

Masterarbeit

Systematische Untersuchung von simulationsbasierten Optimierungsverfahren für ein ereignisdiskretes Simulationsmodell eines Werkstoffhandelsnetzwerkes

Roland Hoffmann
Matrikelnummer: 173206
Studiengang Logistik

ausgegeben am:
01.10.2015

eingereicht am:
14.04.2016

Betreuer:
Prof. Dr.-Ing. Markus Rabe
Felix Dross, M.Sc.

Kurzfassung

Diese Masterarbeit verfolgt das Ziel, einen Optimierungsalgorithmus und ein ereignisdiskretes Simulationsmodell eines Werkstoffhandelsnetzwerks miteinander zu koppeln. Das Simulationsmodell wird durch ein angeschlossenes Data Warehouse parametrisiert und ausgewertet. Es werden verschiedene Optimierungsverfahren diskutiert. Die Wahl fällt auf einen genetischen Algorithmus. Es wird ein Algorithmus entwickelt, der verschiedene Maßnahmen miteinander kombinieren, in das Data Warehouse laden und die Simulation starten soll. Aus den Simulationsergebnissen werden die Auswirkungen der Maßnahmenkombination ermittelt. Dieser Vorgang wird iterativ durchlaufen, bis eine zuvor festgelegte Abbruchbedingung die Iteration beendet.

Die Performance genetischer Algorithmen ist von verschiedenen Evolutionsparametern abhängig. Dieser Algorithmus wird implementiert und mehrere Evolutionsparameter werden getestet.

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	I
Inhaltsverzeichnis	II
Abkürzungsverzeichnis und Formelzeichen	IV
Abbildungsverzeichnis	V
Tabellenverzeichnis	VI
Algorithmenverzeichnis	VII
1 Einleitung	1
2 Kosten im Distributionsnetzwerk	3
2.1 Distributionsnetzwerke.....	3
2.2 Transportkosten.....	7
2.3 Bestandskosten.....	8
2.4 Fehlmengenkosten und Liefertreue.....	12
2.5 Weitere Kosten.....	13
3 Simulation und Optimierung	14
3.1 Grundlagen der Simulation.....	14
3.1.1 Ereignisdiskrete Simulation.....	15
3.1.2 Einordnung der Untersuchung in die Simulationsstudie.....	16
3.1.3 Simulation von Distributionsnetzwerken.....	17
3.2 Simulationsbasierte Optimierung.....	18
3.3 Optimierungsverfahren.....	19
3.3.1 Exakte Verfahren.....	20
3.3.2 Heuristiken.....	21
3.3.3 Auswahl eines Optimierungsalgorithmus.....	21
3.4 Evolutionäre Algorithmen.....	21
3.4.1 Grundbegriffe.....	22
3.4.2 Funktionsweise Evolutionärer Algorithmen.....	24
3.5 Klassifizierung evolutionärer Algorithmen.....	25
3.5.1 Genetische Algorithmen.....	26
3.5.2 Evolutionsstrategien.....	27
4 Einordnung von Simulation und Optimierung	29
4.1 Eingangsgrößen.....	29
4.2 Stellgrößen.....	30
4.3 Zielgrößen.....	33

5	Implementierung des Simulationsmodells in das Optimierungsverfahren	34
5.1	Einfügen in die Modellstruktur.....	34
5.2	Individuum und Population	37
5.3	Crossover und Mutation	39
5.4	Fitness und Bewertungsfunktion	42
5.5	Abbruchbedingungen	44
6	Durchgeführte Parametertests	45
6.1	Ergebnisse.....	45
6.2	Auswertung.....	50
7	Zusammenfassung und Ausblick.....	52
	Literaturverzeichnis.....	54
	Anhang A: Output-Daten der Experimente	58
	Anhang B: Benutzte Hard- und Software.....	59

Abkürzungsverzeichnis und Formelzeichen

AL	Auslieferungslager
ATO	Assemble-To-Order
CS	Crossdocking
ϵ	Element (einer Menge)
E	bestimmte Eigenschaft (eines Individuums)
ES	Evolutionsstrategien
ETO	Engineer-To-Order
EXP	bestimmtes Experiment
G_i	Generation i
GA	Genetische Algorithmen
I	bestimmtes Individuum
L_i	Lager i
λ	Anzahl der erzeugten Kindindividuen
μ	Anzahl der Elternindividuen (Populationsgröße)
M_i	Material i
MTO	Make-To-Order
MTS	Make-To-Stock
n	Anzahl der Lager
q	Bestellmenge
s	Bestandshöhe
S	Soll-Bestand
S_1	Sicherheitsbestand bei einem Lager
S_n	Gesamtsicherheitsbestand bei n Lagern
SL	Service Level
t	Bestellzyklus
ZE	Zeiteinheiten
ZL	Zentrallager
\cap	Schnittmenge
U	Vereinigungsmenge
Δ	Symmetrische Differenzmenge

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Distributionsstruktur	4
Abbildung 2: Mögliche Lagen des Kundenentkopplungpunktes	6
Abbildung 3: Kosten im Distributionsnetzwerk.....	6
Abbildung 4: Kostenverläufe in Logistiksystemen.....	7
Abbildung 5: Bestände verdecken Probleme	9
Abbildung 6: Vergleich kontinuierlicher und diskreter Systeme	15
Abbildung 7: Simulationsvorgehensmodell und Lokalisation der Arbeit.....	17
Abbildung 8: Klassifikation von Optimierungsproblemen	20
Abbildung 9: Evolutionsverlauf bei Populationsergänzung bzw. -ersatz.....	24
Abbildung 10: Der evolutionäre Zyklus aus	25
Abbildung 11: Klassifizierung evolutionärer Algorithmen	25
Abbildung 12: Zusammenhang Optimierung und Simulation nach.....	29
Abbildung 13: Dezentrale Lagerhaltung des Artikels in beiden Lägern.....	32
Abbildung 14: Zentrale Lagerung des Artikels in Lager 1	32
Abbildung 15: Zentrale Lagerung des Artikels in Lager 2	32
Abbildung 16: Zusammenspiel von Simulation und Optimierung	34
Abbildung 17: Mögliche Maßnahmen	37
Abbildung 18: Individuen mit keiner, einer und n Eigenschaften	38
Abbildung 19: Verlauf der Evolution	39
Abbildung 20: Crossover-Varianten	41
Abbildung 21: Ausgangsnetzwerk für die Experimente	45
Abbildung 22: Netzwerk nach der Durchführung von Zentralisierungsmaßnahmen	46
Abbildung 23: Evolutionsverlauf EXP1	48
Abbildung 24: Evolutionsverlauf EXP2	48
Abbildung 25: Evolutionsverlauf EXP3	49
Abbildung 26: Evolutionsverlauf EXP4	49

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Vor- und Nachteile von zentraler und dezentraler Lagerhaltung	4
Tabelle 2: Übersicht Bestellpolitiken.....	10
Tabelle 3: Beispielergebnisse und deren Wirkung.....	16
Tabelle 4: Verknüpfungsarten von Simulation und Optimierung	18
Tabelle 5: Diskriminierende und nicht-diskriminierende Selektion	23
Tabelle 6: Gegenüberstellung von Eigenschaften GA und ES	28
Tabelle 7: Testbare Evolutionsparameter.....	36
Tabelle 8: Durchgeführte Experimente	47

Algorithmenverzeichnis

Algorithmus 1: Aufrufen des genetischen Algorithmus	35
Algorithmus 2: Durchführung der Evolution	37
Algorithmus 3: Bildung der indigenen Population	38
Algorithmus 4: Variation Crossover und Mutation.....	40
Algorithmus 5: Crossover Vereinigungs- und Schnittmenge	41
Algorithmus 6: Mutation Entferne Eigenschaft	42
Algorithmus 7: Bewertung eines Individuums	43
Algorithmus 8: Bewertung eines Individuums mit Aufwandsreduzierung.....	43

1 Einleitung

Um die schnelle, flächendeckende Versorgung ihrer Kunden zu gewährleisten, betreiben die meisten Unternehmen, die mit Sachgütern handeln, die nicht nur regional vertrieben werden, mehrere Lager, die zusammen ein Distributionsnetzwerk bilden.

Soll die Optimierung eines solchen Netzwerkes durchgeführt werden, muss vorher festgelegt werden, welche Ziele mit dieser Optimierung erreicht werden sollen. Für den Unternehmenserfolg relevante Ziele sind die anfallenden Netzwerkkosten sowie die Kundenzufriedenheit (Tschandl, et al., 2014 S. 77-78).

Zunächst liegt die Minimierung der Gesamtkosten des Systems Handelsnetzwerk im Fokus. Zu den Hauptkostentreibern gehören die Transportkosten und die Bestandskosten. Die Kundenzufriedenheit hingegen lässt sich durch den erreichten Service Level (SL) des Lieferservice messen. Je nach Branche und Kundenkreis werden verschiedene Mindest-SL erwartet, deren Nichteinhaltung mit Vertragsstrafen oder Kundenabwanderung einhergeht (Weber, 2012 S. 174-175). Es ist also erforderlich, ein Minimum der Gesamtkosten zu finden, bei gleichzeitiger Einhaltung oder Verbesserung des SL.

Als wichtige Einflussfaktoren für konkurrenzfähige Kosten und Lieferperformance und damit als sinnvolle Parameter für die Optimierung sind in der Betriebsphase des Netzwerkes das Bestandsmanagement und das Transportmanagement zu nennen (Bretzke, 2015 S. 115).

Distributionsnetzwerke sind dynamische Systeme, die ständiger Veränderung der Rahmenbedingungen ausgesetzt sind. Die schwankenden Bedürfnisse und Anforderungen der Kunden und der technische Fortschritt führen zu neuen Produkten und Dienstleistungen, die eine wiederkehrende Anpassung von Prozessen und Strukturen erforderlich machen. Die Suche nach dem kostenoptimalen Zustand ist deswegen iterativ durchzuführen.

Die Komplexität eines Distributionsnetzwerkes erreicht schnell Dimensionen, in denen eine Optimierung mit mathematischen Modellen nicht mehr zweckmäßig ist. Ist dies der Fall, kann es hilfreich sein, ein Simulationsmodell des Netzwerkes anzufertigen und mit diesem zu experimentieren. Um dieses Netzwerkmodell zu optimieren, empfiehlt es sich aber, mit einem automatischen, zielgerichteten Verfahren die Eingangsparameter zu variieren, also das Simulationsmodell mit einem Optimierungsalgorithmus zu koppeln (März, et al., 2011 S. 41-42). Typische Fragestellungen, die mittels simulationsbasierter Optimierung gelöst werden, sind Probleme der Produktionsplanung, sie sind in der Literatur umfangreich behandelt. Beiträge, die diese Methode zur Gestaltung logistischer Netzwerke nutzen sind aber selten, weswegen diese Arbeit untersuchen soll, wie man sie zu diesem Zweck nutzen kann.

In dieser Untersuchung wird ein existierendes Handelsnetzwerk eines Werkstoffproduzenten und -händlers betrachtet. Es besteht bereits ein ereignisdiskretes Simulationsmodell dieses Netzwerkes, das mit historischen Daten aus den Jahren 2013 und 2014 erstellt wurde. Dieses Simulationsmodell ist mit einem Data-Warehouse verknüpft, das u. a. Transportrelationen, Artikeldaten, Kunden-, Lieferanten- und Lageradressen, Bestandsmengen und Bestellpolitiken enthält, die in das Modell übernommen werden, aber auch Performance-Kennzahlen berechnet (Rabe, et al.,

2015 S. 167-176). Die Systemlast sind dabei die Kundenaufträge, die die auftraggebenden Kunden, die Materialnummern und -mengen sowie vereinbarte Liefertermine enthalten.

Dieses Modell bietet den Ausgangspunkt der Untersuchung. Es soll ein Verfahren entwickelt werden, das im Vorfeld definierte Maßnahmen kombiniert, die dann in das Data-Warehouse übernommen und per Simulationslauf auf ihre Einflüsse auf Kosten und Lieferperformance des Netzwerkes analysiert werden. Dabei lassen sich die Maßnahmen in zwei unterschiedliche Klassen einordnen: Bestandsveränderungen und Veränderungen von Transportrelationen.

Wenn ein solches Verfahren gefunden wird, sollen verschiedene Verfahrensparameter dahingehend untersucht werden, ob sie das Optimum finden, bzw. wie lange sie benötigen, um das Optimum zu finden.

Mit dem durch diese Arbeit entwickelten Verfahren soll es ermöglicht werden, auch bei prognostizierten und stochastisch erzeugten Auftragsdaten in der Zukunft zielsicher zu ermitteln, bei welchen Artikeln dezentrale Lagerhaltung in welchen Lägern sinnvoll und kostengünstig ist und wann eine zentrale Lagerhaltung und lediglich ein Umschlag in den peripheren Lagerstandorten zu empfehlen ist.

Nach der Definition der Aufgabenstellung wird die wissenschaftliche Basis zur erfolgreichen Bearbeitung zusammengestellt. Dabei handelt es sich um Grundlagen des Kostenmanagements im Handelsnetzwerk, der ereignisdiskreten Simulation und der Optimierung, sowie die Funktionsweise der Kopplung von Simulation und Optimierung. Dabei werden aktuelle Entwicklungen zur Lösung verwandter Probleme diskutiert und die in dieser Arbeit genutzte Terminologie erläutert.

Anschließend erfolgt die Analyse des vorliegenden Handelsnetzwerkes. Von dieser Analyse ausgehend wird die Optimierung mit ihren Stell- und Zielgrößen vorbereitet und es werden Überlegungen angestellt, welche Eigenschaften das anzuwendende Optimierungsverfahren haben soll, um zielführend eingesetzt werden zu können. Dieses Verfahren wird dann implementiert und auf Funktionsfähigkeit getestet.

Abschließend werden die durch die Untersuchung gewonnenen Erkenntnisse zu einem Fazit zusammengefasst und ein Ausblick gegeben.

2 Kosten im Distributionsnetzwerk

Das zweite Kapitel ist dazu gedacht, den Untersuchungsgegenstand Distributionsnetzwerk vorzustellen sowie die verschiedenen Kostentreiber zu erklären und darzulegen, wie sie zueinander in Beziehung stehen. Die wichtigsten Kosten sind dabei die Transport- und die Bestandskosten (Kelber, 2000 S. 19), aber auch die Fehlmengenkosten sollten berücksichtigt werden (ebd. S. 32, Weber, 2012 S. 171)

2.1 Distributionsnetzwerke

Distribution bezeichnet die physische Warenverteilung von einem produzierenden Unternehmen an die Kunden. Nach (Gleißner, 2012 S. 125) beschreibt die Distribution sämtliche Prozesse vom Produktionsende bis zur Übergabe der Waren an die Kunden. Dabei kann die Distribution entweder von dem produzierenden Unternehmen selbst oder von einem Handelspartner durchgeführt werden (Wenzel, 2006 S. 442). Die vorliegende Arbeit betrachtet ein solches Handelsunternehmen, das mehrere produzierende Unternehmen zu seinen Kunden zählt und für diese die Distribution leistet. Bei allgemeinen Betrachtungen wird deswegen nur noch von Handelsunternehmen geschrieben, die Aussage gilt äquivalent für Produktionsunternehmen.

Der Begriff Distributionsnetzwerk beschreibt ein Unternehmensnetzwerk, bestehend aus einem Handelsunternehmen und seinen Kunden, wobei die betriebswirtschaftlichen Problemstellungen des betrachteten Handelsunternehmens im Fokus stehen (Kotzab, 2012 S. 212-217). In der Literatur werden solche Netzwerke historisch auch als Warenverteilungssysteme (Kunz, 1976), in jüngerer Zeit als Distributionsnetzwerke oder -systeme bezeichnet (Siller, 2011; Pellizzari, et al., 1991 S. 135-163).

Um die Struktur eines Distributionsnetzwerkes zu charakterisieren, wird nach (Pellizzari, et al., 1991 S. 139-142) die Anzahl der Lagerstufen in vertikaler Hinsicht und die Anzahl der Lager in einer Lagerstufe in horizontaler Hinsicht beschrieben, siehe Abb. 1. Den Werkslägern kommt eine Pufferfunktion zwischen Produktion und Bereithaltung für den Kunden zu. Die Auslieferungsläger (AL) sollen kurzfristig aufkommende Kundenbedürfnisse befriedigen. Das Zentrallager (ZL) fungiert als Hub zur Koordinierung und Rationalisierung zwischen Werkslägern und AL (ebd.).

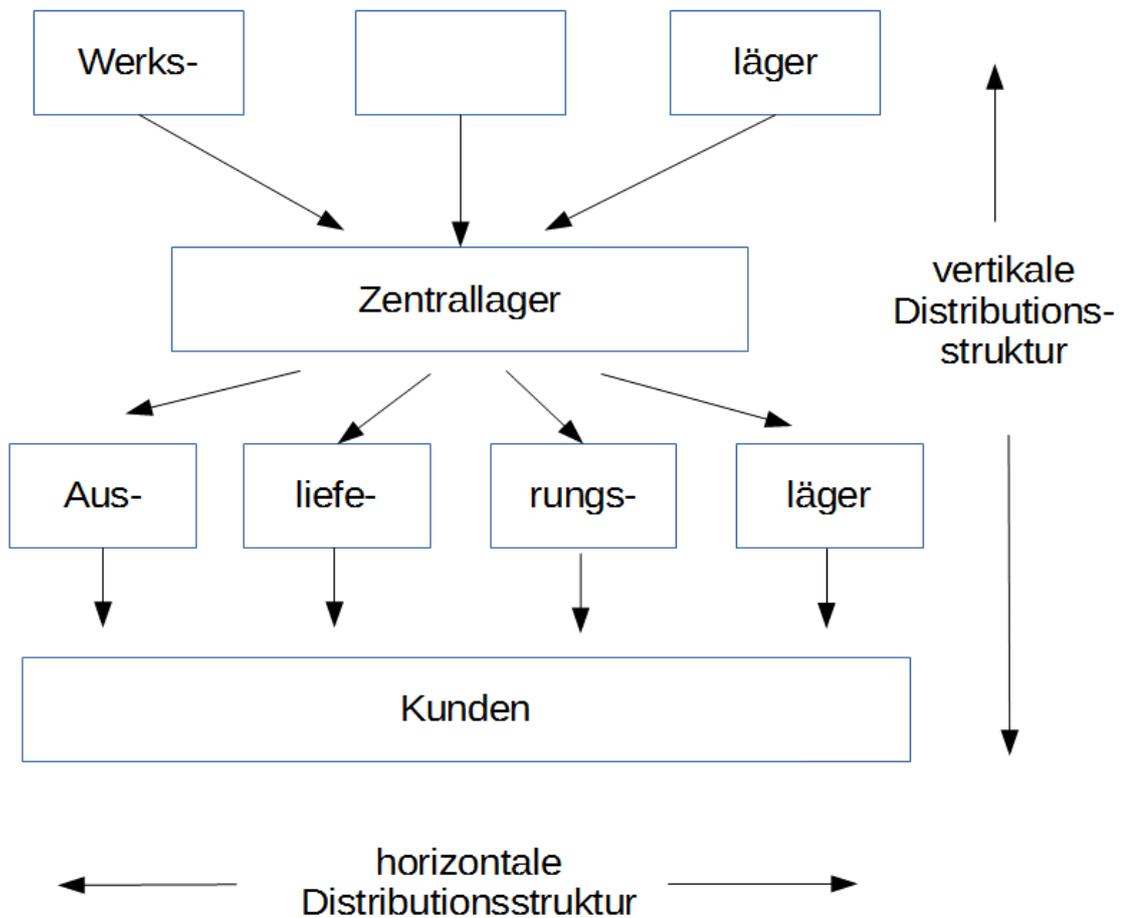


Abbildung 1: Distributionsstruktur nach Pellizzari, et al. (1991, S. 139)

Ein wichtiger Aspekt einer mehrstufigen vertikalen Distributionsstruktur ist die Kundennähe, die durch regionale Präsenz gewonnen wird. Der Hauptgrund für den Betrieb eines zentralisierten Netzwerkes sind hingegen die Kosteneinsparungen, die durch Bündelungseffekte entstehen (Bretzke, 2015 S. 115 - 117). Tabelle 1 gibt die Vor- und Nachteile von zentraler und dezentraler Lagerhaltung wieder.

Tabelle 1: Vor- und Nachteile von zentraler und dezentraler Lagerhaltung

	Zentrale Lagerhaltung	Dezentrale Lagerhaltung
Vorteile	<ul style="list-style-type: none"> • Weniger Bestand erforderlich • Weniger Koordinierungsaufwand 	<ul style="list-style-type: none"> • Schnellere Kundenversorgung
Nachteile	<ul style="list-style-type: none"> • Langsamere Kundenversorgung 	<ul style="list-style-type: none"> • Höhere Bestände

Insbesondere sind bei der dezentralen Lagerhaltung eines Artikels höhere Sicherheitsbestände vorzuhalten. Die gesamten Sicherheitsbestände eines Artikels bei einer Lagerhaltung in mehreren Lägern lassen sich mit der folgenden Formel beschreiben:

$$S_n = S_1 \times \sqrt{n}$$

Dabei ist S_n der gesamte Sicherheitsbestand eines Artikels, S_1 ist der Sicherheitsbestand bei Lagerhaltung in einem Lager und n ist die Anzahl der Lager, in denen der Artikel gelagert wird. (Stölzle, et al., 2004 S. 98-99). Dieser Wert kann auch zur Validierung der Simulationsergebnisse genutzt werden, für eine Abschätzung, ob die ermittelten Einsparungen an Bestandskosten durch eine Zentralisierung des Artikels umgesetzt werden konnten.

Bevor die Strukturierung des Distributionsnetzes durchgeführt wird, wird die Lage des Kundenauftragsentkopplungspunktes festgelegt. An diesem Punkt wird aus einem anonymen Fertigungsauftrag ein Kundenauftrag. Grundsätzlich lassen sich nach (Sennheiser, 2008 S. 118) die folgenden Bevorratungsebenen unterscheiden: Make-To-Stock (MTS), Assemble-To-Order (ATO), Make-To-Order (MTO) und Engineer-To-Order (ETO). In Abb. 2 sind die verschiedenen Lagemöglichkeiten des Kundenauftragsentkopplungspunktes dargestellt. Bei der Make-To-Stock-Strategie erfolgt die Produktion prognosegetrieben und unabhängig von Kundenaufträgen. ATO wird durch eine kundenauftragsbezogene Endmontage charakterisiert. Die in (Sennheiser, 2008) ebenfalls genannten Strategien Package-To-Order und Configure-To-Order werden als Sonderfälle von ATO betrachtet, vgl. (Stich, et al., 2013 S. 52-54). Bei einer MTO-Strategie läuft die komplette Produktion kundenauftragsbezogen ab, bei ETO wird selbst die Produktentwicklung erst bei Vorliegen eines Kundenauftrages veranlasst.

Bei den Strategien ETO und MTO werden die Produkte direkt von den Werkslagern oder ganz ohne Lagerhaltung distribuiert, weswegen keine Handelsunternehmen und mehrstufigen Logistiknetzwerke zwischen Produzent und Kunden gebraucht werden. Jedoch werden bei ATO und MTS Bevorratungsmöglichkeiten in Kundennähe zweckmäßig, da hier eine schnelle Reaktion auf Kundenaufträge geboten ist. Bei MTS liegt der Einsatz mehrstufiger Distributionsstrukturen zur Steigerung des Lieferservice nahe, aber auch bei ATO ist dies möglich, da insbesondere Kommissionierung und Verpackung, teilweise auch andere Value-Added-Services auf den Lagerebenen stattfinden können (Kotzab, 2012 S. 214).

Bei dem in dieser Arbeit behandelten Werkstoffhandel handelt es sich typischerweise um lagerhaltenden Handel, also MTS-Material. Neben den genannten Funktionen Kommissionierung und Verpackung wird aber häufig auch Anarbeitung der gelagerten Materialien angeboten, was einer ATO-Strategie entspricht (Barth, et al., 2015 S. 85). Eine mehrstufige Netzwerkstruktur für die Distribution ist also zweckdienlich.

Die konkrete Ausgestaltung der horizontalen und vertikalen Distributionsstruktur hängt von verschiedenen Merkmalen ab. Neben der räumlichen Verteilung der Kunden ist dabei Auftrags- bzw. Sendungsgröße und der von den Kunden erwartete Lieferservice ausschlaggebend (Siller, 2011 S. 12 - 15).

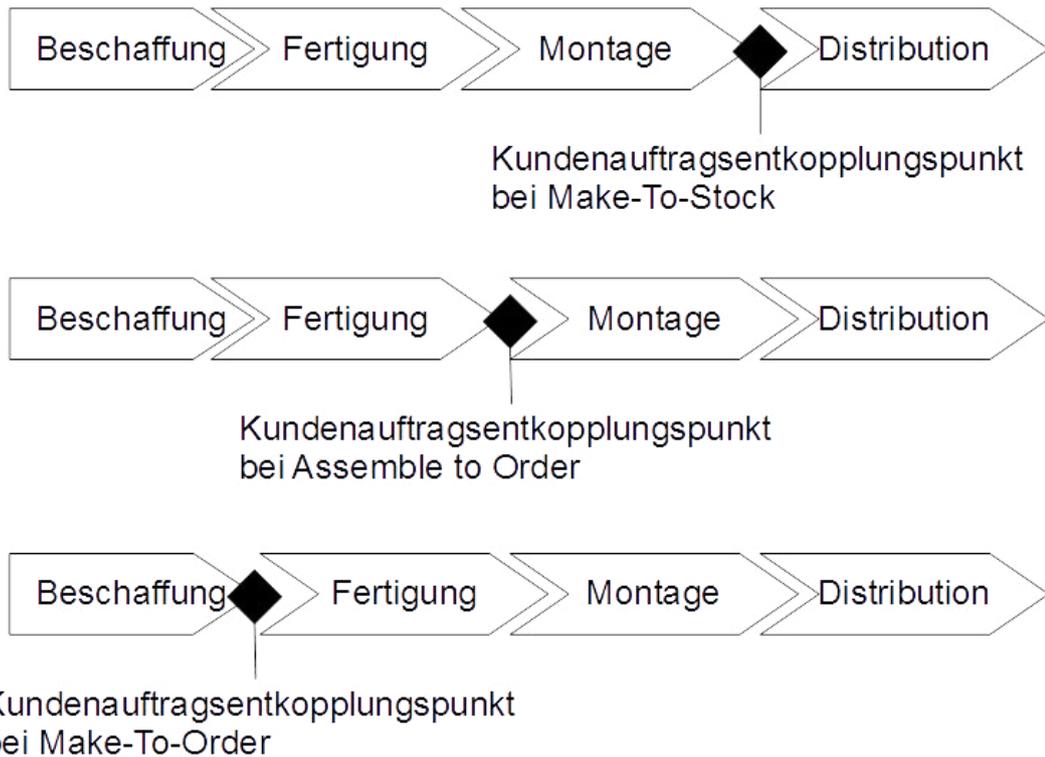


Abbildung 2: Mögliche Lagen des Kundenentkopplungspunktes nach Stich, et al. (2013, S. 53)

Bei dem Betrieb eines Distributionsnetzwerkes entstehen im Wesentlichen drei Arten von Kosten: Transportkosten, Bestandskosten und Fehlmengenkosten. Diese sind aber nicht unabhängig voneinander, sondern die Senkung einer der Kostenarten verursacht ein Ansteigen einer anderen. Abb. 3 veranschaulicht diesen Sachverhalt.

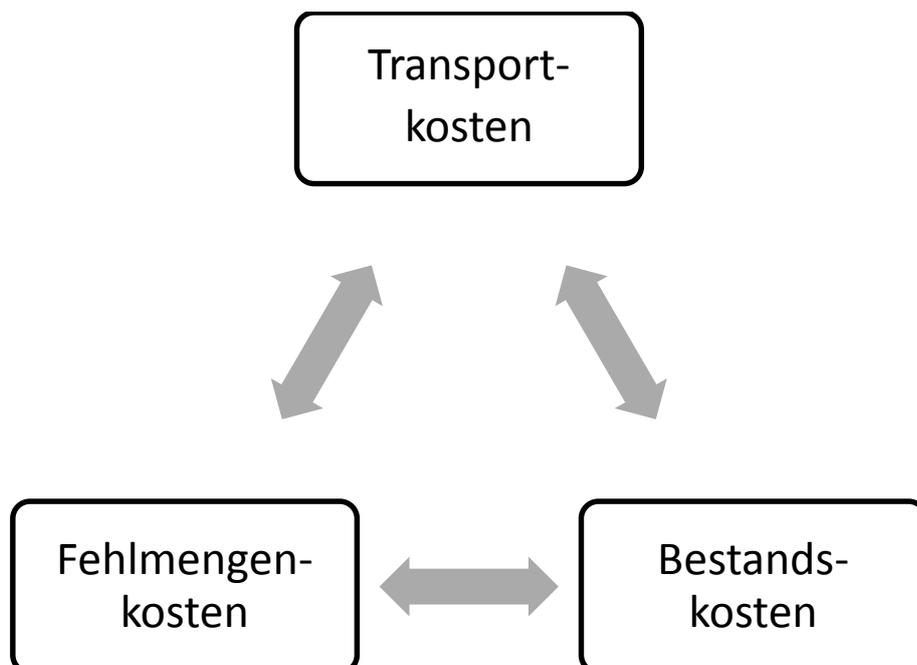


Abbildung 3: Kosten im Distributionsnetzwerk (eigene Darstellung)

Typische Kostenverläufe sind in Abb. 4 zu sehen. Es ist zu erkennen, wie die Kostenarten einander beeinflussen. In dem linken Diagramm ist zu sehen, dass eine Erhöhung des Lagerbestandes die Fehlmengenkosten senkt, aber die Bestandskosten erhöht. Ebenso führt das rechte Diagramm vor Augen, dass das Vorhalten von Bestand in vielen Lagern zu geringeren Transportkosten führt. Dadurch erhöhen sich jedoch die Bestandskosten.

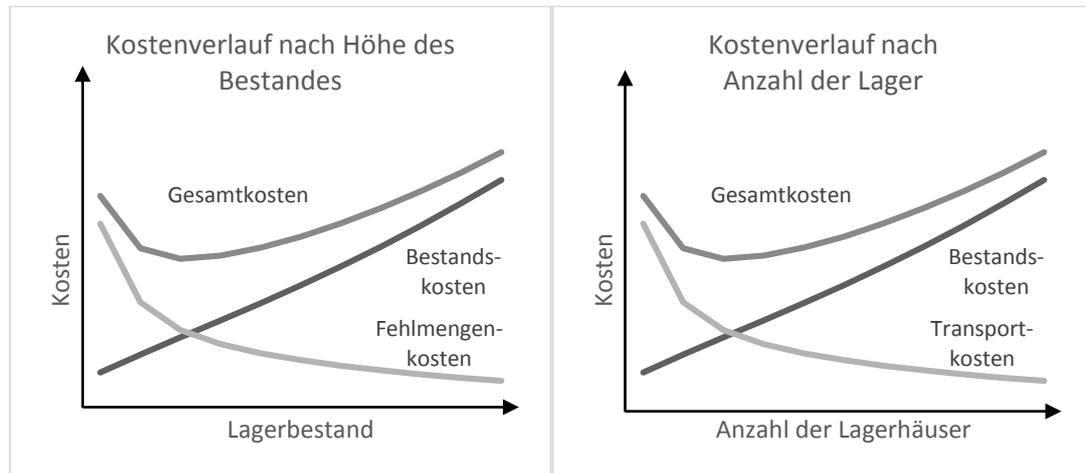


Abbildung 4: Kostenverläufe in Logistiksystemen, nach Ballou (2004, S. 46)

2.2 Transportkosten

Ein Transport ist die Ortsveränderung von Material unter der Nutzung von Transportmitteln. Hierbei wird üblicherweise zwischen inner- und außerbetrieblichen Transporten unterschieden (Pfohl, 2004 S. 162). Im Rahmen dieser Arbeit werden jedoch nur außerbetriebliche Transporte betrachtet. Der Straßengüterverkehr ist das einzige betrachtete Transportmittel.

Folgende Auslöser für Transporte werden in dieser Arbeit unterschieden:

- Ein Kundenauftrag verursacht einen Transport des bestellten Materials vom dem Kunden zugeordneten AL zum Kunden.
- Wenn ein AL ein Material, das an einen Kunden, der von dem Lager beliefert werden soll, nicht vorrätig hat, wird zusätzlich ein Transport vom ZL zum AL durchgeführt.
- Ist der Wiederbeschaffungsbestand eines Lagers, das einen Artikel bevorraten soll, erreicht, wird ein Transport vom Lieferanten zum bestellenden Lager ausgelöst.

Es ist üblich, die zuletzt genannten Transporte vom Lieferanten zum fokalen Unternehmen nicht als Teil des Netzwerkes zu betrachten (Tempelmeier, 2012 S. 228). Deshalb wird auch hier darauf verzichtet. Der Grund dafür ist, dass von einer Lieferung ausgegangen wird, die vom Lieferanten bezahlt wird. Diese Transporte sind also Teil der Kostenkalkulation der Lieferanten und treten deswegen nicht als Transportkosten, sondern als Bestandteil der Bestandskosten auf.

Bei der Durchführung eines Transportes entstehen Transportkosten. Wenn diese ermittelt werden sollen, muss man differenzieren, ob sie durch Eigen- oder Fremdleistungen entstanden sind. Wenn sie durch einen eigenen Fuhrpark entstehen, teilt man die entstehenden Kosten auf in Kosten, die für die Vorhaltung von Transportkapazitäten entstehen (Fixkosten) und solche, die

durch die Nutzung dieser Kapazitäten (variable Kosten) entstehen (Kelber, 2000 S. 21-24). Hierbei ist das Ziel, eine möglichst hohe Ausnutzung in Anspruch genommener Transportkapazitäten, also der Fahrzeuge, sicherzustellen, denn dadurch sinken die spezifischen Transportkosten (ebd. S 22).

Wird die Transportleistung jedoch eingekauft, sind die Transportkosten einerseits von der zurückgelegten Entfernung und andererseits von der Menge an Transportgut abhängig (ebd. S 24-27). Da die Aufgabe der Kapazitätsauslastung der Transportfahrzeuge in diesem Falle dem Transportdienstleister zufällt und für das fokale Unternehmen keine Rolle spielt, ist der Einkauf der Transportleistung leichter zu skalieren. Jedoch lassen sich auch bei eingekauften Transportdienstleistungen durch Bündelung Synergieeffekte nutzen.

Die Ermittlungsvorschrift der Transportkosten wurde in diesem Modell bereits im Vorfeld durchgeführt, kann also als gegeben angenommen werden. Da die Transportentfernungen zwischen den Lägern und von den Lägern zu den Kunden bekannt sind, muss lediglich die Anzahl der erfolgten Transporte gemessen werden, um die gesamten Transportkilometer und aus diesen wiederum die Transportkosten zu ermitteln. Die Bestandszuordnung zu einem Lager entscheidet, ob bei einer Kundenbestellung ein Quertransport zwischen den Lägern erforderlich ist oder nicht. Als weitere wichtige Parameter für die Transportkosten gelten außerdem die Transportkapazitäten und -frequenzen sowohl zwischen den Lägern als auch zwischen den Lägern und den Kunden.

2.3 Bestandskosten

Den Transportkosten gegenüber stehen die Bestandskosten. Es handelt sich dabei um Kosten, die dadurch entstehen, dass Materialbestände vorgehalten werden. Sie bestehen aus den Betriebskosten des Lagers, in dem die Bestände vorgehalten werden und Zinsen für das im gelagerten Material gebundene Kapital (Klaus, et al., 2012 S. 68).

Zur Berechnung der Bestandskosten wird die folgende Formel verwendet:

$$\text{Bestandskosten} = \text{Bestandswert} * \text{Zinssatz}$$

Als Zinssatz wird der im Unternehmen übliche Kalkulationszinsfuß verwendet, der aus dem Fremdkapitalzinssatz und dem kalkulatorischen Eigenkapitalzinssatz besteht (Homburg, et al., 2009 S. 115).

Um den Bestand zu bewerten, multipliziert man die Menge des gelagerten Materials mit seinem Preis. Zur Ermittlung des Preises wählt man nach (Stölzle, et al., 2004 S. 108 - 113) Eingangspreise, feste Verrechnungspreise oder Wiederbeschaffungspreise. Eingangspreise werden bei hochwertigen Gütern einzeln, bei Werkstoffen eher mit einem Sammelbewertungsverfahren bewertet. Dabei werden Durchschnittswerte oder Verbrauchsfolgeverfahren angewendet. Wiederbeschaffungspreise hingegen bewerten den Bestand am Verbrauchs-, Abschluss- oder Wiederbeschaffungsdatum und erfordern deswegen tagesaktuelle Materialpreise. Sowohl Wiederbeschaffungs- als auch Anschaffungspreise können stark schwanken. Soll dies in der Bestandsbewertung verhindert werden, können auch feste Verrechnungspreise zur Bestandsbewertung herangezogen werden (ebd.).

Zur Ermittlung der gelagerten Materialmenge gibt es ebenfalls verschiedene Möglichkeiten. Die Überwachung des Lagerbestands kann kontinuierlich oder zyklisch erfolgen. Eine zyklische Überwachung liegt vor, wenn die Bestandshöhen mittels einer Inventur physisch erfasst werden. Die Bestandsüberwachung erfolgt hingegen kontinuierlich, wenn sämtliche Lagerzu- und -abgänge (meist mit IT-Unterstützung) erfasst werden und anhand dieser Bewegungen auf den Bestand geschlossen wird. Dies erfolgt entweder direkt im Lager über Belege oder indirekt über die Rückrechnung von zugekauften und verkauften Materialmengen. Da bei kontinuierlicher Bestandskontrolle nur Soll- und keine Ist-Materialbewegungen erfasst werden, wird zur Abweichungskontrolle gleichwohl eine Inventur durchgeführt (ebd. S. 104-106).

Hohe Bestände erleichtern einigen Unternehmensbereichen die Arbeit, zu nennen sind Einkauf, Produktion und Vertrieb, weswegen diese versuchen, die Bestände zu erhöhen. Aber neben den eben beschriebenen direkten Bestandskosten verursachen Bestände auch indirekt Kosten dadurch, dass sie ineffiziente Prozesse und Verschwendung verdecken (Meyer, et al., 2009 S. 16-17) z. B. durch Qualitätsprobleme, unzuverlässige Lieferanten und Engpässe (Christopher, 2011 S. 109). Wie in Abb. 5 zu sehen, wird zur Veranschaulichung dieser Probleme häufig ein Schiff dargestellt, das auf einem Meer der Bestände fährt und Probleme erst bei Verringerung des Bestandsniveaus sichtbar werden.

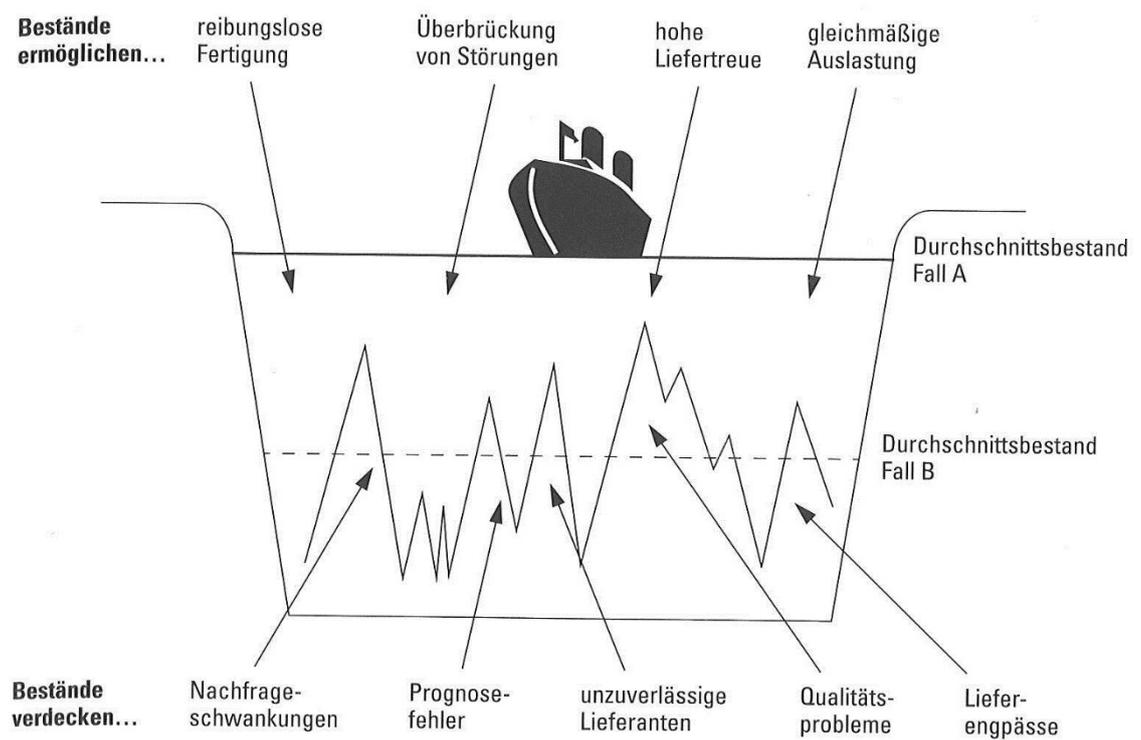


Abbildung 5: Bestände verdecken Probleme Stölzle, et al. (2004, S. 35); Christopher (2011, S. 110)

Die Abbildung veranschaulicht aber nicht nur die Probleme, die durch Bestände entstehen, sondern auch die Gründe, die das Halten von Lagerbeständen erforderlich macht. So sind Bestände z. B. unumgänglich, um Störungen zu überbrücken oder auch bei Nachfrageschwankungen einen hohen Lieferservice bieten zu können.

Ist die Lagerhaltung also unvermeidbar, gilt es ein Bestandsmanagement zu betreiben, um sowohl direkte als auch indirekte Bestandskosten zu senken. Um ein Bestandsmanagement sinnvoll betreiben zu können, wird eine Artikelklassifizierung durchgeführt, die es erlaubt, Artikel zu identifizieren, die priorisiert betrachtet werden sollen. Als Instrumente dafür eignen sich ABC- und XYZ-Analyse. Eine ABC-Analyse ordnet die Artikel nach dem mit ihnen erzielten Umsatz ein, wobei A-Artikel als umsatzstark und C-Artikel als umsatzschwach angesehen werden. Die XYZ-Analyse hingegen gliedert die Artikel nach ihrer Prognosegenauigkeit, wobei sich X-Artikel verhältnismäßig genau prognostizieren lassen, während Z-Artikel bedeutende Nachfrageschwankungen aufweisen (Meyer, et al., 2009 S. 29 - 31). Gerade bei gut prognostizierbaren B- und C-Teilen lohnt sich die automatische mit IT-Infrastruktur unterstützte Bestandsdisposition (ebd. S. 34).

Ausgehend von dieser Artikelklassifikation wird auch festgelegt, mit wie viel Aufwand die weiteren Funktionen des Bestandsmanagements gehandhabt werden sollen. Zu nennen ist zunächst die Bedarfsplanung, nach dem Ergebnis einer Zeitreihenanalyse, also eine Prognose, in welcher Höhe Bestände benötigt werden (Meyer, et al., 2009 S. 49). Ausgehend von den Ergebnissen der Bedarfsplanung werden dann die Bestands- und die Beschaffungsplanung durchgeführt. Methoden zur Optimierung der Beschaffung, wie z. B. Bedarfsprognose, Lieferantenauswahl/-bewertung, Bestandsplanung, also die Festlegung von Sicherheits- und Maximalbeständen sind nicht Gegenstand der Untersuchung, zur Bearbeitung solcher Fragestellungen vgl. z. B. (Meyer, et al., 2009 S. 37 - 58; Melzer-Ridinger, 2008 S. 176 - 188).

Bei der Beschaffungsplanung wird festgelegt, nach welcher Politik Bestellungen ausgelöst werden sollen. In der Literatur werden dabei Bestellrhythmus-Verfahren und Bestellpunkt-Verfahren unterschieden (Schulte, 2008 S. 399 - 401; Meyer, et al., 2009 S. 59 - 64). Eine Übersicht über gebräuchliche Bestellauslösungs- bzw. Lagerhaltungspolitiken zeigt Tab. 1.

Tabelle 2: Übersicht Bestellpolitiken (Schulte, 2008 S. 400)

Bestellzeitpunkt \ Bestellmenge	fix	variabel
fix	(t, q)-Politik	(s, q)-Politik
variabel	(t, S)-Politik	(s, S)-Politik

Die Variablen haben dabei folgende Bedeutungen:

- Der Bestellzyklus t beschreibt die Zeitspanne zwischen zwei Bestellungen.
- Die Bestellmenge q beschreibt eine feste Materialmenge, die beim Lieferanten bestellt wird.
- Der Bestellpunkt oder Meldebestand s ist die Bestandshöhe, bei deren Unterschreitung eine Bestellung ausgelöst wird.
- Der Soll- oder Höchstbestand S ist die Bestandsmenge, die nach Anlieferung des bestellten Materials erreicht werden soll.

Hinter den in der Tabelle genannten Bestellpolitiken verbergen sich die folgenden Prozesse:

Bei der (t, q) -Politik wird alle t Zeiteinheiten (ZE) die Materialmenge q bestellt. Soll- und Meldebestände sind variabel. Da die tatsächliche Bestandshöhe bei diesem Verfahren keine Rolle spielt, ist i. A. davon abzuraten, es in der Praxis einzusetzen. Bei dem (t, S) -Verfahren wird alle t ZE die Differenz zwischen S und dem aktuellen Bestand bestellt. Diese beiden Verfahren sind Bestellrhythmusverfahren. Zur Reduzierung der Bestandskosten und Erreichung des benötigten Lieferservice sind sie wenig geeignet (Meyer, et al., 2009 S. 63).

Um diesem Nachteil entgegenzuwirken, wurden die Bestellpunktverfahren ersonnen. Es handelt sich dabei um Verfahren, bei denen der Lagerbestand kontinuierlich überwacht wird und bei Erreichen oder Unterschreiten des Meldebestands s wird eine Bestellung ausgelöst. Die Menge des zu bestellenden Materials richtet sich beim (s, S) -Verfahren nach der Differenz von S zu dem aktuellen Bestand, beim (s, q) -Verfahren beträgt sie fix q (ebd. S. 61-62).

Es soll noch erwähnt werden, dass es auch Mischformen aus Bestellpunkt- und Bestellrhythmusverfahren gibt, die Kontrollrhythmusverfahren. Bei diesen Verfahren wird der Materialbestand alle t ZE überprüft und wenn er s beträgt oder unterschreitet, wird eine Bestellung ausgelöst. Diese Verfahren werden mit den Notationen (t, s, q) und (t, s, S) versehen. Beim (t, s, q) -Verfahren wird erneut die fixe Bestellmenge q geordert und beim (t, s, S) -Verfahren wird die Differenz des aktuellen Bestandes zu S bestellt (ebd. S. 62-63).

Die Ermittlung geeigneter Bestellpolitiken und deren Parameter lässt sich aus den Ergebnissen von Bedarfsprognose und Bestandsplanung ableiten. Welcher Aufwand für die optimale Bestellpolitik betrieben wird, lässt sich meistens durch eine Artikelklassifizierung ermitteln. Zusätzlich zu den aufgelisteten Verfahren gibt es die bedarfsbezogene Bestellauslösung. Dieses Verfahren wird bei MTO- und ETO-Material angewendet. Es werden üblicherweise keine Bestände vorgehalten und die Materialbestellung erfolgt erst, wenn ein konkreter Auftrag vorliegt.

Bei A-Artikeln, wo sich der Aufwand lohnt, wird zur Beschaffung in der Praxis häufig über die Harris-Andler-Formel bei konstantem (Meyer, et al., 2009 S. 65-67) und das Wagner-Whitin-Verfahren oder Kostenausgleichsverfahren bei schwankendem Lagerabgang verwendet (Meyer, et al., 2009 S. 67 - 69).

Neben der genannten Einordnung nach Wichtigkeit und Prognosegenauigkeit werden Bestände häufig nach bestimmten Eigenschaften klassifiziert. Mögliche Klassifizierungsmerkmale sind die nach § 266 Abs. 2 Buchst. B Nr. 1 HGB (Fleischer, 2013) angegebenen Unterteilung der Vorräte in Roh-, Hilfs- und Betriebsstoffe, unfertige und fertige Erzeugnisse. Diese Einteilung ist für produzierende Unternehmen sinnvoll, eignet sich aber weniger für Handelsunternehmen (Stölzle, et al., 2004 S. 14). Darum werden Bestände z. B. auch nach ihrer Funktion unterschieden. Bei der Betrachtung von Netzwerken mit nur einer vertikalen Stufe ergeben sich als typische Aufgabenstellungen z. B. die Suche nach geeigneten Bedarfsprognoseverfahren oder der optimalen Bestellpolitik.

Wenn jedoch noch weitere vertikale Stufen hinzukommen, müssen zusätzlich diverse weitere Fragestellungen beantwortet werden, die sich auf die Bestandskosten auswirken. So legt die vertikale und horizontale Distributionsstruktur die Anzahl der Lager fest. Typisch ist dabei ein System, bei dem man ein ZL und mehrere AL antrifft (siehe Abschnitt 2.1). Wenn die Kundenbedarfe

sich in den von den AL belieferten Regionen nur marginal unterscheiden, können die AL identisch mit Artikeln bestückt werden. Unterscheiden sich die regionalen Bedarfe doch stark voneinander, was weitaus häufiger der Fall ist, sollte man auch die vorgehaltene Artikelstruktur verschieden festlegen (Schulte, 2008 S. 460).

Gerade bei großen regionalen Unterschieden der Bedarfe ist es üblich, dass die Distributionsstruktur artikelspezifisch ist, d. h. die Festlegung, welches Lager die ZL-Funktion einnimmt, kann von Artikel zu Artikel unterschiedlich sein.

Bei mehrstufigen Distributionssystemen muss auch die Dispositionszuständigkeit betrachtet werden. Die beiden Möglichkeiten dafür sind lokale oder zentrale Disposition. Lokale Disposition ist gekennzeichnet durch die Selbständigkeit der einzelnen Lager, die die Verantwortung für die vorgehaltenen Lagerbestände übernehmen und unabhängig Bestellungen auslösen. Andersherum wird bei zentraler Disposition das gesamte Netzwerk von einer Verwaltungsinstanz disponiert, wodurch Bestellungen koordiniert und Informationsverzerrungen vermieden werden können (Tempelmeier, 2012 S. 228).

Ein weiteres Instrument zur Bestandsreduzierung, das bei mehrstufigen Distributionssystemen insbesondere im Handel anzutreffen ist, ist die Einrichtung von Cross Docking- (CS) Depots. Dabei handelt es sich um bestandslose Umschlagpunkte, in denen hersteller- oder sogar artikelreine Lieferungen aufgebrochen und filialbezogen kommissioniert werden (Stölzle, et al., 2004 S. 140-141). Häufig wird dieses System auch als CS-Zonen in AL integriert, da ein wirtschaftlicher Betrieb reiner CS-Depots in der Praxis meist schwierig ist (Stein, et al., 2012 S. 115-116).

2.4 Fehlmengenkosten und Liefertreue

Die dritte wichtige Kostenart sind die Fehlmengenkosten, die auftreten, wenn Kunden nicht vertragsgemäß beliefert werden. Als Gründe für diese fehlerhaften Lieferungen kommen Mengen-, Qualitäts- und Terminabweichungen in Frage (Weber, 2012 S. 147-149).

Fehlmengenkosten lassen sich in entgangene, reduzierte und negative Erlöse klassifizieren. Die Erlöse können dem Unternehmen entgehen, z. B. wenn der Kunde wegen der fehlerhaften Lieferung vom erteilten Auftrag zurücktritt, sie werden reduziert, wenn der Kunde Rabatte für mangelhaft gelieferte Aufträge bekommt und wenn wegen der Mängel Konventionalstrafen zu zahlen sind, kann es sogar zu negativen Erlösen kommen (ebd. S. 174-175). Durch die Abwanderung von enttäuschten Kunden können wegen der mangelhaften Lieferung sogar zukünftige Umsatzeinbußen entstehen. Die Fehlmengenkosten sind für die Betrachtung eines Distributionsnetzwerks sehr wichtig, denn der Versuch der Vermeidung von Fehlmengenkosten ist der Grund, warum Lagerhaltung betrieben wird (Meyer, et al., 2009 S. 65).

Es scheint naheliegend, die Fehlmengenkosten den Bestandskosten zuzuordnen, die aber eben nicht durch die physischen, sondern durch die Fehlbestände verursacht werden. Dieser Ansatz greift aber zu kurz, da Fehlmengenkosten nicht nur durch Fehlbestände, sondern auch durch mangelhafte Transportprozesse ausgelöst werden können (Weber, 2012 S. 171).

Da die tatsächliche Höhe der Fehlmengenkosten je nach Einzelfall unterschiedlich ausfällt, ist sie erst im Nachhinein zuverlässig zu ermitteln. Statt also diese Kosten aufwendig zu errechnen

und zuzuordnen, ist es üblich, die Erfüllung einer Liefertreue als Zielerreichung vorzugeben (Bretzke, 2015 S. 138-140).

Die Liefertreue, auch als Lieferservicegrad bezeichnet, ist nach (Schulte, 2008 S. 660) definiert als

$$\text{Liefertreue} = 100\% \times \frac{\text{Anzahl der unbeanstandeten Lieferungen}}{\text{Gesamtzahl der Lieferungen}}$$

Sie bezeichnet damit den Anteil der Lieferungen, die während des Betrachtungszeitraumes ohne Mängel vollendet werden konnten. Da diese Definition eine Ereignisorientierung beinhaltet, entspricht die Liefertreue einem α -Servicegrad. Es ließe sich nach (Tempelmeier, 2012 S. 19-22) ebenso ein mengenorientierter β - und ein mengen- und zeitorientierter γ -Servicegrad konstruieren. Da der γ -Servicegrad jedoch in der Praxis wenig Verbreitung findet und der β -Servicegrad üblicherweise als Leistungskriterium einzelner Lagerstandorte und weniger für komplette Distributionssysteme verwendet wird (ebd.) wird in dieser Arbeit der α -Servicegrad zu Performance-Vergleichen herangezogen. Der in dieser Arbeit genutzte SL entspricht dem α -Servicegrad.

Die Nutzung des SL als Kennzahl und nicht der Fehlmengenkosten macht sie zur zentralen Leistungskomponente des Distributionsnetzwerks (Siller, 2011 S. 18-22).

2.5 Weitere Kosten

Neben den bisher genannten treten aber beim Betrieb eines Handelsnetzwerkes noch weitere Kosten auf, die zwar in der Untersuchung keine oder nur indirekt eine Rolle spielen, hier aber noch genannt werden sollen, um die Vollständigkeit der Netzwerkkosten zu gewährleisten.

Es wären zum einen die Lagerhaltungskosten oder Betriebskosten des Lagers zu nennen. Hierzu zählen Personal, Kosten für Energieversorgung, Miete, Pacht etc., Instandhaltungskosten, kalkulatorische Abschreibungen und Zinsen für Grundstück, Gebäude, Lagermittel, Materialflusstechnik uvm. Diese Kosten fallen an, egal ob in dem zugehörigen Lager Bestand vorhanden ist oder nicht. Außerdem gibt es Obsoleszenzkosten, die durch Veralten der Produkte entstehen. Die Obsoleszenzkosten sind abhängig von der Höhe des Lagerbestandes und dem Wert des Artikels und deswegen können sie direkt als Teil der Bestandskosten ausgedrückt werden. Dazu kommen noch ebenfalls direkt von dem Bestandswert abhängige Kosten wie Versicherung und Steuern (Hartmann, 1999 S. 19).

All diese Kosten werden häufig mit den Bestandskosten (siehe Abschnitt 2.3) zu einem Lagerhaltungskostensatz zusammengefasst, der die gesamten Lagerkosten zum Verhältnis mit dem in dem Lager bevorrateten Material setzt. Die Kapitalkosten für das gelagerte Material hat dabei den größten Anteil an diesem Kostensatz (ebd.).

3 Simulation und Optimierung

In diesem Abschnitt soll eine Grundlage zum Begriffsverständnis für Simulation geschaffen werden. Es wird darauf eingegangen, was genau Simulation ist und wozu sie verwendet wird. Danach folgt eine Charakterisierung der eingesetzten ereignisdiskreten Simulation. Im Anschluss wird anhand des Simulationsvorgehensmodells von (Rabe, et al., 2008) erklärt, an welcher Stelle der Simulationsstudie diese Untersuchung zu lokalisieren ist.

3.1 Grundlagen der Simulation

Simulation ist laut VDI Richtlinie 3633, Blatt 1 das „Nachbilden eines Systems (...) in einem experimentierbaren Modell“ (VDI, 2014 S. 3). Dieses System kann bereits real existieren oder es kann geplant sein. Wenn das System bereits existiert, soll durch die Experimente herausgefunden werden, wie es sich bei Veränderungen innerhalb des Systems verhält, bzw. welche Anpassungsmaßnahmen zu ergreifen sind, um die Funktionsfähigkeit des Systems zu gewährleisten, wenn äußere Veränderungen auf das System einwirken (ebd. S. 8). Wenn das System noch nicht existiert, sondern geplant ist, dient die Simulation dazu, Investitionsentscheidungen zu unterstützen (ebd. S. 6-7). Das hier betrachtete System besteht bereits, es soll also ermittelt werden, wie es verändert werden soll, um seine Wirtschaftlichkeit zu steigern.

Simulationsmodelle lassen sich nach (Law, et al., 2000 S. 5-6) über folgende Merkmale klassifizieren:

- statisch oder dynamisch:

Ein statisches Modell ist zeitunabhängig, ein dynamisches Simulationsmodell liegt hingegen vor, wenn sich das System über die Zeit entwickelt.

- deterministisch oder stochastisch:

Ein stochastisches Modell ist zufälligen Ereignissen ausgesetzt, ein deterministisches Modell hingegen unterliegt keinen zufälligen Einflüssen, es liefert also bei gleichem Input auch stets den gleichen Output.

- kontinuierlich oder diskret:

Die Zustände in einem kontinuierlichen Simulationsmodell ändern sich stetig über die Zeit, während bei einem diskreten Modell sprunghafte Zustandsveränderungen auftreten.

Da das betrachtete Simulationsmodell sich über die Zeit entwickelt, handelt es sich um ein dynamisches Modell. Es unterliegt keinerlei zufälligen Einflüssen, wie zufällig erteilten Aufträgen, sondern es verwendet historische Daten, deswegen trägt das Modell deterministische Züge. Da die Zustandsübergänge im Handelsnetzwerk diskret erfolgen, nicht kontinuierlich, handelt es sich um ein diskretes Simulationsmodell. Transporte werden zwar häufig als kontinuierliche Ortsveränderungen dargestellt, aber die im vorliegenden Modell abgebildeten Merkmale eines Transports sind lediglich das Auslösen von Transportkosten in definierter Höhe, Verringerung des Bestandes im ausliefernden Lager und der Abschluss eines Kundenauftrages. Die Ortsveränderung des Materials wird also diskret dargestellt.

3.1.1 Ereignisdiskrete Simulation

Da es sich bei dem vorliegenden Modell um ein ereignisdiskretes Simulationsmodell handelt, soll diese Art der Simulation näher betrachtet werden. Wie im vorhergehenden Abschnitt genannt, erfolgen bei ereignisdiskreter Simulation Veränderungen des Systemzustandes sprunghaft an diskreten Zeitpunkten auf der Zeitachse. Abb. 6 veranschaulicht den Unterschied zwischen kontinuierlichen und diskreten Systemen. Beim kontinuierlichen System ist eine Zustandsveränderung immer möglich, bei diskreten Systemen nur zu bestimmten Zeitpunkten ($t_1 \dots t_7$).

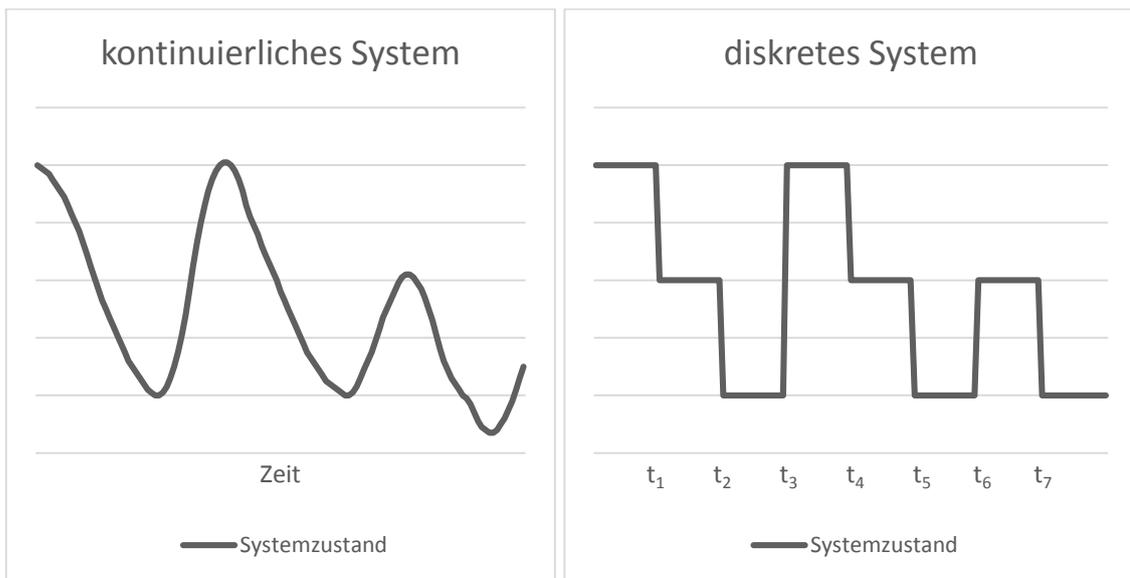


Abbildung 6: Vergleich kontinuierlicher und diskreter Systeme (eigene Darstellung vgl. (Cassandras, et al., 2010 S. 31))

Die Tabelle 3 zeigt Beispiele für Ereignisse, die den Zustand eines Simulationsmodells eines Distributionsnetzwerkes verändern. Die ersten beiden Ereignisse sind dabei Input-Ereignisse, die von außen in das System übernommen werden. Das dritte genannte Ereignis wird hingegen durch vorher stattgefundene Ereignisse bedingt.

Im Simulationsprogramm wird dabei eine Ereignisliste erstellt, die mögliche Ereignisse, deren Auslöser und die aus den Ereignissen resultierenden Zustandsveränderungen des Modells beinhaltet (Cassandras, et al., 2010 S. 558-561).

Tabelle 3: Beispiereignisse und deren Wirkung

Ereignis	Zustandsveränderung im Modell
Eingang eines Kundenauftrages bei ausreichendem Lagerbestand im zugeordneten Lager	Bestandsverringerung um die im Kundenauftrag angegebene Materialmenge und Auslösung eines Transportes zum Kunden
Eingang eines Kundenauftrages ohne ausreichendem Lagerbestand im zugeordneten Lager	Bestandsverringerung um die im Kundenauftrag angegebene Materialmenge in einem bestandsführenden und als Lieferant des zugeordneten Lagers und Auslösung eines Transportes zum Kunden
Erreichen oder Unterschreiten des Bestellbestandes s eines Materials	Auslösung einer Bestellung des Materials in Höhe der festgelegten Bestellmenge q

3.1.2 Einordnung der Untersuchung in die Simulationsstudie

Eine Simulationsstudie durchläuft typischerweise verschiedene Phasen, die im Rahmen dieser Untersuchung nicht komplett durchlaufen werden. Zur Einordnung, an welcher Stelle der Simulationsstudie die Arbeit verortet werden kann, wird das in Abbildung 7 gezeigte Simulationsvorgehensmodell von (Rabe, et al., 2008 S. 4-8) hinzugezogen.

Diese Untersuchung betrachtet ein bereits ausführbares Simulationsmodell, die Implementierungsphase ist also bereits abgeschlossen. Es existieren auch bereits aufbereitete Daten; besonders von Interesse sind die Systemlastdaten, die in diesem Kontext die Kundenaufträge sind. Ebenfalls bereits aufbereitet und damit Eingangsdaten für die Simulation, ist die Zuordnung von Kunden zu Lägern.

Für die Experimente sind hingegen bestimmte Parameterdaten veränderlich dargestellt. Zu diesen Daten gehören die in den Abschnitten 2.2 und 2.3 genannten Daten des Bestands- und Transportmanagements. Hier setzt die vorliegende Untersuchung an und variiert die Parameterdaten dahingehend, dass aufgezeigt werden kann, welche Veränderungen durchgeführt werden müssen, um eine wirtschaftliche Verbesserung des Netzwerkes zu erzielen. Der Inhalt der Arbeit befasst sich also mit der Variation der Parameterdaten, sowie Experimenten und Analyse.

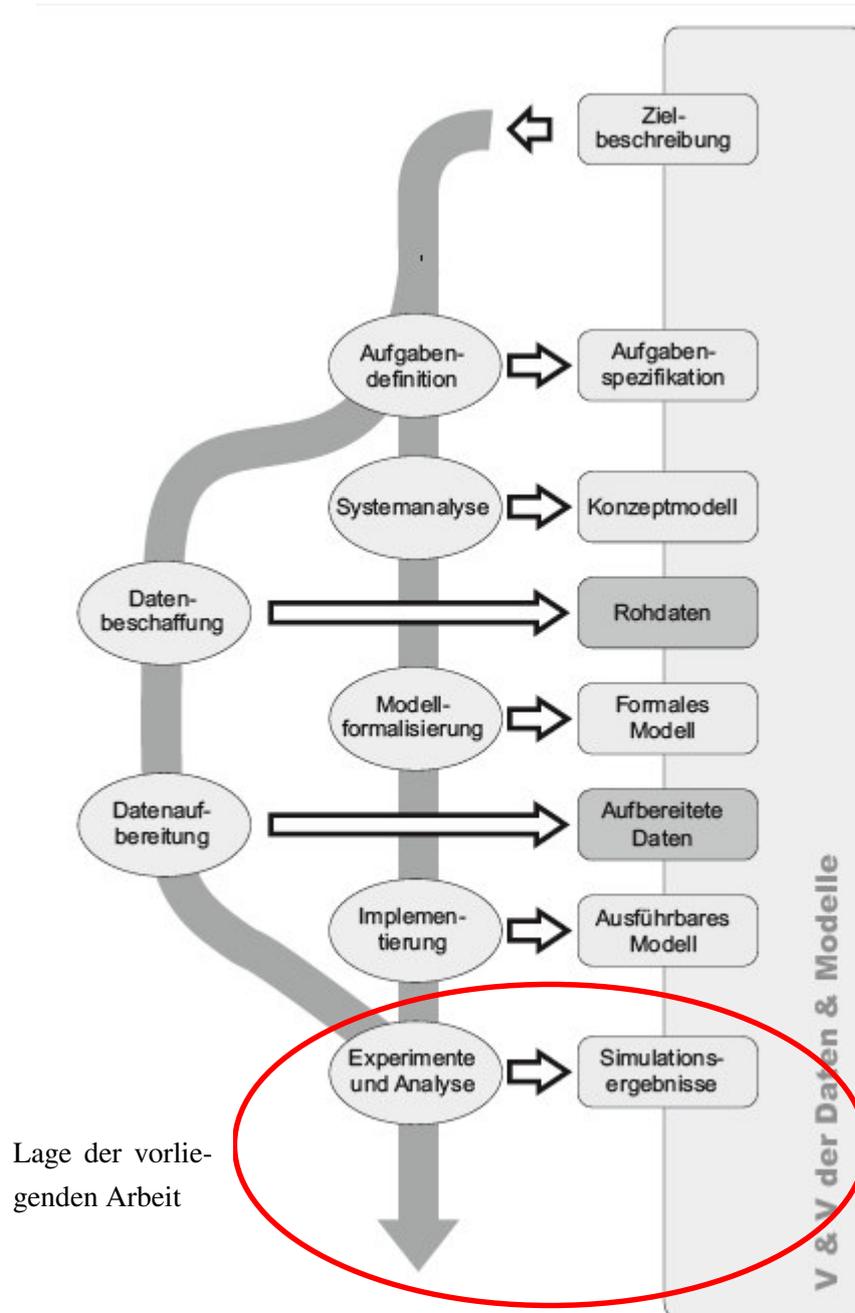


Abbildung 7: Simulationsvorgehensmodell von Rabe, et al. (2008, S. 5) und Lokalisation der Arbeit

3.1.3 Simulation von Distributionsnetzwerken

Bei der Simulation und Optimierung von Distributionsnetzwerken stehen unterschiedliche Sachverhalte im Mittelpunkt. Dabei ist entscheidend, in welcher Lebensphase sich das Distributionsnetzwerk befindet. Ein möglicher Schwerpunkt ist die Flexibilität von Distributionsnetzwerken, die sich anhand der Durchlaufzeit und deren Variabilität unter verschiedenen Systemlasten ergeben (Jannat, et al., 2014 S. 127-139). Andere Autoren beschäftigen sich damit, wie sich Beeinträchtigungen des Prozessablaufes auf die Nachhaltigkeit und Stabilität von verschiedenen Supply Chain-Strategien modellieren lassen (Hoffa, et al., 2014 S. 141-151; Keramydas, et al., 2015 S. 357-366).

3.2 Simulationsbasierte Optimierung

Für die Verknüpfung von Simulation und Optimierung gibt es mehrere Möglichkeiten. In diesem Abschnitt soll ein Überblick über diese Möglichkeiten gegeben werden, wobei die nicht in dieser Arbeit angewendeten Verknüpfungsmöglichkeiten der Vollständigkeit wegen genannt und kurz erklärt werden und die genutzte Verknüpfung genauer erläutert wird.

Im Grunde lassen sich zwei Klassen von Kopplungsmöglichkeiten identifizieren, die sequentielle und die hierarchische Kopplung. Diese beiden Klassen haben jeweils zwei Vertreter, die in Tab. 3 dargestellt sind (März, et al., 2011 S. 41-44).

Tabelle 4: Verknüpfungsarten von Simulation und Optimierung

Sequentielle Verknüpfung	Hierarchische Verknüpfung
Optimierung folgt der Simulation	Integration der Optimierung in die Simulation
Simulation folgt der Optimierung	Integration der Simulation in die Optimierung

Bei der sequentiellen Verknüpfung sind die Ergebnisse des vorgeschalteten Vorgehens jeweils die Startwerte des nachgeschalteten Schrittes. Wenn zuerst die Optimierung stattfindet, hat die Simulation die Funktion, die Praxistauglichkeit der Optimierungsergebnisse zu bestätigen. Findet zuerst die Simulation statt, dient sie dazu, Eingangsparameter für die Optimierung zu ermitteln (ebd. S. 43 f., vgl. (Hanschke, et al., 2015)).

Erfolgt die Verknüpfung von Optimierung und Simulation hingegen hierarchisch, ist das eine Verfahren in das andere integriert. Wenn die Optimierung in die Simulation integriert ist, bedeutet dies, dass ein Gesamtsystem simuliert wird und innerhalb der Simulation werden Teilaspekte optimiert. Die andere Möglichkeit ist die Integration der Simulation in die Optimierung. Das bedeutet, dass die Simulation zur Bewertung der mittels eines Optimierungsverfahrens erzeugten Eingangswerte verwendet wird (ebd.).

Die zuletzt genannte Art der Kopplung wird auch in dieser Arbeit angewendet. Mittels eines genetischen Optimierungsalgorithmus werden Maßnahmen definiert, die die Eingangswerte der Simulation verändern. Daraufhin wird mit diesen Eingangswerten die Simulation durchgeführt, um die erzeugten Maßnahmen zu bewerten.

Da sich die Kopplung von ereignisdiskreter Simulation und Optimierung hervorragend zur Lösung logistischer Fragestellungen eignet (Dunke, et al., 2014 S. 33-47), wird dieser Ansatz als erfolgversprechend identifiziert. Der Gegenstand aktueller Studien zur simulationsbasierten Optimierung ist der Vergleich unterschiedlicher Optimierungsalgorithmen hinsichtlich der Qualität der erreichten Lösung, also z. B. dem Abstand zum zuvor errechneten tatsächlichen Optimum und die Rechenzeit, bis ein zufriedenstellendes Ergebnis vorliegt. Dabei werden bei kombinatorischen Problemen häufig evolutionäre Algorithmen angewendet, so z. B. in den Studien von (Zhang, et al., 2015 S. 21-28), die einen genetischen Algorithmus (GA) und Simulated Annealing miteinander vergleichen, wobei der GA bessere Resultate liefert oder (Felberbauer, et al., 2015

S. 367-376), die GA und Evolutionsstrategien (ES) gegenüberstellen, wobei ES überzeugen können. Bei beiden Studien werden jedoch produktionslogistische Fragestellungen behandelt und keine distributionslogistischen, wie in dieser Arbeit.

Aus diesen Studien geht häufig auch nicht hervor, wie die genutzten Optimierungsverfahren strukturiert sind und welche Parametrisierung in den Algorithmen verwendet wird, eine Ausnahme bildet lediglich (Felberbauer, et al., 2015). An diesem Punkt setzt die vorliegende Untersuchung an und zeigt auf, welchen Einfluss diese Aspekte in der Konzeptionierung einer Problembehandlung haben können.

Ein Großteil der Literatur zur simulationsbasierten Optimierung behandelt Fragestellungen zur Produktionsplanung, siehe z. B. die Studien in den Sammlungen von (März, et al., 2011) und (Rabe, et al., 2015). Die Arbeit von (Pfeilsticker, et al., 2015 S. 59-68) betrachtet ein ähnliches Netzwerkproblem mit der Methode der simulationsbasierten Optimierung legt den Fokus aber auf die Tourenplanung.

3.3 Optimierungsverfahren

Als Optimierungsproblem bezeichnet man allgemein eine Aufgabenstellung, bei der eine Zielfunktion f maximiert oder minimiert werden soll, wobei eine oder mehrere Restriktionen eingehalten werden sollen (Gerds, et al., 2011 S. 15).

Hierbei existiert ein Lösungsraum, in dem sich sämtliche mögliche Lösungen befinden. Das Optimierungsverfahren soll einerseits den Lösungsraum definieren und dann nach der Lösung oder den Lösungen absuchen, die den optimalen Zielfunktionswert liefert.

Optimierungsprobleme lassen sich hinsichtlich der Beschaffenheit der Zielfunktion als lineare und nichtlineare Probleme klassifizieren (ebd. S. 24-25). Lineare Optimierungsprobleme besitzen eine lineare Zielfunktion mit reellwertigen Argumenten. Bei der vorliegenden Aufgabenstellung handelt es sich um ein nichtlineares Problem. Aus diesem Grund wird die lineare Optimierung keiner tiefergehenden Betrachtung unterzogen.

Nichtlineare Probleme lassen sich hingegen weiter unterteilen, unter anderem in konvexe, differenzierbare, diskrete dynamische, ganzzahlig, kombinatorische Optimierungsprobleme und Netzwerkflussprobleme (Gerds, et al., 2011 S. 1-2). Abb. 8 veranschaulicht eine Einordnung der Optimierungsprobleme grafisch.

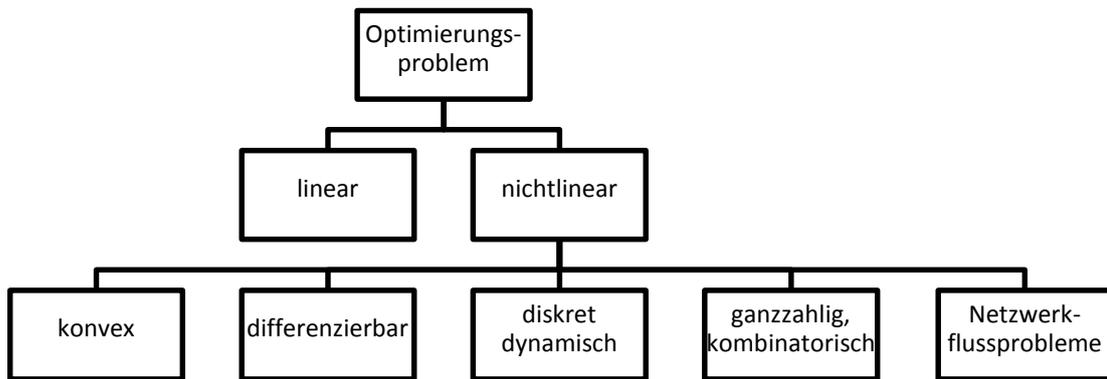


Abbildung 8: Klassifikation von Optimierungsproblemen (eigene Darstellung)

Es wird festgestellt, dass es sich bei dem vorliegenden Problem um ein ganzzahlig, kombinatorisches Optimierungsproblem handelt. Mithilfe von ganzzahligen Entscheidungsvariablen lassen sich Zuordnungsprobleme und andere kombinatorische Probleme behandeln. Die vorliegende Aufgabe besteht darin, die zuvor identifizierten Maßnahmen dahingehend zu überprüfen, ob sie durchgeführt werden sollten oder nicht. Die Durchführung dieser Maßnahme lässt sich als binäre Variable modellieren. Wenn die Maßnahme nicht durchgeführt wird, bedeutet das $\text{Maßnahme}_i=0$, wird sie dagegen durchgeführt, bedeutet das $\text{Maßnahme}_i=1$. Das Problem lässt sich also näher als binäres Optimierungsproblem klassifizieren.

Verfahren zur Lösung solcher Optimierungsprobleme werden im folgenden Kapitel vorgestellt, die anderen Problemvarianten spielen im Rahmen dieser Arbeit keine Rolle und werden deswegen nicht näher beleuchtet.

3.3.1 Exakte Verfahren

Zum einen gibt es exakte Verfahren zum Lösen von Optimierungsproblemen. Solche Verfahren, die man auch als triviale Verfahren bezeichnet, bestehen darin, sämtliche mögliche Lösungen (Zuordnungen) zu ermitteln und den zugehörigen Wert der Zielfunktion zu berechnen (Diruf, 2012 S. 437). Dieses Lösungsverfahren nennt man vollständige Enumeration. Es hat den Vorteil, dass es immer das globale Optimum findet, es lässt sich in der Praxis jedoch selten anwenden, da bei komplexen Problemstellungen viele Berechnungen und entsprechend viel Rechenzeit zur Lösung benötigt wird (Neumann, et al., 2004 S. 393).

Um diesen Nachteil abzuschwächen, wurde die Branch-and-Bound-Methode entwickelt: Es handelt sich dabei um eine Abwandlung des Verfahrens der vollständigen Enumeration: Nicht alle möglichen Lösungen werden berechnet, sondern der Lösungsraum wird durch bestimmte Kriterien beschnitten. Nur solche Lösungsalternativen, die bei dem Verfahren nicht ausgeschlossen werden, werden berechnet (ebd.).

3.3.2 Heuristiken

Wenn ein Optimierungsproblem zu umfangreich ist, um mit einem exakten Optimierungsverfahren gelöst zu werden, werden Heuristiken eingesetzt. Heuristiken bzw. heuristische Verfahren kennzeichnen sich dadurch aus, dass sie den Lösungsraum nach einem festgelegten Muster durchsuchen und die gefundenen Lösungen bewerten. Heuristiken finden meistens keine tatsächlich optimale Lösung, aber bei kompetenter Anwendung mit vertretbarem Rechenaufwand eine hinreichend gute Lösung (Neumann, et al., 2004 S. 402). Die beiden Eigenschaften Exploration und Exploitation charakterisieren Heuristiken. Exploration beschreibt den Charakter eines Algorithmus, in die Tiefen eines Lösungsraumes vorzudringen, um dort nach Lösungen zu suchen, während Exploitation der Charakter eines Algorithmus ist, gute Lösungen und ihre Eigenschaften auszubeuten und zu verbessern (Nissen, 1997 S. 21). Die Selektion und Fitnessbewertung charakterisieren die Exploitation, Mutation und Crossover hingegen charakterisieren die Exploration (ebd. S. 88). Bei (Weicker, 2015) werden die Begriffe „Erforschung“ und „Feinabstimmung“ verwendet, diese Arbeit nutzt die Bezeichnungen Exploitation und Exploration.

3.3.3 Auswahl eines Optimierungsalgorithmus

Um einen geeigneten Optimierungsalgorithmus auszuwählen, werden die genannten Optimierungsverfahren noch einmal gegenübergestellt. Die deterministische Optimierung ist zwar schnell, findet aber zu selten das globale Optimum oder eine zumindest hinreichend gute Lösung, weil sie auf ein lokales Optimum zustrebt.

Exakte Verfahren haben einen hohen Rechenaufwand. Dieser lässt sich durch Methoden wie beim Branch-and-Bound-Verfahren zwar verringern, aber dafür ist es erforderlich, eine sinnvolle Beschneidung des Lösungsraumes zu finden. Da die meisten Maßnahmen unabhängig voneinander sind, fällt diese sinnvolle Beschneidung des Lösungsraumes schwer.

Stochastische Optimierung wird wegen ebenfalls wegen der hohen Rechenzeit ausgeschlossen.

Evolutionäre Algorithmen liefern häufig gute Resultate bei Fragestellungen kombinatorischer Optimierungsprobleme (siehe Abschnitt 3.2). Aus diesem Grunde sollen diese Verfahren nun vorgestellt werden.

3.4 Evolutionäre Algorithmen

Am Anfang dieses Abschnittes sollen einige grundlegenden Begriffe zu evolutionären Algorithmen genannt und erklärt werden. Hierbei wird sich an der Terminologie orientiert, die (Beyer, et al., 2001) vorgeschlagen haben. Allerdings sind nur solche Begriffe erklärt, die für diese Arbeit von Interesse sind und in ihr verwendet werden. Danach werden zwei Grundrichtungen evolutionärer Algorithmen vorgestellt und miteinander verglichen.

3.4.1 Grundbegriffe

Gen – Allel

Ein Gen ist eine Eigenschaft eines Individuums, ein Allel ist die Ausprägung dieses Gens. (vgl. Weicker S. 8).

Individuum

Ein Individuum ist der Träger der genetischen Information, das bestimmende Merkmal ist dabei sein Standort im Suchraum. Hinzu kommen seine Fitness und eventuelle Strategieparameter zur weiteren Evolution.

Population

Die Population ist eine Gruppe von Individuen, die für die Evolution miteinander agieren. Die Anzahl der in ihr vertretenen Individuen wird als Populationsgröße μ bezeichnet. Eine erste Population, von der die Evolution ausgeht wird Ursprungs- oder indigene Population genannt.

Genotyp – Phänotyp – Kodierung

Der Genotyp ist die Repräsentation der genetischen Information eines Individuums, während der Phänotyp die Repräsentation der aus der genetischen Information entstehenden Merkmale eines Individuums ist. Ein Genotyp und der dazugehörige Phänotyp haben i.d.R. eine 1-zu-1-Entsprechung und können auch komplett identisch sein. Sie können aber auch verschiedene Datentypen repräsentieren, dann wird eine Kodierung erforderlich.

Rekombination (Crossover)

Um eine neue Generation von Individuen zu generieren, werden Individuen der Elterngeneration gekreuzt, d. h. die genetische Information und die Merkmale der Individuen werden rekombiniert. Die durch Rekombination entstandenen Individuen werden evtl. noch mutiert, bevor ihre Fitness ermittelt wird. Die Wahrscheinlichkeit, mit der eine Rekombination oder ein Crossover stattfindet, ist die Crossoverwahrscheinlichkeit. In dieser Arbeit wird der Begriff Crossover bevorzugt.

Mutation

Die Mutation stellt eine zufällige Variation der genetischen Information von Individuen dar. Hierzu wird ein Individuum geklont, seine Fitnesswerte werden gelöscht und dann wird eine Veränderung vorgenommen.

Fitness

Der Fitnesswert eines Individuums sagt aus, ob ein Individuum einen positiven oder negativen Einfluss auf die Zielgrößen hat und mit welcher Intensität ein Individuum sich positiv oder negativ auf die Zielgrößen einwirkt. Anhand des Fitnesswertes entscheidet eine Bewertungsfunktion, ob ein Individuum sich reproduziert oder selektiert wird.

Bewertungsfunktion

Die Bewertungsfunktion ordnet einem Individuum einen Fitnesswert zu. Diesen Fitnesswert gilt es bei der Optimierung zu minimieren oder zu maximieren. Die Fitnessfunktion kann auch nichtstationär sein (Nissen, 1997 S. 48), dies ist z. B. erforderlich, wenn sich die „Umgebungsbedingungen“, also die Ziele der Optimierung ändern können. Da in der vorliegenden Arbeit die Bewertung mittels Simulation erfolgt, die relevante Rechenzeiten verursacht, gilt es den Simulationsaufwand so gering wie möglich zu halten. Die Anzahl an Generationen und die Populationsgröße sind geeignete Parameter, um dieses Ziel zu verfolgen (Uhlig, et al., 2015 S. 39-48).

Selektion

Die Selektion ist die Auswahl von Individuen aus einer erzeugten Nachkommengeneration, die für die folgende Generation als Eltern verwendet werden. Man unterscheidet nicht-diskriminierende und diskriminierende Selektion.

Tabelle 5: Diskriminierende und nicht-diskriminierende Selektion

	Diskriminierend	Nicht-diskriminierend
Merkmal	Auswahl nach festen Regeln, nicht alle Individuen haben eine Chance zur Reproduktion	Alle Individuen haben Chancen zur Reproduktion

Nach (Nissen, 1997 S. 64) wird unterschieden in Selektions- und Auswahlalgorithmus, der Selektionsalgorithmus ermittelt den Erwartungswert der Nachkommen eines Individuums, während der Auswahlalgorithmus auf Basis der Ergebnisse des Selektionsalgorithmus konkret Individuen für die Kreuzung auswählt.

Diese Verfahren heißen bei (Weicker, 2015 S. 24-25) Umweltselektion für den Auswahlalgorithmus und Paarungsselektion für den Selektionsalgorithmus. Da die Begriffe Auswahl und Selektion synonym verwendet werden, empfiehlt es sich, die Begriffe von (Weicker, 2015) zu verwenden, um Verwechslungen vorzubeugen.

Terminierungsbedingungen

Bei evolutionären Algorithmen werden die Schritte Bewertung, Selektion, Rekombination/Mutation iterativ vollzogen. Terminierungsbedingungen oder Abbruchkriterien haben die Aufgabe, diese Iteration zu beenden. Dabei können je nach Rahmenbedingungen verschiedene Kombinationen von Terminierungsbedingungen sinnvoll sein. Mögliche Kriterien sind zum einen ressourcenbezogen, beispielsweise die Überschreitung einer maximal festgelegten Rechenzeit oder indirekt das Erreichen einer maximalen Anzahl Generationen. Diese Kriterien sind zur Qualitätsbestimmung der gefundenen Individuen ungeeignet und werden v. A. dann eingesetzt, wenn nicht die optimale Lösung, sondern auch eine gute suboptimale Lösung zufriedenstellende Ergebnisse liefert (Schöneburg, et al., 1996 S. 150-151).

Wenn die Qualitätsbestimmung der Individuen hingegen eine wichtige Rolle spielt, lässt sich als mögliche Terminierungsbedingung z. B. eine festgelegte Anzahl Generationen keine oder keine signifikante Verbesserung mehr hervorbringt (Nissen, 1997 S. 40). Weitere Möglichkeiten sind, dass die Individuen der Population sich gegenseitig zu sehr ähneln und deswegen ein zweckmäßiges Crossover der Individuen nicht mehr durchführbar ist.

3.4.2 Funktionsweise Evolutionärer Algorithmen

Mit der Kenntnis dieser Definitionen lässt sich der in Abb. 10 gezeigte evolutionäre Zyklus erklären. Es gilt zunächst eine initiale Population zu erzeugen und zu bewerten. Aus dieser Population mit μ Individuen werden Individuen ausgewählt und per Crossoversvorschrift miteinander gekreuzt (Crossover). Die aus diesem Crossover entstandenen Nachkommen mit der Anzahl λ werden mit einer bestimmten Mutationswahrscheinlichkeit mutiert. Es kann auch vorkommen, dass nur eine dieser Variationsmöglichkeiten genutzt wird. Anschließend werden die erzeugten Nachkommen bewertet und die ursprüngliche Population wird entweder durch die Nachkommen ersetzt oder erweitert.

Je nachdem, ob die Nachkommen die elterliche Population ersetzen oder ergänzen, kann es auch zu unterschiedlichen Verläufen der Evolution kommen. Wenn eine Bestenselektion angenommen wird, d. h. nur die Individuen mit den besten Fitnesswerten werden selektiert, kann es beim Ersetzen der elterlichen Generation zu Rückschritten in der Evolution kommen. Beim Ergänzen werden die Eltern erneut selektiert, wenn die Nachkommen schlechtere Fitnesswerte als sie haben und es kommt zu keinem Rückschritt. Dies bedeutet, dass bei einer Populationsergänzung zu einem monotonen Verlauf kommt. Die Abb 9.a zeigt eine Populationsergänzung, während 9.b den Evolutionsverlauf beim Ersatz der Population veranschaulicht.

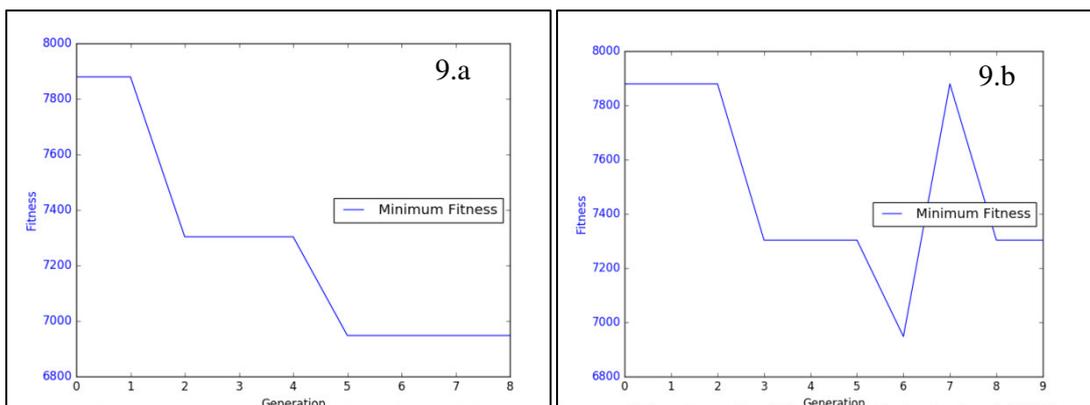


Abbildung 9: Evolutionsverlauf bei Populationsergänzung bzw. -ersatz (eigene Untersuchung)

Wenn die Nachkommen entstanden sind, wird anhand der Umweltselektion entschieden, welche Individuen in der nächsten Generation als Eltern für die Variation herangezogen werden können. Wenn eine der Terminierungsbedingungen erfüllt ist, wird die Evolution beendet, andernfalls beginnt der evolutionäre Zyklus von Neuem (Weicker, 2015 S. 24-25).

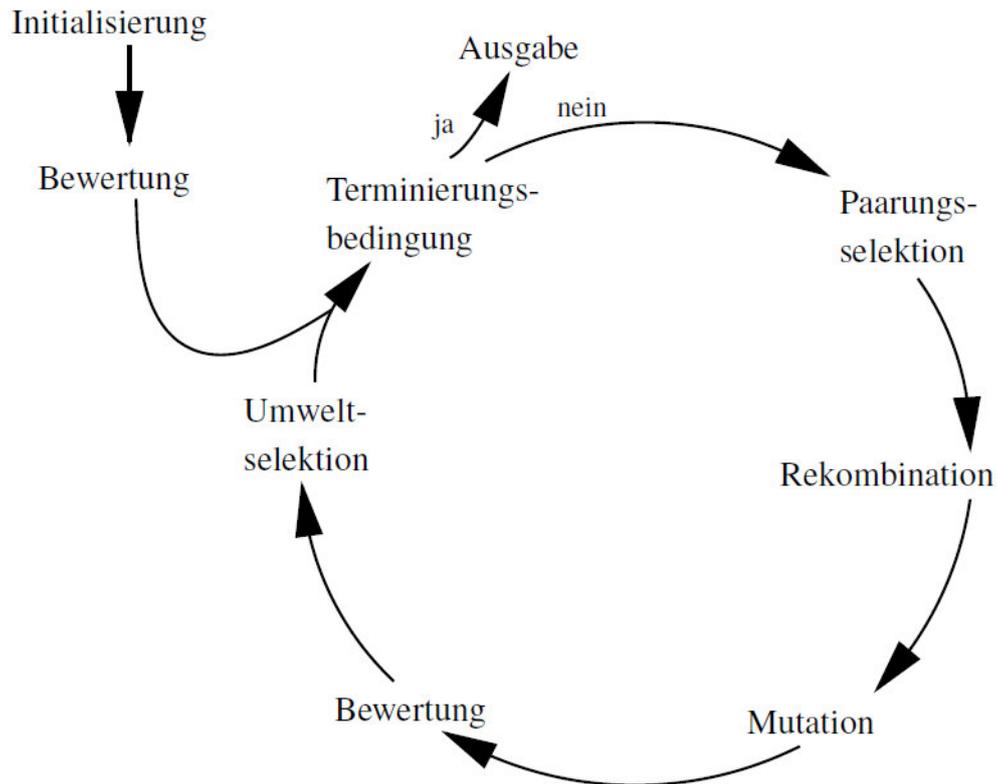


Abbildung 10: Der evolutionäre Zyklus aus Weicker (2015, S. 25)

3.5 Klassifizierung evolutionärer Algorithmen

Die Bezeichnung Evolutionäre Algorithmen ist ein Sammelbegriff für verschiedene Optimierungsalgorithmen, denen gemeinsam ist, dass sie Prozesse der biologischen Evolution modellhaft nachahmen, um die Optimierung durchzuführen. Die im vorhergehenden Abschnitt vorgestellten Aspekte biologischer Evolution finden dabei unterschiedlich viel Beachtung. Je nachdem, auf welchem evolutionären Aspekt der Fokus liegt, lässt sich der Algorithmus klassifizieren. Dabei können auch Mischformen aus verschiedenartigen evolutionären Algorithmen entstehen.

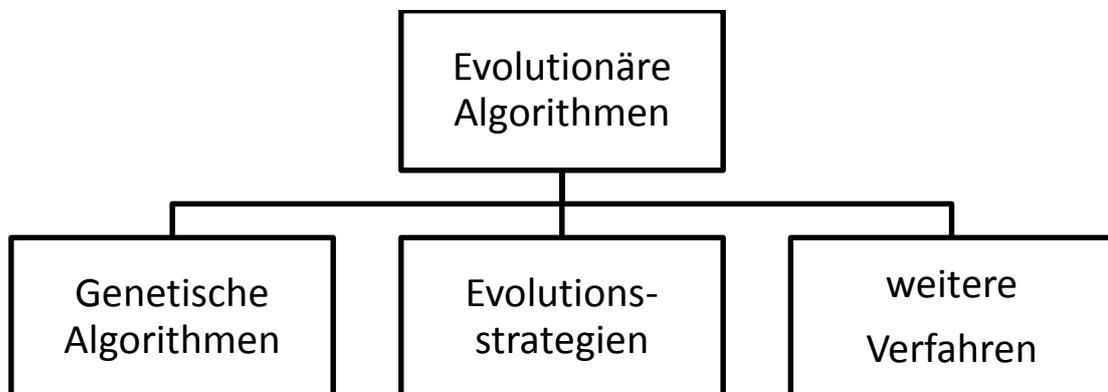


Abbildung 11: Klassifizierung evolutionärer Algorithmen (eigene Darstellung)

Evolutionäre Algorithmen besitzen zwei Hauptströmungen, die in Abb. 10 dargestellt sind und deren Merkmale und Unterschiede hier kurz erläutert werden sollen, um die Grundlagen für eine sinnvolle Auswahl näher zu untersuchender Verfahren zu schaffen. Die Behandlung anderer Verfahren, wie evolutionärem oder genetischem Programmieren und verschiedenen weiteren Formen evolutionärer Algorithmen wird auf die verwendete Literatur, v. A. (Weicker, 2015 S. 140 - 183) verwiesen.

3.5.1 Genetische Algorithmen

Der funktionelle Fokus liegt bei GA auf dem Crossover der Elternindividuen. Der Mutation wird mit Verweis auf die geringe Mutationsrate in der natürlichen Evolution von 10^{-10} bis 10^{-11} (Weicker, 2015 S. 8) nur am Rande Beachtung geschenkt. Da bei GA die Größe der Elternpopulation μ und die Anzahl der Nachkommen λ identisch ist und die Elternpopulation komplett von der Nachkommenpopulation ersetzt wird, ist die Paarungsselektion der zentrale Selektionsparameter (ebd. S. 128). Die Kodierung der Individuen erfolgt binär, d. h. die einzelnen Gene der Individuen nehmen nur die Allele 0 und 1 an. Der Genotyp eines Individuums ist immer ein binärer Vektor. Dies erleichtert nicht nur die Darstellung, denn zur Veranschaulichung können binäre Zeichenketten eingesetzt werden, sondern sorgt auch dafür, dass Rechenaufwand verringert wird (Schöneburg, et al., 1996 S. 191).

Kombinatorische Probleme wie die Auswahl verschiedener möglicher Veränderungsmaßnahmen in einem Distributionsnetzwerk gehören laut (Nissen, 1997 S. 58) und (Weicker, 2015 S. 63) zu den Fragestellungen, die mittels GA gelöst werden können. Dies folgt aus der binären Kodierung (Schöneburg, et al., 1996 S. 189-191). Zur Lösung praktischer Probleme werden bei genetischen Algorithmen aber noch spezielle Suchoperatoren, um keine redundanten oder ungültigen Lösungselemente herzustellen.

Heterogene Ausgangspopulation sind wichtig bei GA, weil die Mutationswahrscheinlichkeit meist sehr gering gewählt wird (Nissen S.43). Die Rekombination, die in GA auch Crossover genannt wird, erfolgt häufig durch das positionsabhängige Einsetzen eines Gens von einem Elternteil. Hierfür sind verschiedene Verfahren entstanden, von welchem Elternteil das Gen im Nachkommen übernommen wird (Weicker, 2015 S. 129). Beispielhaft soll das 1-Punkt-Crossover kurz erläutert werden: Es wird zufällig eine Position im Genotyp ausgewählt, bis zu der die Gene des ersten Elters übernommen werden und ab der die Gene des zweiten Elters ausschlaggebend sind (Nissen, 1997 S. 39). Wenn also die beiden Eltern 000000 und 111111 zwei Nachkommen bekommen und die dritte Position die Grenze ist, entstehen die beiden Individuen 001111 und 110000. Das erste Individuum erhält seine genetische Information bis zur dritten Position vom ersten Elter und ab dort vom zweiten. Weitere Möglichkeiten des Crossover sind Mehr-Punkt-Crossover, bei denen es mehr als eine Position gibt, bei der der Elter getauscht wird, von dem die genetische Information kommt (ebd. S. 52-53) und Uniform-Crossover, bei dem einzeln für jedes Gen zufällig ausgewählt wird, von welchem Elter es stammt (Weicker, 2015 S. 81-82). Als Richtwert für die Crossoverwahrscheinlichkeit gelten 70 % (ebd. S. 129), (Nissen, 1997 S. 39) empfiehlt über 60%. Die Mutation funktioniert beim GA durch die bitweise Invertierung eines Gens, wenn also beim Individuum 111111 das erste Gen mutiert, wird es zu 011111 (ebd.).

3.5.2 Evolutionsstrategien

Während die Kodierung von genetischen Algorithmen, wie im vorigen Abschnitt erwähnt, binär ist und deswegen recht einfach universell einsetzbar sind, verfolgen Evolutionsstrategien (ES) die Idee, die Individuen reellwertig zu kodieren. Wenn ein kontinuierliches Optimierungsproblem gelöst werden soll, ist deswegen eine weitere Kodierung nicht erforderlich. Ist jedoch, wie in der vorliegenden Arbeit, eine kombinatorische Optimierung das Ziel, muss man das Individuum kodieren: Es bedarf also eines kodierten, reellwertigen Genotyps und eines binären Phänotyps (Weicker, 2015 S. 134).

Die Konzeption der Individuen als Vektoren reeller Zahlen entstammt dem Ansatz der Parameter-Optimierung ingenieurwissenschaftlicher Probleme, denn zu diesem Zweck wurde die ES entworfen (Schöneburg, et al., 1996 S. 147-148). Allerdings gibt es einige Vorschläge, nicht reellwertige Variablen, unter anderem binäre Variablen zur Lösung kombinatorischer Probleme so zu kodieren, damit sie auch mittel ES behandelt werden können. Bei ES kommt die Mutation als entscheidende Variationsfunktion zum Tragen (ebd. S 149), wobei dies historisch bedingt ist und das Crossover der Individuen inzwischen auch gebräuchlich ist.

Die Funktionsweise der ES soll nun kurz vorgestellt werden: Aus einer Population aus μ Individuen werden gleichverteilt μ Eltern ausgewählt und zur Erzeugung von λ Nachkommen herangezogen. Gleichverteilt bedeutet hierbei, dass die individuelle Fitness keinen Einfluss auf die Paarungsselektion hat (ebd. S 167). Die Erzeugung der Nachkommen erfolgt hierbei durch simples Kopieren der genetischen Information. Diese Nachkommen werden nun (mit einer festgelegten Wahrscheinlichkeit) mutiert und anschließend mit der Fitnessfunktion bewertet. Die Mutation erfolgt bei ES mittels Addition normalverteilter Zufallszahlen auf die Vektorkomponenten (ebd. S. 174). Die mutierten λ Nachkommen bilden nun mit den μ Eltern eine Population, aus der die μ besten Individuen selektiert werden, um zur Erzeugung der nächsten Generation herangezogen werden zu können. Die Werte μ und λ sind dabei natürliche Zahlen > 0 . Bei dieser Art der simulierten Evolution ist dabei die Verschlechterung der Individuen von einer Generation zur nächsten nicht möglich, es liegt also der Schwerpunkt auf Exploitation (ebd. S. 148–153).

Um eine höhere Exploration zu erreichen, gibt es aber auch die Möglichkeit, die nächste Generation nur aus den Nachkommen zu rekrutieren (ebd. S. 153–156). Es lässt sich jedoch festhalten, dass die Mutation der wichtigste Evolutionsfaktor bei ES ist (ebd. S. 167). Häufig werden bei ES Strategien eingesetzt, die voneinander isolierte Populationen simulieren, die später wieder zusammenwachsen (ebd. S. 163-164). Als Parameter für ES gelten v. A.:

- Anzahl der Eltern μ und Anzahl der aus ihnen entstehenden Nachkommen λ sowie das Verhältnis zwischen beiden
- Anzahl der sich isoliert voneinander entwickelnden Populationen sowie die Anzahl Generationen (die je Population unterschiedlich sein kann) bis zum Zusammentreffen der isolierten Populationen

Die Parameterwahl ist stark problemabhängig (ebd. S. 166). Die ES verfügen aber noch über einen weiteren Evolutionsparameter. Dadurch, dass die Mutation der zentrale Evolutionsparameter ist und die Individuen als reelle Zahlen kodiert sind, wird die Mutation durch Addition einer um null normalverteilten reellen Zahl durchgeführt. Die Höhe der Veränderung des Individuums, auch Mutationsschrittweite genannt, ist also von der Standardabweichung abhängig. Bei der ES

werden diese Mutationsschrittweiten deswegen zusätzlich variiert, um je nach Fortschreiten der Evolution Exploration und Exploitation steuern zu können (Rechenberg, 1994 S. 45 - 50). Eine Möglichkeit ist es, die Standardabweichung ebenfalls der Evolution zu unterwerfen, um die Schrittweite der Mutation zu regulieren (Schöneburg, et al., 1996 S. 180).

Um diesen Abschnitt zusammenzufassen, sollen die wichtigsten Eigenschaften der GA und ES in Tabelle 6 gegenübergestellt werden.

Tabelle 6: Gegenüberstellung von Eigenschaften GA und ES

	GA	ES
Selektion	Paarungsselektion	Umweltselektion
Genotyp	binär	reell
Variation	Crossover primär, Mutation sekundär	Mutation primär, Crossover sekundär

4 Einordnung von Simulation und Optimierung

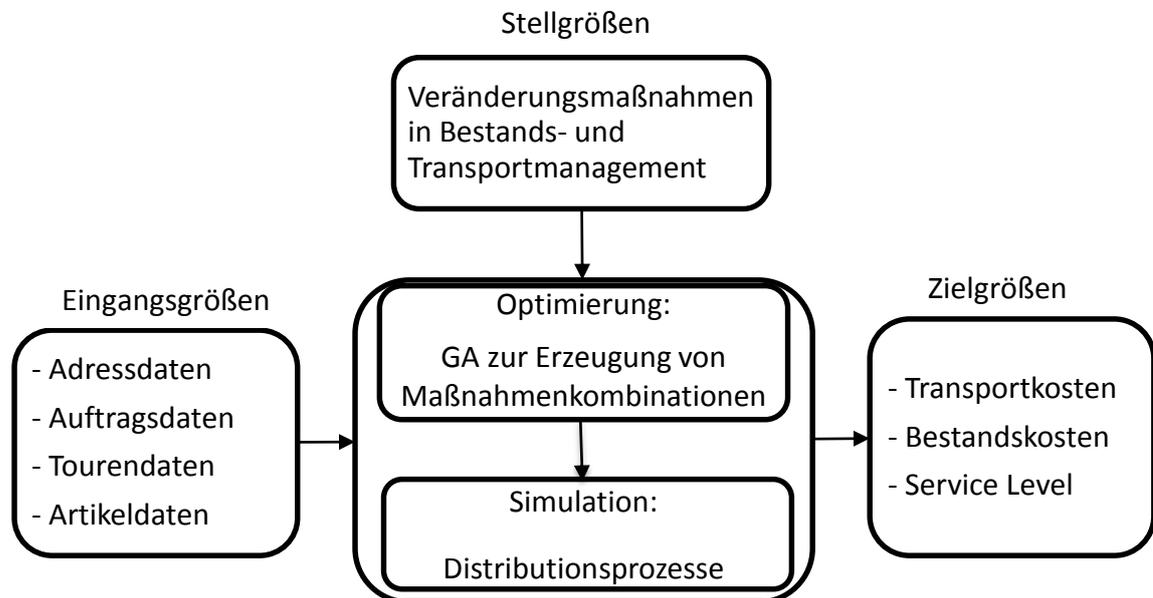


Abbildung 12: Zusammenhang Optimierung und Simulation nach März, et al. (2011, S. xii)

Die in den Kapiteln 2 und 3 zusammengestellten Kenntnisse dienen im folgenden Kapitel dazu, Fragestellungen zur Optimierung eines bestehenden Distributionsnetzwerkes zu bearbeiten. Zum besseren Verständnis wird die an (März, et al., 2011 S. xii) angelehnte, in Abb. 11 dargestellte Anwendungsbeschreibung zur Veranschaulichung des Problemlösungsverfahrens gewählt. Zur Optimierung wird ein GA verwendet, der automatisch aus einer zuvor festgelegten Menge an Maßnahmen Maßnahmenkombinationen erzeugt, die auf ein Simulationsmodell des Distributionsnetzwerkes angewendet werden sollen. Wie in Abschnitt 3.1 bereits genannt ist das Simulationsmodell dynamisch, deterministisch und ereignisdiskret. Dieses Simulationsmodell wird daraufhin ausgeführt.

Es wird ein GA eingesetzt, weil die binäre Kodierung die Lösung kombinatorischer Problemstellungen unterstützt und nicht der Umweg über einen reellen Genotyp genommen werden muss. Der Algorithmus ist in der Programmiersprache Python mit Hilfe des Moduls DEAP (Distributed Evolutionary Algorithms in Python) geschrieben. Die Simulation erfolgt in der Software Plant Simulation mit dem Werkzeug SimChain. Die Eingangs-, Stell- und Zielgrößen lagern in einer angeschlossenen, als Data Warehouse genutzten MySQL-Datenbank, vgl. (Rabe, et al., 2015 S. 167-176).

4.1 Eingangsgrößen

Die Eingangsgrößen werden im vorliegenden Modell nicht verändert, sondern sind statisch. Zu diesen Eingangsgrößen gehören die Adressen sämtlicher für das Modell relevanten Orte. Dazu

gehören die Lieferanten- und Kundenstandorte, sowie die Lagerstandorte. Weitere wichtige Eingangsgrößen sind die Auftragsdaten, die von den Kunden bestellte Materialmengen und die gewünschten, bzw. terminierten Liefertermine. Bei diesen Daten handelt es sich um historische Aufträge, aus einem Zeitraum von zwölf Monaten, von Anfang Oktober 2013 bis Ende September 2014. Diese Auftragsdaten werden als Referenzdaten genutzt, um die Modellierung zu ermöglichen. Wenn diese Modellierung abgeschlossen ist, können anstelle historischer Daten auch aktuelle oder prognostizierte Aufträge als Eingangsdaten genutzt werden.

Ebenso unveränderlich sind Artikeldaten und ihre Bestellgrößen in Richtung der Lieferanten. Dazu gehören die Zuordnungen, von welchem Lieferanten ein Artikel bezogen wird und die Bestellpolitik für diesen Artikel. Dabei wird davon ausgegangen, dass sämtliche Artikel MTS- oder ATO-Artikel sind, die mit einer verbrauchsorientierten Bestellpolitik und einer fixen Bestellmenge beim Lieferanten geordert werden. Das heißt, es gibt einen Meldebestand s und eine Bestellmenge q . Diese Bestellmenge ist i. d. R. die vom Lieferanten vorgegebene Mindestbestellmenge. Sobald der Meldebestand s erreicht ist, wird eine Bestellung in Höhe der fixen Bestellmenge q ausgelöst. Dieses Verfahren wird auch als Bestellpunkt- oder s - q -System bezeichnet (siehe Abschnitt 2.3).

Als weitere Eingangsgrößen sind Tourendaten zu nennen. Dabei handelt es sich um eine Zuordnung welche Kunden von welchen AL beliefert werden. Wenn Bestellungen eines Kunden vorliegen und das bestellte Material vorrätig ist, werden die Kunden vom zuständigen AL in einer Tour beliefert. Diese Zuordnung von Lägern zu Kunden ist zwar als mögliche Maßnahme zu sehen, kann aber in dieser Arbeit nicht berücksichtigt werden.

4.2 Stellgrößen

Die Stellgrößen in dem zu Grunde liegenden Modell sind verschiedene Maßnahmen im Bestands- und Transportmanagement. Diese Maßnahmen sind umsetzungsorientiert, weil es sich um ein bestehendes Netzwerk handelt.

Denkbare Maßnahmen des Transportmanagements sind Änderungen von Frequenzen und Kapazitäten von Transporten zwischen Lagerstandorten oder für die Kundenbelieferung.

Als Maßnahmen im Bestandsmanagement sind Veränderungen in der Bestandsstruktur zu sehen. Es gibt in dem Netzwerk keine identischen AL, sondern die Zuordnung, welche Artikel in welchen Lägern bevorratet werden ist von AL zu AL verschieden. Die Bestandstruktur kann als 2-dimensionale Zuordnung angesehen werden. Es gibt L Lager und M Materialien und wenn die Zuordnung eines Materials $M_i \leq M$ zu einem Lager $L_i \leq L$ existiert, ist dies in einer Tabelle vermerkt.

Wenn ein Kunde aus einem Lager beliefert werden soll, das den bestellten Artikel nicht vorrätig hat, verursacht dies einen Quertransport des Artikels aus einem anderen bestandführenden Lager. Dies kann ein anderes AL oder das ZL sein.

Um die Umsetzungsfähigkeit der Maßnahmen im Netzwerkes sicherzustellen, werden einige Annahmen getroffen, die nachfolgend erläutert werden sollen: Lieferanten beliefern nicht nur das ZL, sondern auch die beliebigen AL, so dass die Umstellung von der Bevorratung eines Artikels aus einem Lager auf ein anderes durchgeführt werden kann. Bei der Zentralisierung entstehen

dadurch Bündelungseffekte für den Lieferanten, weswegen auch nicht mit erhöhten Beschaffungspreisen gerechnet wird. Eher kann ein geringerer Beschaffungspreis angenommen werden, durch eine stärkere Verhandlungsposition des Einkaufs bei gebündelter Bestellung. Diese Effekte werden jedoch bei einer Dezentralisierung genau ins Gegenteil umgekehrt. In diesem Szenario wird angenommen, dass diese Effekte sich ausgleichen.

Wenn ein Kunde aus einem AL beliefert werden soll und nicht beliefert werden kann, wird das Material zuerst aus einem anderen Lager geliefert, wenn auch das nicht möglich ist, wird die Bestellung ein Back-Order-Fall, d. h. es wird geliefert, sobald wieder Bestand vorhanden ist.

Die Abbildungen 12 bis 14 veranschaulichen beispielhaft bei einem Artikel in zwei Lägern, die möglichen Netzwerkstrukturen. Der Artikel kann dezentral in beiden Lägern bevorratet werden, wie in Abb. 12 gezeigt und es ist möglich, dass Lager 1 oder Lager 2 eine ZL-Funktion für den Artikel bekommen. Diesen Fall zeigen Abb. 13 und Abb. 14. Die Abbildungen sind der Visualisierung des Simulationsmodells entnommen.

Die gelben Quadrate stellen Kunden dar, die gelben Kreise mit rotem Dreieck sind Lagerstandorte und das braune Quadrat mit dem nach rechts zeigenden schwarzen Pfeil ist ein Lieferant. Die roten Linien sind die bestehenden Transportrouten.

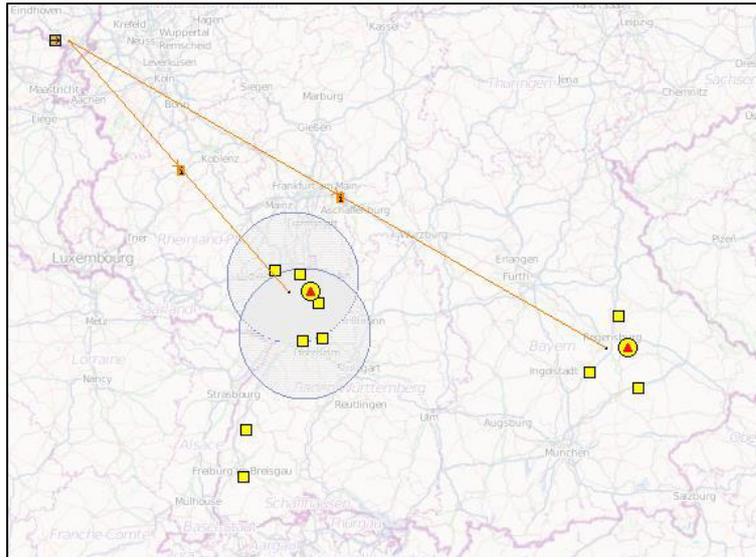


Abbildung 13: Dezentrale Lagerhaltung des Artikels in beiden Lägern

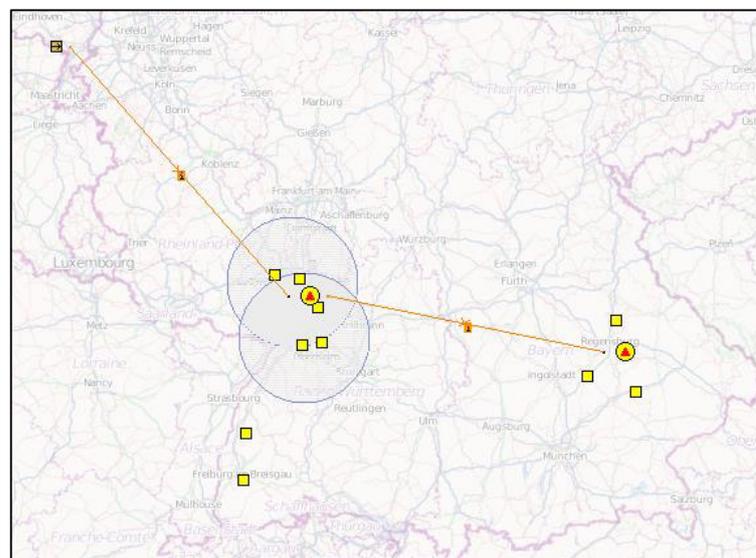


Abbildung 14: Zentrale Lagerung des Artikels in Lager 1

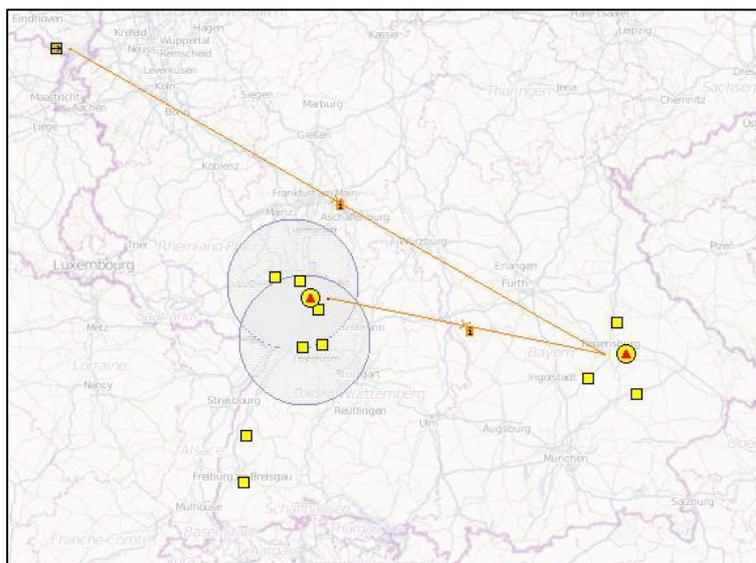


Abbildung 15: Zentrale Lagerung des Artikels in Lager 2

4.3 Zielgrößen

Die Zielgrößen des Modells sind zum einen die Kosten, die minimiert werden sollen. Die Gesamtkosten bestehen dabei zum einen aus Transportkosten, die entstehen, wenn ein Kunde ein bestimmtes Material bestellt bzw. abrufen und dieses zu ihm transportiert werden muss. Zum anderen entstehen Bestandskosten durch die Lagerhaltung von Material, die proportional zur bevorrateten Materialmenge sind.

Dabei ist es in dieser Betrachtung unerheblich, ob die Transporte mit einem eigenen Fuhrpark oder von einem Dienstleister durchgeführt werden, denn dies ist nur wichtig, wenn die Kosten ermittelt werden sollen und hier werden sie als gegeben angenommen. Es existieren zwei zu unterscheidende Arten von Transporten: Umlagerungen von einem selbstbetriebenen Lager zum nächsten sowie für die Distribution von bestelltem Material zum Kunden. Die Kunden werden immer von einem bestimmten am nächsten liegenden Lager beliefert. Wenn das Material dort nicht verfügbar ist, wird es zuerst von einem Lager, in dem es verfügbar ist, zu dem Lager transportiert, von dem aus es zum Kunden transportiert wird.

Die Kosten für den Transport vom Lieferanten zum eigenen Lager werden vom Lieferanten übernommen und bei der Kalkulation der Materialpreise berücksichtigt. Dadurch werden sie Bestandteil der Beschaffungskosten (siehe Abschnitt 2.2). Die Beschaffungs-, Bestell- und Betriebskosten des Lagers sind in den Bestandskosten enthalten (siehe Abschnitt 2.5).

Zur Analyse der Zielgrößen werden, wie in Abschnitt 3.3 genannt, üblicherweise zwei Kriterien herangezogen: Das Ergebnis bzw. die Verbesserung zum Ursprungszustand und die Rechenzeit. Um zu einem mit Sicherheit optimalen Ergebnis zu gelangen, kann bei einem kombinatorischen Zuordnungsproblem eine vollständige Enumeration durchgeführt werden.

Um den GA zu testen, stehen mehrere, verschieden große Simulationsumgebungen zu Verfügung. Für die Untersuchung der Funktionsfähigkeit wird ein Modell mit 30 Artikeln und fünf Lagerstandorten gewählt. Zur Veranschaulichung sei als Beispiel dieses Simulationsmodell herangezogen. In diesem Modell werden 51 mögliche Maßnahmen identifiziert. Die vollständige Enumeration zur Ermittlung eines Vergleichswertes führt bei diesem vorliegenden Problem also zu einem Ausprobieren von $51!$ Kombinationen. Bei der zur Verfügung stehenden Soft- und Hardware wird die Simulations- und Rechenzeit einer Kombination mit etwa 30 Sekunden angenommen. Eine vollständige Enumeration dieses noch überschaubaren Modells würde somit zu einer Gesamtrechenzeit von $51! * 30 \text{ s}$ also $1,476 * 10^{60}$ Jahren führen, was mehr ist als die Bearbeitungszeit dieser Thesis und somit nicht zielführend.

5 Implementierung des Simulationsmodells in das Optimierungsverfahren

5.1 Einfügen in die Modellstruktur

Wie im vorigen Kapitel erläutert, wird in dieser Arbeit das Verfahren der Integration von Simulation in die Optimierung angewendet. Mittels eines genetischen Algorithmus werden Maßnahmenmengen erzeugt, die die Bestandsstruktur im Netzwerk verändern. Um diese Maßnahmen zu bewerten, wird die Simulation durchgeführt. Dieser Prozess wird in Abb. 16 veranschaulicht.

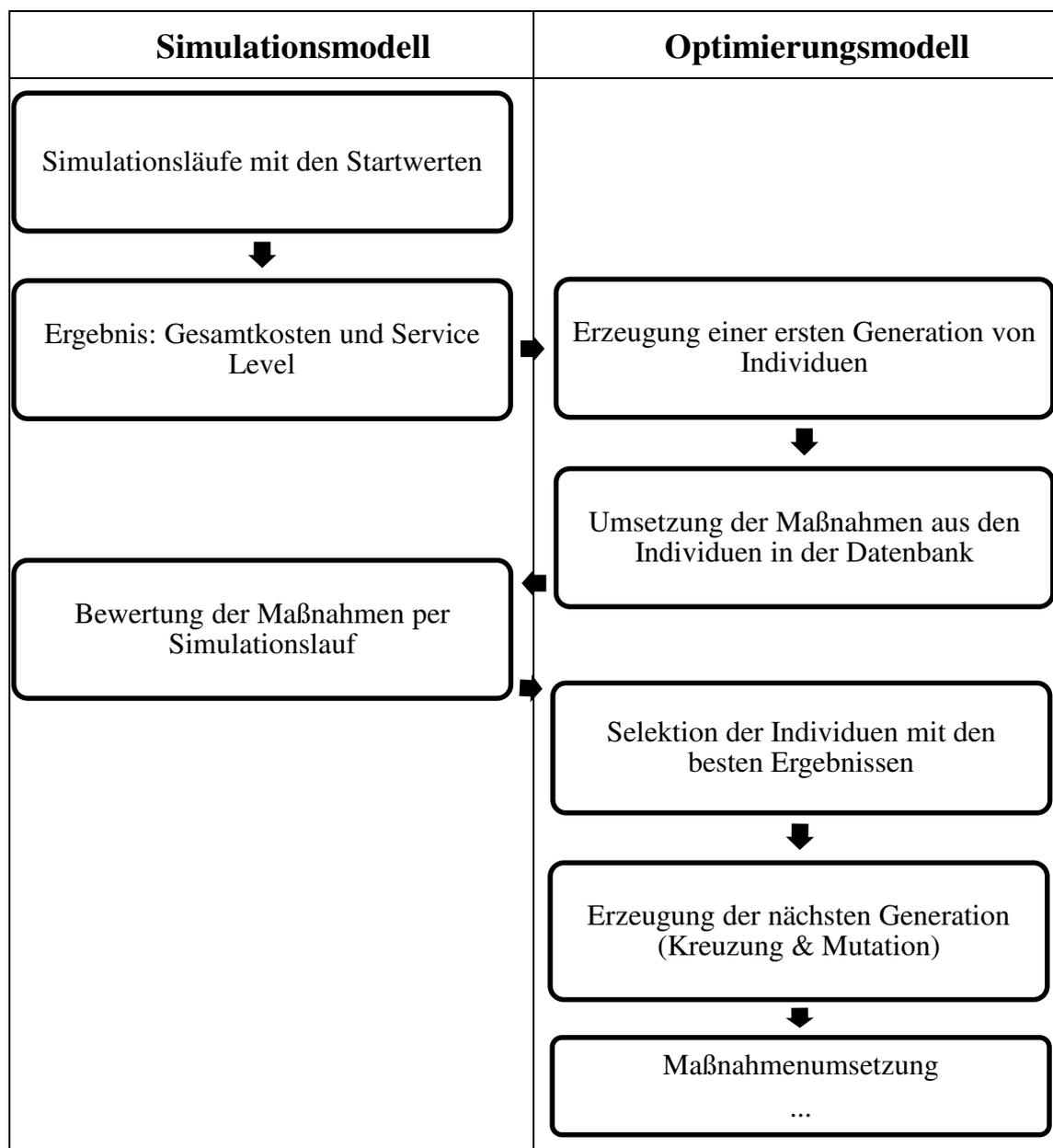


Abbildung 16: Zusammenspiel von Simulation und Optimierung (eigene Darstellung)

Algorithmus 1: Aufrufen des genetischen Algorithmus

```
1:   Starte Simulationslauf ohne Maßnahmen
2:   input {Evolutionsparameter}
3:   Erstelle Struktur der Vergleichsdatei
4:   for Parameter  $\in$  {Evolutionsparameter} do
5:       Führe Evolution mit Parameter durch
6:       Erstelle Output-Dateien für Evolutionsparameter
7:       Schreibe Ergebnisse der Evolution in die Vergleichsdatei
8:   end for
9:   Schließe Vergleichsdatei
10:  return: Dauer der Sitzung, Anzahl der Simulationsläufe
```

Wie in Algorithmus 1 zu sehen, wird zuerst ein Simulationslauf ohne Maßnahmen durchgeführt, um die Netzwerkkosten und den SL als Vergleichsgrundlage zu haben (Zeile 1). Als nächstes werden die zu testenden Evolutionsparameter festgelegt, vgl. Abschnitt 3.4 (Zeile 2). Tabelle 6 gibt einen Überblick über die Evolutionsparameter, die getestet werden können. In Zeile 3 wird eine csv-Datei erzeugt, mit der der Vergleich der getesteten Evolutionsparameter möglich wird. Die nächste Parameterkombination wird in Zeile 4 ausgewählt und in Zeile 5 wird die Evolution mit diesen Parametern durchgeführt. Die Evolution wird in Zeile 6 in zwei Output-Dateien festgehalten. Dazu gehört eine csv-Datei, die sämtliche erzeugten Individuen und deren Fitnesswerte enthält, sowie eine png-Datei, die die Verbesserung von Generation zu Generation visualisiert. Anschließend werden in Zeile 7 die Ergebnisse in der in Zeile 3 erstellten Datei fortgeschrieben. Es wird vermerkt, welche Parameterkombination eingesetzt wurde, die beste Maßnahmen-Kombination, die erzeugt wurde und die dadurch erzeugten Kosten und SL, die Anzahl Generationen und die Anzahl der durchgeführten Simulationen sowie die Zeit, die die Evolutionen mit diesen Parametern gedauert hat.

In der Vergleichsdatei werden die Ergebnisse aller Parameterkombinationen gespeichert. Neben den Evolutionsparametern gehen für jedes Experiment auch das Individuum mit den besten Fitnesswerten und seine Fitnesswerte, also die erreichten Kosten und SL aus der Vergleichsdatei hervor. Zudem ist dort auch die Abbruchbedingung gepflegt, die zum Ende des Evolutionsprozesses geführt hat. Wenn nach vollzogenen Vortests das Verhalten von vielversprechenden Parameterkombinationen näher untersucht werden soll, kann hier geprüft werden, wie sich die Laufzeit der Evolution verlängern lässt. Die einzelnen Experimente können dann in den dazugehörigen Output-Dateien genauer analysiert werden.

In Tabelle 16 sind die testbaren Evolutionsparameter genannt und erläutert. Die Maximalzeit einer Sitzung ist eigentlich kein Evolutionsparameter. Das Erreichen dieser Rechenzeit führt nicht zum Abbruch eines Experimentes, sondern sorgt lediglich dafür, dass keine weiteren Experimente durchgeführt werden. Genauere Erklärungen folgen in den kommenden Abschnitten.

Tabelle 7: Testbare Evolutionsparameter

Evolutionsparameter	Erläuterung
Individuengröße der ersten Generation	Anzahl Maßnahmen in einem Individuum der Initial-Population
Anzahl Individuen pro Generation	Populationsgröße μ
Minimale Generationenanzahl	Terminierungsbedingung: Abbruch der Evolution, wenn diese Anzahl Generationen keine Verbesserung stattfindet
Variationstyp	Mögliche Vorschriften zur Nachkommenerzeugung
Crossoverwahrscheinlichkeit	Wahrscheinlichkeit, mit der ein Crossover durchgeführt wird
Crossovertyp	Mögliche Crossovervorschriften (siehe Abschnitt 5.1.2)
Mutationswahrscheinlichkeit	Wahrscheinlichkeit, mit der eine Mutation durchgeführt wird
Mutationstyp	Mögliche Mutationsvorschriften (siehe Abschnitt 5.1.2)
Maximale Generationenanzahl	Terminierungsbedingung: Abbruch der Evolution, wenn Anzahl erreicht
Maximalzeit für ein Experiment	Terminierungsbedingung: Abbruch der Evolution, wenn Zeit erreicht oder überschritten
Maximalzeit für die Sitzung	Nach Erreichen dieser Zeit kein weiteres Testen der Parameter

Wenn die Evolutionsparameter festgelegt sind, wird die Evolution durchgeführt, siehe Algorithmus 2. Hierzu benötigt der Algorithmus als Input die möglichen Eigenschaften und die Evolutionsparameter (Zeile 1). In Zeile 2 wird eine indigene Population geschaffen, die den Ausgangspunkt bildet. Zu Beginn der Abbruchbedingungen werden diese auf **false** gesetzt und solange keine der Bedingungen den Wert **true** annimmt, läuft die Evolution in einer **while**-Schleife ab (Zeile 4).

Es folgen die Paarungselektion, Variation und Bewertung (Zeilen 5 bis 7) und am Ende wird die Population durch die bewerteten Nachkommen zur Population ergänzt (Zeile 8). Nun wird überprüft, ob die Abbruchbedingungen eingetreten sind und sollte dies der Fall sein, wird die betreffende Bedingung auf **true** gesetzt (Zeilen 9 und 10). In diesem Fall wird die **while**-Schleife kein weiteres Mal durchlaufen, ansonsten beginnt der evolutionäre Zyklus erneut bei Zeile 5. Wenn die Evolution beendet ist, wird die geführte Evolutionsstatistik zur Auswertung übergeben.

Algorithmus 2: Durchführung der Evolution

```
1:  input {mögliche Eigenschaften}, {Evolutionsparameter}
2:  erschaffe eine indigene Population
3:  setze alle Abbruchbedingungen false
4:  while not any Abbruchbedingung do
5:      selektiere Individuen für die nächste Generation
6:      führe Variation nach {Evolutionsparameter} durch
7:      bewerte erzeugte Nachkommen
8:      füge die Nachkommen zur Population hinzu
9:      if Abbruchbedingung erfüllt then
10:         setze Abbruchbedingung = true
11:     end if
12: end while
13: return: Evolutionsstatistik
```

Um einen genetischen Algorithmus implementieren zu können, müssen die in Tabelle 16 genannten Evolutionsparameter festgelegt werden. Diese werden nun näher erklärt.

5.2 Individuum und Population

Ein Individuum ist im Zusammenhang mit dem beschriebenen Modell eine Menge zusammengeführter Maßnahmen. Maßnahmen sind, wie in Abschnitt 4.2 beschrieben, mögliche Umlagerungen der Materialien. Mögliche Maßnahmen werden zuvor durch eine Abfrage im Data Warehouse erzeugt.

Als indigene Population sind dabei Individuen mit der als Evolutionsparameter übergebenen Anzahl an Eigenschaften zu verstehen. Die indigene Population lässt sich mithilfe einer Matrix darstellen als die Kombinationen aus den Materialien M_1 bis M_m und den AL L_1 bis L_l , wie in Abb. 17 veranschaulicht.

$$\begin{pmatrix} M_1L_1 & M_1L_2 & \cdots & M_1L_L \\ M_2L_1 & M_2L_2 & \cdots & M_2L_L \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ M_ML_1 & M_ML_2 & \cdots & M_ML_L \end{pmatrix}$$

Abbildung 17: Mögliche Maßnahmen (eigene Darstellung)

Da nicht alle Materialien unbedingt in jedem Lager bevorratet werden, sind nicht alle möglichen Kombinationen von Lager und Material sinnvolle Maßnahmen und damit Eigenschaften der Individuen. Ebenso ist es denkbar, dass die Dezentralisierung von bestimmten Materialien ausgeschlossen wird, z. B. weil es sich dabei um kundenspezifisches oder dem Kunden gehörendes Material handelt, das der Kunde in seiner Nähe wissen will.

Diese Bestandsveränderungen sind zwar im vorliegenden Modell die einzigen Möglichkeiten, aber es sind noch weitere Maßnahmen, z. B. im Transportmanagement denkbar. Deswegen soll

ab hier die Notation E als Eigenschaft eines Individuums benutzt werden. Ein Individuum kann keine, eine oder beliebig viele Maßnahmen besitzen. Wenn ein Individuum I eine Eigenschaft E besitzt, bedeutet das $E \in I$. Mögliche Individuen sind in Abb. 17 dargestellt.

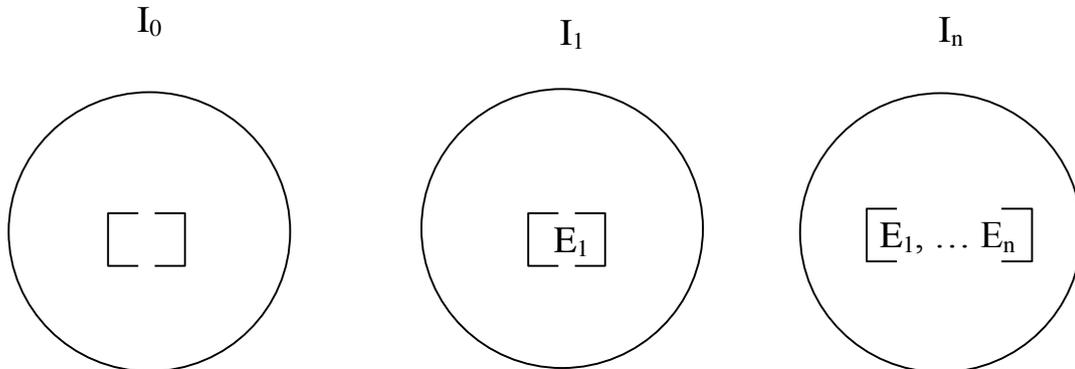


Abbildung 18: Individuen mit keiner, einer und n Eigenschaften (eigene Darstellung)

Neben seinen Eigenschaften verfügt ein Individuum außerdem über eine Fitness, siehe Abschnitt 5.3.

Eine Population besteht aus der als Evolutionsparameter übergebenen Anzahl Individuen. Mögliche Eigenschaften des Individuums werden aus dem Data Warehouse zur Verfügung gestellt. Die Bildung der indigenen Population erfolgt nach Algorithmus 3.

Algorithmus 3: Bildung der indigenen Population

```

1:  input {mögliche Eigenschaften}, {Evolutionsparameter}
2:  Population = []
3:  for each  $i \in \{0, \dots, \mu\}$ 
4:    do Individuum $i$  = []
5:    for each  $j \in \{0, \dots, \text{Individuengröße der 1. Generation}\}$ 
6:      do Wähle zufällig ein  $E_j$  aus {mögliche Eigenschaften}
7:      Füge  $E_j$  in Individuum $i$  ein
8:      Füge Individuum $i$  in Population ein
9:  return Population

```

Die in der Populationsbildung wichtigen Parameter sind die Populationsgröße μ und die Individuengröße der ersten Generation, die angibt, wie viele Eigenschaften ein Individuum der indigenen Population besitzt. Die Populationsgröße μ bleibt im Laufe der Evolution konstant, die Anzahl Eigenschaften, die ein Individuum enthält variiert jedoch. Der Grund dafür sind die Vorschriften zur Neubildung von Individuen, die im nächsten Abschnitt vorgestellt werden.

Eine fixe Individuengröße der indigenen Population von einer Eigenschaft wäre eine naheliegende Festlegung. Auf diese Festlegung wird aber bewusst verzichtet, weil das Evolutionsziel, also das Optimum der Kosten bei einem Individuum mit einer Vielzahl an Eigenschaften erwartet

wird. Die ersten Generationen würden in diesem Falle nur den Zweck haben, die Anzahl der Eigenschaften in der Population nach oben zu treiben und vergrößern unnötigerweise den Simulationsaufwand. Dies würde, veranschaulicht in Abb. 18, einen Einstieg in Generation n und nicht in Generation 1 bedeuten, da das einleitende Erhöhen der Individuengröße übersprungen wird. Um diese Hypothese zu überprüfen ist die Individuengröße der indigenen Population als Evolutionsparameter modelliert, der variiert und verglichen werden kann.

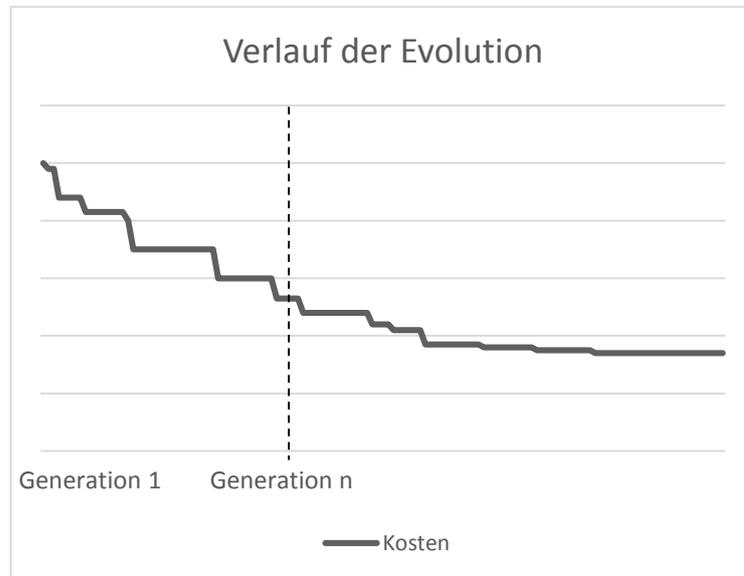


Abbildung 19: Verlauf der Evolution (eigene Darstellung)

5.3 Crossover und Mutation

In der indigenen Population haben alle Individuen I eine bestimmte, als Evolutionsparameter übergebene Anzahl an Eigenschaften. Diese Individuen werden nun zufällig so miteinander gekreuzt, dass die Möglichkeit besteht, dass Individuen mit einer anderen Anzahl an Eigenschaften entstehen, dass also aus den Individuen (I_i) und (I_j) als Nachkomme das Individuum ($I_i | I_j$) hervorgeht. Die maximale Anzahl an Eigenschaften eines Individuums ist durch die Anzahl an möglichen Eigenschaften begrenzt, die das Modell vorgibt. Zur Neubildung von Individuen stehen das Crossover und die Mutation zur Verfügung. Dabei wurden zwei Variationstypen implementiert:

1. Die Durchführung von Crossover und nachfolgender Mutation
2. Zufällige Durchführung von nur Crossover oder nur Mutation

Der Algorithmus 4 zeigt beispielhaft, die erste Möglichkeit Crossover und Mutation.

Algorithmus 4: Variation Crossover und Mutation

```
1:  input {Kopie der Population}, {Evolutionsparameter}
2:  for Nachkomme1, Nachkomme2 in {Kopie der Population}
3:  do   if Zufallszahl <= Crossoverwahrscheinlichkeit
4:      then Führe Crossover mit Nachkomme1, Nachkomme2 durch
5:          Lösche Fitnesswerte von Nachkomme1, Nachkomme2
6:  for Mutant in {Kopie der Population}
7:  do   if Zufallszahl <= Mutationswahrscheinlichkeit
8:      then Führe Mutation mit Mutant durch
9:          Lösche Fitnesswerte von Mutant
```

Zuerst werden jeweils zwei benachbarte Individuen aus der Kopie der Population ausgewählt (Zeile 2) und nach Crossoverwahrscheinlichkeit miteinander gekreuzt, d. h. die Eigenschaften der Eltern mit denen der Kinder überschrieben (Zeilen 3 und 4). Dies geschieht für die komplette Population. Wenn dieser Schritt vollzogen ist, besteht die Kopie der Population aus den erzeugten Nachkommen. Diese wird nun erneut durchlaufen und die enthaltenen Individuen werden nach Mutationswahrscheinlichkeit gekreuzt (Zeilen 7 und 8). Das durch die Kreuzung und Mutation nur die Eigenschaften, nicht jedoch die Fitnesswerte der Individuen geändert werden, müssen die Fitnesswert noch gelöscht werden (Zeilen 5 und 9). Da es möglich ist, dass sich Individuen bei dieser Variation nicht verändern, wenn beide Zufallszahlen kleiner als die Wahrscheinlichkeiten sind, werden die Fitnesswerte auch nur gelöscht, wenn Variation stattgefunden hat. Es müssen auch nur Individuen bewertet werden, die keine Fitnesswerte besitzen, dadurch wird der Simulationsaufwand verringert.

Weitere denkbare Variationsmöglichkeiten sind die bewusste Durchführung nur eines Variationsprozesses, also nur Crossover oder nur Mutation. Wenn eine solche Evolution getestet werden soll, wird der erste Variationstyp gewählt und die Wahrscheinlichkeit des nicht gewünschten Variationsprozesses auf 0 gesetzt.

Um ein Crossover zu bilden, werden bei zwei Mengen von Maßnahmen I_i und I_j drei Varianten zur Verfügung gestellt:

1. Bildung der Schnittmenge: $I_i \cap I_j$:

Im erzeugten Individuum $I_i \cap I_j$ sind nur Eigenschaften E enthalten, die in I_i und I_j enthalten sind.

2. Bildung von Vereinigungsmenge: $I_i \cup I_j$:

Im erzeugten Individuum $I_i \cup I_j$ sind alle Eigenschaften E enthalten, die in I_i oder I_j enthalten sind.

3. Bildung der symmetrischen Differenzmenge: $I_j \Delta I_i$:

Im erzeugten Individuum $I_i \Delta I_j$ sind alle Eigenschaften E enthalten, die entweder in I_i oder I_j enthalten sind.

Zur Veranschaulichung dient Abb. 19, die die möglichen Crossovervarianten veranschaulicht.

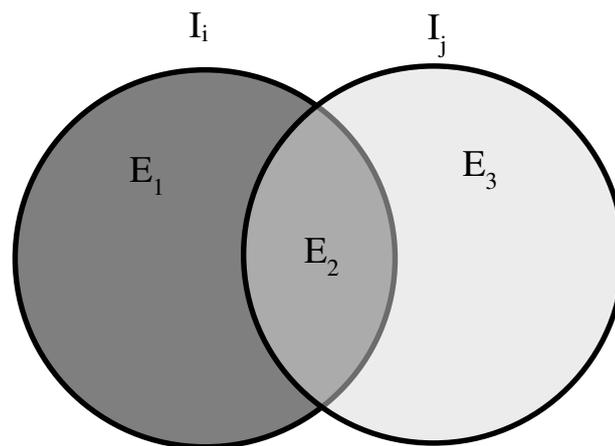


Abbildung 20: Crossover-Varianten (eigene Darstellung)

Das Individuum $I_i \cap I_j$ besitzt nur die Eigenschaft E_2 besitzen, das Individuum $I_i \cup I_j$ besitzt die Eigenschaften E_1 , E_2 und E_3 und das Individuum $I_i \Delta I_j$ besitzt die Eigenschaften E_1 und E_3 . Es gebe auch noch die Möglichkeit, einfache Differenzmengen als Nachkommen zuzulassen, auf diese Möglichkeit wird aber nicht näher eingegangen, weil sie weder der Exploitation noch der Exploration dienlich sind.

Da die Generationsgröße konstant bleiben soll, werden von zwei Eltern immer zwei Nachkommen erzeugt. Da es aber drei Crossover-Varianten, gibt es drei denkbare Crossover-Vorschriften:

$$I_i \cap I_j \text{ und } I_i \cup I_j$$

$$I_i \cap I_j \text{ und } I_j \Delta I_i$$

$$I_i \cup I_j \text{ und } I_j \Delta I_i$$

In den Konstellationen mit $I_i \cap I_j$ dient dieses Individuum der Exploitation, da es Maßnahmen, die in vielen Individuen enthalten sind in die nächste Generation weitervererbt. Das jeweils andere Individuum dient der Exploration, da es auch seltenere Maßnahmen mit einbezieht. In der zuletzt genannten Vorschrift $I_i \cup I_j$ und $I_j \Delta I_i$ dienen beide Individuen der Exploration, weswegen diese Vorschrift als nicht zielführend angenommen wird. Beispielhaft ist in Algorithmus 5 das Crossover mit Vereinigungs- und Schnittmenge zu sehen.

Algorithmus 5: Crossover Vereinigungs- und Schnittmenge

```

1:  input  $I_i, I_j$ 
2:  Nachkomme_Schnittmenge =  $I_i \cap I_j$ 
3:  Nachkomme_Vereinigungsmenge =  $I_i \cup I_j$ 
4:  return Nachkomme_Schnittmenge, Nachkomme_Vereinigungsmenge

```

Zu beachten ist, dass die beiden Eltern bei Durchführung des Crossover überschrieben werden und die Eigenschaften ihrer Kinder realisieren. Da die Variation aber in einer Kopie der Population durchgeführt wird, gehen die elterlichen Individuen für die Evolution nicht verloren.

Bei der Mutation werden einzelne Eigenschaften der Individuen verändert. Dies kann entweder durch Hinzufügen oder durch Entfernen einer Eigenschaft geschehen. Die folgenden Mutationsvorschriften sind implementiert:

1. Entferne eine Eigenschaft, wenn möglich, sonst füge Eigenschaft hinzu
2. Füge eine Eigenschaft hinzu
3. Zufälliges Entfernen und Hinzufügen einer Eigenschaft

Algorithmus 6: Mutation Entferne Eigenschaft

```
1:  input {mögliche Eigenschaften}, Individuum
2:  if Anzahl Eigenschaften in Individuum > 0:
3:  then Entferne zufällige Eigenschaft
4:  else Wähle zufällige Eigenschaft aus {mögliche Eigenschaften}
5:      Füge diese Eigenschaft dem Individuum hinzu
6:  return Individuum
```

5.4 Fitness und Bewertungsfunktion

Da das Ziel der vorliegenden Aufgabe eine Minimierung der Gesamtkosten des Distributionsnetzwerkes ist, bietet sich an, die vom Simulationsmodell ausgegebenen Gesamtkosten auch als Fitnesswert der Individuen zu deklarieren. Der SL ist aber ebenso Gegenstand der Betrachtung und da ein Individuum auch mehrere Fitnesswerte bekommen darf, wird der erreichte SL als zweiter Fitnesswert an das Individuum übergeben. Im Gegensatz zum ersten Fitnesswert soll dieser aber maximiert werden. Dies führt zu dem Verhalten, dass bei der Selektion zuerst die kostengünstigen Individuen berücksichtigt werden und bei Kostengleichheit ein höherer SL zur Überlegenheit genügt.

Um die Fitness eines Individuums zu ermitteln, wurde der Algorithmus 7 entwickelt. Zunächst werden die Maßnahmen, aus denen es besteht, dahingehend überprüft, ob es sich um eine konsistente Menge von Maßnahmen handelt (Zeile 2). Wie in Abschnitt 4.2 beschrieben handelt es sich bei den Maßnahmen um Veränderungen des Bestands- und Transportmanagements, bei denen sich durch zufällige Zusammenstellung Maßnahmenkombinationen ergeben, die nicht sinnvoll sind. Denkbar sind z. B. Bestandsmanagement-Maßnahmen, die die Bestände eines Artikels aus allen Lägern abziehen, was dazu führen würde, dass der Artikel nicht mehr bevorratet werden würde. Sollte dies der Fall sein, wird das Individuum mit einer sehr schlechten Fitness bestraft (Zeile 3), die ihm keine Chance gibt, die nächste Selektion zu überstehen.

Handelt es sich jedoch um eine durchführbare Maßnahmenmenge, werden die Maßnahmen im Simulationsmodell umgesetzt und anschließend ein Simulationslauf gestartet (Zeilen 5/6). Als Ergebnis werden die Kosten und der erreichte SL des Netzbetriebes vom Modell zurückgegeben. Sie dienen als Fitnesswerte des Individuums (Zeilen 7/8).

Algorithmus 7: Bewertung eines Individuums

```
1:  input Individuum
2:  If Merkmale des Individuums  $\neq$  durchführbare Maßnahmenmenge then
3:      return: Kosten = 1000000000, SL = 0
4:  end if
5:  Wende die Eigenschaften des Individuums als Maßnahmen an
6:  Führe Simulationslauf durch
7:  Kosten, SL = Ergebnisse des Simulationslaufs
8:  return: Kosten, SL
```

Gerade bei kleinen Simulationsmodellen kann es vorkommen, dass durch die gegebenen Variationsmöglichkeiten Individuen entstehen, die bereits bewertet wurden. Damit für diese Individuen nicht erneut ein Simulationslauf durchgeführt wird, wird die Bewertungsfunktion um eine Reduzierung des Simulationsaufwandes erweitert, die in Algorithmus 8 in den Zeilen 2 – 8 dargestellt ist.

Algorithmus 8: Bewertung eines Individuums mit Aufwandsreduzierung

```
1:  input Individuum, {bewertete Individuen}
2:  if Individuum  $\in$  {bewertete Individuen} then
3:      for  $\langle$ index $\rangle \in$  Anzahl{bewertete Individuen} do
4:          if Individuum = {bewertete Individuen} $\langle$ index $\rangle$  then
5:              return: Fitnesswerte von {bewertete Individuen} $\langle$ index $\rangle$ 
6:          end if
7:      end for
8:  end if
9:  if Merkmale des Individuums  $\neq$  durchführbare Maßnahmenmenge then
10:     return: Kosten = 1000000000, SL = 0
11:  end if
12:  Wende die Eigenschaften des Individuums als Maßnahmen an
13:  Führe Simulationslauf durch
14:  Kosten, SL = Ergebnisse des Simulationslaufs
15:  return: Kosten, SL
```

Es wird nach Aufrufen der Bewertungsfunktion eine Liste {bewertete Individuen} gepflegt, in der alle bewerteten Individuen enthalten sind. Bevor ein Simulationslauf angestoßen wird, wird diese Liste durchsucht, ob das fragliche Individuum sich bereits in dieser Liste finden lässt (Zeilen 2 bis 4). Ist dies der Fall, werden direkt die Fitnesswerte dieses Individuums zurückgegeben, ohne erneute Simulation.

Dieser Mechanismus erweist sich jedoch nicht nur bei kleinen Modellen als Vorteil. Bei der Evolution mit zum Verhältnis zu den möglichen Eigenschaften geringen Individuengrößen tritt

bei der Bildung von Schnittmengen vermehrt das eigenschaftslose Individuum I_0 auf. Wenn dieses Individuum zum Crossover herangezogen wird, wird keine Variation verursacht, weil die Schnittmenge eines anderen Individuums mit diesem Individuum erneut eigenschaftslos ist, die Vereinigungsmenge und symmetrische Differenz hingegen ergeben erneut das Partnerindividuum.

5.5 Abbruchbedingungen

In dem Modell wurden drei Abbruchbedingungen implementiert, die vor dem Starten der Optimierung als Evolutionsparameter übergeben werden. Diese sollen nachfolgend kurz erläutert werden:

1. Maximalanzahl Generationen erreicht

Nach jedem Variations-Bewertungs-Selektions-Durchlauf wird eine Variable zum Zählen der Generationen um eins erhöht. Wenn diese den angegebenen Maximalwert erreicht, endet die Evolution.

2. Stagnation

Das Individuum mit der besten Fitness wird in einer Variablen vermerkt. Sollte sich dieses Individuum eine als Evolutionsparameter übergebene Anzahl an Generationen nicht verändern, wird die Evolution wegen des Verdachts auf Stagnation beendet.

3. Maximalzeit für Experiment erreicht

Am Beginn eines Evolutionsexperimentes beginnt eine digitale Stoppuhr zu laufen. Wenn diese am Ende einer Generation die als Evolutionsparameter übergebene Maximalzeit für ein Experiment überschritten hat, wird keine neue Generation gebildet.

Weitere Abbruchbedingungen lassen sich nach Bedarf hinzufügen. Denkbar ist z. B. nicht nur eine maximale Anzahl von Generationen, sondern auch eine maximale Anzahl von Simulationen.

6 Durchgeführte Parametertests

6.1 Ergebnisse

Werden die im letzten Abschnitt erwähnten verschiedenen Konfigurationsmöglichkeiten für den Optimierungsalgorithmus zusammengezählt, fällt auf, dass auch hier eine unübersichtliche Anzahl an Kombinationen zusammenkommt. Um in Vortests eine breite Basis an Evolutionsparametern testen zu können, gibt es die Möglichkeit, diese automatisiert variieren zu lassen. So können bei der initialen Individuengröße, der Generationsgröße und der Mindestanzahl von Generationen ein Mindest-, ein Maximalwert und eine Schrittgröße eingestellt und getestet werden.

Die Experimente wurden mit einem Netzwerk durchgeführt, das 30 Artikel und fünf Lagerstandorte aufweist und sich auf den süddeutschen Raum beschränkt. Die Lieferanten können jedoch auch außerhalb dieser Region verwurzelt sein. Abb. 20 zeigt das Ausgangsnetzwerk vor der Durchführung von Maßnahmen.

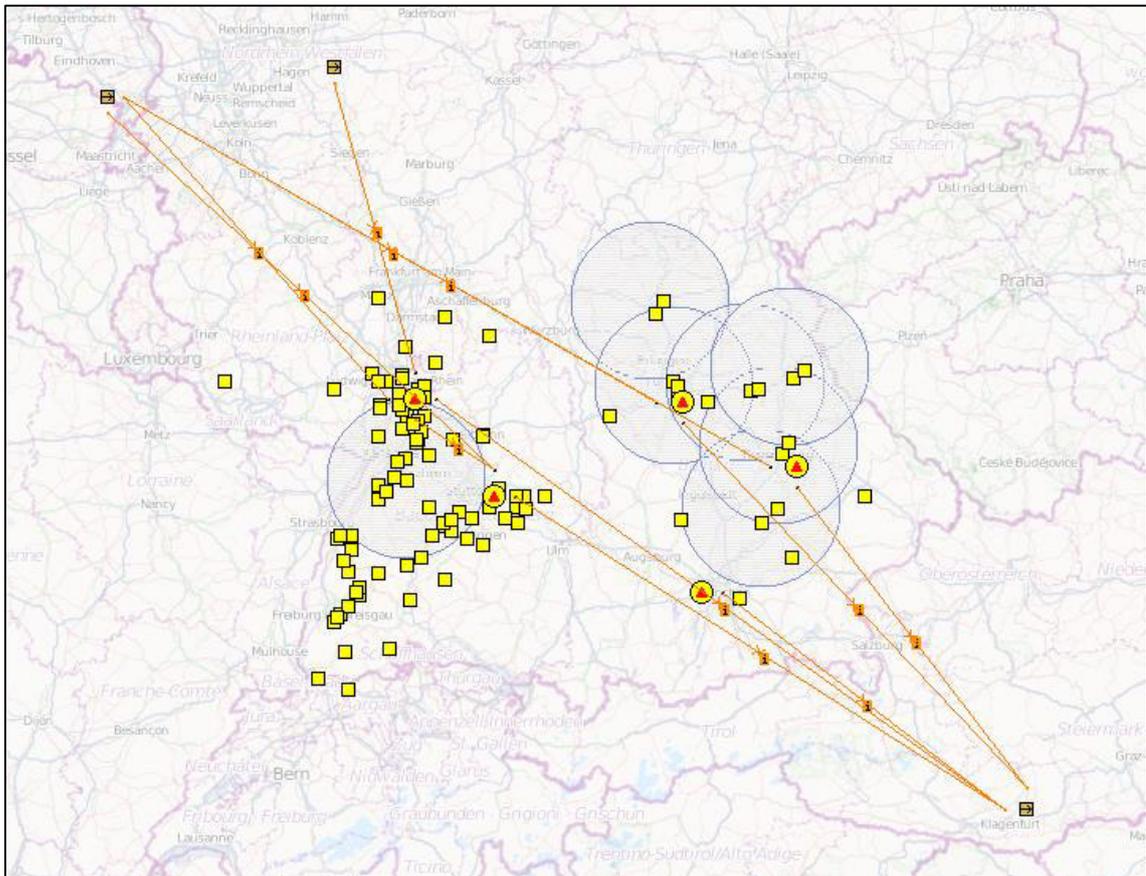
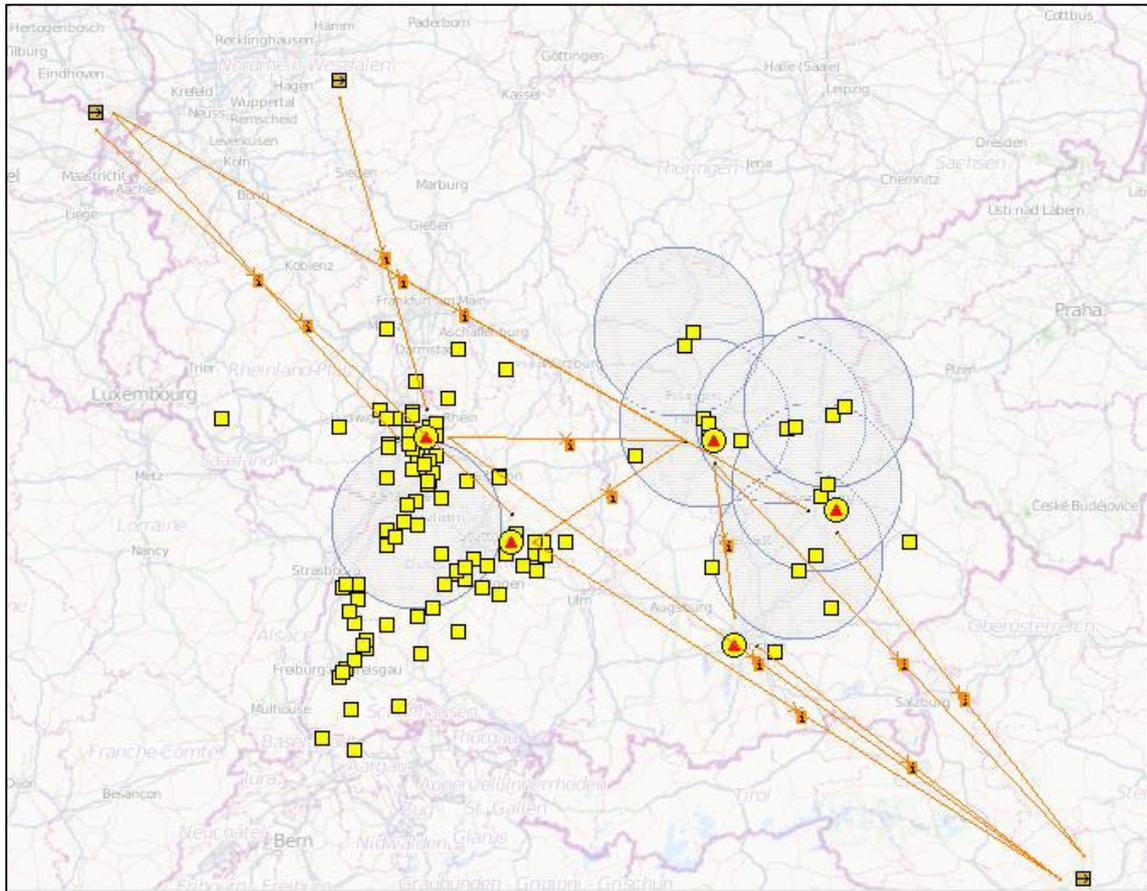


Abbildung 21: Ausgangsnetzwerk für die Experimente (Visualisierung des Modells)

Das Ausgangsnetzwerk verursacht Kosten von 73.842,27 € und einen SL von 79,89%. Es ist zu erkennen, dass die Artikel dezentral gelagert werden: Es sind nur wenige Transportrouten zwischen den Lägern vorhanden, die meisten Lager werden von den externen Lieferanten direkt beliefert, d. h. einstufig distribuiert. Zu den Symbolen siehe Abschnitt 4.2.

Wenn nun Zentralisierungsmaßnahmen durchgeführt werden, entstehen neue Transportverbindungen zwischen den AL. Dies ist in Abb. 21 an den Querverbindungen zwischen den Lägern zu sehen.



**Abbildung 22: Netzwerk nach der Durchführung von Zentralisierungsmaßnahmen
(Visualisierung des Modells)**

Es wurden vier Experimente mit verschiedenen Parametern durchgeführt. Die Variation wurde bei den durchgeführten Experimenten konstant gelassen. Es wird mit Crossover und Mutation gearbeitet, der Crossovertyp ist Schnitt- und Vereinigungsmenge, die Crossoverwahrscheinlichkeit 70 %, die Mutationsart Hinzufügen oder Entfernen. Als Abbruchbedingungen wurden maximal 50 Generationen angenommen.

Tabelle 8: Durchgeführte Experimente

Evolutionsparameter	EXP1	EXP2	EXP3	EXP4
Individuengröße der ersten Generation	1	5	5	5
Anzahl Individuen pro Generation	4	4	20	4
Mutationswahrscheinlichkeit	10 %	10 %	10 %	70 %
Minimale Generationenanzahl	5	5	5	10
Maximale Experimentdauer	3600	3600	3600	5400
Anzahl erzeugter Individuen	76	48	119	91
Anzahl Generationen	25	15	8	23
Anzahl Simulationsläufe	19	7	24	47
Relevante Abbruchbedingung	Stagnation	Stagnation	Stagnation	Stagnation
Anzahl Maßnahmen im besten Individuum	6	8	3	7
Rechenzeit	1840 s	545 s	2172 s	4101,92 s
Kosten des besten Individuums	71.790,97 €	71.185,09 €	70.653,64 €	69.511,14 €
Verbesserung	2,78 %	3,60 %	4,32 %	5,87 %
SL des besten Individuums	79,89 %	79,89 %	79,89 %	79,89 %

Tabelle 8 stellt die Optimierungsergebnisse gegenüber. Die grau unterlegten Zeilen der Tabelle markieren die Input-Parameter, während die anderen Zeilen der Vergleichsdatei entnommen sind. Die Abb. 23 bis 26 stellen die Evolutionsverläufe grafisch dar. Die betreffenden Werte aus den Output-Daten finden sich in Anhang A. Sie stellen jeweils die Generation und den Fitnesswert des besten Individuums darin gegenüber.

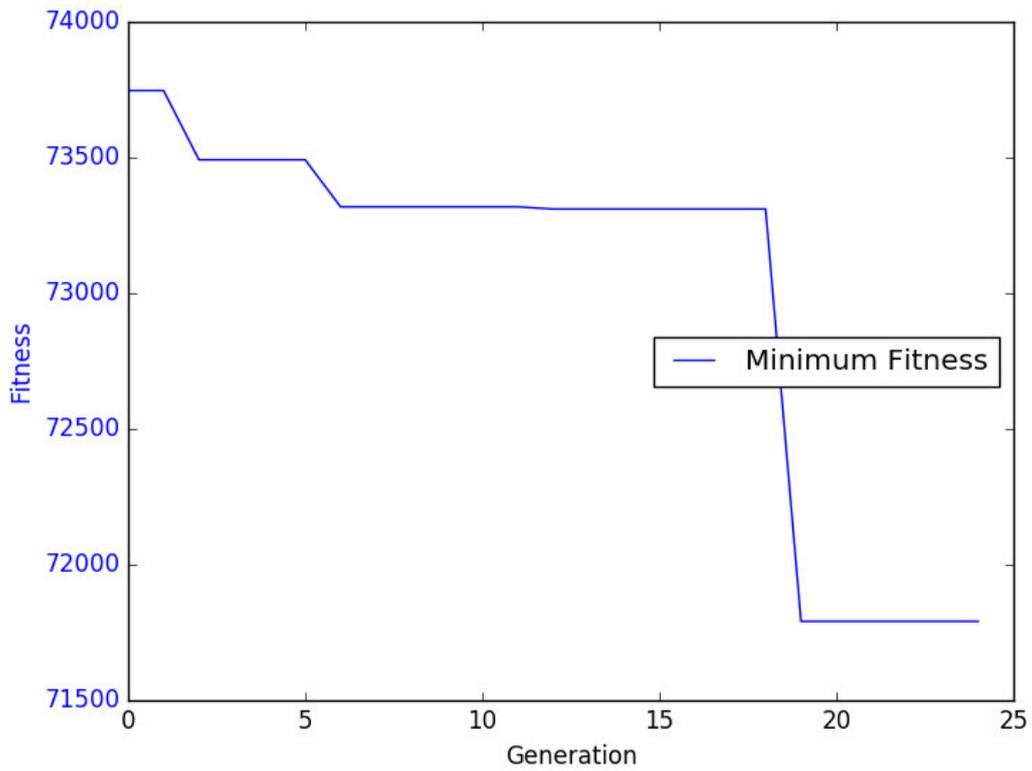


Abbildung 23: Evolutionsverlauf EXP1 (Visualisierung der Output-Datei)

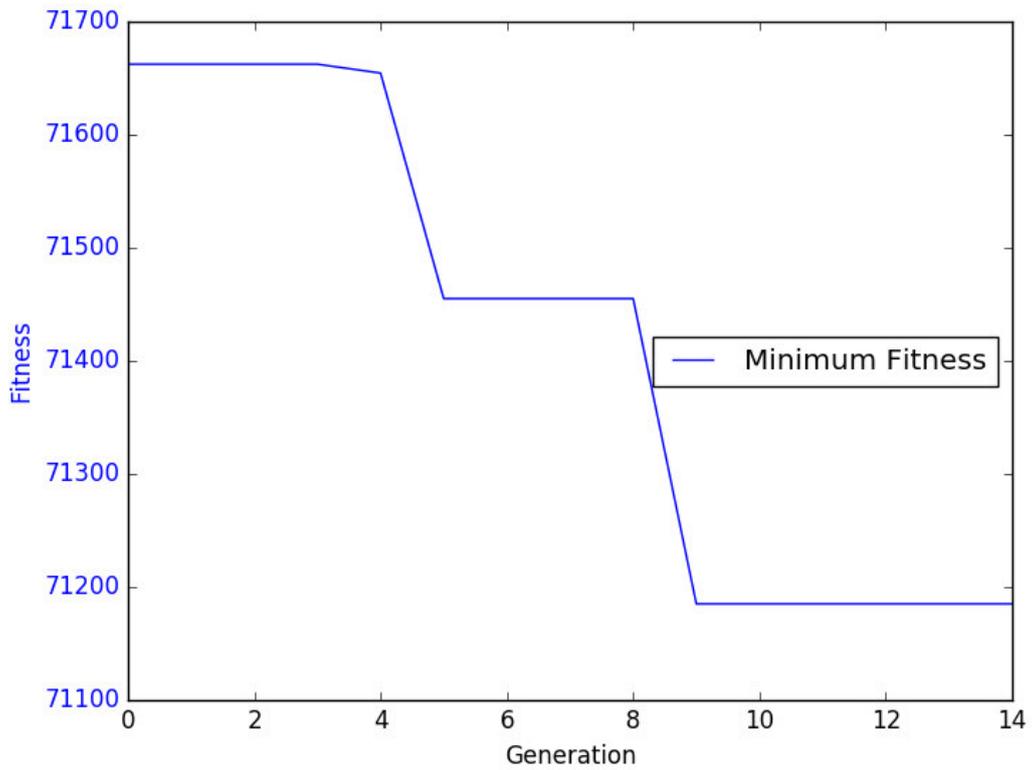


Abbildung 24: Evolutionsverlauf EXP2 (Visualisierung der Output-Datei)

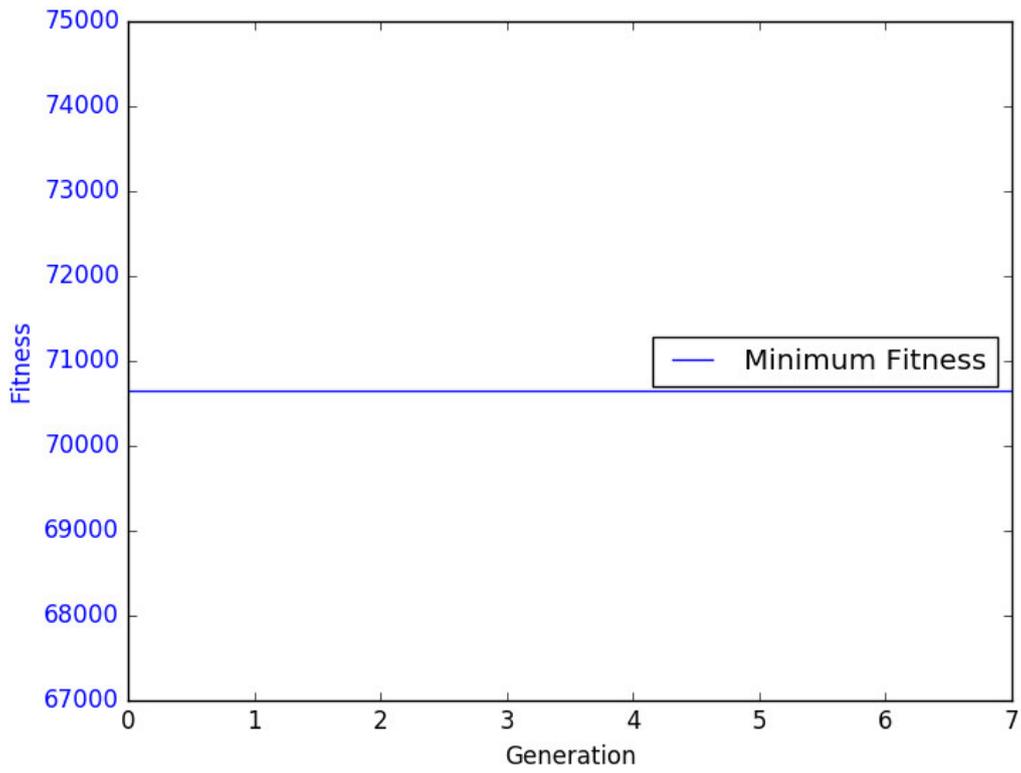


Abbildung 25: Evolutionsverlauf EXP3 (Visualisierung der Output-Datei)

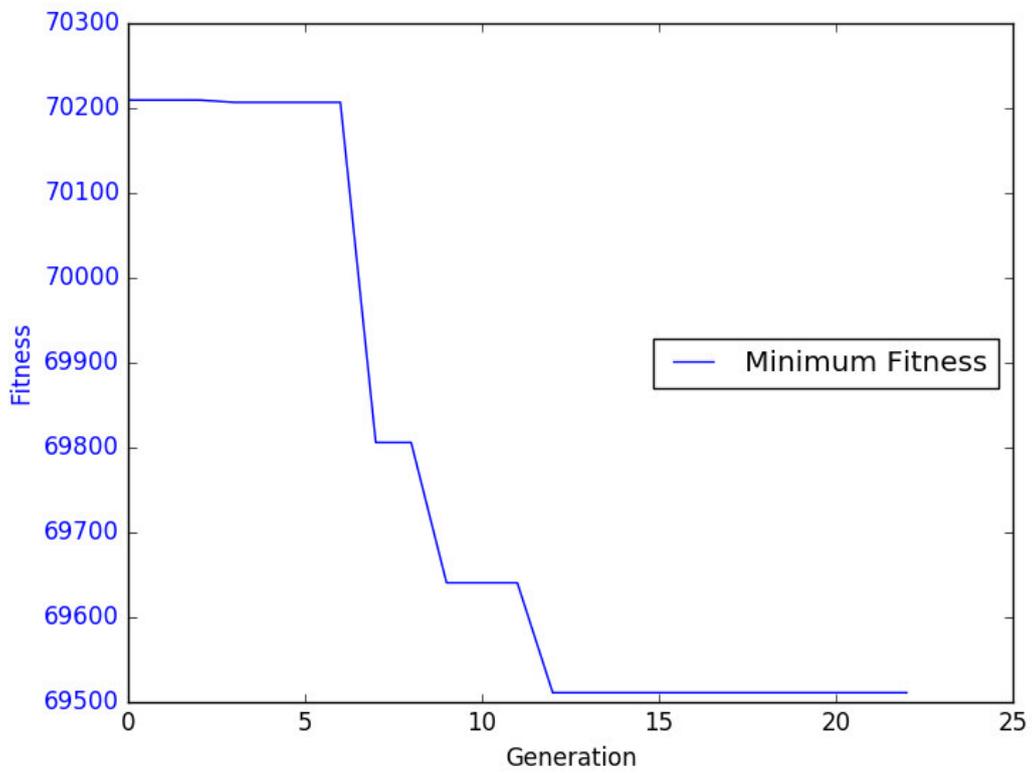


Abbildung 26: Evolutionsverlauf EXP4 (Visualisierung der Output-Datei)

6.2 Auswertung

Die Erwartung, dass eine höhere Anzahl an Individuen pro Generation und eine höhere Anzahl von Eigenschaften der Individuen der ersten Generation zu besseren Ergebnissen führen, ist bestätigt. Nach EXP1, das zu einer Verbesserung der Kosten von 2,78 % führt, mit einer Eigenschaft pro Individuum der ersten Generation wird dieser Wert in EXP2 auf fünf erhöht und verursacht eine Verbesserung der Lösung auf 3,60 % Kosteneinsparung. Der Algorithmus findet diese Lösung auch deutlich schneller nach 15 Generationen und neun Minuten Rechenzeit, im Vergleich zu 25 Generationen und über 20 Minuten Dauer.

Bei beiden Experimenten ist zu beobachten, dass die Anzahl der Simulationsläufe geringer ist als die Anzahl der Generationen. Das bedeutet, dass die Bildung neuer Individuen nur sporadisch auftritt. Es wird angenommen, dass dies dem Umstand geschuldet ist, dass nur benachbarte Individuen zum Crossover zusammenkommen. Um trotzdem eine größere Variabilität der Individuen zu erreichen, wird in EXP4 die Mutationswahrscheinlichkeit auf 70 % erhöht. Dies widerspricht zwar der Konvention, dass bei einem genetischen Algorithmus die Mutationswahrscheinlichkeit niedrig gewählt wird, ist aber bei der gewählten Paarungszuordnung die einzige sinnvolle Maßnahme zur Erhöhung der Variabilität.

In EXP3 wird die Anzahl der Individuen in einer Generation auf 20 erhöht, was zu einer deutlich höheren Rechenzeit führt, aber auch zu einem besseren Ergebnis. Es sollte angemerkt werden, dass die Lösung sich im Laufe der Evolution nicht verbessert, wie in Abb. 25 zu sehen ist und das beste entstandene Individuum, das eine Kostenreduzierung um 4,32 % bewirkt, weniger Eigenschaften hat als die Individuen der ersten Generation. Dies lässt den Schluss zu, dass durch Schnittmengen-Crossover oder Entfernungsmutation Eigenschaften gelöscht werden, die keine Veränderung der Kosten bewirken. Es fällt zudem auf, dass ein besseres Verhältnis von Simulationsläufen zu Generationen erzielt wird. Dies liegt aber nicht an mehr Variation der Individuen, sondern an der großen Population aus 20 Individuen, d. h. ein Großteil der 24 Simulationsläufe wird mit der indigenen Population durchgeführt.

Weil die ersten drei Durchläufe wegen Stagnation, also fünf Generationen ohne Verbesserung, terminiert werden, wird dieser Wert in EXP4 auf zehn Generationen erhöht. Zugleich wird die maximale Experimentdauer auf 5400 Sekunden erhöht, da eine länger andauernde Evolution untersucht werden soll. Dies tritt auch ein, die Evolution dauert länger als eine Stunde und führt erneut zur Verbesserung der Ergebnisse. Zwar enthält bei EXP4 schon die indigene Population ein Individuum, das besser ist als alle zuvor beobachteten, aber auch dieses wird noch verbessert. Am Ende des Experimentes erzielt das beste Individuum eine Verbesserung um 5,87 %. Die erhöhte Mutationswahrscheinlichkeit zeigt sich im veränderten Verhältnis von Simulationsläufen zu Generationen. Es werden etwa die Hälfte aller Individuen einer Generation simuliert, was auf eine verbesserte Variabilität der Generationen schließen lässt.

Die Tatsache, dass der SL bis auf zwei Nachkommastellen den besten Individuen aller Experimente und beim Ausgangszustand des Netzwerkes identisch ist, lässt vermuten, dass die SL-Berechnung im Simulationsmodell nicht korrekt ist. Allerdings ist dieser Wert nicht statisch, während der Experimente können Schwankungen beobachtet werden.

Die durchschnittliche Rechenzeit bei den Experimenten für eine Evaluierung beträgt zwischen 78 und 97 Sekunden, deswegen wird für die Durchführung weiterer Tests ein performanteres System empfohlen. Besonders wenn das komplette Distributionsnetzwerk simuliert werden soll, ist dies geboten. Die verwendete Soft- und Hardware findet sich in Anhang B.

7 Zusammenfassung und Ausblick

In dieser Arbeit wird eine Möglichkeit vorgestellt, ein Werkstoffhandelsnetzwerk simulationsbasiert zu optimieren. Nach der Zusammenstellung von Fachkenntnissen zum Untersuchungsgegenstand Distributionsnetzwerk und Methodenkenntnissen in der simulationsbasierten Optimierung wird ein Ansatz entwickelt, wie ein bestehendes ereignisdiskretes Simulationsmodell erweitert werden kann, um mit einer mathematischen Optimierung gekoppelt zu werden. Als Ergebnis wird ein genetischer Algorithmus entwickelt, bei dem Mengen von Maßnahmen erzeugt werden. Diese Maßnahmen werden daraufhin in das Modell geladen und das veränderte Netzwerk wird simuliert um die Auswirkungen der getroffenen Maßnahmen auf Kosten und Service Level des Netzwerkes zu analysieren. Dabei wird eine Minimierung der Kosten angestrebt.

Da genetische Algorithmen einige Parameter aufweisen, die problemspezifisch gestaltet werden müssen, wurden einzelne Parameter mittels Experimenten miteinander verglichen und auf ihre Performance getestet. Als Ergebnis lässt sich feststellen, dass mit geringer Individuengröße in der ersten Generation, geringer Generationsgröße und geringer Mutationswahrscheinlichkeit bei gewählter Paarungsselektion weniger zufriedenstellend arbeiten als bei Erhöhung dieser Parameter.

Bei einem zu Testzwecken verkleinerten Netzwerk konnte in den durchgeführten Experimenten bereits eine Kostenreduzierung von 5,87 % erreicht werden.

Die Ergebnisse der Experimente haben allerdings auch zu weiterem Forschungsbedarf geführt. Es wurden nur die drei genannten Parameter unabhängig voneinander verändert um verschiedene Variationen des genetischen Algorithmus zu vergleichen. Viele weitere Parameter blieben unerforscht. Als besonders erfolgversprechend wird eine Änderung der Paarungsselektion angenommen, die nicht benachbarte, sondern zufällig gewählte Individuen miteinander kreuzt. Zur Durchführung von Tests mit dem kompletten Netzwerk wird zur Nutzung eines leistungsfähigeren Systems geraten.

Des Weiteren ist eine Verifikation und Validierung der Ergebnisse auf Maßnahmenebene erforderlich. Dabei sollte der Fokus auf der Feststellung liegen, ob die bewerteten Maßnahmen und Maßnahmenkombinationen tatsächlich umsetzungsfähig sind. Ebenso sollte hinterfragt werden, warum gerade diese Maßnahmen eine Verbesserung des Systems Distributionsnetzwerk verursachen. Es werden auch Maßnahmen beobachtet, die keinen Effekt auf die Netzwerk-Kosten haben. Im Rahmen von Validierung und Verifikation sollten diese Maßnahmen identifiziert und dieses Wirken erklärt werden.

Der einzige in dieser Arbeit mögliche Maßnahmentyp sind Zentralisierungsmaßnahmen von Beständen. Da der genetische Algorithmus so konzipiert wurde, dass die Maßnahmenumsetzung im Simulationsmodell unabhängig von ihm agiert, ist die Definition weitere Maßnahmentypen ohne weiteres möglich. Beispiele weiterer Maßnahmentypen sind weitere Änderungen im Bestandsmanagement, wie veränderte Bestellpolitiken und Dezentralisierungsmaßnahmen sowie Änderungen im Transportmanagement, etwa der Tourenplanung. Es ist ebenso zu überprüfen, ob

durch die getroffenen Zentralisierungsmaßnahmen weitere Einsparungen z. B. Preisnachlässe durch Bündelung von Bestellungen erreichen lassen. Auch ist eine Wirtschaftlichkeitsbetrachtung der Lagerstandorte nach der Anwendung von Zentralisierungsmaßnahmen durchzuführen, da es sinnvoll sein kann, diese nach der Zentralisierung zu verkleinern oder zu schließen bzw. in bestandslose Umschlagpunkte umzuwandeln.

Die in der Arbeit eingesetzte Zielfunktion strebt einseitig die Minimierung der Kosten an. Die Auswirkungen einer Änderung der Zielsetzung sind nicht nur bei einer Strategieänderung wissenswert. Mögliche Änderungen der Zielfunktion sind eine Maximierung des Service Level, eine Minimierung der Kosten bei einem Mindest-Service Level oder eine Minimierung des Treibhausgasausstoßes.

Literaturverzeichnis

Ballou, R. 2004. *Business Logistics/Supply Chain Management*. Upper Saddle River, NJ : Pearson Prentice Hall, 2004.

Barth, K., Hartmann, M. und Schröder, H. 2015. *Betriebswirtschaftslehre des Handels*. Wiesbaden : Springer Gabler, 2015.

Beyer, H.-G., et al. 2001. *Evolutionäre Algorithmen - Begriffe und Definitionen*. Dortmund : Sekretariat des SFB 531 Universität Dortmund, 2001.

Bretzke, W.-R. 2015. *Logistische Netzwerke*. Berlin Heidelberg : Springer, 2015.

Cassandras, C. G. und Lafortune, S. 2010. *Introduction to Discrete Event Systems*. New York : Springer, 2010.

Christopher, M. 2011. *Logistics and Supply Chain Management*. Harlow [u.a.] : Financial Times Prentice Hall, 2011.

Diruf, G. 2012. Modellgestützte Planung und Steuerung. [Buchverf.] P. Klaus, W. Krieger und M. Krupp. *Gabler Lexikon Logistik*. Wiesbaden : Springer Gabler, 2012.

Dunke, F., Necil, J. und Nickel, S. 2014. Online-Optimierung und Simulation in der Logistik. [Buchverf.] M. Lübbecke, A. Weiler und B. Werners. *Zukunftsperspektiven des Operations Research*. Wiesbaden : Springer Gabler, 2014.

Felberbauer, T., Schnirzer, R. und Altendorfer, K. 2015. Comparing Different Simulation-based Optimisation Approaches for Simultaneous Optimisation of Production Planning Parameters. [Buchverf.] M. Rabe und U. Clausen. *Simulation in Production and Logistics 2015*. Stuttgart : Fraunhofer Verlag, 2015.

Fleischer, H. 2013. *Handelsgesetzbuch*. München : Dt. Taschenbuch-Verlag, 2013.

Gerdts, M. und Lempio, F. 2011. *Mathematische Optimierungsverfahren des Operations Research*. Berlin/New York : Walter de Gruyter GmbH &Co. KG, 2011.

Gleißner, H. 2012. Distributionslogistik. [Buchverf.] P. Klaus, W. Krieger und M. Krupp. *Gabler Lexikon Logistik*. Wiesbaden : Gabler, 2012.

Hammel, U. und Bäck, T. 1998. *Optimierung in der Simulation*. Dortmund : Sekretariat des SFB 531, Universität Dortmund, 1998.

Hanschke, T. und Zisgen, H. 2015. Verknüpfung von Simulation und Optimierung: Kategorien und Beispiele - Ein Bericht über die VDI-Richtlinie 3633 Blatt 12. [Buchverf.] M. Rabe und U. Clausen. *Simulation in Production and logistics 2015*. Stuttgart : Fraunhofer Verlag, 2015.

Hartmann, H. 1999. *Bestandsmanagement und -controlling*. Gernsbach : Deutscher Betriebswirte-Verlag, 1999.

Hoffa, P. und Pawlewski, P. 2014. Models of Organizing Transport Tasks Including Possible Disturbances and Impact of Them on the Sustainability of the Supply Chain. [Buchverf.] P. Pawlewski und A. Greenwood. *Process Simulation and Optimization in Sustainable Logistics and Manufacturing*. Cham Heidelberg New York Dordrecht London : Springer, 2014.

Homburg, C. und Schildbach, T. 2009. *Kosten- und Leistungsrechnung*. Stuttgart : Lucius & Lucius, 2009.

IEEE. 1988. *IEEE Standard Dictionary of Electrical and Electronics Terms*. New York : The Institute of Electrical and Electronics Engineers, 1988.

Jannat, S. und Greenwood, A. 2014. Using Simulation Modeling and Analysis to Assess the Effect of Variability and Flexibility on Supply Chain Lead Time. [Buchverf.] P. Pawlewski und A. Greenwood. *Process Simulation and Optimization in Sustainable Logistics and Manufacturing*. Cham Heidelberg New York Dordrecht London : Springer, 2014.

Kelber, R. 2000. *Koordination von Lagerhaltung und Transport im Mehrproduktfall: Ein ganzheitlicher Ansatz zur Optimierung von Logistikkosten durch zeitorientierte Distribution*. Hamburg : Verlag Dr. Kovač, 2000.

Kellerer, H., Pferschy, U. und Pisinger, D. 2004. *Knapsack Problems*. Berlin Heidelberg New York : Springer, 2004.

Keramydas, S., et al. 2015. Cost and Environmental Trade-offs in Supply Chain Network Design and Planning: The Merit of a Simulation-based Approach. [Buchverf.] M. Rabe und U. Clausen. *Simulation in Production and logistics 2015*. Stuttgart : Fraunhofer IRB Verlag, 2015.

Klaus, P., Krieger, W. und Krupp, M. 2012. *Gabler Lexikon Logistik*. Wiesbaden : Springer Gabler, 2012.

Kotzab, H. 2012. *Handelslogistik*. [Buchverf.] P. Klaus und W. Krieger. *Gabler Lexikon Logistik*. Wiesbaden : Springer Gabler, 2012.

Kunz, D. 1976. *Entwicklung und Erprobung einer Methode zur Bestimmung wirtschaftlich strukturierter Warenverteilungssysteme*. Aachen : s.n., 1976.

Law, A. und Kelton, D. W. 2000. *Simulation modeling and analysis*. New York : McGraw-Hill, 2000.

März, L. und Krug, W. 2011. Kopplung von Simulation und Optimierung. [Buchverf.] L. März, et al. *Simulation und Optimierung in Produktion und Logistik: Praxisorientierter Leitfaden mit Fallbeispielen*. Berlin : Springer-Verlag, 2011, S. 41 ff.

März, L., et al. 2011. *Simulation und Optimierung in Produktion und Logistik*. Heidelberg Dordrecht London New York : Springer, 2011.

Melzer-Ridinger, Ruth. 2008. *Materialwirtschaft und Einkauf*. München : Oldenbourg Wissenschaftsverlag GmbH, 2008.

Meyer, J. C. und Sander, U. 2009. *Bestände senken, Lieferservice steigern - Ansatzpunkt Bestandsmanagement*. Aachen : Forschungsinstitut für Rationalisierung, 2009.

Neumann, K. und Morlock, M. 2004. *Operations Research*. München Wien : Carl Hanser Verlag, 2004.

Nissen, V. 1997. *Einführung in Evolutionäre Algorithmen*. Braunschweig/Wiesbaden : Vieweg, 1997.

Pellizzari, M. und Strasser, J. 1991. Distribution als kritischer Wettbewerbsfaktor. [Buchverf.] P. Rupper. *Unternehmenslogistik*. Zürich : Verlag Industrielle Organisation, 1991.

Pfeilsticker, L., Rabe, M. und Juan, A.: 2015. Development of a Simheuristic Approach for Solving Realistic Inventory Routing Problems. [Buchverf.] M. Rabe und U. Clausen. *Simulation in Production and Logistics 2015*. Stuttgart : Fraunhofer, 2015.

- Pfohl, H.-Chr. 2004.** *Logisiksysteme*. Berlin Heidelberg : Springer, 2004.
- Rabe, M. und Clausen, U. 2015.** *Simulation in Production and Logistics 2015*. Stuttgart : Fraunhofer, 2015.
- Rabe, M. und Dross, F. 2015.** A reinforcement learning approach for a decision support system for logistics networks. [Buchverf.] L. Yilmaz, et al. *Proceedings of the 2015 Winter Simulation Conference*. Huntington Beach : IEEE Conference Publications, 2015.
- Rabe, M., Dross, F. und Vennemann, A. 2015.** A Procedure Model for the Credible Measurability of Data Warehouse Metrics on Discrete-event Simulation Models of Logistics Systems. [Buchverf.] M. Rabe und U. Clausen. *Simulation in Production and Logistics*. Stuttgart : Fraunhofer, 2015.
- Rabe, M., Spiekermann, S. und Wenzel, S. 2008.** *Verifikation und Validierung für die Simulation in Produktion und Logistik*. Heidelberg : Springer-Verlag, 2008.
- Rechenberg, I. 1973.** *Evolutionsstrategie*. Stuttgart Bad Cannstatt : Frommann-Holzboog, 1973.
- , **1994.** *Evolutionsstrategie '94*. Stuttgart : Frommann Holzboog, 1994.
- Schöneburg, E., Heinzmann, F. und Feddersen, S. 1996.** *Genetische Algorithmen und Evolutionsstrategien*. Bonn [u.a.] : Addison-Wesley, 1996.
- Schulte, C. 2008.** *Logistik: Wege zur Optimierung der Supply Chain*. München : Verlag Franz Vahlen GmbH, 2008.
- Sennheiser, A., Schnetzler, M. 2008.** *Wertorientiertes Supply Chain Management*. Berlin Heidelberg New York : Springer, 2008.
- Siller, U. 2011.** *Optimierung globaler Distributionsnetzwerke*. Wiesbaden : Gabler Verlag, 2011.
- Stein, A. und Kotzab, H. 2012.** Crossdocking. [Buchverf.] P. Klaus, W. Krieger und M. Krupp. *Gabler Lexikon Logistik*. Wiesbaden : Gabler Verlag | Springer Fachmedien, 2012.
- Stich, V., Quick, J. und Cuber, S. 2013.** Konfiguration logistischer Netzwerke. [Buchverf.] G. Schuh und V. Stich. *Logistikmanagement*. Berlin Heidelberg : Springer, 2013.
- Stölzle, W., Heusler, K. F. und Karrer, M. 2004.** *Erfolgsfaktor Bestandsmanagement*. Zürich : Versus Verlag AG, 2004.
- Tempelmeier, H. 2012.** *Bestandsmanagement in Supply Chains*. Norderstedt : Books on Demand GmbH, 2012.
- Tschandl, M., Brunner, U. und Wilfinger, D. 2014.** Logistikservice als Kernelement des Logistikcontrollings. [Buchverf.] R. Gleich und C. Daxböck. *Supply-Chain- und Logistikcontrolling*. Freiburg : Haufe, 2014.
- Uhlig, T. und Rose, O. 2015.** Reduction of Simulation Effort for Simulation-based Optimisation. [Buchverf.] et al., (2015) (Rabe. Stuttgart : Fraunhofer, 2015).
- VDI. 2014.** *VDI-Richtlinie 3633 Blatt 1, Simulation von Logistik-, Materialfluss- und Produktionssystemen: Grundlagen*. Berlin : Beuth Verlag, 2014.
- Weber, J. 2012.** *Logistikkostenrechnung*. Berlin, Heidelberg : Springer Vieweg, 2012.
- Weicker, K. 2015.** *Evolutionäre Algorithmen*. Wiesbaden : Springer Fachmedien, 2015.
- , **2015.** *Evolutionäre Algorithmen*. Wiesbaden : Springer Fachmedien, 2015.

Wenzel, R. 2006. Distributionslogistik. [Buchverf.] R. Koether. *Taschenbuch der Logistik*. München Wien : Carl Hanser, 2006.

Werner. 2014. Kennzahlen zur Performance-Messung in der Supply Chain. [Buchverf.] R. Gleich und C. Daxböck. *Supply-Chain- und Logistikcontrolling*. Freiburg : Haufe, 2014.

Zhang, T., Xie, S. und Rose, O. 2015. Flexible Job-Shop Scheduling with Dynamic Stochastic Machine Sets. [Buchverf.] M. Rabe und U. Clausen. *Simulation in Production and Logistics 2015*. Stuttgart : Fraunhofer Verlag, 2015.

Anhang A: Output-Daten der Experimente

Experiment 1		Experiment 2		Experiment 3		Experiment 4	
gen	min_costs	gen	min_costs	gen	min_costs	gen	min_costs
0	73747	0	71662.4	0	70653.6	0	70209.6
1	73747	1	71662.4	1	70653.6	1	70209.6
2	73491.8	2	71662.4	2	70653.6	2	70209.6
3	73491.8	3	71662.4	3	70653.6	3	70206.9
4	73491.8	4	71654.5	4	70653.6	4	70206.9
5	73491.8	5	71455	5	70653.6	5	70206.9
6	73318.4	6	71455	6	70653.6	6	70206.9
7	73318.4	7	71455			7	69806
8	73318.4	8	71455			8	69806
9	73318.4	9	71185.1			9	69640.7
10	73318.4	10	71185.1			10	69640.7
11	73318.4	11	71185.1			11	69640.7
12	73310.5	12	71185.1			12	69511.1
13	73310.5	13	71185.1			13	69511.1
14	73310.5	14	71185.1			14	69511.1
15	73310.5					15	69511.1
16	73310.5					16	69511.1
17	73310.5					17	69511.1
18	73310.5					18	69511.1
19	71791					19	69511.1
20	71791					20	69511.1
21	71791					21	69511.1
22	71791					22	69511.1
23	71791						
24	71791						

Anhang B: Benutzte Hard- und Software

Benutzte Hard- und Software:

Hardware:

Prozessor: Intel Core i5-3450 CPU @ 3.10GHz
4,00 GB RAM

Betriebssystem: Windows 7 Professional 64 Bit

Plant Simulation: V 10.1

SimChain: ps_v10 simchain_v57.4.spp

Eidesstattliche Versicherung

Name, Vorname

Matr.-Nr.

Ich versichere hiermit an Eides statt, dass ich die vorliegende Bachelorarbeit/Masterarbeit* mit dem Titel

selbstständig und ohne unzulässige fremde Hilfe erbracht habe. Ich habe keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt sowie wörtliche und sinngemäße Zitate kenntlich gemacht. Die Arbeit hat in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner Prüfungsbehörde vorgelegen.

Ort, Datum

Unterschrift

*Nichtzutreffendes bitte streichen

Belehrung:

Wer vorsätzlich gegen eine die Täuschung über Prüfungsleistungen betreffende Regelung einer Hochschulprüfungsordnung verstößt, handelt ordnungswidrig. Die Ordnungswidrigkeit kann mit einer Geldbuße von bis zu 50.000,00 € geahndet werden. Zuständige Verwaltungsbehörde für die Verfolgung und Ahndung von Ordnungswidrigkeiten ist der Kanzler/die Kanzlerin der Technischen Universität Dortmund. Im Falle eines mehrfachen oder sonstigen schwerwiegenden Täuschungsversuches kann der Prüfling zudem exmatrikuliert werden. (§ 63 Abs. 5 Hochschulgesetz - HG -)

Die Abgabe einer falschen Versicherung an Eides statt wird mit Freiheitsstrafe bis zu 3 Jahren oder mit Geldstrafe bestraft.

Die Technische Universität Dortmund wird gfls. elektronische Vergleichswerkzeuge (wie z.B. die Software „turnitin“) zur Überprüfung von Ordnungswidrigkeiten in Prüfungsverfahren nutzen.

Die oben stehende Belehrung habe ich zur Kenntnis genommen:

Ort, Datum

Unterschrift