zusammen eine Strecke von 500.000 km ergeben würde [Kinnebrock 1994]. Die Informationsverarbeitung im Gehirn funktioniert durch eine gesteuerte Reizweitergabe. Erreicht die Summe der auf die Nervenzellen einwirkenden Eingangsreize einen bestimmten Schwellenwert, wird die Zelle aktiviert und gibt ihrerseits einen Reiz über das Axon an die mit ihr verbundenen Zellen weiter. Da sich durch jede Änderung des Eingangsreizes die Aktivierung einer oder mehrerer der nachfolgenden Zellen ändern kann, entsteht eine Kettenreaktion. Abbildung 5-1 zeigt die Bestandteile eines biologischen Neurons.

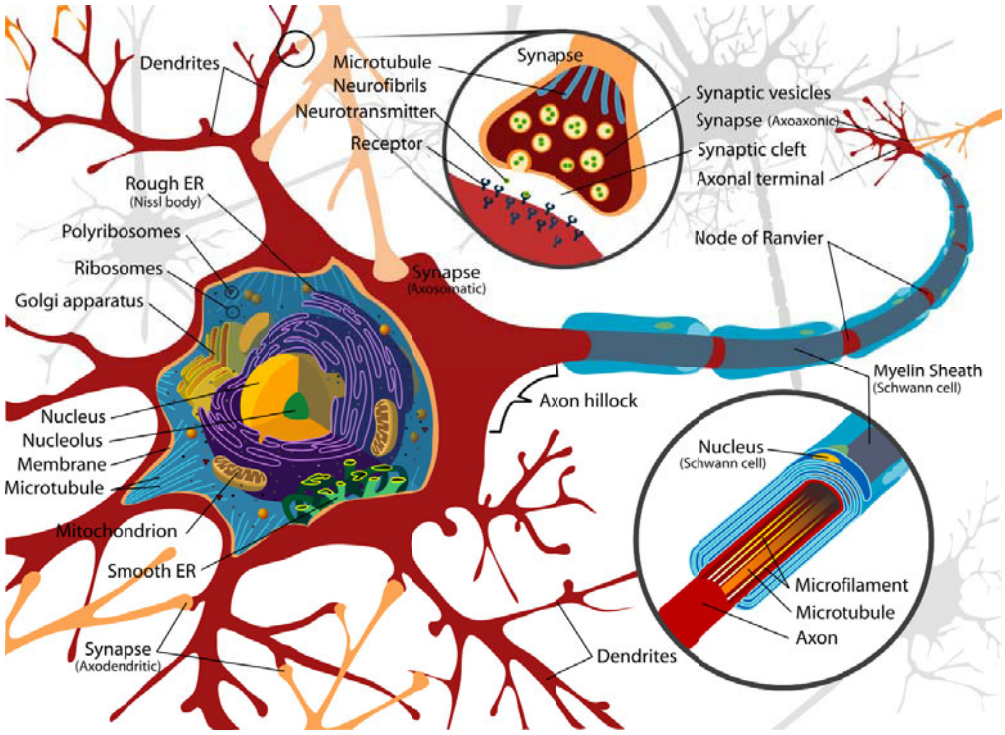



**Abbildung 5-1: Bestandteile eines biologischen Neurons (Abbildung: Mariana Ruiz Villarreal [Villarreal 2010])**

Die Lernfähigkeit des Gehirns wird nicht durch das Entstehen oder Absterben der Nervenzellen erreicht, sondern durch die Änderung der Vernetzung der Zellen untereinander. Dabei können entweder neue Verbindungen geschaffen werden (bei Neugeborenen gibt es beispielsweise noch sehr wenige Verbindungen) oder bestehende abgebaut werden. Eine weitere Möglichkeit ist die Veränderung der Reizweitergabe in den Synapsen. Diese können den Reiz entweder verstärken oder vermindern und so die Stärke des Einflusses eines Eingangsreizes auf die Reizsumme, die die Nervenzelle auf die vernetzen Zellen ausübt, steuern.

Die Möglichkeit, die Funktionsweise des Gehirns für eine technische Nutzung nachzuahmen, wurde schon früh erkannt. Bereits 1943 stellten *Warren McCulloch* und *Walter Pitts* ein Formalmodell des Neurons vor und zeigten, dass mit einfachen neuronalen Netzen prinzipiell jede arithmetische oder logische Funktion berechnet werden kann [N.N. 2010]. Einfach ist der Nachweis für die logischen Grundfunktionen AND, OR und NOT. Den McCulloch-Pitts-Zellen fehlt jedoch noch eine wichtige Eigenschaft: die Lernfähigkeit. Mit der von *Donald O. Hebb* beschriebenen Lernregel steht seit 1949 ein Konzept zur Verfügung, das diesen Mangel beheben konnte. Obschon sie mit Schwächen behaftet ist, bildet sie dennoch die Basis für die meisten heute gebräuchlichen Lernalgorithmen neuronaler Netze. [Rey et al. 2010]

Trotz geringer Anerkennung der Forschung auf dem Gebiet der neuronalen Netze wurden in den 1970er Jahren die theoretischen Grundlagen für eine Weiterentwicklung und Anwendung dieses Verfahrens gelegt. Mit der Verbreitung von praxistauglichen Trainingsalgorithmen setzte ab 1986 eine sprunghafte Entwicklung ein. Es wird von einer Renaissance der neuronalen Netze gesprochen. Über die Forschung hinaus fanden sie nun auch regelmäßige Anwendung in der Technik.

Grundsätzlich kann die Anwendung neuronaler Netze in zwei Bereiche aufgeteilt werden: Zum einen werden sie verwendet, um die Funktionsweise des biologischen Vorbilds besser zu verstehen (z. B. die Vorgänge bei der Sprachsynthese), zum anderen dienen sie zur Lösung technischer Probleme und werden beispielsweise bei der Schrifterkennung und zur Zeitreihenanalyse eingesetzt. Zu diesem Bereich gehört auch der Einsatz künstlicher neuronaler Netze in der Regelungstechnik. So wurde beispielsweise ein Experimentalflugzeug der NASA mit einem auf KNN basierenden Flugregler ausgestattet [Pullum 2007]. Neuronale Netze können ebenfalls zur Mustererkennung eingesetzt werden. Ein Einsatzfall ist die Erkennung von Regelmäßigkeiten und Klassen in großen Datensätzen (Data Mining). So können künstliche neuronale Netze zum Einsatz kommen, um aus Produktionsdaten eines Fertigungsbereichs die zugrundeliegenden Strategien und Entscheidungen abzuleiten und in einer Simulation nachzuvollziehen [Reinhart et al. 2008]. Einige weitere Anwendungen finden sich in [Schöneburg 1993]. Herausragendes Merkmal der neuronalen Netze ist ihre Fähigkeit, nach einem Training die Problemlösungen generalisieren und damit auch für vorher unbekannte Eingangsdaten die richtigen Ergebnisse liefern zu können. [Günthner et al. 2008b]

## 5.2 Grundlagen und Struktur künstlicher neuronaler Netze

In Analogie zum Gehirn bestehen künstliche neuronale Netze aus zwei grundsätzlichen Elementen: den Neuronen und den sie verbindenden Kanten.

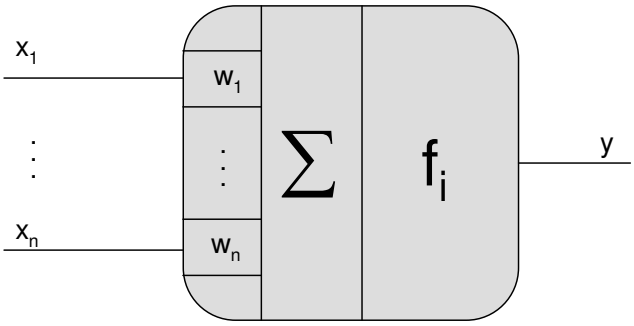
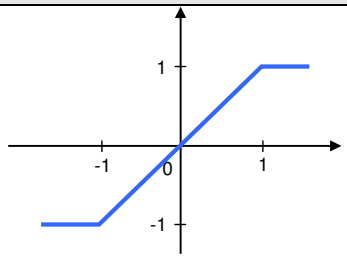
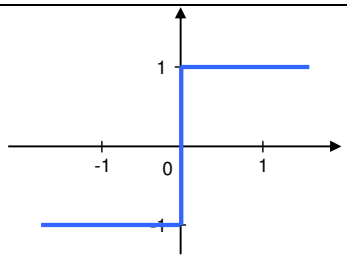
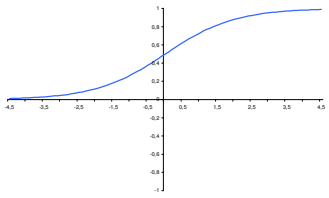



**Abbildung 5-2: Grundsätzlicher Aufbau eines Neurons (nach [Brause 1991])**

Abbildung 5-2 zeigt den Aufbau eines Neurons: Über die Kanten werden dem Neuron Eingangswerte $x$ zugeführt, die mit einem Gewichtungsfaktor $w$ multipliziert und anschließend summiert werden. Diese Summe stellt den Eingangswert für die Aktivierungsfunktion $f$ dar. Der aus dieser Abbildung resultierende Wert $y$ wird als Aktivierung des Neurons bezeichnet und über die Kante an nachfolgende Neuronen weitergegeben.

Als Aktivierungsfunktion kommen in neuronalen Netzen verschiedene Übertragungsfunktionen zum Einsatz. Einige von ihnen sind in Tabelle 5-1 aufgeführt.

| **Funktion** | **Abbildung** |
|---|---|
| Lineare Schwellenfunktion |  |
| Binäre Schwellenfunktion |  |
| Sigmoide Funktion |  |

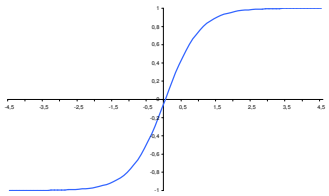
| | |
|---|---|
| Tangens hyperbolicus |  |

**Tabelle 5-1: Aktivierungsfunktionen (nach [Zell 2003])**

Der Ausgabewert eines Neurons berechnet sich nach Formel **(5-1)**:

$$y = f(\sum x_i w_i) \qquad \textbf{(5-1)}$$

Die Neuronen werden nach ihrer Funktion und Lage im neuronalen Netz unterschieden in Eingabe-, verdeckte und Ausgabeneuronen. Je nach Art der Verbindungen zwischen den Neuronen können verschiedene Netztopologien entstehen. Im Folgenden soll nur das Feed-Forward-Netz weiter betrachtet werden, für andere Topologien sei auf die Literatur verwiesen [Kriesel 2007];[Zell 2003];[Rey et al. 2008];[Cichocki et al. 1994].

Abbildung 5-3 zeigt die Struktur eines beispielhaften Feed-Forward-Netzes. Die Neuronen sind nach ihrer Funktion in Schichten angeordnet. Wie die Bezeichnung schon nahelegt, zeichnet sich diese Topologie durch eine gerichtete Struktur aus. Jedes Neuron ist über Kanten mit Neuronen der darauffolgenden Schicht verbunden, Rückkopplungen von einer untergeordneten Schicht existieren nicht. Neben den Neuronen sind auch zwei Bias-Einheiten dargestellt. Diese besitzen immer das Aktivitätslevel +1 und sind damit in der Lage, eine von den Eingangswerten unabhängige Vorspannung in die entsprechende Schicht einzubringen. Die Stärke der Wirkung auf jedes einzelne Neuron kann durch die Gewichte der Kanten beeinflusst werden.

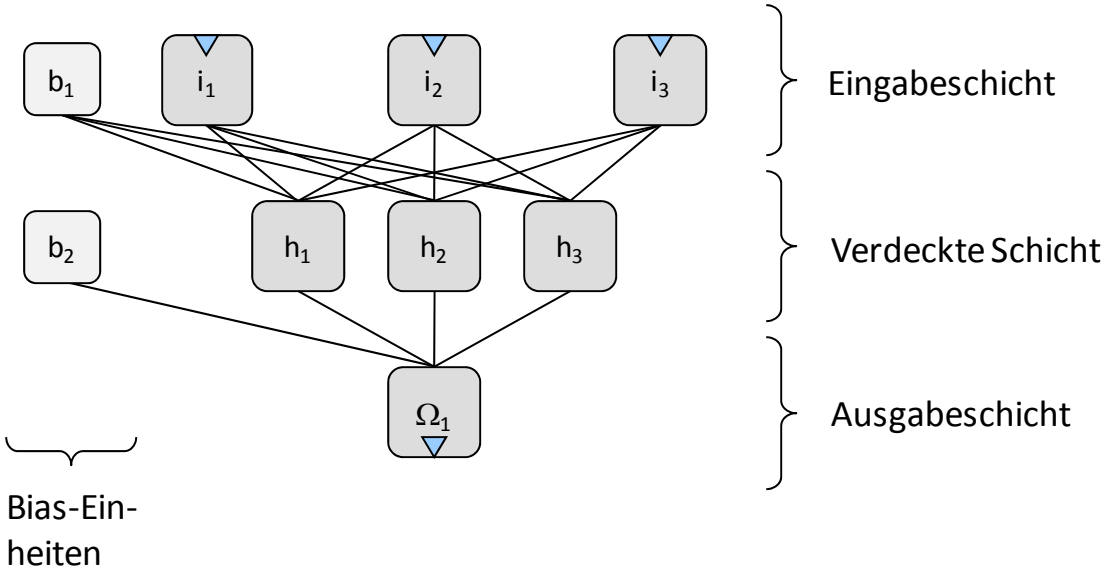



**Abbildung 5-3: Grundsätzlicher Aufbau eines Feed-Forward-Netzes**

Die Verarbeitung von Daten in diesem Netz geht nun so vor sich, dass die Neuronen der Eingabeschicht mit den Eingangswerten als Aktivierung belegt werden. Die Eingabeschicht verändert dabei die Werte im Gegensatz zur verdeckten Schicht nicht, sondern gibt sie lediglich an die Kanten weiter. Sie geben ihre Aktivierung weiter an die Neuronen der verdeckten Schicht, die wiederum ihre Aktivierung an eines oder mehrere Ausgabeneuronen weitergeben und dort zu einem Ergebniswert führen. Feed-Forward-Netze können aus einer beliebigen Anzahl Eingabe-, verdeckter und Ausgabeneuronen bestehen, wobei es auch mehrere verdeckte Schichten geben kann. In den folgenden Abschnitten werden zwei grundsätzliche Netztopologien vorgestellt.

### 5.2.1 Single Layer Perceptron

Das in Abbildung 5-4 dargestellt Single Layer Perceptron (SLP) stellt das einfachste neuronale Netz dar. Es besteht, wie der Name bereits ausdrückt, aus einer einzelnen Gewichtsschicht. Die Eingabewerte werden hier gewichtet direkt auf die Ausgabeneuronen weitergeleitet und erzeugen nach ihrer Transformation durch die Aktivierungsfunktion die Ausgabewerte. Das klassische SLP wurde bereits 1957 von *Rosenblatt* entwickelt und auf seine Eigenschaften untersucht [Rosenblatt 1958].

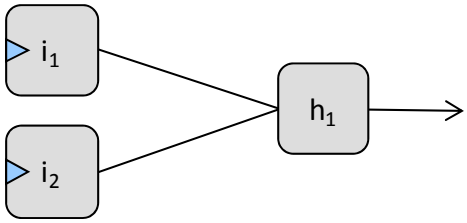



**Abbildung 5-4: Schematische Darstellung eines SLP**

Bei der Verwendung des SLP zur Klassifikation kann es als ein linearer Separator betrachtet werden, anschaulich dargestellt ist es in der Lage, eine Menge mit Hilfe einer Trenngerade zu separieren und somit in zwei unterschiedliche Bereiche einzuteilen (siehe auch Kapitel 5.2.5/Abschnitt Klassifikation, S. 108). Durch das Training kann die Lage der Gerade verändert werden. Nach erfolgreichem Training liegt sie so, dass sie die Bereiche trennt. Eine beispielhafte Anwendung ist die Nachbildung der logischen Funktion UND durch ein SLP. Diese Funktion kann als Klassifikationsaufgabe angesehen werden. Die Aufgabe ist, Bereiche der Eingangswerte zu finden, bei denen der Ausgabewert 1 oder 0 zurückgegeben werden soll.

| Parameter A | Parameter B | Ergebnis |
|---|---|---|
| 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0 |
| 1 | 1 | 1 |

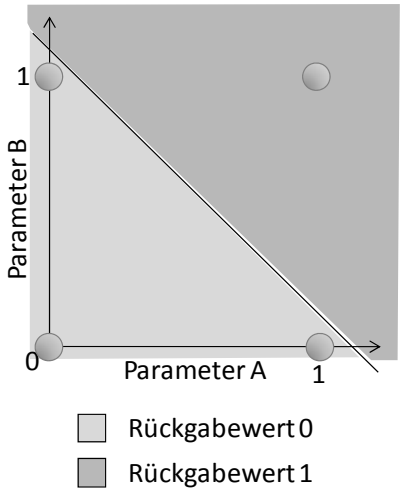



**Abbildung 5-5: Nachbildung der logischen UND-Funktion durch ein SLP**

Abbildung 5-5 zeigt, wie ein SLP die UND-Funktion nachbildet: Durch eine Gerade wird der Parameterraum in zwei Ergebnisbereiche geteilt. Der in der Abbildung hell hinterlegte Bereich entspricht einem Rückgabewert von 0, der dunkel hinterlegte einem Wert von 1. Sind ausschließlich die Werte 0 und 1 zulässig, liegen alle Parameterkombinationen außer (1,1) in dem Bereich, in dem 0 zurückgegeben wird.

Der Funktionsumfang des SLP bei der Nachbildung von Funktionen ist allerdings beschränkt. Durch die Fähigkeit der linearen Separierung können zwar die logi-

schen Funktionen NICHT, UND sowie ODER nachgebildet werden. Im Gegensatz zu diesen Funktionen erfordert ein XOR (Exclusiv-ODER) allerdings eine Trennung, die mit einem SLP nicht mehr darstellbar ist, da sie nicht mehr durch eine lineare Separation nachgebildet werden kann.

### 5.2.2 Multi Layer Perceptron

Im Gegensatz zum SLP werden beim Multi Layer Perceptron (MLP) die Eingangswerte nicht direkt an die Ausgabeneuronen weitergegeben, sondern zunächst von einer oder mehreren verdeckten Schichten verarbeitet. An häufigsten verwendet wird eine Netztopologie mit einer verdeckten Schicht, die vollständig mit der Eingabe- und der Ausgabeschicht verbunden ist. Abbildung 5-3 zeigt ein solches MLP. Im Gegensatz zum Percetron von *Rosenblatt* wird beim MLP eine nichtlineare Aktivierungsfunktion verwendet [Bishop 2006].

Ein MLP ist in der Lage, beliebige glatte Funktionen darzustellen, vorausgesetzt, die Anzahl der verdeckten Neuronen ist groß genug und die Gewichte sind entsprechend gewählt. Es stellt daher einen universalen Approximator dar. Dazu ist eine genügend große Anzahl von Trainingsdaten notwendig. [Hornik et al. 1989; Nabney 2004]

Im Folgenden soll nun die genaue Vorgehensweise bei der Erzeugung einer Netzausgabe aus einem Eingabevektor gezeigt werden. Die Beschreibung orientiert sich an der Darstellung von *Nabney* [Nabney 2004]. Über die Eingabeneuronen werden die Eingangsvariablen $x_i$ in das Netz gegeben und über die erste Gewichtsschicht an die Neuronen der verdeckten Schicht weitergegeben. Durch die $M$ Linearkombinationen der Eingangswerte multipliziert mit den Gewichtungen $w_{ij}^{(1)}$entsteht eine temporäre Aktivierung $a_j^{(1)}$ an jedem Neuron der verdeckten Schicht.

$$a_j^{(1)} = \sum_{i=1}^{d} w_{ij}^{(1)} x_i + b_j^{(1)} \qquad j = 1, \dots, M \tag{5-2}$$

$b_j^{(1)}$ stellt dabei den Bias-Parameter dar, der eine Art „Vorspannung“ der Schicht unabhängig von den Eingangswerten ermöglicht und, wie die Gewichte, während des Trainings angepasst werden kann. Die Werte $a_j^{(1)}$ werden anschließend von der Aktivierungsfunktion der verdeckten Neuronen in deren Ausgabewert $z_j$ transformiert. Kommt eine $tanh$-Aktivierungsfunktion zum Einsatz ergibt sich eine Abbildung nach **(5-3)**.

$$z_j = tanh\left(a_j^{(1)}\right) \quad j = 1, \dots, M \tag{5-3}$$

Die Werte $z_j$ werden anschließend über die zweite Gewichtsschicht an die Ausgabeneuronen weitergegeben. Wieder entstehen die an die nächste Schicht weitergegebenen Aktivierungen durch eine gewichtete Linearkombination

$$a_k^{(2)} = \sum_{j=1}^{M} w_{kj}^{(2)} z_j + b_k^{(2)} \qquad k = 1, \dots, c \tag{5-4}$$

c stellt hier die Anzahl der Ausgabeneuronen dar. Diese Aktivierungen werden schließlich über die Aktivierungsfunktion der Ausgabeschicht weitergegeben und stellen die Ausgabewerte $y_k$ des Netzes dar. Für Regressionsprobleme bietet sich eine lineare Funktion

$$y_k = a_k^{(2)} \tag{5-5}$$

an. [Nabney 2004]

### 5.2.3 Training neuronaler Netze und Lernregeln

Grundsätzlich werden zwei Arten des maschinellen Lernens unterschieden: das überwachte und das unüberwachte Lernen[9]. Bei Letzterem handelt es sich Methoden, mit denen ein neuronales Netz selbständig Ähnlichkeiten in den präsentierten Mustern finden soll. Eine Rückmeldung an das Netz, wie gut diese Klassifizierung ist, findet dabei im Gegensatz zum überwachten Lernen nicht statt. Für die Erzeugung von Ersatzmodellen kommen ausschließlich Verfahren des überwachten Lernens zum Einsatz. Diese werden im Folgenden beschrieben.

Bei der Verwendung von überwachtem Lernen wird als Lernfähigkeit des Netzes seine Fähigkeit verstanden, sich so zu verändern, dass aus einer vorgegebenen Eingabe die gewünschte Ausgabe erzeugt werden kann. Unter Lernen kann also die datenbasierte Optimierung der Netzwerkparameter verstanden werden [Igel et al. 2003]. Soll die Topologie des Netzes durch das Training nicht verändert werden, kommen als veränderliche Komponenten die Gewichte der Verbindungen untereinander in Betracht.

Zum Training werden dem Netz Trainingsdatensätze, das heißt Eingangswerte, denen die richtigen Ausgabewerte zugeordnet sind, präsentiert. Das Netz soll sich so anpassen, dass es diese Daten nicht nur reproduzieren, sondern auch selbstän-

[9] Engl. *supervised* bzw. *unsupervised learning.*

dig die richtigen Ergebnisse für ähnliche Probleme erzeugen kann. Für jede vom Netz erzeugte Ausgabe, die durch einen Trainingsdatensatz erzeugt wurde, kann ein genauer Fehlervektor, der die Abweichung der Ergebnisse vom tatsächlichen Wert angibt, gebildet werden.

Je nach Art und Häufigkeit der Aktualisierung der Gewichte des Netzwerks werden die Lernverfahren in zwei Gruppen eingeteilt. Beim Batch-Lernen wird dem Netzwerk der ganze Trainingsdatensatz präsentiert und die Fehlerfläche ermittelt. Anschließend kann der Gradient dieser Fläche errechnet werden und anhand dessen die Anpassung der Gewichte erfolgen. Dabei wird ein kompletter Durchgang durch den Trainingsdatensatz als Epoche bezeichnet [Fahlman et al. 1990]. Im Gegensatz dazu erfolgt beim Online-Training die Anpassung der Gewichte sofort nach der Präsentation eines Musters und der Vorwärtspropagierung der Werte durch das Netz [Schiffmann et al. 1993].

**Gradientenabstiegsverfahren**

Das Training künstlicher neuronaler Netze kann auch als Optimierungsproblem aufgefasst werden, bei dem das Netz so angepasst werden soll, dass eine Fehlerfunktion minimal wird. Dementsprechend kommen beim Training der Netze mathematische Verfahren zur Lösung von Optimierungsproblemen zum Einsatz, die häufig nach einem Gradientenabstiegsverfahren vorgehen.

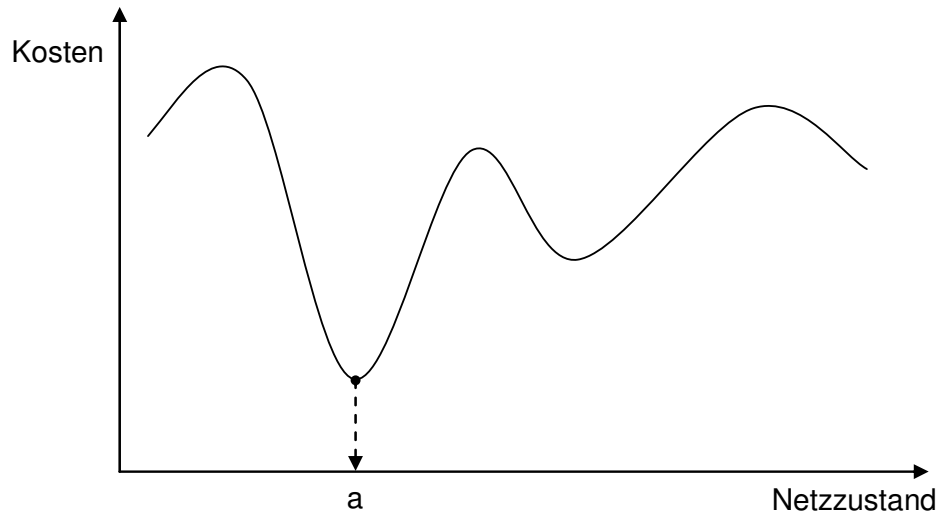



**Abbildung 5-6: Kostenfunktion (nach [Hoffmann 1993])**

Während des Lernvorgangs kann die Abweichung der vom Netz berechneten Ist-Werte von den vorgegebenen Soll-Werten als eine Kostenfunktion angesehen wer-

den, die bei Übereinstimmung von Ist- und Soll-Wert ein Minimum erreicht. Abbildung 5-6 zeigt dies für ein eindimensionales Problem. Die x-Achse repräsentiert den Netzzustand, also veränderte Gewichte innerhalb des Netzes. Je nach Wahl der Gewichte ändert sich auch der Wert der Kostenfunktion, das heißt die Übereinstimmung von Soll- und Ist-Werten. An dem Punkt, an dem die Kostenfunktion minimal wird, ist der bestmögliche Trainingszustand des Netzes erreicht (in der Abbildung am Punkt a). Ziel der Lernalgorithmen ist es, diesen Punkt möglichst schnell zu finden.

Beim Gradientenabstiegsverfahren werden die Gewichte in die Richtung des stärksten Gefälles verschoben. Die Geschwindigkeit des Abstiegs wird durch die sogenannte Lernrate $\eta$ gesteuert. Mit dieser Vorgehensweise wird sicher ein Minimum erreicht; bei einem Startpunkt, der in der Umgebung eines lokalen Minimums liegt, wird dieses lokale Minimum jedoch nicht mehr verlassen. Zudem ist es schwierig, einen Kompromiss zwischen zu großer und zu kleiner Lernrate zu finden. Ist sie zu groß, werden eventuell Minima nicht erkannt, sondern darüber hinweggegangen, ist sie zu klein, dauert der Gradientenabstieg gerade bei flachen Abschnitten der Kurve sehr lange.

**Error-Backpropagation-Verfahren**

Die grundlegende Idee, die das Training von mehrschichtigen neuronalen Netzen ermöglicht, ist das Verfahren der Rückwärtspropagierung der Fehler (häufig als *backpropagation of errors* bezeichnet). Es wurde durch einen Artikel von *Rumelhart, Hinton und Williams* 1986 bekannt. Ähnliche Ideen hatten laut *Bishop* vorher bereits *Werbos* [Werbos 1974] und *Parker* [Parker 1985] vorgestellt. [Bishop 2008]

Der Kerngedanke dieses Trainingsalgorithmus ist, einen Trainingsdatensatz zunächst vorwärts durch das Netz zu propagieren. So entstehen Ausgabewerte des Netzes, die mit einem gewissen Fehler behaftet sind. Dieser Fehler, also die Differenz zwischen Ist- und Soll-Netzausgabe, wird anschließend rückwärts durch das Netz propagiert und die Gewichte so angepasst, dass der Fehler verringert wird.

Das Schema des Netztrainings nach dem Verfahren der Rückwärtspropagierung sieht dann wie folgt aus (nach [Callan 2003]):

- Vorgabe eines Eingabemusters aus dem Trainingsdatensatz

- Erzeugung der Ausgabe des Netzes (Vorwärtspropagierung)
- Berechnung des Fehlervektors
- Rückwärtspropagierung: Der Fehler wird von der Ausgabe- zur Eingabeschicht rückgeführt und die notwendigen Änderungen der Gewichte werden berechnet.
- Modifizierung der Gewichte entsprechend der im vorangegangenen Schritt berechneten Anpassung
- Nächster Iterationsschritt

Voraussetzung für die Anwendung dieses Verfahrens ist, dass sowohl die Fehler- als auch die Aktivierungsfunktionen differenzierbar sind. Als Fehlerfunktion wird meist der mittlere quadratische Fehler $E_P$ verwendet, der für ein Eingabemuster $p$ wie folgt definiert ist [Callan 2003]:

$$E_P = \frac{1}{2}\sum_j \left(t_j - o_j\right)^2 \quad \textbf{(5-6)}$$

$t$ stellt dabei die Soll-Ausgabe und $o$ die tatsächliche Ausgabe eines der $j$ Ausgabeneuronen dar. Ausgehend von diesem Fehlerwert werden die an den einzelnen Ausgabeneuronen entstandenen Fehler über die Kanten in das Netz zurückgegeben. Um die Gewichte so anpassen zu können, dass der Fehler verkleinert wird, muss er den einzelnen Kanten und den Neuronen der darüberliegenden Schicht zugeordnet werden. Dazu wird mit dem Backpropagation-Algorithmus der Gradient der Fehlerfunktion in Hinblick auf die Gewichte bestimmt. Anschließend erfolgt die Gewichtsanpassung für den nächsten Schritt t+1, wobei deren Größe von einer vorgegebenen Lernrate $\eta$ abhängt [Riedmiller et al. 1992]

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) \quad \textbf{(5-7)}$$

Für eine genauere Beschreibung des Verfahrens siehe beispielsweise [Bishop 2008].

Zur Lösung des Optimierungsproblems und der Gewichtsanpassung können verschiedene Verfahren zum Einsatz kommen. Neben dem hier vorgestellten einfachen Backpropagation-Algorithmus werden auch Konjugierte-Gradienten-Verfahren

und Quasi-Newton-Verfahren [Davidon 1991] eingesetzt (siehe dazu auch [Bishop 2008]).

**RProp-Algorithmus**

Im Rahmen dieser Arbeit wurde schließlich wegen seiner Fähigkeit zur schnellen Konvergenz der 1992 von *Riedmiller und Braun* vorgeschlagene „Resilient Propagation"-Algorithmus (RProp) verwendet [Riedmiller et al. 1992; Riedmiller 1994]. Es handelt sich dabei um einen Batch-Learning-Algorithmus, bei dem die Lernrate, das heißt der Betrag der Veränderung der Gewichte in einem Lernschritt, in Abhängigkeit vom Gradienten der Fehlerfunktion angepasst wird. Damit können die Nachteile einer festen Wahl der Lernrate umgangen werden: Wird sie zu groß gewählt, kann es passieren, dass Minima „übersprungen" werden. Eine zu kleine Lernrate kann dazu führen, dass lokale Minima nicht mehr verlassen werden können. Zudem werden viele Schritte benötigt, um ebene Abschnitte der Fehlerfläche zu durchqueren. Eine Anpassung der Lernrate an die Gegebenheiten der Fehlerfläche kann daher zu einer schnellen Konvergenz führen. Von Vorteil ist auch, dass die Lernrate, die zu Beginn angegeben wird, noch nicht genau stimmen muss, da sie innerhalb des Trainings verändert wird. Die Zeit bis zur Konvergenz des Problems ist damit kaum abhängig von der anfänglichen Wahl dieses Parameters. Der RProp-Algorithmus kann als eine Erweiterung der sogenannten Manhattan-Lernregel verstanden werden, bei der das Vorzeichen der (konstanten) Schrittweite in Abhängigkeit der Änderung der Fehleroberfläche im letzten Schritt gesetzt wird. Im Gegensatz dazu wird beim RProp-Algorithmus für jedes Gewicht ein eigener Wert für die Schrittweite festgelegt, der in Abhängigkeit seines eigenen Blickes auf die Fehlerfunktion angepasst wird. Nicht nur sein Vorzeichen, sondern auch sein Betrag ändert sich also während des Trainings. Praktisch bedeutet das, dass für jedes Gewicht $w_{ij}$ eine individuelle Schrittweite $\Delta_{ij}$ berechnet wird. Diese hängt von der partiellen Ableitung $\partial E / \partial w_{ij}$ ab, allerdings im Gegensatz zu anderen Verfahren nicht von deren Betrag, sondern von deren Vorzeichen. Die Schrittweite für einen Iterationsschritt $t$ berechnet sich dann nach folgender Formel

$$\Delta w_{ij}^{(t)} := -sign\left(\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}\right)\Delta_{ij}^{(t)} \qquad \textbf{(5-8)}$$

Der Operator $sign(\cdot)$ gibt den Wert +1 zurück, wenn sein Argument größer 0 ist, -1 wenn es kleiner 0 ist und in anderen Fällen 0. Durch diesen Operator wird die Schrittweite erhöht, solange das Vorzeichen des Gradienten im Vergleich zum vorangegangenen Schritt gleich bleibt, und verringert, wenn es sich geändert hat. So

wird sichergestellt, dass flache Abschnitte zügig durchschritten werden, während sich die Schrittweite an zerklüftete Gebiete anpasst. Um die Schrittweite in akzeptablen Bereichen zu halten, werden die obere ($\Delta_{max}$) und untere ($\Delta_{min}$) Grenze vorgegeben. [Igel et al. 2003]

Ausgehend von dem von *Riedmiller und Braun* entwickeltem grundsätzlichen Algorithmus wurden verschiedene verbesserte Versionen entwickelt. Diese werden im Rahmen dieser Arbeit jedoch nicht weiter beschrieben. Weitere Informationen dazu finden sich in [Schiffmann et al. 1993; Igel et al. 2000; Igel et al. 2003].

**Suche nach globalen Minima**

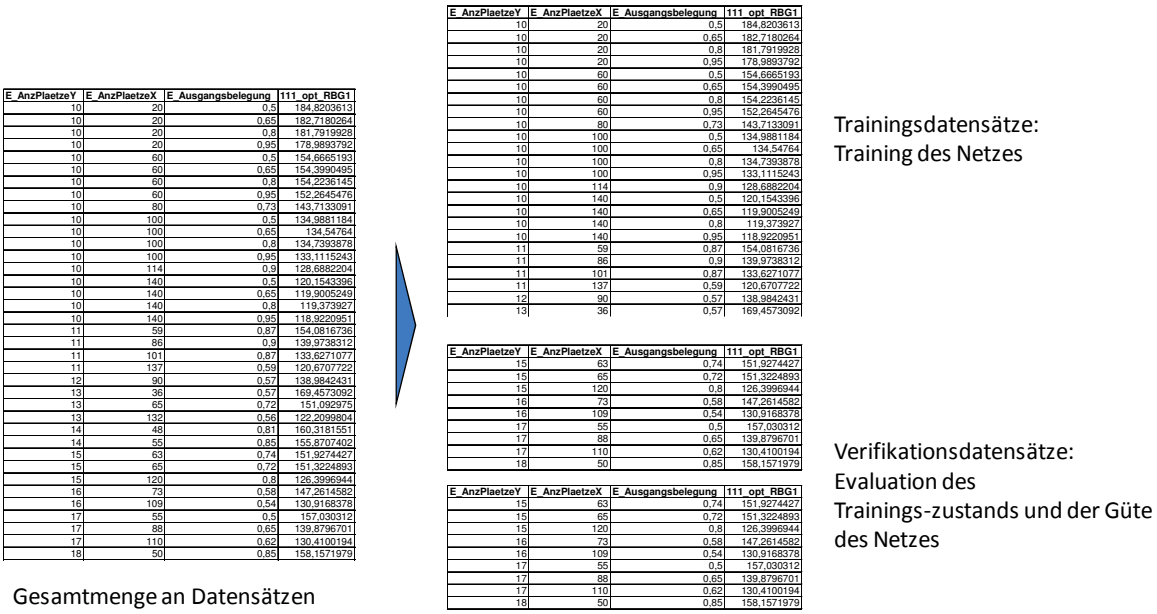
Bei den beschriebenen Optimierungsalgorithmen handelt es sich um Verfahren zur Suche nach lokalen Minima. Da beispielsweise auch der RProp-Algorithmus nicht sicherstellt, dass beim Training eines neuronalen Netzes das globale Minimum gefunden wird, behilft man sich meist damit, das Training mit verschieden initialisierten Netzen durchzuführen. So liegen verschiedene zufällige Ausgangspunkte für die Suche nach dem Minimum vor. Anschließend kann das Netz mit dem geringsten verbleibenden Fehlerwert verwendet werden. Neben dieser empirischen Vorgehensweise wurden auch Optimierungsverfahren zur Suchen nach globalen Minima wie z.B. Simulated Annealing [Boese et al. 1993] oder genetische Algorithmen [Montana et al. 1989] in Verbindung mit künstlichen neuronalen Netzen angewendet. Für weitere Informationen hierzu sei auf die Literatur verwiesen.

**Anpassung der Netztopologie**

Eine weitere Möglichkeit zum Training von KNN stellt eine automatische Anpassung der Netztopologie während des Trainings dar. Dabei wird die Komplexität des Netzes während des Trainings langsam gesteigert, indem Neuronen in die versteckte Schicht eingefügt werden [Kwok et al. 1997]. Nach einer ähnlichen Methode arbeitet das Cascade-correlation-Verfahren von *Fahlman und Lebiere* [Fahlman et al. 1990]. Dabei wird mit einem sehr kleinen Netz begonnen und anschließend der verdeckten Schicht des Netzes nacheinander Neuronen hinzugefügt und trainiert, während der Zustand des bereits bestehenden Netzes konstant gehalten wird. Beim Hinzufügen eines neuen Neurons wird versucht, eine möglichst große Korrelation zwischen seiner Ausgabe und dem verbliebenen Netzfehler herzustellen. Diese Verfahren werden im weiteren Verlauf dieser Arbeit jedoch nicht weiter untersucht.

### 5.2.4 Überprüfung des Trainingszustands

Um den Trainingszustand des Netzes überprüfen und auch den Zeitpunkt, bei dem das Training beendet werden soll, bestimmen zu können, wird vor Beginn des Trainings eine gewisse Anzahl von zufällig ausgewählten Datensätzen aus der Menge der zur Verfügung stehenden Datensätze entnommen und als Verifikationsdatensatz (oder auch Testdatensatz) verwendet. Während des Trainings wird dann zusätzlich der Fehlervektor für diese Verifikationsdaten berechnet, er fließt jedoch nicht in die Rückpropagierung zur Anpassung des Netzes ein (siehe auch Abbildung 5-7). Die Vorgehensweise entspricht also einer Split Validation (siehe auch Abschnitt 4.5.3, S. 88).




| E_AnzPlaetzeY | E_AnzPlaetzeX | E_Ausgangsbelegung | 111_opt_RBG1 |
|---|---|---|---|
| 10 | 20 | 0,5 | 184,8203613 |
| 10 | 20 | 0,65 | 182,7180264 |
| 10 | 20 | 0,8 | 181,7919928 |
| 10 | 20 | 0,95 | 178,9893792 |
| 10 | 60 | 0,5 | 154,6665193 |
| 10 | 60 | 0,65 | 154,3990495 |
| 10 | 60 | 0,8 | 154,2236145 |
| 10 | 60 | 0,95 | 152,2645476 |
| 10 | 80 | 0,73 | 143,7133091 |
| 10 | 100 | 0,5 | 134,9881184 |
| 10 | 100 | 0,65 | 134,54764 |
| 10 | 100 | 0,8 | 134,7393878 |
| 10 | 100 | 0,95 | 133,1115243 |
| 10 | 114 | 0,9 | 128,6882204 |
| 10 | 140 | 0,5 | 120,1543396 |
| 10 | 140 | 0,65 | 119,9005249 |
| 10 | 140 | 0,8 | 119,373927 |
| 10 | 140 | 0,95 | 118,9220951 |
| 11 | 59 | 0,87 | 154,0816736 |
| 11 | 86 | 0,9 | 139,9738312 |
| 11 | 101 | 0,87 | 133,6271077 |
| 11 | 137 | 0,59 | 120,6707722 |
| 12 | 90 | 0,57 | 138,9842431 |
| 13 | 36 | 0,57 | 169,4573092 |
| 13 | 65 | 0,72 | 151,092975 |
| 13 | 132 | 0,56 | 122,2099804 |
| 14 | 48 | 0,81 | 160,3181551 |
| 14 | 55 | 0,85 | 155,8707402 |
| 15 | 63 | 0,74 | 151,9274427 |
| 15 | 65 | 0,72 | 151,3224893 |
| 15 | 120 | 0,8 | 126,3996944 |
| 16 | 73 | 0,58 | 147,2614582 |
| 16 | 109 | 0,54 | 130,9168378 |
| 17 | 55 | 0,5 | 157,030312 |
| 17 | 88 | 0,65 | 139,8796701 |
| 17 | 110 | 0,62 | 130,4100194 |
| 18 | 50 | 0,85 | 158,1571979 |

**Abbildung 5-7: Trainings- und Testdatensätze**

Durch die Trennung der Datensätze steht effektiv zwar eine geringere Menge an Trainingsdaten zur Verfügung und das Netz lernt unter Umständen schlechter. Allerdings wird es erst durch die Verwendung der Verifikations- oder Testdaten möglich, zu bestimmen, wie gut das Netz trainiert ist und mit welcher Genauigkeit es die erlernten Ergebnisse generalisieren kann. Zudem lässt sich durch die Testdaten feststellen, ob das Netz beginnt, die Trainingsdaten „auswendig“ zu lernen, das heißt, es generalisiert die Daten nicht mehr, sondern fokussiert stark auf die Trainingsdaten. Das Training des Netzes ist also dann abzubrechen, wenn der mittlere Fehler der vom Netz aus den Testdaten errechneten Ergebnisse anzusteigen beginnt. Um die Fähigkeit des so trainierten Netzes zur Generalisierung zu ermitteln, ist bei dieser Vorgehensweise allerdings noch die Validierung durch einen dritten

Block Datensätze, der weder zum Training noch zur Bestimmung des Abbruchkriteriums verwendet wurde, notwendig [Bishop 2006].

Eine eingehende Untersuchung der Vorgehensweise zur Verifikation und Validierung künstlicher neuronaler Netze findet sich in [Pullum 2007].

### 5.2.5 Anwendungsfälle neuronaler Netze

Prinzipiell werden beim Einsatz von KNN zwei Einsatzfälle unterschieden: die Klassifikation von Daten, also das selbständige Erkennen von Mustern und die anschließende Zuweisung unbekannter Daten zu Klassen, und die Regression, bei der KNN verwendet werden, um einen oder mehrere Ausgabewerte als Reaktion auf eine Menge von Eingabewerten zu erzeugen.

**Klassifikation**

Ein bekanntes Beispiel für den Einsatz von KNN zur Klassifikation ist die automatische Schrifterkennung. Dabei werden die Eingangsdaten (im Allgemeinen ein Bitmuster, das ein digitales Abbild eines Zeichens enthält) in das Netzwerk gegeben. Nach erfolgreichem Training ist das Netzwerk in der Lage, die Gemeinsamkeiten in den Mustern zu erkennen und eine Bestimmung des eingegebenen Zeichens durchzuführen.

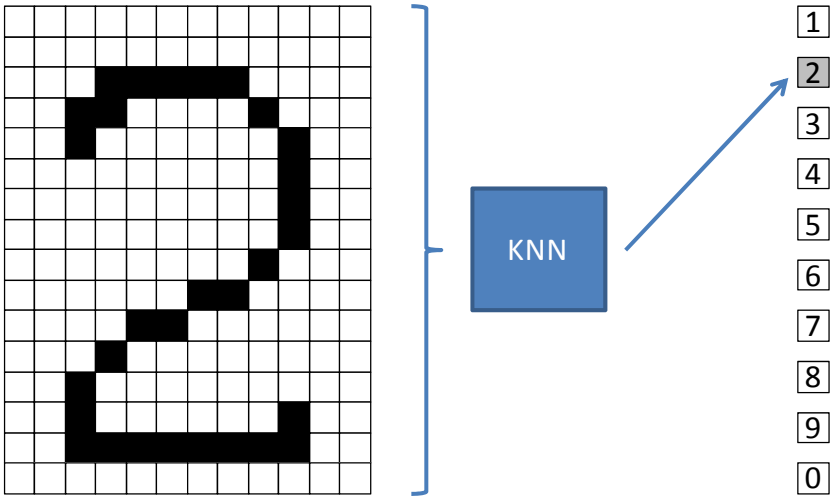



**Abbildung 5-8: Klassifikationsaufgabe Ziffererkennung**

Abbildung 5-8 zeigt dies beispielhaft für die Erkennung einer Ziffer. Das von der digitalisierten Ziffer gebildete Bitmuster muss von einem neuronalen Netz einer der zehn möglichen Klassen zugewiesen werden.

Abbildung 5-9 zeigt die Klassifikation eines Bereichs in einer zweidimensionalen Ebene durch ein neuronales Netzwerk. Jedes Neuron der verdeckten Schicht stellt dabei eine Gerade dar. Durch die von den Neuronen beschriebenen Geraden wird eine Fläche abgegrenzt. Aufgabe einer Klassifikation ist es, aus einer Menge von Datensätzen diejenigen herauszufinden, die zu einer bestimmten Klasse gehören, also eine Fläche zu finden, die alle Datensätze abgrenzt, die der Klasse zugerechnet werden können.

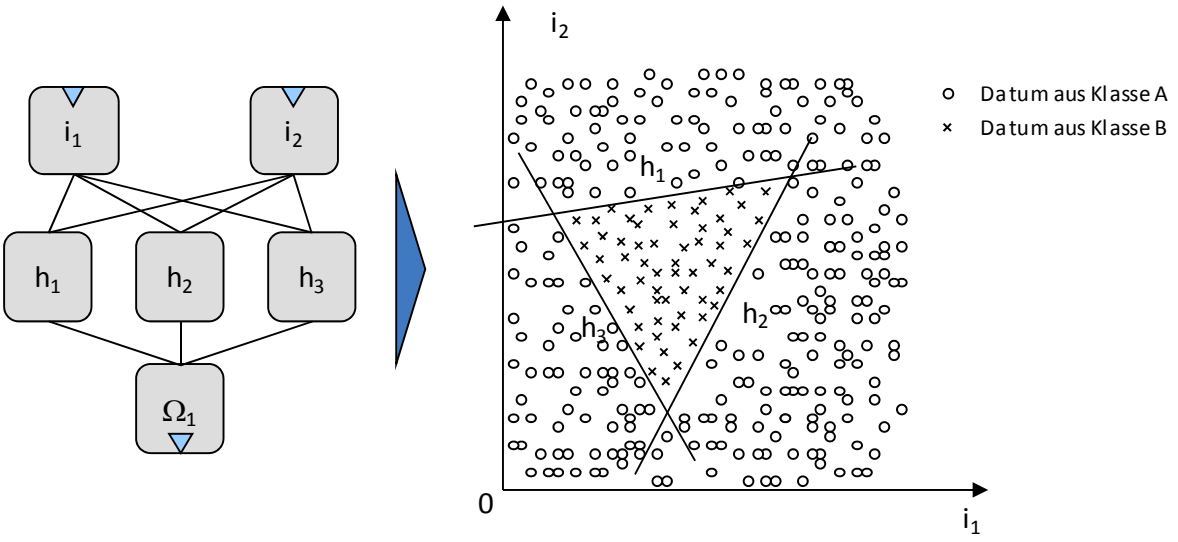



**Abbildung 5-9: Klassifikation eines Bereichs durch ein künstliches neuronales Netzwerk (nach [Kriesel 2007])**

Bei Verwendung mehrerer Eingabeneuronen gilt diese Darstellung analog auch für mehrdimensionale Probleme. Die Verwendung mehrerer verdeckter Schichten erlaubt es, aus einer Fläche eine weitere „auszuschneiden“ und so beliebige Mengen zu modellieren und zu klassifizieren. Mathematisch kann gezeigt werden, dass bereits zwei verdeckte Schichten (und damit drei veränderliche Gewichtsschichten) ausreichen, um eine Funktion mit endlich vielen Unstetigkeitsstellen zu approximieren [Kriesel 2007].

### Regression

Neben der Klassifikation stellt die Regression die zweite Klasse von Anwendungen künstlicher neuronaler Netze dar. Hierbei handelt es sich um die Fähigkeit, aus einer gegebenen Menge von Stützpunkten Rückschlüsse auf den Einfluss der einzelnen Eingangsvariablen auf den resultierenden Wert zu ziehen und so die Vorher-

sage von Ergebniswerten für unbekannte Kombinationen von Eingangswerten zu treffen.

Die Ausgabewerte eines KNN entstehen durch eine gewichtete Linearkombination der Aktivierungsfunktionen der beteiligten Neuronen. Das neuronale Netz beschreibt also eine Funktion, die von den Eingangswerten abhängig ist. Durch das Training kann das KNN so angepasst werden, dass es der modellierten Funktion möglichst gut folgt. Je nach Anzahl der Eingabeneuronen entsteht eine zweidimensionale Funktion, eine Fläche oder eine Hyperfläche. *Hornik* weist nach, dass es sich bei Feedforward-Netzen mit mehreren Schichten um universelle Approximatoren handelt, das heißt sie sind in der Lage, beliebige Funktionen nachzubilden. Voraussetzung dafür ist lediglich, dass genügend Neuronen in der verdeckten Schicht vorhanden sind. [Hornik et al. 1989]

Abbildung 5-10 zeigt schematisch die Modellierung einer zweidimensionalen Fläche durch ein neuronales Netz.

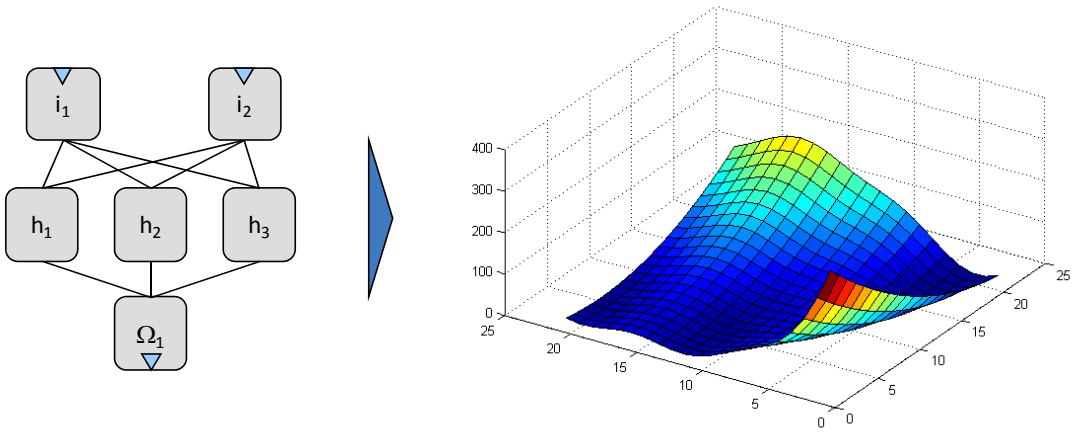



**Abbildung 5-10: Modellierung einer Fläche durch ein künstliches neuronales Netzwerk**

Feed-Forward-Netze bieten sich für den Einsatz bei der Herstellung von Ersatzmodellen an, durch ihre Eigenschaft als universelle Approximatoren auch in Fällen, bei denen die Antwortfläche stark zerklüftet ist. Ein Vorteil, der sich aus der Fähigkeit der KNN zur Generalisierung ergibt, ist die Möglichkeit, auch durch Rauschen verunreinigte Daten zum Training zu nutzen und dennoch eine gute Approximation der zugrundeliegenden Fläche zu erhalten. Da die Ausgangsdaten von Materialflusssimulationen durch die integrierten stochastischen Prozesse ebenfalls eine Ergebnis-

variation aufweist, die auch als Rauschen interpretiert werden kann, eignen sich KNN gut für eine Verwendung mit Ergebnissen aus der Ablaufsimulation.

Der weiter oben bereits erwähnte Einsatz künstlicher neuronaler Netze in der Regelungstechnik basiert ebenfalls auf der Bildung von Flächen, mit deren Hilfe je nach Kombination der Eingangsparameter die Reglereigenschaften verändert werden können.

*Gorissen et al.* zeigen den Einsatz von künstlichen neuronalen Netzen zur Bildung von globalen Ersatzmodellen für einen Einsatzfall in der Elektrotechnik. Ein rauscharmer Vorverstärker soll ausgelegt werden. Dabei handelt es sich um eine Aufgabe mit einer Vielzahl von Einflussgrößen und freien Parametern. *Gorissen et al.* zeigen die Bildung von globalen Ersatzmodellen. Dabei werden unter anderen Methoden auch KNN verwendet und es zeigt sich, dass sich diese Methode in diesem Anwendungsfall am besten bewährt. [Gorissen et al. 2009]

Im weiteren Verlauf der Arbeit werden ebenfalls künstliche neuronale Netze eingesetzt, um Ersatzmodelle für die Leistungsbestimmung automatischer Lagersysteme zu bilden.

## 5.3 Methoden zur Verbesserung der Generalisierung

Beim Training neuronaler Netze muss der Zielkonflikt zwischen einem möglichst kleinen Fehlervektor bezüglich der Trainingsdaten und einer eventuellen Überanpassung (siehe Abschnitt 4.5.3, S. 88) und damit eines schlechten Generalisierungsverhaltens gelöst werden. Ein Verfahren, um dieses Problem zu lösen, ist eine sogenannte Dämpfung der Gewichte (engl. *weight decay*) in den Trainingsalgorithmus zu integrieren. Diesem Verfahren liegt die Beobachtung zugrunde, dass große Gewichte zu einer höheren Komplexität des Netzes und damit tendenziell zu einer schlechteren Generalisierung führen. Um das zu verhindern, können Strafterme eingeführt werden, die dafür sorgen, dass die Gewichte beim Training eher klein gewählt werden. Diese Methode stellt sich allerdings als aufwändig dar, weil für eine optimale Wirkung verschiedene Strafterme für die Gewichte unterschiedlicher Schichten gewählt werden sollten [Sarle 2002]. Zudem erfolgt die Auswahl des optimalen Faktors iterativ, indem Netze mit verschieden Werten trainiert werden und anschließend das mit dem geringsten mittleren Fehler ausgewählt wird. Soll dieses Vorgehen für drei verschiedene Strafterme (für die Gewichte zwischen Eingabe- und verdeckter Schicht, zwischen verdeckten Schichten und zwischen ver-

deckter und Ausgabeschicht) durchgeführt werden, ist eine sehr hohe Anzahl von Trainingsläufen durchzuführen.

Eine andere Methode, die eine ganz ähnliche Wirkung entfaltet, ist ein frühzeitiges Stoppen des Trainings. Dabei wird nicht nur der mittlere quadratische Fehler der Trainingsdatensätze zu Grunde gelegt, sondern während des Trainings auch der mittlere Fehler des Netzes bei der Prognose eines Validierungsdatensatzes beobachtet. Steigt der mittlere Fehler des Validierungsdatensatzes an, wird das Training abgebrochen. Zugrunde liegt dieser Vorgehensweise die Beobachtung, dass ein weiteres Training zu einer Überanpassung des Netzes auf die Punkte des Trainingsdatensatzes führen würde, da der mittlere Fehler in Bezug auf dessen Daten ja weiter sinkt, Datenpunkte, die nicht in das Training einbezogen wurden jedoch schlechter prognostiziert werden. Bishop zeigt, dass diese Vorgehensweise die gleichen Wirkung hat wie die Einführung einer Gewichtsdämpfung [Bishop 2006; Sarle 1995].

Eine wichtige Eigenschaft der künstlichen neuronalen Netze ist ihre fehlende Fähigkeit zur Extrapolation. Beispielhaft dargestellt wird dies in Abbildung 5-11: Die durch eine Strichlinie gekennzeichnete Funktion wird durch verschiedene KNN nachgebildet, denen zum Training jedoch lediglich Daten aus dem Bereich zwischen -1,6 und 1,6 präsentiert wurden. Während der Bereich in dem Trainingsdaten vorlagen eine gute Übereinstimmung mit der zugrundeliegenden Funktion aufweist, ist außerhalb dieses Bereichs eine starke Abweichung der Schätzungen vom tatsächlichen Funktionsverlauf zu beobachten.

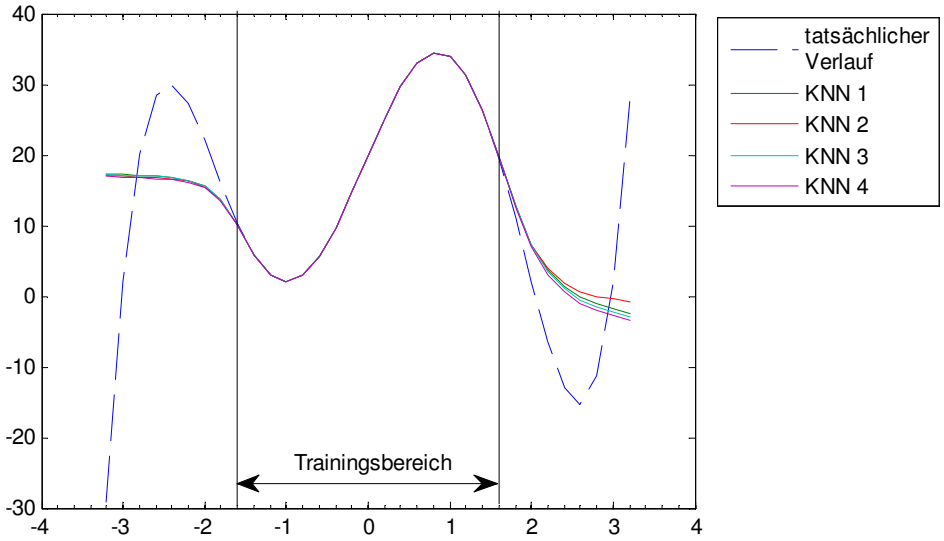



**Abbildung 5-11: Güte der Schätzung außerhalb des Trainingsbereichs von KNN**

*Lohninger* zeigt diese Eigenschaft exemplarisch für einfache neuronale Netze, die mit den gleichen Trainingsdaten erstellt wurden. In Bereichen, in denen keine Trainingsdaten mehr vorliegen, erzeugen die Netze keine einheitlichen Ausgangssignale mehr. [Lohninger 1999]

Eigene Untersuchungen zeigen, dass sich der Fehler der Netzschätzung an den Rändern des Trainingsbereichs im Allgemeinen erhöht. Anschaulich dargestellt kann das so interpretiert werden, dass am Rand des Trainingsbereichs keine Stützpunkte mehr für die aufgespannte Fläche vorhanden sind. Die Steigung der Oberfläche ist an ihren Rändern stimmt daher nicht mehr so gut mit der tatsächlichen Fläche überein wie im inneren Bereich. Besonders auffällig ist dieses Verhalten künstlicher neuronaler Netze bei Verwendung vieler Parameter. Hier nimmt die Genauigkeit der Schätzung besonders an Punkten, die am Rand des Bereiches mehrerer Parameter liegen, stark ab.

*Kerry* und *Hawick* zeigen ein ähnliches Phänomen auch für das Kriging. In der von ihnen beschriebenen Anwendung werden ebenfalls Punkte an den Rändern des Trainingsbereichs nicht in der gleichen Qualität abgebildet wie Punkte im Inneren. Die Autoren schlagen als Lösung die Verwendung eines größeren Trainingsbereichs vor, als für die spätere Anwendung benötigt wird. [Kerry et al. 1998]

Diese Beispiele zeigen, wie wichtig es ist, bei der Erstellung eines Versuchsplans zur Bestimmung der Stützpunkte für das Netztraining auf eine vollständige Abdeckung des Parameterraums zu achten.

## 5.4 Werkzeuge für die Erstellung neuronaler Netze

Es gibt eine Vielzahl von computerbasierten Simulatoren, mit denen Netze erstellt, trainiert und schließlich für die vorgesehenen Fragestellungen verwendet werden können.

Da es sich bei den künstlichen neuronalen Netzen um mathematische Modelle handelt, bieten sich eine computerbasierte Simulation an. Dabei wurde eine Vielzahl von Programmen und Programmbibliotheken entwickelt, von denen im Folgenden einige vorgestellt werden.

Für erste Tests wurde im Rahmen dieser Arbeit die Software MemBrain [Jetter 2010], siehe Abbildung 5-12, verwendet. Sie ermöglicht eine graphische Modellierung der Netze und ein Training mit Hilfe von Trainingsdatensätzen. Die trainierten Netze können über eine TCP-Netzwerkschnittstelle oder eine Softwarebibliothek in eigene Programme eingebunden werden.

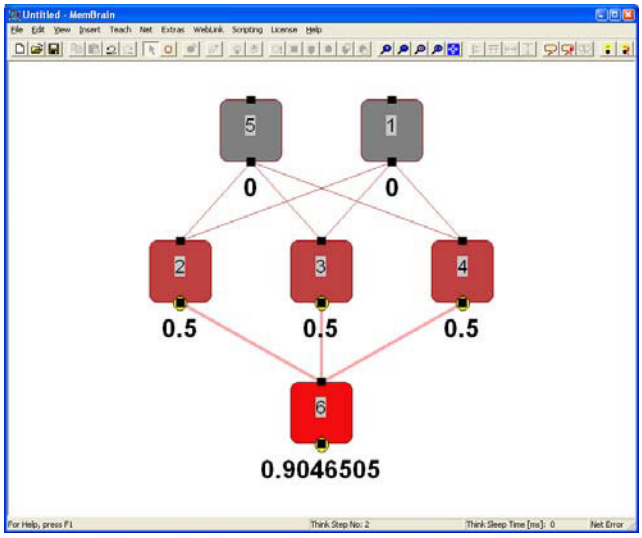



**Abbildung 5-12: Bildschirmfoto der Software MemBrain [Jetter 2010]**

Für die Erstellung der neuronalen Netze zur Prognose der Umschlagleistung automatischer Lagersysteme kam schließlich die Software *NeuroPredict* von PPI Informatik zum Einsatz (siehe Abbildung 5-13).

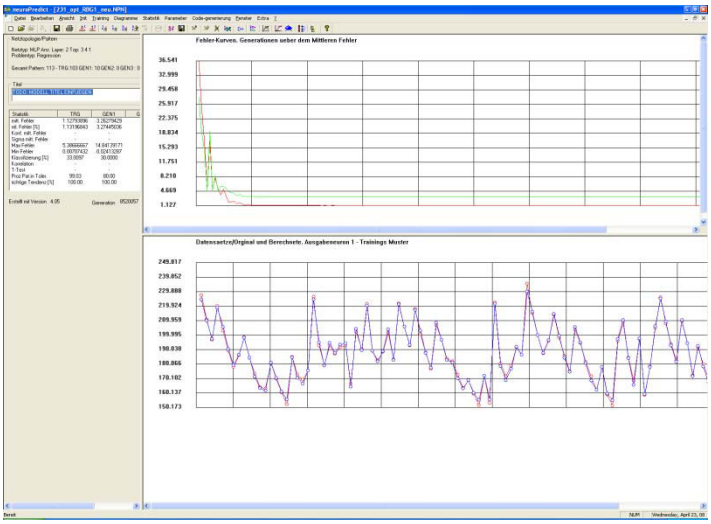


**Abbildung 5-13: Bildschirmfoto der Software NeuroPredict [Allmendinger 2008]**

*NeuroPredict* zeigt während des Trainings die Güte des Netzes durch ständigen Vergleich mit zwei Testdatensätzen direkt an, wodurch das Training an einem sinnvollen Punkt abgebrochen werden kann. Zum anderen kann das trainierte Netz als Excel-Makro exportiert werden. Eingefügt in eine Excel-Arbeitsmappe steht dann eine Tabellenfunktion zur Verfügung, die als Parameter die Eingangsdaten des Netzes aufnimmt und daraufhin seine Ausgangswerte zurückgibt. Diese Funktion ermöglicht größtmögliche Flexibilität und erweitert die Einsatzmöglichkeiten enorm.

Neben diesen eigenständigen Programmen gibt es auch eine Vielzahl von Programmbibliotheken für unterschiedliche Programmiersprachen und Softwareumgebungen. Vor allem ist das Paket „NETLAB“ interessant, eine Implementierung künstlicher neuronaler Netze als MATLAB-Werkzeugkasten. Enthalten sind neben Strukturen zur Definition verschiedener Netztopologien auch diverse Funktionen zum Training der Netze. Vorteil dieses Pakets ist der offene Quelltext, der sowohl eigene Anpassungen ermöglicht als auch einen genauen Einblick in die Abläufe gewährt. Eine genaue Übersicht über die Bestandteile von NETLAB bietet [Nabney 2004].

# 6 Ersatzmodelle für den Leistungsvergleich von Lagersystemkonfigurationen

Nachdem in den vorangegangenen Kapiteln die grundlegenden Eigenschaften automatischer Lagersysteme, die prinzipielle Vorgehensweise bei der Planung und Simulation von Materialflusssystemen dargestellt wurden und eine allgemeine Beschreibung der Bildung von Ersatzmodellen aus Simulationsmodellen erfolgte, soll in diesem Kapitel nun die Erstellung von Ersatzmodellen für die Leistungsbestimmung automatischer Lagersysteme beschrieben werden. Mit Hilfe der Ersatzmodelle werden Leistungskennflächen aus Daten erzeugt, die durch Simulationsexperimente gewonnen wurden. Dadurch, dass diese Kennflächen in einem einfach anzuwendenden Werkzeug zur Verfügung gestellt werden, können sie als wertvolle Hilfe bei der Auslegung von automatischen Lagersystemen in der Grobplanungsphase dienen.

## 6.1 Ziele und Vorgehensweise

Ziel dieses Kapitels ist es, die notwendigen Schritte zur Erstellung eines Planungswerkzeugs zum Leistungsvergleich verschiedener Lagerkonfigurationen und -größen sowie dessen Einsatzmöglichkeiten zu erläutern. Dabei orientiert sich die Struktur dieses Kapitels an der in Abschnitt 4.2 (S. 65) vorgestellten Vorgehensweise. Abbildung 6-1 stellt dieses Verfahren in zusammengefasster Form noch einmal dar und zeigt die Gliederung des Kapitels.

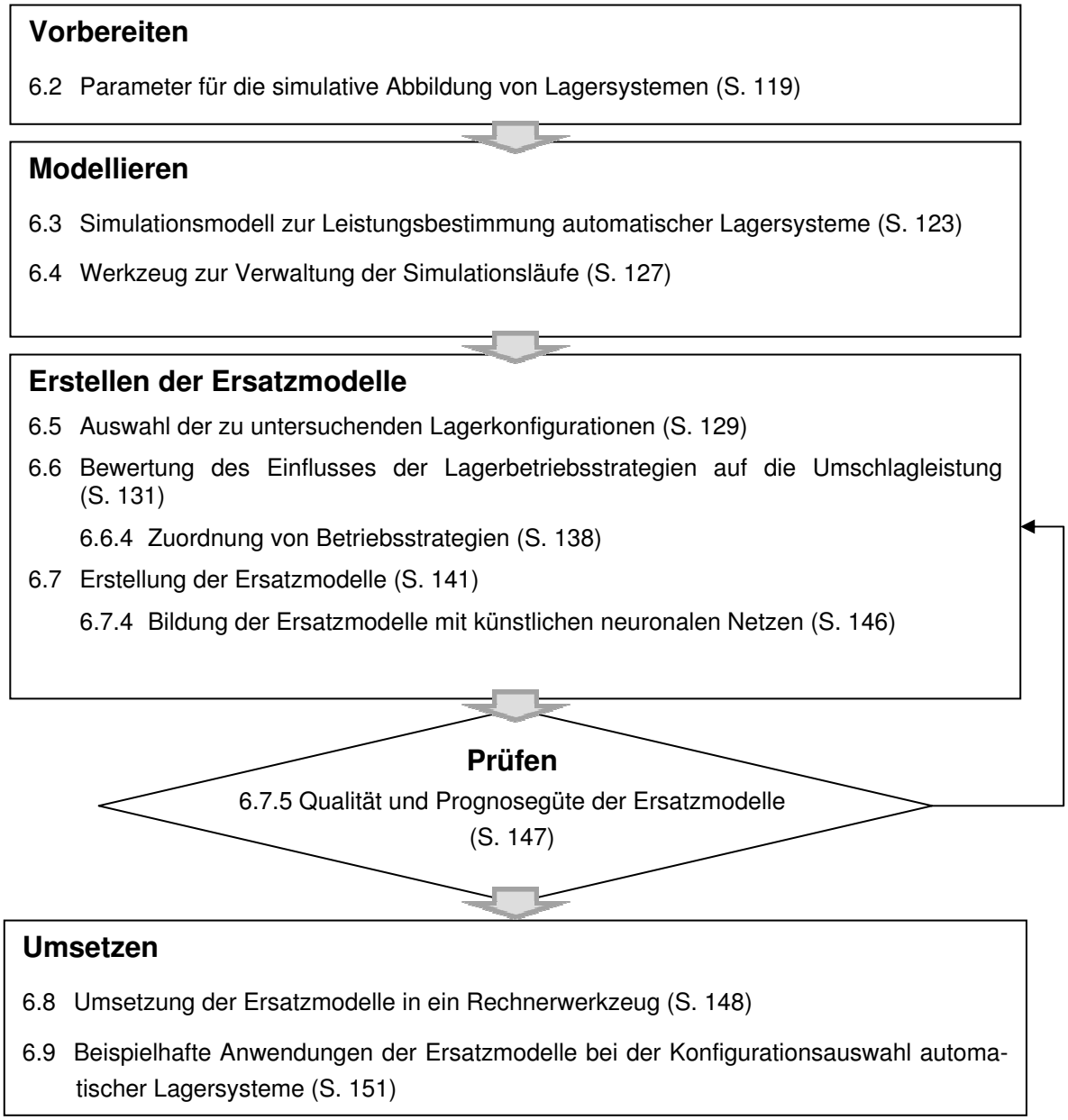



**Abbildung 6-1: Vorgehensweise bei der Erstellung der Ersatzmodelle für den Leistungsvergleich automatischer Lagersysteme**

Als Basis für die Erzeugung von Leistungskennwerten mit Hilfe der Materialflusssimulation wird in Abschnitt 6.2 beschrieben, welche Parameter als Eingangswerte berücksichtigt werden müssen und welche Funktionalitäten sowie Ausgangswerte das Modell aufweisen soll. Die Struktur und Funktionsweise des Simulationsmodells wird in Abschnitt 6.3 erläutert. Darauf folgt die Darstellung eines datenbankbasierten Werkzeugs, mit dem sich die Parameter und die Simulationsergebnisse einer großen Zahl von Simulationsläufen verwalten lassen.

Zur Vorbereitung der Erstellung der Modelle war zunächst zu klären, welche Lagerkonfigurationen und Lagerbetriebsstrategien abgebildet werden sollen. Die Abschnitte 6.5 und 6.6 erläutern die Kriterien und Vorgehensweise bei der Auswahl, wobei in letzterem detailliert auf den Einfluss der Lagerbetriebsstrategien unter Berücksichtigung der Lagerkonfiguration eingegangen wird.

Nachdem die Lagerkonfigurationen und Betriebsstrategien festgelegt sind, kann die Bildung der Ersatzmodelle erfolgen (Abschnitt 6.7). Dabei erfolgt zunächst eine Auswahl der verwendeten Methode, anschließend werden die Eingangsparameter und ihre Wertebereiche festgelegt. Nach der Erstellung von Versuchsplänen und der Durchführung der Simulationsexperimente werden mit den gewonnenen Daten künstliche neuronale Netze als Ersatzmodelle trainiert (Abschnitt 6.7.4). Diese Modelle werden anschließend einer Untersuchung bezüglich ihrer Prognosegüte unterzogen (Abschnitt 6.7.5).

Um die Ersatzmodelle einer Verwendung bei der Planung automatischer Lagersysteme zugänglich zu machen, wurden sie in ein praxistaugliches Rechnerwerkzeug zum Vergleich der Durchsatzleistung verschiedener Lagerkonfigurationen in der Grobplanungsphase umgesetzt. Dieses Werkzeug wird in Abschnitt 6.8 vorgestellt. Seine Anwendung zur Konfigurationsauswahl eines beispielhaften Lagers bildet den Abschluss des Kapitels (Abschnitt 6.9).

## 6.2 Parameter für die simulative Abbildung von Lagersystemen

Vor der Modellierung des Lagersystems steht die Aufgabe, die Größen, die Einfluss auf die Lagerauslegung nehmen und daher bei der Modellbildung des Lagersystemmodells Berücksichtigung finden müssen, strukturiert zu erfassen. Diese Größen können in die beiden Kategorien Eingangsparameter und Ausgangswerte des Simulationsmodells unterteilt werden. Für die Erstellung der Modelle sollte eine möglichst große Anzahl verschiedener Lagersysteme betrachtet werden. Dabei soll sich die Betrachtung jedoch auf eine Gasse beschränken, um eine möglichst allgemeingültige und nicht durch die Verknüpfung der Gassen in der Vorzone beeinflusste Abbildung zu erhalten.

Um automatische Lagersysteme allgemein beschreiben und voneinander unterscheiden zu können, erscheint eine Einteilung der sie beschreibenden Parameter in technische und organisatorische Parameter sinnvoll. Die technischen Parameter

beschreiben das physische Lagersystem, also Größen, Geschwindigkeiten etc., während die organisatorischen Parameter unter anderem die Betriebsstrategien beinhalten. Abbildung 6-2 zeigt die technischen Parameter.

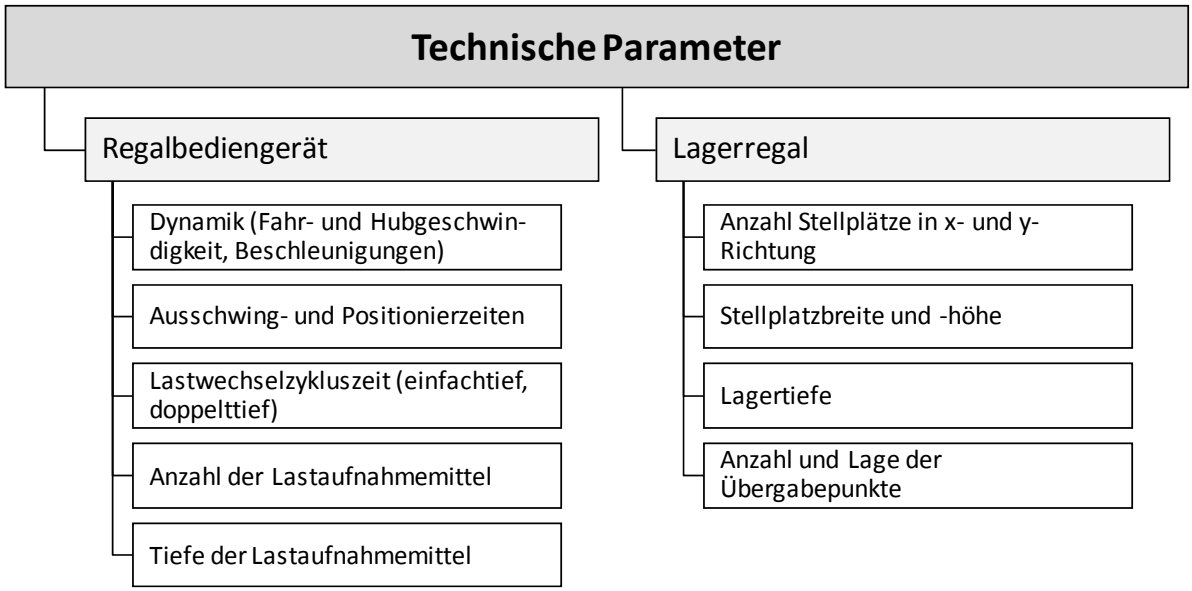



**Abbildung 6-2: Technische Parameter**

Jedes automatische Lager wird gekennzeichnet durch das Zusammenspiel eines oder mehrerer Regalbediengeräte mit den Lagerregalen. Die Regalbediengeräte weisen bestimmte dynamische und geometrische Eigenschaften auf. Die dynamischen Eigenschaften wie Fahr- und Hubgeschwindigkeit beeinflussen die erzielbare Umschlagleistung, indem sie determinieren, wie viel Zeit das Regalbediengerät benötigt, um eine bestimmte Strecke im Lager zurückzulegen. Geometrische Parameter, wie die Art und Anzahl der Lastaufnahmemittel, nehmen Einfluss auf die Leistung, indem sie eventuell Mehrfachspiele ermöglichen und so den Gesamtfahrweg verkürzen können. Im Folgenden wird stets davon ausgegangen, dass die Abmessungen des Regalbediengeräts so gewählt sind, dass alle Lagerplätze des Lagerregals erreicht werden können. Die Lagerregale bestimmen durch ihre Abmessungen und die Lagertiefe die Anzahl an Stellplätzen, die zur Verfügung stehen. Die Schnittstelle zwischen dem Lager und seinem Umfeld wird durch die Übergabepunkte gebildet, deren Anzahl und Lage variieren kann. Um die Anzahl an Parametern nicht weiter zu erhöhen, werden im weiteren Verlauf jedoch nur kombinierte Ein- und Auslagerpunkte an der linken unteren Ecke der Lagerregale der Gasse betrachtet.

Neben den technischen Parametern bestimmt die Organisation des Lagers die Leistungsfähigkeit des Systems. Die Lagerorganisation beinhaltet vor allem die Betriebsstrategien (siehe auch Kapitel 3). Ebenfalls den organisatorischen Randbedingungen wird das Lagersortiment zugeordnet. Abbildung 6-3 zeigt die organisatorischen Parameter.

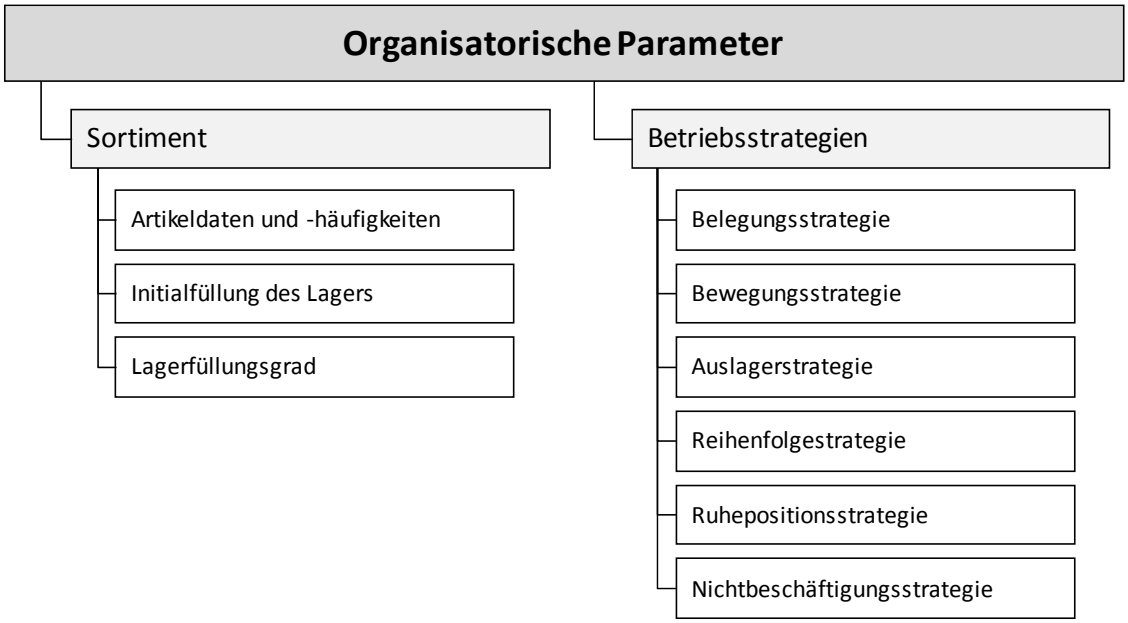



**Abbildung 6-3: Organisatorische Parameter**

Um möglichst allgemeingültige Simulationsergebnisse zu erzeugen, wurde das Sortiment nicht weiter betrachtet. Es wurden ausschließlich Lagerstrategien verwendet, die sortimentsunabhängig arbeiten. Als Parameter ging jedoch der Lagerfüllungsgrad ein, der vor allem bei doppelttiefer Lagerung und bei einigen Strategien mit Mehrfachlastaufnahmemitteln Einfluss auf den Durchsatz nimmt.

Durch die Zielsetzung der Arbeit, eine Grenzleistungsbestimmung der Lagervarianten vorzunehmen, wurde davon ausgegangen, dass jederzeit Aufträge vorliegen und das Regalbediengerät ohne Pause mit deren Bearbeitung beschäftigt ist. Deshalb werden weder Ruhepositions- noch Nichtbeschäftigungsstrategien betrachtet. Auch Reihenfolgestrategien, mit denen die Auslageraufträge in eine möglichst günstige Reihenfolge gebracht werden sollen, werden aufgrund der in der Praxis schwierigen Anwendung nicht weiter untersucht. Als Auslagerstrategie wird ein strenges FIFO-Prinzip (First in, first out, vergleiche Abschnitt 3.1, S. 40) verwendet. Abgebildet wird es, indem ein im Lager befindlicher Behälter zufällig zur Auslagerung ausgewählt wird. Da keine sortimentsspezifischen Strategien zur Lagerplatzwahl zum Einsatz kommen, kann von einer Gleichverteilung der Artikel über das

Regal ausgegangen werden. Bei strenger FIFO-Auslagerstrategie kommt für einen Artikel nur eine Lagereinheit, nämlich die zuerst eingelagerte, in Frage. Ihre Auswahl entspricht also der Auswahl einer zufälligen Lagereinheit im Lagerregal.

Die verwendeten Belegungs- und Bewegungsstrategien zeigt Abbildung 6-4 in einer detaillierten Übersicht. Sie entsprechen den in Kapitel 3 vorgestellten Strategien.

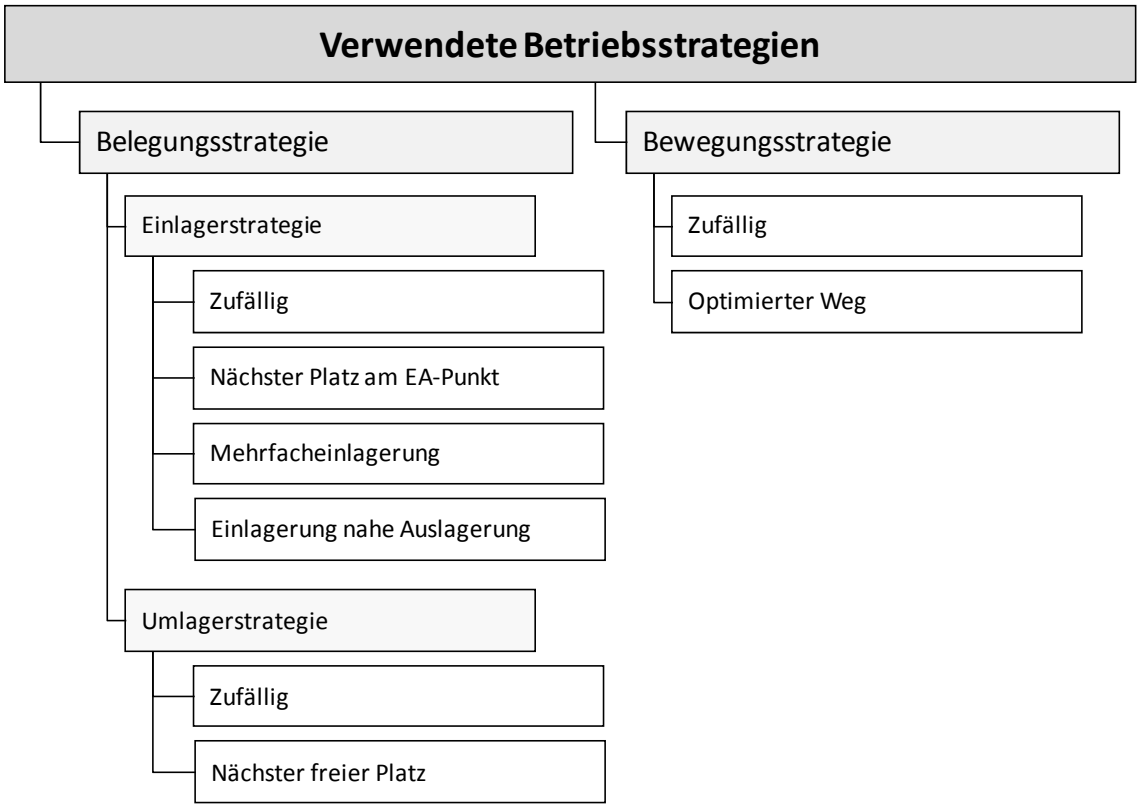



**Abbildung 6-4: Verwendete Lagerbetriebsstrategien**

Als Einlagerstrategie kam zunächst eine zufällige Auswahl des Einlagerplatzes zum Einsatz, um eine Referenz zur Abschätzung des Leistungsgewinns durch komplexere Strategien zu erhalten. Näher untersucht wurde eine Einlagerplatzsuche nahe des E/A-Punktes, Mehrfacheinlagerungen und die Suche nach Einlagerplätzen nahe den Auslagerpositionen. Neben der zufälligen Umlagerfachsuche wurde die Umlagerstrategie, einen möglichst nahen Umlagerplatz zu verwenden, untersucht. Auch bei den Bewegungs- bzw. Fahrstrategien kamen eine zufällige und eine wegoptimierte Strategie zum Einsatz.

### Ausgangswerte

Bei den Ausgangswerten (Abbildung 6-5) handelt es sich um die Werte, die das Simulationsmodell als Ergebnis der einzelnen Versuchsläufe liefert.

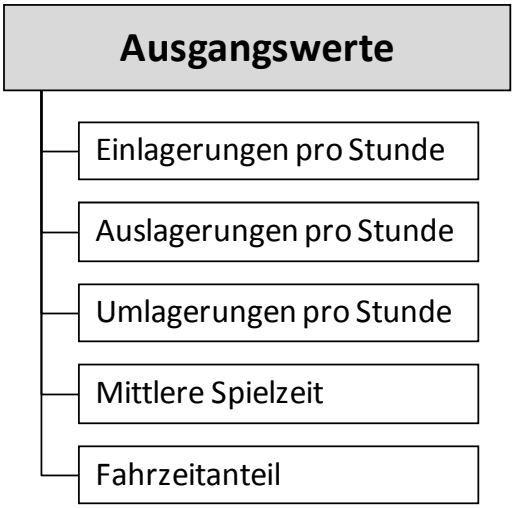



**Abbildung 6-5: Ausgangswerte**

Da Ersatzmodelle für die Durchsatzleistungen verschiedener Lagerkonfigurationen und -größen entwickelt werden sollen, ist das wichtigste Ergebnis der einzelnen Simulationsläufe die Durchsatzleistung des simulierten Lagers. Diese kann als mittlere Spielzeit angegeben werden. Da die Anzahl möglicher ein- und ausgelagerter Ladeeinheiten pro Spiel jedoch mit der Lagerkonfiguration variiert, handelt es sich bei der mittleren Spielzeit um keinen aussagekräftigen Vergleichswert. Zur Erstellung der Ersatzmodelle wurde daher der Wert Einlagerungen pro Stunde verwendet, der einen direkten Vergleich ermöglicht. Zusätzliche Ausgangswerte sind die Auslagerungen pro Stunde, die bei den ausschließlich durchgeführten kombinierten Spielen jedoch den gleichen Wert wie die Einlagerungen pro Stunde annehmen, sowie die Umlagerungen pro Stunde, die eine Abschätzung des zusätzlichen Aufwands bei doppelttiefer Lagerung liefern. Für eine weitergehende Auswertung des Einflusses der Strategien auf die erreichbare Durchsatzleistung kann zudem der Fahrzeitanteil an der mittleren Spielzeit angegeben werden.

## 6.3 Simulationsmodell zur Leistungsbestimmung automatischer Lagersysteme

Ziel der vorliegenden Arbeit ist die Erstellung von simulationsbasierten Ersatzmodellen für automatische Lagersysteme verschiedener Größen und dynamischer Merkmale. Zudem sollten verschiedene Lagerbetriebsstrategien und Lagerkonfigurationen abgebildet werden. Um dieses Ziel zu erreichen, wurde ein frei parametrierbares Simulationsmodell einer Lagergasse mit einem Regalbediengerät verwendet. Umgesetzt wurde das Simulationsmodell zur Ermittlung der

Durchsatzleistung mit der Simulationssoftware eM-Plant 7.5, einem Standardwerkzeug zur Ablaufsimulation von Materialflusssystemen. Es handelt sich dabei um ein ereignisgesteuertes bausteinorientiertes Simulationssystem, das neben einer grafikorientierten Modellerstellung auch eine textuelle Programmierung ermöglicht und damit eine äußerst flexible Simulationsumgebung bietet. Im Folgenden soll ein Überblick über den Aufbau und die Funktionsweise dieses Simulationsmodells gegeben werden.

### 6.3.1 Funktionsweise des Modells

Abbildung 6-6 zeigt die prinzipielle Funktionsweise des Modells: Um die mittlere Spielzeit zu bestimmen, werden zunächst Auftragslisten erzeugt, die Ein- und Auslageraufträge in einer chronologischen Reihenfolge enthält. Die Art dieser Aufträge kann bezüglich Artikelspektrum und Häufigkeiten durch Parameter beeinflusst werden. Aus der Einlager- und der Auslagerauftragsliste werden im nächsten Schritt zusammen durchführbare Aufträge entnommen (zum Beispiel bei einem Doppelspiel mit einem einfachtiefen Regalbediengerät ein Einlager- und ein Auslagerauftrag). Daraus wird das Arbeitsspiel erzeugt.

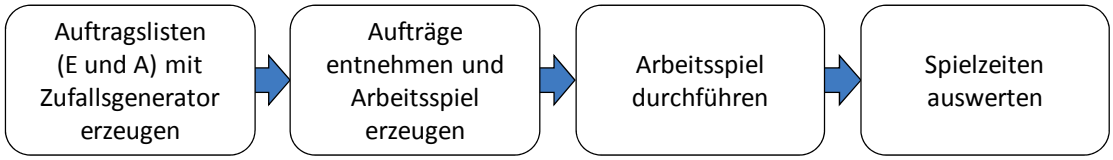



**Abbildung 6-6: Prinzipielle Funktionsweise des Modells**

Die einzelnen Arbeitsspiele werden anschließend von der modellierten Lagergasse durchgeführt, wobei alle Fahr- und Lastwechselbewegungen abgebildet werden. Die für diese Arbeitsspiele benötigten Zeiten werden ausgewertet, um daraus die mittlere Spielzeit bzw. die weiteren Ausgangswerte zu ermitteln. Da es sich um eine Grenzleistungsbetrachtung zur Ermittlung der Maximalleistung bei kombinierten Spielen handelt, soll das Regalbediengerät ununterbrochen ausgelastet sein. Es werden daher kontinuierlich Aufträge eingesteuert.

### 6.3.2 Simulationsabbruch und Seedwerte

Bei jeder Simulation stellt sich die Frage, ab wann die Simulationsergebnisse vertrauenswürdig genug sind, um ein realistisches Abbild der simulierten Prozesse darzustellen. Es ist nicht sinnvoll, die Simulationsläufe zu einem willkürlichen Zeitpunkt abzubrechen. Da jedoch in den meisten Fällen die Rechenzeit begrenzt ist, bedarf es einer Abschätzung, ab wann von einer guten Übereinstimmung der Werte

mit der Realität ausgegangen werden kann. Bei der Simulation des Lagers wird der Beurteilungswert, die mittlere Einlagerungsleistung pro Stunde, ermittelt, indem der Durchschnittswert einer gewissen Anzahl von Arbeitsspielen berechnet wird. Statistisch betrachtet handelt es sich um eine Anzahl von Stichproben, die aus der Menge aller möglichen Lagerspiele (der Grundgesamtheit) gezogen wird, und deren Mittelwert sich mit steigender Anzahl an Stichproben dem Erwartungswert für die mittlere Spielzeit annähert.

Wie exakt diese Annäherung an den tatsächlichen Wert ist, lässt sich statistisch beschreiben. Die Standardabweichung $\sigma_x$ gibt an, wie stark die gezogenen Werte um den gemeinsamen Mittelwert streuen. Sie berechnet sich nach Formel (6-1):

$$\sigma_x = \sqrt{Var(X)} \tag{6-1}$$

Die zur Berechnung der Standardabweichung notwendige Varianz ergibt sich nach (6-2):

$$Var(X) = \sigma^2 = E\left(X - E\left(X\right)\right)^2 \tag{6-2}$$

Um die Varianz $Var(X)$ einer Stichprobe, wie sie beispielsweise durch eine Anzahl von Simulationsläufen erzeugt wird, zu ermitteln, kann die Formel zur Berechnung der Stichprobenvarianz herangezogen werden, wobei $\bar{x}$ den arithmetischen Mittelwert der Stichprobe darstellt:

$$s^2 = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2 \tag{6-3}$$

Um auszudrücken, mit welcher Wahrscheinlichkeit das ermittelte Ergebnis innerhalb eines gewissen Intervalls um den tatsächlichen Wert liegt, wird der Vertrauensbereich (auch Konfidenzintervall) angegeben. Für weitere Informationen sei auf die Literatur verwiesen ([Eickhoff 2002; Zimmermann et al. 2005; Hulliger 2006; Gränicher 1996; Kluge 2006] etc.).

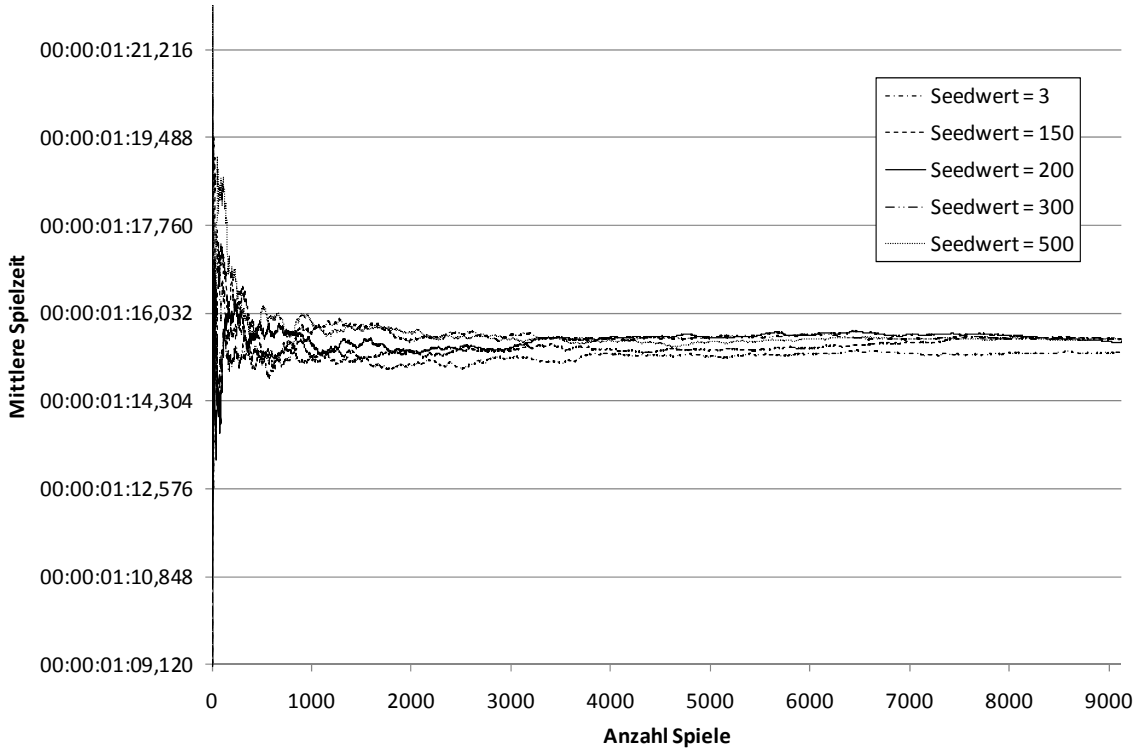



**Abbildung 6-7: Einschwingen der mittleren Spielzeit**

Abbildung 6-7 zeigt die Entwicklung des Mittelwerts der mittleren Spielzeit mehrerer beispielhafter Simulationsläufe, die jeweils mit unterschiedlich initialisiertem Zufallsgenerator (in der Simulationstechnik wird dieser Initialisierungswert *Seedwert* genannt) gestartet wurden. Es zeigt sich, dass die mittlere Spielzeit zunächst stark schwankt, sich jedoch relativ schnell in einem engen Bereich einschwingt. In der Simulation wurde daher ein pragmatischer Weg des Simulationsabbruchs gewählt: Während der Versuchsläufe wird fortlaufend die Spannweite der letzten 1.000 Mittelwerte ermittelt. Ist diese Spannweite kleiner als 1 % des letzten Mittelwertes, hat sich die mittlere Spielzeit eingeschwungen. Der Versuch wird an dieser Stelle abgebrochen. Erfahrungsgemäß werden die Simulationen meist nach ca. 6.000 bis 8.000 Spielen abgebrochen. Die Untersuchung der Entwicklung der mittleren Spielzeiten zeigte, dass mit dem gewählten Abbruchkriterium eine ausreichende Genauigkeit der Versuchsergebnisse sichergestellt wird. Zudem ermöglicht der dynamische Abbruch eine Verringerung der notwendigen Rechenzeit, weil keine „Sicherheitsaufschläge“ in Form einer zusätzlichen Anzahl von Lagerspielen berücksichtigt werden müssen.

## 6.4 Werkzeug zur Verwaltung der Simulationsläufe

An der Konfiguration eines Simulationslaufs ist eine Vielzahl von Parametern beteiligt. Um bei der großen Anzahl an Simulationsläufen den Überblick wahren zu können und eine vereinfachte Möglichkeit zu schaffen, die Simulationsläufe zu verwalten, wurde dazu ein datenbankbasiertes Werkzeug entwickelt. Dessen Hauptfunktion besteht in der Erstellung von Excel-Dateien, die zur automatischen Parametrisierung und Durchführung der Simulationsläufe verwendet werden.

Bei dem Simulationsmodell und der Datenbankanwendung handelt es sich um zwei getrennte Programme, die jedoch eine funktionelle Einheit bilden. Abbildung 6-8 zeigt das Zusammenspiel von Datenbank, Simulationsmodell und der Datenbankanwendung.

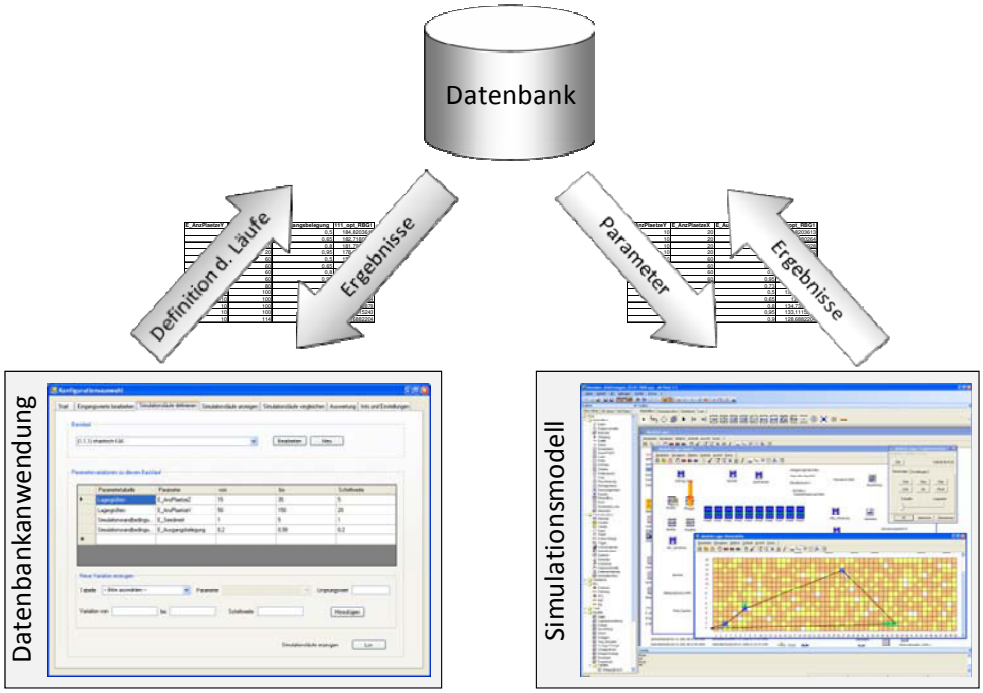



**Abbildung 6-8: Zusammenspiel von Datenbankanwendung und Simulationsmodell**

Mit Hilfe der Datenbankanwendung werden die einzelnen Parameter festgelegt, in Gruppen zusammengefasst und die Parameterkombinationen zu Simulationsläufen zusammengestellt. Die Speicherung aller anfallenden Daten erfolgt in der zentralen Datenbank. Das Simulationsmodell parametrisiert sich über eine aus der Datenbank exportierte Excel-Tabelle. Die Simulationsergebnisse schreibt das Modell wieder in diese Tabelle, von wo aus sie entweder in die Datenbank importiert oder direkt weiterverarbeitet werden können.

Um den Anwender bei der Durchführung von Simulationsexperimenten mit variierten Parametern zu unterstützen, werden die einzelnen Parameter zu Gruppen zusammengefasst. Beispiele dafür sind Regalbediengerät (mit den Parametern Geschwindigkeit, Lastwechselspielzeiten etc.) und Konfiguration (Lagertiefe, Anzahl Lastaufnahmemittel, Tiefe der Lastaufnahmemittel). Den Parametergruppen können Namen zugewiesen werden, was eine gute Wiederverwendbarkeit der Parameter unterstützt. Aus den Parametergruppen kann in einem nächsten Schritt ein Simulationslauf (*Basislauf* genannt) zusammengestellt werden. Dieser enthält alle notwendigen Parameter, um einen Simulationslauf zu beschreiben. Da das Werkzeug zur Verwaltung einer großen Menge an Simulationsläufen mit unterschiedlichen Parametern eingesetzt werden soll, stellen die Basisläufe die Ausgangspunkte für eine Variation der Parameter dar.

Ebenfalls in das Werkzeug integriert ist die Möglichkeit, eine beliebige Anzahl von Parametern zu variieren und vollfaktorielle Versuchspläne zu erstellen.

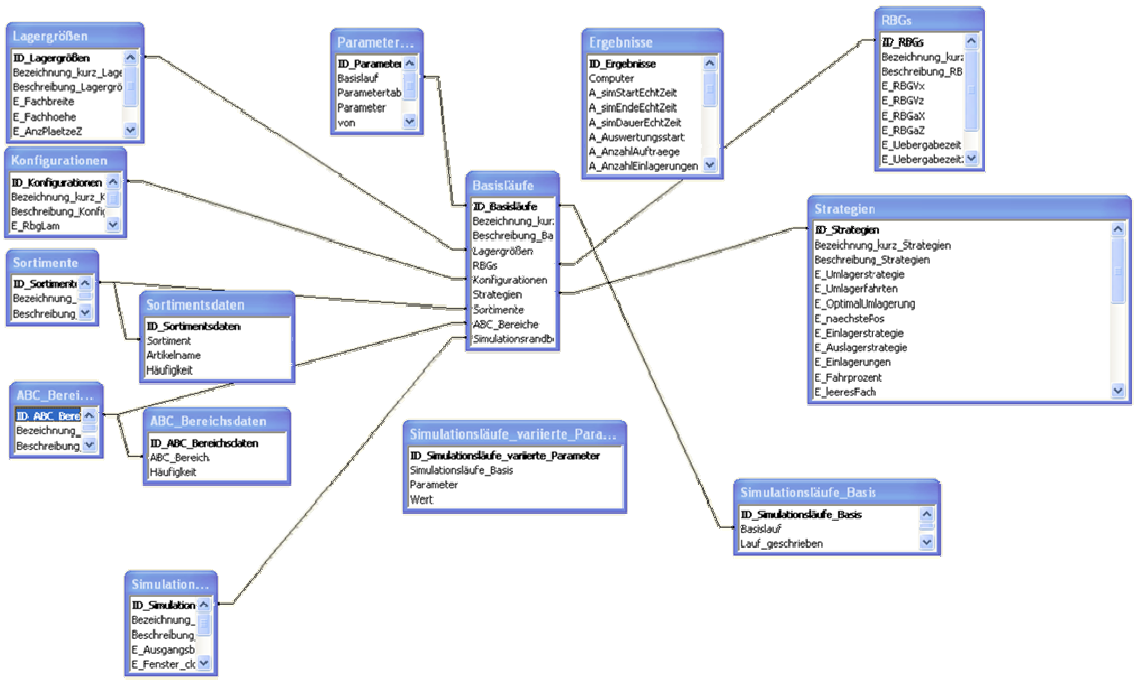



**Abbildung 6-9: Entity-Relationship-Diagramm der Simulationsdatenbank**

Abbildung 6-9 zeigt das Entity-Relationship-Diagramm der dem Werkzeug zugrundeliegenden Datenbank. Um eine einfache Variation der Simulationsparameter zu ermöglichen, können jedem Basislauf eine beliebige Anzahl von Variationen beliebiger Parameter zugeordnet werden. Soll beispielsweise die Parametertabelle für Experimente mit einem Lager gebildet werden, bei dem die Höhe und die Länge in

einem $2^3$-faktoriellen Versuchsplan variiert werden soll, werden zwei Parametervariationen erzeugt und ebenfalls in der Datenbank abgelegt. Diese Parametervariationen enthalten jeweils Informationen darüber, welcher Parameter variiert werden soll, welches die Maximal- und Minimalwerte sind und schließlich mit welcher Schrittweite der Parameter verändert werden soll.

Aus den Basisläufen und den Parametervariationen werden die Parametersätze für die Simulationsläufe gebildet und in einer eigenen Tabelle abgelegt. Nach einem Export in die Excel-Datei können sie in das Simulationsmodell eingelesen werden und dort abgearbeitet werden. Eine Import-Funktion bietet die Möglichkeit, die Simulationsergebnisse ebenfalls in der Datenbank zu speichern und über Filterfunktionen schnell nach den Ergebnissen, die mit bestimmten Parametern erstellt wurden, zu suchen.

## 6.5 Auswahl der zu untersuchenden Lagerkonfigurationen

In Abstimmung mit Partnern aus der Industrie wurden acht Lagerkonfigurationen zur näheren Betrachtung ausgewählt. Es handelt sich dabei um jeweils ein bis drei einfachtiefe Lastaufnahmemittel bei einfach- sowie doppelttiefer Lagerung sowie um ein bzw. zwei doppelttiefe Lastaufnahmemittel bei doppelttiefer Lagerung. Abbildung 6-10 stellt die ausgewählten Lagerkonfigurationen graphisch dar.

Zur vereinfachten Identifikation der Konfigurationen wurde eine Kurzbezeichnung eingeführt, die in der Abbildung ebenfalls dargestellt ist. Jede Konfiguration wird durch drei Ziffern gekennzeichnet. Die erste Ziffer steht für die Lagertiefe, die zweite für die Anzahl an Lastaufnahmemitteln und die dritte Ziffer für die Tiefe des Lastaufnahmemittels. Die Konfiguration [211] steht also für ein doppelttiefes Lager, das von einem einfachtiefen Lastaufnahmemittel bedient wird.

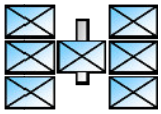
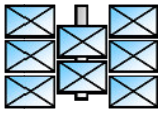
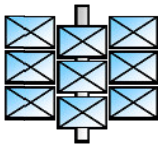
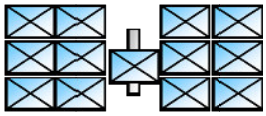
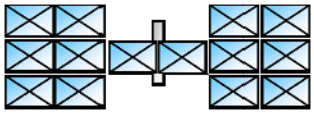
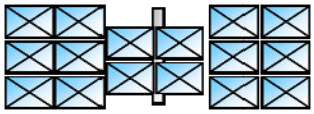
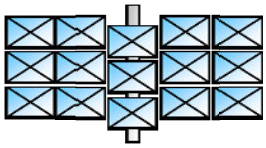
| Lager-tiefe | Anzahl LAM | Tiefe des LAM | Kurzbezeich-nung | Bild |
|---|---|---|---|---|
| 1 | 1 | 1 | [111] |  |
| 1 | 2 | 1 | [121] |  |
| 1 | 3 | 1 | [131] |  |
| 2 | 1 | 1 | [211] |  |
| 2 | 1 | 2 | [212] |  |
| 2 | 2 | 2 | [222] |  |
| 2 | 2 | 1 | [221] | |
| 2 | 3 | 1 | [231] |  |

**Abbildung 6-10: Betrachtete Lagerkonfigurationen und Kurzbezeichnungen**

Lagerkonfigurationen, die mehrere mehrfachtiefe Lastaufnahmemittel enthalten, wurden aufgrund von Hinweisen der Industriepartner nicht vertieft untersucht. Zwar bietet das Simulationsmodell die Voraussetzungen, auch diese Konfigurationen zu betrachten, die zur Verfügung stehende Bearbeitungszeit erforderte jedoch eine Fokussierung auf praxisrelevante Konfigurationen. Es wurden daher bei der Untersuchung der Konfigurationen [212] und [222] Einschränkungen hinsichtlich der untersuchten Betriebsstrategien vorgenommen. Bei mehrfachtiefen Mehrfachlastaufnahmemitteln handelt es sich um äußerst selten eingesetzte Lagerkonfigurationen. Aus Gründen der Ausfallsicherheit bevorzugen die Kunden einfachere Lastaufnahmemittel.

## 6.6 Bewertung des Einflusses der Lagerbetriebsstrategien auf die Umschlagleistung

Nach der Auswahl der Lagerkonfigurationen galt es, ihnen Lagerbetriebsstrategien zuzuordnen, mit denen eine möglichst hohe Leistung erreicht werden kann. Um möglichst allgemeingültige Simulationsergebnisse zu erhalten, wurden nur Strategien betrachtet, bei denen die erreichbare Leistung unabhängig vom Sortiment ist. Zonierungen wurden daher nicht weiter geprüft. Zudem wurden Untersuchungen darüber durchgeführt, welchen Einfluss die Komponenten der Lagerbetriebsstrategien auf die vom Lager erreichbare Umschlagleistung nehmen.

### 6.6.1 Vorgehensweise

Zur Untersuchung des Einflusses verschiedener Parameter auf die vom Lager erreichbare Leistung wurde eine Vielzahl von Lagergrößen in Verbindung mit verschiedenen Regalbediengeräten, Konfigurationen und Betriebsstrategien untersucht. Es wurden zehn Lagergrößen ausgewählt und deren Durchsatzleistung in Zusammenspiel mit vielfältigen Betriebsstrategien untersucht. Der Regalwandfaktor wurde konstant bei $w = 1$ gehalten.

### 6.6.2 Einflüsse bei einfachtiefem Lager

Beim einfachtiefen Lager kommt vor allem der Art der Lagerplatzvergabe eine hohe Bedeutung zu. Beim Einsatz von Mehrfachlastaufnahmemitteln wird zusätzlich der Einfluss der Fahrstrategien deutlich. Bei den im Folgenden dargestellten Untersuchungen wurde die Spielzeit der Lastaufnahmemittel vernachlässigt, um die reinen Fahrzeiten vergleichen zu können. Als Referenz wird jeweils die Strategie „Zufällige Einlagerplatzwahl“ und „Zufälliger Fahrweg“ verwendet.

#### Einlagerstrategie

Abbildung 6-11 zeigt den Verlauf der Spielzeiten bei verschiedenen Einlagerstrategien in einem einfachtiefen Lager mit einem einfachtiefen Lastaufnahmemittel über den Füllungsgrad des Lagers. Erwartungsgemäß hat der Füllungsgrad des Lagers bei Verwendung der Strategie „Zufällig“ keinen Einfluss auf die Spielzeit. Im Gegensatz dazu zeigt sich die Strategie „Einlagerung möglichst nahe am E/A-Punkt“ als besonders empfindlich gegenüber diesem Parameter. Durch die kompakte Lagerung entsteht ein „Lager im Lager“, das einen sehr hohen Füllungsgrad aufweist und wie ein mit der Strategie „Zufällig“ betriebenes kleineres Lager ange-

sehen werden kann. Deshalb nähern sich die Spielzeiten bei hohen Füllungsgraden den Werten der Strategie „Zufällig“.

Gerade bei den in der Praxis üblichen hohen Lagerfüllungsgraden zeigt die Strategie der Konzentration um den E/A-Punkt kaum mehr Vorteile gegenüber einer zufälligen Lagerplatzvergabe. Deutlich bessere Ergebnisse zeigt die Strategie „Einlagerung nahe Auslagerung“, bei der möglichst nahe an den vorgegebenen Auslagerpunkten liegende Einlagerplätze gewählt werden. Es zeigt sich, dass diese Strategie sich weitgehend tolerant gegenüber hohen Lagerfüllungsgraden verhält. Lediglich bei sehr hoher Lagerfüllung wird die mittlere Entfernung zum nächsten freien Lagerplatz so groß, dass die Spielzeit ansteigt.

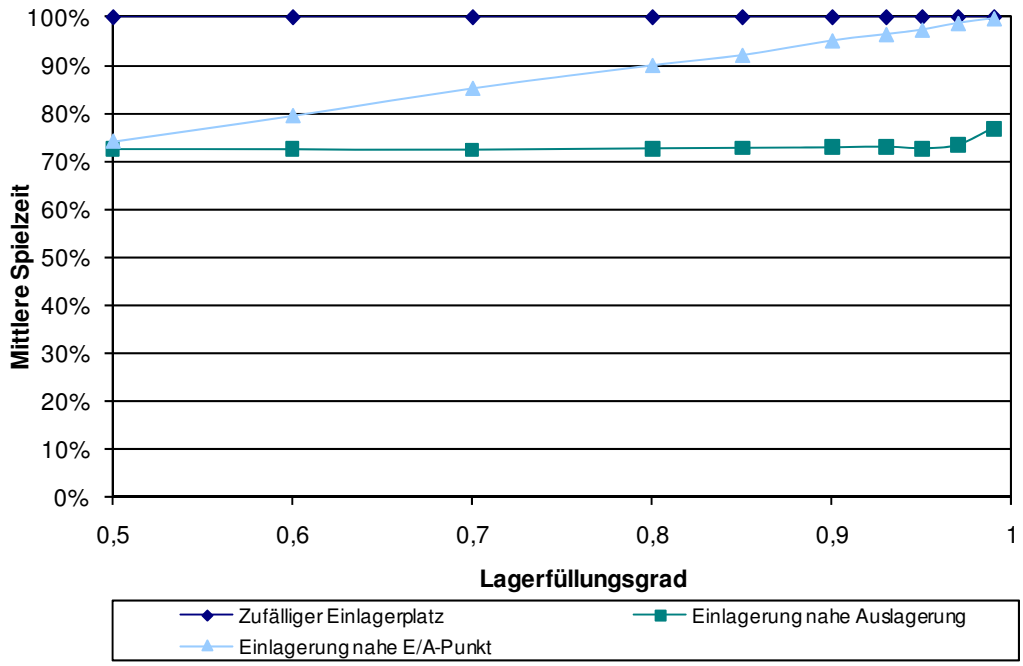



**Abbildung 6-11: Spielzeiten im einfachtiefen Lager mit einem Lastaufnahmemittel**

Durch die Verwendung der Strategie „Einlagerung nahe Auslagerung“ kann gegenüber der Strategie „Zufällige Wahl des Einlagerorts“ eine Spielzeiteinsparung von etwa 28 % erreicht werden. Auch bei sehr hohen Füllungsgraden sind noch deutliche Einsparungen möglich.

Bei Verwendung mehrerer Lastaufnahmemittel im einfachtiefen Lager kann zusätzlich die Strategie Mehrfacheinlagerung untersucht werden. Die im vorangegangenen Absatz diskutierten Strategien verhalten sich sowohl bei Zweifach- als auch bei Dreifachlastaufnahmemitten qualitativ analog zu den mit einem Lastaufnahmemittel erzielten Ergebnissen. Die Strategie der Mehrfacheinlagerung zeigt bis zu einem

Füllungsgrad von ca. 0,7 einen konstanten Verlauf, um dann anzusteigen (siehe Abbildung 6-12).

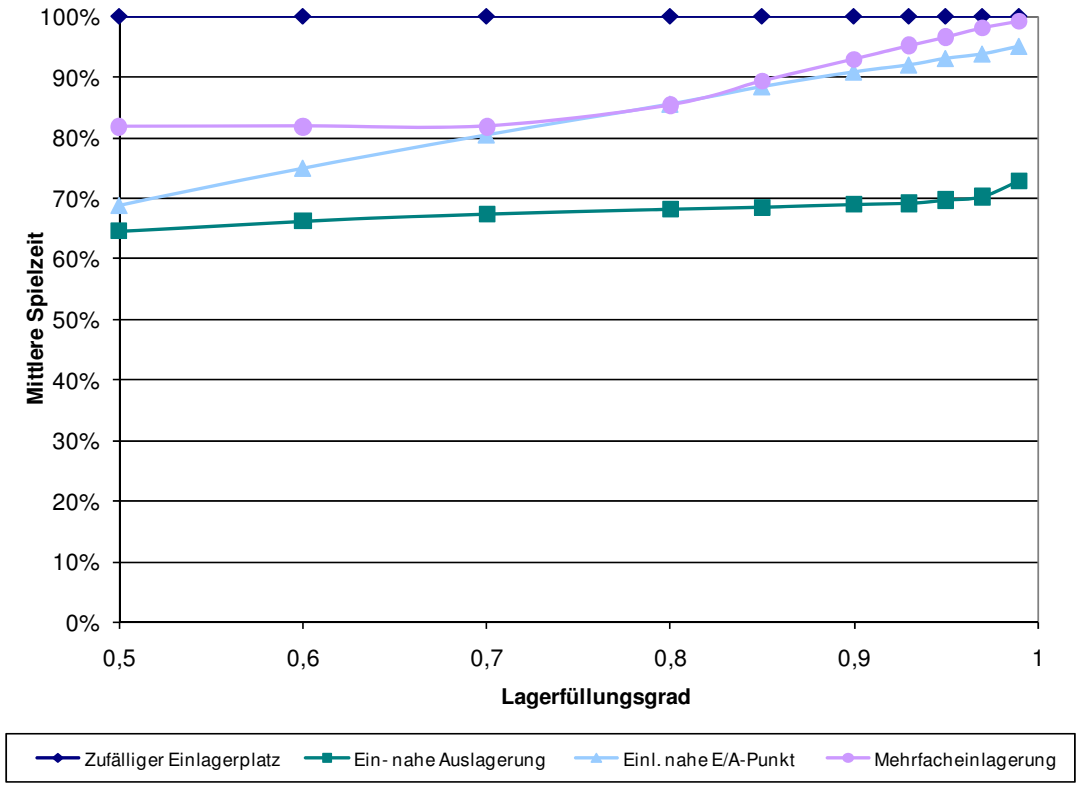



**Abbildung 6-12: Spielzeiten im einfachtiefen Lager mit zwei Lastaufnahmemitteln**

Dieses Verhalten erklärt sich aus der Tatsache, dass bei höheren Füllungsgraden nicht mehr für jede Einlagerung ein freies Fächerpaar oder -tripel zur Verfügung steht und einzelne Einlagerungen durchgeführt werden müssen. Da die Strategie der Mehrfacheinlagerung zum Ziel hat, den Anteil der Lastwechselzeiten an der Spielzeit zu minimieren, erscheint sie in einer Untersuchung, der sich auf die Quantifizierung der Wegzeiten beschränkt, als leistungsschwächere Alternative.

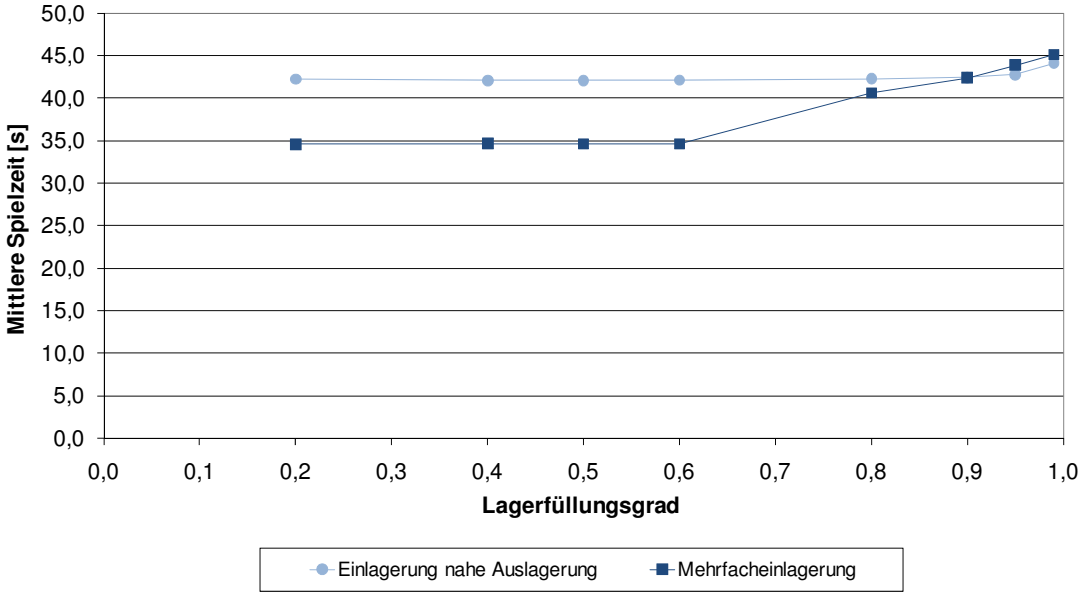



**Abbildung 6-13: Vergleich der Spielzeiten bei Dreifachlastaufnahmemittel**

In Abbildung 6-13 ist der Verlauf der Spielzeiten unter Berücksichtigung der Lastwechselzeiten dargestellt. Es zeigt sich, dass Mehrfacheinlagerungen bei Lagerfüllungsgraden bis 0,9 die mittleren Spielzeiten deutlich reduzieren können.

| Anzahl LAM | Optimierungspotential bei Füllgrad z = 0,8 | Optimierungspotential bei Füllgrad z = 0,99 |
|---|---|---|
| 1 LAM | 27 % | 25 % |
| 2 LAM | 35 % | 25 % |
| 3 LAM | 39 % | 27 % |

**Tabelle 6-1: Optimierungspotential der Strategie „Einlagerung nahe Auslagerung"**

Tabelle 6-1 fasst die mögliche Spielzeitverkürzung beim Einsatz der Strategie „Einlagerung nahe Auslagerung" im Vergleich mit einer zufälligen Wahl des Einlagerortes zusammen. Es wird deutlich, dass die Verwendung von Mehrfachlastaufnahmemitteln ein besonders hohes Optimierungspotential bietet.

Durch die Abhängigkeit von der Spielzeit des Lastaufnahmemittels kann eine mittlere Spielzeitverkürzung durch den Einsatz der Mehrfacheinlagerung nicht angegeben werden. Daher wurde diese Strategie bei der Erstellung der neuronalen Netze eigens berücksichtigt. Es wurden Netze erstellt, die Durchsätze für Mehrfacheinlagerungen berechnen können.

**Bewegungsstrategie**

Die Bewegungsstrategie erlangt erst bei der Verwendung von Mehrfachlastaufnahmemitteln Bedeutung. Je mehr Punkte im Lager in einem Spiel angefahren werden sollen, desto mehr Potential besteht für die Optimierung der Fahrwege.

| Anzahl Lastaufnahmemittel | Einsparung durch Strategie Fahrwegsoptimierung |
|---|---|
| 2 LAM | 14 % |
| 3 LAM | 23 % |

**Tabelle 6-2:Einfluss der Fahrstrategie bei zufälliger Einlagerplatzwahl**

Tabelle 6-2 stellt den Einfluss der im Modell implementierten Bewegungsstrategie gegenüber einer zufälligen Wegbildung dar, wobei die Einlager- sowie Auslagerplätze zufällig gewählt werden.

Bei Verwendung einer Einlagerstrategie, die bereits eine Minimierung der Fahrtanteile vorsieht, kann die Fahrwegsoptimierung keine großen Spielzeitverringerungen mehr erreichen. Die Strategie „Einlagerung nahe Auslagerung“ fasst Ein- und Auslagerungen zu Pärchen zusammen, die möglichst nahe beieinander liegen. Im Optimalfall liegen Ein- und Auslagerfach auf der gleichen Position in der gegenüberliegenden Regalwand und eine Fahrbewegung des Regalbediengeräts entfällt ganz. Bis zu hohen Füllungsgraden von ca. 0,95 kann vereinfacht davon ausgegangen werden, dass bei Verwendung von zwei Lastaufnahmemitteln nur zwei Punkte im Lager angefahren werden müssen. Eine Optimierung des Fahrwegs hat daher kaum Einfluss auf die Spielzeit. Bei drei Lastaufnahmemitteln zeigt sich ein Effekt, der allerdings im Vergleich zu dem Optimierungspotential bei zufälliger Wahl des Einlagerplatzes keine großen Einsparungen ergibt (vergleiche auch [Seemüller 2006]).

### 6.6.3 Einflüsse bei doppelttiefem Lager

Die Betrachtung für doppelttiefe Lager unterscheidet sich hauptsächlich durch den Einfluss der Umlagerungen, die notwendig sind, um eine gangfern gelagerte Lagereinheit, die durch ein gangnah stehendes Gut verdeckt wird, auslagern zu können.

**Umlagerstrategie**

Abbildung 6-14 zeigt einen Vergleich der Spielzeiten eines doppelttiefen Lagers mit einem Lastaufnahmemittel, das mit zwei verschiedenen Umlagerstrategien betrieben wird (wieder ohne Lastwechselspielzeiten): mit einer zufälligen Wahl des

Umlagerfachs und mit einer Umlagerstrategie, die einen Umlagerplatz möglichst nahe zum Auslagerfach sucht. In beiden Fällen werden zur Einlagerung zufällige freie Plätze gesucht, so dass auch schon bei Lagerfüllungsgraden unter 50 % Umlagerungen notwendig sind.

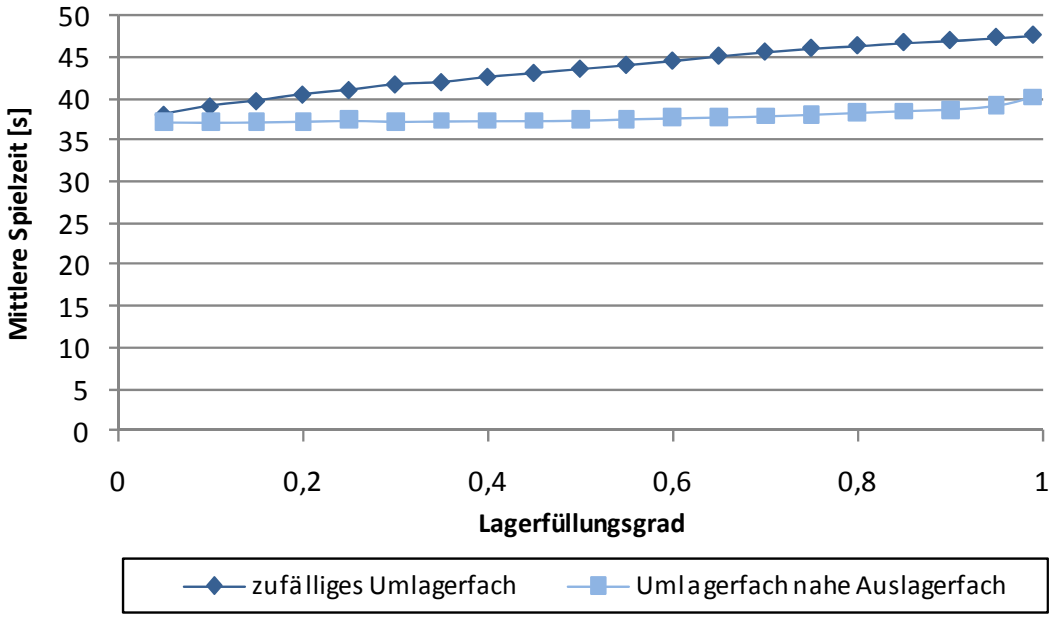



**Abbildung 6-14: Einfluss der Umlagerstrategie (Einlagerung beliebig)**

Aus dem Verlauf der Kurve „zufälliges Umlagerfach“ wird ersichtlich, dass die Umlagerwahrscheinlichkeit mit steigendem Lagerfüllungsgrad zunimmt. Der Strategie „Umlagerfach nahe Auslagerfach“ gelingt es jedoch, die Stärke des Anstiegs der Kurve durch die Wahl eines nahen Umlagerfachs zu begrenzen. Erst bei hohen Füllungsgraden von über 0,9 gelingt das nicht mehr vollständig und die mittlere Spielzeit steigt an.

Abbildung 6-15 zeigt den Verlauf der Spielzeiten über dem Lagerfüllungsgrad analog zu Abbildung 6-14, allerdings unter Verwendung einer Einlagerstrategie, die bevorzugt leere Lagerkanäle einlagert und so Umlagerungen vermeidet. Diese Strategie spiegelt sich deutlich im Verlauf der Kurve „zufälliges Umlagerfach“ wider, bis zu einem Füllungsgrad von 50 % treten hier keine Umlagerungen auf. Bei Berücksichtigung der Lastwechselspielzeiten würde sich diese Strategie noch deutlicher bemerkbar machen, da bei der Umlagerung in ein möglichst nahes Fach zwar nur geringe Fahrzeitanteile wirksam werden, die Lastwechselspielzeiten jedoch ebenfalls einen Einfluss haben.

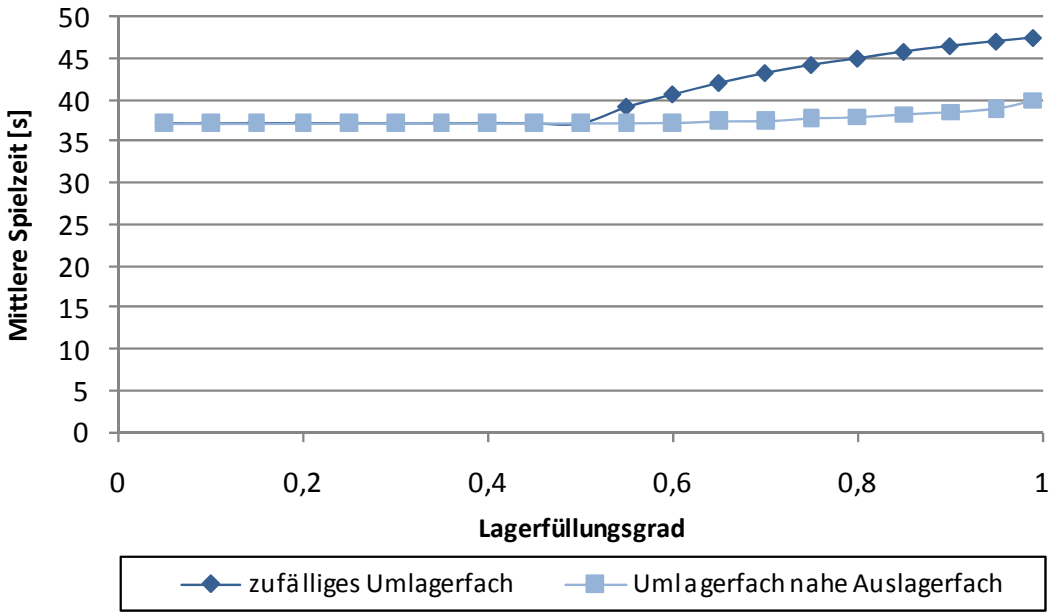



**Abbildung 6-15: Einfluss der Umlagerstrategie (Einlagerung bevorzugt in leere Kanäle)**

### Einlager- und Fahrstrategie

Die bereits im Abschnitt 6.6.1 diskutierten Optimierungspotentiale durch die Einlagerstrategien gelten analog für doppelttiefe Lager. Auch hier haben sich die Strategien „Einlagerung nahe Auslagerung“ und Mehrfacheinlagerungen als optimal herausgestellt. Ein Vergleich dieser Strategien erfordert wieder die Betrachtung der Spielzeiten des Lastaufnahmemittels. Daher wurden bei der Erstellung der Ersatzmodelle beide Strategiekombinationen berücksichtigt.

Bei der Beurteilung der Fahrstrategie zeigt sich ebenfalls ein sehr ähnliches Verhalten wie bei der einfachtiefen Lagerung: Bei zufälliger Wahl des Einlagerorts können gerade bei der Verwendung von Dreifachlastaufnahmemitteln Fahrzeiteinsparungen von 23 % realisiert werden. Kommt jedoch die Strategie „Einlagerung nahe Auslagerung“ zum Einsatz, kann die Fahrwegsoptimierung nur noch eine Einsparung von ca. 7 % erreichen.

### Mehrfachtiefe Lastaufnahmemittel

Mehrfachtiefe Lastaufnahmemittel werden vor allem im Bereich der automatischen Kleinteilelager angewendet. Sie ermöglichen, ebenso wie die Verwendung von zwei Lastaufnahmemittel nebeneinander, eine Durchsatzsteigerung durch die Bildung von Vierfachspielen. Doppelttiefe Lastaufnahmemittel bedingen jedoch einige Einschränkungen bei der Auswahl der Einlagerplätze bzw. in der Wahl des Fahrwegs. So kann nicht sichergestellt werden, dass ein auf dem Lastaufnahmemittel befindli-

cher Behälter zu jeder Zeit auch in jede beliebige Regalwand eingelagert werden kann, da er durch einen zweite Ladeeinheit auf dem Lastaufnahmemittel verdeckt stehen kann. Darauf muss entweder bereits bei der Wahl des Einlagerortes geachtet werden, oder es kann nicht der optimale Fahrweg gewählt werden. Ein doppelttiefes Lastaufnahmemittel erreicht daher im Allgemeinen nicht die Umschlagleistung von zwei einfachtiefen Lastaufnahmemitteln, kann jedoch bei unter Umständen geringere Investitionskosten nach sich ziehen. Die Kombination von mehreren mehrfachtiefen Lastaufnahmemitteln erlaubt eine weitere Durchsatzsteigerung.

### 6.6.4 Zuordnung von Betriebsstrategien zu den Lagerkonfigurationen

Um sich aus der Vielzahl an möglichen Kombinationen aus Betriebsstrategien und Lagerkonfigurationen nur auf praxisrelevante Kombinationen zu beschränken und diese näher zu betrachten, wurde eine Zuordnung von Betriebsstrategiekombination zu Lagerkonfigurationen getroffen. Ziel war es, die jeweils leistungsstärkste Kombination aus Strategie und Konfiguration herauszufinden und dabei ausschließlich vom Sortiment unabhängige Strategien zu betrachten, um möglichst allgemeingültige Aussagen treffen zu können. Dazu wurden, wie im vorangegangenen Abschnitt beschrieben, Simulationsläufe ausgewertet und die Unterschiede in der erreichten Durchsatzleistung untersucht. Dabei erfolgte eine Quantifizierung des Einflusses der Strategiebestandteile auf die mittleren Spielzeiten, die anschließend verwendet wurde, um jeder der ausgewählten Lagerkonfiguration eine Betriebsstrategiekombination zuzuordnen, die eine hohe Leistung verspricht.

Abbildung 6-16 zeigt die Lagerkonfigurationen und die zugeordneten Betriebsstrategien. Es wird davon ausgegangen, dass in der Praxis ebenfalls eine Optimierung der Durchsatzleistung durch die Verwendung sinnvoller Betriebsstrategiekombinationen erfolgt und die im Rahmen dieser Arbeit erzeugten Durchsatzkennwerte deshalb ein praxisnahes Abbild der erreichbaren Leistung bieten.

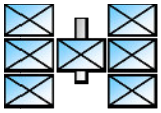
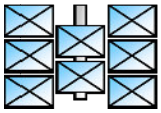
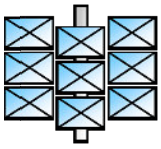
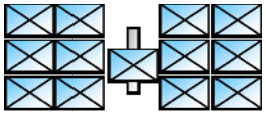
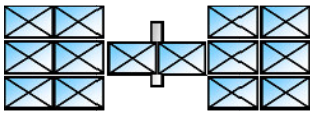
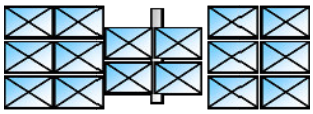
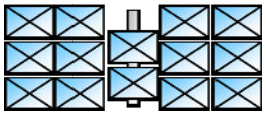
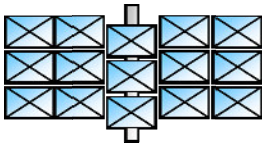
| Lagerkonfiguration | | Betriebsstrategie |
|---|---|---|
| [111] |  | Einlagerung nahe Auslagerung |
| [121] |  | Einlagerung nahe Auslagerung<br>Fahrwegsoptimierung<br>Zusätzlich: Mehrfacheinlagerung |
| [131] |  | Einlagerung nahe Auslagerung<br>Fahrwegsoptimierung<br>Zusätzlich: Mehrfacheinlagerung |
| [211] |  | Einlagerung nahe Auslagerung<br>Umlagerung auf den nächstmöglichen Platz |
| [212] |  | Zufällige Einlagerung<br>Fahrwegsoptimierung<br>Umlagerung auf den nächstmöglichen Platz |
| [222] |  | Zufällige Einlagerung<br>Fahrwegsoptimierung<br>Umlagerung auf den nächstmöglichen Platz |
| [221] |  | Einlagerung nahe Auslagerung<br>Fahrwegsoptimierung<br>Umlagerung auf den nächstmöglichen Platz<br>Zusätzlich: Mehrfacheinlagerung |
| [231] |  | Einlagerung nahe Auslagerung<br>Fahrwegsoptimierung<br>Umlagerung auf den nächstmöglichen Platz<br>Zusätzlich: Mehrfacheinlagerung |

**Abbildung 6-16: Lagerkonfigurationen und ausgewählte Betriebsstrategien**

Nach der Auswahl der Betriebsstrategien wurden weitere Untersuchungen durchgeführt, um das Verhalten der Strategien bei variierten Lagergrößen zu ermitteln. Dazu wurden Simulationsläufe durchgeführt, mit denen eine große Anzahl verschiedener - für ein automatisches Kleinteilelager in Frage kommender - Lagergrößen in

den definierten Konfigurationen untersucht wurden. Tabelle 6-3 zeigt die dabei verwendeten Lagergrößen. Als Regalbediengerät wurde ein schnelles Gerät mit einer Fahrgeschwindigkeit von 6 m/s und einer Hubgeschwindigkeit von 3 m/s verwendet.

| | Stellplätze x | Stellplätze y |
|---|---|---|
| Lager 1 | 50 | 15 |
| Lager 2 | 75 | 15 |
| Lager 3 | 100 | 15 |
| Lager 4 | 125 | 15 |
| Lager 5 | 150 | 15 |
| Lager 6 | 50 | 20 |
| Lager 7 | 75 | 20 |
| Lager 8 | 100 | 20 |
| Lager 9 | 125 | 20 |
| Lager 10 | 150 | 20 |
| Lager 11 | 50 | 25 |
| Lager 12 | 75 | 25 |
| Lager 13 | 100 | 25 |

| | Stellplätze x | Stellplätze y |
|---|---|---|
| Lager 14 | 125 | 25 |
| Lager 15 | 150 | 25 |
| Lager 16 | 50 | 30 |
| Lager 17 | 75 | 30 |
| Lager 18 | 100 | 30 |
| Lager 19 | 125 | 30 |
| Lager 20 | 150 | 30 |
| Lager 21 | 50 | 35 |
| Lager 22 | 75 | 35 |
| Lager 23 | 100 | 35 |
| Lager 24 | 125 | 35 |
| Lager 25 | 150 | 35 |

**Tabelle 6-3: Lagergrößen zur Untersuchung des Einflusses der Größe auf die Umschlagleistung**

Mit Hilfe dieser Versuche konnten weitere vergleichende Untersuchungen über das Verhalten und die Leistung der verschiedenen Konfigurationen unter unterschiedlichen Bedingungen vorgenommen werden. Einen Ausschnitt daraus zeigt Abbildung 6-17, in der die Leistungskennlinien für eine beispielhafte Lagergasse mit ca. 1.000 Stellplätzen, jedoch verschiedenen Lagerkonfigurationen dargestellt sind. Um die Vergleichbarkeit der Konfigurationen zu wahren, unterscheiden sich die Lagergrößen bei einfach- und doppelttiefen Konfigurationen. Die Stellplatzanzahl bei den verschiedenen Lagertiefen wurde konstant bei ca. 1.000 gehalten, um Effekte wie eine Durchsatzsteigerung bei doppelttiefer Konfiguration durch die verkürzten Fahrwege zu berücksichtigen.

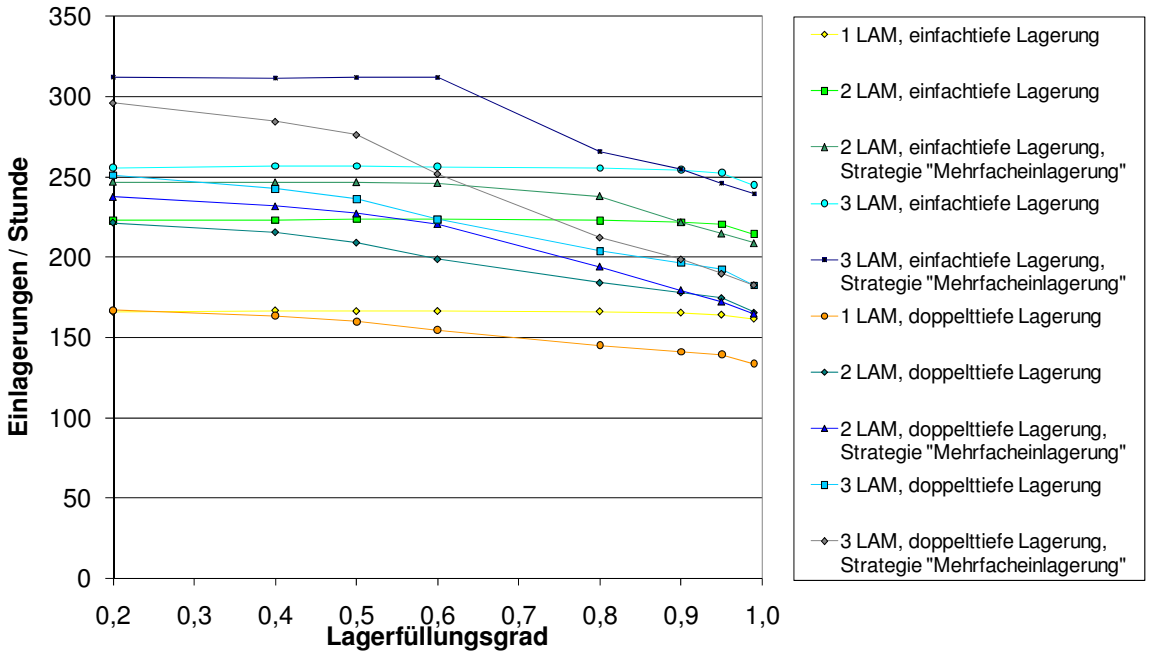



**Abbildung 6-17: Leistungskennlinien für ein beispielhaftes Lager**

Es zeigt sich, dass die Umschlagleistung bei Verwendung von Mehrfachlastaufnahmemitteln ([121], [131] bzw. [221], [231]) deutlich höhere Werte erreicht, während eine doppelttiefe Lagerung ([2xx] im Vergleich zu [1xx]) die Leistung erwartungsgemäß senkt. Die Nutzung der Strategie „Mehrfacheinlagerungen“ (im Diagramm als „paarweise“ gekennzeichnet) zeigt eine starke Abhängigkeit vom Lagerfüllungsgrad, da bei hohen Füllungsgraden die Wahrscheinlichkeit sinkt, dass noch nebeneinander liegende Fächer frei sind. Gut zu erkennen ist der stärkere Abfall der Leistungskennlinie der Konfiguration „3 LAM, Mehrfacheinlagerung“ ([131] paarweise) im Vergleich zur Konfiguration „2 LAM, Mehrfacheinlagerung“ ([121] paarweise), da die Wahrscheinlichkeit, dass drei freie Lagerplätze nebeneinander zur Verfügung stehen, schneller sinkt. [Günthner et al. 2008a]

## 6.7 Erstellung der Ersatzmodelle

Nach dem Abschluss der Vorarbeiten sind die Voraussetzungen geschaffen, mit Hilfe des Simulationsmodells Ersatzmodelle zu erstellen. Im folgenden Abschnitt soll die Vorgehensweise, die zum Ziel dieser Arbeit, einem praxistauglichen Werkzeug zum Leistungsvergleich verschiedener Lagerkonfigurationen führte, beschrieben werden. Dabei stand zunächst die Auswahl eines geeigneten Verfahrens zur Bildung der Ersatzmodelle im Vordergrund. Anschließend wurden die Parameterbereiche definiert, in denen die Ersatzmodelle trainiert werden sollten, die Versuchs-

pläne erstellt und die notwendigen Simulationsläufe durchgeführt. Mit den so erzeugten Daten wurden die Modelle angepasst und ihre Prognosegüte abgeschätzt.

### 6.7.1 Auswahl eines Verfahrens zur Erstellung der Ersatzmodelle

Vor der Festlegung der Parameter und der Versuchspläne galt es, das Verfahren, mit dem die Ersatzmodelle erstellt werden sollten, zu wählen. In Frage kommen die in Abschnitt 4.4 (S. 79) beschriebenen Methoden. Da globale Ersatzmodelle erzeugt werden sollten und das Ziel keine Optimierung mit Hilfe der Modelle war, wurde die Response Surface Methodology nicht weiter betrachtet. Aufgrund ihrer positiven Eigenschaften wurden schließlich künstliche neuronale Netze gewählt. Sie zeichnen sich durch eine gute Anpassungsfähigkeit auch an komplexe Flächen aus und bieten die Möglichkeit, eine Vielzahl von Eingangsdimensionen abzubilden. Sie sind in der Lage, bei Bedarf auch Werte für mehrere Ausgabedimensionen anzugeben. Zudem liegen in der Literatur bereits vielfältige Erfahrungen vor, die eine gute Eignung dieses Verfahrens auch für den angestrebten Zweck, die Abbildung von automatischen Lagersystemen, erwarten lassen.

Da es sich bei den neuronalen Netzen um Linearkombinationen eindimensionaler Funktionen handelt, entsteht als Ersatzmodell eine verhältnismäßig einfache mathematische Beschreibung, die eine Weiterverwendung und eine schnelle Schätzung von Werten begünstigt.

### 6.7.2 Festlegung der Parameter

Nachdem künstliche neuronale Netze zur Bildung der Ersatzmodelle eingesetzt werden sollten, wurden Vorüberlegungen zur Generierung der Trainings- und Validierungsdaten durchgeführt. Prämisse für die Simulationsläufe war, dass zum Training der neuronalen Netze mindestens eine Permutation aus den Minima und Maxima der freien Parameter vorliegen sollten, also ein $2^k$-faktorieller Versuchsplan zur Anwendung kommt.

Prinzipiell ist die Anzahl an freien Parametern, die die Eingangswerte für das neuronale Netz bilden, nicht beschränkt. Je mehr Parameter vorliegen, desto mehr Trainingsdaten werden jedoch benötigt, um sichere Ergebnisse zu erhalten. Mögliche Eingangsparameter dafür sind in Tabelle 6-4 dargestellt.

| Parametergruppe | Parameter |
|---|---|
| **Lagerkonfiguration** | Lagertiefe |
| | Anzahl der Lastaufnahmemittel |
| | Tiefe der Lastaufnahmemittel |
| **Lagergröße** | Stellplatzanzahl in x-Richtung |
| | Stellplatzanzahl in y-Richtung |
| **Dynamik des Regalbediengeräts** | Fahrgeschwindigkeit |
| | Fahrbeschleunigung |
| | Hubgeschwindigkeit |
| | Hubbeschleunigung |
| | Positionierzeit |
| **Dynamik des Lastaufnahmemittels** | Lastwechselzeit einfachtief |
| | Lastwechselzeit doppelttief |
| **Organisation** | Lagerfüllungsgrad |
| | Lagerbetriebsstrategie |

**Tabelle 6-4: Mögliche Parameter zur Bildung der Kennfelder**

Sollen alle Parameter in einem Ersatzmodell berücksichtigt werden, müsste eine extrem große Anzahl von Simulationsläufen durchgeführt werden, um die benötigte Menge an Trainingsdaten zu erzeugen. Um die Komplexität zu reduzieren, wurde daher nicht ein Ersatzmodell für alle Parameter erstellt, sondern der Ansatz gewählt, für jede Kombination aus Lagerkonfiguration und Betriebsstrategie ein eigenes Ersatzmodell zu bilden.

Dieser Schritt senkt zwar die Anzahl notwendiger Simulationsläufe drastisch, sie bleibt allerdings dennoch in einer Größenordnung, die kaum durchzuführen ist: Sollten alle verbliebenen zehn Parameter berücksichtigt werden, müsste bei Verwendung eines einfachen $3^k$-Versuchsplans, der für eine Abbildung von Nichtlinearitäten mindestens notwendig ist, für jede Lagerkonfiguration 59.049 Trainingsdaten erzeugt werden. Wird davon ausgegangen, dass zudem drei Replikationen mit verschiedenen Startwerten der Zufallsgeneratoren pro Parameterkombination nötig sind, um die stochastischen Einflüsse in der Simulation auszugleichen, steigt die Anzahl notwendiger Simulationsläufen auf 177.147 pro Ersatzmodell.

Zur Lösung dieses Problems wurde ein pragmatischer Ansatz gewählt: Beim Regalbediengerät werden drei Geschwindigkeitsklassen gebildet und deren Parameter festgelegt. Für jede Lagerkonfiguration werden dann drei Ersatzmodelle erstellt, die je eines der Regalbediengeräte abbilden. Die in Tabelle 6-5 dargestellten Regalbediengeräte sind dabei als Standardgeräte zu betrachten, deren technische Daten einen großen Teil der am Markt befindlichen Geräte abdecken. Als freie Parameter verbleiben dann die Lagergröße in x- und y-Richtung sowie der Lagerfüllungsgrad, wodurch sich bei Verwendung eines $3^k$-Versuchsplans und drei Replikationen für jede Lagerkonfiguration eine Anzahl von 81 Simulationsläufen ergibt.

| **Parameter** | **RBG 1: schnell** | **RBG 2: mittelschnell** | **RBG 3: langsam** |
|---|---|---|---|
| Fahrgeschwindigkeit $v_x$ [m/s] | 6 | 3,5 | 2 |
| Fahrbeschleunigung $a_x$ [m/s²] | 3,5 | 2 | 1 |
| Hubgeschwindigkeit $v_y$ [m/s] | 3 | 2 | 1 |
| Hubbeschleunigung $a_y$ [m/s²] | 3 | 2 | 1 |
| Positionierzeit [s] | 0,5 | 0,5 | 1 |
| Lastwechselzeit einfachtief [s] | 3,23 | 4 | 6 |
| Lastwechselzeit doppelttief [s] | 3,87 | 5 | 7 |

**Tabelle 6-5: Parameter der betrachteten Regalbediengeräte**

### 6.7.3 Erstellung der Versuchspläne und Simulationsdurchführung

Nach der Festlegung, welches die Eingangsparameter der Ersatzmodelle sein sollten, und für welche Lagerkonfigurationen sie gebildet werden sollten, wurden die Versuchspläne für die Simulationsexperimente erstellt.

Zur Anwendung kamen vollfaktorielle Versuchspläne, die allerdings durch weitere Datenpunkte ergänzt wurden. Ziel dieser Ergänzung war es, zum einen außerhalb des regulären Rasters des vollfaktoriellen Plans liegende Punkte als zusätzliche Stützpunkte für das Training der neuronalen Netze zu erhalten, zum anderen werden für die Verifikation der Generalisierungsgüte Simulationsergebnisse benötigt,

die nicht zum Training zur Verfügung stehen. Die zusätzlichen Stützpunkte schaffen einen Ausgleich für diese entnommenen Daten.

Der Parameterbereich der Lagergrößen wurde so gewählt, dass marktübliche automatische Kleinteilelager damit abgebildet werden können. Die Minimal- und Maximalwerte der Parameter finden sich in Tabelle 6-6.

| Parameter | Minimum | Maximum |
|---|---|---|
| Stellplätze in y-Richtung | 10 | 40 |
| Stellplätze in x-Richtung | 20 | 140 |
| Lagerfüllungsgrad | 0,5 | 0,95 |

**Tabelle 6-6: Lagergrößen, die als Extremwerte für die Stützpunkte der neuronalen Netze festgelegt wurden**

Die Abwägung zwischen der für die Simulationen zur Verfügung stehenden Rechenleistung und der angestrebten Genauigkeit der Ersatzmodelle ergab, dass ein $4^3$-Versuchsplan, der mit 49 weiteren, zufällig gewählten Stützpunkten ergänzt wird, den Anforderungen entspricht. Damit liegen genug Werte zwischen den Extremwerten der Parameter vor, um auch Nichtlinearitäten sicher zu erfassen.

Unter Berücksichtigung der drei Simulationslaufreplikationen pro Parameterkombination, bei denen unterschiedliche Startwerte der Zufallsgeneratoren des Simulationssystems verwendet werden, um stochastische Schwankungen auszugleichen, wurden insgesamt 339 Simulationsläufe pro untersuchter Kombination aus Lagerbetriebsstrategie, -konfiguration und Regalbediengerät durchgeführt. Nach der Mittelwertbildung aus den Ergebnissen der mit verschiedenen Seedwerten durchgeführten Läufe standen dadurch 113 Datensätze für das Training und die Verifikation jedes neuronalen Netzes zur Verfügung.

Da acht verschiedene Lagerkonfigurationen mit teilweise zwei Betriebsstrategien untersucht werden sollten (siehe Abschnitt 6.6.4, S. 138), ergeben sich 13 Varianten, für die Ersatzmodelle mit je drei verschiedenen Regalbediengeräten gebildet werden. Insgesamt waren also 13.221 Simulationsläufe zur Erzeugung der Trainingsdaten durchzuführen. Das datenbankbasierten Werkzeug kam zum Einsatz, um die automatisierte Parametrierung des Simulationsmodells und die Verwaltung der Läufe zu erleichtern.

### 6.7.4 Bildung der Ersatzmodelle mit künstlichen neuronalen Netzen

Nach der Durchführung der Simulationsläufe müssen die erzeugten Ergebnisdaten zunächst so aufbereitet werden, dass sie in dem von dem Werkzeug zur Erzeugung und zum Training der neuronalen Netze benötigten Datenformat vorliegen. Dazu werden die mit unterschiedlichen Seedwerten durchgeführten Läufe so zusammengefasst, dass für jede Parameterkombination nur ein Ergebniswert vorliegt. Dazu wurde der arithmetische Mittelwert aus den drei Simulationsergebnissen verwendet.

Mit dem bereits beschriebenen Programm *NeuroPredict* wurden die Daten importiert und Netze erstellt. Die passende Netztopologie wurde in Versuchen ermittelt. Es stellte sich heraus, dass bereits ein einfaches Feed-Forward-Netz mit einer verdeckten Schicht, die aus drei Neuronen mit einer $tanh$-Aktivierungsfunktion (vergleiche Abschnitt 5.2, S. 95) besteht, in der Lage ist, die Daten gut zu generalisieren. Im Gegensatz zu komplexeren Topologien sinkt durch die relativ geringe Anzahl von Neuronen die Gefahr einer Überanpassung an die Trainingsdaten und das Training wird beschleunigt.

Aufgrund seiner in Abschnitt 5.2.3 (S. 101) beschriebenen Eigenschaften wurde der RProp-Algorithmus für das Training der Netze verwendet. Um eine Überanpassung zu verhindern, wurde das Verfahren des „early stopping“ angewendet (frühzeitiger Abbruch des Trainings, siehe auch Abschnitt 5.3, S. 111). Zum Training der Netze wurden die Eingangsdatensätze dazu in Trainings- und die Validierungsdaten unterteilt. Dabei wurden zwei separate Validierungsdatensätze mit 15 und 10 Parameterkombinationen verwendet. Der erste Validierungsdatensatz wird verwendet, um den Trainingszustand des Netzes zu überwachen. Während des Trainings wird nicht nur fortlaufend der mittlere Fehler der Trainingsdaten ausgegeben, sondern auch der mittlere Fehler der Prognose des am Training nicht beteiligten Validierungsdatensatzes. Dieser Wert ist ein Indikator für die Fähigkeit des Netzes, unbekannte Daten vorherzusagen. Während der mittlere Fehler der Trainingsdaten beständig sinkt (schließlich handelt es sich hierbei um die Zielfunktion des Trainingsalgorithmus) beginnt der mittlere Fehler des Validierungsdatensatzes ab dem Punkt wieder anzusteigen, an dem das Netz zwar die Trainingsdaten mit sehr hoher Genauigkeit wiedergibt, jedoch seine Fähigkeit zur Generalisierung einbüßt. Das Netz beginnt gewissermaßen, die Trainingsdaten „auswendig zu lernen“. Während des Trainings wurde also der Verlauf des Fehlers des Validierungsdatensatzes beobachtet und das Training zu dem Zeitpunkt abgebrochen, an dem dieser Wert an-

zusteigen begann. Nach dem Training der Netze standen diese für eine Abschätzung der Genauigkeit und Verlässlichkeit ihrer Schätzung zur Verfügung.

### 6.7.5 Qualität und Prognosegüte der Ersatzmodelle

Die Beobachtung des mittleren Fehlers des ersten Validierungsdatensatzes dient wie oben beschrieben dazu, den Zeitpunkt zu bestimmen, an dem das Training beendet werden soll. Dieser Datensatz beeinflusst dadurch jedoch den Netzzustand. Erst die Verwendung eines zweiten Testdatensatzes ermöglicht eine tatsächlich unabhängige Validierung des Netzes. Bereits vor dem Training werden daher die zur Verfügung stehenden Datensätze in drei Gruppen aufgeteilt (entsprechend dem Verfahren der Split-Validation, vergleiche Abschnitt 5.2.4, S. 107). Der dritte Datensatz, der erst nach erfolgtem Training des Netzes zur Prüfung verwendet wird, dient anschließend dazu, die Netzgüte unabhängig vom Training zu überprüfen.

Im Rahmen der Arbeit wurden neuronale Netze für dreizehn Lagervarianten und drei Regalbediengeräte gebildet, insgesamt wurden also 39 neuronale Netze mit der Software *NeuroPredict* trainiert. Die Fehlerdaten der erstellten Netze befinden sich im Anhang, Kapitel 9, S. 173.

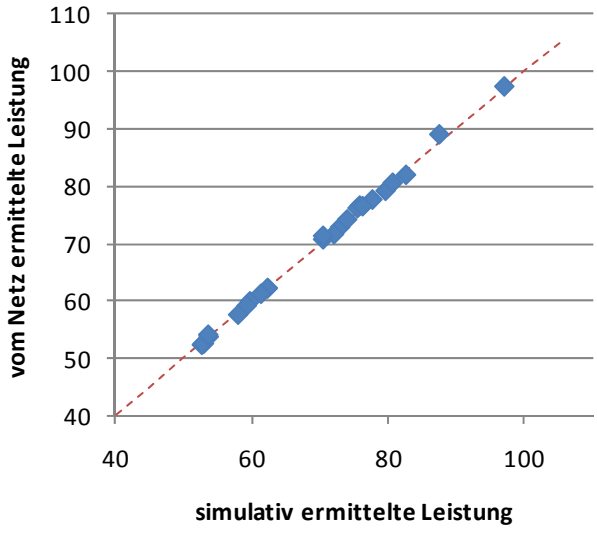



**Abbildung 6-18: Scatterplot des Ersatzmodells für die Konfiguration [111]**

Abbildung 6-18 zeigt einen Scatterplot des Ersatzmodells für die Konfiguration [111]. Bei dieser Darstellung werden die vom Ersatzmodell ermittelten Werte den tatsächlichen Werten gegenübergestellt. Die Abweichung der Datenpunkte von der

im Diagramm gestrichelt dargestellten Diagonale ermöglicht eine schnelle visuelle Erfassung der Genauigkeit des Ersatzmodells.

Die Prognosegüte der erzeugten Netze kann durchweg als für die Grobplanungsphase ausreichend angesehen werden. Der mittlere Fehler bei Betrachtung der Validierungsdatensätze liegt im Bereich zwischen 0,21 und 2,56 %. Die maximale Abweichung eines einzelnen Datensatzes wurde bei der Konfiguration [131] mit Mehrfacheinlagerungen ermittelt. Sie beträgt ca. 6 % vom tatsächlichen Wert. Beim Training der Netze zeigte sich, dass Werte, die eine Kombination von Extrema der Eingangsparameter darstellen, im Allgemeinen am schlechtesten prognostiziert werden und bei der Beurteilung der Netze die Punkte mit der größten Abweichung darstellen, in der Mitte des Parameterraums wird die Prognosegüte deutlich besser. Da die Extremwerte des Parameterraums so gewählt wurden, dass sie in der Praxis keine relevanten Lagergrößen mehr treffen, erlaubt diese Beobachtung den Schluss, dass die erzeugten neuronalen Netze zur Prognose der Umschlagleistung automatischer Lager sehr gut geeignet sind. Zudem zeigt sich hier die Wichtigkeit einer vollen Abdeckung des Parameterraums durch die Trainingsdaten, um dem neuronalen Netz die Interpolation der Werte zu erlauben, denn in den Extrema des Parameterbereichs muss das künstliche neuronale Netz auf eine teilweise Extrapolation der Daten ausweichen. Durch ihre große Flexibilität sind die Netze zwar in der Lage, beliebige Funktionen anzunähern, allerdings führt sie auch dazu, dass die Extrapolation von Werten außerhalb des Bereiches, der von den Trainingsdatensätzen abgedeckt wurde, sehr schnell schlechte Voraussagen liefert. Eine Betrachtung dieses Phänomens wurde in Abschnitt 5.3 (S. 111) durchgeführt.

## 6.8 Umsetzung der Ersatzmodelle in ein Rechnerwerkzeug

Jedem neuronalen Netz liegt eine mathematische Formel zugrunde, mit der sich aus den Eingangswerten der zu erwartende Durchsatz berechnen lässt.

$$
\begin{aligned}
o1 \;=\; & tanh(-0.021 - 0.460 * tanh(-0.650 - 0.513 * x1 + 0.266 * x2 - 0.063 * x3) \\
& - 2.173 * tanh(0.298 + 0.134 * x1 + 0.288 * x2 + 0.113 * x3) \\
& + \; 1.074 * tanh(3.090 - 0.324 * x1 - 2.187 * x2 - 0.640 * x3) \\
& + 1.018 * tanh(-4.962 - 1.114 * x1 - 3.053 * x2 - 1.061 * x3) \;)
\end{aligned}
$$

mit: **(6-4)**

$$x1 = -1.00 + ((E_ANZPLAETZEZ - 10.00)/30.00) * (2.00)$$
$$x2 = -1.00 + ((E_ANZPLAETZEX - 20.00)/120.00) * (2.00)$$
$$x3 = -1.00 + ((E_AUSGANGSBELEGUNG - 0.50)/0.45) * (2.00)$$

$$DURCHSATZ_{Konfiguration\ 212,RBG2} \;=\; 82.46 + ((o1 + 1.00)/(2.00)) * (68.73)$$

Formel **(6-4)** stellt eine solche mathematische Beschreibung eines Netzes dar. Um die Anwendung der erzeugten Ersatzmodelle in der Grobplanungsphase von automatischen Lagersystemen zu ermöglichen und eine Vereinfachung des Vergleichs verschiedener in Frage kommender Lagerkonfigurationen zu erreichen, wurden die neuronalen Netze in ein rechnerbasiertes Planungswerkzeug überführt. Dabei wurde die Fähigkeit des Programms *NeuroPredict* genutzt, die neuronalen Netze in Excel-Makros exportieren zu können. Mit dem Planungswerkzeug wird ein schneller Zugriff auf die von den Netzen ermittelten Leistungen realisiert und ein anschaulicher Leistungsvergleich in Form von Diagrammen ermöglicht.

Das Werkzeug besteht aus zwei Ansichten. Die erste stellt eine Übersicht zum schnellen Vergleich der Leistungsfähigkeit der einzelnen Varianten dar. Die zweite Ansicht ermöglicht die Bestimmung des Einflusses des Lagerfüllungsgrades auf die von den einzelnen Varianten erreichbare Durchsatzleistung, um erkennen zu können, ob eine eventuelle höhere als die geplante durchschnittliche Füllung des Lagers großen Einfluss auf die zu erwartende Durchsatzleistung nimmt.

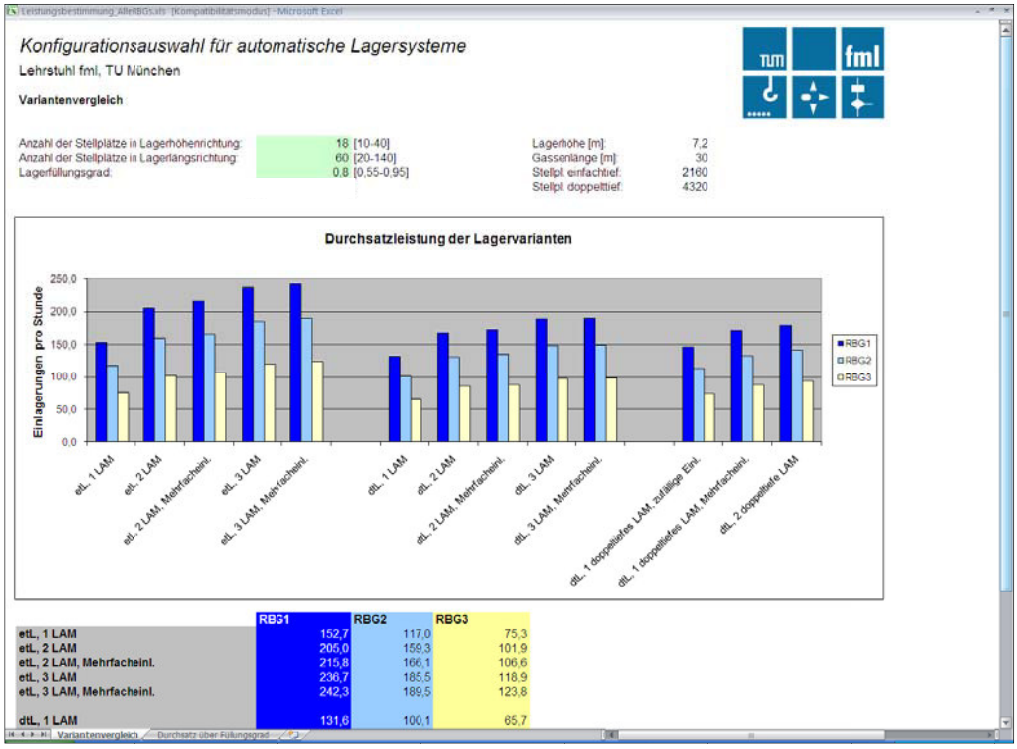



**Abbildung 6-19: Oberfläche des Planungswerkzeugs, Ansicht Leistungsvergleich der Varianten**

Abbildung 6-19 zeigt die erste Ansicht dieses Tools zur praxistauglichen Anwendung der Ersatzmodelle für Planer in der Grobplanungsphase. Die Oberfläche ist aufgeteilt in vier Komponenten:

- **Eingabefelder:** Hier kann der Anwender die Stellplatzanzahl in y-Richtung, Stellplatzanzahl in x-Richtung und Lagerfüllungsgrad vorgeben.
- **Grafische Ergebnisdarstellung:** In Form eines Diagramms, das die Leistung aller Lagerkonfigurationen für die drei Regalbediengeräte ausgibt, kann ein schneller visueller Vergleich erfolgen.
- **Tabellarische Ergebnisdarstellung:** Die im Diagramm dargestellten Werte werden ebenfalls tabellarisch dargestellt, um eine genauere Auswertung zu ermöglichen.
- **Sonstige Ausgabewerte:** Hier werden automatisch weitere Angaben wie beispielsweise Stellplatzanzahl oder Lagerlänge und -höhe in Metern ausgegeben.

Vom Anwender sind lediglich die Eingangswerte vorzugeben. Anschließend aktualisieren sich sowohl die Diagramme als auch die im unteren Teil der Oberfläche angezeigten Tabellen automatisch und zeigen die von den neuronalen Netzen ermittelten Werte. Mit Hilfe der Diagrammdarstellung ist nicht nur ein schneller Vergleich der Lagerkonfigurationen, sondern auch die Abschätzung des Einflusses des Regalbediengeräts möglich.

Um eine weitergehende Abschätzung des Einflusses des Lagerfüllungsgrades auf die Umschlagleistung der jeweiligen Konfigurationen erhalten zu können, wurde eine zweite Ansicht implementiert (siehe Abbildung 6-20).

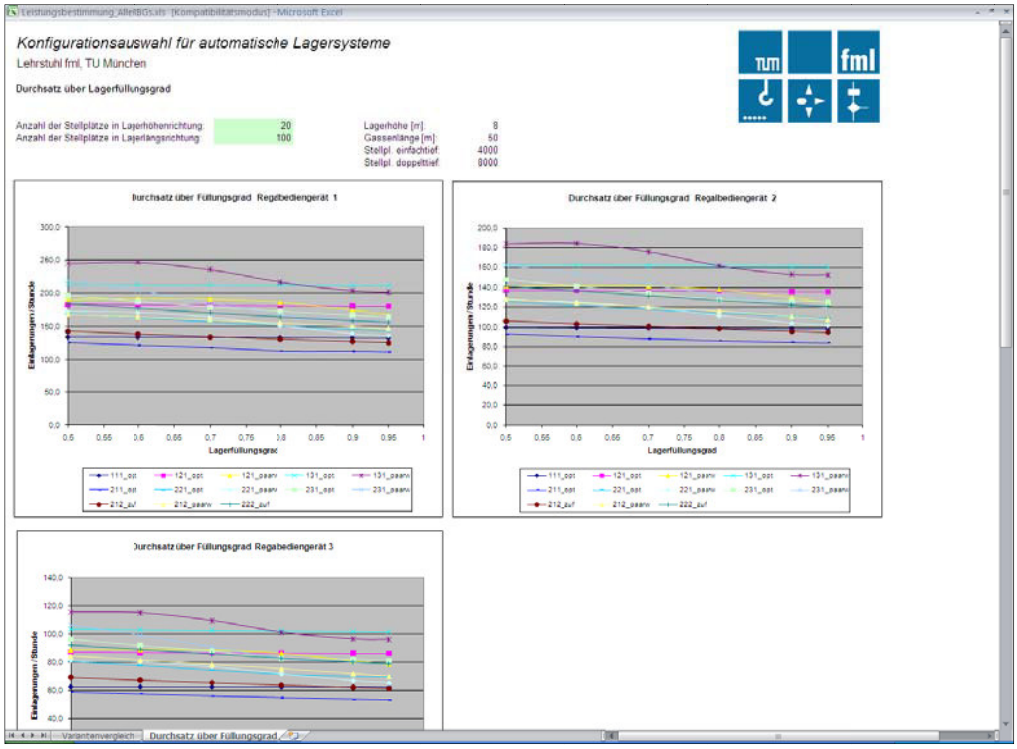



**Abbildung 6-20: Oberfläche des Planungswerkzeugs, Ansicht Durchsatz über Füllungsgrad**

Diese Ansicht umfasst ebenfalls die vier Komponenten Eingabefelder, Diagrammdarstellung, tabellarische Werteausgabe und sonstige Informationen. Als Eingabewerte muss der Anwender die Stellplatzanzahl in x- und in y-Richtung vorgeben. In je einem Diagramm pro Regalbediengerät wird dann automatisch der Verlauf der Umschlagleistung für alle Lagerkonfigurationen über einem Füllungsgrad von 50 bis 100 % aufgetragen. So kann abgeschätzt werden, ob eine starke Schwankung der Lagerfüllung einen großen Einfluss auf die Leistung nimmt und eventuell die Gefahr besteht, die geforderte Mindestleistung nicht mehr zu erreichen. Mit Hilfe der tabellarischen Werteausgabe können die Leistungswerte bei verschiedenen Füllungsgraden numerisch abgelesen werden.

## 6.9 Beispielhafte Anwendungen der Ersatzmodelle bei der Konfigurationsauswahl automatischer Lagersysteme

Um die Anwendung des entwickelten Planungswerkzeugs zu demonstrieren, soll im Folgenden beispielhaft ein automatisches Kleinteilelager mit einer Gassenlänge von 30 m und einer Höhe von 7,5 m geplant werden. Bei einfachtiefer Lagerung entspricht das 2.280 Stellplätzen pro Gasse, bei doppelttiefer Auslegung des Lagers können 4.560 Behälter pro Gasse gelagert werden. Zu Beginn wird ein Fül-

lungsgrad von 0,8 angenommen. Gefordert ist eine Umschlagleistung von 130 Behältern pro Stunde.

Um die Umschlagleistung aller in Frage kommenden Lagerkonfigurationen zu ermitteln, müssen die Abmessungen des Lagers in die entsprechenden Tabellenfelder eingegeben werden (siehe Abbildung 6-21).

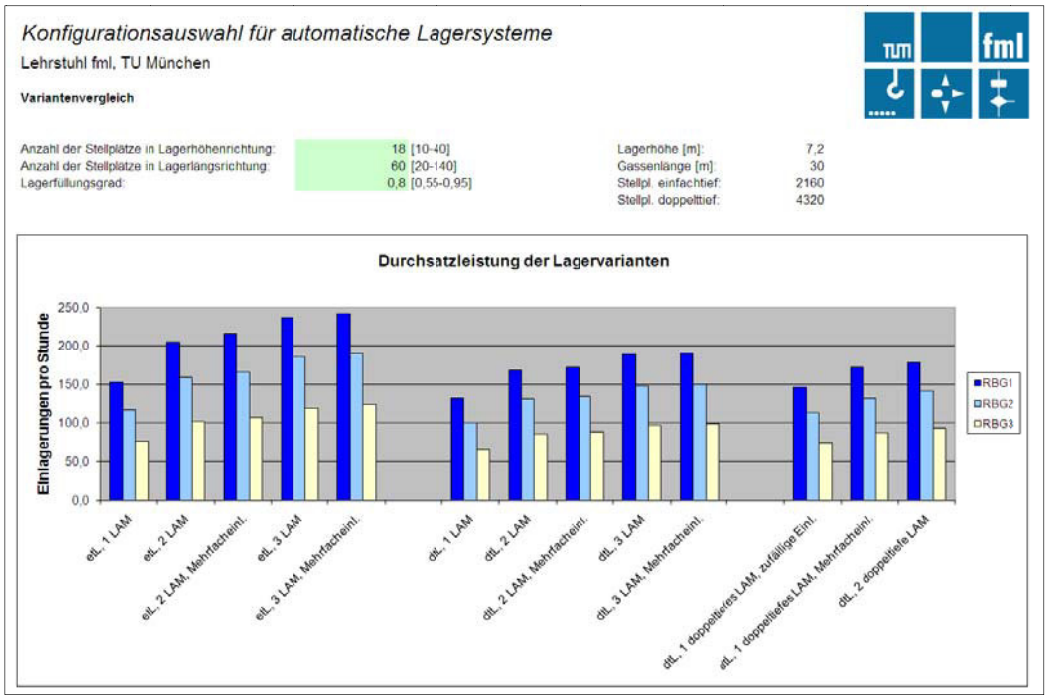



**Abbildung 6-21: Anwendungsbeispiel 1: Bestimmung der Durchsatzleistung eines beispielhaften Lagers**

Anschließend kann eine Auswertung der von den neuronalen Netzen ermittelten Daten durchgeführt werden. Mit Hilfe der Diagramme kann eine schnelle Ermittlung der in Frage kommenden Lagerkonfigurationen bzw. der notwendigen Geschwindigkeit des Regalbediengeräts vorgenommen werden. Im vorliegenden Fall zeigt sich, dass die geforderte Leistung bei einfachtiefer Lagerung und mit einem Lastaufnahmemittel mit einem sehr leistungsstarken Regalbediengerät erreicht werden kann. Bei doppelttiefer Lagerung sinkt die Leistung zwar, bleibt mit dem schnellen Regalbediengerät jedoch noch auf ausreichendem Niveau, um die Anforderungen zu erfüllen.

Um auch die zukünftige Entwicklung des Lagerbestands zu berücksichtigen, kann nun der Lagerfüllungsgrad variiert werden. Wird von einer Steigerung der Lagerfüllung auf 0,93 ausgegangen, kann die geforderte Leistung bei doppelttiefer Lagerung auch vom schnellsten Regalbediengerät nicht mehr erbracht werden. In die-

sem Fall müssten mindestens zwei Lastaufnahmemittel oder einfachtiefe Lagerung zum Einsatz kommen.

Mit dem entwickelten Verfahren steht nun eine aufwandsarme Möglichkeit zur Verfügung, die Leistung verschiedener Lagervarianten miteinander zu vergleichen. In den folgenden Abschnitten soll dies an einem weiteren detailliertem Beispiel verdeutlicht werden, bei dem ein eingassiges AKL mit ca. 3.000 Stellplätzen ausgelegt werden soll. [Günthner et al. 2009b]

Wird in einem ersten Fall eine einfachtiefe Lagerung zugrunde gelegt, kann bei einer angenommenen maximalen Höhe von 14 Metern beispielsweise eine Geometrie der Lagerwand von 23 mal 13,2 Meter gewählt werden. Eingegeben in das Werkzeug ergeben sich dafür die in Abbildung 6-22 gezeigten Durchsatzleistungen unter Berücksichtigung der drei verschiedenen Regalbediengeräte (dargestellt sind die Fälle zwei Lastaufnahmemittel pro Regalbediengerät sowie einfach- und doppelttiefe Lagerung).

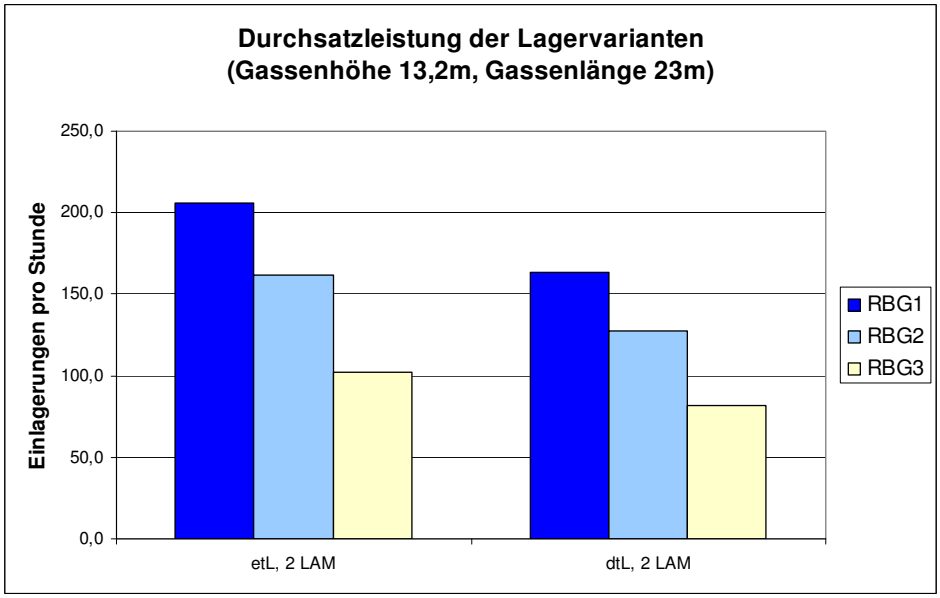



**Abbildung 6-22: Anwendungsbeispiel 2: Durchsatzleistungen der verschiedenen Lagerkonfigurationen im ersten Fall**

Bei einer doppelttiefen Lagerung kann die Lagerwand bei gleichbleibender Stellplatzanzahl entsprechend verkleinert werden. Im zweiten Fall wird eine Lagerwand von 15 mal 10 Meter geplant. Abbildung 6-23 zeigt die für diese Lagerabmessungen ermittelten Durchsatzleistungen der verschiedenen Regalbediengeräte.

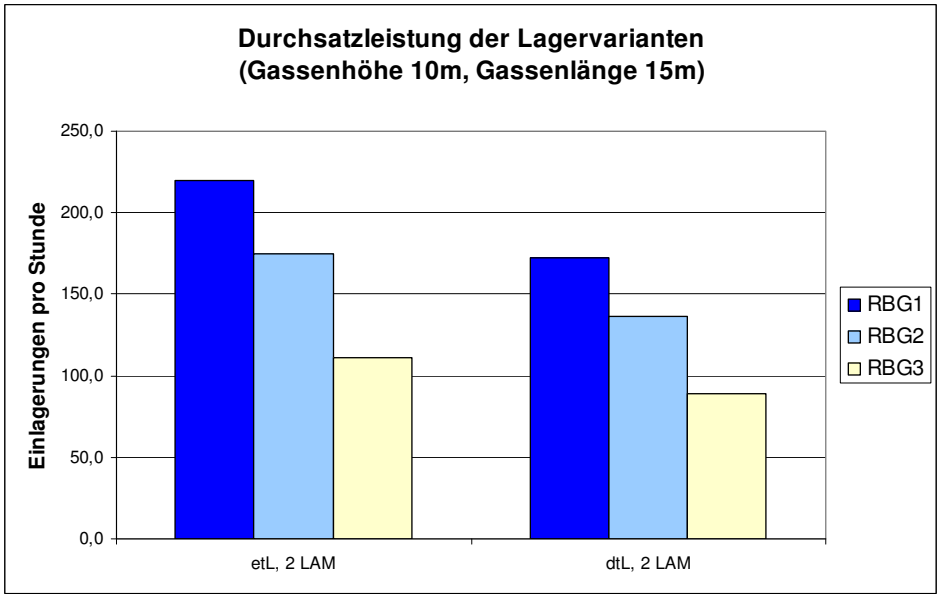



**Abbildung 6-23: Anwendungsbeispiel 2: Durchsatzleistungen der verschiedenen Lagerkonfigurationen im zweiten Fall**

Es zeigt sich, dass der Unterschied in der Durchsatzleistung im Vergleich der Alternativen durch gegenläufige Effekte beeinflusst wird ausfällt: Bei einfachtiefer Lagerung mit großer Regalwand wird mit dem Regalbediengerät mittlerer Geschwindigkeit eine Leistung von ca. 162 Einlagerungen/Stunde erreicht, bei doppelttiefer Lagerung und kleineren Regalabmessungen von ca. 136 Einlagerungen/Stunde. Erklärt werden kann dies durch die Verkürzung der mittleren Fahrwege bei kleineren Abmessungen der Regalwand, wodurch ein Teil des Leistungsverlusts aufgrund der Umlagerungen kompensiert wird (siehe auch [Lippolt 2003]). Bliebe die Regalwand genauso groß wie bei einfachtiefer Lagerung, würde lediglich eine Leistung von ca. 127 Einlagerungen/Stunde erreicht. In Abstimmung mit den weiteren Einflussfaktoren (beispielsweise könnten eventuell räumliche Restriktionen bestehen, so dass nur eine kurze Gasse realisiert werden kann) und den sich aus den Alternativen ergebenden Investitionskosten kann nun abgewogen werden, welche der Alternativen weiter untersucht werden soll.

# 7 Zusammenfassung und Ausblick

Zum Abschluss dieser Arbeit werden die wichtigsten Ergebnisse zusammengefasst und ein Ausblick auf weitere interessante Aspekte des Themengebiets gegeben.

## 7.1 Zusammenfassung der Arbeit

In der vorliegenden Arbeit wurde ein Ansatz beschrieben, mit dessen Hilfe auf simulativem Wege die Leistung einer Vielzahl von unterschiedlichen Lagersystemkonfigurationen abgebildet werden kann. Voraussetzung dazu ist die Möglichkeit, aus einer begrenzten Anzahl von simulativ erzeugten Daten kontinuierliche Ersatzmodelle zu erzeugen, die eine Leistungsermittlung von nicht direkt simulativ erfassten Parameterkombinationen ermöglichen. Dazu müssen sie das Verhalten des zugrundeliegenden Simulationsmodells hinreichend genau abbilden, um anschließend das Simulationsmodell bei der Ermittlung von unbekannten Werten zu ersetzen. Bei der Erstellung des Ersatzmodells handelt es sich um ein Problem des maschinellen Lernens, bei dem durch Modellbildungs- und Trainingsverfahren aus Stichproben des Systemverhaltens (den Ergebnissen der Simulationsläufe) ein generalisiertes Verhalten des zugrunde liegenden Systems in einem einfacheren Modell abgebildet werden soll. Generalisierung bedeutet hierbei, dass das Ersatzmodell nach einem erfolgreichen Training in der Lage ist, gültige Ergebnisse auch für Kombinationen von bisher unbekannten Kombinationen der Eingangsparameter anzugeben.

Wichtige Aspekte bei der Bildung der Ersatzmodelle sind sowohl die Auswahl geeigneter Stützpunkte, die so gewählt werden, dass mit einer möglichst geringen Anzahl von Simulationsläufen gute Aussagen über den Einfluss der einzelnen Parameter auf das Endergebnis getroffen werden können, als auch die Verwendung einer geeigneten Methode zur Interpolation der Stützpunkte zu verwendbaren Kennfeldern und damit die Bildung des Ersatzmodells. Besonderes Augenmerk wurde auf die Abschätzung der Genauigkeit der von den Modellen angegebenen Werte gelegt. In klassischen Anwendungen von Ersatzmodellen werden diese oftmals verwendet, um interessante Bereiche zu identifizieren, die anschließend simulativ eingehender untersucht werden, beziehungsweise einen Weg hin zu vielversprechenden Optimierungsansätzen weisen. In dieser Arbeit wurden sie jedoch als eigenständige Lösungen verwendet, die möglichst globale Gültigkeit aufweisen und während der Modellierung entsprechend genauer überprüft werden.

Die erarbeiteten Ersatzmodelle dienen der Leistungsbestimmung automatischer Lagersysteme. Dabei wurden künstliche neuronale Netze zur Modellierung verwendet. Die Trainingsdaten wurden mit Hilfe eines Simulationsmodells generiert. Abbildung 7-1 fasst die Funktionsweise der Ersatzmodelle für die Leistungsbestimmung automatischer Lager zusammen.

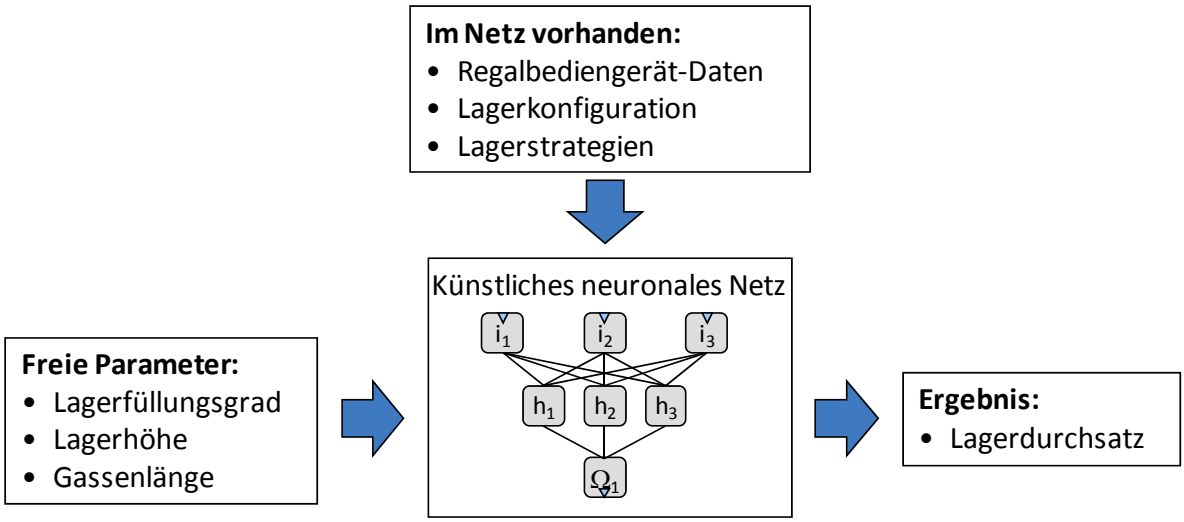



**Abbildung 7-1: Schema der Leistungsbestimmung mit Hilfe des Ersatzmodells**

Die freien Parameter Lagerfüllungsgrad, Lagerhöhe und Gassenlänge werden dem künstlichen neuronalen Netz als Eingangsdaten präsentiert. Aufgrund des beim Training des Netzes entwickelten impliziten Wissens über das Systemverhalten unter den bei der Erzeugung der Trainingsdatensätzen herrschenden Bedingungen ist es in der Lage, diese zu generalisieren und für einen gewissen Wertebereich der Parameter gültige Angaben zu dem Lagerdurchsatz anzugeben.

Im Rahmen dieser Arbeit fanden die durch künstliche neuronale Netze gebildeten Kennflächen Anwendung zur Beschreibung des Verhaltens automatischer Lagersysteme. Aufgezeigt wurde ihr Einsatz bei der Konfigurationsauswahl von automatischen Kleinteilelagern in der Grobplanungsphase. Hier wird aus den möglichen Ausprägungen des Lagersystems, die sich aus Lagertiefe und Art und Anzahl der Lastaufnahmemittel zusammensetzt, diejenige bestimmt, mit der sich die Anforderungen an das geplante System am besten erfüllen lassen. In dieser Phase stellt die Möglichkeit einer schnellen Abschätzung der mit verschiedenen Systemen erreichbaren Durchsatzleistung eine große Erleichterung und Effizienzsteigerung im Planungsprozess dar. Es konnte gezeigt werden, dass simulativ erstellte Ersatzmodelle dafür geeignet sind, um schnell und einfach sichere Aussagen zur Grenzleistung verschiedener Lagerkonfigurationen zu erhalten.

## 7.2 Ausblick

Neben der Durchsatzleistung einer Lagervariante spielen natürlich auch die dafür notwendigen Investitionen eine erhebliche Rolle bei der Planung. Sowohl die Leistung als auch die Kosten hängen jedoch von den gleichen Einflussgrößen ab. Wird bei vorgegebener Stellplatzanzahl die Lagerhöhe variiert, beeinflusst das durch die Anpassung der Gassenlänge sowohl die Leistung als auch die Kosten. Je nach Einzelkosten kann dabei die leistungsoptimale von der kostenoptimalen Variante abweichen. Eine weitere Verbesserung der Lagerauslegung kann daher durch eine konsequente Verknüpfung der Leistungsermittlung mit einer Betrachtung der für das Lager anfallenden Investitionskosten erreicht werden. In dem durch das Bundeswirtschaftsministerium geförderten Forschungsprojekt „Integrierte Lagersystemplanung“, das seit 2009 am Lehrstuhl fml bearbeitet wird, soll eine Planungsumgebung geschaffen werden, die diese Abhängigkeiten berücksichtigt und den Planer bei der Suche nach der kostengünstigsten Alternative, mit der die geforderte Leistung erbracht werden kann, unterstützt.

Neben der Ermittlung der Durchsatzleistung einzelner Lagergassen ist die mit dem Gesamtsystem tatsächlich erreichbare Leistung eine wichtige Größe in der Planung des gesamten Intralogistiksystems. Neben der Art und dem Layout der beteiligten Fördertechnik wird hierbei die Gesamtleistung, die beispielsweise an den Kommissionierplätzen zur Verfügung steht, von der eingesetzten Lagerverwaltungssoftware und den dadurch vorgegebenen Strategien beeinflusst. Jedoch stellt gerade die Einbindung der Auslegung der Lagergassen in die Auslegung des Gesamtsystems eine noch wenig untersuchte Fragestellung dar, wie sowohl Kontakte zu Industrieunternehmen als auch die einschlägige Literatur zeigen [Roodbergen et al. 2009]. Neben analytischen Methoden aus dem Bereich der Warteschlangentheorie können die im Rahmen dieser Arbeit vorgestellten Methoden bei einer weiteren Betrachtung dieser Themenstellung ein wichtiges Hilfsmittel darstellen.

Um die Nutzung von Ersatzmodellen in der Materialflusssimulation noch weiter zu verbessern erscheint eine vertiefte Untersuchung der Potenziale weiterer Methoden zur Erstellung dieser Modelle als besonders vielversprechend. Methoden wie Gaußsche Prozesse oder Support Vector Regression bieten die Möglichkeit, dem Nutzer weitere Informationen beispielsweise über die Genauigkeit der Prognose des Ersatzmodells an einem gewissen Punkt liefern zu können.

Des Weiteren wäre eine Integration von Methoden zur Bildung von Ersatzmodellen in die in der Materialflusstechnik verwendeten Simulationssysteme wünschenswert. So könnte zum einen eine automatische Erzeugung von Versuchsplänen realisiert werden, ohne dass dafür externe Programme benötigt werden, zum anderen wäre damit aber auch eine Nutzung von adaptiven Modellierungsmethoden denkbar, die automatisiert solange neue Stützdaten für das Training eines Modells erzeugen, bis eine erwünschte Modellierungsgenauigkeit erreicht ist.

Es hat sich gezeigt, dass die simulative Erstellung von Ersatzmodellen in der Materialflusssimulation bereits in frühen Planungsphasen eingesetzt werden kann und eine Erweiterung des Lösungsraums für die Auswahl der besten Lösung unterstützt. Gerade auch bei der Strukturplanung von komplexen Logistiksystemen, wie es beispielsweise Kommissioniersysteme darstellen, könnte eine Verwendung von simulationsbasierten Ersatzmodellen zu einer Untersuchung von mehreren Varianten und damit zu einer Erhöhung der Planungsqualität führen.

# 8 Literaturverzeichnis


[Allmendinger 2007] Allmendinger, B.: Einsatz von Optimierungsverfahren und KNN's im Anlagenbau; In: Tagungsunterlagen Plant Simulation Anwendertreffen, 2007

[Allmendinger 2008] Allmendinger, B.: NeuroPredict; PPI Informatik, Sindelfingen, 2008

[Ament 2002] Ament, C.: Eine Einführung in die statistische Versuchsplanung; http://www.imtek.de/content/pdf/public/2002/sfb570-2002.pdf; Aufruf am 01.02.2010

[Arnold et al. 2009] Arnold, D.; Furmans, K.: Materialfluss in Logistiksystemen; Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2009

[Bailey 2008] Bailey, R. A.: Design of comparative experiments; Cambride University Press, Cambridge, 2008

[Banks 1998] Banks, J.: Handbook of simulation; Wiley, New York, NY, 1998

[Barde 2008] Barde, S.: Flexibilität: Schlüssel zum Erfolg. Herstellerumfrage 2008; In: dhf Intralogistik 2008 10

[Barton 1999] Barton, R. R.: Graphical methods for the design of experiments; Springer, New York, NY, 1999

[Bishop 2006] Bishop, C. M.: Pattern Recognition and Machine Learning; Springer2006

[Bishop 2008] Bishop, C. M.: Neural networks for pattern recognition; Oxford Univ. Press, Oxford, 2008

[Boese et al. 1993] Boese, K. D.; Kahng, A. B.: Simulated annealing of neural networks: the ‘cooling‘ strategy reconsidered; In: Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems. IEEE, 1993

[Bogdan et al. 2006] Bogdan, L.; Studzinski, J.: Anwendung der Kriging-Approximation zur Anfertigung der Regenfallkarten für Polen; http://subs.emis.de/LNI/Proceedings/Proceedings78/GI-Proceedings-78-5.pdf; Aufruf am 30.10.2009

[Box et al. 1951] Box, G. E.; Wilson, K. B.: On the experimental attainment of optimum conditions; In: Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological), Jahrgang 13 1951 1, S. 1–45

[Bozer et al. 2005] Bozer, Y. A.; Cho, M.: Throughput performance of automated storage/retrieval systems under stochastic demand; In: IIE Transactions, Jahrgang 37 2005 4, S. 367–378

[Bozer et al. 1980] Bozer, Y. A.; White, J. A.: Optimum designs of automated storage/retrieval systems, 1980

[Bozer et al. 1984] Bozer, Y. A.; White, J. A.: Travel-time models for automated storage/retrieval systems; In: IIE Transactions, Jahrgang 16 1984 4, S. 329–338

[Brause 1991] Brause, R.: Neuronale Netze; Teubner, Stuttgart, 1991

[Callan 2003] Callan, R.: Neuronale Netze im Klartext; Pearson Studium, München, 2003

[Chang et al. 2001] Chang, C.-C.; Lin, C.-J.: LIBSVM: a library for support vector machines; Software available at http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/; Aufruf am 20.06.2010

[Chang et al. 1997] Chang, S. H.; Egbelu, P. J.: Relative pre-positioning of storage/retrieval machines in automated storage/retrieval system to minimize expected system response time; In: IIE Transactions, Jahrgang 29 1997 4, S. 313–322

[Cichocki et al. 1994] Cichocki, A.; Unbehauen, R.: Neural networks for optimization and signal processing; Wiley [u.a.], Chichester, 1994

[Cortes et al. 1995] Cortes, C.; Vapnik, V.: Support-vector networks; In: Machine learning, Jahrgang 20 1995 3, S. 273–297

[Costa et al. 1999] Costa, J.-P.; Pronzato, L.; Thierry, E.: A comparison between kriging and radial basis function networks for nonlinear prediction, 1999

[Cressie 1990] Cressie, N.: The origins of kriging; In: Mathematical Geology, Jahrgang 22 1990 3, S. 239–252

[Crombecq et al. 2009] Crombecq, K.; Gorissen, D.; Tommasi, L. de; Dhaene, T.: A novel sequential design strategy for global surrogate modeling; In: Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference, 2009

[Davidon 1991] Davidon, W. C.: Variable Metric Method for Minimization; In: SIAM Journal on Optimization, Jahrgang 1 1991 1, S. 1–17

[Ebden 2008] Ebden, M.: Gaussian Processes for Regression; http://www.robots.ox.ac.uk/~mebden/reports/GPtutorial.pdf; Aufruf am 10.12.2009

[Efron et al. 1993] Efron, B.; Tibshirani, R. J.: An introduction to the bootstrap; Chapman & Hall, Boca Raton, Fla., 1993

[Eickhoff 2002] Eickhoff, M.: Statistische Auswertung und Erkennung der stationären Phase in der Simulation zustands-diskreter Systeme, Diplomarbeit, Universität Dortmund, 2002

[Elsayed 1981] Elsayed, E. A.: Algorithms for optimal material handling in automatic warehousing systems; In: International Journal of Production Research, Jahrgang 19 1981 5, S. 525–535

[Elsayed et al. 1989] Elsayed, E. A.; Unal, O. I.: Order batching algorithms and travel-time estimation for automated storage/retrieval systems; In: International Journal of Production Research, Jahrgang 27 1989 7, S. 1097–1114

[Eynan et al. 1993] Eynan, A.; Rosenblatt, M. J.: An interleaving policy in automated storage/retrieval systems; In: International Journal of Production Research, Jahrgang 31 1993 1, S. 1–18

[Fahlman et al. 1990] Fahlman, S. E.; Lebiere, C.: The cascade-correlation learning architecture; In: Advances in Neural Information Processing Systems. Morgan Kaufmann, 1990

[FEM 9.101] Terminologie - Regalbediengeräte - Definitionen, Fédération Européenne de la Manutention, 1997

[FEM 9.851] Leistungsnachweis für Regalbediengeräte – Spielzeiten, Fédération Européenne de la Manutention, 2001

[Forrester et al. 2008] Forrester, A. I. J.; Sóbester, A.; Keane, A. J.: Engineering design via surrogate modelling; Wiley, Chichester, 2008

[Gorissen et al. 2009] Gorissen, D.; Tommasi, L. de; Crombecq, K.; Dhaene, T.: Sequential modeling of a low noise amplifier with neural networks and active learning; In: Neural Computing & Applications, Jahrgang 18 2009 5, S. 485–494

[Goutte 1997] Goutte, C.: Note on free lunches and cross-validation; In: Neural Computation, Jahrgang 9 1997, S. 1211–1215

[Grafe 1997] Grafe, W.: Mehrfach-Lastaufnahmemittel; In: Jahrbuch Logistik 1997, 1997

[Gränicher 1996] Gränicher, W. H. H.: Messung beendet - was nun?; vdf Hochschul-Verl. an der ETH Zürich [u.a.], Zürich, 1996

[Graves et al. 1977] Graves, S. C.; Hausman, W. H.; Schwarz, L. B.: Storage-retrieval interleaving in automatic warehousing systems; In: Management Science, Jahrgang 23 1977 9, S. 935–945

[Gremm 2001] Gremm, F.: Siegeszug einer Technologie; In: f+h Fördern und Heben, Jahrgang 51 2001 7, S. 456–463

[Grötschel et al. 1999] Grötschel, M.; Padberg, M.: Die optimierte Odyssee; In: Spektrum der Wissenschaft 1999 4, S. 76–85

[Gudehus 1972a] Gudehus, T.: Analyse des Schnelläufereffekts in Hochregallagern; In: f+h Fördern und Heben, Jahrgang 22 1972 2, S. 65–67

[Gudehus 1972b] Gudehus, T.: Auswahlregeln für die Geschwindigkeiten von Regalförderzeugen; In: f+h Fördern und Heben, Jahrgang 22 1972 1, S. 33–35

[Gudehus 1972c] Gudehus, T.: Fahrwegoptimierung in automatisierten Hochregallagern; In: f+h Fördern und Heben, Jahrgang 22 1972 3, S. 123–124

[Gudehus 1972d] Gudehus, T.: Grundlagen für die Spielzeitberechnung für automatisierte Hochregalläger; In: dhf Sonderheft, Jahrgang 68 1972, S. 210–215

[Gudehus 1972e] Gudehus, T.: Regalförderzeuge für mehrere Ladeeinheiten?; In: f+h Fördern und Heben, Jahrgang 22 1972 11, S. 607–609

[Gudehus 1972f] Gudehus, T.: Wohin mit der Kopfstation?; In: Materialfluß, Jahrgang 3 1972 4, S. 66–68

[Gudehus 1979] Gudehus, T.: Zur mittleren Spielzeit von Hochregallagern mit Schnelläuferzone; In: f+h Fördern und Heben, Jahrgang 29 1979 9, S. 840

[Gudehus 2005] Gudehus, T.: Logistik; Springer, Berlin, 2005

[Guenov et al. 1992] Guenov, M.; Raeside, R.: Zone shapes in class based storage and multicommand order picking when storage/retrieval machines are used; In: European Journal of Operational Research, Jahrgang 58 1992 1, S. 37–47

[Günthner 2010] Günthner, W. A.: Planung technischer Logistiksysteme. Skriptum zur Vorlesung, Lehrstuhl fml, TU München, 2010

[Günthner et al. 2009a] Günthner, W. A.; Galka, S.; Ulbrich, A.: Neue Werkzeuge für die Planung von Kommissioniersystemen; In: Jahrbuch Logistik 2009: Theorie für die Praxis. free beratung GmbH, Korschenbroich, 2009

[Günthner et al. 2009b] Günthner, W. A.; Kraul, R.: Richtig ausgewählt! Den Durchsatz automatischer Lagersysteme schnell und sicher bestimmen. In: 18. Deutscher Materialfluss-Kongress: TU München, Garching, 2. - 3. April 2009 VDI-Verlag 2009

[Günthner et al. 2008a] Günthner, W. A.; Kraul, R.: Durchsatzleistung einfacher bestimmen. In: F+H Fördern und Heben, Sonderheft Marktbild Lager 2008, S. 12-13

[Günthner et al. 2008b] Günthner, W.A.; Sanladerer, S.; Kraul, R.: Konfigurationsauswahl für automatische Lagersysteme. Abschlussbericht des Forschungsvorhabens AiF-FV-Nr. 14670 N (http://logistics.de), Mai 2008

[Günthner et al. 2007] Günthner, W. A.; Heptner, K.: Technische Innovationen für die Logistik; Huss, München, 2007

[Han et al. 1987] Han, M. H.; McGinnis, L. F.; Shieh, J. S.; White, J. A.: On sequencing retrievals in an automated storage/retrieval system; In: IIE Transactions, Jahrgang 19 1987 1, S. 56–66

[Hastie et al. 2009] Hastie, T.; Tibshirani, R.; Friedman, J.: The elements of statistical learning; Springer, New York, NY, 2009

[Hausman et al. 1976] Hausman, W. H.; Schwarz, L. B.; Graves, S. C.: Optimal storage assignment in automatic warehousing systems; In: Management Science 1976, S. 629–638

[Haykin 1995] Haykin, S.: Neural networks; Macmillan [u.a.], New York, NY, 1995

[Hearst et al. 1998] Hearst, M. A.; Dumais, S. T.; Osman, E.; Platt, J.; Schölkopf, B.: Support vector machines; In: IEEE Intelligent Systems and Their Applications, Jahrgang 13 1998 4, S. 18–28

[Hendrickx et al. 2006] Hendrickx, W.; Gorissen, D.; Dhaene, T.: Grid enabled sequential design and adaptive metamodeling; In: Proceedings of the 38th conference on Winter simulation. Winter Simulation Conference, Monterey, California, 2006

[Heptner et al. 2009] Heptner, K.; Tenerowicz, P.: Von der Blechhütte zum Glaspalast; In: Logistik Heute 2009 2

[Hinkelmann et al. 2008] Hinkelmann, K.; Kempthorne, O.: Introduction to experimental design; Wiley-Interscience, Hoboken, NJ, 2008

[Hoffmann 1993] Hoffmann, N.: Kleines Handbuch neuronale Netze; Vieweg, Braunschweig, 1993

[Hornik et al. 1989] Hornik, K.; Stinchcombe, M.; White, H.: Multilayer feedforward networks are universal approximators; In: Neural Networks, Jahrgang 2 1989 5, S. 359–366

[Hulliger 2006] Hulliger, B.: Notgepäck Genauigkeit; http://www.bfs.admin.ch/bfs/portal/de/index/dienstleistungen/forumschule/meth/02.Document.80923.pdf; Aufruf am 15.02.2010

[Igel et al. 2003] Igel, C.; Husken, M.: Empirical evaluation of the improved Rprop learning algorithms; In: Neurocomputing, Jahrgang 50 2003 1, S. 105–124

[Igel et al. 2000] Igel, C.; Hüsken Michael: Improving the Rprop learning algorithm; In: Proceedings of the Second ICSC International Symposium on Neural Computation, ICSC Academic Press, 2000

[Jaikumar et al. 1990] Jaikumar, R.; Solomon, M. M.: Dynamic Operational Policies in an Automated Warehouse; In: IIE Transactions, Jahrgang 22 1990 4, S. 370–376

[Jetter 2010] Jetter, T.: MemBrain, Mainz, 2010. Download unter http://www.membrain-nn.de/; Aufruf am 03.03.2010

[Johnson et al. 1996] Johnson, M. E.; Brandeau, M. L.: Stochastic modeling for automated material handling system design and control; In: Transportation science, Jahrgang 30 1996 4, S. 330

[Johnson et al. 1990] Johnson, M. E.; Moore, L. M.; Ylvisaker, D.: Minimax and maximin distance designs; In: Journal of statistical planning and inference, Jahrgang 26 1990 2, S. 131–148

[Jones 2001] Jones, D.: A taxonomy of global optimization methods based on response surfaces; In: Journal of Global Optimization, Jahrgang 21 2001 4, S. 345–383

[Jones et al. 1998] Jones, D.; Schonlau M.; Welch W.: Efficient Global Optimization of Expensive Black-Box Functions; In: Journal of Global Optimization 1998 13, S. 455–492

[Kerry et al. 1998] Kerry, K. E.; Hawick, K. A.: Kriging Interpolation on High-Performance Computers; http://www.dhpc.adelaide.edu.au/reports/035/dhpc-035.pdf; Aufruf am 30.10.2009

[Keserla et al. 1994] Keserla, A.; Peters, B. A.: Analysis of dual-shuttle automated storage/retrieval systems; In: Journal of Manufacturing Systems, Jahrgang 13 1994 6, S. 424–434

[Kim et al. 1990] Kim, J.; Seidmann, A.: A framework for the exact evaluation of expected cycle times in automated storage systems with full-turnover item allocation and random service requests; In: Computers & Industrial Engineering, Jahrgang 18 1990 4, S. 601–612

[Kinnebrock 1994] Kinnebrock, W.: Neuronale Netze; Oldenbourg, München, 1994

[Kleijnen et al. 2005] Kleijnen, J. P.; Sanchez, S. M.; Lucas, T. W.; Cioppa, T. M.: A User's Guide to the Brave New World of Designing Simulation Experiments; In: INFORMS Journal on Computing, Jahrgang 17 2005 3, S. 263–289

[Kleijnen 2007] Kleijnen, J. P. C.: Regression models and experimental designs: a tutorial for simulation analysts; In: Proceedings of the 39th conference on Winter simulation: 40 years! The best is yet to come. IEEE Press, Washington D.C., 2007

[Kluge 2006] Kluge, O. A.: Praktische Informationstechnik mit C; Springer, Berlin, 2006

[Kolmogoroff 1941] Kolmogoroff, A.: Interpolation und Extrapolation von stationären zufälligen Folgen; In: Izvestiya Rossiiskoi Akademii Nauk. Seriya Matematicheskaya, Jahrgang 5 1941 1, S. 3–14

[Koster et al. 2007] Koster, R. de; Le-Duc, T.; Roodbergen, K. J.: Design and control of warehouse order picking: A literature review; In: European Journal of Operational Research, Jahrgang 182 2007 2, S. 481–501

[Kosturiak et al. 1995] Kosturiak, J.; Gregor, M.: Simulation von Produktionssystemen; Springer, Wien, 1995

[Kraul 2008a] Kraul, R.; Günthner, W. A.: Konfigurationsauswahl für automatische Lagersysteme. In: Tagungsband zum 4. Fachkolloquium der WGTL 09./10. Oktober 2008, Herausgeber: Technische Universität Chemnitz, Professur Fördertechnik, S. 25-32

[Kraul 2008b] Kraul, R.; Günthner, W. A.: Dimensioning of automated storage systems by means of material flow simulation. In: TIL 2008 - The third serbian symposium with international participation Transport and Logistics, Nis, 30.05.2008; Proceedings, University of Nis, Faculty of Mechanical Engineering, Chair for Transport Technology and Logistics, 2008, S. 6.1-6.3

[Kraus 2000] Kraus, K.: Topographische Informationssysteme; Dümmler, Köln, 2000

[Kriesel 2007] Kriesel, D.: Ein kleiner Überblick über Neuronale Netze; http://www.dkriesel.com; Aufruf am 30.10.2009

[Krige 1951] Krige, D. G.: A statistical approach to some basic mine valuation problems on the Witwatersrand; In: J. of Chem., Metal. and Mining Soc. of South Africa, Jahrgang 52 1951, S. 119–139

[Kudlich 2000] Kudlich, T.: Optimierung von Materialflußsystemen mit Hilfe der Ablaufsimulation, 2000

[Kühn 2006] Kühn, W.: Digitale Fabrik; Hanser, München, 2006

[Kumpf 2001] Kumpf, A.: Anforderungsgerechte Modellierung von Materialflusssystemen zur planungsbegleitenden Simulation; Utz, München, 2001

[Kwok et al. 1997] Kwok, T. Y.; Yeung, D. Y.: Constructive algorithms for structure learning in feedforward neural networks for regression problems; In: IEEE Transactions on Neural Networks, Jahrgang 8 1997, S. 630–645

[Law 2007] Law, A. M.: Simulation modeling and analysis; McGraw-Hill, Boston, 2007

[Lee et al. 1996] Lee, H. F.; Schaefer, S. K.: Retrieval sequencing for unit-load automated storage and retrieval systems with multiple openings; In: International Journal of Production Research, Jahrgang 34 1996 10, S. 2943–2962

[Liebl 1995] Liebl, F.: Simulation; Oldenbourg, München, 1995

[Lippolt 2003] Lippolt, C.: Spielzeiten in Hochregallagern mit doppeltiefer Lagerung, Karlsruhe, 2003

[Lippolt et al. 2001] Lippolt, C.; Blunck, S.; Arnold, D.: Schnellläuferzonen in Hochregallagern; In: f+h Fördern und Heben, Jahrgang 51 2001, 1-2, S. 38–40

[Lohninger 1993] Lohninger, H.: Evaluation of neural networks based on radial basis functions and their application to the prediction of boiling points from structural parameters; In: Journal of Chemical Information and Computer Sciences, Jahrgang 33 1993 5, S. 736–744

[Lohninger 1999] Lohninger, H.: Teach/Me data analysis; Springer, Berlin, 1999

[Lophaven et al. 2002] Lophaven, S.; Nielsen, H. B.; Søndergaard, J.: Aspects of the matlab toolbox DACE; Technical Report IMM-REP-2002-13, Technical University of Denmark, 2002

[MacKay 1998] MacKay, D. J.: Introduction to Gaussian processes; In: NATO ASI Series F Computer and Systems Sciences, Jahrgang 168 1998, S. 133–166

[Malmborg 2000] Malmborg, C. J.: Interleaving models for the analysis of twin shuttle automated storage and retrieval systems; In: IIE Transactions, Jahrgang 38 2000 18, S. 4599–4610

[Malmborg 2001] Malmborg, C. J.: Estimating Cycle Type Distributions in Multi-Shuttle Automated Storage and Retrieval Systems; In: International Journal of Industrial Engineering, Jahrgang 8 2001, S. 150–158

[Markwardt 2004] Markwardt, U.: Modellierung modularer Materialfluss-Systeme mit Hilfe von künstlichen neuronalen Netzen; Dissertation, Technische Universität Dresden, 2004

[Martin 2009] Martin, H.: Transport- und Lagerlogistik; Vieweg+Teubner Verlag / GWV Fachverlage GmbH Wiesbaden, Wiesbaden, 2009

[Matheron 1963] Matheron, G.: Principles of geostatistics; In: Economic Geology, Jahrgang 58 1963, S. 1246–1266

[McKay et al. 1979] McKay, M.; Beckman, R. J.; Conover, W. J.: A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code; In: Technometrics, Jahrgang 21 1979 2, S. 239–245

[Meller et al. 1997] Meller, R. D.; Mungwattana, A.: Multi-shuttle automated storage/retrieval systems; In: IIE Transactions, Jahrgang 29 1997 10, S. 925–938

[Mertens 1973] Mertens, P.: Regalförderzeuge. Untersuchung über Spielzeiten in Hochregallagern; In: f+h Fördern und Heben, Jahrgang 23 1973 1, S. 816–820

[Mihalisin et al. 1991] Mihalisin, T.; Timlin, J.; Schwegler, J.: Visualizing multivariate functions, data, and distributions; In: IEEE Computer Graphics and Applications, Jahrgang 11 1991 3, S. 28–35

[Montana et al. 1989] Montana, D. J.; Davis, L.: Training feedforward neural networks using genetic algorithms, 1989

[Morris et al. 1995] Morris, M. D.; Mitchell, T. J.: Exploratory designs for computational experiments; In: Journal of statistical planning and inference, Jahrgang 43 1995 3, S. 381–402

[Müller et al. 2005] Müller, D.; Stöber, M.; Thümmler, A.: Einsatz der Response Surface Methode zur Optimierung komplexer Simulationsmodelle, SFB 559, Technical Report 05003, Dortmund 2005

[Myers et al. 2009] Myers, R. H.; Montgomery, D. C.; Anderson-Cook, C. M.: Response Surface Methodology: Process and Product Optimization Using Designed Experiments; John Wiley and Sons Ltd2009

[N.N. 2010] N.N.: Einführung in Neuronale Netze - Geschichtlicher Überblick; http://wwwmath.uni-muenster.de/SoftComputing/lehre/material/wwwnnscript/ge.html; Aufruf am 26.04.2010

[Nabney 2004] Nabney, I. T.: NETLAB; Springer, London, 2004

[NIST/SEMATECH 2010] NIST/SEMATECH: e-Handbook of Statistical Methods; http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/; Aufruf am 17.03.2010

[Park et al. 2006] Park, B. C.; Foley, R. D.; Frazelle, E. H.: Performance of miniload systems with two-class storage; In: European Journal of Operational Research, Jahrgang 170 2006 1, S. 144–155

[Parker 1985] Parker, D. B.: Learning logic. Technical Report TR-42, MIT Center for Research in Computational Economics and Management, 1985

[Prettenthaler 1979] Prettenthaler, S.: Auswirkungen von Schnelläuferzonen auf die RFZ-Spielzeiten; In: f+h Fördern und Heben, Jahrgang 29 1979 7, S. 634–635

[Pullum 2007] Pullum, L. L.: Guidance for the verification and validation of neural networks; Wiley, Hoboken, NJ, 2007

[Rasmussen et al. 2008] Rasmussen, C. E.; Williams, C. K. I.: Gaussian processes for machine learning; MIT Press, Cambridge, MA, 2008

[Reinhart et al. 2008] Reinhart, G.; Gyger, T.: Identification of implicit strategies in production control; In: Engineering Management Society. et al. (Hrsg.): IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management, 2008 S. 302-306

[Reinhart et al. 2007] Reinhart, G.; Hensel, T.; Lindworsky, A.; Spitzweg, M.: Teilautomatisierter Aufbau von Simulationsmodellen; In: wt Werkstattstechnik online 2007 9, S. 663–667

[Reinhart 2000] Reinhart, G.: Virtuelle Produktion, München, 2000

[Reinhart et al. 1997] Reinhart, G.; Feldmann, K.; Heitmann, K.: Simulation - Schlüsseltechnologie der Zukunft?; Utz 1997

[Rey et al. 2010] Rey, G. D.; Beck, F.: Neuronale Netze; http://neuronalesnetz.de; Aufruf am 26.04.2010

[Rey et al. 2008] Rey, G. D.; Wender, K. F.: Neuronale Netze; Huber, Bern, 2008

[Riedmiller et al. 1992] Riedmiller, M.; Braun, H.; Riedmiller, M.: RPROP - A Fast Adaptive Learning Algorithm; In: Proceedings of ISCIS VII, 1992

[Riedmiller 1994] Riedmiller, M.: Rprop - Description and Implementation Details, Technical Report, University of Karlsruhe, Karlsruhe, 1994

[Roodbergen et al. 2009] Roodbergen, K. J.; Vis, I. F.: A survey of literature on automated storage and retrieval systems; In: European Journal of Operational Research, Jahrgang 194 2009 2, S. 343–362

[Rosenblatt 1958] Rosenblatt, F.: The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain; In: Psychological Review, Jahrgang 65 1958 6, S. 386–408

[Rosenblatt et al. 1989] Rosenblatt, M. J.; Eynan, A.: Deriving the optimal boundaries for class-based automatic storage/retrieval systems; In: Management Science, Jahrgang 35 1989 12, S. 1519–1524

[Rouwenhorst et al. 2000] Rouwenhorst, B.; Reuter, B.; Stockrahm, V.; van Houtum, G. J.; Mantel, R. J.; Zijm, W. H.: Warehouse design and control: Framework and literature review; In: European Journal of Operational Research, Jahrgang 122 2000 3, S. 515–533

[Sacks et al. 1989] Sacks, J.; Welch, W. J.; Mitchell, T. J.; Wynn, H. P.: Design and analysis of computer experiments; In: Statistical science, Jahrgang 4 1989 4, S. 409–423

[Sanchez 2006] Sanchez, S. M.: Work Smarter, Not Harder: Guidelines for Designing Simulation Experiments; In: Proceedings of the 2006 Winter Simulation Conference, 2006

[Sargent 2005] Sargent, R. G.: Verification and validation of simulation models; In: Proceedings of the 37th conference on Winter simulation. Winter Simulation Conference, Orlando, Florida, 2005

[Sargent 2007] Sargent, R. G.: Verification and validation of simulation models; In: Proceedings of the 39th conference on Winter simulation: 40 years! The best is yet to come. IEEE Press, Washington D.C., 2007

[Sarker et al. 1995] Sarker, B. R.; Babu, P. S.: Travel time models in automated storage/retrieval systems: A critical review; In: International Journal of Production Economics, Jahrgang 40 1995, 2-3, S. 173–184

[Sarker et al. 1994] Sarker, B. R.; Mann, L.; Leal dos Santos, J.: Evaluation of a class-based storage scheduling technique applied to dual-shuttle automated storage and retrieval systems; In: Production Planning & Control, Jahrgang 5 1994 5, S. 442–449

[Sarker et al. 1991] Sarker, B. R.; Sabapathy, A.; Am Lal; Han, M. H.: Performance evaluation of a double shuttle automated storage and retrieval system; In: Production Planning & Control, Jahrgang 2 1991 3, S. 207–213

[Sarle 1995] Sarle, W. S.: Stopped Training and Other Remedies for Overfitting; In: Proceedings of the 27th Symposium on the Interface of Computing Science and Statistics, 1995

[Sarle 2002] Sarle, W. S.: Neural Network FAQ. Periodic posting to the Usenet newsgroup comp.ai.neural-nets; ftp://ftp.sas.com/pub/neural/FAQ.html; Aufruf am 23.03.2010

[Schaab 1968] Schaab, W.: Technisch-wirtschaftliche Studie über die optimalen Abmessungen automatischer Hochregalanlagen unter besonderer Berücksichtigung der Regalförderzeuge, Dissertation, Technische Universität Berlin, 1968

[Schiffmann et al. 1993] Schiffmann, W.; Joost, M.; Werner, R.: Comparison of optimized backpropagation algorithms; In: Proceedings of the European Symposium on Artificial Neural Networks, Brüssel, 1993

[Schillinger 2002] Schillinger, M. P.: Flächenhafte Schätzung mit Classification and Regression Trees und robuste Gütebestimmung ökologischer Parameter in einem kleinen Einzugsgebiet, Universität Bayreuth, Biologie, Chemie und Geowissenschaften, 2002

[Schölkopf et al. 2002] Schölkopf, B.; Smola, A. J.: Learning with kernels; MIT Press, Cambridge, MA, 2002

[Schöneburg 1993] Schöneburg, E.: Industrielle Anwendung neuronaler Netze; Addison-Wesley, Bonn, 1993

[Schulze 2000] Schulze, F.: Neue Methoden zur Modellbildung für die Planung und Steuerung von Materialflußsystemen, 2000

[Schwarz et al. 1978] Schwarz, L. B.; Graves, S. C.; Hausman, W. H.: Scheduling policies for automatic warehousing systems: simulation results; In: IIE Transactions, Jahrgang 10 1978 3, S. 260–270

[Seemüller 2006] Seemüller, S.: Durchsatzberechnung automatischer Kleinteilelager im Umfeld des elektronischen Handels; Utz, München, 2006

[Shikano 2005] Shikano, S.: Bootstrap und Jackknife; http://webrum.unimannheim.de/sowi/shikanos/Publikation/BootstrapMethodenbuch-20-12-05.pdf; Aufruf am 11.02.2010

[Smola et al. 2004] Smola, A. J.; Schölkopf, B.: A tutorial on support vector regression; In: Statistics and Computing, Jahrgang 14 2004 3, S. 199–222

[Stegherr 2000] Stegherr, F.: Reinforcement-Learning zur dispositiven Auftragssteuerung in der Variantenreihenproduktion; Utz, München 2000

[ten Hompel et al. 2007] ten Hompel, M.; Jünemann, R.; Nagel, L.; Schmidt, T.: Materialflusssysteme; Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2007

[The MathWorks] The MathWorks: Response Surface Designs : Design of Experiments (Documentation Statistics Toolbox™); http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/stats/f56635.html; Aufruf am 21.03.2010

[van den Berg 1999] van den Berg, J. P.: A literature survey on planning and control of warehousing systems; In: IIE Transactions, Jahrgang 31 1999 8, S. 751–762

[Vapnik 2000] Vapnik, V. N.: The nature of statistical learning theory; Springer, New York, 2000

[VDI 2385] Leitfaden für die materialflußgerechte Planung von Industrieanlagen, Verein Deutscher Ingenieure, Dezember 1989

[VDI 3561] Testspiele zum Leistungsvergleich und zur Abnahme von Regalförderzeugen, Verein Deutscher Ingenieure; Fachgruppe Materialfluß und Fördertechnik, Juli 1973

[VDI 4480-1] Durchsatz von automatischen Lagern mit gassengebundenen Regalbediensystemen, Verein Deutscher Ingenieure; Gesellschaft Fördertechnik Materialfluß Logistik, Februar 1998

[VDI 4480-4] Durchsatz von automatischen Lagern mit mehrfachtiefer Lagerung, Verein Deutscher Ingenieure; Gesellschaft Fördertechnik Materialfluß Logistik, Juli 2002

[VDI 2498-1] Vorgehen bei einer Materialflussplanung - Grundlagen, Verein Deutscher Ingenieure; Gesellschaft Fördertechnik Materialfluss Logistik, April 2008

[VDI 2498] Vorgehen bei einer Materialflußplanung, Verein Deutscher Ingenieure; Gesellschaft Materialfluß und Fördertechnik, Dezember 1978

[VDI 2411] Begriffe und Erläuterungen im Förderwesen, Verein Deutscher Ingenieure; Gesellschaft Produktion und Logistik, Juni 1970

[VDI 3633] Simulation von Logistik-, Materialfluss- und Produktionssystemen, Begriffsdefinitionen, Verein Deutscher Ingenieure; Gesellschaft Produktion und Logistik, November 1996

[VDI 3633-1] Simulation von Logistik-, Materialfluss- und Produktionssystemen, Blatt 1: Grundlagen, Verein Deutscher Ingenieure; Gesellschaft Produktion und Logistik, März 2000

[Villarreal 2010] Villarreal, M. R.: File:Complete neuron cell diagram en.svg - Wikimedia Commons; http://commons.wikimedia.org/w/index.php?title=File:Complete_neuron_cell_diagram_en.svg&oldid=46011831; Aufruf am 02.02.2010

[Wang et al. 2005] Wang, X.; Yang, C.; Qin, B.; Gui, W.: Parameter selection of support vector regression based on hybrid optimization algorithm and its application; In: Journal of Control Theory and Applications, Jahrgang 3 2005 4, S. 371–376

[Wenzel et al. 2008] Wenzel, S.; Collisi-Böhmer, S.; Pitsch, H.; Rose, O.; Weiß, M.: Qualitätskriterien für die Simulation in Produktion und Logistik, Berlin Heidelberg, 2008

[Werbos 1974] Werbos, P. J.: Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences, Ph.D. thesis, Harvard University, Boston, MA, 1974

[Wiener 1949] Wiener, N.: Extrapolation, interpolation, and smoothing of stationary time series: with engineering applications; MIT Press, Cambridge, MA, 1949

[Wikipedia contributors 2009] Wikipedia contributors: Latin hypercube sampling; http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Latin_hypercube_sampling&oldid=297583461; Aufruf am 30.10.2009

[Witt 1974] Witt, P. R.: Getting the most out of a stacker system, controls are the secret; In: Automation, Jahrgang 21 1974 5, S. 75–79

[Zell 2003] Zell, A.: Simulation neuronaler Netze; Oldenbourg, München, 2003

[Zimmermann et al. 2005] Zimmermann, J.; Morgenthaler, B.; Hulliger, B.: Die Stichprobe: warum sie funktioniert; Bundesamt für Statistik der Schweiz, Neuchâtel, 2005

[Zschau 1963] Zschau, U.: Technisch-wirtschaftliche Studie über die Anwendbarkeit von Stapelkranen im Lagerbetrieb, Dissertation, Technische Universität Berlin, 1963

# 9 Anhang: Statistische Daten der erzeugten neuronalen Netze

| Konfiguration / Regalbediengerät | Mittlere Abweichung Testdatensatz 1 [%] | Mittlere Abweichung Testdatensatz 2 [%] | Maximale Abweichung [%] |
|---|---|---|---|
| [111] / Regalbediengerät 1 | 0,43 | 0,52 | 1,09 |
| [121] / Regalbediengerät 1 | 0,84 | 0,75 | 1,34 |
| [121] paarweise / Regalbediengerät 1 | 1,85 | 1,00 | 3,52 |
| [131] / Regalbediengerät 1 | 0,87 | 0,82 | 1,30 |
| [131] paarweise / Regalbediengerät 1 | 1,80 | 2,11 | 2,77 |
| [211] / Regalbediengerät 1 | 1,49 | 1,60 | 5,19 |
| [221] / Regalbediengerät 1 | 0,99 | 0,95 | 1,26 |
| [221] paarweise / Regalbediengerät 1 | 1,16 | 1,18 | 3,94 |
| [231] / Regalbediengerät 1 | 0,62 | 0,49 | 1,32 |
| [231] paarweise / Regalbediengerät 1 | 2,09 | 2,56 | 4,90 |
| [212] / Regalbediengerät 1 | 0,73 | 0,47 | 2,87 |
| [212] paarweise/ Regalbediengerät 1 | 0,69 | 0,88 | 1,70 |
| [222] / Regalbediengerät 1 | 0,99 | 0,95 | 1,26 |
| [111] / Regalbediengerät 2 | 0,79 | 0,89 | 3,17 |
| [121] / Regalbediengerät 2 | 0,68 | 0,82 | 1,25 |
| [121] paarweise / Regalbediengerät 2 | 1,60 | 0,90 | 4,10 |
| [131] / Regalbediengerät 2 | 0,71 | 0,81 | 1,56 |
| [131] paarweise / Regalbediengerät 2 | 1,78 | 1,76 | 2,22 |
| [211] / Regalbediengerät 2 | 1,30 | 1,23 | 4,30 |
| [221] / Regalbediengerät 2 | 0,75 | 0,73 | 2,41 |
| [221] paarweise / Regalbediengerät 2 | 1,97 | 1,69 | 5,88 |
| [231] / Regalbediengerät 2 | 1,29 | 1,71 | 4,24 |
| [231] paarweise / Regalbediengerät 2 | 1,54 | 0,81 | 3,20 |

| | | | |
|---|---|---|---|
| [212] / Regalbediengerät 2 | 0,41 | 0,37 | 2,41 |
| [212] paarweise/ Regalbediengerät 2 | 0,51 | 0,41 | 1,57 |
| [222] / Regalbediengerät 2 | 1,27 | 0,71 | 3,64 |
| [111] / Regalbediengerät 3 | 0,33 | 0,38 | 2,02 |
| [121] / Regalbediengerät 3 | 0,95 | 0,68 | 2,99 |
| [121] paarweise / Regalbediengerät 3 | 0,96 | 0,71 | 5,34 |
| [131] / Regalbediengerät 3 | 0,76 | 0,81 | 2,21 |
| [131] paarweise / Regalbediengerät 3 | 1,92 | 1,93 | 6,48 |
| [211] / Regalbediengerät 3 | 0,67 | 0,65 | 5,02 |
| [221] / Regalbediengerät 3 | 1,09 | 1,07 | 6,25 |
| [221] paarweise / Regalbediengerät 3 | 1,18 | 1,22 | 6,35 |
| [231] / Regalbediengerät 3 | 0,97 | 1,13 | 4,48 |
| [231] paarweise / Regalbediengerät 3 | 1,19 | 1,44 | 6,31 |
| [212] / Regalbediengerät 3 | 0,31 | 0,21 | 2,07 |
| [212] paarweise/ Regalbediengerät 3 | 0,55 | 0,51 | 2,82 |
| [222] / Regalbediengerät 3 | 0,80 | 0,75 | 1,95 |