

Simon Dürr

»Entwicklung eines datenbasierten Prozesses zur Steuerung der Auftrags- und Planungssysteme in der variantenreichen Serienproduktion unter Unsicherheit«

Simon Dürr

»Entwicklung eines datenbasierten Prozesses zur
Steuerung der Auftrags- und Planungssysteme in der
variantenreichen Serienproduktion unter Unsicherheit«

Herausgeber

Univ.-Prof. Dr.-Ing. Thomas Bauernhansl^{1,2}

Univ.-Prof. Dr.-Ing. Dipl.-Kfm. Alexander Sauer^{1,3}

Univ.-Prof. Dr.-Ing. Kai Peter Birke⁴

Univ.-Prof. Dr.-Ing. Marco Huber^{1,2}

¹ Fraunhofer-Institut für Produktionstechnik und Automatisierung IPA, Stuttgart

² Institut für Industrielle Fertigung und Fabrikbetrieb (IFF) der Universität Stuttgart

³ Institut für Energieeffizienz in der Produktion (EEP) der Universität Stuttgart

⁴ Institut für Photovoltaik (ipv) der Universität Stuttgart

Kontaktadresse:

Fraunhofer-Institut für Produktionstechnik und Automatisierung IPA
Nobelstr. 12
70569 Stuttgart
Telefon 0711 970-1100
info@ipa.fraunhofer.de
www.ipa.fraunhofer.de

Bibliographische Information der Deutschen Nationalbibliothek

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliographie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <http://dnb.de> abrufbar.

Zugl.: Stuttgart, Univ., Diss., 2023

D 93

2023

Druck und Weiterverarbeitung:

Fraunhofer-Druckerei, Stuttgart
Für den Druck des Buches wurde chlor- und säurefreies Papier verwendet.



Dieses Werk steht, soweit nicht gesondert gekennzeichnet,
unter folgender Creative-Commons-Lizenz:
Namensnennung – Nicht kommerziell – Keine Bearbeitungen
International 4.0 (CC BY-NC-ND 4.0).

Entwicklung eines datenbasierten Prozesses zur Steuerung der Auftrags- und Planungssysteme in der variantenreichen Serienproduktion unter Unsicherheit

**Von der Fakultät Konstruktions-, Produktions- und Fahrzeugtechnik
der Universität Stuttgart
zur Erlangung der Würde eines Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)
genehmigte Abhandlung**

Vorgelegt von

**Simon Dürr
aus Hausach**

Hauptberichter: Univ.-Prof. Dr.-Ing. habil. Marco Huber
Mitberichter: Univ.-Prof. Dr.-Ing. Gisela Lanza

Tag der mündlichen Prüfung: 13.07.2023

Institut für Industrielle Fertigung und Fabrikbetrieb
der Universität Stuttgart

2023

Vorwort

"ERFOLGREICH ZU SEIN SETZT ZWEI DINGE VORAUS:
KLARE ZIELE UND DEN BRENNENDEN WUNSCH,
SIE ZU ERREICHEN."

Johann Wolfgang von Goethe

Diese inspirierenden Worte von Johann Wolfgang von Goethe haben mich während meiner gesamten Forschungsreise begleitet und sind zur Quintessenz meiner Dissertation geworden. Die tiefe Bedeutung dieser Worte hat sich mir im Verlauf meiner Untersuchungen immer deutlicher gezeigt und reflektiert das, was mich anspornte, diese Arbeit zu verfolgen. Die Verbindung zwischen klaren Zielen und dem Verlangen, sie zu verwirklichen, fasziniert mich bereits mein Leben lang. Diese Eigenschaft motivierte mich, tiefer in das Forschungsthema einzutauchen. Mit jeder Erkenntnis, die ich gewann, wurde meine Motivation gestärkt, nicht nur Antworten zu finden, sondern auch das allgemeine Verständnis in diesem Bereich voranzutreiben. Blicke ich auf diesen Weg zurück, bin ich erfüllt von Stolz, aber vor allem auch von Dankbarkeit für all diejenigen, die mich auf dieser Reise unterstützt und begleitet haben.

Ein besonderer Dank gebührt meinem Doktorvater Herrn Prof. Dr. Ing. habil. Marco Huber. Seine fachliche Expertise, Anleitung und Unterstützung haben es mir ermöglicht, meine Ideen zu entwickeln und meine Forschungsziele zu erreichen. Ich bin dankbar dafür, dass ich stets das Vertrauen von Herrn Prof. Dr. Ing. habil. Marco Huber gespürt habe, diese Herausforderungen meistern zu können. Ebenso möchte ich Frau Prof. Dr. Ing. Gisela Lanza für ihr Korreferat sowie Ihrem Team am Institut für Produktionstechnik (wbk) des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT) für die Zusammenarbeit und den wertvollen Austausch im Rahmen verschiedener studentischer Arbeiten danken.

Die Türen meines Promotionsvorhabens wurden durch die Unterstützung meiner geschätzten Kollegen bei der Dr. Ing. h.c. F. Porsche AG, Heinz Alexy und Jörg Winter, geöffnet. Ihre Vision und ihr Vertrauen in meine Forschung haben den Weg für meine Dissertation geebnet. Die Diskussionen mit den Fachexperten und meinen Mentoren Matthias Kauffmann und Bernd Dresen haben nicht nur meine wissenschaftliche Sicht erweitert, sondern mir auch geholfen, neue Perspektiven zu gewinnen und meine Arbeit praxisnah zu vertiefen.

Die Zusammenarbeit mit meinen geschätzten Kollegen Raphael Lamprecht und Alexander Baust an dem Fraunhofer Institut für Produktionstechnik und Automatisierung (IPA) war eine Quelle gegenseitiger Bereicherung und Inspiration. Mein Betreuer seitens des Institutes, Herr Dr. Ing. habil. Hans-Hermann Wiendahl, hat meinen wissenschaftlichen Fokus geschärft und mir geholfen, den Schwerpunkt meiner Forschung richtig zu setzen. Seine fachliche Tiefe, die Begeisterung für die Produktionsplanung und -steuerung sowie die intellektuellen Diskussionen haben mich wissenschaftlich nach vorne gebracht.

Ein ganz besonderer Dank gebührt meiner Familie. Meine Eltern Renate und Karl sowie meine Schwester Linda haben mich immer bedingungslos unterstützt, meine Träume zu verfolgen. Ihre Liebe und Unterstützung haben mir die nötige Kraft gegeben, um Hindernisse zu überwinden und meine Ziele zu erreichen.

Meine tiefste Dankbarkeit gebührt meiner Frau Christina-Maria, die mit ihrer unermüdlichen Unterstützung und ihrem ermutigenden Zuspruch an meiner Seite war. Ihre Geduld und ihr permanenter Glaube an mich haben mich durch herausfordernde Zeiten getragen und mir geholfen, den Ansporn nicht zu verlieren. Ihre Unterstützung hinsichtlich des Korrekturlesens sowie Ihre Rücksichtnahme, insbesondere in Stresssituationen, sind beispiellos und verdienen Hochachtung.

Während ich nun diese Dissertation abschließe und auf das Erreichte zurückschaue, erfüllt mich eine tiefe Dankbarkeit für all die Menschen, die meinen Weg gekreuzt haben. Es war die Kombination aus klaren Zielen und dem unermüdlichen Wunsch, sie zu erreichen, die mich antrieb. Diese Reise wäre ohne das Vertrauen, die Unterstützung und die Liebe dieser bemerkenswerten Menschen nicht möglich gewesen. Möge diese Arbeit nicht nur ein Beitrag zur Wissenschaft, sondern auch ein Ausdruck meiner Dankbarkeit sein.

Stuttgart, 26. September 2023

Simon Dürr

Kurzfassung

Hersteller finden sich zunehmend in einem fordernden und hochkomplexen Handlungsfeld wieder. Faktoren wie Digitalisierung, die anhaltende Globalisierung, Erschließung neuer Märkte, steigende Kundenanforderungen sowie sich ständig ändernde Rahmenbedingungen und zunehmende Modell- und Variantenvielfalt sind nur einige Beispiele, woran sich dies festmachen lässt. Diese Aspekte stellen die Unternehmen vor Herausforderungen, die es zu meistern gilt. Der Schlüssel zu effizienten und wettbewerbsfähigen Produktions- und Logistikprozessen liegt in der Implementierung von integrierten Planungs- und Abwicklungsprozessen. Diese werden durch Rückkopplungen optimiert und begegnen einer Vielzahl an Parametern und Unsicherheiten über die gesamte Planungskette mit einheitlichen Planungsobjekten. Durch die Verwendung dieser einheitlichen Planungselemente können bisherige lineare Prozesse aufgelöst und in dynamischere Modelle transformiert werden. In Zusammenhang mit einem solchen Ansatz entsteht die Herausforderung, die zahlreichen verteilten Informationen wie technische sowie vertriebliche Produktinformationen, Kapazitäten, Referenzwerte einer ursprünglichen Planung, Zusagen an die Märkte, Verkaufswahrscheinlichkeiten der Produktvarianten, historische Änderungshäufigkeiten oder auch Änderungsflexibilitäten zu berücksichtigen.

Vor diesem Hintergrund greift die vorliegende Arbeit die Frage auf, wie sich der Einsatz von datenbasierten Methoden zur Steuerung der Planungs- und Abwicklungsprozesse in der variantenreichen Serienproduktion auf die Stabilität und Flexibilität des Auftragsmanagements von der Einplanung bis zur Allokation zu den Kundenaufträgen auswirkt. Das Ziel besteht darin, die bestehende Literatur zu eruieren und Ansätze zu entwickeln, um Steuerungsmethoden in die Planung zu integrieren und einen nahtlosen Übergang von der Planung zu der Abwicklung zu gewährleisten. In diesem Zusammenhang sollen die relevanten Informationen über auftragsbasierte Planungsobjekte konsolidiert werden. Das zentrale Planungsobjekt ist der Planauftrag, der eine vollständig spezifizierte und baubare Produktkonfiguration darstellt und in das Produktionsprogramm eingeplant werden kann. Basierend darauf kann der Materialbedarf abgeleitet werden. Der Planauftrag stellt den Kundenbedarf, den Teilebedarf über eine Stückliste sowie zusätzliche Informationen wie den CO₂-Wert oder Kennzahlen wie die erwartete Auftragsstabilität oder die Flexibilität für den Kunden in einem Objekt dar.

Im Fokus der Arbeit stehen auf der planerischen Seite die Prozesse der Merkmalsplanung sowie das Bedarfs- und Kapazitätsmanagement und auf der Abwicklungsseite die Prozesse der Einplanung und der Auftrags-/Produktionssteuerung. Das Ergebnis der Arbeit ist die Entwicklung neuartiger Steuerungsmethoden und effizienter datenbasierter Methoden und Algorithmen, die es erlauben, trotz Herausforderungen wie kurzfristige Bedarfschwankungen, wachsende Derivate- und Variantenvielfalt sowie unter der Berücksichtigung von Restriktionen und Lagerbeständen, das Abwicklungs- und Produktionssystem zu optimieren. Damit soll einerseits die Flexibilität für die Kunden erhöht werden, gleichzeitig jedoch andererseits stabile Produktions- und Logistikprozesse garantiert werden.

Im Rahmen der Arbeit werden daher, unter Berücksichtigung von Skalierungs- und Echtzeitprämissen, verschiedene datenbasierte Verfahren entwickelt. In diesem Zusammenhang wird ein Modul zur Generierung von vollständig spezifizierten und baubaren Produktkonfigurationen auf Basis von Vertriebs-, Entwicklungs- und Marktdaten, ein Modul zur optimalen Einplanung der generierten Konfigurationsvorschläge, unter Berücksichtigung von Material- und Kapazitätsgrenzen, sowie ein Modul zur Zuordnung von realen Kundenaufträgen zu Planaufträgen algorithmisch entwickelt. Neben den genannten Modulen werden ein Kennzahlensystem zur Bewertung der Planaufträge und zur Validierung des Gesamtsystems sowie ein Rekalibrierungsalgorithmus zur permanenten Überwachung und Optimierung des Gesamtsystems konzipiert. Die Methode wurde im Rahmen von anwendungsnahen Praxisbeispielen der Dr. Ing. h.c. F. Porsche AG validiert. Im Zuge dessen konnte gezeigt werden, dass ein Prozess zur integrierten Steuerung der Planungs- und Abwicklungsprozesse geschaffen wurde, welcher mit den Herausforderungen einer dynamischen Umwelt umgehen und gleichzeitig die Berechnungskomplexität durch den Einsatz intelligenter datenbasierter Technologien adäquat abbilden kann.

Abstract

Manufacturers are increasingly finding themselves in a challenging and highly complex field of activity. Factors such as digitalization, ongoing globalization, the inclusion of new markets, increasing customer requirements, as well as permanently changing environmental conditions and increasing model and variant diversity are just a few examples. These aspects present companies with challenges that must be mastered. The key to competitive and efficient production and logistics processes lies in networked planning and ordering processes that are optimized through digital twins. These counter the high number of planning parameters with uniform planning objects, potentially dissolving previous linear processes and transferring them into a more dynamic model. The challenge of such an approach is to take into account the multitude of distributed information, such as capacities, technical product information like emission values, the framework values of the original planning, commitments to the markets, sales probabilities of the products in the markets, historical change frequencies, or even change flexibilities.

Concerning this background, this thesis deals with the impact of utilizing data-driven methods to manage planning and ordering processes in multi-variant series production on the robustness and flexibility of order management from scheduling to allocation to customer orders. The goal is to review existing literature and to design an approach to project control methods into planning as well as to ensure a smooth transition from planning to fulfillment in order to be able to unify all information via order-based planning objects. The central planning object in the concept is the planned order, a fully specified and feasible product configuration that can be scheduled into a planning production program from a planning perspective, allowing material requirements to be derived. The planned order represents, in one dataset, the customer demand, the parts demand via the bill of materials, and secondary information such as the CO₂ value or key figures like the expected order stability or the flexibility with respect to the customer.

On the planning side, the work focuses on the processes of feature planning, demand and capacity management, while on the ordering side, it addresses the process of scheduling and order/production control. The results of the work include the development of novel control methods and efficient data-based algorithms that optimize order fulfillment and the production system,

despite challenges such as short-term demand fluctuations, growing derivative and variant diversity, and the consideration of restrictions and inventory levels. This aims to increase flexibility for customers while guaranteeing stable production and logistics processes.

Within the scope of the thesis, various data-based methods are therefore developed, taking into account scaling and real-time premises. Thereby, a module for the generation of fully specified and feasible product configurations based on sales, development and market data, a module for the optimal scheduling of the generated configuration suggestions considering material and capacity constraints as well as a module for the assignment of real customer orders to planned orders are algorithmically developed. In addition to the mentioned modules, a key performance indicator system for the evaluation of planned orders and for the validation of the overall system, as well as a recalibration algorithm for the permanent monitoring and optimization of the overall system, are designed. The method is validated in practical examples closely aligned with the application at the Dr. Ing. h.c. F. Porsche AG. The research demonstrates that an integrated steering process for planning and ordering is created, capable of dealing with the challenges of a dynamic environment while adequately representing the computational complexity through intelligent data-driven technologies.

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis	xii
Symbolverzeichnis	xiii
Abbildungsverzeichnis	xxi
Tabellenverzeichnis	xxv
1 Einleitung	1
1.1 Motivation	1
1.2 Problemstellung und Ziele der Arbeit	2
1.3 Vorgehensweise und eigener Beitrag	5
2 Grundlagen	9
2.1 Grundlagen der variantenreichen Serienproduktion	9
2.1.1 Begrifflichkeiten	9
2.1.1.1 Flexibilität vor Kunde	9
2.1.1.2 Stabile Produktionssysteme	10
2.1.1.3 Zusammenspiel Flexibilität und Stabilität	10
2.1.1.4 Transparenz der kompletten Supply Chain	11
2.1.1.5 Wandlungs- und Veränderungsfähigkeit	11
2.1.1.6 Flexible Rekonfiguration	12
2.1.1.7 Resilienz	13
2.1.1.8 Mass Customization	13
2.1.1.9 Cold Start	14
2.1.1.10 Planung unter Unsicherheit	14
2.1.2 Produktdokumentation	15
2.1.3 Abwicklungsstrategien in der variantenreichen Serienproduktion	17
2.2 Planungs- und Abwicklungsprozesse in der variantenreichen Serienproduktion	20
2.2.1 Planung in der variantenreichen Serienproduktion	20
2.2.1.1 Vertriebsplanung und Produktionsprogrammplanung	21
2.2.1.2 Eigenschaftsplanung	22
2.2.1.3 Bedarfs- und Kapazitätsmanagement	23

2.2.2	Auftragsabwicklung in der variantenreichen Serienproduktion	24
2.2.2.1	Auftragseinplanung und -sequenzierung	26
2.2.2.2	Auftragssteuerung	26
2.3	Das Konzept Planauftrag	27
2.4	Künstliche Intelligenz und mathematische Methoden	28
2.4.1	Data Matching	29
2.4.2	Probabilistische Ansätze	30
2.4.2.1	Statistische Verteilungen	30
2.4.2.2	Bayes'sche Netze	31
2.4.3	Maschinelles Lernen	32
2.4.3.1	Grundlagen Maschinelles Lernen	32
2.4.3.2	Reinforcement Learning	33
2.4.3.3	Regressions- und Klassifikationsmodelle	35
2.4.4	Optimierungsprobleme	37
3	Stand der Technik und Forschung	39
3.1	Taxonomie	39
3.1.1	Methode	39
3.1.2	Klassifikations- und Bewertungsschema	40
3.2	Ansätze zur Steuerung der Planungs- und Abwicklungsprozesse im kurz- und mittelfristigen Planungshorizont	40
3.2.1	Bedarfsplanung	41
3.2.2	Ablaufplanung in der variantenreichen Serienproduktion	44
3.2.3	Steuerung der Aufträge im Abwicklungsprozess	46
3.3	Ansätze zum Konzept Planauftrag in der variantenreichen Serienproduktion	49
3.3.1	Generierung von Planaufträgen	49
3.3.2	Einplanung von Planaufträgen	51
3.3.3	Zuordnung von Planaufträgen	52
3.4	Literaturbewertung	54
3.5	Forschungslücke und Anforderung an die Methode	57
4	Ansatz zur Steuerung der Auftrags- und Planungssysteme	61
4.1	Datengrundlage	61
4.2	Generierung der Konfigurationsvorschläge	65
4.2.1	Aufbau Abhängigkeitsgraph	65
4.2.2	Transformation Abhängigkeitsgraph in gültige Bayes'sche Teilgraphen	66
4.2.3	Strukturlernen der Bayes'schen Teilgraphen durch RL	68
4.2.4	Verknüpfung der Teilgraphen zu einem Bayes'schen Netz	71
4.3	Bewertung der Konfigurationsvorschläge	72
4.3.1	Wirkmodell der Bewertungskriterien	73
4.3.2	Bewertung der Flexibilität	74
4.3.3	Bewertung der Stabilität	78
4.3.4	Bewertung der Nachhaltigkeit	78

4.3.5	Bewertung des Deckungsbeitrages	79
4.3.6	Bewertung der Verkaufswahrscheinlichkeit	79
4.4	Ableitung der Planauftragsbuchszzenarien	80
4.4.1	Ableitung planerischer Auftragsbuchszzenarien	81
4.4.2	Optimierung der Gewichtung der Bewertungsdimensionen	85
4.5	Zuordnungslogik und Rekalibrierung	86
4.5.1	Rückwärtsterminierung	89
4.5.2	Zuordnungslogik	91
4.5.2.1	Zuordnung einer initialen Auftragsanfrage	91
4.5.2.2	Abstandsmetrik	93
4.5.2.3	Änderung eines bereits zugeordneten Auftrages	96
4.5.3	Rekalibrierung und Optimierung des Gesamtsystems	97
4.5.3.1	Resequenzierung der Aufträge	98
4.5.3.2	Rekalibrierung des planerischen Auftragsbuches	102
4.5.3.3	Intelligente Steuerung der Planaufträge am Änderungsgrenzpunkt	104
4.6	Fazit des eigenen Ansatzes	106
5	Evaluation	109
5.1	Use Case: Konzept Planauftrag Dr. Ing. h.c. F. Porsche AG	109
5.1.1	Vorstellung Dr. Ing. h.c. F. Porsche AG und Einordnung der Auftragsplanung und -steuerung	110
5.1.2	Ist-Situation der Auftragsplanung und -steuerung	110
5.1.3	Spezifikation Use Case	115
5.2	Ableitung von Bewertungskriterien aus dem Use Case und den fachlichen Anforderungen	118
5.3	Implementierung und Validierung der Prototypen	120
5.3.1	Datenverwendung	121
5.3.2	Generierung der Konfigurationsvorschläge	122
5.3.3	Bewertung der Konfigurationsvorschläge	128
5.3.4	Ableitung Planauftragsbuchszzenarien	132
5.3.5	Zuordnungslogik und Rekalibrierung	135
5.4	Fazit der Evaluation	147
6	Reflexion der Arbeit	151
6.1	Erfüllung der Anforderungen	151
6.2	Beantwortung der Forschungsfrage	155
7	Zusammenfassung und Ausblick	159
	Literaturverzeichnis	163
	Anhang	187
	A Betreute studentische Arbeiten	187

B Thematisch bezogene Veröffentlichungen des Autors	189
C Systematische Stichwortsuche im Rahmen der Literaturrecherche	191
D Generierung der Konfigurationsvorschläge	197
E Bewertung der Konfigurationsvorschläge	199
F Ableitung planerischer Auftragsbuchszzenarien	209
G Zuordnung und Rekalibrierung	213

Abkürzungsverzeichnis

BKM	Bedarfs- und Kapazitätsmanagement
BN	Bayes'sches Netz
BP	Belief Propagation
BSN	Bayes'sches Teilnetz
BTO	Build-to-Order
BTS	Build-to-Stock
CAW	Customer Aversion to Waiting
CDF	Kumulative Verteilungsfunktion
CP	Constraint Programming
CSP	Constraint Satisfaction Problem
DAG	Gerichteter azyklischer Graph
EOP	Ende der Produktion
EPL	Merkmals-/Eigenschaftsplanung
EPL VW	EigenschaftsPLANung VW
FP	Änderungsgrenzpunkt
GB	Gradient Boosting
IP	Ganzzahlige Optimierung
KAEP	Kundenauftragsentkopplungspunkt
KBP	Kundenbetreuungsprozess
KI	Künstliche Intelligenz
KKP	Kunde-Kunde-Prozess
KPI	Key Performance Indikatoren
LP	Lineare Optimierung
MDP	Markov-Entscheidungsproblem
MIP	Gemischt-ganzzahlige Optimierung
ML	Maschinelles Lernen

MPS	Master Production Scheduling Problem
OKR	Objective and Key Results
OLT	Order Lead Time
OR	Operations Research
OTD	Order-to-Delivery
PAG	Dr. Ing. h.c. F. Porsche AG
PDF	Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion
PEP	Produktentstehungsprozess
PPF	Verallgemeinerte inverse Verteilungsfunktion
PPP	Produktionsprogrammplanung
PPS	Produktionsplanung und -steuerung
PSE	Porsche SE
RF	Random Forest
RL	Reinforcement Learning
RMSE	Root Mean Square Error
SCOR	Supply Chain Operations Reference
SL	Supervised Learning
SUV	Sport Utility Vehicle
UL	Unsupervised Learning
UNISDR	United Nations International Strategy for Disaster Reduction
VBtO	Virtual-Build-to-Order
VP	Vertriebsplanung
VW	Volkswagen AG
WLTP	Worldwide harmonized Light vehicles Test Procedure

Symbolverzeichnis

Griechische Symbole

Symbol	Beschreibung
Γ	Menge der Key Results
Ω	Menge aller Objectives
$\Upsilon_{F\zeta m}$	Menge der Planungsobjekte für die Menge der Merkmale F im Monat m innerhalb des Gültigkeitszeitraumes ζ
$\Upsilon_{Fp,j,\zeta m}$	Menge der Planungsobjekte für die Menge der Merkmale F für die Produktvariante p , den Markt j sowie den Monat m innerhalb des Gültigkeitszeitraumes ζ
$\Upsilon_{Fp,j,\zeta}$	Menge der Planungsobjekte für die Menge der Merkmale F hinsichtlich der Produktvariante p , des Marktes j sowie des Gültigkeitszeitraumes ζ
Υ	Menge aller Planungsobjekte
Ξ_{ρ}^s	Im Rahmen der strategischen Entscheidungen entstandenen operativen Fenster der Gewichtungsdimensionen w_{scen} hinsichtlich der Bewertungskriterien ρ
Ξ_{ρ}^*	Im Rahmen der Bayes'schen Optimierung entstandenen optimierten operativen Fenster der Gewichtungsdimensionen w_{scen} hinsichtlich der Bewertungskriterien ρ
Ξ_{ρ}	Initiale operative Fenster der Gewichtungsdimensionen w_{scen} hinsichtlich der Bewertungskriterien ρ
$\alpha_{\beta_{l,l'},q_1}$	Unterer Zeitpunkt der verallgemeinerten inversen Verteilungsfunktion $\alpha_{\beta_{l,l'}}$ für den Routenabschnitt $\beta_{l,l'}$ durch die Übergabe des Wertes q_1
$\alpha_{\beta_{l,l'},q_2}$	Oberer Zeitpunkt der verallgemeinerten inversen Verteilungsfunktion $\alpha_{\beta_{l,l'}}$ für den Routenabschnitt $\beta_{l,l'}$ durch die Übergabe des Wertes q_2
$\alpha_{\beta_{l,l'}}$	Verallgemeinerte inverse Verteilungsfunktion für den Routenabschnitt $\beta_{l,l'}$
$\beta_{l,l'}$	Routenabschnitt zwischen dem Standort l und l'
$\delta(o_{\text{req}}, o_{\text{ein}})$	Ähnlichkeit zwischen einer Auftragsanfrage o_{req} und einem bereits eingeplanten Auftrag o_{ein}

Symbol	Beschreibung
γ	Key Result
ω	Objective
σ	Bestrafungsfaktor für die Verdrängung bereits eingeplanter Aufträge
$\mathcal{T}_{k_{\text{eval}}}$	Gewichteter Zielwert eines bewerteten Konfigurationsvorschlages k_{eval}
θ	Suchraum aller möglicher Graphen G_{rl}
v_{ist}	Real eingetretene Einbaurate
v_{opt}	Merkmal f , welches durch das Planungsobjekt v verwaltet wird
v_{planV}	Planerische Einbaurate Vertrieb
v_{plan}	Planerische Einbaurate
v_{pred}	Prädizierte oder aus den planerischen Auftragsbuchszenarien ausgezählte Einbaurate
v	Planungsobjekt
$\Phi(G_{\text{rl}}, \mathcal{Y})$	Ähnlichkeit zwischen dem Graphen G_{rl} und den Vorgaben der Merkmalsplanung \mathcal{Y}

Lateinische Symbole

Symbol	Beschreibung
(s, a)	Zustand-Aktion-Paar
B^*	Menge der optimal abgeleiteten Auftragsbuchszenarien
B_m	Menge der Auftragsbuchszenarien im Monat m
$B_{m,d}$	Menge der Auftragsbuchszenarien für den Tag d im Monat m
B	Menge der Auftragsbuchszenarien
$C_{m,d}$	Menge der Restriktionen für den Tag d im Monat m
C_m	Menge der Restriktionen im Monat m
C	Menge der Restriktionen
D_m	Menge der Tage im Monat m
E_G	Menge der Kanten des Abhängigkeitsgraphen G
$E_{G_{\text{dg}}}$	Teilmenge der Kanten E_G , die die Menge der Knoten $V_{G_{\text{dg}}}$ verbindet
F_{sub}	Teilmenge der Merkmale F als Repräsentation abhängiger Strukturen
F_k	Menge der Merkmale des Konfigurationsvorschlages k
F_u	Menge der Merkmale hinsichtlich des Änderungsgrenzpunktes u
F_z	Menge der Merkmale der Merkmalsfamilie z
$F_{o_{\text{ein}}}$	Menge der Merkmale des eingeplanten Auftrages o_{ein}
$F_{o_{\text{req}}}$	Menge der Merkmale der Auftrags- oder Änderungsanfrage o_{req}
F_o	Menge der Merkmale eines Auftrages o

Symbol	Beschreibung
$F_{p,j,\zeta}$	Menge der Merkmale der Produktvariante p und des Absatzmarktes j innerhalb des Gültigkeitszeitraumes ζ
F	Menge aller Merkmale
G_{bn}^*	Graph G zur Repräsentation des resultierenden struktur gelernten Bayes'schen Netzes
G_{bn}	Graph G zur Repräsentation des resultierenden nicht struktur gelernten Bayes'schen Netzes
G_{dg}	Abhängiger Teilgraph
G_{rl}	Ausprägung eines Graphen aus der Menge der möglichen Graphen θ
$G_{bsn,G_{dg}}$	Bayes'sches Teilnetz nach der Transformation des abhängigen Teilgraphen G_{dg}
$G_{bsn,y}$	Bayes'sches Teilnetz nach der Transformation des unabhängig angenommen Clusters y
G	Abhängigkeitsgraph
I	Menge der Internetkonfigurationen
J	Menge aller Absatzmärkte
K_{eval}	Menge der bewerteten, baubaren und vollständig spezifizierten Konfigurationsvorschläge
K	Menge an baubaren und vollständig spezifizierten Konfigurationsvorschlägen
L	Menge der Standorte
M	Menge der Monate
O_{ch}	Menge der historischen Auftragsänderungen
O_{ein}	Menge der eingeplanten Aufträge
O_{req}	Menge der Auftrags - und Änderungsanfragen
$O_{ein,b_m,w_{scen}}$	Menge aller in dem Monat m in das Auftragsbuchszenario $b_{m,w_{scen}}$ eingeplanten Aufträge
O_{ein,b_m}	Menge aller in dem Monat m in das Auftragsbuchszenario b_m eingeplanten Aufträge
$O_{ein,b}$	Menge aller im Auftragsbuchszenario b eingeplanten Aufträge
O_{ein,b_m^*}	Menge der Aufträge O_{ein} im optimalen Auftragsbuchszenario b^* im Monat m
$O_{ein,b_m'^*}$	Menge der Aufträge O_{ein} im hinsichtlich der Selektionskriterien gefilterten optimalen Auftragsbuchszenario b'^* im Monat m
O	Menge der Auftragsdaten
P	Menge aller Produktvarianten
$Q(s,a)$	Zustand-Aktion-Value-Funktion
$Q^*(s,a)$	Optimale Zustand-Aktion-Value-Funktion
Q_m	Menge der Volumen- und Produktionsprogrammplanungsdaten im Monat m

Symbol	Beschreibung
$Q_{m,d}$	Menge der Volumen- und Produktionsprogrammplanungsdaten für den Tag $d \in D_m$ im Monat m
Q	Menge der Volumen- und Produktionsprogrammplanungsdaten
R	Menge der Produktions- und Distributionsinformationen
S	Zustandsraum
U	Menge der merkmalspezifischen Änderungsgrenzpunkte
$V_{G,\text{dep}}$	Menge der abhängigen Knoten des Abhängigkeitsgraphen G
$V_{G,\text{ind}}$	Menge der unabhängig angenommenen Knoten des Abhängigkeitsgraphen G
V_G	Menge der Knoten des Abhängigkeitsgraphen G
$V_{G_{\text{bsn}},y}$	Menge der unabhängig angenommenen Knoten des Graphen G_{bsn} in Cluster y
$V_{G_{\text{dg}}}$	Teilmenge der Knoten der Menge V_G , die G_{dg} repräsentieren
$X_{V_{G,\text{dep}}}$	Menge der abhängigen Variablen des Abhängigkeitsgraphen G indiziert durch $V_{G,\text{dep}}$
$X_{V_{G,\text{ind}}}$	Menge der unabhängig angenommenen Variablen des Abhängigkeitsgraphen G indiziert durch $V_{G,\text{ind}}$
X_{V_G}	Menge der Variablen des Abhängigkeitsgraphen G indiziert durch V_G
$X_{V_{G_{\text{bsn}},y}}$	Menge der unabhängig angenommenen Variablen des Graphen G_{bsn} in Cluster y indiziert durch $V_{G_{\text{bsn}},y}$
Y	Menge der Cluster
Z	Menge aller Merkmalsfamilien
$\hat{K}_{G_{\text{rl}}}$	Menge der Konfigurationsvorschläge aus G_{rl} hinsichtlich der generierten Stichprobe
ζ	Gültigkeitszeitraum
a	Aktion
b'_m	Hinsichtlich der Selektionskriterien gefiltertes optimales Auftragsbuchszenario im Monat m
b^*	Hinsichtlich der Selektionskriterien gefiltertes optimales Auftragsbuchszenario
b_m^*	Optimales Auftragsbuchszenario im Monat m
b^*	Optimales Auftragsbuchszenario
$b_{m,d,w_{\text{scen}}}$	Auftragsbuchszenario für den Tag d im Monat m hinsichtlich des Gewichtungsvektors w_{scen}
$b_{m,w_{\text{scen}}}$	Auftragsbuchszenario im Monat m hinsichtlich des Gewichtungsvektors w_{scen}
b	Auftragsbuchszenario
c_{limit}	Kapazitative Grenze der Restriktion c
c_{low}	Einsatzdatum der Restriktion c
c_{models}	Betreffende Produktvarianten der Restriktion c
c_{opts}	Betreffende Merkmale der Restriktion c

Symbol	Beschreibung
c_{up}	Auslaufdatum der Restriktion c
c	Restriktion
$\text{deg}^+(v_{G_{\text{dg}},z})$	Anzahl der ausgehenden Kanten des Knotens $v_{G_{\text{dg}},z}$
$\text{deg}^-(v_{G_{\text{dg}},z})$	Anzahl der eingehenden Kanten des Knotens $v_{G_{\text{dg}},z}$
d	Tag
$e_{G,z,z'}$	Kante des Abhängigkeitsgraphen G zwischen z und z'
f_{ch}	Bewertung des Merkmals f hinsichtlich des Auftretens in historischen Auftragsänderungen
f_{dep}	Bewertung des Merkmals f hinsichtlich der Abhängigkeiten zu anderen Merkmalen
f_{timeProd}	Bewertung des Merkmals f hinsichtlich der Durchlaufzeit in der Produktion
f_{time}	Bewertung des Merkmals f hinsichtlich der Durchlaufzeit in der Produktion und in der Distributionskette
f_u	Gewichtete Veränderbarkeit eines Merkmals f hinsichtlich des merkmalspezifischen Änderungsgrenzpunktes $u \in U$
f	Merkmal
j	Absatzmarkt
$k_{\text{eval,area}}$	Absatzmarkt des bewerteten Konfigurationsvorschlages k_{eval}
$k_{\text{eval,cm}}$	Wert des Deckungsbeitrages des bewerteten Konfigurationsvorschlages k_{eval}
$k_{\text{eval,conf}}$	Merkmalsspezifikation des bewerteten Konfigurationsvorschlages k_{eval}
$k_{\text{eval,fi}}$	Flexibilitätswert des bewerteten Konfigurationsvorschlages k_{eval}
$k_{\text{eval,model}}$	Produktvariante des bewerteten Konfigurationsvorschlages k_{eval}
$k_{\text{eval,pro}}$	Verkaufswahrscheinlichkeit des bewerteten Konfigurationsvorschlages k_{eval}
$k_{\text{eval,st}}$	Stabilitätswert des bewerteten Konfigurationsvorschlages k_{eval}
$k_{\text{eval,su}}$	Wert hinsichtlich der Nachhaltigkeit des bewerteten Konfigurationsvorschlages k_{eval}
k_{eval}	Bewerteter, baubarer und vollständig spezifizierter Konfigurationsvorschlag
$k_{\text{eval},\rho}$	Bewertungskriterium ρ des bewerteten Konfigurationsvorschlages k_{eval}
k	Baubarer und vollständig spezifizierter Konfigurationsvorschlag
l	Standort
m	Monat
o_{ein}^*	Für die Zuordnung zu einer Auftragsanfrage o_{req} am besten passender eingeplanter Auftrag
$o_{\text{ein,area}}$	Absatzmarkt des eingeplanten Auftrages o_{ein}
$o_{\text{ein,art}}$	Auftragsart des eingeplanten Auftrages o_{ein}

Symbol	Beschreibung
$o_{\text{ein_confRed}}$	Reduzierte Konfiguration des eingeplanten Auftrages o_{ein}
$o_{\text{ein_conf}}$	Konfiguration des eingeplanten Auftrages o_{ein}
$o_{\text{ein_cust}}$	Kunde des eingeplanten Auftrages o_{ein}
o_{ein_f}	Flexibilitätswert des eingeplanten Auftrages o_{ein}
$o_{\text{ein_model}}$	Produktvariante des eingeplanten Auftrages o_{ein}
$o_{\text{ein_prod,low}}$	Untere Schranke des Produktionskorridors des eingeplanten Auftrages o_{ein} (Datum)
$o_{\text{ein_prod,up}}$	Obere Schranke des Produktionskorridors des eingeplanten Auftrages o_{ein} (Datum)
$o_{\text{ein_prod}}$	Produktionsdatum des eingeplanten Auftrages o_{ein}
$o_{\text{ein_pro}}$	Verkaufswahrscheinlichkeit des eingeplanten Auftrages o_{ein}
$o_{\text{ein_st}}$	Stabilitätswert des eingeplanten Auftrages o_{ein}
o_{ein}	Eingeplanter Auftrag
$o_{\text{req_area}}$	Absatzmarkt der Auftrags- oder Änderungsanfrage o_{req}
$o_{\text{req_art}}$	Auftragsart der Auftrags- oder Änderungsanfrage o_{req}
$o_{\text{req_confRed}}$	Reduzierte Konfiguration der Auftragsanfrage o_{req}
$o_{\text{req_conf}}$	Konfiguration der Auftrags- oder Änderungsanfrage o_{req}
$o_{\text{req_cust}}$	Kunde der Auftrags- oder Änderungsanfrage o_{req}
$o_{\text{req_model}}$	Produktvariante der Auftrags- oder Änderungsanfrage o_{req}
$o_{\text{req_type}}$	Anfragetyp der Auftrags- oder Änderungsanfrage o_{req}
o_{req}	Auftrags - oder Änderungsanfrage
$o_{\text{req},l_{\text{del,low}}}$	Untere Schranke des Datums der Lieferung der Auftrags- oder Änderungsanfrage o_{req} am Standort l
$o_{\text{req},l_{\text{del,up}}}$	Obere Schranke des Datums der Lieferung der Auftrags- oder Änderungsanfrage o_{req} am Standort l
$o_{\text{req},l_{\text{del}}}$	Wunschlieferdatum der Auftrags- oder Änderungsanfrage o_{req} am Ort l
o	Auftrag
p	Produktvariante
$q_{m,d,p,j}$	Volumen- und Produktionsprogrammplan für den Tag d , der Produktvariante p und dem Absatzmarkt j im Monat m
$q_{m,p,j}$	Volumen- und Produktionsprogrammplan der Produktvariante p und des Absatzmarktes j im Monat m
$r_l^{(-)}(x)$	Nächstgelegenes Abfahrtsdatum des Transportmittels am Ort l vor dem berechneten Datum x
s	Zustand
t_U	Schwellenwert zur Ableitung der Menge an merkmalspezifischen Änderungsgrenzpunkten U
t_Y	Schwellenwert zur Ableitung der Menge der Cluster Y
t_{fp}	Zeitstempel des aktuell gültigen Änderungsgrenzpunktes fp
u	Merkmalspezifischer Änderungsgrenzpunkt
$v_{G,z}$	Knoten des Abhängigkeitsgraphen G zur Repräsentation der Merkmalsfamilie z

Symbol	Beschreibung
$v_{G_{\text{bsn},y},z}$	Knoten aus der Menge der Knoten $V_{G_{\text{bsn},y}}$ zur Repräsentation von z
$v_{G_{\text{dg}},z}$	Knoten aus der Menge der Knoten $V_{G_{\text{dg}}}$ zur Repräsentation von z
w_{dist}	Gewichtungsvektor zur Bewertung der Ähnlichkeit zwischen einer Auftragsanfrage o_{req} und einem bereits eingeplanten Auftrag o_{ein}
$w_{\text{scen}_{\text{cm}}}$	Gewichtung des Deckungsbeitrages zur Ableitung eines planerischen Auftragsbuchszenarios
$w_{\text{scen}_{\text{fl}}}$	Gewichtung der Flexibilität zur Ableitung eines planerischen Auftragsbuchszenarios
$w_{\text{scen}_{\text{pro}}}$	Gewichtung der Verkaufswahrscheinlichkeit zur Ableitung eines planerischen Auftragsbuchszenarios
$w_{\text{scen}_{\text{st}}}$	Gewichtung der Stabilität zur Ableitung eines planerischen Auftragsbuchszenarios
$w_{\text{scen}_{\text{su}}}$	Gewichtung der Nachhaltigkeit zur Ableitung eines planerischen Auftragsbuchszenarios
w_{scen}	Gewichtungsvektor zur Ableitung eines planerischen Auftragsbuchszenarios
$w_{\text{scen}_{\rho}}$	Gewichtungskriterium ρ zur Ableitung eines planerischen Auftragsbuchszenarios
$x_{v_{G,z}}$	Variable des Abhängigkeitsgraphen G indiziert durch $v_{G,z}$
y	Cluster
z	Merkmalsfamilie

Kalligraphische Symbole

Symbol	Beschreibung
\mathcal{A}	Menge der verallgemeinerten inversen Verteilungsfunktionen für die Menge der Routenabschnitte \mathcal{B}
\mathcal{B}	Menge der Routenabschnitte
\mathcal{C}	Menge der Preisinformationen
\mathcal{D}_{all}	Menge der konzeptübergreifenden Daten
\mathcal{D}_{gen}	Menge der Daten zur Generierung der Konfigurationsvorschläge
$\mathcal{D}_{\text{match}}$	Menge der Daten für das Konzept der Zuordnungslogik und Rekalibrierung
\mathcal{D}_{mix}	Menge der Daten zur Ableitung der Planauftragsbuchszenarios
$\mathcal{D}_{\text{rate}}$	Menge der Daten zur Bewertung der Konfigurationsvorschläge
\mathcal{D}	Menge der Daten
\mathcal{I}	Menge der Bestellstopps und Auftragsinformationen

Symbol	Beschreibung
$\mathcal{P}_{p,j,\zeta}$	Menge der Produktstrukturinformationen für die Produktvariante p im Markt j innerhalb des Gültigkeitszeitraumes ζ
\mathcal{P}	Menge aller Produktstrukturinformationen
$\mathcal{R}_{F_{p,j,\zeta}}$	Menge der Abhängigkeiten zwischen den Merkmalen $F_{p,j,\zeta}$ hinsichtlich der Produktvariante p und des Marktes j innerhalb des Gültigkeitszeitraumes ζ
\mathcal{R}	Menge aller Abhängigkeiten
\mathcal{S}	Menge der strategischen Entscheidungen
\mathcal{V}	Menge der Pakete und marktseitigen Setzungen
\mathcal{Z}	Menge aller Gültigkeitszeiträume

Abbildungsverzeichnis

1.1	Herausforderungen der variantenreichen Serienproduktion. . .	2
1.2	Betrachtungsgegenstand der Arbeit anhand des Supply Chain Operations Reference (SCOR)-Modells.	4
1.3	Aufbau der Arbeit.	6
2.1	Dynamische Entwicklung von Störungen entlang der Supply Chain.	15
2.2	Kundenauftragsentkopplungspunkt (KAEP) der verschiedenen Auftragsabwicklungsstrategien, eigene Darstellung in Anlehnung an [Wie20].	18
2.3	Zentrale Prozesse der variantenreichen Serienproduktion, eigene Darstellung in Anlehnung an [BW00].	21
2.4	Das Konzept Planauftrag in der variantenreichen Serienproduktion.	28
2.5	Illustrierung der Unterschiede einer Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion (PDF), einer kumulativen Verteilungsfunktion (CDF) und einer verallgemeinerten inversen Verteilungsfunktion (PPF).	31
2.6	Interaktion zwischen Agent und Umgebung in einem MDP. .	34
3.1	Ablauf der Datenbankrecherche.	40
3.2	Pipeline des VBtO-Systems, eigene Darstellung in Anlehnung an [BM04].	47
3.3	Darstellung der Forschungslücke und Fokus der Arbeit. . . .	59
4.1	Prozessmodell des eigenen Ansatzes.	62
4.2	Überblick der für den eigenen Ansatz notwendigen Daten. .	63
4.3	Prozessmodell zur Generierung der Konfigurationsvorschläge bestehend aus Daten-, Algorithmen- und Ergebnismodul. . .	66
4.4	Schematische Darstellung eines Abhängigkeitsgraphen G . . .	67
4.5	Beispiele für die Transformation eines G_{dg} zu einem $G_{bsn, G_{dg}}$. .	67
4.6	Strukturvarianten und ihre Adjazenzmatrizen eines Graphen mit vier Knoten.	70
4.7	Ausschnitt des Bayes'schen Netzes nach der Inferenz.	72

4.8	Prozessmodell zur Bewertung der Konfigurationsvorschläge bestehend aus Daten-, Algorithmen- und Ergebnismodul. . .	73
4.9	Wirkmodell der Bewertungskriterien.	74
4.10	Transformation abhängiger Strukturen zu Merkmalsteilmengen.	75
4.11	Kumulative Verteilungsfunktionen der Merkmale f und Merkmalsteilmengen F_{sub}	76
4.12	Merkmalsspezifische Änderungsgrenzpunkte U	77
4.13	Prozessmodell zur Ableitung der Planauftragsbuchszenarien bestehend aus Daten-, Algorithmen- und Ergebnismodul. . .	81
4.14	Ebenen des Planungsprozesses.	82
4.15	Operative Fenster des Gewichtungsvektors w_{scen} der Bewertungskriterien ρ (fl, st).	86
4.16	Prozessmodell für die Zuordnungslogik und für die Rekalibrierung bestehend aus Daten- und Algorithmenmodul. . . .	88
4.17	Distributionsnetzwerk in der variantenreichen Serienproduktion.	89
4.18	Kalkulation der Rückwärtsterminierung.	90
4.19	Strafe für die Verdrängung bezogen auf die verschobenen Tage v für drei Aufträge o_{ein} unterschiedlicher Auftragsarten ('hp', 'bto' und 'bts') und Darstellung des möglichen Verdrängungsbereiches für einen Auftrag o_{ein}	101
4.20	Überlebenswahrscheinlichkeit $\hat{S}(t)$ in Abhängigkeit der Zeit t	105
5.1	Prozesse der Kundenauftragssteuerung.	111
5.2	Volumen- und Produktionsprogrammplanung der PAG.	112
5.3	Die Eigenschaftsplanung der PAG.	113
5.4	Zusammenhang und wechselseitige Beziehungen der Prozesse der Kundenauftragssteuerung.	114
5.5	Vergleich zwischen sequentieller und integrierter Planung.	116
5.6	Vergleich zwischen konventionellem Slotting und der Ableitung von Auftragsbuchszenarien mit Planaufträgen.	117
5.7	Integration des Konzeptes Planauftrag in den Planungs- und Abwicklungsprozess.	118
5.8	Transformation aller abhängigen Teilgraphen G_{dg} zu $G_{\text{bsn}, G_{\text{dg}}}$	123
5.9	Aufbau des nicht strukturgelernten Bayes'sches Netzes (BN) G_{bn}	124
5.10	Die Menge an unabhängig angenommenen Knoten $V_{G, \text{ind}}$	124
5.11	Dendrogramm der euklidischen Abstände.	125
5.12	Ergebnis des Korrelationsclusterings in Form der Menge Y	125
5.13	Menge aller strukturgelernten Bayes'schen Teilnetze $G_{\text{bsn}, y}$	126
5.14	Aufbau des strukturgelernten BN G_{bn}^*	126
5.15	Validierung der Ergebnisse.	126
5.16	Transformation abhängiger Strukturen zu Merkmalsteilmengen.	129
5.17	Kumulative Verteilungsfunktionen.	129
5.18	Merkmalsspezifische Änderungsgrenzpunkte U	130
5.19	Vergleich zwischen diskreter und kontinuierlicher Optimierung.	133
5.20	Operative Fenster der Gewichtung $w_{\text{scen}, \rho}$ und des korrespondierenden Bewertungskriteriums $k_{\text{eval}, \rho}$	133

5.21	Vergleich der Verschiebung bereits zugeordneter Aufträge für unterschiedliche Werte des Verschiebungsfaktors $\sigma_{v_{o_{ein},d}>0}$	139
5.22	Vergleich der Verschiebung zwischen realer Merkmalsplanung und der Verwendung von Zufallszahlen.	144
5.23	Vergleich der geänderten Merkmale zwischen realer Merkmalsplanung und der Verwendung von Zufallszahlen.	144
5.24	Vergleich der Verschiebung zwischen optimierter Einplanung und zufälliger Auswahl der Konfigurationsvorschläge.	145
5.25	Vergleich der geänderten Merkmale zwischen optimierter Einplanung und zufälliger Auswahl der Konfigurationsvorschläge.	145
6.1	Darstellung des Grades der Schließung der Forschungslücke.	152

Tabellenverzeichnis

3.1	Klassifikationsmatrix: Planung und Auftragsabwicklung. . .	41
3.2	Differenzierung der Literatur hinsichtlich der Bedarfsplanung.	42
3.3	Literaturbewertung.	55
4.1	Wahrscheinlichkeitsverteilung der Variablen im BN.	72
4.2	Formulierung der Optimierungsprobleme zur Ableitung planerischer Auftragsbuchszenarien.	83
4.3	Beispiel: Rückwärtsterminierung.	91
4.4	Bewertungskriterien der Zuordnungslogik.	93
4.5	Ableitung der Überlebenswahrscheinlichkeit der Produkte zum Zeitpunkt $t + 40$ Tage.	106
5.1	Key Results zur Bewertung des Nutzens der Methode.	119
5.2	Planungstabelle Merkmalsplanung der PAG.	123
5.3	Konfigurationsvorschläge K auf Basis des strukturgelernten BN.	127
5.4	Berechnungslogik $k_{\text{eval}_{\text{fl}}}$ und $k_{\text{eval}_{\text{st}}}$ eines Konfigurationsvorschlages k	130
5.5	Bewertete Menge der Konfigurationsvorschläge K_{eval}	131
5.6	Initiale operative Fenster Ξ_{ρ} , strategische Anpassungen Ξ_{ρ}^s , und optimierte Parameter Ξ_{ρ}^*	134
5.7	Vergleich der Key Results Γ für unterschiedliche Werte des Verschiebungsfaktors $\sigma_{v_{o_{\text{ein}},d}>0}$	138
5.8	Vergleich der Key Results Γ für die Gewichtungen der Straffunktion $\sigma(o_{\text{einart}})$ bezüglich unterschiedlicher Auftragsarten.	139
5.9	Experimente mit verschiedenen Gewichtungen w_{dist} für das Distanzmaß δ bei der Zuordnungslogik.	140
5.10	Vergleich der Key Results Γ zwischen dem Slotting-Ansatz und der in der vorliegenden Arbeit präsentierten Methode.	142
5.11	Vergleich der Key Results Γ bei der Berücksichtigung eines permanenten Austausches der Planaufträge.	147
5.12	Auswertung der Key Results Γ für die Bewertung des Ansatzes.	148
A.1	Wissenschaftliche studentische Arbeiten.	187
B.1	Thematisch bezogene Veröffentlichungen des Autors.	189

C.1	Klassifikation der Stichworte.	191
C.2	Systematische Stichwortsuche im Rahmen der Literaturrecherche (Stand 01.12.2022).	192
D.1	Q nach dem Training des Reinforcement Learning (RL)-Algorithmus.	197
D.2	Verfolgung der Strategie für die Optimierung der Bayes'schen Teilnetze.	198
E.1	Durchschnittliche Durchlaufzeit f_{timeProd} in der Produktion in Bezug auf ein Merkmal f	199
E.2	Anzahl der ausgehenden Abhängigkeiten f_{dep} von Merkmal f	201
E.3	Änderungshäufigkeit f_{ch} der Merkmale f zwischen der Auftragserstellung und dem Erreichen des Änderungsgrenzwertes (FP).	203
E.4	Gewichtung f_{time} der Merkmale f , die zu einer verspäteten Lieferung geführt haben.	205
E.5	Gewichtung f_{u} hinsichtlich der Einordnung der Merkmale f in die merkmalspezifischen Änderungsgrenzwerte.	206
F.1	Ergebnisse der Bayes'schen Optimierung.	209
G.1	Vergleich der Key Results I zwischen dem Slotting-Ansatz und der auf dem Konzept des Planauftrages basierten Methode.	213

1.1 Motivation

Die variantenreiche Serienproduktion unterliegt seit einigen Jahren den immer stärker werdenden Unruhen einer volatilen, unsicheren, komplexen und dynamischen Umwelt, siehe Abbildung 1.1. Zunehmende Produktvarianten, globale Beschaffungsmärkte und die wachsende Involviertheit des Kunden in den Leistungserstellungsprozess sind nur einige Faktoren des marktwirtschaftlichen Trends, die eine hohe Komplexität der Steuerung der Produktionssysteme verursachen [Dör13]. Neben den wirtschaftlichen Faktoren spielen politische und rechtliche Rahmenbedingungen sowie ein zunehmendes Umweltbewusstsein eine immer größer werdende Rolle [SHKK08]. Ein wesentliches Unterscheidungsmerkmal zur Befriedigung der Kundennachfrage ist das Angebot eines hohen Individualisierungsgrades der Produkte [DK10]. Als Konsequenz der zunehmenden Produktvielfalt steigt die Anzahl potentieller Kunden, jedoch sinkt das Produktionsvolumen pro Variante. Flexible und robuste Planungs- und Abwicklungssysteme sowie ein hohes Maß an Anpassungsfähigkeit sind daher essentiell [WZ09]. Die Ausrichtung der Produktion an den individuellen Kundenbedürfnissen durch Mass Customization – maßgeschneiderte Massenfertigung – hat sich als erfolgreiche Methode erwiesen, um die Herausforderungen eines dynamischen Umfeldes zu meistern und eine hohe Kundenzufriedenheit sicherzustellen. Jedem Kunden soll ein individuelles Produkt angeboten werden, während gleichzeitig eine kostengünstige Produktion ohne Verlängerung der Vorlaufzeit bei gleichzeitiger Reduktion der Durchlaufzeit aufrechterhalten werden soll. Angesichts des steigenden Bedarfes an Individualisierung und Personalisierung der Produkte sowie des zunehmenden globalen Wettbewerbes müssen Unternehmen flexibel sein und eine strategische Herangehensweise an die entstehende Komplexität und Dynamik entwickeln [WZ09, BHVH14, Bau17].

Eines der Ziele in der variantenreichen Serienproduktion ist es, möglichst effizient zu planen, um die richtige Ableitung des Materialbedarfes zu ermöglichen [Orl75]. Den erwarteten Absatz von Produktvolumen und -ausstattungen mit den Kapazitäten in den Werken und mit den Lieferanten

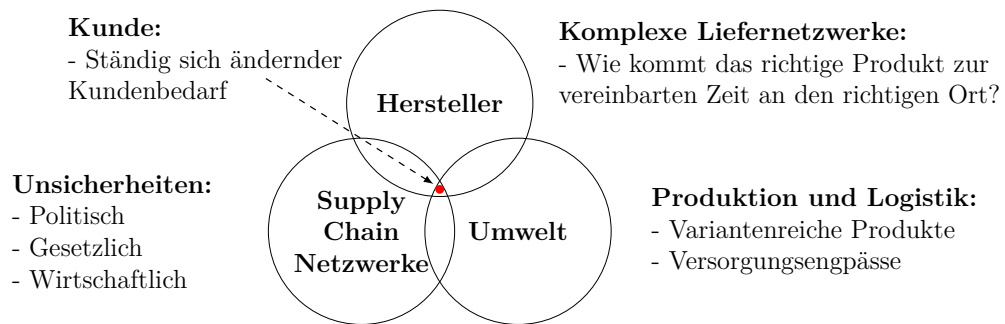


Abbildung 1.1: Herausforderungen der variantenreichen Serienproduktion.

abzustimmen, ist eine der Hauptaufgaben der kurz- und mittelfristigen Planung. Die Herausforderung besteht darin, möglichst frühzeitig zukünftige Kundenwünsche zu antizipieren, auch wenn insbesondere im mittel- und langfristigen Planungshorizont nur eine geringe Anzahl an kundenspezifisierten Auftragskonfigurationen bereits vorliegt. Das Konzept der Planaufträge kann dazu beitragen, die Stabilität zu erhöhen und Kundenwünsche zu antizipieren, indem Planobjekte generiert werden, die im Anschluss in ein definiertes Produktionsprogramm eingeplant und später den realen Kunden- und Lageraufträgen zugeordnet werden [BBF⁺17]. Durch ein besseres Verständnis zukünftiger Kundenbedarfe kann eine robuste Steuerung der Auftrags- und Planungssysteme trotz Unsicherheit erfolgen. Dies kann zu einer besseren Ableitung des Materials, zu einer höheren Treue des versprochenen Lieferzeitpunktes und zur Unterstützung strategischer Unternehmensentscheidungen führen. Auch wenn die datenbasierten Prozesse zur Steuerung der Auftrags- und Planungssysteme in der variantenreichen Serienproduktion in dieser Arbeit aus technischer und wissenschaftlicher Sicht entwickelt werden, hat dieses Themengebiet einen hohen praktischen Nutzen.

1.2 Problemstellung und Ziele der Arbeit

Ein wesentliches Unterscheidungsmerkmal des langfristigen Unternehmenserfolges ist die Erfüllung von Kundenwünschen. Für die Hersteller variantenreicher Produkte bedeutet dies, dass hoch individualisierbare Produkte angeboten werden und diese zur versprochenen Zeit an den richtigen Ort geliefert werden müssen [DK10]. Maßgeblich für die Erfüllung dieser Anforderungen sind effiziente Prozesse zur Planung und Abwicklung. Entstehen große Abweichungen zwischen einem tatsächlichen und einem prognostizierten Bedarf, drohen kostenintensive Sondermaßnahmen, Produktionsausfälle oder verspätete Auslieferungen. Aus diesem Grund müssen Hersteller mit einem enormen Vorlauf vor dem Eintreffen realer Bestellungen den Ressourcenbedarf zur Erfüllung der Kundenwünsche bestmöglich antizipieren, um den notwendigen Materialbedarf daraus abzuleiten, die Produkte pünktlich zu produzieren und in das Distributionsnetzwerk einzusteuern [PH05]. Um den

Anforderungen einer VUCA¹-Welt gerecht werden zu können, sind innovative Konzepte notwendig, um unverzichtbare Faktoren wie Stabilität, Flexibilität und Transparenz über die komplexen Supply-Chain-Netzwerke hinweg zu gewährleisten. Mehrere Arbeiten beschreiben Ansätze zu diesem Forschungsgebiet und bieten die Grundlage für die in der Arbeit entwickelten Methoden und Konzepte. Die Vorteile von Virtual-Build-to-Order (VBtO)-Systemen sind in [BM10] aufgeführt und Ansätze zur Nutzung des Konzeptes der Planaufträge von der Generierung bis zur Zuordnung von Planaufträgen mit realen Aufträgen sind in [FRR11] und [BBF⁺17] beschrieben. Die Nachfrageunsicherheit bei variantenreichen Produkten ist Thema in [GKD⁺06] und [SGK18]. Darüber hinaus hat die Bedeutung von Daten und Informationen in den letzten Jahren enorm zugenommen. Künstliche Intelligenz (KI) und datenbasierte Verfahren sind allgegenwärtig und für die Lösung aktueller dynamischer Herausforderungen in variantenreichen Produktionssystemen unerlässlich [DLK⁺21]. Differenziert von den aktuell in der Literatur beschriebenen Konzepten sollen zusätzliche Einflussfaktoren wie dynamische Lagerbestandssituationen, die Liefertermintreue, eine Rückwärtsterminierung und eine strategische Ausrichtung zukünftiger Unternehmensentscheidungen in den Planungs- und Abwicklungsprozessen integriert werden. Zusätzlich soll erforscht werden, ob die Konzepte bei realen Anwendungsbeispielen aus der variantenreichen Serienproduktion im operativen Einsatz eingesetzt und die Anforderungen an Qualität und rechenintensiven Prozessen erfüllt werden können.

Das Supply Chain Operations Reference (SCOR)-Modell² bietet die Grundlage zur Eingrenzung des Betrachtungsgegenstandes und beschreibt die Supply Chain, vom Beschaffungsprozess mit den Lieferanten über verschiedene Stufen bis zum Handel und zu den Endkunden [HSK05]. Ziel des Modells ist es, sämtliche Abläufe als Prozesskette zu verstehen und darzustellen. Zusammenfassend zeigt das SCOR-Modell, welche Aufgabenbereiche und Handlungsfelder im Rahmen des Supply-Chain-Managements betrachtet werden können. Betrachtungsgegenstand der vorliegenden Arbeit ist auf der planerischen Seite die Merkmalsplanung sowie das Bedarfs- und Kapazitätsmanagement und auf der Abwicklungsseite die Berücksichtigung der Kundenwünsche, die Einplanung sowie die Auftragssteuerung und -distribution. Die operativen Produktionsprozesse werden in die Betrachtung einbezogen, stellen aber nicht den Fokus der Arbeit dar, siehe Abbildung 1.2. Ziel der Arbeit ist die Entwicklung datenbasierter Verfahren zur Steuerung der Auftrags- und Planungssysteme in der variantenreichen Serienproduktion von der Einplanung bis zur Allokation zu den Kundenaufträgen.

1 VUCA ist ein Akronym und steht für Volatility (zu Deutsch: Volatilität), Uncertainty (zu Deutsch: Unsicherheit), Complexity (zu Deutsch: Komplexität) und Ambiguity (zu Deutsch: Mehrdeutigkeit) [Hel19].

2 SCOR ist ein Akronym und steht für ‘Supply Chain Operations Reference’. Das Supply Chain Council — eine unabhängige Organisation — legt das SCOR-Modell als Referenzmodell zur Analyse, Bewertung und Optimierung spezifischer Prozessabläufe entlang der Wertschöpfungskette fest [HSW04].

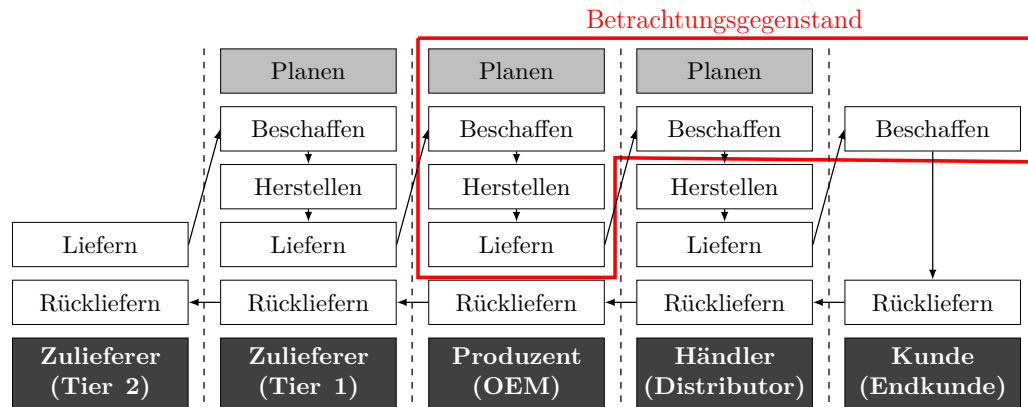


Abbildung 1.2: Betrachtungsgegenstand der Arbeit anhand des SCOR-Modells.

Mit der vorliegenden Arbeit soll erforscht werden, ob datenbasierte Methoden trotz komplexer Umweltfaktoren und Unsicherheiten einen resilienten Prozess von der Planung des Materialbedarfes, über die Einplanung der Aufträge bis zur Zuordnung zu einem Kunden sicherstellen können und welche Verbesserung dieser Prozess im Gegensatz zu den aktuellen Verfahren in Bezug auf die Stabilität und die Flexibilität aufweist.

Um der aufgeführten Problemstellung begegnen und die aufgeführten Ziele erreichen zu können, wird die nachfolgende Forschungsfrage aufgestellt:

Wie wirkt sich der Einsatz von datenbasierten Methoden zur Steuerung der Planungs- und Abwicklungsprozesse in der variantenreichen Serienproduktion auf die Stabilität und Flexibilität des Auftragsmanagements von der Einplanung bis zur Allokation zu den Kundenaufträgen aus?

Die folgenden Teilfragen sollen im Rahmen der Forschungsarbeit beantwortet werden und strukturieren das Konzept der vorliegenden Arbeit:

- Wie wirkt sich der Einsatz von Verfahren der KI bei der Generierung von Produktkonfigurationen in der variantenreichen Serienproduktion aus?
- Wie können datenbasierte Verfahren bei der Bewertung von Produktkonfigurationen eingesetzt werden und welche Vorteile bieten diese?
- Welchen Mehrwert bietet die Ableitung differenzierter Szenarien zur Sicherstellung erfolgskritischer Faktoren, vor dem Hintergrund sich dynamisch ändernder marktseitiger Anforderungen und deren Auswirkungen auf die Kundenauftragssteuerung?
- Welchen Einfluss haben datenbasierte Methoden und lernende Verfahren bei der Zuordnung von realen Aufträgen zu Planaufträgen in einem dynamischen Umfeld, unter Berücksichtigung einer permanenten Überwachung und Rekalibrierung des Systems, auf die Qualität des Konzeptes des Planauftrages?

1.3 Vorgehensweise und eigener Beitrag

In Kapitel 2 werden die für diese Arbeit erforderlichen Grundlagen erläutert. Das Kapitel 3 beschreibt den Stand der Technik und die Abgrenzung zur vorliegenden Arbeit. In Kapitel 4 wird das Konzept vorgestellt, welches in Kapitel 5 umgesetzt wird. Die entwickelten Methoden werden anhand eines realen Anwendungsbeispiels aus der Automobilindustrie evaluiert. In Kapitel 6 werden die Ergebnisse bewertet und abschließend wird in Kapitel 7 eine Zusammenfassung und ein Ausblick gegeben. Die Struktur der Arbeit und die Beziehungen zwischen den Kapiteln ist in Abbildung 1.3 dargestellt. Im Folgenden wird ein kurzer Überblick über die Kapitel und die Beiträge gegeben:

Kapitel 2 In diesem Kapitel werden die für die vorliegende Arbeit notwendigen Grundlagen beschrieben.

Kapitel 3 Das dritte Kapitel gibt einen Überblick über die mit dieser Arbeit verwandte Literatur sowie den Stand der Forschung. In Abschnitt 3.1 wird zunächst eine Taxonomie zur Selektion der betrachteten Literatur gegeben. Der Stand der Forschung zu den Ansätzen hinsichtlich der Steuerung der Planungs- und Abwicklungssysteme wird in Abschnitt 3.2 erläutert. Aktuelle Verfahren und Ansätze zur Umsetzung des Konzeptes Planauftrag in der variantenreichen Serienproduktion werden in Abschnitt 3.3 beschrieben. In Abschnitt 3.4 wird die Abgrenzung der Literatur analysiert und bewertet. In diesem Zusammenhang wurde 2021 eine wissenschaftliche Publikation auf der Stuttgarter Conference on Automotive Production (SCAP) veröffentlicht. Im Rahmen dieser Publikation [DLK⁺21] wurde die für diese Arbeit notwendige Literaturrecherche und die dafür angewandte Vorgehensweise beschrieben, siehe Anhang B. Abschließend werden in Abschnitt 3.5 die Forschungslücken und die Anforderungen an die Arbeit herausgearbeitet.

Kapitel 4 In diesem Kapitel wird das zur Umsetzung des eigenen Ansatzes erforderliche Konzept vorgestellt. Das Konzept teilt sich in mehrere Module auf, siehe Abbildung 4.1. Zunächst werden in Abschnitt 4.1 die für die Methode notwendigen Daten und deren Verwendung beschrieben. Anschließend wird in dem Abschnitt 4.2 ein Ansatz zur Generierung von potentiellen Planauftragskandidaten, sogenannten Konfigurationsvorschlägen, erläutert. In diesem Zusammenhang wurde 2021 eine wissenschaftliche Publikation auf der International Conference on Automation Science and Engineering (CASE) veröffentlicht. Im Rahmen dieser Publikation [DLKH21] wurde eine Methodik zur datenbasierten Generierung von Konfigurationsvorschlägen auf Basis strukturgelearnter Bayes'scher Netze vorgestellt, siehe Anhang B. In Abschnitt 4.3 werden die erzeugten Konfigurationsvorschläge nach unterschiedlichen Kriterien wie Flexibilität oder Stabilität bewertet. In diesem Kontext wurde 2022 eine wissenschaftliche Publikation auf der Conference for Mass Customization, Personalization & Co-Creation (MCPC) veröffentlicht. Im Rahmen dieser Publikation [DSB⁺22] wurde ein Ansatz zur Ableitung merkmalspezifischer Änderungsgrenzkpunkte vorgestellt, siehe Anhang B. In dem darauffolgenden Abschnitt 4.4 wird die Ableitung von Planauftragsbuch-

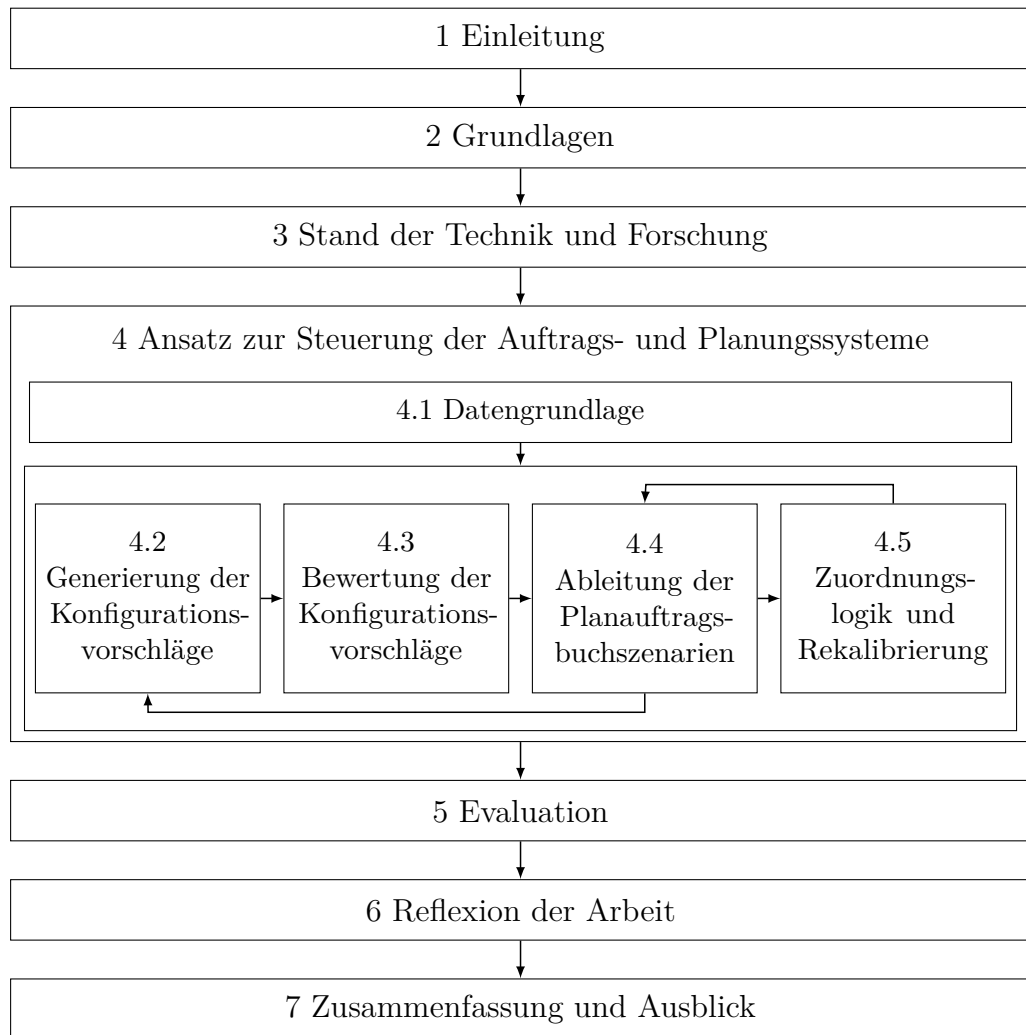


Abbildung 1.3: Aufbau der Arbeit.

szenarien vorgestellt. In diesem Kontext wurde ebenfalls 2022 eine wissenschaftliche Publikation auf der CIRP Conference on Manufacturing Systems (CIRP CMS) veröffentlicht. Im Rahmen dieser Publikation [DLC⁺22] wurde ein Ansatz zur Ableitung planerischer Auftragsbuchszszenarien konzipiert und präsentiert, siehe Anhang B. Ein Planauftragsbuchszszenario ist eine mögliche Ausprägung eines Produktionsplanes, der hinsichtlich des Zeitraumes, der Lieferanten- und Fabrikrestriktionen sowie der Marktnachfrage, der Menge der eingeplanten Planaufträge und der Optimierungsparameter wie der Gewichtung der Bewertungskriterien variiert. Die in den Szenarien enthaltenen und bereits terminierten Planaufträge werden im nächsten Prozessschritt realen Kundenaufträgen zugeordnet. Die Zuordnungslogik wird in Abschnitt 4.5 erläutert. Neben der Zuordnungslogik wird in diesem Kapitel eine datenbasierte Rückwärtsterminierung sowie ein Rekalibrierungsmechanismus vorgestellt. Abschließend werden in Abschnitt 4.6 die Ergebnisse der Konzeption diskutiert.

Kapitel 5 Dieses Kapitel beschreibt die Evaluierung der in Kapitel 4 beschriebenen Methode der vorliegenden Arbeit zur datenbasierten Steuerung

der Auftrags- und Planungssysteme. In diesem Zusammenhang wird zunächst in Abschnitt 5.1 ein realer Anwendungsfall zum Einsatz des Konzeptes des Planauftrages bei der Dr. Ing. h.c. F. Porsche AG (PAG) beschrieben. Aus diesem Anwendungsfall und den Unternehmenszielen des Automobilherstellers werden die Bewertungskriterien für die Validierung herausgearbeitet und in Abschnitt 5.2 erläutert. Zur Evaluierung des eigenen Ansatzes wurden im Rahmen der Arbeit Prototypen implementiert. Die Beschreibung der Implementierung, die zur Validierung notwendigen Daten sowie die Evaluatonsergebnisse werden daher in Abschnitt 5.3 aufgeführt. Abschließend wird ein Fazit in Abschnitt 5.4 zur Diskussion der Evaluationsergebnisse gegeben.

Kapitel 6 In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit bewertet. Die grundlegenden Funktionalitäten der Entwicklung eines datenbasierten Prozesses zur Steuerung der Auftrags- und Planungssysteme in der variantenreichen Serienproduktion unter Unsicherheit werden in Kapitel 5 evaluiert. Zu klären ist, ob die in Kapitel 3 gestellten Anforderungen erfüllt werden und die zentrale Forschungsfrage abschließend beantwortet werden kann. In diesem Zusammenhang wird die Erfüllung der fachlichen Anforderungen in Abschnitt 6.1 und die Beantwortung der aufgestellten Forschungsfrage sowie deren Teilfragen in Abschnitt 6.2 analysiert.

Kapitel 7 Die Arbeit schließt mit einer Zusammenfassung und einem Ausblick hinsichtlich potentieller zukünftiger Forschung in Bezug auf datenbasierte Prozesse in der variantenreichen Serienproduktion ab.

In diesem Kapitel werden die für die vorliegende Arbeit notwendigen Grundlagen definiert und detailliert beschrieben. Zunächst werden in Abschnitt 2.1 die Grundlagen der variantenreichen Serienproduktion erklärt. Im Anschluss werden in Abschnitt 2.2 die Planungs- und Abwicklungsprozesse der variantenreichen Serienproduktion und in Abschnitt 2.3 wird das Konzept des Planauftrages erläutert. Abschließend werden in Abschnitt 2.4 mathematische Methoden und Verfahren der künstlichen Intelligenz beschrieben, die in der Arbeit verwendet werden.

2.1 Grundlagen der variantenreichen Serienproduktion

In diesem Abschnitt werden die Grundlagen der variantenreichen Serienproduktion vorgestellt. Zu diesem Zweck werden in Abschnitt 2.1.1 die zentralen Begrifflichkeiten definiert. Zudem werden in Abschnitt 2.1.2 die Produktdokumentation sowie in Abschnitt 2.1.3 die Auftragsabwicklungstypen vorgestellt.

2.1.1 Begrifflichkeiten

In den folgenden Abschnitten werden für einen besseren Zugang und eine sichere Zuordnung der Thematik relevante Begrifflichkeiten der variantenreichen Serienproduktion aufgezeigt und erläutert. Weitere Begrifflichkeiten, die jedoch keine detaillierte Beschreibung benötigen, befinden sich im Abkürzungsverzeichnis.

2.1.1.1 Flexibilität vor Kunde

Die Flexibilität zählt neben den Kosten, der Qualität, der Zeit, der Individualisierbarkeit und dem Service zu einer der sechs strategisch dominierenden Erfolgsfaktoren in Bezug auf die Sicherung des langfristigen Unternehmenserfolges [KB05]. Der Ausdruck Flexibilität bezieht sich auf die Fähigkeit,

effizient auf Veränderungen und Unsicherheiten reagieren zu können. Ansätze zur Erhöhung der Flexibilität befinden sich sowohl auf Seiten des betreffenden Herstellers in der Anpassbarkeit und Skalierbarkeit dessen Prozesse und Kapazitäten als auch auf Seiten des Lieferanten in einer effizienteren Reaktion auf geänderte Mengen- oder Terminanforderungen. Durch die Umsetzung dieser Ansätze ist es einem Hersteller möglich, auf die ständig schwankenden Kundennachfragen reagieren zu können [GSW07]. In [BHNLH16] wird die Flexibilität eines Produktionssystems als Fähigkeit deklariert, Schwankungen in der Produktverfügbarkeit durch Anpassungen innerhalb eines vorgegebenen Flexibilitätskorridors so abfedern zu können, dass keinerlei Strukturveränderungen eintreten. Die Bezeichnung Wandlungsfähigkeit gewinnt zunehmend an Bedeutung, da aufgrund der Verflechtungen in einem volatilen und globalisierten Umfeld die Anpassungen betreffend der Flexibilität weitestgehend unzulänglich sind, um den wachsenden Anforderungen gerecht zu werden [WZ09].

2.1.1.2 Stabile Produktionssysteme

In der variantenreichen Serienproduktion ist mit dem Begriff der Stabilität in der Produktion die Robustheit gegenüber kurzfristigen Veränderungen gemeint [Bec07]. Eine Prämisse in Bezug auf sämtliche Prozesse in der Produktion besagt, die möglichen Veränderungen des Ablaufes durch sogenannte Störimpulse zu vermeiden, um somit einen kontinuierlichen Prozessablauf zu garantieren [HV08]. Demnach lässt sich die Stabilität der Produktion über die Betrachtung der Störanfälligkeit begutachten [Bec07]. Sollten dennoch Störungen auftreten, so muss die Produktionsfähigkeit eines robusten Systems trotz der Widrigkeiten auf einem weiterhin hohen Niveau beibehalten werden. Mit Hilfe der in Abschnitt 2.1.1.1 beschriebenen Flexibilität und Wandlungsfähigkeit kann eine Anpassung an die Veränderungen vollzogen werden [SL14].

2.1.1.3 Zusammenspiel Flexibilität und Stabilität

Werden die Begriffe Flexibilität und Stabilität in der Literatur untersucht, so kann festgestellt werden, dass beide Begrifflichkeiten weitestgehend in einem Zusammenhang genannt werden. Losgelöst voneinander stellen sie jedoch zwei entgegengesetzte Konzepte dar. Wird eine flexiblere Reaktion auf etwaige Störungen forciert, so werden Einbußen in Bezug auf die Stabilität der Prozesse in Kauf genommen. In diesem Zusammenhang ist allerdings nicht zu vernachlässigen, dass es sich weder um eine Entscheidung für noch gegen die Flexibilität oder Stabilität handelt, sondern vielmehr um den optimalen Ausgleich zwischen den beiden Faktoren. Die Aufgabe eines Unternehmens besteht darin, sich zwischen den zwei zuvor aufgeführten Faktoren zu positionieren [HV08]. Demzufolge bilden die Konzepte Flexibilität und Stabilität begrifflich zwei Gegensätze ab, schließen sich jedoch methodisch keineswegs gegenseitig aus und stehen vielmehr in einer komplementären Beziehung zueinander.

2.1.1.4 Transparenz der kompletten Supply Chain

Die vollumfängliche Lieferkette eines Unternehmens kann als transparent deklariert werden, wenn mit Hilfe einer Demaskierung sämtlicher Vorgänge die Lieferkette durchsichtig ist und eine Nachvollziehbarkeit für jegliche Prozessbeteiligte aufweist [LLS14]. In diesem Zusammenhang muss eine Abgrenzung zwischen dem Begriff der Transparenz und dem der Information deutlich gemacht werden. Die Information ist für die Schaffung und den Erhalt der Transparenz essentiell. Ohne diese ist ein transparenter Prozess nicht möglich. Indem Transparenz geschaffen wird, kann der direkte Informationsaustausch zwischen den beteiligten Personen auf eine größere ausgewählte Personengruppe erweitert werden, um die Transparenz über die Strukturen und Prozesse zu gewährleisten [Hof07]. Eine hohe Transparenz bietet zahlreiche Vorteile für das jeweilige Unternehmen. Neben einer schnellen Effizienzkontrolle kommt die Schaffung der Transparenz ebenso einer strukturierten Abbildung der Prozesse zugute, wodurch eine schnellere Erfassung von Engpässen und Schwachstellen ermöglicht wird. Die Unternehmen stehen vielfach vor der Herausforderung, dass ein sogenannter asymmetrischer Informationsstand vorherrscht und das fragmentarische Wissen einiger Personen eine optimale Produktivität der Struktur innerhalb des Unternehmens verhindert [Hof07]. Die aus der Transparenz resultierenden Motivations- sowie Koordinationseffekte stellen die Lösung für die zuvor aufgeführte Problematik dar [Hof07].

2.1.1.5 Wandlungs- und Veränderungsfähigkeit

Ist ein System wandlungsfähig, so ist es in der Lage mit geringem Aufwand schnelle Anpassungen an Investitionen vorzunehmen, sowohl in Bezug auf die Organisation als auch auf die Technik. Dies gilt auch jenseits vorgehaltener Korridore [WRN09]. In diesem Zusammenhang spielen insbesondere der zeitliche Aspekt sowie der Aufwand hinsichtlich der Änderungsumsetzung eine große Rolle. Ein Unternehmen wird nicht allein durch die reine Bereitschaft zum Wandel als wandlungsfähig deklariert, es muss aus sich heraus über die notwendige Variabilität verfügen [WZ09]. Das System ist innerhalb der Freiheitsgrade, die durch die Korridore geboten werden, handlungsfähig, Störimpulse abzufangen [Wie02]. Wie in Abschnitt 2.1.1.1 aufgeführt, können etwaige Anforderungen auftreten, für die die Fähigkeiten der verfügbaren Flexibilitätskorridore unzulänglich sind. Dieses Szenario zwingt das System zu einem Wandel und es treten demzufolge strukturelle Änderungen in Kraft, um den neuen Anforderungen gerecht werden zu können. Diese strukturellen Änderungen sind oftmals von temporärer Natur. Kann ein System über die Flexibilitätskorridore hinaus handeln, so kann es als reaktionsfähig bezeichnet werden. Somit ist die Wandlungsfähigkeit ein Konstrukt aus der Flexibilität und Reaktionsfähigkeit eines Systems [WRN09]. Die Wandlungsfähigkeit eines Systems beschreibt somit im Gegensatz zu der Flexibilität die Fähigkeit der Strukturveränderungen. Diese werden eingesetzt, um sich an eine Veränderung der Situation anzupassen. Im Rahmen dieser Strukturveränderung

werden die Flexibilitätskorridore in ihrer Breite und Höhe geändert und um ein gewisses Niveau nach unten oder oben verschoben. Die Flexibilität und die Wandlungsfähigkeit stellen gesamthaft die Veränderungsfähigkeit eines Systems dar. Diese Fähigkeit der Veränderung erlaubt es dem System, frühzeitig auch auf unvorhersehbare Anpassungsbedarfe reagieren zu können. Diese effiziente Anpassung auf interne sowie externe Störimpulse bildet einen Wettbewerbsvorteil für das Unternehmen und trägt somit zur Sicherung dessen Wirtschaftlichkeit bei [BHNH16].

2.1.1.6 Flexible Rekonfiguration

Im Rahmen des Konzeptes von VBtO kann von einer flexiblen Rekonfiguration gesprochen werden. VBtO ist ein weiteres System zur Auftragsabwicklung in der variantenreichen Serienproduktion. Die wichtigste Innovation bei VBtO-Systemen ist die Möglichkeit, alle nicht verkauften Produkte, die sich in der Produktionspipeline befinden, den Kunden zur Verfügung zu stellen [BM06]. Neben VBtO wird in diesem Zusammenhang grundsätzlich zwischen den weiteren divergenten Auftragsabwicklungsarten unterschieden: Build-to-Stock (BTS) und Build-to-Order (BTO), siehe Abschnitt 2.2.2. In beiden Fällen haben die Kunden die Möglichkeit, nachträglich die Konfiguration des Produktes gemäß deren Wünschen anzupassen. Diese Art der Änderung kann vorgenommen werden, sobald die Bestellung aufgegeben wurde und sie ist bis zur Einlastung des Produktes in die Produktion weiterhin möglich [BM04]. Dieser Zeitpunkt wird als Änderungsgrenzpunkt (FP¹) bezeichnet. Basierend auf dem Konfigurationsstatus zum Zeitpunkt des FP wird der Auftrag fixiert und für die Produktion eingeplant [Klu10]. Der Zeitpunkt des FP wird durch die längste Wiederbeschaffungszeit von Teilen bestimmt, die für die Produktion benötigt werden, um eine stabile Produktionsplanung zu gewährleisten [Klu10]. [HKL⁺13] weist darauf hin, dass nicht alle Teile der Konfiguration zum Zeitpunkt des FP bekannt sein müssen, um die rechtzeitige Bereitstellung der Teile bis zum Produktionsstart zu gewährleisten. Daher können einige Merkmale der Konfiguration theoretisch auch noch nach dem heute bekannten FP geändert werden [DSB⁺22]. Die Einhaltung der maximal akzeptierten Wartezeit durch das Angebot mehrerer FPs ist unerlässlich, um negative Auswirkungen auf die Kundenzufriedenheit zu vermeiden [SJSW08]. Durch das stückweise Fixieren der Bestellung über die Zeit können merkmalspezifische Änderungsgrenzpunkte auf Basis der Abhängigkeiten zwischen den Merkmalen und auf Grundlage unterschiedlicher Wiederbeschaffungszeiten gesetzt werden [DSB⁺22]. Den Kunden wird somit ermöglicht, ein individuelles Produkt so lange wie möglich zu rekonfigurieren und zu individualisieren. Diese Möglichkeit der nachträglichen Anpassung der Produktkonfiguration wird als Rekonfigurationsflexibilität bezeichnet [BMWH10].

1 FP ist ein Akronym und steht für order-freeze-point (zu Deutsch: Änderungsgrenzpunkt).

2.1.1.7 Resilienz

Die United Nations International Strategy for Disaster Reduction (UNISDR) definiert Resilienz als „die Fähigkeit eines Systems, Gemeinschaft oder Gesellschaft, welche Gefahren ausgesetzt ist, diesen zu widerstehen, sie zu absorbieren, sich ihnen anzupassen und sich von den Auswirkungen der Gefahren zeitnah und effektiv zu erholen, auch durch die Erhaltung und Wiederherstellung seiner wesentlichen Grundstrukturen und Funktionen“ [Uni09]. Eine Wirtschaft oder ein Prozess ist demnach resilient, wenn die durch Stör- oder Stressereignisse ausgelösten negativen Folgen nicht langfristig oder dauerhaft sind [WKKS16]. Resiliente Unternehmen müssen besonders wachsam im Hinblick auf Gefährdungen gegenüber ihren zentralen Einrichtungen sein. Diese Unternehmen besitzen im Vergleich zu anderen eine gewisse Robustheit, die sie auszeichnet. Darunter wird in diesem Zusammenhang eine hohe Wachsamkeit, Flexibilität und die Fähigkeit, unvorhergesehene Situationsänderungen zu verarbeiten, ohne dass sich die Organisation sowie die Identität des Unternehmens verändert, verstanden. Dies kann nur mit Hilfe eines sehr agilen und adaptionsfähigen Handelns realisiert werden [BK12].

2.1.1.8 Mass Customization

Sämtliche Prozesse im Rahmen der Leistungserstellung der variantenreichen Serienproduktion zielen auf deren Endkunden ab, von welchem aus zwei konträre Kräfte auf das Produktionssystem einwirken. Auf der einen Seite verlangt der Wunsch nach günstigen Produktpreisen eine hohe Produktivität der Produktion, welche lediglich über stabile Planungs- und Produktionsprozesse erlangt werden kann. Demgegenüber steht auf der anderen Seite die Forderung nach umfangreichen Individualisierungsmöglichkeiten und folglich eine flexible sowie reaktive Logistik und Fertigung [TJM96]. Herrschte in der Vergangenheit die Entscheidung für oder gegen Flexibilität und Produktivität vor, so steht heutzutage die Vereinigung der beiden Konzepte im Fokus der Betrachtung. Diese Verschiebung bedeutet die Bereitstellung von individualisierten Produkten zu niedrigen Preisen und beschreibt demnach das Ziel der sogenannten Mass Customization [RW04]. Das Ziel des Konzeptes ist es, zum einen die kundenindividuellen Wünsche und Bedürfnisse in Bezug auf die Individualisierung zu befriedigen und zum anderen wird diese Diversität als Gewinnchance genutzt, indem die Gestaltung des Fertigungsprozesses mit annähernder Effizienz wie in der Massenproduktion vollzogen wird. Durch das zuvor aufgezeigte Vorgehen kann im Idealzustand eine hohe Kundenzufriedenheit bei niedrigen Produktionskosten erzielt werden, was einen wesentlichen Vorteil der Mass Customization beschreibt [CPRG18]. Die Einbindung des Kunden in den Prozess der Leistungserbringung impliziert einen weiteren relevanten Vorteil, da die kundenspezifische Individualisierung des ursprünglichen Massengutes das Produkt für den Endkunden auf ein deutlich höheres Niveau hebt und seine Zahlungsbereitschaft steigert [Pil06]. Gleichwohl die kundenindividuelle Massenproduktion als erstrebenswert gilt, darf nicht vernachlässigt werden, dass die aus der Variantenvielfalt resultie-

rende Komplexität die Unternehmen vor eine große Herausforderung stellt [Pil06]. Beispielsweise hat der Kunde heutzutage beim Kauf eines Golf der Volkswagen AG (VW) die Möglichkeit zwischen nahezu zwei Milliarden Varianten zu wählen, was die Komplexität und den immer größer werdenden Variantenreichtum unterstreicht [PH04].

2.1.1.9 Cold Start

Die Problematik Cold Start stellt eine der zentralen Herausforderungen in Bezug auf die Datenbereitstellung dar. Ein sogenanntes Cold-Start-Problem beschreibt typischerweise von einem mathematischen Modell nicht gelernte Datenbestände, die jedoch für einen Empfehlungsalgorithmus für zukünftige Vorschläge von elementarer Bedeutung sind. Folglich beschreibt das Problem die Situation zu Beginn der Erhebung von Daten, in der nicht ausreichend Daten oder Informationen vorliegen, sodass eine Anwendung nicht in der Art und Weise funktioniert, wie sie konzipiert ist [Kne14]. In den letzten Jahren hat sich das Cold-Start-Problem zu einem aktiven Forschungsthema entwickelt. In diesem Zusammenhang befassen sich mehrere Arbeiten mit Techniken, die entweder auf das Problem eines neuen Nutzers, eines neuen Artikels oder eines neuen Produktes zugeschnitten sind [FPBP17, GG18, KK14]. Ein reales Beispiel für ein Cold-Start-Problem eines neu auftretenden Elementes existiert im Hinblick auf die Produkteinführung des ersten Elektrofahrzeuges der PAG.

2.1.1.10 Planung unter Unsicherheit

Die betriebliche Leistungserstellung in der variantenreichen Serienproduktion umfasst Prozesse wie die Beschaffung, den Einkauf und die Produktion. Aufgrund der Heterogenität der Nachfrage sind diese Prozessbestandteile durch erhebliche Schwankungen geprägt [Pil06]. Demzufolge sind Unruhen und Dynamiken in der Supply Chain unvermeidbar. Die sogenannte Planabweichung gilt als zentraler Überbegriff jeglicher Störfaktoren und tritt in sämtlichen Zeithorizonten der Supply Chain auf. Außerplanmäßige Änderungen der Produktionsprogrammplanung (PPP), Vertriebsplanung (VP), Merkmals-/Eigenschaftsplanung (EPL), siehe Abschnitt 2.2.1, Sonderschichten oder Wartungsarbeiten stellen Beispiele für Kosten dar, die vermehrt in der Produktion auftreten. Ebenso sieht sich die Logistik in ihrem Engpassmanagement und der Bestandshaltung mit derartigen Herausforderungen konfrontiert. An- oder Ausläufe von Produkten und qualitätsbedingte Sperren zeigen beispielhafte Störfaktoren auf, aber auch der Einfluss der allgemeinen Marktentwicklungen oder Restriktionen in den Wechselwirkungen der Supply Chain sind in diesem Zusammenhang nicht zu vernachlässigen. Um diesen Störungen entgegenzuwirken, werden vielfach Lösungen herangezogen, die mit beträchtlichen Kosten verbunden sind. Diese Kosten werden als Unruhekosten bezeichnet. [GSW07] deklariert den Begriff Unruhekosten als eine Kostenart für alle Effekte, die einer schlecht beherrschten Dynamik geschuldet sind. Mit der Aufwendung dieser Kosten verfolgt das Unternehmen

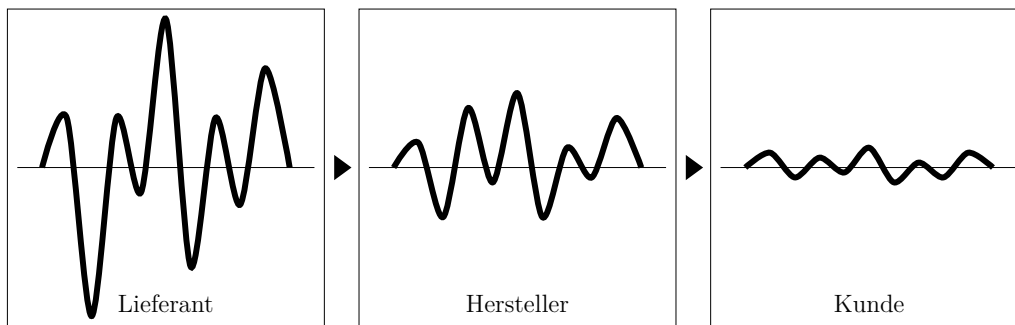


Abbildung 2.1: Dynamische Entwicklung von Störungen entlang der Supply Chain.

das Ziel, die dynamischen Störungen für den Kunden entlang der kompletten Supply Chain zu minimieren, siehe Abbildung 2.1.

2.1.2 Produktdokumentation

Die Möglichkeit zur Individualisierung von variantenreichen Produkten hat sich in den letzten Jahren zu einem zentralen Differenzierungsmerkmal entwickelt. Um die große Variantenvielfalt dennoch zu beherrschen, bedarf es einer systematischen Dokumentation der Produkte [Vol09]. In der variantenreichen Serienproduktion hat sich die Produktbeschreibung anhand der coderegelbasierten Dokumentation etabliert. In diesem Kontext wird das Produkt über die Produkt-, Merkmals- und Teileebene beschrieben. In der Produktebene spielen die Begriffe der Baureihe, des Modells und der Variante des Produktes eine zentrale Rolle [Stä08]. Die Produktbaureihe fasst alle Modelle derselben Baureihe zusammen. Ein Beispiel einer Baureihe aus der Automobilindustrie ist die Baureihe ‘Cayenne’ der PAG. Die Unterbaureihe beschreibt die für die Baureihe verfügbaren Karosserievarianten. Das Modell oder die Produktvariante bezeichnet die Kombination aus der Unterbaureihe und der Motorisierung. Für die definierte Produktvariante kann ein Kaufpreis kommuniziert werden. Ein Beispiel für eine Produktvariante ist der ‘Cayenne Basis’ der Baureihe ‘Cayenne’. Die individuellen Ausstattungsmöglichkeiten einer Produktvariante werden als Produktspezifikation oder Produktkonfiguration bezeichnet. Neben den individuell wählbaren Ausstattungsmerkmalen besteht jede Produktvariante aus überwiegend gleichen Teilen [Ohl00]. Bei dem hier relevanten Variantenbegriff wird auch häufig von Strukturvarianten gesprochen. Demnach unterscheidet sich eine Variante von einer anderen, indem diese gewisse Merkmale enthält oder nicht [Ohl00]. Die endgültige bestellbare Produktvariante liegt erst vor, wenn alle zugehörigen Baubarkeits- und Zusteuerregeln in Bezug auf die von dem Kunden gewählten Merkmalen erfüllt sind [Stä08]. Die Definition des Produktes auf Produktebene findet über die Festlegung der gewünschten Merkmale oder Eigenschaften durch den Kunden statt. Diese Produktcharakteristika werden über Merkmale beschrieben und jedes Merkmal wird in einen spezifischen Code übersetzt [Ohl00, Her90]. Jedes Merkmal gehört zu einer Merkmalsfamilie, welche alle der Familie zugehörigen Merkmale subsummiert. Die

Einbauraten aller Merkmale innerhalb einer Merkmalsfamilie summieren sich zu 100%. In diesem Zusammenhang ist die Einbaurate eines bestimmten Merkmals der prozentuale Anteil der verkauften Produkte, die mit dem bestimmten Merkmal ausgestattet sind. Für jede Produktkonfiguration muss immer ein Merkmal aus einer Merkmalsfamilie zugeordnet sein. Die zur Herstellung der Produktkonfiguration notwendigen Teilebedarfe oder Sekundärbedarfe werden über die Bedarfsmengenermittlung analysiert und bieten die Grundlage für die Lieferantenvorschau hinsichtlich der Ermittlung zukünftig auftretender Materialbedarfe nach Zeit und Menge [Ree90]. Nicht allen Merkmalen kommt bei der Produktbeschreibung die gleiche Bedeutung zu. Die Merkmale können wie folgt klassifiziert werden [Ohl00, Her90]:

- Basismerkmale: Merkmale, welche mit der Auswahl einer bestimmten Produktvariante direkt dem Auftrag zugeordnet werden können.
- Zusatzmerkmale: Merkmale, die der Kunde selbst gemäß seinen Wünschen aus einer Merkmalsmenge wählen darf. Sie modifizieren den durch die Basismerkmale vorgegebenen Rahmen.

In der vorliegenden Arbeit werden lediglich die vom Kunden frei wählbaren Merkmale betrachtet (Zusatzmerkmale) und im weiteren Verlauf generalisiert als Merkmale oder Eigenschaften benannt. Jedes Merkmal ist eindeutig durch einen Code referenziert. Aufgrund der Eindeutigkeit werden die Begrifflichkeiten Code und Merkmal synonym verwendet. Zur Spezifizierung baubarer Produkte müssen Regeln zwischen diesen Merkmalen eingehalten werden, die Coderegeln genannt werden. Sie bestehen aus den betroffenen Codes und deren Verknüpfung über boolesche Operatoren. Generell können die Coderegeln wie folgt unterteilt werden [Ohl00]:

- Leere Coderegeln \rightarrow Bestehen aus keinem Element (-)
- Einzelcodes \rightarrow Bestehen aus genau einem Element (A)
- Codes \rightarrow Bestehen aus einer Verknüpfung mehrerer Elemente ($A \wedge B$, $A \vee B$)

Die boolesche Algebra stellt zur Erstellung der Coderegeln die folgenden Verknüpfungen bereit:

- \neg entspricht der Negation bzw. „Nicht“
- \wedge entspricht der Konjunktion bzw. „Und“
- \vee entspricht der Disjunktion bzw. „Oder“

Diese Coderegeln werden genutzt, um Baubarkeitsregeln aufzubauen, die wiederum für die Baubarkeitsprüfung eines Produktes verwendet werden. Die Baubarkeitsprüfung untersucht die Einhaltung aller Baubarkeitsregeln für die im Auftrag enthaltenen Merkmale. Bei den Baubarkeitsregeln handelt es sich um aussagenlogische Formeln, die aus den Coderegeln generiert

werden. Sie geben Auskunft darüber, ob und wie ein Merkmal im Auftrag verbaut werden darf. Eine Baubarkeitsregel wird aus den jeweiligen Codes generiert, welche über boolesche Operatoren verknüpft werden [Sin03]. Das nachfolgende Beispiel illustriert eine Baubarkeitsregel:

Beispiel. *Es existiert ein Merkmal, welches in den Merkmalscode X_1 übersetzt wird. Damit dieses Merkmal einer baubaren Produktkonfiguration hinzugefügt werden kann, muss die Baubarkeitsbedingung $(Y_2 \vee Y_3) \wedge (\neg(Q_3 \wedge Z_1))$ erfüllt sein. Die Baubarkeitsregel gilt nach den booleschen Verknüpfungen der Operatoren als erfüllt, wenn entweder der Code Y_2 oder der Code Y_3 in der Konfiguration des Auftrages enthalten ist und entweder der Code Q_3 oder der Code Z_1 nicht in der Konfiguration enthalten ist.*

Nur wenn jeder in dem Auftrag vorkommende Code baubar ist, gilt die Baubarkeitsprüfung als bestanden und der Auftrag ist baubar [Sin03].

2.1.3 Abwicklungsstrategien in der variantenreichen Serienproduktion

In der variantenreichen Serienproduktion wird zwischen verschiedenen Auftragsabwicklungstypen unterschieden. Im Rahmen der Betrachtung dieser wird der Begriff Kundenauftragsentkopplungspunkt (KAEP) verwendet. An der Stelle des Produktionsprozesses, an der die Planungsprozesse von kundenneutralen und prognosebasierten Prozessen in kundenauftragsgetriebene Prozesse übergehen, wird von dem sogenannten KAEP gesprochen [Klu18]. Demnach wird der Leistungserstellungsprozess in zwei divergente Phasen gegliedert: einerseits in die Phase der kundenauftragsanonymen Aktivitäten vor dem KAEP und andererseits in die kundenspezifische Phase ab dem KAEP [Gra17]. Die beiden zuvor aufgezeigten Phasen unterscheiden sich ebenfalls hinsichtlich der Nachfrage, da die Nachfrage in der Phase vor dem KAEP einer gewissen Unsicherheit ausgesetzt ist und die Aktivitäten auf Prognosen basieren und somit antizipativ erfolgen. Die in der kundenspezifischen Phase nach dem KAEP bestehenden Vorgänge werden demgegenüber als sicher eingestuft, da die Kundennachfrage bekannt ist. Das Vorgehen ist reaktiv und die notwendigen Informationen gehen aus der vorliegenden konkreten Kundenbestellung hervor [Vol09]. Die geforderte Lieferzeit, die Prognostizierbarkeit der Nachfrage, die Komplexität der Produktionsaktivitäten sowie die Produktvielfalt stellen Einflussfaktoren auf die Festlegung des KAEP dar. Aufgrund des wachsenden Einflusses der geforderten Lieferzeit sowie der Produktvielfalt auf die reaktive Leistungserstellung, gestaltet sich die Festlegung des optimalen Punktes zunehmend komplexer [Vol09].

Des Weiteren existiert hinsichtlich der Positionierung des KAEP ein Spannungsfeld zwischen der Produktivität und der Flexibilität. Die Position des angeführten Punktes entscheidet über die Art der Auftragsabwicklungstypen. Innerhalb der variantenreichen Serienproduktion haben sich die zwei Strategien BTS und BTO zur Positionierung des KAEP etabliert [RW04], siehe Abbildung 2.2.

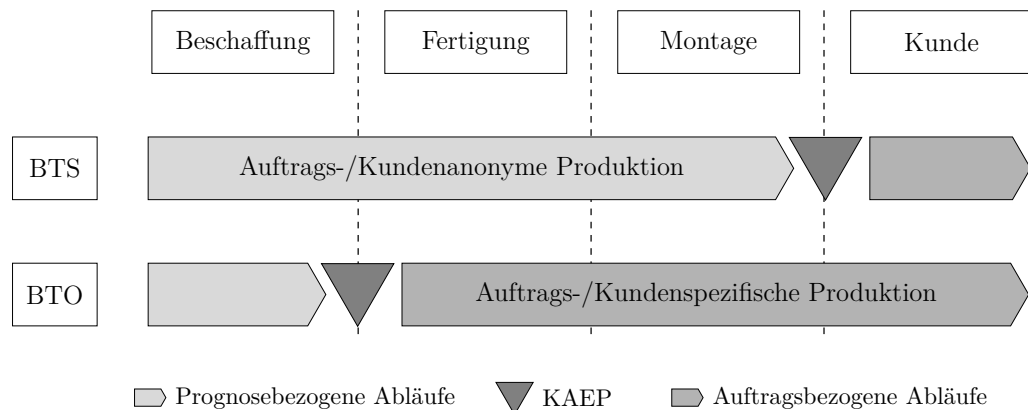


Abbildung 2.2: KAEP der verschiedenen Auftragsabwicklungsstrategien, eigene Darstellung in Anlehnung an [Wie20].

Der in der Literatur beschriebene Produktionsansatz BTS entspricht der reinen Lagerfertigung [Vol09, Wit13]. Dieser Produktionsansatz inkludiert sämtliche Fertigungsaufträge, die zum Zeitpunkt der Bestellung noch keinem Endkunden zugeordnet sind.

Der Endkundenbedarf wird ferner mit Hilfe des Lagerbestandes gedeckt [L16]. Existiert eine Abnahmevereinbarung zwischen dem Händler und dem Hersteller, so muss der Händler in einem vorgegebenen Zeitraum eine vom Hersteller festgelegte Anzahl an Bestellungen abgeben. Die Anzahl der aufzugebenden Aufträge wird durch die sogenannten Quoten bestimmt [Mey04]. Diese sind oft bis zur Produktvariantenebene eingeteilt und über eine Zielvereinbarung vorgegeben. Der Händler hat bis zu einem gewissen Zeitpunkt die Möglichkeit, die offenen Quoten direkt mit Kundenaufträgen zu belegen. Ist die Anzahl der Kundenaufträge geringer als das Quotenkontingent, so ist der Händler gezwungen, die verbleibenden Quoten als Lageraufträge zu bestellen. Die Produktkonfiguration liegt in diesem Fall ausschließlich in der Hand des Händlers. Der Händler muss eine Auswahl zwischen einer Vielzahl möglicher Merkmale mit dem Ziel treffen, den erwarteten Deckungsbeitrag zu maximieren und gleichzeitig die Kundenwünsche hinreichend gut zu prognostizieren. Diese konfigurierten Produkte werden nach der Produktion an den Händler geliefert und im Anschluss durch den Händler an die Kunden verkauft [PSSZ12, Mey04]. Der KAEP eines BTS-Produktes befindet sich somit erst im Lager des Händlers oder auf der Distributionsstrecke, siehe Abbildung 2.2. Alle Aktivitäten von der Beschaffung über die Fertigung bis zur Montage werden demnach ohne eine Kundenzuordnung und rein auf einer Prognosebasis im Hinblick auf die Antizipation zukünftiger Kundenwünsche vorgenommen [Vol09].

Die BTO-Produktion beschreibt die Planung und Fertigung der Produkte entsprechend vorliegender Kundenaufträge. Da der Endkunde im Zentrum dieser Auftragsgenerierung steht, wird häufig von einer Kundenauftragsfertigung gesprochen. Diese Produktkonfiguration wird direkt vom Kunden bestimmt. Sofern der Auftrag bei einem Händler angefragt wurde, wird der Auftrag im Anschluss an den Hersteller weitergegeben. Erst wenn der Auftrag

beim Hersteller eingegangen ist, wird genau dieses Produkt in die Produktion eingeplant. Ein Produkt wird dementsprechend nur genau dann produziert, wenn ein Produktionsauftrag dafür vorliegt [Vol09, L16]. Im Rahmen dieser Arbeit entspricht die BTO-Abwicklungsstrategie einem Spezialfall des BTO-Produktionsprinzips. Es werden ausschließlich Produkte produziert, für die ein spezifischer Auftrag mit vollständiger Produktkonfiguration vorliegt. Dies gilt sowohl für einen Produktionsauftrag, der von einem Händler ohne direkte Endkundenbeteiligung stammt, als auch für einen Auftrag, der direkt vom Kunden konfiguriert wurde [PSSZ12]. Im Fall der Auftragsanlage durch einen Kunden liegt der KAEP noch vor der Einlastung des Produktes in die Produktion. Die gesamte Beschaffung beruht auf einer antizipativen Bedarfsermittlung. Sobald sich das Produkt in der Fertigung befindet, wird der dazu zugeordnete Kundenauftrag berücksichtigt und das Produkt wird gemäß dem Endkundenauftrag gefertigt [Vol09].

VBtO ist ein innovativer Produktionsansatz und stellt eine weitere Abwicklungsstrategie dar. Das zuvor vorgestellte Konzept des BTO-Ansatzes wird um einen virtuellen Charakter erweitert. Dieses Auftragserfüllungssystem ermöglicht eine effizientere und flexiblere Bereitstellung des vom Kunden gewünschten Produktes über das Angebot potentieller Produktkonfigurationen über die komplette Planungspipeline [BM06]. Durch das Offenlegen der Pipeline wird ein Gesamtüberblick über sämtliche Produkte ermöglicht. Die Pipeline gliedert sich in einen virtuellen und einen physischen Teil.

Zum physischen Teil der Aufträge gehören diejenigen Produkte, welche entweder im Werks- oder Händlerlager aufzufinden sind oder sich bereits in der Produktion befinden. Bei diesen Aufträgen können keine Änderungen der Produktspezifikation mehr vorgenommen werden. In diesem Fall ist der KAEP identisch mit dem KAEP eines BTS-Produktes.

Der virtuelle Teil umfasst alle Produkte bis zur Einlastung in die Produktion - virtuell, da die Aufträge nur im Planungssystem vorliegen, jedoch noch keine physische Umsetzung erfahren haben. Diese Produktionsaufträge können noch bis zum FP anhand der Wünsche des Endkunden konfiguriert werden. In diesem Kontext wird die komplette Pipeline nach einer passenden Produktkonfiguration durchsucht. Zum einen besteht die Möglichkeit ein passendes Produkt unter den vom Händler vorkonfigurierten Produkten zu finden. Trifft das nicht zu, so kann ein ursprünglicher Lagerauftrag unter Umständen rekonfiguriert werden [BM06].

Zur Befüllung einer virtuellen Pipeline generiert ein VBtO-System auf Basis einer Vielzahl unterschiedlichster Informationen, wie beispielsweise Vergangenheitsdaten des Käuferverhaltens, vollständig spezifizierte virtuelle Aufträge. Diese stimmen im Idealfall exakt mit der tatsächlichen Kundennachfrage überein. Muss der Händler zu einem gewissen Zeitpunkt die ihm zugeordneten Quoten mit Lageraufträgen belegen, richtet er sich nach den berechneten virtuellen Aufträgen. Somit entsteht ein Potential einer möglichst hohen Übereinstimmung der im späteren Zeitverlauf eintreffenden tatsächlichen Kundenaufträge mit den virtuell konfigurierten Lageraufträgen über einen flexiblen Entkopplungspunkt [BM04]. In der Literatur wird für diese virtuellen Aufträge der Begriff Planauftrag verwendet, siehe Abschnitt 2.3.

2.2 Planungs- und Abwicklungsprozesse in der variantenreichen Serienproduktion

Die Kernprozesse, die für eine variantenreiche Serienproduktion erforderlich sind, umfassen die Entwicklung, Planung und Versorgung, Auftragsabwicklung sowie Entsorgung. Die Abbildung 2.3 veranschaulicht diese Vorgänge [BW00]. Aus Sicht des Kunden stellt die Auftragsabwicklung die Schnittstelle zu der Leistungserstellung dar. Verbesserungen in der Auftragsabwicklung bedingen eine Differenzierung vom Wettbewerb und tragen zu einem langfristigen Unternehmenserfolg bei. Um einen effektiven Abwicklungsprozess zu gewährleisten, ist eine qualitativ hochwertige Gestaltung des Planungsprozesses essentiell. Dadurch kann eine Erhöhung der Wertschöpfung und ein Wettbewerbsvorteil über die komplette Supply Chain von der Einplanung der Aufträge bis zu der Auslieferung an den Kunden erreicht werden [Zan16]. In Abschnitt 2.2.1 werden die Planungsprozesse und in Abschnitt 2.2.2 die Abwicklungsprozesse in der variantenreichen Serienproduktion vorgestellt.

2.2.1 Planung in der variantenreichen Serienproduktion

Der Planungsprozess in der variantenreichen Serienproduktion gliedert sich in einen kurz-, mittel- und langfristigen Planungshorizont [BDEW05, Her12]. In der langfristigen Planung werden auf strategischer Ebene Entscheidungen über eine zukünftige Ausrichtung der Produktion getroffen, wie beispielsweise eine Investitionsentscheidung bezüglich eines neuen Werkes oder eine Entscheidung hinsichtlich eines Standortwechsels. Da der Fokus der vorliegenden Arbeit im planerischen Bereich auf der Bedarfsplanung liegt, wird der langfristige Horizont nicht betrachtet. Darüber hinaus ist die Datenqualität im Langfristbereich ungenügend oder die Daten sind generell nicht verfügbar.

Die mittelfristige Planung trifft auf einer taktischen Ebene relevante Entscheidungen. In Abgrenzung zu der langfristigen Produktionsplanung werden die Planungsprämissen im mittelfristigen Horizont aus den Marktprognosen und der Kapazitätsvereinbarung entnommen und basieren nicht auf strategischen Unternehmensentscheidungen [LK13]. Da noch keine realen Aufträge im System vorliegen und der Bedarf lediglich auf Marktprognosen basiert, muss von einer Volatilität ausgegangen werden.

Aufbauend auf der taktischen Ebene werden auf der operativen Ebene im kurzfristigen Planungshorizont kaskadierend Anpassungen vollzogen. Im kurzfristigen Planungshorizont unterscheiden sich die Daten und Informationen von der mittelfristigen Planung insbesondere durch die gestiegene Verfügbarkeit realer Aufträge. Diese bilden die Grundlage, um die Teilebedarfe und die Produktionsprozesse planen zu können [LK13]. Im Gegensatz zu den oft ungenauen Marktprognosen kann trotz möglicher Auftragsänderungen mit deterministischen Bedarfen gerechnet werden. Die operative Ebene ist eng verknüpft mit der Bedarfsplanung und dem Ressourceneinsatz, um alle Maßnahmen zur Erfüllung der Kundenaufträge vorzubereiten.

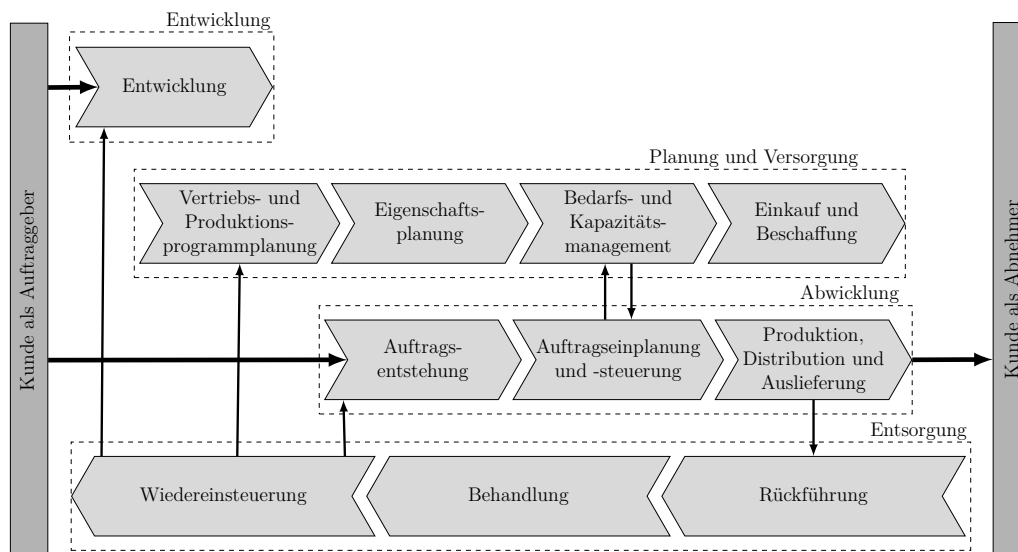


Abbildung 2.3: Zentrale Prozesse der variantenreichen Serienproduktion, eigene Darstellung in Anlehnung an [BW00].

Wie bereits in der Abbildung 2.3 illustriert teilt sich der Planungsprozess in die Unterprozesse Vertriebsplanung (VP) und Produktionsprogrammplanung (PPP), Merkmalsplanung (EPL) sowie Bedarfs- und Kapazitätsmanagement (BKM) auf [BW00]. Die VP und PPP werden in Abschnitt 2.2.1.1, die EPL in Abschnitt 2.2.1.2 und das BKM in Abschnitt 2.2.1.3 beschrieben.

2.2.1.1 Vertriebsplanung und Produktionsprogrammplanung

Das zentrale Ziel des gesamten Planungsprozesses ist es, die Bestellungen gemäß den Kundenaufträgen so zu fertigen, dass diese den Kundenanforderungen entsprechen und die versprochenen Liefertermine eingehalten werden. Beginnend mit der Planung des Produktionsprogrammes auf der strategisch-taktischen Ebene werden die verfügbaren Kapazitäten bestimmt und koordiniert. Dabei werden die volumenseitigen Nachfragen der Märkte in einem Volumenplan konsolidiert und mit den Kapazitäten der Werke abgeglichen. Erst die taktisch-operative Programmsteuerung legt für jedes Produktionswerk das eindeutige Produktionsprogramm fest [Vol09, Her12]. Die jeweils strategische, taktische und operative Planungsebene unterscheidet sich vor allem in der Granularität der vorliegenden Daten. Die Schwankungsbreite nimmt aufgrund der detaillierteren Informationen bis hin zur endgültigen Produktion immer weiter ab. Die PPP wird unter Berücksichtigung der Kapazitätsbeschränkungen festgelegt. Zudem leiten sich aus der Vertriebsplanung über die PPP die volumenseitigen Anforderungen an die Materialbedarfe für die Fertigung ab. Auch die Materialbedarfsermittlung wird durchgängig mit den verfügbaren Lieferkapazitäten abgeglichen [Klu10]. Die PPP findet im mittel- bis langfristigen Bereich über einen Planungshorizont von bis zu fünf Jahren statt [Ald09]. Auf Basis der zuvor erstellten Absatzprognose wird das Produktionsvolumen der unterschiedlichen Modelle und der Zeitpunkt der Fertigung festgelegt. Zudem wird daraus in Kombination mit den

Ergebnissen der Eigenschaftsplanung der Bedarf an Ausstattungsmerkmalen abgeleitet [ORW01]. Über die durchgeführten Absatzprognosen wird in der lang- bis mittelfristigen PPP die initiale Produktionsvolumenplanung durchgeführt. In diesem Zusammenhang wird das zu produzierende Volumen bestimmt. Dieses beinhaltet die exakte Festlegung der Produktionsmengen, des Produktionszeitraumes und des Produktionsortes [Her12]. Die Volumina werden je nach Kapazität der Werke verteilt. Durch diese frühzeitige Ausplanung der Werke werden Kapazitätsengpässe rechtzeitig identifiziert und überwacht. Über Gegenmaßnahmen können die Engpässe ganz behoben oder in ihrem Ausmaß gemildert werden [Klu10]. Das festgelegte Produktionsvolumen bildet die Grundlage für die Bestimmung der Abnahmeverpflichtung der Händler. Der Begriff der Quote ist in diesem Kontext gängig. Die Anzahl an Quoten entspricht der Anzahl an Produktionsaufträgen, die ein Händler in einem bestimmten Zeitraum an den Hersteller übergeben muss. Mit dieser Abnahmeverpflichtung kann der Hersteller eine rentable Mindestauslastung der Werke bei einem bestimmten Mix im Hinblick auf die Produktvarianten sicherstellen [Mey04]. Aus der lang- bis mittelfristigen PPP geht ein Produktionsplan hervor, der die Volumina auf aggregierter Ebene angibt. Aufgrund des langen Planungshorizontes liegen zum Zeitpunkt der Festlegung des Produktionsplanes ein breiteres Unsicherheitspektrum und insbesondere noch keine spezifischen Kundenaufträge vor. Daher werden die Produktionsvolumina in wiederkehrenden Planungsrunden weiter verfeinert. Die Planungsstufen finden demzufolge nicht strikt sequenziell statt, sondern greifen immer wieder auf die Daten der anderen Ebenen zurück [Her05]. Die kurzfristige Programmsteuerung beginnt mit dem Eingang von Bestellungen, welche je nach Auftragsart über den Händler oder den Endkunden initiiert werden [Her12]. Die Programmsteuerung hat einen Zeithorizont von wenigen Wochen und wird in den meisten Produktionsunternehmen täglich durchgeführt und überarbeitet. Insbesondere die Auftragseinplanung und die Sequenzierung der Aufträge im Werk sind zentrale Bestandteile der operativen Planungsebene. Es wird überprüft, ob alle Voraussetzungen bezüglich der Kapazitäten, Betriebsmittel und Materialien zur Fertigung erfüllt sind. Des Weiteren findet die durchgehende Auftragsüberwachung statt, die den Fortschritt der Produktion überwacht. Die Rückmeldungen über den Produktionsprozess fließen in die Qualitätsprüfung am Ende der Fertigung ein [Wie14].

2.2.1.2 Eigenschaftsplanung

Die EPL, auch Merkmalsplanung genannt, ist ein direkter Bestandteil der Planung und Abwicklung in der variantenreichen Serienproduktion. Zur Vereinheitlichung werden die Begrifflichkeiten Merkmalsplanung und Eigenschaftsplanung im Folgenden synonym verwendet. Während sich die VP und PPP mit der Bestimmung des Produktionsvolumens und dem Produktmix beschäftigt, bestimmt die EPL die zu erwartenden Ausstattungsmerkmale der Produkte [Her05]. Die Eigenschaftsplanung hat die Aufgabe einer Vorhersage der Einbauraten von Merkmalen sowie möglicher Merkmalskombinationen

für unterschiedliche Produktvarianten in einem vorgegebenen Zeitfenster. Während in der mittelfristigen Planung die Eigenschaftsplanung oder Merkmalsplanung dazu dient, die benötigten Kapazitäten für eine marktspezifische Versorgung abzusichern, bildet die Bedarfsplanung der Merkmale im operativen Betrieb die Grundlage für die Materialbedarfsprognosen [HW03]. Zu diesem Zweck werden die benötigten Sekundärbedarfe durch die Auflösung der Einbauraten der Merkmale über die Stücklistenauflösung ermittelt [Stä08]. Das Ziel einer Eigenschaftsplanung ist es, den zukünftigen Marktbedarf so exakt wie möglich zu antizipieren, um eine effektive Vorhersage über die benötigten Kapazitäten geben zu können [GKD⁺06].

Die Eigenschaftsplanung muss die Zusammenhänge der Merkmale untereinander berücksichtigen, um eine gültige und somit baubare Produktkonfiguration generieren zu können. Besonders durch die immer größer werdenden Individualisierungsmöglichkeiten steigt die Komplexität der Aufgabe [TJM96]. Die Identifikation und Dokumentation der Zusammenhänge sind ein äußerst komplexer Sachverhalt. Diese Zusammenhänge sind in der Produktstruktur für unterschiedliche Produktvarianten und Märkte verankert. Aus diesem Grund muss eine Vielzahl an Einflussfaktoren berücksichtigt werden, um eine qualitativ hochwertige und insbesondere gültige Vorhersage über die zukünftige Nachfrage zu erhalten. Gültig bedeutet in diesem Zusammenhang, dass Zwänge und Ausschlüsse in der Planung berücksichtigt werden. Wenn beispielsweise ein Merkmal A ein Merkmal B erzwingt und von B oder von A keine weiteren Zwänge und Ausschlüsse auf Basis vorliegender Coderegeln ausgehen, siehe Abschnitt 2.1.2, muss zwingend die Einbaurate des Merkmals B größer gleich der Einbaurate des Merkmals A sein. Zu den weiteren Einflussfaktoren gehören unter anderem bereits geplante Produktionsvolumina, Vergangenheitswerte, Vorhersagen über die jeweilige Marktsituation, aktuelle Trends und Saisonalitäten sowie Kapazitätsrestriktionen [GBKD04]. Während im strategischen Planungshorizont kaum Daten sowie Informationen über zukünftige Bestellungen vorliegen und eine qualitativ hochwertige Planung kaum möglich ist, entsteht im operativen kurzfristigen Zeithorizont durch die bereits eingehenden realen BTS- und BTO-Aufträge eine höhere Sicherheit und Güte der Planungsgenauigkeit. In diesem Zeitraum können die Bedarfe nahezu vollständig sowie exakt bestimmt werden. Desto besser die prognosebasierte Planung zukünftiger Einbauraten ist, umso weniger Aufwand ist für eine Nachjustierung der Planung notwendig [Mey04].

2.2.1.3 Bedarfs- und Kapazitätsmanagement

Die Aufgabe des BKM besteht darin, die Unsicherheiten der Versorgungsstruktur in Form von Lieferengpässen vorausschauend und rechtzeitig zu identifizieren und über Anpassungen der Kapazität die marktorientierte Bedarfsversorgung zu garantieren. Der zentrale Prozess des BKM ist die Bedarfsermittlung des Materials auf Basis der VP und PPP sowie der EPL und der Abgleich des ermittelten Bedarfes mit den zur Verfügung stehenden Kapazitäten. Im Rahmen der Bedarfsermittlung werden die folgenden Bedarfsarten unterschieden [OO18]:

- Primärbedarf: Entspricht dem Marktbedarf an verkaufsfähigen Erzeugnissen.
- Sekundärbedarf: Beschreibt den Bedarf an Rohstoffen, Baugruppen und Einzelteilen, die zur Fertigung des Primärbedarfes benötigt werden. Der Bedarf des Sekundärbedarfes kann durch die Stücklistenauflösung des Primärbedarfes ermittelt werden.
- Tertiärbedarf: Charakterisiert den Bedarf an Verschleißteilen sowie Betriebs- und Hilfsstoffen, die zur Ausführung des Produktionsprogrammplanes benötigt werden.

Aufgrund der in dieser Arbeit behandelten Thematik wird nur die Primärbedarfsplanung betrachtet. Auf Basis der erstellten PPP werden die Primärbedarfe ermittelt [Klu10]. Die PPP gibt Aufschluss über die zu produzierenden Modelle und die EPL kommuniziert die Einbauraten der Merkmale und der Merkmalskombinationen, woraus sich der Primärbedarf ergibt. Diese Angaben müssen im nächsten Schritt weiter aufgeschlüsselt werden, um den Sekundärbedarf zu erhalten [Dör13]. Die dafür benötigten Produktstrukturinformationen werden in den Stücklisten beschrieben. Die Stückliste ist der allgemeinste Informationsträger einer Produktvariante. Die Stückliste gibt Auskunft über die Menge an Sekundärbedarfen, die für die Produktion benötigt werden [Zäp01]. Die im taktischen und operativen Bereich verortete Planung, bestehend aus VP sowie PPP, EPL und BKM, wird rollierend über unterschiedliche Planungshorizonte durchgeführt und mit näherkommendem Produktionszeitpunkt präziser. Die Bedarfsplanung stellt somit einen integrierten Prozess dar. Neben der Feststellung der Materialbedarfe ist auch die Identifizierung und Umgehung von Lieferengpässen ein Bestandteil des BKM. Lieferengpässe liegen vor, wenn die Bereitstellungszeit des Lieferanten größer ist als die verfügbare Bestandsreichweite [GH07].

Die strategische Planung erstreckt sich über einen Planungshorizont von bis zu fünf Jahren. Sie setzt sich insbesondere mit dem durchgängigen Abgleich der verfügbaren Produktionskapazitäten und den aggregierten Primärbedarfen aus der langfristigen VP sowie der PPP auseinander. Zudem werden die aus der Stücklistenauflösung resultierenden Sekundärbedarfe den Lieferantenkapazitäten gegenübergestellt. Ziel ist es, die Realisierbarkeit des geplanten Produktionsprogrammes, unter der Berücksichtigung der dafür benötigten Kapazitäten, zu gewährleisten [Klu10]. Die Kapazitätsplanung im taktisch-operativen Bereich wird im Zusammenhang mit der Auftragseinplanung in Abschnitt 2.2.2.1 genauer behandelt.

2.2.2 Auftragsabwicklung in der variantenreichen Serienproduktion

Das Ziel des Auftragsabwicklungsprozesses oder des Order-to-Delivery (OTD)-Prozesses in der variantenreichen Serienproduktion ist es, ein individualisiertes Produkt mit der vom Kunden gewünschten Konfiguration zu

planen, zu produzieren und zum versprochenen Zeitpunkt an den richtigen Ort zu liefern [SA15, HM03]. Um ein Höchstmaß an Flexibilität zu gewährleisten, ist es dem Kunden möglich, die Produktkonfiguration bis kurz vor der geplanten Produktion zu ändern [BM04]. Dieser Grenzpunkt wird, wie zuvor beschrieben, als FP bezeichnet.

Bei der Auftragsabwicklung wird zwischen verschiedenen Abwicklungsstrategien unterschieden, siehe Abschnitt 2.1.3. Zur Bewältigung der Herausforderung unsicherer zukünftiger Kundenaufträge kann die VBtO-Strategie verfolgt werden [BM04]. Ausgehend von differenzierten Entkopplungspunkten können gewünschte Liefertermine des Kunden im Gegensatz zu herkömmlichen OTD-Konzepten besser in die Berechnung des geplanten Termines in der Produktion integriert werden. Die Aversion der Kunden, auf ihre Bestellung warten zu müssen, spielt diesbezüglich eine wesentliche Rolle [HM03], ebenso wie die Erhöhung des Deckungsbeitrages für die Hersteller und die Reduzierung des Bestandes von nicht kundenspezifischen Produkten [BM04]. Eine potentielle Grundlage für das VBtO-System ist das Konzept des Planauftrages zur Antizipation von zukünftigen Kundenwünschen durch die Generierung von Planobjekten und zur Zuordnung von Planaufträgen zu realen Kunden- oder Händleraufträgen in einer variantenreichen Produktionsumgebung [BM17]. Die Verwendung von Planaufträgen ermöglicht die Integration von VP und PPP in den Auftragsabwicklungsprozess und erlaubt die Ableitung von Materialanforderungen.

Mit dem Eintreffen der Kunden- oder Händlerbestellung wird der Auftragsabwicklungsprozess ausgelöst. Die operative Produktionsplanung und -steuerung (PPS) befasst sich unter anderem mit der Auftragseinplanung und Sequenzierung der Aufträge in das Produktionswerk [Sch20]. Da über einen langen Planungshorizont nur eine geringe Menge tatsächlicher Kundenaufträge vorliegt, bietet das Konzept der Planaufträge das Potential zur Stabilisierung der Planung hinsichtlich der Auftragsabwicklung. Die Gesamtheit aller vorliegenden Aufträge wird als Auftragsbestand bezeichnet. Auf dessen Basis erfolgt die Einplanung und Sequenzierung der Aufträge [Dör13]. Insbesondere die Auftragseinplanung und die Sequenzierung sind zentrale Bestandteile der operativen Planungsebene. Steht diese fest, so folgt die Auftragsfreigabe. Es wird überprüft, ob alle Voraussetzungen bezüglich der Kapazitäten, Betriebsmittel und Materialien für die Fertigung der Aufträge erfüllt sind. Zudem findet eine durchgehende Auftragsüberwachung bezüglich des Fortschrittes der Produktion statt. Die Rückmeldungen über den Produktionsprozess fließen in die Qualitätsprüfung am Ende der Fertigung ein [Wie14, Stä08].

Die Abwicklungsprozesse lassen sich grob in drei einzelne Prozesse separieren, siehe Abbildung 2.3: die Auftragsentstehung, die Auftragseinplanung und -steuerung sowie die Fertigung, Distribution und Auslieferung an den Kunden [Klu18]. Da der Fokus der Arbeit auf der Auftragseinplanung und -steuerung liegt, wird in Abschnitt 2.2.2.1 die Einplanung eingehender Aufträge in das Produktionssystem und in Abschnitt 2.2.2.2 die Auftragssteuerung beschrieben.

2.2.2.1 Auftragseinplanung und -sequenzierung

Die Auftragseinplanung und -sequenzierung hat die Aufgabe einer optimalen Einplanung der vorliegenden Produktionsaufträge unter Berücksichtigung der organisatorischen und technischen Rahmenbedingungen. Da die Freigabe der Aufträge für die Einplanung in die Produktion erst spät im operativen Planungshorizont erfolgt, liegen bereits reale Kundenaufträge vor. Bei den restlichen Aufträgen handelt es sich aufgrund der Quotenfüllpflicht um Händleraufträge [Klu18]. Ein Auftrag muss die geltenden Vertriebsregularien und technischen Restriktionen einhalten, die für die entsprechende Produktvariante und den Markt gültig sind. Darüber hinaus darf der Auftrag nur die für die Modelltyp-Markt-Kombination freigegebenen Merkmale beinhalten sowie innerhalb des für den Händler allokierten Volumens liegen [Wag07]. Die eingehenden Kunden- und Händleraufträge werden zunächst unter Berücksichtigung der bisherigen PPP sowie der aus dem BKM übermittelten Kapazitätsrestriktionen in ein Auftragspool eingeplant [Mey04]. Sind die Aufträge in ihrer Konfiguration fixiert, so können Mengengerüste über festgelegte Zeiträume, beispielsweise auf Monats-, Wochen- oder Tagesebene, erstellt und an die Produktion abgegeben werden. Diese werden über einen Abgleich der Auftragskonfiguration auf Teileebene und der Restriktionen aus der Logistik und Produktion festgelegt. Die in dem Mengengerüst enthaltenen Produktionsaufträge werden im abschließenden Schritt in eine sequenzielle Produktionsreihenfolge gebracht, die sogenannte Sequenzierung [Klu18, BSD⁺21]. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wird die Sequenzierung nicht beachtet. Das Ziel ist die Generierung von Einplanungsszenarien auf Monats- und Tagesebene, unter Berücksichtigung vorliegender Kapazitäts- und Fabrikrestriktionen.

2.2.2.2 Auftragssteuerung

Die Auftragssteuerung startet, wie in Abbildung 2.3 zu sehen ist, nach der Auftragsentstehung durch den Kunden bei dem Händler und endet mit der Übergabe des fertigen Produktes an den Kunden. Die Order Lead Time (OLT) beschreibt die Zeitdauer für das Durchlaufen aller dargestellten Schritte und entspricht somit der Spanne zwischen der Auftragseinplanung und der Übergabe des Produktes an den Kunden [Klu18, Stä08]. Da der Kunde zwischen der Auftragsanlage und dem Änderungsgrenzpunkt die Produktkonfiguration ändern kann, ist eine finale Fixierung des Auftrages erst nach dem Erreichen des FP notwendig. Aus diesem Grund ist eine Steuerung der Aufträge und der resultierenden Anpassungen des Produktionsprogrammes unabdingbar. Die Anpassungen bestehender Aufträge durch einen Kunden beeinflussen die Materiallogistik erheblich, da sie kurzfristigen Schwankungen des Materialbedarfes unterworfen sind und somit die Anforderungen an die Flexibilität des Herstellers hinsichtlich der Änderungswünsche bezüglich der Produktkonfigurationen seitens der Kunden und der Händler bestimmen [Wag07]. Die Kundenzufriedenheit spielt zu jeder Zeit eine zentrale Rolle. Die Erwartungen des Kunden an das Produkt werden mit der tatsächlich

erbrachten Leistung verglichen. Übersteigen die Erwartungen die tatsächlich erbrachten Leistungen, so ist der Kunde unzufrieden. Neben einer möglichst kurzen OLT und der Möglichkeit, zu einem spätestmöglichen Zeitpunkt die Konfiguration des Auftrages zu ändern, hat auch die Einhaltung des kommunizierten Liefertermines, die sogenannte Liefertreue, einen zentralen Einfluss auf die Zufriedenheit des Kunden. Schon bei der Auftragsanlage bei dem jeweiligen Händler kann dem Kunden, unter Berücksichtigung der Produktvariante sowie der Produktkonfiguration, ein Liefertermin mitgeteilt werden. Die Einplanung, Sequenzierung sowie die nachträgliche Auftragssteuerung bei Änderungen des Auftrages müssen so erfolgen, dass der Liefertermin eingehalten werden kann oder lediglich minimal abweicht [Her05]. In diesem Zusammenhang hat die Einhaltung des kommunizierten Liefertermines höchste Priorität [Klu18]. Wenn möglich, sollen die notwendigen Maßnahmen zur Anpassung nur über die Verschiebung nicht fixierter Kundenaufträge erfolgen, damit diese einen möglichst geringen Einfluss auf die Abweichung des versprochenen Liefertermines hat.

2.3 Das Konzept Planauftrag

Wie bereits in Abschnitt 2.1.3 beschrieben, werden in der variantenreichen Serienproduktion verschiedene Auftragsabwicklungsstrategien unterschieden. Während bei der BTO-Strategie eine direkte Zuordnung eines gebauten Produktes zu einem Kunden vor dem Änderungsgrenzpunkt besteht [VMGS13], ist bei der BTS-Strategie der Kunde zum Zeitpunkt der Produktionsfreigabe unbekannt. Dies führt zu dem Risiko von Umsatzeinbußen aufgrund von Produktkonfigurationen, die bestellt und gebaut werden und im späteren Verlauf möglicherweise nicht den Kundenbedürfnissen entsprechen [HM03]. Um diesen Herausforderungen entgegen zu wirken, kann die VBtO-Strategie verfolgt werden [BM04]. VBtO beschreibt die Möglichkeit, über einen flexiblen Entkopplungspunkt die optimale Zuteilung an einen Kunden über die gesamte Pipeline von bereits fertig produzierten, in der Produktion befindlichen oder virtuellen Produkten zu finden. Basierend auf individuellen Entkopplungspunkten können Wunschliefertermine von Kunden besser in die Berechnung des Plantermines in der Produktion integriert werden als bei herkömmlichen OTD-Konzepten. Die Abneigung der Kunden, auf ihre Bestellung warten zu müssen, spielt neben der Erhöhung des Deckungsbeitrages und der Reduzierung des Lagerbestandes eine wesentliche Rolle [HM03, BM04]. Eine mögliche Grundlage für das VBtO-System ist das Konzept der Planaufträge, um Kundenwünsche durch die Generierung von vollständig spezifizierten Planobjekten zu antizipieren und reale Kundenaufträge den Planaufträgen in einer variantenreichen Produktionsumgebung zuzuordnen [BBF⁺17]. Dieses Vorgehen bietet das Potential der Integration in die Absatz- und Produktionsplanung des Auftragsabwicklungsprozesses und ermöglicht die Ableitung von Materialbedarfen.

Das Konzept des Planauftrages teilt sich in drei Module auf [BBF⁺17], welche in Abbildung 2.4 illustriert und nachfolgend beschrieben werden:

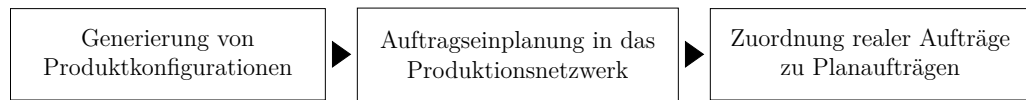


Abbildung 2.4: Das Konzept Planauftrag in der variantenreichen Serienproduktion.

- **Generierung von Produktkonfigurationen:** Die Erzeugung einer endlichen Menge gültiger und insbesondere baubarer Produktkonfigurationen auf Basis historischer Einbauraten, die direkt als Planobjekte für die Produktion eingeplant werden können, stellt die erste zentrale Anforderung dar. Jede gültige Produktkonfiguration besteht aus einer Menge von Merkmalen und berücksichtigt die für das Produktmodell relevanten Baubarkeitsregeln.
- **Auftragseinplanung in das Produktionsnetzwerk:** Die Einplanung der im vorherigen Schritt generierten Produktkonfiguration in die Produktion, unter Berücksichtigung von Rahmenbedingungen und Voraussetzungen wie die Lieferanten- und Fabrikrestriktionen sowie einer Vorgabe der VP, der PPP, der EPL sowie des BKM, zeigt ein weiteres Artefakt des Planauftragskonzeptes auf.
- **Zuordnung realer Aufträge zu Planaufträgen:** Das letzte Modul ordnet eingehende reale Kunden- und Lageraufträge den bereits virtuell eingeplanten Planaufträgen auf einer operativen Ebene zu.

Die einzelnen Module werden im Rahmen dieser Arbeit nicht strikt in einen strategischen, taktischen oder operativen Zeithorizont eingeteilt. Jedes Modul ist ein Teil eines integrativen und dynamischen Prozesses, wobei die Module durch eine permanente Überwachungsfunktion im Rahmen einer Rekalibrierung des Gesamtsystems gesteuert werden. Darüber hinaus werden im weiteren Verlauf die Begrifflichkeiten Produktkonfiguration und Planauftrag dahingehend getrennt, dass eine Produktkonfiguration lediglich eine theoretisch baubare Konfiguration darstellt und ein Planauftrag eine in das Produktionsnetzwerk eingeplante Produktkonfiguration mit Produktions- und Liefertermin repräsentiert.

2.4 Künstliche Intelligenz und mathematische Methoden

Datenbasierte Ansätze und mathematische Modelle zur intelligenten Steuerung von Prozessen können in nahezu allen Wirtschaftssektoren eingesetzt werden, um die Herausforderungen eines dynamischen Umfeldes zu lösen. Spracherkennung, Diagnostik und intelligente Systeme werden bereits in industriellen Produktionssystemen eingesetzt [GRF06]. Dies unterstreicht das hohe Potential datengesteuerter Lösungen. Verschiedene Methoden der Künstlichen Intelligenz (KI) im Bereich des Lernens, Planens und Handelns

sowie Methoden der mathematischen Optimierung und des Operations Research (OR) werden eingesetzt, um Prozesse entlang der Supply Chain zu verbessern [DLK⁺21]. In diesem Abschnitt werden daher die für die Arbeit notwendigen Grundlagen der verwendeten datenbasierten Verfahren erläutert. In Abschnitt 2.4.1 werden unterschiedliche Vergleichsmaße zum Abgleich von Daten wie der Jaccard-Index oder das euklidische Abstandsmaß beschrieben. In Abschnitt 2.4.2 werden probabilistische Ansätze und in Abschnitt 2.4.3 maschinelle Lernverfahren, wie beispielsweise Reinforcement Learning (RL), sowie Regressions- und Klassifikationsmodelle eingeführt. Abschließend werden in Abschnitt 2.4.4 Optimierungsalgorithmen im Bereich der linearen Optimierung, der ganzzahligen Optimierung und der Constraintoptimierung beschrieben.

2.4.1 Data Matching

Bei unterschiedlichen Verfahren des Data Mining, des Maschinellen Lernens, der Mustererkennung oder der statistischen Analyse wird Data Matching zur Bewertung von Ähnlichkeiten verwendet. Die Ähnlichkeit beschreibt ein numerisch messbares Abstandsmaß zwischen zwei Elementen oder zwei Elementmengen [SJ99]. Je ähnlicher die beiden Elemente oder die Elementmengen sind, desto höher ist deren Ähnlichkeit. Ähnlichkeiten sind generell nicht negativ und liegen zwischen 0 (keine Ähnlichkeit) und 1 (vollständige Ähnlichkeit) [TSK16]. Nachfolgend werden die in dieser Arbeit verwendeten Ähnlichkeitsmetriken beschrieben.

Jaccard-Index

Der Jaccard-Index beschreibt die Übereinstimmungen an gemeinsamen Eigenschaften unterschiedlicher Elemente oder Elementmengen. Die Formel zur Berechnung des Ähnlichkeitsmaßes mit Hilfe des Jaccard-Index lautet [Jac01]

$$J(A,B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} .$$

A und B repräsentieren zwei diskrete Mengen. Der Koeffizient $J(A,B)$ repräsentiert die Anzahl der gemeinsamen Elemente von A und B (Schnittmenge) dividiert durch die Anzahl aller Elemente aus A und B (Vereinigungsmenge). Das Ergebnis ist ein Wert zwischen 0 und 1 [Bac16].

Euklidisches Abstandsmaß

Die euklidische Distanz ist ein Abstandsmaß der euklidischen Geometrie und misst die Ähnlichkeit oder Unähnlichkeit zweier Datenpunkte a und b . Es berechnet sich gemäß [Mal13] zu

$$d(a,b) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (b_i - a_i)^2} , \text{ wobei } n = |a| = |b| .$$

Der euklidische Abstand $d(a,b)$ ist als Differenzvektor der euklidischen Norm $\|b - a\|$ zwischen den Punkten $a = (a_1, \dots, a_n)$ und $b = (b_1, \dots, b_n)$ definiert [AF11].

2.4.2 Probabilistische Ansätze

In dem vorliegenden Abschnitt werden probabilistische Ansätze vorgestellt. Zunächst werden in Abschnitt 2.4.2.1 allgemeine Grundlagen zu statistischen Wahrscheinlichkeitsverteilungen eingeführt. Im Anschluss werden in Abschnitt 2.4.2.2 Bayes'sche Netze (BN) und deren Abgrenzung zu Markov-Netzen vorgestellt.

2.4.2.1 Statistische Verteilungen

Verteilungsfunktionen stellen einen probabilistischen Ansatz zur Bewältigung komplexer datenbasierter Herausforderungen dar. Eine Zufallsvariable X ist eine Variable, deren mögliche Werte numerische Ergebnisse eines Zufallsexperimentes sind, wobei $X: \Omega \rightarrow E$ eine Abbildung von dem Wahrscheinlichkeitsraum Ω zu einer Menge möglicher Ergebnisse in einem messbaren Raum E abbildet [Cra04]. Es existieren zwei Arten von Zufallsvariablen: diskrete und kontinuierliche. Eine diskrete Zufallsvariable repräsentiert eine Variable, die nur eine abzählbare Anzahl von unterschiedlichen Werten annehmen kann, während die kontinuierliche Zufallsvariable eine Variable beschreibt, die eine unendliche Anzahl möglicher Werte annimmt.

Eine Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion (PDF) $f_X(x)$ stellt die Wahrscheinlichkeitsdichte einer Zufallsvariable X dar und eine kumulative Verteilungsfunktion (CDF) $F_X(x) = P(X \leq x) = \int_{-\infty}^x f_X(t) dt = p$ berechnet die Wahrscheinlichkeit p , dass der Wert einer stetigen Zufallsvariable X kleiner oder gleich x ist [SH06]. Während eine CDF die Wahrscheinlichkeit eines Wertes einer Zufallsvariable X angibt, der kleiner oder gleich einem bestimmten Ergebnis x ist, bestimmt eine verallgemeinerte inverse Verteilungsfunktion (PPF) $F_X^{-1}(p) = \inf \{x \in \mathbb{R} : p \leq F_X(x)\}$ einen Wert $Q(p)$, welcher den kleinsten Wert von x repräsentiert, bei dem die Verteilungsfunktion $F_X(x)$ gleich oder größer als p ist. Die Funktionen CDF und PPF sind invers zueinander. Die Abbildung 2.5 zeigt die Unterschiede einer PDF, einer CDF und einer PPF einer Gauß-/Normalverteilung, wobei die stetige Zufallsvariable X in dem illustrierten Beispiel eine Gauß-/Normalverteilung mit Erwartungswert $\mu = 0$ und Varianz $\sigma^2 = 1$ hat. In diesem Zusammenhang gilt $X \sim \mathcal{N}(\mu = 0, \sigma^2 = 1)$, sofern X die PDF $f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}$ für $-\infty < x < \infty$ besitzt [Cra04].

Die Gammaverteilung ist eine Variante einer kontinuierlichen Wahrscheinlichkeitsverteilung für eine Zufallsvariable X , die durch die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion (PDF) $f_X(x) = \frac{x^{\alpha-1} e^{-x/\beta}}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)}$ für $x > 0$ und $\alpha, \beta > 0$ definiert ist. In diesem Zusammenhang ist α der Skalenparameter, β der Ratenparameter, $\Gamma(\alpha)$ die Gammafunktion und es gilt $f_X(x) = 0$, für $x \leq 0$ [THO58].

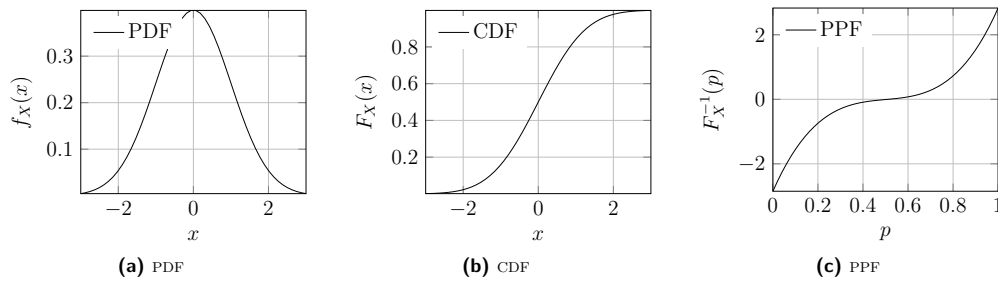


Abbildung 2.5: Illustrierung der Unterschiede einer PDF, einer CDF und einer PPF.

Alternativ zur Gammaverteilung und der Normalverteilung können weitere Verteilungsfunktionen wie die Beta-Verteilung zur Darstellung der Wahrscheinlichkeitsverteilung einer Zufallszahl X verwendet werden.

2.4.2.2 Bayes'sche Netze

In den letzten Jahren sind probabilistische graphische Modelle zu einem der beliebtesten Werkzeuge geworden, um unsicheres Wissen über hochdimensionale Bereiche zu strukturieren und Schlussfolgerungen daraus zu ermöglichen [Goo91, Lau99]. Aus diesem Grund erweisen sich probabilistische graphische Modelle als vielversprechende Technologie für den praktischen und erfolgreichen Einsatz in der industriellen Planung [SGK17, GK05, GKD⁺06]. Im Allgemeinen verwenden probabilistische graphische Modelle eine graphische Darstellung als Grundlage für die Kodierung einer Verteilung über einen mehrdimensionalen Raum sowie einen Graphen zur Darstellung einer Reihe von Abhängigkeiten, die in der spezifischen Verteilung gelten [KF09].

Zwei Formen der graphischen Darstellung von Verteilungen werden häufig verwendet. Während Markov-Netze ungerichtete Graphen $G = (V, E)$ repräsentieren, wobei die Menge der Knoten V durch bidirektional Kanten E miteinander verbunden sind [KS80], wird ein Bayes'sches Netz durch einen gerichteten azyklischen Graphen (DAG) $G = (V, E)$ spezifiziert, der eine endliche Menge von Knoten $V = \{v_1, \dots, v_n\}$ umfasst. Ein gerichteter azyklischer Graph (DAG) ist demzufolge ein Graph G bei dem alle Kanten E unidirektional sind. Jeder Knoten $v_i \in V$ in dem Bayes'schen Netz entspricht einer Zufallsvariablen $x_i \in X$ und eine gerichtete Kante $(v_i, v_j) \in E$ stellt die bedingte Abhängigkeit zwischen den Zufallsvariablen $x_i \in X$ und $x_j \in X$ dar. ϕ_{x_i} bezeichnet die Menge der Eltern (direkte Vorgänger) von x_i in G . Gemäß der Markov-Bedingung ist eine beliebige Variable $x_i \in X$ eines Bayes'schen Netzes konditionalisiert auf seine direkten Vorgänger ϕ_{x_i} in G , jedoch bedingt unabhängig von allen anderen Variablen des Netzes, die nicht Nachfolger von $x_i \in X$ sind [Pea88]. Die gemeinsame Verteilung der durch das Netz repräsentierten Zufallsvariablen wird durch $P(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n P(x_i | \phi_{x_i})$ beschrieben und die bedingte Wahrscheinlichkeitsverteilung $P(x_i | \phi_{x_i})$ von x_i ist durch die übergeordnete Menge ϕ_{x_i} spezifiziert, die mit x_i verknüpft ist [Pea88].

2.4.3 Maschinelles Lernen

Zunächst werden die Grundlagen des Maschinellen Lernens (ML) in Abschnitt 2.4.3.1 eingeführt. Im Anschluss werden in Abschnitt 2.4.3.2 die Methode des Reinforcement Learning (RL) und abschließend in Abschnitt 2.4.3.3 die Klassifikations- und Regressionsmodelle vorgestellt.

2.4.3.1 Grundlagen Maschinelles Lernen

ML ist ein Teilgebiet der KI und eine Technik, die die Leistung von Systemen verbessert, indem sie mit Hilfe von Berechnungsmethoden aus Erfahrungen lernt. In digitalen Systemen liegen Erfahrungen in Form von Daten vor und die Hauptaufgabe des Maschinellen Lernens besteht darin, Algorithmen zu entwickeln, die Modelle aus Daten lernen [Mit97]. Je nachdem, wie die Daten vorliegen, können die Lernprobleme grob in drei Klassen eingeteilt werden [Zho21]: Supervised Learning (SL) (zu Deutsch: überwachtes Lernen), Unsupervised Learning (UL) (zu Deutsch: unüberwachtes Lernen) und RL (zu Deutsch: bestärkendes Lernen).

Konzepte des SL basieren auf Trainingsdaten, die bereits die vorherzusagende Variable enthalten. Diese Variable beschreibt das Ziel der Vorhersage neuer Testdaten. SL lässt sich zur Lösung von Regressions- und Klassifikationsproblemen einsetzen. Die Regression umfasst kontinuierliche Daten zur Vorhersage eines quantitativen Wertes im Gegensatz zur Klassifikation, die kategoriale Daten zur Vorhersage qualitativer Werte verwendet. Im Gegensatz dazu werden UL-Algorithmen auf Trainingsdaten ohne gelabelte Zielvariable angewendet. Das Ziel besteht darin, Cluster mittels geeigneter Verfahren zu finden, um Gruppen zu bilden und Grenzen zwischen heterogenen Punkten zu ziehen [Mit97]. Neben dem SL und UL ist RL ein weiteres Paradigma des Maschinellen Lernens. RL befasst sich mit der Frage, wie ein Agent, der seine Umwelt wahrnimmt und mit ihr agiert, lernen kann, optimale Aktionen zu wählen, um seine Ziele zu erreichen [Mit97].

Im Rahmen des ML gibt es zahlreiche Herausforderungen, welche zur optimalen Beschreibung und Formulierung des Problems betrachtet werden. Während Feature Engineering die Definition, das Löschen und die Modifizierung der wichtigsten Merkmale abbildet, um die besten Vorhersagen durch das Modell zu treffen, beschreibt Overfitting, dass sich das Modell zu stark an den Trainingsdaten anpasst, wenn es Merkmale beschreibt, die aus dem Rauschen oder der Varianz in den Daten und nicht aus der zugrunde liegenden Verteilung, aus der die Daten gezogen wurden, resultieren [ZH18]. Overfitting führt in der Regel zu einem Verlust an Genauigkeit bei Daten, die außerhalb der Stichprobe liegen. Darüber hinaus ist die Optimierung der Hyperparameter der Modelle für die Genauigkeit der Ergebnisse essentiell. Hyperparameteroptimierung beschreibt das Problem der Auswahl einer Menge von optimalen Hyperparametern für einen maschinellen Lernalgorithmus. Ein Hyperparameter ist in diesem Zusammenhang ein Parameter, dessen Wert zur Steuerung des Lernprozesses verwendet wird [FH19].

2.4.3.2 Reinforcement Learning

RL ist an dem natürlichen Lernverhalten des Menschen orientiert und verfolgt die Grundidee, dass Lernen durch Interaktion mit der eigenen Umgebung stattfindet [SB18]. Über ‘Trial-and-Error’ werden die Auswirkungen verschiedener Handlungen auf unsere Umgebung beobachtet und bewertet, indem ein Agent mit der Umgebung interagiert und ein Entscheidungsproblem lernt, siehe Abbildung 2.6. Das Entscheidungsproblem kann als Markov-Entscheidungsproblem (MDP) mit den folgenden Elementen (S, A, P, R, γ) formalisiert werden [SB18]:

- S : Menge an Zuständen
- A : Menge an Aktionen
- P : Übergangswahrscheinlichkeitsfunktion $P(s'|s, a)$
- R : Belohnungsfunktion $R(s, a, s')$, Belohnung als Skalar $r(s, a, s')$
- γ : Diskontierungsfaktor, wobei $\gamma \in [0, 1)$

Die Belohnungsfunktion R belohnt oder bestraft den Agenten für jede gewählte Handlung. P definiert die Dynamik des MDPs und beschreibt die Wahrscheinlichkeit von Zustand $s \in S$ durch Aktion $a \in A$ in den Folgezustand $s' \in S$ überzugehen. In diesem Zusammenhang wird angenommen, dass die Markov-Eigenschaft gilt, welche besagt, dass die Übergangswahrscheinlichkeit nur von dem gegenwärtigen Zustand s und der gewählten Aktion a abhängt, nicht jedoch von vorherigen Zuständen. Das Ziel des Agenten ist es, die langfristig zu erwartende Belohnung zu maximieren, die über eine Maximierung der zu erwartenden Belohnung G_t ausgedrückt werden kann. Hat die Interaktion von Agent und Umgebung ein natürliches Ende, so wird die Aufgabe als episodisch bezeichnet. Die zu erwartende Belohnung kann direkt als Summe über alle Belohnungen errechnet werden [SB18]:

$$G_t = g_t + g_{t+1} + \dots + g_N, \text{ wobei } N \text{ unbekannt und } g_t = r_t(s_t, a_t, s'_t) .$$

In diesem Zusammenhang beschreibt G_t die zu erwartende Belohnung zum Zeitschritt t , g_t die zum Zeitschritt t erhaltene Belohnung, s_t, a_t, s'_t Zustände und Aktionen im zeitlichen Kontext, N den finalen Zeitschritt der Episode und $r_t(s_t, a_t, s'_t)$ beschreibt die Belohnung in Form eines Skalars, die entsteht, wenn in Zustand s_t die Aktion a_t ausgeführt und im Zeitschritt t in den Zustand s'_t übergegangen wird [SB18]. Bei kontinuierlichen Aufgaben ohne ein natürliches Ende ist eine Berechnung der Belohnung nach obiger Gleichung nicht möglich, da kein finaler Zeitschritt N existiert. Es wird der Diskontierungsfaktor $\gamma \in [0, 1)$ eingeführt, um das Problem der unendlichen Belohnungen zu vermeiden und kurzfristige Belohnungen zu bevorzugen. Unendliche Belohnungen machen es für einen RL-Algorithmus schwierig zu konvergieren und eine optimale Strategie zu finden. Für die diskontierte Belohnung gilt:

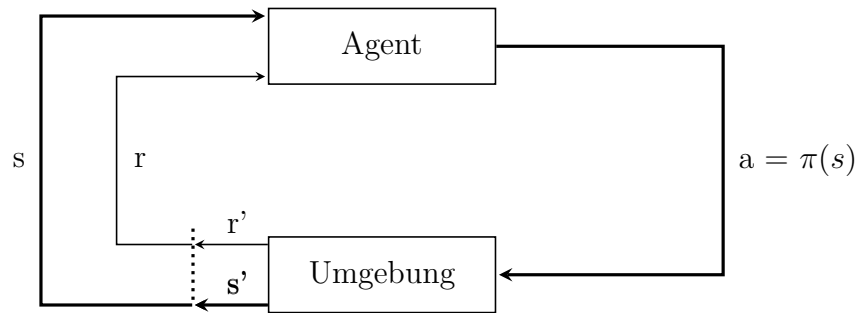


Abbildung 2.6: Interaktion zwischen Agent und Umgebung in einem MDP.

$$G_t = \sum_{i=0}^{\infty} \gamma^i \cdot g_{t+i}, \text{ wobei } g_{t+i} = r_{t+i}(s_{t+i}, a_{t+i}, s'_{t+i}) \text{ [SB18].}$$

Über den Diskontierungsfaktor γ kann die Gewichtung von zukünftigen Belohnungen festgelegt werden, weshalb er nicht nur bei kontinuierlichen Aufgaben, sondern oft auch bei episodischen Problemstellungen zum Einsatz kommt. Je näher γ an 1 liegt, desto mehr Gewichtung erhalten zukünftige Belohnungen und desto weitsichtiger wird das Verhalten des Agenten. Für $\gamma = 0$ zählt nur die aktuelle Belohnung.

Die vom Agenten erlernte Policy wird als $\pi : S \rightarrow A$ bezeichnet und beschreibt, wie aus dem beobachteten Zustand eine Aktion abgeleitet wird. Eine deterministische Policy bildet einen Zustand s direkt auf eine Aktion a ab: $a = \pi(s)$. Eine Policy ist stochastisch, wenn sie für einen Zustand eine Wahrscheinlichkeitsverteilung über die Aktionen liefert und die Aktion aus dieser Verteilung gezogen wird: $\pi(a|s)$.

Das Maß für die Qualität ist in diesem Kontext die erwartete Belohnung G_t ausgehend von einem gegebenen Zustand s oder einem Zustand-Aktion-Paar (s, a) . Diesbezüglich wird die Value-Funktion $V(s)$ definiert. Diese gibt an, wie gut ein Zustand s ist, in dem sich ein Agent befindet. Der Wert ist gleich der Summe der erwarteten diskontierten Belohnungen für einen Agenten, der im Zustand s startet. Die Value-Funktion hängt von der Strategie π ab, nach der der Agent die auszuführenden Aktionen a auswählt. Unter allen möglichen Value-Funktionen $V(s)$ gibt es eine optimale Value-Funktion $V^*(s)$, die für alle Zustände $s \in S$ einen höheren oder gleich hohen Wert hat als andere Funktionen. Die optimale Policy π^* ist dabei die Policy, die der optimalen Value-Funktion entspricht und es gilt $\pi^* = \arg \max_{\pi} V^{\pi}(s), \forall s \in S$ [SB18].

Neben der Zustand-Value-Funktion $V(s)$ gibt es in RL-Algorithmen darüber hinaus die Zustand-Aktion-Value-Funktionen Q , wobei Q als eine Matrix $Q : S \times A \rightarrow \mathbb{R}$ repräsentiert wird und es gilt $S, A \in \mathbb{N}$. Die optimale Q-Funktion $Q^*(s, a)$ ist die erwartete Belohnung r , die ein Agent erhält, der im Zustand s die Aktion a wählt und sich danach optimal in Bezug auf die Policy verhält. $Q^*(s, a)$ gibt einen Hinweis darauf, wie gut es für einen Agenten ist, im Zustand s die Aktion a zu wählen. Für die Beziehung zwischen $Q^*(s, a)$ und $V^*(s)$ gilt, $V^*(s) = \max_a Q^*(s, a), \forall s \in S$ [SB18].

Insgesamt umfasst RL viele Aspekte klassischer Such- und Planungsmethoden, wie beispielsweise die dynamische Programmierung, unterscheidet

sich aber dadurch, dass kein vordefiniertes Modell der Zustandsdynamik P im Voraus bekannt sein muss. Einer der grundlegenden Algorithmen ist der Q-Learning-Algorithmus [WD92]. Durch den in [Wat89] vorgestellten Ansatz wird durch

$$Q(s,a) \leftarrow Q(s,a) + \alpha \left[r + \gamma \cdot \max_{a'} Q(s',a') - Q(s,a) \right]$$

eine Zustand-Aktion-Value-Funktion Q gelernt. Nach jeder Interaktion mit der Umgebung wird nach obiger Gleichung der zum aktuellen Zustand-Aktion-Paar (s,a) gehörende Eintrag der Matrix aktualisiert. Dabei beschreibt $\alpha \geq 0$ die Lernrate und der Term $r + \gamma \cdot \max_{a'} Q(s',a')$ den Zielwert. Anfänglich werden von dem Agenten häufig zufällige Aktionen gewählt, damit dieser seine Umgebung und deren Dynamik erkunden kann. Dieses Vorgehen wird als Exploration bezeichnet. Um die Exploration während der Trainingsphase sicherzustellen, wird die ε -gierige Strategie verwendet (ε -greedy policy). Der Wert von ε beschreibt die Wahrscheinlichkeit, mit der der Agent eine zufällige Aktion ausführt, anstatt gierig in Bezug auf $Q(s,a)$ zu handeln. Mit zunehmendem Trainingsfortschritt und Kenntnis der Q-Funktion werden die gewählten Aktionen a durch die erlernte Q-Funktion bestimmt. Es wird diejenige Aktion a gewählt, die für den aktuellen Zustand s in der Tabelle den größten Q-Value liefert und damit die Strategie π abbildet:

$$\pi(s) = \arg \max_a Q(s,a).$$

Die Konvergenz von Q-Learning konnte 1992 von Watkins und Dayan nachgewiesen werden [WD92]. Für große Zustands- und Aktionsräume ist die Darstellung der Policy eine Herausforderung. Für kleine S und A sind tabellarische Methoden praktikabel, welche jedoch bei größeren Problemen unpraktikabel werden. Die Bewältigung dieser Herausforderung stellt heute ein elementares Forschungsgebiet dar. Ein weit verbreiteter Ansatz ist die Anwendung von Funktionsapproximatoren wie neuronale Netze zur Darstellung der Policy oder Q-Funktion [SB18]. Andere Forschungsarbeiten konzentrieren sich darauf, das RL-Problem in einfachere Problemstellungen zu zerlegen und diese unabhängig voneinander zu lernen. Die von [Die00, BM03, MSG99] durchgeführten Arbeiten betrachten einen begrenzten Raum von Steuerungsstrategien und durchsuchen diesen Raum direkt.

2.4.3.3 Regressions- und Klassifikationsmodelle

Regressions- und Klassifikationsmodelle stellen zwei Arten von maschinellen Lernmodellen dar, die in der Analyse von Daten und im maschinellen Lernen verwendet werden, um Beziehungen und Muster in Daten zu identifizieren und Vorhersagen zu treffen [WJ13]. Aufgrund wertvoller Vorteile gegenüber alternativen Modellen, wie beispielsweise die Interpretierbarkeit oder eine bessere Generalisierung bei einer begrenzten Anzahl verfügbarer Daten [ZPS12], wurden im Zusammenhang mit dem in dieser Arbeit entwickelten Ansatz in Bezug auf Regressions- und Klassifikationsmodelle ausschließlich

baumbasierte Verfahren verwendet. Für die Fokussierung der relevanten Methoden werden daher im Folgenden nur diese Verfahren beschrieben.

Entscheidungsbäume werden zur Erstellung von Regressions- und Klassifikationsmodellen in Form einer Baumstruktur verwendet. Ein Entscheidungsbaum zerlegt einen Datensatz in immer kleiner werdende Teilmengen. Auf diese Weise wird ein Entscheidungsbaum schrittweise entwickelt. Das Endergebnis eines Entscheidungsbaumes ist ein Baum mit Entscheidungsknoten und Blattknoten. Ein Entscheidungsknoten hat zwei oder mehr Zweige. Ein Blattknoten stellt eine Klassifizierungsentscheidung dar. Der oberste Entscheidungsknoten in einem Baum wird als Wurzelknoten bezeichnet. Entscheidungsbäume können sowohl mit kategorischen als auch mit numerischen Daten arbeiten [RM05]. Jeder Blattknoten ist einer Klasse zugeordnet, die den am besten geeigneten Zielwert repräsentiert (Klassifikation). Alternativ kann jeder Blattknoten das vorhergesagte Ergebnis als reelle Zahl abbilden (Regression). Instanzen werden klassifiziert, indem sie von der Wurzel des Baumes bis zu einem Blatt gesteuert werden, je nach Ergebnis der Tests entlang des Pfades.

Obwohl Entscheidungsbäume leicht zu interpretieren sind, ein gutes Verständnis der wichtigsten Merkmale für die Erstellung einer Vorhersage vermitteln und sowohl kontinuierliche als auch diskrete Attribute verwenden, existieren in Bezug auf die Verwendung von Entscheidungsbäumen auch Nachteile. Entscheidungsbäume neigen dazu, schlechte Klassifikationen zu bilden, wenn komplexe Korrelationseffekte innerhalb der Daten vorkommen. Darüber hinaus können kleine Abweichungen im Datensatz dazu führen, dass beim Training sehr unterschiedliche Entscheidungsbäume entstehen [Isa19].

Random Forest (RF) oder Gradient Boosting (GB) bieten das Potential, einige der Einschränkungen einfacher Entscheidungsbäume zu beheben. RF und GB sind Methoden des Supervised Learnings und treffen Vorhersagen (Regression oder Klassifizierung) durch die Kombination der Ergebnisse einzelner Bäume (Ensemble-Methode). Dieses Vorgehen trägt dazu bei, dass das Modell robuster ist als ein einzelner Entscheidungsbaum und die Wahrscheinlichkeit von Overfitting hinsichtlich der Trainingsdaten geringer ist [Isa19]. GB und RF unterscheiden sich jedoch in der Art und Weise, wie die Bäume aufgebaut werden. Während RF dem Paradigma folgt, verschiedene Bäume auf den verschiedenen Teilmengen hinsichtlich einer repräsentativen zufällig gewählten Stichprobe aus den Trainingsdaten (Bootstrap Sampling) sowie aus der Auswahl einer Teilmenge der Features oder Dimensionen des Datensatzes zu trainieren [Bre01], baut der GB-Algorithmus einen Baum nach dem anderen auf, wobei jeder neue Baum dazu beiträgt, die Fehler des zuvor trainierten Baumes zu korrigieren.

Wenn die Hyperparameter sorgfältig abgestimmt sind, kann GB zu einer besseren Leistung führen als RF. Allerdings ist GB bei starkem Rauschen keine gute Wahl, da es schneller zu Overfitting führen kann. Außerdem ist GB in der Regel schwieriger zu parametrisieren und zu interpretieren als RF [Isa19]. Darüber hinaus ist der sequentielle Aufbau bei GB komplexer hinsichtlich der Rechenzeit. Weitere technische Details zu den beiden Algorithmen werden in [Fri01] und [Bre01] beschrieben.

2.4.4 Optimierungsprobleme

Um den Herausforderungen der variantenreichen Produktion gerecht zu werden, werden verschiedene Methoden aus den Bereichen der mathematischen Optimierung und des Operations Research eingesetzt [DLK⁺21]. Speziell im Bereich der Produktionsplanung und -steuerung werden mathematische Optimierungsansätze in der Literatur in verschiedenen Formen vorgestellt. [CGLCP⁺17] veranschaulicht, dass die Hybridisierung von Optimierungstechniken zur Lösung komplexer Probleme beitragen kann. Die Hybridisierung von Optimierungsproblemen bezieht sich in diesem Zusammenhang auf die Integration und Kombination verschiedener Optimierungstechniken oder -ansätze, um bessere sowie lauffeiteneffizientere Lösungen für komplexe Probleme zu finden. Während in [BHH⁺19] ein Ansatz unter Verwendung der ganzzahligen Programmierung vorgestellt wird, wird in [GFA11] ein Ansatz der linearen Programmierung präsentiert. Lineare Optimierung (LP) ist ein Spezialfall der mathematischen Programmierung, bei dem die bestmögliche Lösung für ein Problem mit linearen Nebenbedingungen und einer linearen Zielfunktion gesucht wird. Die Linearitätsanforderung bei LP besagt, dass die Zielfunktion und die Nebenbedingungen lineare Funktionen der Entscheidungsvariablen sein müssen. Da Materialien, Aufträge oder die Marktnachfrage in der Regel in diskreter Form vorliegen, werden Probleme bei der Produktionsplanung häufig als ganzzahliges Optimierungsproblem modelliert [Sch98]. Ganzzahlige Optimierung (IP) ist ein Teilgebiet von LP, bei dem die zusätzliche Einschränkung gilt, dass alle Variablen ganzzahlig sein müssen. Allgemein wird ein Optimierungsproblem durch folgende Form beschrieben [CCZ⁺14]:

$$\begin{aligned} \max_x \quad & c^T x \\ \text{s.t.} \quad & Ax \leq b \\ & x \geq 0 . \end{aligned}$$

Die benötigten Daten werden durch den Spaltenvektor $c^T = (c_1, \dots, c_n)$, die $m \times n$ -Matrix $A = (a_{ij})$ und den Spaltenvektor $b^T = (b_1, \dots, b_m)$ beschrieben. Der Spaltenvektor $x^T = (x_1, \dots, x_n)$ enthält die zu optimierenden Variablen. Die Menge $S = \{x \in Z^n : Ax \leq b\}$ wird als die Menge der Lösungen eines IP beschrieben [CCZ⁺14]. Wenn einige Entscheidungsvariablen nicht diskret sind, wird das Problem als gemischt-ganzzahlige Optimierung (MIP) bezeichnet. Wenn für alle Entscheidungsvariablen $x \in R^n$ gilt, dann wird das Optimierungsproblem durch LP beschrieben.

Neben IP und LP gibt es noch den Fall des Constraint Programming (CP). CP ist eine Methode zur Lösung schwieriger kombinatorischer Probleme durch die Darstellung als Constraint Satisfaction Problem (CSP). Ein CP kann im Gegensatz zu den mathematischen Programmierungen Nebenbedingungen in Form von erweiterten arithmetischen (z. B. Modulo), logischen (z. B. \wedge) und speziellen Ausdrücken (z. B. *alldifferent*) abbilden [MS98]. Ein CP wird als eine Menge von Variablen, eine Domäne von Werten für jede Variable und eine Menge von Beschränkungen zwischen den Variablen

dargestellt [VBC99]. Eine Lösung ist eine Instanziierung der Variablen, die alle Bedingungen erfüllen. Ein CSP wird durch eine Menge von Variablen $X = \{x_1, \dots, x_n\}$, einer Domäne D_i und einer Menge an Nebenbedingungen $R = \{r_1, \dots, r_l\}$ beschrieben. D_i repräsentiert den Wertebereich für jede Variable x_i , wobei $1 \leq i \leq n$. Jede Nebenbedingung r_j , wobei $1 \leq j \leq l$, ist eine Einschränkung über die Menge der Variablen X . Eine Lösung eines CSP ist eine Zuweisung eines Wertes $a_i \in D_i$ für die Variable x_i , wobei $1 \leq i \leq n$, die alle Nebenbedingungen erfüllt [VBC99].

Kapitel 3

Stand der Technik und Forschung

Dieses Kapitel gibt einen Überblick über die mit dieser Arbeit verwandte Literatur sowie den Stand der Forschung. In Abschnitt 3.1 wird zunächst die Taxonomie zur Selektion der betrachteten Literatur vorgestellt. Der Stand der Forschung zu den Ansätzen der kurz- und mittelfristigen Steuerung der Planungs- und Abwicklungssysteme wird in Abschnitt 3.2 erläutert und analysiert. Ansätze zur Umsetzung des Konzeptes Planauftrag in der variantenreichen Serienproduktion werden in Abschnitt 3.3 beschrieben. In Kapitel 3.4 wird die Literatur auf Basis des in Abschnitt 3.1.2 beschriebenen Klassifikationsschemas bewertet. Abschließend wird in Abschnitt 3.5 die Abgrenzung der Literatur im Hinblick auf die Anforderungen dieser Arbeit analysiert und die Forschungslücke herausgearbeitet.

3.1 Taxonomie

In der Beschreibung der Taxonomie wird zunächst die methodische Herangehensweise zur Selektion der Literatur in Abschnitt 3.1.1 erläutert. Im Anschluss wird in Abschnitt 3.1.2 das Schema zur Klassifikation der betrachteten Literatur erläutert.

3.1.1 Methode

Die in der Dissertation betrachtete Literatur wurde in erster Linie durch wissenschaftliche Datenbankrecherchen ermittelt, wobei der Schwerpunkt auf der variantenreichen Serienproduktion und der Eruierung des Standes der Technik im Bereich des Konzeptes des Planauftrages lag. Die Datenbanken Scopus und Springer Professional wurden aufgrund ihres großen Umfangs und ihrer Relevanz auf dem Gebiet der Produktion, Logistik und angewandter datenbasierter Methoden genutzt. Die Literatur wurde zunächst durch eine systematische Stichwortsuche gesammelt. Die Vorgehensweise der Stichwortsuche wird in Anhang C detailliert vorgestellt. Die relevante Literatur wurde auf der Grundlage der Informationen in der Zusammenfassung ausgewählt und durch eine Volltextanalyse gefiltert. Anschließend

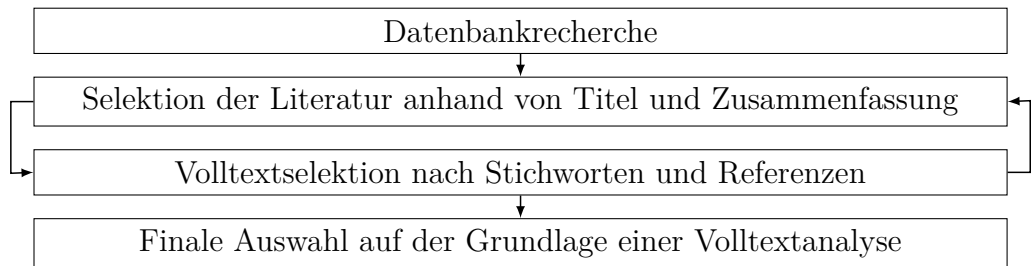


Abbildung 3.1: Ablauf der Datenbankrecherche.

wurde anhand der in der rezensierten Literatur erschienenen Schlagwörter und Referenzen die Ergebnisliste kontinuierlich erweitert und konsolidiert. Abbildung 3.1 illustriert die Methodik.

3.1.2 Klassifikations- und Bewertungsschema

Die Klassifikation der Quellen orientiert sich an dem in [DLK⁺21] beschriebenen Schema. Für die Bewertung werden die in der Literatur vorgestellten Ansätze in zwei Klassen aufgeteilt, siehe Tabelle 3.1. Zunächst wird der Themenbereich der Planungs- und Abwicklungsprozesse mit dem Schwerpunkt auf der variantenreichen Serienproduktion und dem Konzept Planauftrag aus einer prozessorientierten Sicht betrachtet. Die zweite Dimension beschreibt die Herausforderungen und Komplexitätsanforderungen, die in den Verfahren beleuchtet werden. Um die Literatur zu differenzieren, zeigt eine Evaluationsmetrik an, ob sich die rezensierte Arbeit auf die beschriebenen Attribute fokussiert (●), die Themen nur teilweise betrachtet (◐) oder sie überhaupt nicht beziehungsweise lediglich marginal berücksichtigt (○).

3.2 Ansätze zur Steuerung der Planungs- und Abwicklungsprozesse im kurz- und mittelfristigen Planungshorizont

Im nachfolgenden Abschnitt wird eine Übersicht über den aktuellen Stand der Technik gegeben und verschiedene Ansätze sowie Konzepte zur Steuerung der Planungs- und Abwicklungsprozesse in der variantenreichen Serienproduktion im kurz- und mittelfristigen Planungshorizont bewertet. Die analysierte Literatur wird in die Handlungsfelder Bedarfsplanung, Verfahren zur Ableitung von Auftragseinplanungsszenarien und Verfahren zur Steuerung der Aufträge im Abwicklungsprozess gegliedert. Die Bedarfsplanung wird in Abschnitt 3.2.1 beschrieben. Anschließend werden in Abschnitt 3.2.2 Ansätze zur initialen Ableitung der Produktionsablaufpläne und in Abschnitt 3.2.3 Verfahren zur Steuerung von Aufträgen dargestellt.

Tabelle 3.1: Klassifikationsmatrix: Planung und Auftragsabwicklung.

Attribut	Beschreibung
Planung:	
Bedarfsplanung	Einbauprognose von Primär- und Sekundärbedarfen.
Generierung Planaufträge	Generierung vollständig spezifizierter Produktkonfigurationen.
Ableitung Einplanungs- szenarien	Auftragseinplanung der generierten Produktkonfigurationen.
Auftragsabwicklung:	
Zuordnungslogik Planaufträge	Zuordnung realer Kunden- und Händlerauftrag zu Planauftrag.
BTS/BTO/VBtO	Abwicklungsstrategien in der variantenreichen Serienproduktion.
Herausforderungen:	
Szenarienfähigkeit	Produktionsszenarien unterstützen Geschäftsentscheidungen.
Liefertermintreue	Terminiertes Produkt kommt pünktlich bei dem Kunden an.
Skalierbarkeit	Hohe Varianten- und Derivatevielfalt.
Echtzeitfähigkeit	Reaktionsfähigkeit eines Systems auf Veränderungen in Echtzeit.
Berechnungskomplexität	Performance und Laufzeit des Verfahrens.
Flexibilität Kunde	Hohe Individualisierbarkeit und lange Änderbarkeit.
Stabilität Werke	Robustheit in den Prozessen der Werke.
Berücksichtigung Restriktionen	Kapazitative Restriktionen in der Lieferkette und Werksrestriktionen.
Nachfrageunsicherheit	Sich ständig ändernde Kundenwünsche.
Variantenreiche Produktion	Herstellung aus multiplen Merkmalen bestehender Produkte.

3.2.1 Bedarfsplanung

In der Fachliteratur gibt es diverse Prinzipien, welche sich mit der Bedarfsplanung für die Merkmale befassen. Die in dieser Arbeit betrachtete Bedarfsplanung fokussiert sich auf die Primärbedarfe, unter der Prämisse einer bereits vorliegenden VP sowie PPP, und analysiert daher nur Ansätze mit dem Fokus auf der Ableitung der Primärbedarfe im Sinne der Beplanung der Einbauraten der Merkmale. Die Tabelle 3.2 gibt einen Überblick über die Klassifikation möglicher Ableitungskonzepte, angelehnt an [Stä08, LK13].

In der Arbeit von [Tem99] wird ein Ansatz vorgestellt, in dem über die Fortschreibung vergangener Merkmalsbedarfe zukünftige Merkmalsbedarfe prognostiziert werden. Das Ziel des Verfahrens ist es, gewisse Charakteristiken wie Saisonalität, Trends, Wachstum oder ein gleichbleibendes Niveau zu erkennen. Diese Methode ist sehr einfach zu implementieren, sie ist jedoch nur anwendbar, wenn eine gewisse Gleichmäßigkeit im Datenverlauf angenommen

Tabelle 3.2: Differenzierung der Literatur hinsichtlich der Bedarfsplanung.

<p>Zeitreihe (Erkennung von Trends, Saisonalitäten, Konstanz oder Wachstum)</p> <p><i>Daten:</i> Historische Bedarfszahlen</p> <p><i>Abgrenzung:</i> + Einfache Implementierung / - Keine direkte Berücksichtigung des VP und PPP / - Nur bei Gleichmäßigkeiten anwendbar</p> <p><i>Literatur:</i> [Tem99]</p>
<p>Planauftrag (Generierung vollständig spezifizierter Produktkonfigurationen)</p> <p><i>Daten:</i> Marktbedarfsprognose, Produktdokumentation, historische Aufträge</p> <p><i>Abgrenzung:</i> + Kundenverhalten wird realitätsnah abgebildet / + Ableitung gültiger Produktkonfigurationen / - Cold-Start-Problem bei Neuanlauf oder bei Veränderung der Produktstruktur / - Berechnungskomplexität</p> <p><i>Literatur:</i> [BBF⁺17, Wag07, FRR11, LK13]</p>
<p>Coderegeln (Ableitung der Bedarfe auf Basis boolescher Regeln)</p> <p><i>Daten:</i> Bedarfsregeln, Volumen- und Einbauratenprognosen</p> <p><i>Abgrenzung:</i> + Exakter Ansatz durch Algebra / - Ableitung von Bandbreiten anstatt exakter Bedarfe</p> <p><i>Literatur:</i> [Stä08, Ohl00]</p>
<p>Probabilistische Graphen (Bedarfsableitung durch graphische Strukturen)</p> <p><i>Daten:</i> Marktbedarfsprognose, Produktdokumentation, historische Aufträge</p> <p><i>Abgrenzung:</i> + Kundenverhalten wird realitätsnah abgebildet / - Berechnungskomplexität / - Aufbau neuer Graphen bei Produktstrukturänderungen</p> <p><i>Literatur:</i> [GKD⁺06, GDM03]</p>

werden kann. In der variantenreichen Serienproduktion ist das aufgrund eines dynamischen Umfeldes und der sich ständig ändernden Kundenanforderungen oft nicht gegeben. Aus diesem Grund wird dieses Verfahren im weiteren Verlauf der Arbeit nicht verwendet.

Bereits im Jahr 2004 wurde ein Konzept zur Erzeugung von Planaufträgen patentiert [LM04]. Basierend auf Produktstrukturregeln, Einbauraten und Volumina werden vollständig spezifizierte Planaufträge erzeugt. In dem Patentedokument befinden sich jedoch keine Aussagen hinsichtlich einer Implementierung oder einer Komplexitätsabschätzung. Auf Basis der Einschätzung in [LK13] wird vermutet, dass das Konzept der Planaufträge bei Herstellern mit einer hohen Varianten- und Derivatevielfalt sowie einer enormen Produktkomplexität nicht einsetzbar ist. Nach [Stä08] ist jedoch die hohe Variantenvielfalt und die Produktkomplexität insbesondere für die deutsche Automobilindustrie charakteristisch. Gerade im Luxussegment gibt es Milliarden Möglichkeiten, um ein Produkt zu spezifizieren. Ein weiteres Verfahren zur Generierung von Planaufträgen wird in [Wag07] vorgestellt.

In diesem Kontext werden auf Basis von Konstruktionsregeln und Marktprognosen einem Leerauftrag in einem iterativen Prozess Ausstattungsmerkmale hinzugefügt. Während der Befüllung findet permanent eine Baubarkeitsprüfung statt. Auch in [BBF⁺17] wird ein Verfahren zur Generierung von Planaufträgen vorgestellt. Hier werden aus historischen Auftragsdaten und unter Berücksichtigung der Baubarkeitsregeln Variantenbäume erzeugt. Zur Generierung der Planaufträge werden unter Berücksichtigung der im Variantenbaum abgebildeten Wahrscheinlichkeiten Stichproben gezogen.

In [Ohl00] wird ein Konzept zur Ableitung von Teilebedarfen auf Basis algebraischer Umformungen von Regeln aus einer Stückliste sowie aus den Informationen eines vorliegenden VP und eines PPP vorgestellt. In [Stä08] wird das Verfahren erweitert. Sowohl in der Methode, die in [Ohl00] vorgestellt wird, als auch die Adaption, welche in [Stä08] präsentiert wird, können Teilebedarfe für Produktanläufe – das sogenannte Cold-Start-Problem – nicht gelöst werden, da keine Auftragshistorie besteht. Daher ist diese Variante in der Praxis nur in bestimmten Perioden des Produktlebenszyklus anwendbar.

Neben Planaufträgen, Coderegeln und Zeitreihen werden auch probabilistische Graphen zur Planung von Materialbedarfen eingesetzt. In [GKD⁺06, GDM03] wird ein Ansatz zur Prognose von Teilebedarfen unter der Verwendung von Markov-Netzen vorgestellt. Zunächst wird auf Basis einer technischen und vertrieblichen Produktdokumentation die Struktur der Netze aufgebaut. Anschließend wird eine Basisverteilung durch die Informationen historischer Auftragsdaten berechnet. Im letzten Schritt werden die Netze durch die vom Vertrieb beplanten Einbauraten konfiguriert. Diese Methode ist sehr rechenintensiv und muss bei Produktstrukturänderungen, sowohl vertrieblicher als auch technischer Art, permanent nachjustiert werden. Im Volkswagen Konzern findet dieses Verfahren praktische Anwendung und wird unter dem Namen EigenschaftsPLANung (EPL VW) zur Antizipation eines voraussichtlichen Marktbedarfes und zur Ableitung von Teilebedarfen bei variantenreichen Serienprodukten eingesetzt [GDM03].

Sowohl das Konzept des Planauftrages als auch das Konzept der probabilistischen Graphen können, im Gegensatz zu dem Verfahren unter der Verwendung von Coderegeln oder den Zeitreihenanalysen, die hohe Komplexität der Produktstruktur in der variantenreichen Serienproduktion abbilden und berücksichtigen prognostizierte Veränderungen in der technischen und vertrieblichen Produktdokumentation. Marktseitige kurzfristige Änderungen können nur in dem Konzept der Zeitreihen nicht korrekt abgebildet werden, da in diesem Fall keine Gleichmäßigkeit im Datenverlauf angenommen werden kann. Die Komplexität und der Rechenaufwand sind bei probabilistischen Graphen sowie bei der Generierung von Planaufträgen sehr hoch. Zusammenfassend ist das Konzept Planauftrag oder die Verwendung von probabilistischen Graphen für die Bedarfsplanung in der Praxis am besten geeignet. Diese Feststellung wird bestärkt durch die Integration von Markov-Netzen in dem operativen Betrieb der Teilebedarfsermittlung im Volkswagen Konzern durch die Nutzung der Anwendung EPL VW.

3.2.2 Ablaufplanung in der variantenreichen Serienproduktion

In der Literatur werden verschiedene Prinzipien zur Ablaufplanung in der variantenreichen Serienproduktion beschrieben. Im Rahmen dieser Arbeit wird die Ablaufplanung in zwei Komponenten unterteilt: die Einplanung von Aufträgen auf Monats- und Tagesebene und die Reihenfolgeplanung zur Bildung der zeitlichen Sequenz in den Werken der Hersteller. Der Fokus der Literaturrecherche liegt auf der Ableitung gültiger Planungsszenarien hinsichtlich der Einplanung von Aufträgen im kurz- und mittelfristigen Planungshorizont. Im langfristigen Planungshorizont werden Planungen aufgrund der vorliegenden Unsicherheiten sowie der unzureichenden Datenqualität ungenau und werden daher im Rahmen der vorliegenden Arbeit nicht betrachtet. Die Einplanung und die Sequenzierung basierend auf dem VP und dem PPP definieren demnach die elementaren Handlungsfelder.

Die im Folgenden beschriebenen Verfahren berechnen die Produktionszeitpunkte der geplanten Aufträge auf unterschiedlichen zeitlichen Ebenen [LK13]. Aus konzeptioneller und methodischer Sicht wird diese Aufgabe als Allokations- oder Schedulingproblem spezifiziert. Eine Vielzahl der Literatur, die verschiedene Methoden und Technologien zur Lösung der Herausforderung hinsichtlich der Einplanung von Aufträgen in die Produktion beschreibt, wird in [Mou20] analysiert. Im Allgemeinen werden Aufträge auf der Grundlage der Minimierung der Arbeitsbelastung und der Nivellierung des Materialbedarfes eingeplant [BSJ94].

Eine Übersicht über die Fließfertigungsplanung ist in [Emm13, HS96] gegeben. [BHH⁺19] beschreibt einen Ansatz zur Einplanung von Aufträgen in ein Produktionsnetzwerk, die robust gegenüber dem Auftreten von Störungen sind. Während [ZMB⁺21] einen Ansatz zur Kombination eines prädiktiven Zeitplanes mit einer multikriteriellen Entscheidungsfindungsmethode vorstellt, beschreibt [APMC11] einen Ansatz zum Vergleich der Flexibilitätsleistung von Fertigungssystemen. Generell existiert im Bereich der Allokation und Sequenzierung eine hohe Anzahl an Arbeiten. Einige dieser Ansätze werden in [BFS07a] vorgestellt. Eine weitere Quelle in diesem Bereich stellt einen Sequenzierungsansatz dar. Die Basis dieses Ansatzes bildet die Austauschheuristik und im Rahmen der Reihenfolgebildung werden Ziele sowie Restriktionen der Distributionskette berücksichtigt [SKPW11].

Die Methodiken auf dem Gebiet der Sequenzierung von Aufträgen werden im Rahmen der vorliegenden Arbeit ausschließlich zur Allokation der Aufträge auf Monats- und Tagesebene untersucht und bewertet. Die Feinsequenzierung im Sinne einer exakten Einplanung in ein Produktionsnetzwerk zur Bildung einer Perlenkette wird daher nicht weiterverfolgt. Um unter der Berücksichtigung von Restriktionen und Wunschliefertermenen variantenreiche Bestellungen aus einer Auftragsgesamtmenge auszuwählen, wird in [Bol03] ein diesbezügliches Verfahren beschrieben. Das Konzept verwendet IP und maximiert eine Zielfunktion, die die Kosten für die Produktion von Aufträgen vor oder nach ihrem Fälligkeitsdatum berücksichtigt. Die Ergebnisse werden mittels einer sich anschließenden Austauschheuristik in den

zulässigen Bereich gebracht. Im Rahmen der Arbeit beschreibt der Autor die Komplexität eines Herstellers, aus einem Auftragsbestand von mehreren tausend Aufträgen die korrekte, von den Werken abbildbare Menge an den entsprechenden Tagen zu fertigen. Das Verfahren wird anhand einer synthetisch generierten Auftragsmenge aus bis zu 1.000 Fahrzeugen bewertet.

In [DGG15] wird ein Ansatz zur Lösung des Master Production Scheduling Problems (MPS) für die Zuordnung von Kundenaufträgen zu Planungsperioden entwickelt. Die Materialverfügbarkeit, die Restriktionen der Produktionslinie und der Wunschliefertermin des Kunden werden im Rahmen des Modells detailliert berücksichtigt. Analog zu der Arbeit von [Bol03] wird das Modell anhand einer künstlich erzeugten Auftragsmenge evaluiert.

In [BFS07b] wird eine Methode im Hinblick auf die Reihenfolgeplanung bei der variantenreichen Fließbandfertigung vorgestellt. Die Arbeit setzt auf einem hierarchischen Ansatz, der die Planung in mehrere Schritte unterteilt, auf. Die Planungshierarchie umfasst die Planungsaufgaben Erstinstallation, die Produktionsterminierung, die Rekonfiguration, die Reihenfolgeplanung und die Resequenzierung. In Bezug auf die Produktionsterminierung wird von den Autoren ein lineares Modell aufgezeigt. Dieses bildet die wesentlichen Restriktionen der variantenreichen Serienproduktion ab. Die Aufgabe der operativen Produktionsterminierung besteht darin, für die einzelnen Fertigungsperioden über die Art und Menge der herzustellenden Varianten aus dem gegebenen Variantenportfolio zu entscheiden [Mey04]. In diesem Zusammenhang wird beispielsweise in der variantenreichen Serienproduktion mittels der Produktionsterminierung häufig der Auftragsbestand eines Jahres auf die einzelnen Monats- und Tagesprogramme heruntergebrochen [BFS07b]. Im Rahmen des beschriebenen Ansatzes wird das Modellierungskonzept in den Vordergrund gestellt. Auf die NP-Vollständigkeit² des Problems und auf die Notwendigkeit eines leistungsfähigen Verfahrens für die Lösungsfindung verweisen die Autoren im Hinblick auf die Umsetzung.

Auf ähnliche Weise wird ein Ansatz zur Produktionsplanung in [MWMS11] beschrieben. Die Autoren gliedern das Problem in die Vorgänge Topfbildung, Sequenzierung, Simulation und Analyse. Im Rahmen der Topfbildung findet keine Zuordnung von Einzelaufträgen zu einzelnen Planungsperioden statt, sondern die Zuordnung von Auftragsklassen zu einzelnen Planungsperioden. In diesem Kontext geht es um die Lösung eines Optimierungsproblems, bei dem lediglich Auftragsklassen verarbeitet werden und gleichzeitig nur Kapazitätsbeschränkungen für die gesamte Planungsperiode berücksichtigt werden können. Zur Berechnung der darauf folgenden Sequenzierung wird CP verwendet. Die Sequenzierung kann zwei Regelarten verarbeiten: Heuristiken geben erstens Empfehlungen hinsichtlich der Auftragsklassen in sämtlichen Sequenzierungsslots und harte Constraints schränken zweitens die Menge der zulässigen Aufträge für einen ausgewählten Produktionslot ein.

² NP-vollständig ist ein Problem, das sowohl NP (überprüfbar in nicht-deterministischer Polynomialzeit) als auch NP-schwer ist. Ein Problem ist NP-schwer, wenn ein Algorithmus zu seiner Lösung in einen Algorithmus zur Lösung eines beliebigen NP-Problems übersetzt werden kann [Häm06].

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass alle referenzierten Verfahren und Methoden zur volumenbasierten Einplanung von Aufträgen ein Optimierungsproblem für die Modellierung des zugrundeliegenden mathematischen Problems beschreiben. Um akzeptable Rechenzeiten zu generieren, sind die Optimierungsmodelle oftmals stark abstrahiert. Da die Einplanung ausschließlich auf der Basis von Modellvolumen durchgeführt wird [MWMS11, BFS07b], lässt sich ein variantenabhängiger Ressourcenbedarf auf einer Konfigurationsebene nicht abbilden. Auch auftragspezifisch eingeschränkte Produktionszeiträume oder zugesagte Liefertermine sind in den beschriebenen Verfahren nicht berücksichtigt. Die Implementierungen sind für sehr kleine Auftragsvolumina ausgelegt und evaluiert worden [Bol03], obwohl Hersteller in ihren Auftragspools sowie in der Auftragsreichweite in der Praxis weitgehend größere Mengen verwalten. Im weiteren Verlauf der vorliegenden Arbeit kommt die Frage auf, ob die Entwicklung innovativer Algorithmen, welche die beschriebenen Voraussetzungen einbeziehen, eine höhere Ergebnisgüte sowie ein echtzeitfähiges und skalierbares Laufzeitverhalten bedingt. Neben den Anforderungen an eine adäquate Laufzeit und der Berücksichtigung aller relevanten Regeln und Restriktionen, konzentriert sich kein vorgestellter Ansatz auf die Implementierung eines datengesteuerten Prozesses zur Generierung geplanter Auftragsbuchszenarien in der variantenreichen Produktion mit dem Ziel, zunächst gültige Produktionsablaufpläne abzuleiten, strategische Entscheidungen zu stärken und die Änderung der Ablaufpläne aufgrund von Ereignissen wie sich ändernden Kundenanforderungen oder fehlenden Produktionsressourcen in Echtzeit zu ermöglichen.

3.2.3 Steuerung der Aufträge im Abwicklungsprozess

Eines der zentralen Unterscheidungsmerkmale in den heutigen Produktionssystemen zur Sicherstellung eines langfristigen Unternehmenserfolges ist die Möglichkeit eines hohen Individualisierungsgrades [DK10]. Die Auftragssteuerung ist in diesem Zusammenhang ein Schlüsselement zur optimalen Steuerung der beteiligten Prozesse entlang der Lieferkette einer variantenreichen Serienproduktion, um ein individuell bestelltes Produkt in die Werke einzusteuern, zu produzieren und zum versprochenen Zeitpunkt an den vereinbarten Ort zu liefern [HM03]. Kunden und Händler haben die Möglichkeit, die individuelle Produktkonfiguration bis kurz vor der Produktion zu ändern [BM04]. Das Ziel von agilen und innovativen Abwicklungsprozessen ist daher eine höchstmögliche Flexibilität einer späteren Änderung bei gleichbleibender Stabilität für die Produktionswerke.

In [BM06] wird im Hinblick auf das VBtO-System eine flexible Form eines Auftragserfüllungssystems vorgestellt. Über das Angebot in Bezug auf die Öffnung der gesamten Planungs- und Produktionspipeline ermöglicht dieses System eine effiziente und flexiblere Bereitstellung des vom Kunden gewünschten Produktes. Abbildung 3.2 stellt diese Pipeline dar. Diese Pipeline gliedert sich in einen virtuellen und physischen Teil, siehe Abschnitt 2.1.3. In dem physischen Teil befinden sich diejenigen Aufträge, welche entwe-

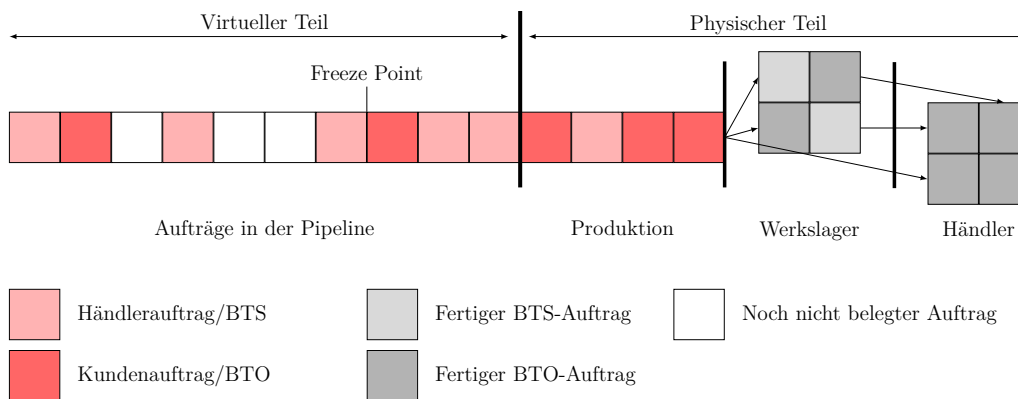


Abbildung 3.2: Pipeline des VbTo-Systems, eigene Darstellung in Anlehnung an [BM04].

der im Werks- oder Händlerlager aufzufinden sind oder sich bereits in der Produktion befinden. Diese erlauben keine Rekonfiguration der Produktspezifikation. Der virtuelle Teil repräsentiert alle Produkte bis zur Einlastung in die Produktion. Diese Produktionsaufträge können bis zum FP an die Wunschkonfiguration des Kunden oder eines Händlers angepasst werden [BM04]. Über die Variabilität einer flexiblen Auftragszuweisung aus jeder Position der Planungspipeline kann sich der KAEP auch an jeder dieser möglichen Stellen befinden. Somit gleitet er je nach Position des zugewiesenen Auftrages entlang der Planungspipeline und besitzt im Gegensatz zur reinen BTO- oder BTS-Fertigung keine feste Position. Demnach handelt es sich um einen sogenannten gleitenden Entkopplungspunkt. Dieser ermöglicht die optimale und flexible Auftragszuweisung für den Kunden [BM04]. Neben den vorgestellten Ansätzen hinsichtlich des Angebotes einer langen Änderungsflexibilität über einen gleitenden Entkopplungspunkt eines VbTo-Systems, besteht das Potential, die Rekonfiguration der Aufträge über den heute zur Verfügung stehenden FP hinaus zu verlängern. Der FP wird als der Punkt im Planungs- und Produktionsprozess bezeichnet, an dem keine Änderungen an der Produktkonfiguration mehr möglich sind [Klu10]. Basierend auf dem Konfigurationsstatus am FP wird der Auftrag fixiert und für die Produktion geplant [Klu10]. In aktuellen Automobilproduktionssystemen liegt der FP in der Regel etwa 10 bis 20 Tage vor dem Produktionsbeginn. Um eine zuverlässige Produktionsplanung sicherzustellen, bestimmt dieser Zeitraum die längste Wiederbeschaffungszeit für Teile, die zur Produktion benötigt werden [Klu10].

[HKL⁺13] weist darauf hin, dass nicht alle Teile der Konfiguration zum Zeitpunkt des heutigen FP bekannt sein müssen, um die rechtzeitige Bereitstellung der Teile bis zum Produktionsstart zu gewährleisten. Daher können einige Merkmale der Konfiguration theoretisch auch nach dem heute bekannten FP noch geändert werden. Die Einhaltung der maximal akzeptierten Wartezeit durch das Angebot mehrerer FP ist unerlässlich, um negative Auswirkungen auf die Kundenzufriedenheit zu vermeiden [SJSW08]. Durch das stückweise Einfrieren der Bestellung im Laufe der Zeit können merkmalspezifische Änderungsgrenzpunkte auf der Grundlage von Abhängigkeiten

zwischen Eigenschaften und auf der Grundlage unterschiedlicher Beschaffungszeiten gesetzt werden. Dieses Vorgehen ermöglicht dem Kunden eine möglichst lange Rekonfiguration und Individualisierung seines Produktes. Aufgrund der beschriebenen Abhängigkeiten zwischen den Eigenschaften eines Produktes führt die Änderung einer Konfiguration häufig dazu, dass mindestens eine weitere Eigenschaft auf den Auftrag gezwungen beziehungsweise eine Eigenschaft ausgeschlossen wird. Bei der Erzeugung der merkmalspezifischen Änderungsgrenzpunkte müssen daher die Abhängigkeiten der Eigenschaften berücksichtigt werden. Aus diesem Grund müssen die merkmalspezifischen Grenzpunkte so gewählt werden, dass zwischen den erzeugten Gruppen keinerlei Abhängigkeiten bestehen. Unter Einhaltung dieser Anforderungen entsteht ein flexibles Auftragserfüllungssystem, welches dem Kunden sowie den Händlern eine größtmögliche Rekonfigurationsflexibilität zur Verfügung stellt. In diesem Zusammenhang taucht in der Literatur der Begriff der Modularisierung auf.

In [BC06] wird ein Ansatz vorgestellt, der sich mit unterschiedlichen Modularitätstypen beschäftigt und in [Sal07] wird der Begriff der Module als Bestandteil eines Gesamtproduktes diskutiert. Die Modularisierung legt fest, dass ein Gesamterzeugnis aus allen seinen Teilmodulen besteht und in diese Module separiert werden kann. Die Module können wiederum beliebig miteinander kombiniert werden und jede mögliche Kombination an Modulen und deren Inhalten repräsentiert eine eigene Produktvariante. Somit sind die Module unabhängig voneinander festlegbar [Sal07]. Zusätzlich zur Potentialidentifikation einer zu steigernden Flexibilität bei gleichbleibender Stabilität darf der betriebswirtschaftliche Hintergrund nicht vernachlässigt werden. Das Angebot einer langen Rekonfiguration ist mit höheren Kosten sowie mit dem Effekt einer Unzufriedenheit bei einem Kunden verbunden, wenn ein zugesicherter Liefertermin nicht eingehalten werden kann.

In [BM04] wird die Flexibilität des Auftragserfüllungssystems in Bezug auf die Kosten zur Rekonfiguration von Aufträgen und der vom Kunden akzeptierten Wartezeit untersucht. Wird einem Kunden ein Produkt aus dem virtuellen Teil der Pipeline zur Verfügung gestellt, so kann der Auftrag noch rekonfiguriert werden. Die Rekonfiguration des Auftrages kann Kosten verursachen, die je nach Eigenschaft und Position des Auftrages in der Pipeline unterschiedlich hoch sein können. Die daraus resultierende Funktion wird über die Rekonfigurationskostenkurve beschrieben. Aufgrund der unabhängigen Versorgungsnetzwerke kann diese für jedes Einzelteil einen anderen Verlauf aufweisen.

Neben den differenzierten Individualisierungswünschen unterscheiden sich die Kunden hinsichtlich weiterer Aspekte. Dazu gehört zum einen die akzeptierte Wartezeit für ein Produkt und zum anderen der dafür akzeptierte Preis. Mit dem Prinzip des Wertverfalles über die Zeit wird begründet, dass die akzeptierte Order Lead Time (OLT) der Kunden stark mit dem für die Ware akzeptierten Produktpreis zusammenhängt. Zudem verfällt der Wert der Ware nicht für alle Kunden über denselben Zeitraum gleich stark. Daraus wird das Konzept der Customer Aversion to Waiting (CAW) abgeleitet. Je schneller ein Produkt für einen Kunden an Wert verliert, desto abgeneigter

ist er von einer langen Wartezeit [BM04]. Je nach Warteaversion kann einem Kunden ein Platz in der Produktionspipeline zugeordnet werden.

In [BMWH10] werden zwei Arten der Flexibilität in der Auftragserfüllung über das VBtO-System betrachtet. Es handelt sich in diesem Kontext einerseits um die Rekonfigurationsflexibilität und andererseits um das Interdealer Trading. Das Interdealer Trading beschreibt das Offenlegen der Planungspipeline und das Potential des Verkaufes von Produkten aus dem Lager anderer Händler. In diesem Zusammenhang hat jeder Händler die Möglichkeit, alle in der Pipeline befindlichen Aufträge einzusehen, inklusive der Aufträge anderer Händler. Findet er unter dieser Auswahl einen Auftrag, welcher der geforderten Konfiguration entspricht, so kann dem Kunden das Produkt nach Absprache mit dem anderen Händler angeboten werden [BMWH10]. Durch das Angebot der Rekonfigurationsflexibilität und des Interdealer Trading können die Produkte dem Kunden innerhalb der akzeptierten OLT bereitgestellt werden.

3.3 Ansätze zum Konzept Planauftrag in der variantenreichen Serienproduktion

In den vorherigen Abschnitten wurde herausgearbeitet, dass das Konzept Planauftrag trotz der erheblichen Komplexität ein großes Potential hinsichtlich der Steuerung der Planung und Abwicklung bietet. Zur näheren Identifikation der Forschungslücke werden in den folgenden Abschnitten bereits erforschte Verfahren für die Umsetzung des Konzeptes Planauftrag vorgestellt. In Abschnitt 3.3.1 werden Ansätze für die Generierung vorgestellt. In Abschnitt 3.3.2 werden Verfahren bezüglich der Einplanung von Planaufträgen in ein virtuelles Produktionsszenario dargestellt und in 3.3.3 werden Ansätze für die Zuordnung realer Aufträge zu Planaufträgen präsentiert.

3.3.1 Generierung von Planaufträgen

Für die Generierung von Planaufträgen ist es essentiell, vorliegende Produktstruktureregeln sowie Einbauraten zu berücksichtigen. Jeder Planauftrag muss vollständig spezifiziert sein und aus einer Menge von Ausstattungsmerkmalen bestehen, um den Kundenwunsch bestmöglich abbilden zu können.

In dem nachfolgenden Abschnitt werden verschiedene Methoden im Hinblick auf die Auftragsgenerierung erläutert, die sich auf die Erstellung von Planaufträgen konzentrieren. Auftragsbasierte Methoden beruhen auf der Grundidee, vollständig spezifizierte Produkte zu prognostizieren. Die Prognose findet demnach auf dem Gesamtobjekt Auftrag statt und trifft Vorhersagen über die Primärbedarfe. Mit Primärbedarfen sind in diesem Zusammenhang die verkaufsfähigen Endprodukte inklusive derer Ausstattungsmerkmale gemeint. Demzufolge handelt es sich um die Primärbedarfsprognose im eigentlichen Sinne [Ohl00]. Eine umfassende Zusammenstellung der relevanten Literatur hinsichtlich der Erstellung von Planaufträgen wird in [Bü18] gegeben.

In [Sta01] wird ein modularer Baukasten zur Unterstützung bei dem Konfigurationsprozess für planerische Aufträge im Automobilvertrieb entwickelt. Diesbezüglich werden historische Aufträge für die Identifikation von Repräsentanten häufig gewählter Konfigurationen mittels einer Clusteranalyse verwendet. Da die Vertriebspartner eigenverantwortlich für den Verkauf und das dazugehörige Lager zuständig sind, können sie Konfigurationen nach ihren eigenen Vorstellungen anpassen. Für die Unterstützung dieser Aufgabe werden Konfigurationen, unter Berücksichtigung der zuvor erwähnten Prognosen, vorgeschlagen.

In [Hay99] wird eine Generierung von Aufträgen für die Unterstützung der Spezifikation von marktgerechten Lagerfahrzeugen in der Automobilindustrie vorgestellt. Die Aufträge werden auf der Merkmalsebene betrachtet. In diesem Ansatz ist die Komplexität stark reduziert. Die generierten Produktkonfigurationen sind in der repräsentierten Anzahl an Merkmalskombinationen stark selektiert und die Einbauraten ergeben sich aus empirischen Studien im Kontext von Expertenmeinungen ausgewählter Händler.

In [BBF⁺17] wird eine auftragsbasierte Betrachtung beschrieben. In diesem Zusammenhang werden planerische Aufträge auf der Merkmalsebene und unter der Berücksichtigung der Einbauraten von Merkmalen sowie deren Baubarkeitsregeln generiert. Zudem wird die zusätzliche Anforderung, dass keine Referenzaufträge für die Planauftragsgenerierung verwendet werden dürfen, herausgestellt.

Sowohl der Ansatz in [Wag07] als auch die vorgeschlagene Methode in [LK13] stellen grundlegende Herangehensweisen an die Planauftragsgenerierung, unter Berücksichtigung der genannten Anforderungen, dar. In [Wag07] wird ein Ansatz zur Auftragserzeugung auf Basis von zuvor berechneten Absatzzahlen aufgezeigt. Nach der initialen Erzeugung eines leeren Auftrages wird eine Merkmalsfamilie ausgewählt und aus dieser im Anschluss ein Merkmal ausgewählt. Würde durch das Hinzufügen dieses Merkmals eine Baubarkeitsregel verletzt werden, so wird ein neues Merkmal ausgewählt, geprüft und gegebenenfalls hinzugefügt. Wird keine Baubarkeitsregel verletzt, wird das Merkmal dem Auftrag hinzugefügt. Im Anschluss werden nach diesem Verfahren alle Merkmalsgruppen betrachtet und die jeweiligen Merkmale dem Auftrag hinzugefügt. Beinhaltet der Auftrag ein Merkmal aus jeder Merkmalsgruppe, so wird er auf die Einhaltung der Toleranzwerte für die Einbaurate untersucht. Durch das Verwerfen von hinzugefügten Merkmalen aufgrund eines Verstoßes gegen die Baubarkeitsregeln, wird die Einbaurate der Merkmale verfälscht. Um trotz dessen realistische Aufträge zu generieren, darf die Einbaurate nur um einen gewissen Wert von der Vorgabe abweichen. Demnach wird jeder Auftrag gelöscht, der von dem Toleranzwert im Hinblick auf die Einbaurate abweicht. In einem letzten Schritt wird geprüft, ob die Anzahl an Aufträgen generiert wurde, die auch von der Absatzplanung vorgegeben wurde. Sofern dies nicht zutrifft, wird ein neuer Auftrag generiert, indem das gleiche Verfahren angewendet wird.

In [LK13] wird dagegen ein alternatives Vorgehen für die auftragsbasierte Primär- und Sekundärbedarfsprognose präsentiert. Die Planaufträge werden über einen dreischichtigen Algorithmus, bestehend aus dem Kern, der Hülle

und der Schale generiert. Die äußerste Schicht, die Schale, erzeugt die leeren Aufträge gemäß der Einhaltung der Vorgaben aus der Volumenplanung. In der darauffolgenden Hülle werden die leeren Auftragsrümpfe in Übereinstimmung mit einer priorisierten Reihenfolge mit Merkmalen belegt. In diesem Zusammenhang wird die Einbaurrate über einen laufenden Soll- und Ist-Abgleich überprüft. Die Soll-Einbaurrate entspricht der vorgegebenen Einbaurrate aus der Absatzprognose und die Ist-Einbaurrate entspricht der Anzahl an Aufträgen, die das Merkmal enthalten. Je größer die Differenz zwischen der Soll- und der Ist-Einbaurrate und je wichtiger die Einhaltung der Einbaurrate für die Produktion ist, desto stärker wird das Merkmal gewichtet. Zudem werden Merkmale, die unabhängig von anderen verbaut werden können, sowie Merkmale, die nicht direkt vom Kunden gewählt werden können, erst später betrachtet und demnach geringer gewichtet. Nach diesem Vorgehen werden die leeren Auftragsrümpfe der Schale in der Hülle mit Merkmalen belegt. In der innersten Schicht, dem Kern, wird die Erzeugung eines Planauftrages als CSP beschrieben und die Baubarkeit der Konfiguration sichergestellt. Das bedeutet, dass während der Erstellung eines Auftrages jeweils eine Merkmalsausprägung fixiert wird. Es wird im Anschluss geprüft, ob im weiteren Verlauf aus jedem anderen Merkmal eine Ausprägung gewählt werden kann, ohne die Baubarkeit des Produktes zu verletzen. Somit wird die Baubarkeit eines Produktes und der fixierten Merkmale gewährleistet. Dieser Schritt wird mit jeder hinzugefügten Merkmalsausprägung durchgeführt. Auf Basis des vorgestellten Algorithmus wird eine festgelegte Menge an Planaufträgen erstellt [LK13].

3.3.2 Einplanung von Planaufträgen

In diesem Abschnitt werden Einplanungsansätze für virtuelle Aufträge sowie Ansätze zur Abbildung von Szenarien vorgestellt. Für die Szenariengenerierung gültiger Produktionsablaufpläne, die hinsichtlich unterschiedlicher Zielstellungen optimiert werden können, ist es erforderlich, dass Auftragskonfigurationen auf der Merkmalsebene betrachtet werden. Durch die Betrachtung der Merkmalsebene können Aufträge bezüglich ihrer Ausstattungsmerkmale bewertet werden, woraus direkt Faktoren wie Deckungsbeiträge, der CO₂-Fußabdruck oder Verkaufswahrscheinlichkeiten abgeleitet werden können. In der Literatur, in der die Thematik der Szenariotechnik behandelt wird, befassen sich die Autoren mit verschiedenen Szenarien hinsichtlich der Antizipation möglicher zukünftiger Situationen, die auf voneinander abhängigen und unsicheren Einflussfaktoren beruhen. Diese sind insbesondere für die Generierung von Szenarien für Optimierungsmodelle geeignet und kommen im Wesentlichen in der strategischen Planung zum Einsatz [Sch01]. Einige Ansätze zur Auftragsplanung in die Produktionsnetzwerke wurden bereits in Abschnitt 3.2.2 vorgestellt. Zum Zweck einer weiteren Differenzierung wird in diesem Abschnitt nur die Literatur evaluiert, die auf auftragsbasierte Planungen referenziert.

Ein Optimierungsmodell für die mittelfristige Programmplanung in wandlungsfähigen Produktionsnetzwerken wird in [Wit13] aufgezeigt. In dem

vorgestellten Ansatz werden durch vorliegende Restriktionen den Standorten Produktmodelle zugewiesen. In diesem Zusammenhang wird auf Basis einer gegebenen Nachfragemenge und unter Berücksichtigung des Deckungsbeitrages entschieden, welche Menge in welcher Periode produziert werden sollte.

Das vorgestellte Konzept in [YCW⁺10] verwendet ein Optimierungsmodell unter Berücksichtigung von Kapazitätsbeschränkungen zur Allokation von Aufträgen hinsichtlich der Standorte und Perioden, um die Gesamtkosten zu minimieren. Dabei werden sowohl Produktions- und Distributionskosten als auch Strafkosten für die Nichteinhaltung von Lieferterminen in das mathematische Modell einbezogen.

Während in [Vol09] eine modellbasierte Unterstützung für die auftragsbasierte Planung in der Automobilindustrie vorgestellt wird, präsentiert der Ansatz in [CH14] ein multikriterielles Optimierungsmodell unter Berücksichtigung der Minimierung der gesamten Produktionszeit und -kosten, welches das Zuordnungsproblem von Aufträgen hinsichtlich der Standorte konzipiert. Das Modell minimiert die Kosten für Terminabweichungen, unter Berücksichtigung der Kapazitätsrestriktionen, um zukünftige Auftragsfreigaben im Produktionsnetzwerk zu prognostizieren.

[Bü18] gibt einen umfassenden Einblick in den Stand der Technik. In der Arbeit wird deutlich, dass viele Einplanungsmechanismen bestehen, keiner von diesen jedoch die kompletten Anforderungen abdeckt. [Bü18] verdeutlicht ein existierendes Forschungsdefizit im Hinblick auf die Antizipation der Unsicherheit der Konfigurationen zukünftiger Kunden- und Händleraufträge sowie in Bezug auf die Betrachtung der Stabilität und Flexibilität der Planungs- und Abwicklungsprozesse. In [Bü18] wird ein Verfahren vorgestellt, welches unter Berücksichtigung von Standorten, Perioden, eines Materialbedarfsplanes und einer Ablauf- sowie Distributionsplanung, ein binäres ganzzahliges Optimierungsproblem auf Konfigurationsebene löst, um robuste Produktionsablaufpläne durch die Einplanung von Planaufträgen abzuleiten. Hier unterscheidet der Autor zwischen einem Szenarien- und einem deterministischem Erwartungsmodell. Im Zuge des Szenarienmodells werden sämtliche mögliche Szenarien einbezogen und demgemäß die Wahrscheinlichkeiten einzelner Merkmale der Kundenaufträge je nach Szenario berücksichtigt. Demgegenüber liegen die im Erwartungswertmodell repräsentierten Wahrscheinlichkeiten einzelner Merkmale für jeden Kundenauftrag, unter der Annahme einer statistischen Unabhängigkeit der Merkmale, bereits vor [Bü18].

3.3.3 Zuordnung von Planaufträgen

Nach der Einplanung von Planaufträgen in die Produktion, werden diese zu tatsächlichen Kundenaufträgen zugeordnet und im Anschluss nach Bedarf rekonfiguriert. Wie in Abschnitt 2.3 bereits veranschaulicht erfolgt demnach eine graduelle Ablösung der Planaufträge durch die tatsächlichen Kundenaufträge über den Zeitverlauf. Dieses Vorgehen ermöglicht eine frühzeitige und zuverlässige Planung für die Beschaffung und die Produktion. Auch bei

den Produktkonfigurationsvorschlägen im virtuellen Teilabschnitt des VbTO handelt es sich um Planaufträge [Bü18]. Analog zu der Einplanung von Planaufträgen in ein mögliches Produktionsablaufszenario wird in [Bü18] ein Überblick über die bereits in der Literatur existierenden Verfahren gegeben und hinsichtlich der Robustheit, des Materialbedarfes, der merkmalsbasierten Änderungsgrenzpunkte, der Auftragsrekonfiguration sowie der Ablauf- und Distributionspläne bewertet.

Neben der Arbeit von [BM04], die im vorangestellten Abschnitt 3.2.3 vorgestellt wurde, verweist der Autor auf die Arbeiten von [MA07] und [SKM15]. In [MA07] wird ein Verfahren vorgestellt, das auf Basis von Entscheidungsregeln eine Zuordnung eingehender Kundenaufträge zu Planaufträgen über ein Simulationsmodell durchführt. In diesem Kontext werden Aufträge samt der jeweils gewünschten Lieferzeit auf einer Merkmalsebene betrachtet. Bereits montierte Teile eines Planauftrages können noch nachträglich angepasst werden, sodass der Kundenwunsch erfüllt wird. Diesbezüglich wird ein Optimierungsansatz vorgeschlagen und die Kosten der Anpassung hinsichtlich der Kundenakzeptanz minimiert. Der Ansatz berücksichtigt nur Teile, die bereits montiert sind.

In [SKM15] beschreiben die Autoren Suchregeln und Optimierungsmodelle zum Zweck der Zuordnung von Kundenaufträgen zu bereits eingeplanten Lageraufträgen, einschließlich der drei Dimensionen Zeit, Kunde und Produkt. Hinsichtlich der Zuordnung eines eingehenden Kundenauftrages zu einem Planauftrag müssen verschiedene Faktoren berücksichtigt werden. Der Vertriebskanal sowie die Abweichung von dem Wunschlieferdatum und der gewünschten Produktkonfiguration stellen einige Beispiele dar.

In [FRR11] wird ein Verfahren zur Produktionsplanung mit zeitlich veränderbarer Nachfrageunsicherheit und Angebotskapazität entwickelt. In diesem Kontext wird untersucht, wie sich Bestellmengen auf der Grundlage von stochastischen Modellen und simulationsbasierten Optimierungsmethoden über den Planungshorizont hinweg festlegen lassen.

Laut [Bü18] gibt es keinen Ansatz, der sämtliche Kriterien hinsichtlich der Stabilität, des Materialbedarfes, der merkmalsbasierten Änderungsgrenzpunkte, der Auftragsrekonfiguration sowie der Ablauf- und Distributionspläne berücksichtigt. In [BHH⁺19] wird ein Verfahren vorgestellt, das Planaufträge in einem Zuordnungsprozess zu einem Kunden- oder Händlerauftrag hauptsächlich über eine kostenrelevante Bewertung differenziert. In diesem Fall werden über eine Vorauswahl alle Planaufträge für den gleichen Standort, den gleichen Markt und das gleiche Produktmodell gefiltert. So wird ein Optimierungsproblem gelöst und die kostenintensiven Kriterien minimiert [BHH⁺19]. Laut [BHH⁺19] lassen sich die Kosten, nach denen bewertet wird, in die Kategorien Beschaffung, Produktion, Vertrieb und Verkauf separieren. Im Zuge der Zuordnung von dem Kundenauftrag zu dem Planauftrag existiert ein Optimierungsproblem. Mittels eines Modells wird unmittelbar nach dem Eingang eines bestimmten Kundenauftrages für diesen ein potentieller Planauftrag ausgewählt. Mit Hilfe von binären Entscheidungsvariablen wird dem konfigurierten Kundenauftrag ein Planauftrag aus dem gesamten Auftragsbestand zugeteilt. Es stehen lediglich

Aufträge zur Verfügung, welche noch keinem Kundenauftrag zugeordnet wurden. Letztendlich werden die selektierten Planaufträge nach unterschiedlichen Kosten wie den Terminverzögerungs-, den Standortabweichungs-, den Auftragsabstands- sowie den Rekonfigurationskosten bewertet [BHH⁺19].

3.4 Literaturbewertung

Der Stand der Technik wird entsprechend den Anforderungen an die Methodik betrachtet und thematisch verwandte Konzepte oder Vorgehensweisen aus der Literatur im Hinblick auf die Ansätze der kurz- und mittelfristigen Steuerung der Planungs- und Abwicklungsprozesse sowie in Bezug auf die Modellierung und Umsetzung des Konzeptes des Planauftrages vorgestellt. Zur Abgrenzung der in der Arbeit beschriebenen Methode wird im Folgenden die in den vorherigen Abschnitten beschriebene Literatur bewertet und entsprechend des in Abschnitt 3.1 beschriebenen Klassifikationsschemas eingliedert, siehe Tabelle 3.3. Es werden ausschließlich die Arbeiten in die Bewertungsmatrix aufgenommen, die für die Abgrenzung des Themenschwerpunktes ähnliche Ansätze aufzeigen und für die weitere Vorgehensweise der vorliegenden Arbeit eine hohe Relevanz aufweisen.

Basierend auf der Literaturrecherche zeigt sich, dass eine Erweiterung und Flexibilisierung der Änderungszeiträume durch das Auftragserfüllungssystem des VBtO erreicht werden kann [BM04]. Neben der Verlängerung der Änderungszeiträume über einen fließenden Auftragsentkopplungspunkt [BM04] gibt es in der Literatur Ansätze zur Modularisierung der Bestandteile eines Produktes [Sal07, BC06]. Wie eine solche Modularisierung durchgeführt werden kann, wird allerdings nicht angeführt. Ebenso wenig wird die Forderung nach der Berücksichtigung der Abhängigkeiten zwischen den Merkmalen erfüllt. Die Identifikation von Merkmalsfamilien stellt die derzeit geeignetste und ebenfalls vorliegende Möglichkeit für die Gruppierung von Merkmalen, unter Berücksichtigung ihrer Abhängigkeiten, dar.

Eine mögliche Grundlage zum Zweck der Flexibilisierung für das VBtO-System ist das Konzept der Planaufträge, um Kundenwünsche durch die Generierung von Planobjekten zu antizipieren und reale Kundenaufträge den Planaufträgen in einer variantenreichen Produktionsumgebung zuzuordnen [BBF⁺17, FRR11]. Das Modell zur Generierung von Planaufträgen in [BBF⁺17] basiert auf probabilistischen Graphen. Variantenbäume mit bedingten Wahrscheinlichkeiten werden hier verwendet, um Planaufträge zu generieren. Der Aufbau von Variantenbäumen zur Generierung von Produktkonfigurationen ist nicht für variantenreiche Produkte geeignet, da der Zustandsraum exponentiell mit der Anzahl der Merkmale wächst. Im Luxussegment werden häufig Produkte mit mehreren hundert Merkmalen angeboten. In [Wag07] werden in einem iterativen Prozess ausgehend einer leeren Konfigurationshülle Planauftragskandidaten erzeugt. Sowohl in [Wag07] als auch bei dem Ansatz von [LK13] sind die Verfahren aufgrund der sehr komplexen Produktstruktur nicht über mehrere Produktvarianten und Absatzmärkte skalierbar.

Tabelle 3.3: Literaturbewertung.

	[BBF ⁺ 17]	[FRR11]	[Stä08]	[VS11]	[LK13]	[GDM03]	[Wag07]	[Bol03]	[SGK18]	[DGG15]	[BFS07b]	[MWMS11]	[BM04]
Planung:													
Bedarfsplanung	○	○	●	◐	●	●	◐	○	●	○	●	○	◐
Generierung Planaufträge	●	○	●	○	●	○	●	○	○	○	○	○	○
Ableitung Einplanungsszenarien	●	●	◐	●	●	○	○	●	○	●	●	●	○
Auftragsabwicklung:													
Zuordnungslogik Planaufträge	●	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	●
BTS/BTO/VBtO	◐	◐	◐	○	○	◐	◐	◐	◐	○	◐	◐	●
Herausforderungen:													
Szenarienfähigkeit	◐	◐	○	◐	○	◐	◐	○	○	○	○	●	○
Liefertermintreue	●	○	◐	○	◐	○	○	●	○	○	○	○	◐
Skalierbarkeit	◐	○	●	○	◐	●	◐	◐	●	●	◐	◐	○
Echtzeitfähigkeit	○	◐	◐	○	○	●	◐	◐	●	●	○	○	○
Berechnungskomplexität	○	○	○	○	◐	●	◐	●	●	◐	○	●	○
Flexibilität Kunde	◐	○	◐	◐	◐	○	○	●	○	○	◐	○	○
Stabilität Werke	●	○	◐	◐	◐	○	◐	◐	○	●	●	●	◐
Berücksichtigung Restriktionen	◐	◐	◐	○	●	◐	●	●	●	◐	◐	●	○
Nachfrageunsicherheit	●	◐	○	○	○	◐	◐	◐	○	○	◐	○	●
Variantenreiche Produktion	●	◐	●	●	●	●	◐	◐	●	●	●	●	◐

Bei allen vorgestellten Verfahren werden Methoden genutzt, um die Einbauraten der Merkmale in die Modelle einfließen zu lassen. In diesem Zusammenhang basieren die Prognosen von Einbauraten der Merkmale der rezensierten Verfahren auf trivialen Ansätzen wie das Auszählen von Einbauraten aus historischen Aufträgen. In [LK13] wird daher darauf hingewiesen, dass es intelligentere Verfahren gibt, es jedoch bei komplexeren Verfahren offen bleibt, wie eine Integration, unter Einhaltung aller Konstruktionsregeln, realisiert werden könnte. In [GKD⁺06] und [SGK18] wird eine Methode vorgestellt, um diese Herausforderung zu lösen. In diesem Zusammenhang werden Markov-Netze zum Lernen und zur Darstellung einer Wahrscheinlichkeitsverteilung verwendet. Komplexe Produktstrukturen können abgebildet und durch Vorgaben aus verschiedenen Datenquellen parametrisiert werden. Sowohl Einbauraten für Merkmale als auch Korrelationen historischer Kundenbestellungen können aufgrund dessen kalkuliert werden. In den Ansätzen von [GKD⁺06] und [SGK18] wird jedoch das Thema Cold Start nicht betrachtet und Korrelationen im Anlauf von Produkten oder Merkmalen nicht detektiert und ebenso eine Unabhängigkeit zwischen den Cold-Start-Merkmalen angenommen. Aus diesen zuvor genannten Gründen deckt keiner der vorgestellten Methoden im Bereich der Generierung von

Planaufträgen und der Bedarfsplanung im qualitativ hochwertigen Rahmen die Anforderungen an die Bedarfs- und Teileermittlung über den kompletten Produktlebenszyklus ab.

Die Ansätze zur Einplanung von Aufträgen in die Produktion, die sowohl in Abschnitt 3.2.2 als auch in Abschnitt 3.3.2 vorgestellt werden, basieren auf mathematischen Optimierungsmodellen. In [LK13, Dör13, VMGS13] werden zwar Kapazitätsrestriktionen eingehalten und die VP sowie die PPP berücksichtigt, aber eine Bewertung der Unsicherheit von zukünftigen Kundenkonfigurationen oder der Stabilitätsbetrachtung hinsichtlich der Auftragskonfigurationen wird nicht durchgeführt. Um akzeptable Rechenzeiten generieren zu können, sind die Optimierungsmodelle zusätzlich vielfach stark abstrahiert. Da die Einplanung lediglich auf der Ebene des Modellvolumens in [MWMS11, BFS07b] durchgeführt wird, lässt sich ein variantenabhängiger Ressourcenbedarf auf einer Konfigurationsebene nicht abbilden. Auch auftragspezifisch eingeschränkte Produktionszeiträume oder zugesagte Liefertermine werden in den beschriebenen Verfahren nicht berücksichtigt. Die Ansätze sind für sehr kleine Auftragsvolumina implementiert und evaluiert worden [Bol03], obwohl Hersteller in ihren Auftragspools in der Praxis meist größere Mengen verwalten. In [BBF⁺17] löst ein Verfahren, unter Berücksichtigung von Standorten, Perioden, eines Materialbedarfsplanes, einer Ablauf- sowie Distributionsplanung, ein binäres ganzzahliges Optimierungsproblem auf Konfigurationsebene, um robuste und flexible Produktionsszenarien abzuleiten. Ebenso wird eine Szenarienfähigkeit vorgestellt, die sich jedoch lediglich auf die Unsicherheit der Konfiguration der Planauftragskandidaten bezieht. Trotz der vorhandenen Literatur konzentriert sich diese nicht auf die Implementierung eines datengesteuerten Ansatzes zur Generierung geplanter Einplanungsszenarien in der variantenreichen Serienproduktion mit den Zielen, zunächst eine initiale Auftrageinplanung auf Basis verschiedener Zielstellungen abzuleiten, strategische Entscheidungen zu stärken und die Änderung sowie Steuerung der eingeplanten Aufträge aufgrund von Ereignissen wie sich ändernden Kundenanforderungen oder fehlenden Produktionsressourcen in Echtzeit zu ermöglichen. Zusätzlich werden Faktoren eines dynamischen Umfeldes wie eine veränderte Lagersituation im Vertriebsnetz oder eine Engpasssteuerung im kurz- und im mittelfristigen Planungsbereich nicht berücksichtigt.

In Bezug auf den Stand der Technik hinsichtlich der Steuerung und Abwicklung von Aufträgen werden in Abschnitt 3.2.3 konventionelle Ansätze vorgestellt. In Abschnitt 3.3.3 werden spezifische Ansätze bezüglich der Steuerung von Planaufträgen eruiert. Die Ansätze von [MA07] und [SKM15] behandeln die Zuordnung lediglich auf Volumenebene und betrachten keine Merkmale. Insgesamt besteht die Herausforderung bei der Steuerung von realen Aufträgen darin, einen Rekalibrierungsmechanismus zu implementieren, um die Einplanung der Aufträge permanent nachzujustieren und folglich hinsichtlich der aktuellen Auftragsituation zu optimieren. In [BHH⁺19] wird daher ein Ansatz vorgestellt, der mittels eines Tausches von Merkmalen eine Flexibilität gewährleistet, um eine Inkonsistenz oder Überbelegung von Kapazitäten hinsichtlich der planerischen und realen Aufträge auszugleichen.

Da diese Rekalibrierung nur auf einem Tausch an Merkmalen basiert, muss bei jedem Tausch überprüft werden, ob der adaptierte planerische oder reale Auftrag weiterhin die Baubarkeit erfüllt. Bei einer hohen Anzahl an Zuordnungen ist das System nicht skalierbar und kann mehrere Tauschvorgänge nicht in Echtzeit ausführen. Darüber hinaus wird lediglich ein Auftrag optimiert und es wird an dieser Stelle keine globale Optimierung vorgenommen.

In [BHH⁺19] wird die Implementierung eines reaktiven Systems empfohlen. Eine permanente Überwachung der Situation ist nicht gegeben. Entsprechende Veränderungen in der Bedarfsprognose oder dynamische Veränderungen in der Restriktionsbetrachtung werden nicht berücksichtigt. Darüber hinaus wird in einigen der beschriebenen Ansätze eine Liefertermintreue algorithmisch einbezogen, jedoch wird eine Umsetzung einer intelligenten und integrierten Absatzkette für eine Steuerung der nach der BTS-Strategie produzierten Aufträge auf Basis der Lagerbestandssituation nicht oder die Möglichkeit zur Setzung eines Wunschlieferdatums seitens des Kunden ausschließlich marginal adressiert.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass die rezensierte Literatur bereits Ansätze im Bereich der Planungs- und Abwicklungssysteme mit dem Fokus auf der variantenreichen Serienproduktion sowie im Bereich des Konzeptes des Planauftrages aus einer prozessorientierten Sicht beinhaltet und gut beschreibt. Darüber hinaus werden datenbasierte Methoden in verschiedenen Bereichen wie der Schlussfolgerung, dem Lernen sowie dem Planen und Handeln bereits adressiert [DLK⁺21]. Keine der betrachteten Literatur vereint jedoch das Problem und dessen Lösung in ausreichender Weise. Ein hybrides Modell, das sowohl die Herausforderungen aus prozessorientierter Sicht beschreibt als auch eine datenbasierte Lösung anbietet, konnte nicht aufgezeigt werden. Neben den beschriebenen Potentialen ergeben sich zukünftige Herausforderungen, um bestehende Konzepte aus dem Bereich der datenbasierten Steuerung der Planungs- und Abwicklungssysteme zu verbessern. Die Sicherstellung einer angemessenen Datenqualität, die Auswahl und Anpassung der richtigen Analysemethoden, Themen wie der Nachhaltigkeitsaspekt sowie die Berücksichtigung einer Echtzeitfähigkeit oder der Berechnungskomplexität sind nur einige Faktoren, welche die Herausforderungen einer Gestaltung eines zukunftsorientierten Prozesses aufzeigen. Das Ziel ist, aktuelle datenbasierte Technologien mit den Anforderungen an ein flexibles und stabiles Produktionssystem zu verbinden. Dieser Umstand wird jedoch in der begutachteten Literatur nur selektiv beschrieben, siehe Abschnitt 3.3.

3.5 Forschungslücke und Anforderung an die Methode

Aus den Erkenntnissen im Hinblick auf den Stand der Technik und auf Basis der Herausforderungen, die mit einem innovativen und zukunftsfähigen

System für die Steuerung der Planungs- und Abwicklungsprozesse einhergehen, wird nachfolgend die Forschungslücke aufgezeigt, die Anforderungen an die Methode festgelegt sowie der Fokus und die betrachteten Inhalte der vorliegenden Arbeit definiert. In Abbildung 3.3 wird die Forschungslücke und der Fokus der Arbeit illustriert.

Neben der wesentlichen Zielsetzung einer hohen Planungsqualität sind weitere Faktoren wie Echtzeitanforderungen an einen Prozess, die zeitliche Durchgängigkeit, eine Skalierbarkeit digitaler Systeme, eine Kollaboration zwischen Mensch und Maschine oder Anforderungen an Nachhaltigkeitsthemen elementar [Tem08]. Auf Grundlage dieser Herausforderungen hat die Bedeutung von Daten und Informationen in den letzten Jahren signifikant zugenommen. Datenbasierte Methoden aus dem Bereich der mathematischen Optimierung und der KI sind allgegenwärtig und unverzichtbar für die Lösung aktueller dynamischer Herausforderungen in variantenreichen Produktionssystemen. Die Bewertung der Literatur hat gezeigt, dass komplexe Planungs- und Abwicklungssysteme in der Forschung aus prozessorientierter Sicht gut beschrieben und modelliert sind. Keine der betrachteten Fachliteratur vereint jedoch alle bereits genannten Bereiche mit den Zielen Skalierbarkeit, Echtzeitfähigkeit, Berücksichtigung von Nachfrageschwankungen oder Umgang mit den hochkomplexen Produktstrukturen im Hinblick auf die variantenreiche Serienproduktion.

Bereits heute werden datenbasierte Methoden in aktuellen agilen Produktionssystemen in der variantenreichen Serienproduktion eingesetzt, was das hohe Potential von datenbasierten und automatisierten Lösungen unterstreicht. Neben den Potentialen bestehende Konzepte im Umfeld der Planung, Produktion, Logistik und Auftragsabwicklung zu verbessern, ergeben sich damit einhergehend Herausforderungen. Die Bereitstellung der richtigen Datenqualität, Visualisierungs- und Evaluationsmöglichkeiten zur Stärkung der Mensch-Maschine-Interaktion, die Einbeziehung einer Lagerbestandssituation oder einer Rückwärtsterminierung auf Basis eines Wunschliefertermines sowie eine Berücksichtigung von gesetzlichen Regularien wie ein klimaneutraler Fußabdruck sind nur einige Beispiele, die das Potential, aber auch die Herausforderungen akzentuieren. Insbesondere die für den Prozess relevanten Daten sollen, unter Beibehaltung der höchsten Informations- und Datenqualität, in die Planung und Abwicklung eingebettet und bestmöglich, unter der Voraussetzung der Konsistenz, verarbeitet werden. Trotz der enormen Chancen, die sich bieten, verlangsamen oftmals auch organisationale Herausforderungen den praktischen Einsatz innovativer Technologien. Insbesondere bei variantenreichen und hochdimensionalen Problemen wie dem Konzept der Planaufträge können datenbasierte Methoden eingesetzt werden, um Kundenwünsche besser zu antizipieren, Planobjekte zu generieren und mit realen Aufträgen abzugleichen.

Für eine gute Übersichtlichkeit wird die herausgearbeitete Forschungslücke in der Abbildung 3.3 aufgezeigt. Die vorliegende Arbeit fokussiert sich auf Grundlage der vorliegenden Forschungslücke auf die Entwicklung innovativer Verfahren hinsichtlich der Steuerung der Auftrags- und Planungssysteme in der variantenreichen Serienproduktion. In diesem Zusammenhang besteht das

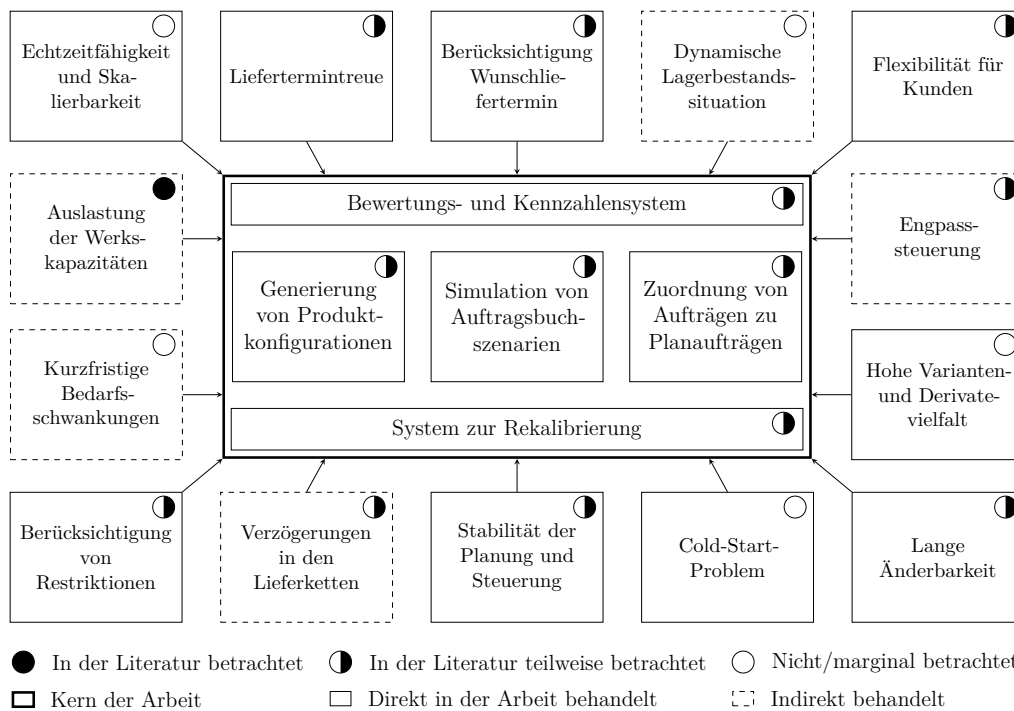


Abbildung 3.3: Darstellung der Forschungslücke und Fokus der Arbeit.

Ziel darin, die bestehenden Ansätze bezüglich der Umsetzung des Konzeptes der Planaufträge zu nutzen und diese mit den in jüngster Zeit an Bedeutung gewonnenen und bereits genannten Anforderungen zu erweitern, um den Herausforderungen in Bezug auf die dynamischen und sich ständig ändernden Kundenanforderungen gerecht zu werden. Im Folgenden werden die an die Forschungsfrage angelehnten funktionalen Anforderungen an die Arbeit spezifiziert:

- Erstellung einer Datenbasis unter Berücksichtigung der Merkmalsplanung, inklusive der Lösung des Cold-Start-Problems.
- Generierung von baubaren und vollständig spezifizierten Produktkonfigurationen in adäquater Zeit für variantenreiche Produkte.
- Bewertung der Produktkonfigurationen nach unterschiedlichen Bewertungskriterien wie Stabilität, Flexibilität oder Nachhaltigkeit.
- Detektion einer Menge von merkmalsabhängigen Änderungsgrenzpunkten zur Steigerung der Flexibilität und der langen Änderbarkeit in der Abwicklung und Steuerung.
- Ableitung von virtuellen Einplanungsszenarien auf Basis unterschiedlicher Zielstellungen wie die Maximierung der Flexibilität unter der Voraussetzung der Erfüllung gegebenen Restriktionen und Vorgaben.
- Zuordnung von realen Auftragsbestellungen zu den virtuell eingeplanten Auftragskonfigurationen unter Einhaltung von Wunschlieferterminen.

- Ständige Überwachung und Rekalibrierung des gesamten Prozesses von der Generierung über die Einplanung bis zur Zuordnung in Echtzeit.
- Skalierbarkeit und Erfüllung der Echtzeitanforderungen unter Berücksichtigung der Berechnungskomplexität an das Konzept und die Umsetzung.

Kapitel 4

Ansatz zur Steuerung der Auftrags- und Planungssysteme

In diesem Kapitel wird das zur Umsetzung des Ansatzes benötigte Konzept vorgestellt. Das Konzept teilt sich in mehrere Module auf, siehe Abbildung 4.1. Zunächst werden in Abschnitt 4.1 die für die Methode notwendigen Daten und deren Verwendung beschrieben. Anschließend wird in Abschnitt 4.2 ein Ansatz zur Generierung von Planauftragskandidaten, sogenannte – Konfigurationsvorschläge –, auf Basis von strukturgelehrten Bayes’schen Netzen erläutert. In Abschnitt 4.3 werden die erzeugten Konfigurationsvorschläge bewertet. In dem darauf folgenden Abschnitt 4.4 wird die Ableitung von Planauftragsbuchszszenarien vorgestellt. Die in den Szenarien enthaltenen und bereits terminierten Planaufträge werden in dem nächsten Prozessschritt realen Kunden- und Händlerbestellungen zugeordnet. Die Zuordnungslogik wird in Abschnitt 4.5 erläutert. Neben der Zuordnungslogik wird in diesem Kapitel eine Rückwärtsterminierung sowie ein Rekalibrierungsmechanismus der Einplanungslogik dargestellt. Abschließend werden in Abschnitt 4.6 die Ergebnisse der Konzeption diskutiert.

4.1 Datengrundlage

Für das beschriebene Konzept werden verschiedene Daten \mathcal{D} verwendet. Die Daten \mathcal{D} teilen sich in diesem Zusammenhang in unterschiedliche Kategorien auf. $\mathcal{D}_{\text{all}} \subseteq \mathcal{D}$ beschreibt die konzeptübergreifenden Daten und $\mathcal{D}_{\text{gen}} \subseteq \mathcal{D}$ die zur Umsetzung des Moduls benötigten Daten zur Generierung der Menge vollständig spezifizierter und baubarer Konfigurationsvorschläge K . $\mathcal{D}_{\text{rate}} \subseteq \mathcal{D}$ beinhaltet die Daten für die Bewertung der Konfigurationsvorschläge K . $\mathcal{D}_{\text{mix}} \subseteq \mathcal{D}$ enthält die Daten zur Ableitung von Planauftragsbuchszszenarien B und $\mathcal{D}_{\text{match}} \subseteq \mathcal{D}$ beschreibt die Daten für das Konzept der Zuordnungslogik und Rekalibrierung.

Die Abbildung 4.2 gibt einen Überblick über die zur Umsetzung des Konzeptes benötigten Daten. Die Menge der Produktstrukturinformationen $\mathcal{P} \subseteq \mathcal{D}_{\text{gen}}$ enthält alle Informationen zu der Menge aller Produktvarianten $P \subseteq \mathcal{D}_{\text{all}}$ für die Menge der Märkte $J \subseteq \mathcal{D}_{\text{all}}$ innerhalb der Gültigkeitszeit-

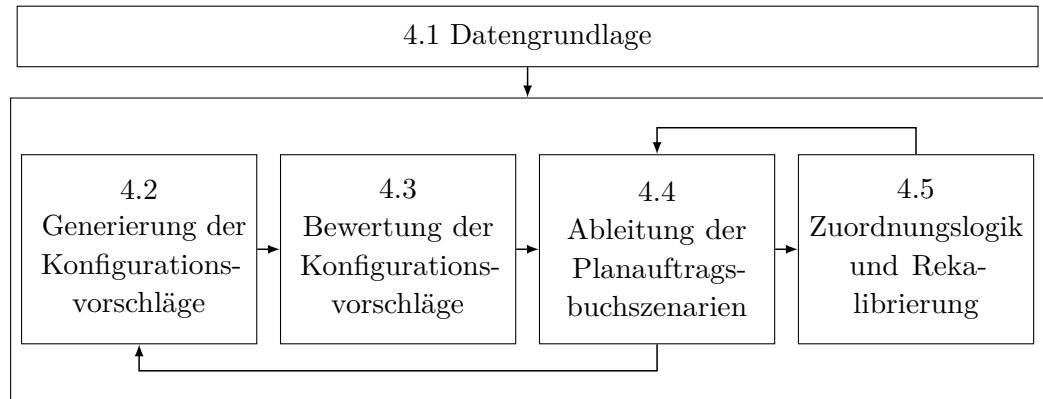


Abbildung 4.1: Prozessmodell des eigenen Ansatzes.

räume $\mathcal{Z} \in \mathcal{D}_{\text{all}}$. Jede Teilmenge $\mathcal{P}_{p,j,\zeta} \subseteq \mathcal{P}$ beschreibt die Struktur der Produktvariante $p \in P$ im Absatzmarkt $j \in J$ innerhalb des Gültigkeitszeitraumes $\zeta \in \mathcal{Z}$. $\mathcal{P}_{p,j,\zeta} \subseteq \mathcal{P}$ repräsentiert in diesem Kontext die für diese Produktvariante p im Absatzmarkt j und innerhalb des Gültigkeitszeitraumes ζ verfügbare Menge an Merkmalen $F_{p,j,\zeta} \subseteq F$ sowie die Menge an Abhängigkeiten $\mathcal{R}_{F_{p,j,\zeta}} \subseteq \mathcal{R}$ zwischen den Merkmalen $F_{p,j,\zeta}$. F beschreibt die Menge aller Merkmale. Die Abhängigkeiten zwischen den Merkmalen wird durch die Menge \mathcal{R} beschrieben, die alle technischen und vertrieblischen Zwänge sowie Ausschlüsse repräsentiert. Diese Abhängigkeiten liegen in Form von booleschen Termen vor. In diesem Zusammenhang steht das Symbol \neg für die Negation und die Symbole $\wedge, \vee, \rightarrow$ entsprechend für eine Konjunktion, Disjunktion und Implikation. Jedes Merkmal $f \in F_{p,j,\zeta}$ ist eindeutig einem Gültigkeitszeitraum $\zeta \in \mathcal{Z}$, einer Merkmalsfamilie $z \in Z$, einer Produktvariante $p \in P$ sowie einem Absatzmarkt $j \in J$ zugeordnet, wobei die Menge Z alle Merkmalsfamilien und die Menge J alle Absatzmärkte repräsentiert. $\mathcal{I} \subseteq \mathcal{D}_{\text{gen}}$ beschreibt alle vorliegenden Bestellstopps und Auftragsinformationen, die ein Merkmal $f \in F$ oder eine Produktvariante $p \in P$ betreffen. Diese Informationen geben Aufschluss darüber, ob ein Merkmal f oder eine Produktvariante p nicht mehr verfügbar ist oder ob ein Merkmal f nur temporär für einen gewissen Zeitraum nicht verfügbar ist und dadurch Lieferverschiebungen entstehen.

Für jedes Merkmal $f \in F$ wird im Rahmen der Merkmalsplanung eine planerische Einbaurrate berechnet. Jedem Merkmal $f \in F$ wird ein Planungsobjekt $v \in \mathcal{Y}_{F_{p,j,\zeta}}$ zugewiesen, wobei $\mathcal{Y}_{F_{p,j,\zeta}} \subseteq \mathcal{Y}$ die Menge der Planungsobjekte der Merkmalsplanung hinsichtlich aller für den Absatzmarkt j , die Produktvariante p , und den Gültigkeitszeitraum ζ gültigen Merkmale $F_{p,j,\zeta} \in F$ und \mathcal{Y} die Menge aller Planungsobjekte repräsentiert. Ein Planungsobjekt v verwaltet eine planerische v_{plan} , eine prognostizierte v_{pred} , eine reale Einbaurrate v_{ist} sowie das zugehörige Merkmal v_{opt} . Eine Einbaurrate v_{plan} , v_{pred} oder v_{ist} für ein Merkmal f ist der prozentuale Anteil der Produkte, deren Konfigurationen mit dem Merkmal f ausgestattet sind. Neben der Berechnung bereits bekannter Merkmale stellt insbesondere die Beplanung der Cold-Start-Merkmale eine enorme Herausforderung

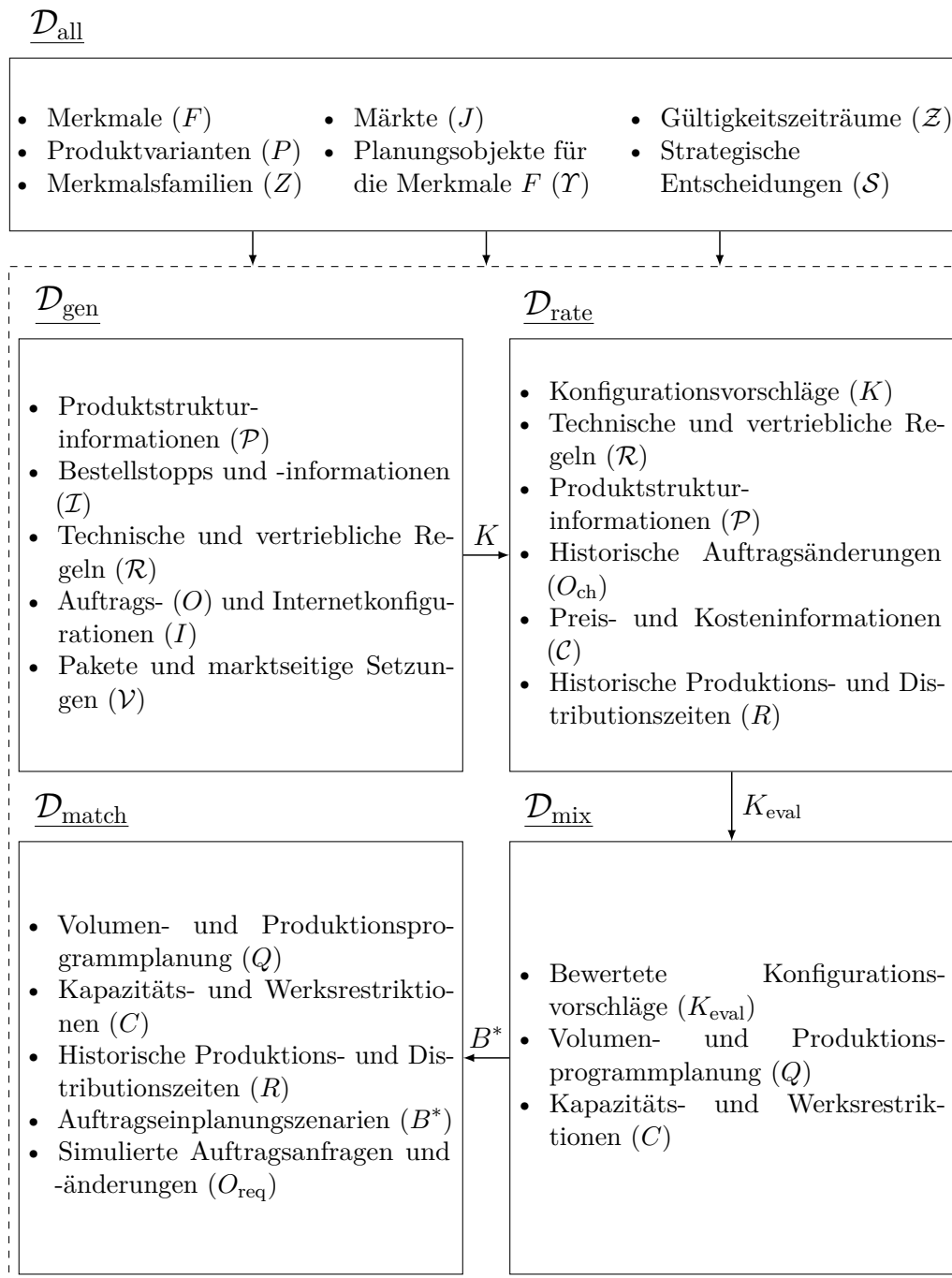


Abbildung 4.2: Überblick der für den eigenen Ansatz notwendigen Daten.

dar. Das Konzept zur Bepanung der Einbauraten in der Merkmalsplanung ist angelehnt an der im Rahmen einer studentischen Arbeit entwickelten Methode [Gla21]. Durch die Integration eines automatisiert ablaufenden Systems zur Kalkulation der Einbauraten und gleichzeitigen Einbindung der Korrelationsanalytik, können Erkenntnisse gewonnen werden, die manuell nicht in annehmbarer Zeit detektiert werden können. Unter der Anwendung eines Random Forest sowie eines Gradient Boosting Algorithmus werden verschiedene Features wie die Menge der Auftragsdaten O , die Menge der

Internetkonfigurationen I , Preisinformationen \mathcal{C} , Paketinformationen und marktseitige Setzungen \mathcal{V} , textuelle Beschreibungen der Merkmale sowie Informationen und Zugehörigkeiten zu Merkmalsfamilien verwendet, um für jedes Merkmal $f \in F$ eine planerische Einbaurrate v_{plan} zu prognostizieren [Gla21]. Konfigurationen aus dem Internet weisen einen sehr hohen Bias in Bezug auf die Daten auf. Hinsichtlich dieser Herausforderung wurde im Rahmen einer studentischen Arbeit ein Konzept zur Detektion von Bias entwickelt. In diesem Fall wurde unter Anwendung von ML ein Modell trainiert, welches eine qualitative Bewertung von Internetkonfigurationen vorsieht und an dieser Stelle seriöse Konfigurationen von unseriösen unterscheidet [Sip20]. Das Ergebnis der in [Gla21] beschriebenen Methode sind die abgeleiteten und berechneten Planungsobjekte $\mathcal{Y} \subseteq \mathcal{D}_{\text{all}}$, wobei $\mathcal{Y}_{F_{p,j,\zeta}} \subseteq \mathcal{Y}$ die Planungsobjekte über den gesamten Gültigkeitszyklus ζ einer Produktvariante p und den Absatzmarkt j aller gültigen Merkmale $F_{p,j,\zeta}$ repräsentieren und $\mathcal{Y}_{F_{p,j,\zeta,m}}$ die Planungsobjekte auf Monatsebene m innerhalb des Gültigkeitszyklus ζ einer Produktvariante p und eines Absatzmarktes j darstellt. Zusätzlich werden zur Steuerung einer integrierten Planung und Abwicklung eine Menge an strategischen Geschäftsentscheidungen \mathcal{S} , die Vorgaben einer Volumen- und Produktionsprogrammplanung Q und die gegebenen Restriktionen aus den Werken sowie bei den Lieferanten C berücksichtigt.

Neben den beschriebenen Rohdaten entstehen im Rahmen der in dieser Arbeit beschriebenen Methode verarbeitete Daten. In diesem Zusammenhang beschreibt K die Menge an baubaren und vollständig spezifizierten Konfigurationsvorschlägen und K_{eval} die Menge der bewerteten, baubaren und vollständig spezifizierten Konfigurationsvorschläge. Für die Bewertung der Menge der Konfigurationsvorschläge K wird die Menge der historischen Änderungen der Auftragskonfigurationen O_{ch} sowie historische Produktions- und Distributionszeiten R verwendet. Dieser Ergebnistyp der bewerteten Konfigurationsvorschläge K_{eval} wird verwendet, um daraus eine Menge an baubaren, den Restriktionen aus kapazitativer sowie aus einer Fabriksicht folgend, planerischen Auftragsbuchszenarien B zu generieren. Auf Grundlage der strategischen Entscheidungen \mathcal{S} wird aus der Gesamtmenge aller planerischen Auftragsbuchszenarien B eine optimale Teilmenge B^* als Szenarien für alle Monate $m \in M$ hinsichtlich unterschiedlicher Gewichtungsvektoren w_{scen} selektiert und wird folglich als ein Eingangsdatenobjekt $B^* \subseteq \mathcal{D}_{\text{match}}$ für den Zuordnungsalgorithmus verwendet. Zusätzlich werden im Rahmen der Zuordnung und der Rekalibrierung historische Produktions- und Distributionszeiten R , historische Änderungen der Auftragskonfigurationen O_{ch} , die bereits beschriebenen Vorgaben einer Volumen- und Produktionsprogrammplanung Q , die gegebenen Restriktionen aus den Werken und bei den Lieferanten C sowie eine Menge von simulierten Auftragsanfragen und -änderungen O_{req} berücksichtigt.

4.2 Generierung der Konfigurationsvorschläge

Für die Generierung einer Menge baubarer und vollständig spezifizierter Konfigurationsvorschläge K wird ein Bayes'sches Netz (BN) verwendet. Diese Graphstruktur wird verwendet, um komplexe Produktstrukturen abzubilden. Durch die Möglichkeit aus einem BN Stichproben zu ziehen und gleichzeitig die Produktdokumentation \mathcal{P} zu berücksichtigen, können Konfigurationsvorschläge K in performanter Zeit generiert werden. Ein Konfigurationsvorschlag $k \in K$ ist in diesem Kontext eine Repräsentation einer Produktvariante $p \in P$ für einen zugehörigen Absatzmarkt $j \in J$, die durch eine Menge an Merkmalen $F_k \in F$ aus den für p und j verfügbaren Merkmalsfamilien $Z_{p,j}$ beschrieben wird. Aus jeder disjunkten Merkmalsfamilie $z \in Z_{p,j}$ ist genau ein Merkmal $f \in F_z$ in der Merkmalsmenge F_k des Konfigurationsvorschlages k enthalten. Neben der Anforderung hinsichtlich der Erzeugung einer großen Anzahl von K in adäquater Zeit, ist die Qualität der Vorschläge elementar. Der beschriebene Ansatz verwendet Algorithmen aus dem Bereich des RL, um den strukturellen Aufbau des BN optimal zu lernen. Abbildung 4.3 zeigt das schematische Prozessmodell des vorgestellten Ansatzes zur Generierung der Menge K . Die Daten $\mathcal{D}_{\text{gen}} \subseteq \mathcal{D}$ und $\mathcal{D}_{\text{all}} \subseteq \mathcal{D}$, die für die Konstruktion und für die Inferenz des BN verwendet werden, wurden bereits im vorherigen Abschnitt beschrieben. Das zentrale Element der Methode ist der Algorithmus, der aus vier Modulen (I-IV) besteht, um vollständig spezifizierte und baubare Konfigurationsvorschläge aus dem Bayes'schen Netz abzuleiten. Die zentralen Module des Algorithmus werden nachfolgend detailliert beschrieben.

4.2.1 Aufbau Abhängigkeitsgraph

Zunächst wird unter der Verwendung von $\mathcal{P} \subseteq \mathcal{D}_{\text{gen}}$, $\mathcal{R} \subseteq \mathcal{D}_{\text{gen}}$ und $\mathcal{I} \subseteq \mathcal{D}_{\text{gen}}$ ein Abhängigkeitsgraph $G = (V_G, E_G)$ erstellt. G repräsentiert eine endliche Menge von Variablen X_{V_G} . Jede Variable $x_{v_{G,z}} \in X_{V_G}$ wird durch einen Knoten $v_{G,z} \in V_G$ indiziert und bildet eine disjunkte Merkmalsfamilie $z \in Z$ ab, die eine endliche Anzahl an Merkmalen $F_z \subseteq F$ umfasst. Abbildung 4.4 zeigt die schematische Darstellung von G . Neben einer Menge von unabhängig angenommen Variablen $X_{V_G, \text{ind}} \subseteq X_{V_G}$, besteht G auch aus einer Menge von abhängigen Variablen $X_{V_G, \text{dep}} \subseteq X_{V_G}$, wobei $X_{V_G, \text{dep}} \cup X_{V_G, \text{ind}} = X_{V_G}$. Eine abhängige Variable ist dadurch gekennzeichnet, dass ein Merkmal $f \in F_z$ ein anderes Merkmal $f' \in F_{z'}$, wobei $f \neq f'$, aufgrund der technischen oder vertrieblichen Regeln \mathcal{R} erzwingt oder ausschließt. Abhängige Knoten $v_{G,z}$ und $v_{G,z'}$ werden durch eine Kante $e_{G,z,z'} \in E_G$ dargestellt. Durch die Analyse der Zwänge und Ausschlüsse zwischen den Knoten und der Traversierung abhängiger Strukturen entsteht eine Menge abhängiger Teilgraphen. Jeder Teilgraph G_{dg} repräsentiert eine abhängige Teilmenge $V_{G_{\text{dg}}} \subseteq V_G$ aller Knoten V_G und ist in Abbildung 4.4 farblich hervorgehoben. Um die Baubarkeit der Produktkonfigurationen zu gewährleisten, werden gültige Strukturen be-

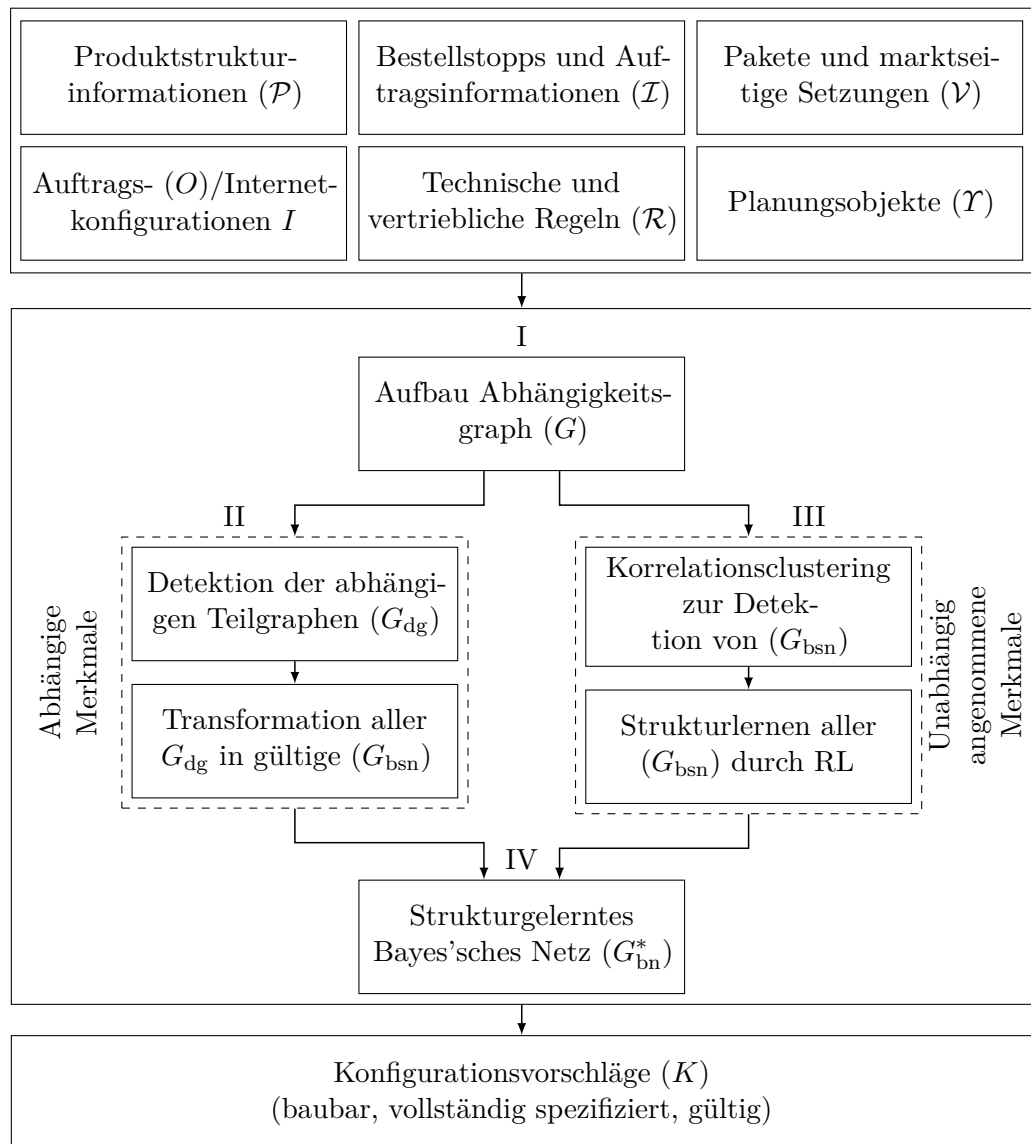


Abbildung 4.3: Prozessmodell zur Generierung der Konfigurationsvorschläge bestehend aus Daten-, Algorithmen- und Ergebnismodul.

nötigt. Daher wird die Transformationsmethode aller abhängiger Teilgraphen G_{dg} in gültige Bayes'sche Teilnetze $G_{bsn,G_{dg}}$ in Abschnitt 4.2.2 beschrieben.

4.2.2 Transformation Abhängigkeitsgraph in gültige Bayes'sche Teilgraphen

In dem vorliegenden Abschnitt wird die Transformation für jeden G_{dg} in einen gültigen Bayes'schen Teilgraphen (BSN) $G_{bsn,G_{dg}}$ erklärt. Jeder $G_{bsn,G_{dg}}$ repräsentiert einen DAG und wird durch die Knotenmenge $V_{G_{dg}} \subseteq V_{G,dep}$ sowie durch die Kantenmenge $E_{G_{dg}} \subseteq E_G$ beschrieben. Zunächst wird der Knoten $v_{G_{dg},z} \in V_{G_{dg}}$ aus einem G_{dg} mit der maximalen Anzahl an ausgehenden Kanten $deg^+(v_{G_{dg},z})$ ausgewählt und als Anfangsknoten in $G_{bsn,G_{dg}}$ eingesetzt. Wenn mehrere Knoten in G_{dg} die selbe Anzahl an ausgehenden

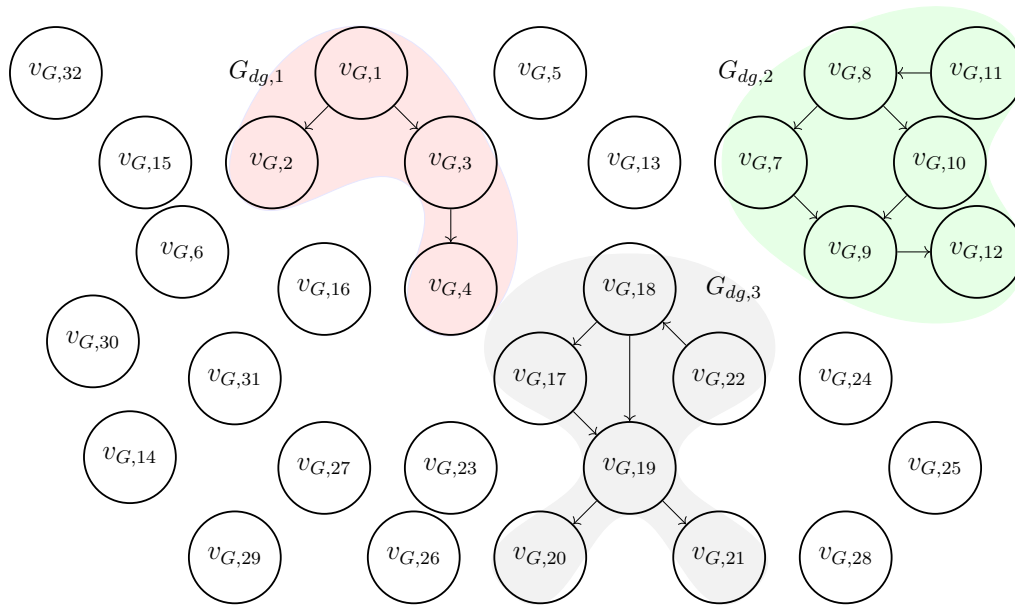
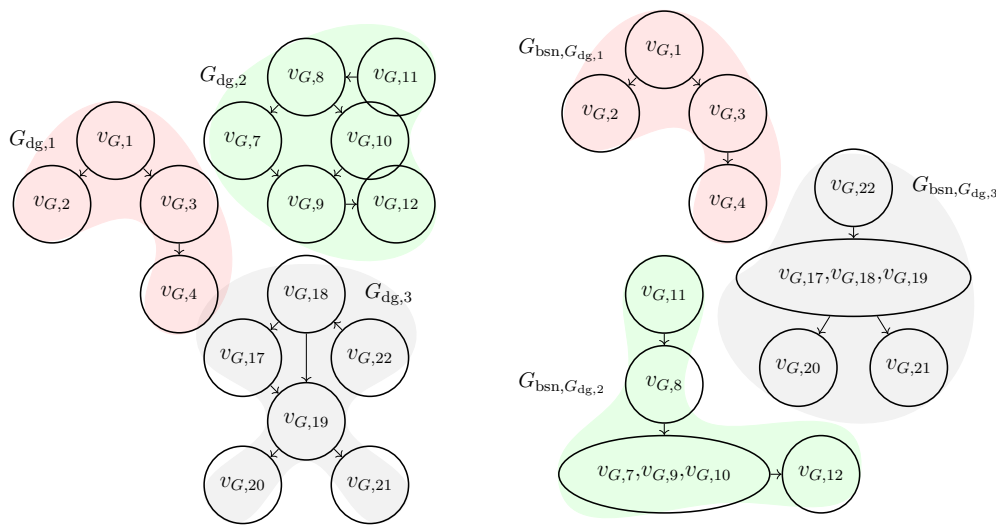


Abbildung 4.4: Schematische Darstellung eines Abhängigkeitsgraphen G .



(a) Die Menge abhängiger Teilgraphen

(b) Die Menge gültiger Bayes'scher Teilnetze

Abbildung 4.5: Beispiele für die Transformation eines G_{dg} zu einem $G_{bsn,G_{dg}}$.

Kanten haben, wird ein Knoten $v_{G_{dg},z}$ zufällig aus dieser Gruppe der Knoten mit der maximalen Anzahl an ausgehenden Kanten ausgewählt. Anschließend werden alle benachbarten Knoten von $v_{G_{dg},z}$ in $G_{bsn,G_{dg}}$ verbunden. Sobald alle benachbarten Knoten mit dem Anfangsknoten in $G_{bsn,G_{dg}}$ verbunden sind, werden die Knoten, die durch ausgehende Kanten verbunden sind, als nächstes betrachtet, darauf folgend die Knoten, die durch eingehende Kanten verbunden sind. Dieser Vorgang wird wiederholt bis alle Knoten in G_{dg} besucht worden sind. Falls zwei oder mehr Knoten mit demselben Folgeknoten $v_{G_{dg},z}$ in dem gegebenen $G_{bsn,G_{dg}}$ verbunden sind und $deg^-(v_{G_{dg},z}) > 1$, wer-

den diese Knoten in dem resultierenden DAG zu einem Knoten verschmolzen. Die Verschmelzung von Knoten ist ebenso bei Zyklen notwendig. Alle Knoten $v_{G_{\text{dg}},z}$, die Teil eines Zyklus sind, werden zu einem Knoten zusammengefasst. Durch die Konsolidierung der Knotenstrukturen kann sichergestellt werden, dass ein Merkmal $f \in F_z$ aus einer Merkmalsfamilie z nicht mehrfach in einer Stichprobe auftreten wird. Zudem ist sichergestellt, dass maximal ein Merkmal $f \in F_z$ pro Merkmalsfamilie z in einer Stichprobe auftritt und eine Produktkonfiguration somit in jedem Fall baubar ist. Abbildung 4.5 veranschaulicht mehrere Transformationsbeispiele.

4.2.3 Strukturlernen der Bayes'schen Teilgraphen durch RL

Zusätzlich zu den abhängigen Variablen $X_{V_{G,\text{dep}}}$ gibt es einige Merkmale $f \in F$, die nicht von technischen oder vertrieblichen Limitationen beeinflusst werden. Diese Merkmale $f \in F$ und die dazugehörige Merkmalsfamilie $z \in Z$, wobei $f \in F_z$, werden als unabhängig angenommen und durch die Menge der Variablen $X_{V_{G,\text{ind}}}$ beschrieben. Trotz der Annahme der Unabhängigkeit zwischen den Merkmalen korreliert das Bestellverhalten der Kunden in der Praxis bei der Auswahl bestimmter Merkmalskombinationen miteinander. Unter dieser Annahme wird in diesem Abschnitt ein lernender Algorithmus beschrieben, um eine optimierte Struktur für das resultierende BN für die angenommenen unabhängigen Knoten $V_{G,\text{ind}}$ abzuleiten. Da der Suchraum S exponentiell mit der Anzahl der Knoten $V_{G,\text{ind}}$ wächst, ist das Problem des Strukturlernens NP-schwer [Rob77, CMH04]. Aufgrund der Tatsache, dass die Darstellung aller strukturellen Varianten und Permutationen in dem BN eine hohe Komplexität aufweist, wird im Folgenden ein Ansatz vorgestellt, der die Annahme unabhängiger Variablen $X_{V_{G,\text{ind}}}$ ausnutzt. Die Idee besteht darin, bei der Beschreibung des RL lediglich Gruppen der Variablen zu berücksichtigen, die für das Strukturlernen eine hohe Korrelation aufweisen. Variablen, die eine schwache oder keine Korrelation aufweisen, werden ignoriert. Die Menge der Variablen $X_{V_{G,\text{ind}}}$ wird daher im ersten Schritt in eine Menge von Clustern Y , unter Verwendung des in [Che20] eingeführten hierarchischen Korrelationsclustering, unterteilt, wobei jedes Cluster $y \in Y$ aus einer Menge an Variablen $X_{V_{G_{\text{bsn}},y}}$ besteht. Bei dieser Methode muss die Anzahl der Cluster nicht im Voraus festgelegt werden, was zu einer höheren Flexibilität bei der Ableitung von Korrelationsgruppen führt. Für die Bestimmung der Ähnlichkeit wird eine Distanzmatrix aus den euklidischen Distanzen zwischen den Korrelationskoeffizienten der Variablen in $X_{V_{G,\text{ind}}}$ berechnet. Die korrelierten Gruppen werden anhand des in [Che20] vorgeschlagenen Kriteriums der vollständigen Verknüpfung und eines vorgegebenen Schwellenwertes t_Y berechnet, der auf die maximale Unähnlichkeit zwischen einem Paar an Variablen im selben Cluster festgelegt wird. Während in anderen Ansätzen der Schwellenwert t_Y als statisch angenommen wird, wird t_Y dynamisch über einen iterativen Bewertungsprozess bestimmt, der die resultierende Qualität, die zeitliche Komponente des

Strukturlernens des BN und die Konvergenzkriterien des RL-Algorithmus berücksichtigt. Im zweiten Schritt wird die Struktur für jedes Cluster der Variablen durch RL gelernt. In diesem Zusammenhang wird die Umwelt als endliches MDP formuliert und die Zustände $s \in S$ so dargestellt, dass ein beliebiger Zustand s hinreichend beschrieben ist, um die zukünftigen Zustände s' der Umwelt bei einer beliebigen Aktion a zu bestimmen. Zur Modellierung des zukünftigen Verhaltens des Systems ist demzufolge nur der Zustand s erforderlich und nicht der gesamte Verlauf der letzten n -Schritte, wodurch die Markov-Annahme erfüllt ist. Die Zerlegung der Variablen in eine Menge von Clustern hat zwei wesentliche Vorteile: Zum einen wird das Vorwissen der historischen Auftragsdaten $O \subseteq \mathcal{D}_{\text{gen}}$ und Internetkonfigurationen $I \subseteq \mathcal{D}_{\text{gen}}$ durch die Zuordnung von korrelierten Merkmalen zu Clustern einbezogen und zum anderen wird S deutlich reduziert, was das Lernen beschleunigt und die Verwendung von tabellarischen Methoden zur Darstellung der Q-Funktion ermöglicht.

Um die Graphenstruktur zu optimieren, wird tabellarisches Q-Learning eingesetzt. Q-Learning ist eine modellfreie Variante des RL, die darauf abzielt, eine Zustand-Aktion-Value-Funktion $Q(s,a)$ für ein Zustand-Aktion-Paar (s,a) zu erlernen, die eine direkte Annäherung an die optimale Zustand-Aktion-Value-Funktion $Q^*(s,a)$ darstellt, aus der die optimale Strategie durch gieriges Handeln für jedes $s \in S$ abgeleitet wird [WD92]. Im Gegensatz zu modellbasierten Verfahren, bei denen ein Agent versucht, die modellierte Umgebung zu verstehen und entsprechend zu agieren, wird bei modellfreien Varianten eine Policy π erlernt. Die Zustände s werden durch die Adjazenzmatrix eines Bayes'schen Teilnetzes $G_{\text{bsn},y}$ dargestellt, wobei $G_{\text{bsn},y}$ das Bayes'sche Teilnetz aller Knoten $V_{G_{\text{bsn},y}} \in V_{G,\text{ind}}$ in dem Cluster $y \in Y$ repräsentiert. Für ein $G_{\text{bsn},y}$ mit vier Knoten sind die Graphenvarianten und ihre Adjazenzmatrizen in Abbildung 4.6 dargestellt.

Um die Struktur eines Teilnetzes $G_{\text{bsn},y}$ zu verändern, stehen für jedes Paar benachbarter Einträge in der Adjazenzmatrix drei verschiedene Arten von Aktionen $a \in \{0,1,2\}$ zur Verfügung:

$$a = \begin{cases} 0, & \text{Tausche Spalte } i \text{ mit Spalte } i + 1 \\ 1, & \text{Verschiebe Nicht-Null-Eintrag von } (i,j) \text{ nach } (i,j + 1) \\ 2, & \text{Keine Aktion} \end{cases} .$$

Aktion 0 vertauscht die Reihenfolge zweier Knoten $v_{G_{\text{bsn},y},z}$ und $v_{G_{\text{bsn},y},z'}$, wobei $z \neq z'$, indem die Aktion die Reihenfolge der Spalten in der Adjazenzmatrix umordnet und die Zeilenindizes entsprechend anpasst. Im Fall von n Knoten gibt es $n - 1$ mögliche Tauschvorgänge. Mit der Aktion 1 erlaubt der Ansatz Änderungen in der Kantendarstellung, um die Graphenstruktur von $G_{\text{bsn},y}$ zu verändern. Bei n Knoten existieren $\sum_{i=2}^n (i - 2)$ Möglichkeiten, die Graphenstruktur zu ändern. Aktion 2 sieht einen unveränderten Zustand vor. Insgesamt ist für einen Graphen mit n Knoten der Aktionsraum A gegeben durch $1 + \sum_{i=1}^n (i - 1) = 1 + \frac{n^2 - n}{2}, \forall n > 0$. Die Größe des Zustandsraumes

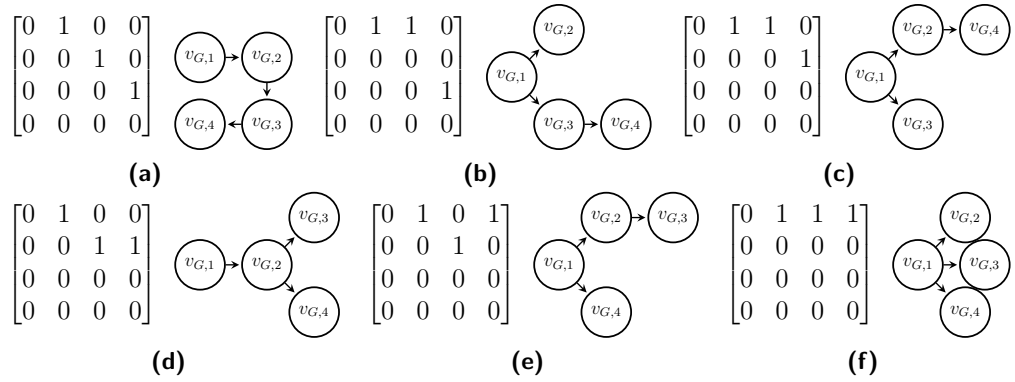


Abbildung 4.6: Strukturvarianten und ihre Adjazenzmatrizen eines Graphen mit vier Knoten.

S ist durch das Produkt der möglichen Knoten-Permutationen und Strukturvarianten gegeben. Basierend auf dem definierten Aktionsraum ist die Anzahl der Permutationen $n!$ und die Anzahl der strukturellen Graphvarianten $(n-1)!$. Insgesamt ist die Größe von S durch $n! \cdot (n-1)!$ bestimmt. Das Ziel des Lernverfahrens ist es, eine Graphenstruktur für jedes Teilnetz $G_{\text{bsn},y}$ zu finden, die die Bewertungsfunktion $\Phi(G_{\text{rl}}, \mathcal{Y})$ für die vorliegenden Planungsobjekte \mathcal{Y} gemäß

$$\max_{G_{\text{rl}} \in \theta} \Phi(G_{\text{rl}}, \mathcal{Y})$$

maximiert, wobei θ der Suchraum aller möglichen Graphen G_{rl} ist und es gilt $G_{\text{bsn},y} = \max_{G_{\text{rl}} \in \theta} \Phi(G_{\text{rl}}, \mathcal{Y})$. Um die Ähnlichkeit zwischen den Vorgaben der

Eingabedaten aller Planungsobjekte \mathcal{Y} und den Daten der Stichprobe $\hat{K}_{G_{\text{rl}}}$ aus der Verteilung des resultierenden Bayes'schen Teilnetzes G_{rl} zu messen, wird für jedes Merkmal $f \in F_z$ in jeder Merkmalsfamilie $z \in Z'$ die prädizierte Einbaurrate v_{pred} hinsichtlich der Daten der Stichprobe $\hat{K}_{G_{\text{rl}}}$ ausgezählt. Z' ist die Menge der Merkmalsfamilien, die in G_{rl} repräsentiert ist. $\hat{K}_{G_{\text{rl}}}$ beschreibt die aus dem Graphen G stichprobenartig gezogene Menge der Konfiguration \hat{K} , wobei \hat{K} durch die Menge der Merkmale $f \in F_z$ jeder Merkmalsfamilie $z \in Z'$ beschrieben ist. $\mathcal{Y}_{F_z} \in \mathcal{Y}$ ist die Menge aller Planungsobjekte für jedes $z \in Z'$ in $G_{\text{bsn},y}$ und \mathcal{Y} die Menge aller Planungsobjekte. Die für jedes Merkmal f aus der Stichprobe $\hat{K}_{G_{\text{rl}}}$ ausgezählte Einbaurrate v_{pred} wird mit der planerisch antizipierten Einbaurrate v_{plan} des Planungsobjektes $v \subseteq \mathcal{Y}_{F_z}$ verglichen. Die Belohnung R_{rl} des Q-Learning-Algorithmus ist definiert durch den negativen Root Mean Square Error (RMSE) zwischen den planerischen Vorgaben und den aus der Stichprobe $\hat{K}_{G_{\text{rl}}}$ ausgezählten Einbauraten aus dem Bayes'schen Teilnetz G_{rl} gemäß

$$R_{\text{rl}} = - \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{z \in Z'} \sum_{v \in \mathcal{Y}_{F_z}} (v_{\text{pred}} - v_{\text{plan}})^2}.$$

In diesem Zusammenhang gilt $R_{\text{rl}} = \Phi$ und v_{pred} entspricht der für das Planungsobjekt $v \in \mathcal{Y}_{F_z}$ aus der Stichprobe $\hat{K}_{G_{\text{rl}}}$ ausgezählten und prädizierten Einbaurrate des Merkmals $f \in F_z$. v_{plan} repräsentiert die in $v \subseteq \mathcal{Y}$ vorgegebe-

ne Einbauraten des Merkmals $f \in F_z$ und es gilt $n = \sum_{z \in Z'} |\mathcal{Y}_{F_z}|$. Der RMSE wird als Metrik verwendet, da große Abweichungen der Planzahlen für Merkmale von den Prädiktionszahlen zu unnötig vorgenommenen Anpassungen in der Produktion, Logistik und Beschaffung führen, die mit hohen Kosten verbunden sind. Um dies zu vermeiden, bestraft der RMSE insbesondere große Abweichungen. Der Agent erhält eine Belohnung $R_{r1} \rightarrow 0$, wenn die ausgezählten Einbauraten v_{pred} der Stichprobe $\hat{K}_{G_{r1}}$ aus dem Bayes'schen Teilnetz G_{r1} hinreichend gut mit der Grundwahrheitsverteilung der geplanten Einbauraten v_{plan} über alle Planungsobjekte $v \subseteq \mathcal{Y}$ übereinstimmen und eine Bestrafung, wenn die beiden Verteilungen divergieren. Um die Konvergenz während des Trainingsprozesses festzustellen, wird die Q-Tabelle in jedem Iterationsschritt mit der Tabelle des vorherigen Zeitschrittes verglichen.

4.2.4 Verknüpfung der Teilgraphen zu einem Bayes'schen Netz

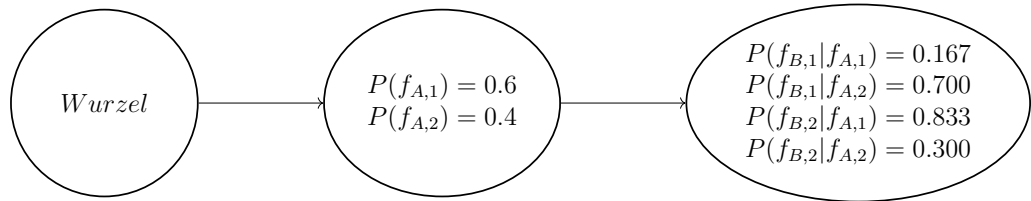
Der resultierende Graph G_{bn}^* zur Repräsentation des struktur gelernten BN ergibt sich aus der Zusammenführung der Bayes'schen Teilnetze $G_{\text{bsn}, G_{\text{dg}}}$ der abhängigen Variablen und aller Bayes'schen Teilnetze $G_{\text{bsn}, y}$ der unabhängigen Variablen. Um die Teilnetze zu verschmelzen, wird ein spezifischer Wurzelknoten definiert, mit dem alle $G_{\text{bsn}, G_{\text{dg}}}$ und alle $G_{\text{bsn}, y}$ als Kindknoten verbunden sind. Unter der Annahme einer gegebenen Unabhängigkeit zwischen den Clustern Y approximiert das resultierende BN die Grundwahrheitsverteilung der geplanten Einbauraten v_{plan} über alle Planungsobjekte $v \subseteq \mathcal{Y}$ hinreichend gut, wenn die Struktur aller $G_{\text{bsn}, y}$ optimal in Bezug auf die Wahrscheinlichkeitsverteilung und Anordnung der Variablen in den $y \in Y$ repräsentierten Clustern ist. Zur Ableitung der Wahrscheinlichkeitsverteilungen der Menge der Variablen X_{V_G} des resultierenden BN mit der gelernten Struktur werden historische Auftragskonfigurationen O und Konfigurationen aus dem Internet I verwendet. Jede Variable $x_{v_{G,z}} \in X_{V_G}$ beschreibt eine Wahrscheinlichkeitsverteilung der Planungsobjekte \mathcal{Y}_{F_z} einer Merkmalsfamilie $F_z \subseteq F$, wobei $\sum_{v \in \mathcal{Y}_{F_z}} v_{\text{plan}} = 1$. Die Wahrscheinlichkeitsverteilung einer Variable $x_{v_{G,z}}$ wird jeweils durch die Elternknoten bestimmt. Diesen Prozess nennt man die Inferenz. In diesem Zusammenhang wird der Ansatz des Belief Propagation (BP)¹ genutzt, um die Informationen iterativ zwischen allen Knoten X_{V_G} des Graphen zu übermitteln.

Beispiel. Sei $x_{v_{G,B}}$ die Variable, welche die Merkmalsfamilie B und $x_{v_{G,A}}$ die Variable, welche die Merkmalsfamilie A repräsentiert. Die Wahrscheinlichkeit aller Merkmale $f \in F_B$ wird unter der Voraussetzung der Wahrscheinlichkeit aller Elemente $f \in F_A$ und der Wahrscheinlichkeit der Vereinigungsmenge aller Permutationen zwischen allen Elementen aus den Mengen F_A und F_B durch die Berechnung der bedingten Wahrscheinlichkeit bestimmt. F_A

1 BP ist ein Algorithmus, der zur Inferenz graphischer Modelle verwendet werden kann. BP kann exakte Ergebnisse für zyklensfreie Graphen liefern, wobei Nachrichten iterativ zwischen den Knoten des Graphen übermittelt werden [Pea82].

Tabelle 4.1: Wahrscheinlichkeitsverteilung der Variablen im BN.

B	A	$P(B)$	$P(A)$	$P(B \cap A)$	$P(B A) = \frac{P(B \cap A)}{P(A)}$
$f_{B,1}$	$f_{A,1}$	0.3	0.6	0.1	0.167
$f_{B,1}$	$f_{A,2}$	0.3	0.4	0.28	0.700
$f_{B,2}$	$f_{A,1}$	0.7	0.6	0.5	0.833
$f_{B,2}$	$f_{A,2}$	0.7	0.4	0.12	0.3

**Abbildung 4.7:** Ausschnitt des Bayes'schen Netzes nach der Inferenz.

repräsentiert die Menge aller Merkmale f in der Merkmalsfamilie A und F_B repräsentiert die Menge aller Merkmale f in der Merkmalsfamilie B . Die Tabelle 4.1 und die Abbildung 4.7 illustrieren das beschriebene Beispiel.

Im letzten Schritt werden aus dem parametergelernten BN Stichproben gezogen, die die Produktkonfigurationen K repräsentieren. Die Stichprobenziehung aus dem BN ermöglicht die Ableitung einer Menge gültiger, baubarer und vollständig spezifizierter Konfigurationsvorschläge K als Ergebnis des vorgestellten Ansatzes.

4.3 Bewertung der Konfigurationsvorschläge

In diesem Abschnitt wird eine Systematik zur Bewertung der Menge an Produktkonfigurationen K vorgestellt. Die Abbildung 4.8 illustriert das Prozessmodell des Verfahrens. Die Methode zur Generierung dieser Produktkonfigurationen wurde bereits in Abschnitt 4.2 erläutert. Neben der Generierung von K ist eine Bewertung der Güte essentiell, um die Robustheit oder die Unsicherheit dieser Konfigurationen zur Verwendung für die Folgeprozesse zu bewerten. Die zur Ableitung der Bewertungssystematik verwendeten Daten $\mathcal{D}_{\text{rate}} \subseteq \mathcal{D}_{\text{all}}$ wurden bereits in Abschnitt 4.1 erläutert. Zunächst wird in Abschnitt 4.3.1 ein Wirkmodell der Kriterien aufgebaut. In Abschnitt 4.3.2 wird die Systematik zur Bewertung der Flexibilität und in Abschnitt 4.3.3 die Systematik zur Bewertung der Stabilität beschrieben. In Abschnitt 4.3.4 wird die Berechnungslogik der Nachhaltigkeit definiert. Die Systematik zur Berechnung des Deckungsbeitrages wird in Abschnitt 4.3.5 sowie zur Berechnung der Verkaufswahrscheinlichkeit in Abschnitt 4.3.6 vorgestellt.

Als Ergebnis wird jeder Konfigurationsvorschlag $k \in K$ in unterschiedlichen Dimensionen bewertet. Das Ergebnis ist eine Menge an bewerteten,

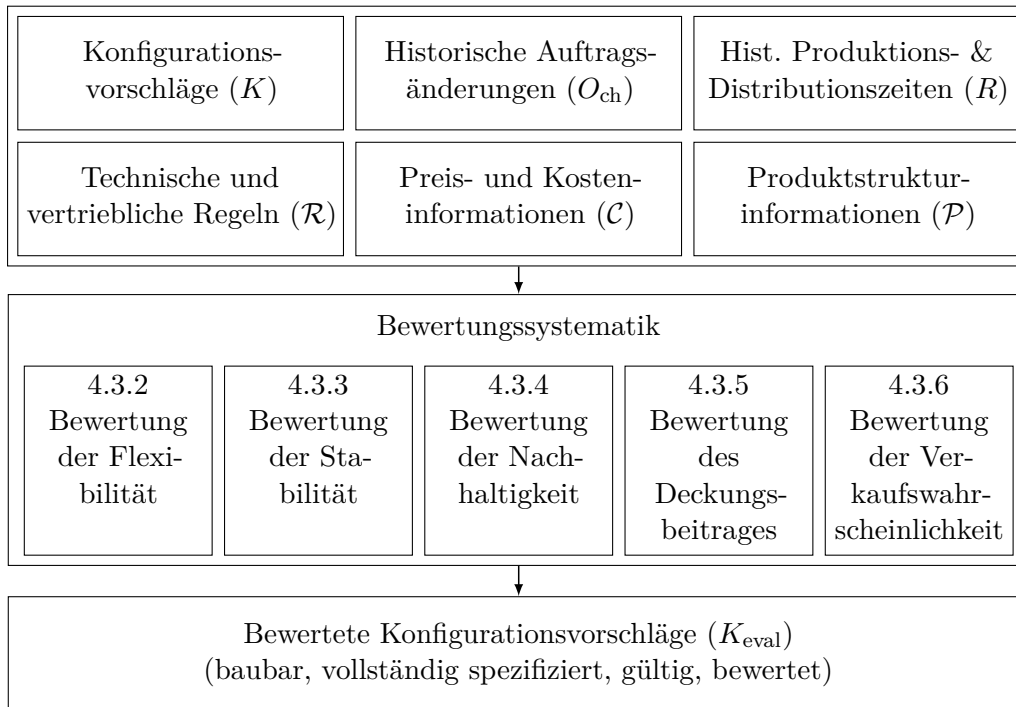


Abbildung 4.8: Prozessmodell zur Bewertung der Konfigurationsvorschläge bestehend aus Daten-, Algorithmen- und Ergebnismodul.

baubaren und vollständig spezifizierten Konfigurationsvorschlägen K_{eval} , wobei $k_{eval_{fl}}$ den Wert des Bewertungskriteriums der Flexibilität, $k_{eval_{st}}$ den Wert des Bewertungskriteriums der Stabilität, $k_{eval_{pro}}$ den Wert des Bewertungskriteriums der Verkaufswahrscheinlichkeit, $k_{eval_{cm}}$ den Wert des Bewertungskriteriums des Deckungsbeitrages und $k_{eval_{su}}$ den Wert des Bewertungskriteriums der Nachhaltigkeit für jeden bewerteten Konfigurationsvorschlag $k_{eval} \in K_{eval}$ repräsentiert. Um die Vergleichbarkeit der Bewertungsdimensionen zu gewährleisten, wird jede Dimension ρ mit dem Min-Max-Skalierer auf die Intervalle gemäß

$$k_{eval_{\rho}} = \frac{(k_{eval_{\rho}} - \min_{k_{eval} \in K_{eval}} k_{eval_{\rho}})}{(\max_{k_{eval} \in K_{eval}} k_{eval_{\rho}} - \min_{k_{eval} \in K_{eval}} k_{eval_{\rho}})} \cdot 100$$

skaliert.

4.3.1 Wirkmodell der Bewertungskriterien

Kundenzufriedenheit ist neben einem positiven operativen Geschäftsergebnis der Schlüsselfaktor für den langfristigen Unternehmenserfolg. Aus diesem Grund bieten die Hersteller einen hohen Grad der Individualisierung und eine lange Änderbarkeit der Konfigurationen an. Um diese Faktoren im laufenden Betrieb umzusetzen, sind flexible und stabile Systeme unumgänglich. Neben den konventionellen Faktoren der Stabilität und Flexibilität, gibt es weitere Faktoren, welche in dem Wirkmodell in Abbildung 4.9 illustriert sind. Nach [KP12] ist ein Wirkmodell eine systematische und visuelle Methode zur

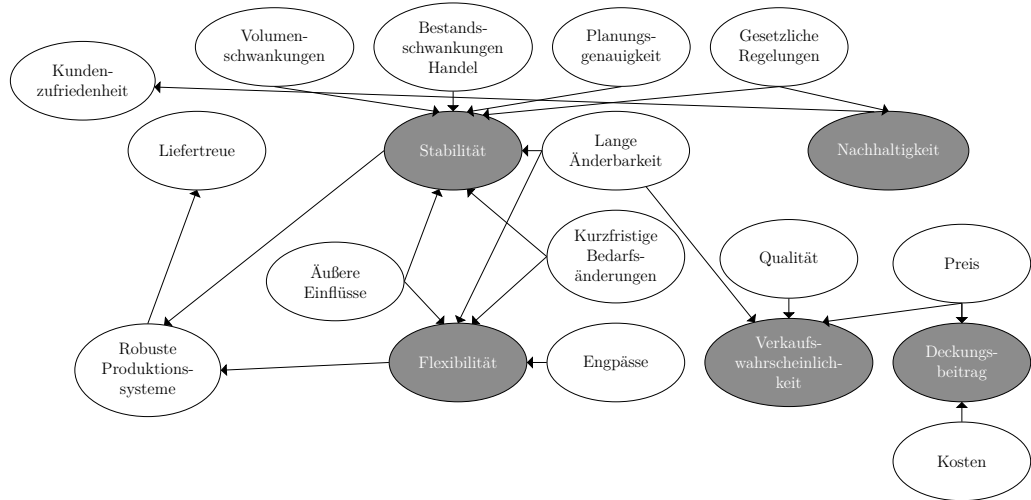


Abbildung 4.9: Wirkmodell der Bewertungskriterien.

Darstellung und Weitergabe des Verständnisses der Beziehungen zwischen Indikatoren, die zur Gestaltung geplanter Aktivitäten zur Verfügung stehen. Angelehnt an die studentische Arbeit [Cze20] werden im Rahmen des Wirkmodells kausale Zusammenhänge der gemessenen Performance-Indikatoren wie Liefertreue, Planungsqualität oder der Kundenzufriedenheit aufgestellt. Ein aussagefähiges und validiertes Modell soll den Stakeholdern als Hilfestellung zur Bewertung von Prozessen dienen. In [Cze20] wurde auf Basis des Wirkmodells ein Strukturgleichungsmodell entwickelt, um die vermuteten kausalen Zusammenhänge der Key Performance Indikatoren (KPI) zu analysieren. Durch formulierte Hypothesen ist das Modell statistisch prüfbar. Aus der qualitativen Untersuchung konnten die Zusammenhänge der Indikatoren abgebildet und signifikante Ergebnisse aufgezeigt werden.

Durch die kausalen Analysen und die mathematischen Zusammenhänge der Indikatoren innerhalb des Wirkmodells ergeben sich die Bewertungskriterien. Um ein robustes Produktionssystem zu implementieren, das die Kosten adäquat gegenüber den Erlösen abbildet und zusätzlich eine hohe Kundenzufriedenheit durch Termintreue gewährleistet, sind wesentliche Faktoren wie Stabilität, Flexibilität, Nachhaltigkeit, Deckungsbeitrag und Verkaufswahrscheinlichkeit von Bedeutung. Diese Kriterien lassen sich aus den in Abbildung 4.9 beschriebenen Indikatoren sowie aus den Ergebnissen der Arbeit von [Cze20] ableiten und bilden die Grundlage für die Evaluierung und Bewertung der Menge der Konfigurationsvorschläge K . Im Folgenden werden die Systematiken der unterschiedlichen Bewertungskriterien erläutert.

4.3.2 Bewertung der Flexibilität

Insbesondere in den letzten Jahren hat sich die Erhöhung der Flexibilität für Kunden sowie die Sicherstellung stabiler Produktions- und Logistikprozesse zu einem wichtigen Ziel entwickelt. Das Angebot einer maximalen Flexibilität bei Änderungswünschen und dem Angebot der Individualisierungen der Endprodukte ist ein entscheidender Wettbewerbsvorteil für die Hersteller.

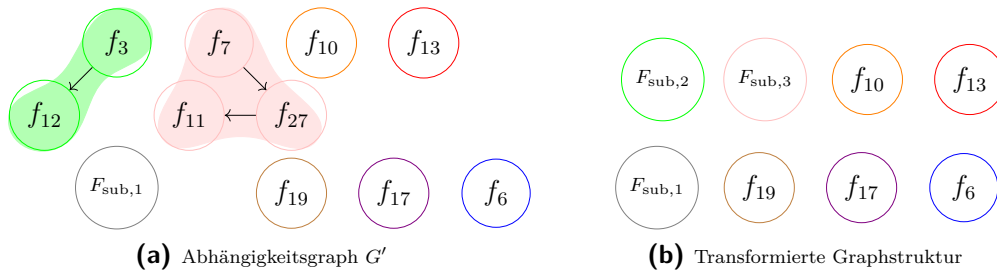


Abbildung 4.10: Transformation abhängiger Strukturen zu Merkmalsteilmengen.

Um das Ziel zu erreichen, wird eine hohe Flexibilität der Planungsprozesse gefordert, um die ständig schwankenden Kundennachfragen bedienen zu können [KKJ07]. Nicht nur innerhalb der eigenen Prozesse, sondern auch lieferantenseitig wird daher eine hohe Flexibilität auf geänderte oder kurzfristige Mengen- oder Terminanforderungen erwartet [GSW07]. Gerade die Flexibilität im Produktionsprozess ermöglicht dem Kunden unter anderem eine lange Änderbarkeit der Konfiguration eines Produktes. Im Folgenden wird ein Konzept zur Realisierung merkmalspezifischer Änderungsgrenzpunkte zur Erhöhung der Flexibilität für die Kunden über das Angebot einer möglichst langen Änderbarkeit der Produkte vorgestellt. Die zentrale Anforderung der Methode ist die Identifikation einer Menge von merkmalspezifischen Änderungsgrenzpunkten U . Jedes $u \in U$ besteht aus einer Menge von Merkmalen $F_u \subseteq F$, wobei F die Menge aller verfügbarer Merkmale darstellt. Jeder Änderungsgrenzpunkt $u \in U$ stellt einen bestimmten Zeitpunkt dar, bis zu dem ein Kunde die Konfiguration in Bezug auf die enthaltenen Merkmale ändern kann. Eine Voraussetzung für die Identifikation von U ist es, alle Merkmale F zu gruppieren, sodass keine technischen oder vertrieblichen Abhängigkeiten \mathcal{R} zwischen den Merkmalen F entstehen.

Zu diesem Zweck wird zunächst analog zu Abschnitt 4.2 ein Abhängigkeitsgraph $G' = (V_{G'}, E_{G'})$ auf der Basis der Produktstrukturinformationen \mathcal{P} sowie der technischen und vertrieblichen Zwänge und Ausschlüsse \mathcal{R} aufgebaut. G' repräsentiert eine endliche Menge von Knoten $v_{G',f} \in V_{G'}$ und ist in Abbildung 4.10 dargestellt. Jeder Knoten $v_{G',f} \in V_{G'}$ entspricht im Gegensatz zu dem Ansatz in Abschnitt 4.2 einem Merkmal $f \in F$ und nicht einer Merkmalsfamilie $z \in Z$. Abhängige Knoten $v_{G',f}$ und $v_{G',f'}$ werden durch eine Kante $e_{G',f,f'} \in E_{G'}$ dargestellt und sind dadurch gekennzeichnet, dass ein Merkmal $f \in F$ ein anderes Merkmal $f' \in F$ aufgrund von technischen oder vertrieblichen Regeln zwingt oder ausschließt, wobei $f' \neq f$. Wenn ein Merkmal f theoretisch zu einem späteren Zeitpunkt geändert werden kann als ein Merkmal f' , aber eine Abhängigkeit zwischen den beiden Merkmalen besteht, werden sie zu einer Merkmalsteilmenge $F_{\text{sub}} \subseteq F$ zusammengefasst, wobei F die endliche Menge aller Merkmale ist. Der letztmögliche Zeitpunkt einer Rekonfiguration für alle verfügbaren Merkmale in einer Merkmalsteilmenge F_{sub} ist durch den Zeitpunkt der Rekonfiguration des Merkmals f mit der längsten Vorlaufzeit aller verfügbaren Merkmale $f \in F_{\text{sub}}$ gegeben. Abbildung 4.10 zeigt die Transformation zu der endlichen Menge der Merkmalsteilmengen $F_{\text{sub}} \subseteq F$.

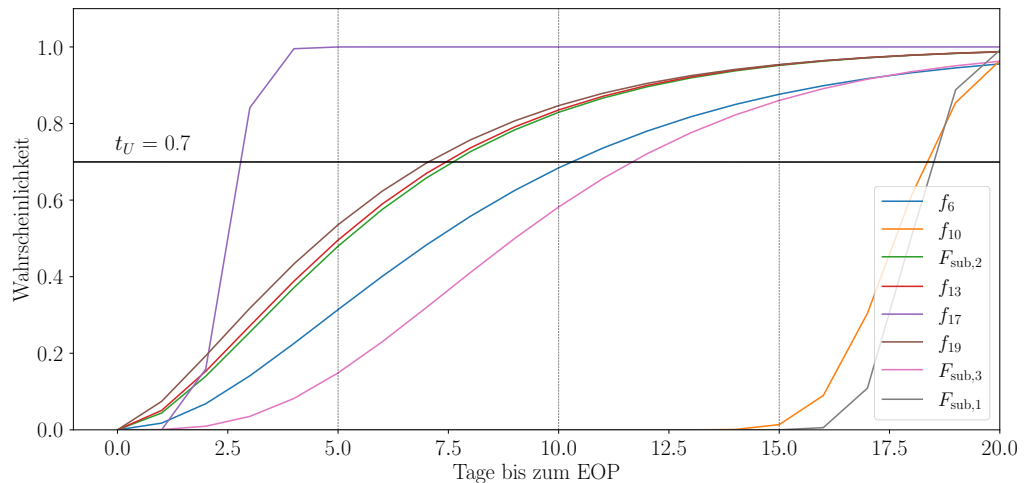


Abbildung 4.11: Kumulative Verteilungsfunktionen der Merkmale f und Merkmalsteilmengen F_{sub} .

Neben dem Abhängigkeitsgraph G' werden auch historische Rekonfigurationsdaten O_{ch} berücksichtigt. Während im heutigen Abwicklungsprozess die meisten Rekonfigurationen vor dem FP stattfinden, gibt es in der Praxis auch Konfigurationen, die zwischen dem aktuellen FP und dem Ende der Produktion (EOP) eines Produktes geändert werden. Da die Ableitung von Bauteilen zu Konfigurationsmerkmalen oft nicht möglich ist, kann ein einfaches Clustering auf Basis von Beschaffungszeiten ungenau sein. Daher berücksichtigt der vorgestellte Ansatz die realen historischen Rekonfigurationsdaten, um die Menge der merkmalspezifischen Änderungsgrenzpunkte U auf Basis von Wahrscheinlichkeiten abzuleiten. Alle Merkmale, die hinsichtlich der historischen Daten nur vor dem FP geändert wurden, werden in der Merkmalsteilmenge $F_{\text{sub},1}$ subsumiert. Für jedes Merkmal f und für jede Merkmalsteilmenge F_{sub} kann eine CDF einer Gammaverteilung bestimmt werden. Diese sind in Abbildung 4.11 dargestellt.

Die Menge der CDFs berechnen die Wahrscheinlichkeit einer möglichen Rekonfiguration im Zeitverlauf, abgeleitet aus den Daten historischer Auftragsänderungen O_{ch} , beginnend mit dem heutigen EOP bis zum FP. Um U abzuleiten, wird ein Schwellenwert für die Wahrscheinlichkeit t_U festgelegt. Eine dynamische Berechnung des Schwellenwertes ist eine hochkomplexe Aufgabe, bei der verschiedene Informationen wie Produktions- und Logistikdaten sowie Verkaufs- und Kundenerfahrungen berücksichtigt werden müssen. Die Optimierung des Schwellenwertes bietet ein Potential zur Erforschung in zukünftigen Arbeiten. In dem vorgestellten Ansatz wird der Schwellenwert mit 0,7 angenommen. Wenn die CDF eines bestimmten Merkmals $f \in F$ oder einer Merkmalsteilmenge F_{sub} , die an der unteren Grenze eines Zeitintervalls ausgewertet wird, größer oder gleich 0,7 ist, wird f oder F_{sub} in u aufgenommen. Abbildung 4.12 veranschaulicht ein Beispiel durch Ableitung einer Menge von vier merkmalspezifischen Änderungsgrenzpunkten, die die Zeitintervalle einer Rekonfigurationsmöglichkeit bis zum EOP darstellen.

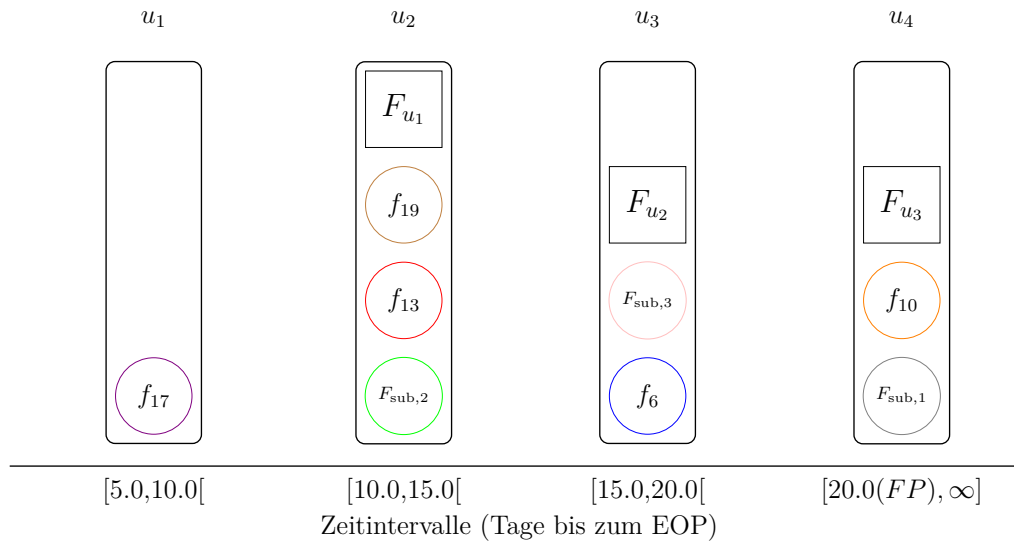


Abbildung 4.12: Merkmalspezifische Änderungsgrenze U .

Die Flexibilität $k_{\text{eval}_{\text{fl}}}$ eines jeden Konfigurationsvorschlags wird mittels zweier Metriken berechnet und durch die beiden Kennzahlen fl_1, fl_2 repräsentiert. Insgesamt wird der Flexibilitätswert berechnet durch $k_{\text{eval}_{\text{fl}}} = \frac{fl_1 + fl_2}{2}$. Die Kennzahl hinsichtlich der merkmalspezifischen Änderungsgrenze wird definiert als $fl_1 = (1 - (1/|F_k| \cdot \sum_{f \in F_k} f_u)) \cdot 100$, wobei f_u die gewichtete Veränderbarkeit eines Merkmals f hinsichtlich des merkmalspezifischen Änderungsgrenze $u \in U$ ist und F_k die Menge aller Merkmale der Konfiguration k repräsentiert.

Die Metrik zur Berechnung von f_u basiert auf dem vorgestellten Ansatz, wobei die Gewichtungen in Abhängigkeiten der Anzahl der merkmalspezifischen Änderungsgrenze $|U|$ berechnet werden. Bei vier merkmalspezifischen Änderungsgrenze mit $|U| = 4$ werden die zum merkmalspezifischen Änderungsgrenze u_1 zugeordneten Merkmale f mit 0,25 gewichtet, die Merkmale f in u_2 mit 0,5, die Merkmale f in u_3 mit 0,75 und die Merkmale f in u_4 mit 1,0.

Zusätzlich zu den merkmalspezifischen Änderungsgrenze U kann die Flexibilität auch über eine gewichtete Veränderbarkeit auf der Basis historischer Verkaufsdaten berechnet werden. Dieser Baustein zur Berechnung der Flexibilität wird durch fl_2 abgebildet. Eine Konfiguration mehrerer Merkmale, die in der Vergangenheit auch spät ohne Lieferverzug geändert wurde, führt zu einer hohen Flexibilität. Die Berechnung der gewichteten Veränderbarkeit auf Basis historischer Auftragsänderungen O_{ch} und der historischen Produktions- und Distributionszeiten R ist definiert durch $fl_2 = (1 - (1/|F_k| \cdot \sum_{f \in F_k} f_{\text{time}} \cdot f_{\text{dep}})) \cdot 100$. In diesem Kontext beschreibt f_{time} die Gewichtung eines Merkmals f bezogen auf die Durchlaufzeit in der Produktion sowie in der Distributionskette, sowohl für die Inbound und Outbound Logistik, und f_{dep} die Gewichtung der Auswirkung einer Änderung eines Merkmals f bezogen auf den gesamten Auftrag. An dieser Stelle bezieht sich f_{dep} auf die Anzahl der von der Änderung eines einzelnen Merkmals

f betroffenen Merkmale auf Grundlage der über die Produktstruktur \mathcal{P} gegebenen Zwänge und Ausschlüsse \mathcal{R} . Je höher der Wert f_{dep} , desto mehr Regeln gehen von dem Merkmal f aus und je öfter historische Aufträge mit dem Merkmal f zu einer Lieferverzögerung geführt haben, desto höher ist f_{time} . Folglich ist ein Konfigurationsvorschlag unflexibel, sofern die Variablen f_{dep} und f_{time} einen hohen Wert annehmen.

4.3.3 Bewertung der Stabilität

Die Stabilität der Produktion beschreibt die Vermeidung von Störimpulsen und die Ermöglichung eines kontinuierlichen Prozessablaufes. Sie spielt eine ebenso wichtige Rolle wie die Flexibilität. Die Stabilität der Produktion lässt sich über die Betrachtung der Störanfälligkeit analysieren. Es handelt sich demnach um die Robustheit des Prozesses gegenüber kurzfristigen Veränderungen [Bec07]. Ein Produktionssystem muss somit trotz Störimpulsen seine Produktionsfähigkeit auf einem konstant hohen Niveau halten.

Für die Bewertung der Stabilität eines Konfigurationsvorschlages $k \in K$ wird eine Systematik eingeführt, welche zum einen historische Auftragsänderungen und zum anderen Durchlaufzeiten der Aufträge in der Produktion betrachtet. Auftragskonfigurationen, welche einer hohen Änderungsrate unterliegen, sind eine Herausforderung für die Planung der Produktionsprozesse sowie im Hinblick auf die Materialdisposition. Eine längere Durchlaufzeit wird oft durch Qualitätsprobleme in der Fertigung, fehlende oder fehlerhafte Teile oder durch komplexe Fertigungsprozesse bei verschiedenen Komponenten des Produktes verursacht [WWL⁺22].

Die Stabilität k_{evalst} eines Konfigurationsvorschlages $k \in K$ ist folglich definiert als $k_{\text{evalst}} = \frac{st_1 + st_2}{2}$. In diesem Zusammenhang beschreibt das Bewertungskriterium st_1 den Einfluss der Änderungshäufigkeit der in k enthaltenen Merkmale F_k und st_2 den Einfluss der Merkmale F_k auf die Durchlaufzeit in der Produktion. Zu diesem Zweck wird st_1 als $st_1 = (1 - (1/|F_k| \cdot \sum_{f \in F_k} f_{\text{ch}} \cdot f_{\text{dep}})) \cdot 100$ definiert, wobei f_{ch} die Gewichtung eines Merkmals f auf der Basis historischer Auftragsänderungen ist. Je häufiger ein Merkmal einer Konfiguration in der Vergangenheit geändert wurde, desto höher ist die Gewichtung f_{ch} . Das auf die Durchlaufzeit bezogene Kriterium st_2 wird definiert als $st_2 = (1 - (1/|F_k| \cdot \sum_{f \in F_k} f_{\text{timeProd}} \cdot f_{\text{dep}})) \cdot 100$, wobei f_{timeProd} die Gewichtung eines Merkmals f auf der Basis der Durchlaufzeit in der Produktion ist. Je länger die durchschnittliche Produktionszeit der historischen Aufträge mit dem Merkmal f ist, desto höher ist f_{timeProd} .

4.3.4 Bewertung der Nachhaltigkeit

Die Industrie spielt eine zentrale Rolle bei der Suche nach Lösungen in Richtung einer nachhaltigen Entwicklung, wie der Brundtland-Bericht von 1987 beweist, der ein ganzes Kapitel dem Kompromiss zwischen Umwelt- und Wirtschaftsnutzen widmet [Kee88]. Angesichts gesetzlicher Vorgaben und der Notwendigkeit, der Klimakrise entgegenzuwirken, sind die Themen

Nachhaltigkeit und klimaneutrale Produktion unverzichtbar. Dies gilt für alle Prozesse, die über Software und Hardware hinausgehen und alle Ebenen der Wertschöpfung betreffen, um nachhaltige Prozesse zu planen und zu steuern. In diesem Zusammenhang geht es darum, intelligent und verantwortungsvoll zu produzieren und zu distribuieren sowie die begrenzten Rohstoffe vernünftig zu nutzen. Für Unternehmen bleiben jedoch der Kostendruck, der Shareholder Value, die finanzielle Stabilität und die Effizienz in allen Bereichen als Rahmenbedingungen bestehen, die eine Anpassung der Planungs- und Abwicklungsprozesse sowie der verwendeten Methoden und Systeme erfordern [DH22]. Die Qualität der durch die industrielle Digitalisierung induzierten Veränderungen kann jedoch von Land zu Land unterschiedlich sein [BNZX17]. Folglich ist das Thema Nachhaltigkeit omnipräsent und für die Bewertung von Konfigurationsvorschlägen vor dem Hintergrund einer intelligenten Einplanung unabdingbar. Die Nachhaltigkeit $k_{\text{eval}_{\text{su}}}$ zielt an dieser Stelle darauf ab, das CO₂-Äquivalent der einzelnen Konfigurationen $k \in K$ zu messen. Dazu wird eine aus branchenspezifischen Normen und Bewertungskennzahlen abgeleitete Größe verwendet. In der Automobilindustrie können beispielsweise internationale Testverfahren wie das weltweit harmonisierte Testverfahren Worldwide harmonized Light vehicles Test Procedure (WLTP) verwendet werden, um den Wert auf der Grundlage der Produktvariante p und der gewählten Merkmale $f \in F_k$ zu beurteilen [CMT⁺15].

4.3.5 Bewertung des Deckungsbeitrages

Der Deckungsbeitrag $k_{\text{eval}_{\text{cm}}}$ bezieht sich auf den erwarteten Preis, den das konfigurierte Produkt, unter Berücksichtigung der Produktvariante p und der Individualisierung, auf dem Absatzmarkt erzielen sollte sowie auf die dem Preis gegenüberstehenden Kosten. Für die in dieser Arbeit angewandte Logik wird der Deckungsbeitrag lediglich auf der Merkmalsebene betrachtet und die Kosten dem Ertrag in statischer Weise gegenübergestellt. Kosten wie Materialgemeinkosten oder Personalaufwendungen werden im Rahmen dieser Arbeit nicht betrachtet und sind Teil potentieller zukünftiger Forschung.

4.3.6 Bewertung der Verkaufswahrscheinlichkeit

Die Wahrscheinlichkeit $k_{\text{eval}_{\text{pro}}}$ bewertet die statistische Signifikanz einer Konfiguration $k \in K$ anhand ihrer bedingten Wahrscheinlichkeit, die in [DLKH21] beschrieben wird. Zu diesem Zweck wird die logarithmische Wahrscheinlichkeit der vollständig baubaren Konfigurationsvorschläge berechnet, die als Stichproben aus einem strukturierten Bayes'schen Netz gezogen werden. Der Wert der logarithmischen Wahrscheinlichkeit ist die Summe der logarithmischen Wahrscheinlichkeiten jeder einzelnen Komponente. Die logarithmische Wahrscheinlichkeit einer Stichprobenkonfiguration $k \in K$ hinsichtlich des Graphen $A \rightarrow B \rightarrow C$ mit der Knotenmenge $\{A; B; C\}$ und der Kantenmenge $\{(A,B); (B,C)\}$ ist $k_{\text{eval}_{\text{pro}}} = \log(P(A,B,C)) = \log(P(A) \cdot P(B|A) \cdot P(C|B)) = \log(P(A)) + \log(P(B|A)) + \log(P(C|B))$, da gilt $\log \prod_{i=1}^n x_i = \sum_{i=1}^n \log x_i$ und $P(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n P(x_i | \phi_{x_i})$.

4.4 Ableitung der Planauftragsbuch-szenarien

Ein weiteres wesentliches Artefakt zur datenbasierten Steuerung der Planungs- und Abwicklungssysteme ist die Einplanung der baubaren und bewerteten Konfigurationsvorschläge K_{eval} in ein planerisches Auftragsbuch, unter Berücksichtigung mehrerer Nebenbedingungen. Diese Nebenbedingungen können beispielsweise die Daten der Volumen- und Produktionsprogrammplanung Q , die Vorgaben der Planungsobjekte einer Merkmalsplanung \mathcal{Y} oder Lieferanten- und Fabrikrestriktionen C sein. In der Literatur existiert jedoch kein Ansatz, der sich mit der Implementierung eines datenbasierten Ansatzes zur Generierung geplanter Auftragsbuchszenarien in der variantenreichen Produktion befasst und der darauf abzielt, zunächst einen gültigen Produktionsablaufplan abzuleiten, strategische Entscheidungen zu stärken und die Änderung eines Produktionsablaufplanes aufgrund von Ereignissen wie einer sich ändernden Kundennachfrage oder fehlenden Produktionsressourcen in Echtzeit zu ermöglichen [DLC⁺22]. Die Abbildung 4.13 illustriert das Prozessmodell des Ansatzes zur Generierung planerischer Auftragsbuchszenarien.

Die zentrale Anforderung an die Methodik ist die Identifikation einer Menge gültiger Planauftragsbuchszenarien. In dieser Arbeit wird zwischen der Menge der Planauftragsbuchszenarien auf Monatsebene $B_m \in B$ und der Menge der Planauftragsbuchszenarien auf Tagesebene $B_{m,d} \in B_m$ unterschieden. Die Definition des Optimierungsproblems ist trivial auf alternative Granularitätsstufen adaptierbar. Eine Ablaufplanung und Sequenzierung in den Hierarchiestufen Monat, Tag und Takt ist jedoch üblich in der Planung variantenreicher Serienproduktionen [BFS07b]. Jedes $b_{m,w_{\text{scen}}} \in B_m$ und jedes $b_{m,d,w_{\text{scen}}} \in B_{m,d}$ bezieht sich auf einen bestimmten Gewichtungsvektor w_{scen} sowie auf einen Monat m oder einen Tag d im Monat m . Für die Ableitung dieser Planauftragsbuchszenarien wird, sowohl auf Tages- als auch auf Monatsebene, eine Menge gültiger und bewerteter Konfigurationsvorschläge K_{eval} berücksichtigt. Die Systematik zur Generierung potentieller Konfigurationsvorschläge K wurde bereits in Abschnitt 4.2 erläutert. Die Bewertung jedes $k \in K$ anhand verschiedener Bewertungskriterien wie der Flexibilität k_{eval_f} für die Kunden oder der Stabilität $k_{\text{eval}_{\text{st}}}$ der Produktions- und Logistiksysteme wurde in Abschnitt 4.3 beschrieben. Unter Berücksichtigung der bewerteten Menge der Konfigurationsvorschläge K_{eval} , der Vorgabe hinsichtlich der Planungsobjekte mit Monatsbezug $\mathcal{Y}_{F_{\zeta_m}}$, der Volumen- und Produktionsprogrammplanung Q sowie der Kapazitäts- und Werksrestriktionen C , werden verschiedene Planauftragsbuchszenarien B abgeleitet. In diesem Fall stellt $\mathcal{Y}_{F_{\zeta_m}}$ alle gültigen Planungsobjekte für die Merkmale $F_{\zeta_m} \in F$ dar, wobei die Einbaurrate $v_{\text{plan}} \in \mathcal{Y}_{F_{\zeta_m}}$ eines Merkmals $f \in F_{\zeta_m}$ der prozentuale Anteil der verkauften Produkte ist, die mit einem Merkmal f ausgestattet sind. Q beschreibt die Menge der in einem bestimmten Zeitraum zu produzierenden Aufträge und C begrenzt das Produktionsprogramm aus kapazitiver und produktionsorientierter Sicht. Zur Unterstützung der

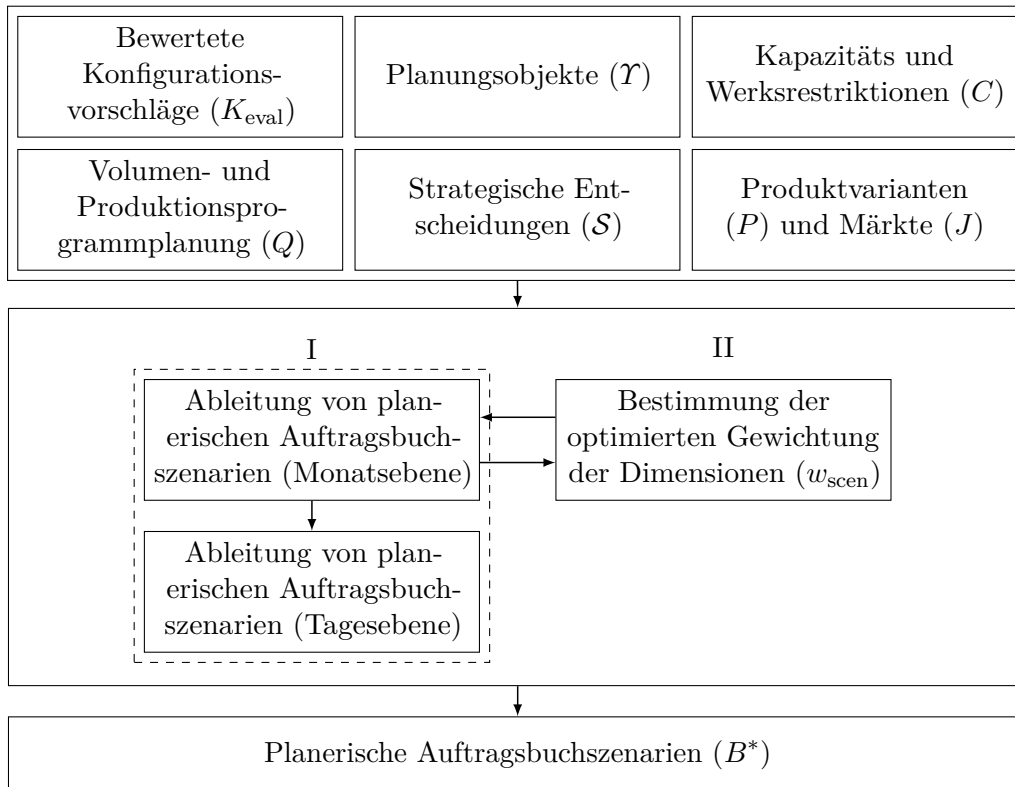


Abbildung 4.13: Prozessmodell zur Ableitung der Planauftragsbuchszzenarien bestehend aus Daten-, Algorithmen- und Ergebnismodul.

strategischen Ausrichtung \mathcal{S} können durch die Festlegung eines Gewichtungsvektors w_{scen} zukünftige Auftragsbuchszzenarien simuliert und somit beispielsweise die Auswirkungen von Umweltveränderungen auf die Planungsobjekte untersucht werden. Der Gewichtungsvektor w_{scen} kann entweder als gegeben angenommen werden oder alternativ entsprechend der Einplanungsgüte optimiert werden. Die Optimierung sollte sowohl die strategische Ausrichtung \mathcal{S} als auch operative Grundsätze berücksichtigen, um stabile Prozesse zu gewährleisten und zukünftige Kundenwünsche optimal zu erfüllen. Insgesamt soll die Generierung von Planauftragsbuchszzenarien die Zuordnung zu realen Aufträgen, die Ableitung von Materialbedarfen und den Vergleich zwischen verschiedenen Szenarien ermöglichen. Das elementare Modul der Methode ist der Algorithmus, der aus den Elementen (I-II) besteht, um realisierbare planerische Auftragsbuchszzenarien B abzuleiten, siehe Abbildung 4.13. Diese Algorithmenelemente werden nachfolgend beschrieben.

4.4.1 Ableitung planerischer Auftragsbuchszzenarien

Um eine Menge planerischer Auftragsbuchszzenarien B aus den Daten $\mathcal{D}_{all} \subseteq \mathcal{D}$ und $\mathcal{D}_{mix} \subseteq \mathcal{D}$ zu generieren, wird ein kombinierter Optimierungsalgorithmus für die Optimierung auf Monats- und Tagesebene verwendet, siehe Abbildung 4.14. Die Modularisierung hat den Vorteil, dass die Komplexität des Optimierungsproblems in jedem Schritt reduziert wird. Zunächst

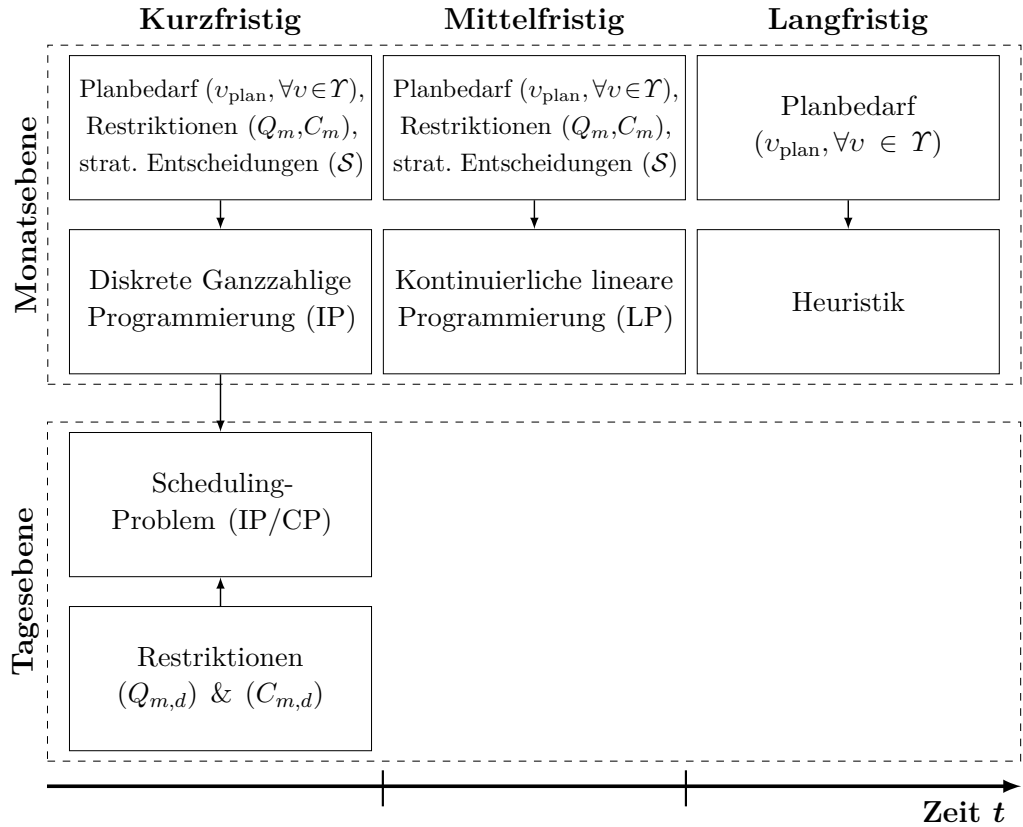


Abbildung 4.14: Ebenen des Planungsprozesses.

wird eine Menge bewerteter Konfigurationsvorschläge K_{eval} auf ein PlanauftragsbuchszENARIO auf Monatebene $b_{m,w_{\text{scen}}} \in B$, unter Berücksichtigung des entsprechenden Volumen- und Produktionsprogrammplanes $Q_m \subseteq Q$, der Planungsobjekte $\mathcal{Y}_{F_{\zeta_m}}$ und der monatlichen kapazitativen Restriktionen $C_m \subseteq C$ für alle Merkmale $F_{\zeta_m} \in F$, abgebildet. Es wird zwischen kurzfristiger, mittelfristiger und langfristiger Planung unterschieden. In der kurzfristigen Planung wird das Optimierungsproblem durch ein IP beschrieben und für jeden Monat $m \in M$ iterativ für alle betrachteten Monate M gelöst, da die realen Aufträge den Planaufträgen zu einem späteren Zeitpunkt zugeordnet werden müssen. So wird sichergestellt, dass jedes $b_{m,w_{\text{scen}}}$ aus ganzzahligen Planauftragsmengen besteht. Ein eingeplanter Auftrag $o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_{m,w_{\text{scen}}}}$ ist in diesem Fall ein in ein planerisches Auftragsbuch $b_{m,w_{\text{scen}}}$ eingeplanter, baubarer und bewerteter Konfigurationsvorschlag k_{eval} , wobei jeder Planauftrag $o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_{m,w_{\text{scen}}}}$ einen virtuellen und terminierten Auftrag im Monat m repräsentiert und $O_{\text{ein},b_{m,w_{\text{scen}}}}$ die Menge aller in dem Monat m planerisch in das AuftragsbuchszENARIO $b_{m,w_{\text{scen}}}$ eingeplanten Aufträge beschreibt. Im Folgenden wird daher vor der Einplanung in ein monatliches planerisches AuftragsbuchszENARIO der Begriff eines bewerteten Konfigurationsvorschlages $k_{\text{eval}} \in K_{\text{eval}}$ und nach der Einplanung der Begriff eines eingeplanten Planauftrages $o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m}$ im planerischen AuftragsbuchszENARIO im Monat m verwendet.

Tabelle 4.2: Formulierung der Optimierungsprobleme zur Ableitung planerischer Auftragsbuchszzenarien.**Monatsebene**

$$\begin{aligned} & \max \sum_{k_{\text{eval}} \in K_{\text{eval}}} \tau_{k_{\text{eval}}} \cdot x_{k_{\text{eval}}} \\ \text{s.t. } & h_{m,p,j}(x_{k_{\text{eval},1}}, \dots, x_{k_{\text{eval},n}}) = q_{m,p,j}, \forall p \in P, j \in J, \text{ wobei } q_{m,p,j} \in Q_m \\ & g_{m,f}(x_{k_{\text{eval},1}}, \dots, x_{k_{\text{eval},n}}) \leq c_{m,f}, \forall f \in F_{\zeta_m}, \text{ wobei } c_{m,f} \in C_m \\ & \text{wenn IP dann } x_{k_{\text{eval}}} \in \{0,1\}, \text{ sonst } x_{k_{\text{eval}}} \geq 0 \end{aligned}$$

Tagesebene

$$\begin{aligned} & \max \sum_{o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m}} \sum_{d \in D_m} x_{o_{\text{ein}},d} \\ \text{s.t. } & h_{m,d,p,j}(x_{o_{\text{ein},1,d}}, \dots, x_{o_{\text{ein},n',d}}) = q_{m,d,p,j}, \forall d \in D_m, p \in P, j \in J, \text{ wobei } q_{m,d,p,j} \in Q_{m,d} \\ & g_{m,d,f}(x_{o_{\text{ein},1,d}}, \dots, x_{o_{\text{ein},n',d}}) \leq c_{m,d,f}, \forall d \in D_m, f \in F_{\zeta_m}, \text{ wobei } c_{m,d,f} \in C_{m,d} \\ & \sum_{o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m}} x_{o_{\text{ein}},d} = 1, \forall d \in D_m \\ & x_{o_{\text{ein}},d} \in \{0,1\} \end{aligned}$$

Q_m	Volumen- und Produktionsprogrammplanung (Monatsebene)
$Q_{m,d}$	Volumen- und Produktionsprogrammplanung (Tagesebene)
C_m	Kapazitäts- und Werksrestriktionen (Monatsebene)
$C_{m,d}$	Kapazitäts- und Werksrestriktionen (Tagesebene)
$x_{k_{\text{eval}}}$	Anzahl der Instanzen von k_{eval} , die in b_m enthalten sind
$x_{o_{\text{ein}},d}$	Anzahl der Instanzen von o_{ein} , die am Tag d in $b_{m,d}$ enthalten sind
n	Anzahl der vollständig spezifizierten Konfigurationsvorschläge K_{eval}
D_m	Tage im aktuell betrachteten Monat m
$\tau_{k_{\text{eval}}}$	Bewerteter und gewichteter Zielwert von k_{eval}
P	Menge der Produktvarianten
m	Aktuell betrachteter Monat
J	Menge der Absatzmärkte
K_{eval}	Menge der bewerteten Konfigurationsvorschläge
O_{ein,b_m}	Menge der im Monat m eingeplanten Aufträge
F_{ζ_m}	Menge der Merkmale im Gültigkeitszeitraum ζ_m

In der mittelfristigen Planung gibt es keine Anforderung, dass reale Aufträge zugeordnet werden müssen, daher wird das Optimierungsproblem durch die Beschreibung eines LP gelöst. LP wird verwendet, da kontinuierliche Optimierungsprobleme rechnerisch weniger komplex sind als diskrete Probleme und die Ergebnisse der kontinuierlichen Optimierung, die durch die gegebene Marktnachfrage prognostizierten planerischen Einbauraten v_{plan} über alle $v \in \mathcal{Y}_{F_{\zeta_m}}$ besser approximieren, insbesondere bei einer kleinen Anzahl an Planaufträgen und Merkmalen mit einer prognostizierten Einbauraten $v_{\text{plan}} \rightarrow 0$.

Geplante Auftragsbuchszzenarien werden in der langfristigen Planung nicht generiert, da die Daten ungenau oder gar nicht verfügbar sind. Aus diesem Grund werden die für die langfristige Planung verwendeten Algorithmen in diesem Ansatz nicht berücksichtigt.

Anschließend wird eine Menge planerischer Auftragsbuchszzenarien B auf Tagesebene abgeleitet. Dieser Schritt ist lediglich in der kurzfristigen Planung notwendig, um einen gültigen Tagesproduktionsplan für die Werke sowie für

die spätere Zuordnung zu realen Aufträgen zu generieren. Zu diesem Zweck wird IP verwendet, um das Sequenzierungsproblem auf Tagesebene lösen zu können. Alternativ kann das Problem auch als CP formuliert werden. Folglich können Restriktionen und Nebenbedingungen eines Modells mit logischen und arithmetischen Operatoren beschrieben werden [MS98]. Das Potential entsteht, komplexe Zusammenhänge, beispielsweise im Rahmen einer Reihenfolgeplanung, mit CP einfacher abbilden zu können als mit IP. Da im Rahmen dieser Arbeit lediglich die Einplanung auf Monats- und Tagesebene betrachtet wird, wird IP im weiteren Verlauf verwendet. Ein Vergleich zwischen der mathematischen Programmierung und Constraintprogrammierung ist wertvoll, insbesondere in Bezug auf die Laufzeit des Algorithmus und die Notwendigkeit zur Integration komplexer logischer Zusammenhänge in der Reihenfolgeplanung, und bietet das Potential für die zukünftige Forschung. Jedes $b_{m,d,w_{\text{scen}}} \in B$ berücksichtigt den tagesgenauen Volumenplan $Q_{m,d} \subseteq Q$, die täglichen Kapazitäts- und Werksrestriktionen $C_{m,d} \subseteq C$ und ein monatliches Planauftragsbuchszenario $b_{m,w_{\text{scen}}}$, wobei $b_{m,w_{\text{scen}}}$ die Teilmenge der eingeplanten Planaufträge $O_{\text{ein},b_{m,w_{\text{scen}}}} \subseteq O_{\text{ein}}$ im Monat m abbildet, die für jeden Tag d in m hinsichtlich einer machbaren Lösung einsortiert werden muss. Das Ergebnis ist eine Menge von gültigen Planauftragsbuchszenarien B für die betrachteten Monate M . Die Optimierungsprobleme sind in Tabelle 4.2 formalisiert. Das Optimierungsproblem berücksichtigt neben der Maximierung der gegebenen Zielfunktion Gleichheitsrestriktionen $h_{m,p,j}(x_{k_{\text{eval},1}}, \dots, x_{k_{\text{eval},n}})$ und $h_{m,d,p,j}(x_{o_{\text{ein},1,d}}, \dots, x_{o_{\text{ein},n,d}})$ aus der Volumen- und Produktionsprogrammplanung Q sowie Ungleichheitsrestriktionen $g_{m,f}(x_{k_{\text{eval},1}}, \dots, x_{k_{\text{eval},n}})$ und $g_{m,d,f}(x_{o_{\text{ein},1,d}}, \dots, x_{o_{\text{ein},n,d}})$ zur Einhaltung der Kapazitäts- und Werksrestriktionen C . Die Entscheidungsvariable $x_{k_{\text{eval}}}$ repräsentiert die Anzahl der Instanzen von k_{eval} , die in b_m enthalten sind. Die Entscheidungsvariable $x_{o_{\text{ein},d}}$ bildet die Anzahl der Instanzen von o_{ein} ab, die am Tag d in $b_{m,d}$ enthalten sind. In diesem Zusammenhang sind die Gleichheitsrestriktionen h definiert durch:

$$\begin{aligned} & h_{m,p,j}(x_{k_{\text{eval},1}}, \dots, x_{k_{\text{eval},n}}) \\ = & \sum_{\{k_{\text{eval}} \in K_{\text{eval}} \mid k_{\text{eval}_{\text{model}}} = p, k_{\text{eval}_{\text{area}}} = j\}} x_{k_{\text{eval}}} , \\ & h_{m,d,p,j}(x_{o_{\text{ein},1,d}}, \dots, x_{o_{\text{ein},n,d}}) \\ = & \sum_{\{o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m} \mid o_{\text{ein}_{\text{model}}} = p, o_{\text{ein}_{\text{area}}} = j\}} x_{o_{\text{ein},d}} . \end{aligned}$$

Die Ungleichheitsrestriktionen g sind definiert durch:

$$g_{m,f}(x_{k_{\text{eval},1}}, \dots, x_{k_{\text{eval},n}}) = \sum_{k_{\text{eval}} \in K_{\text{eval}}} x_{k_{\text{eval}}} \cdot k_{\text{eval}}(f) ,$$

$$g_{m,d,f}(x_{o_{\text{ein},1,d}}, \dots, x_{o_{\text{ein},n,d}}) = \sum_{o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m}} x_{o_{\text{ein},d}} \cdot o_{\text{ein},d}(f) ,$$

wobei $o_{\text{ein,model}}$ die Produktvariante p und $o_{\text{ein,area}}$ den Absatzmarkt j des bereits eingeplanten Planauftrages o_{ein} repräsentiert. Analog dazu repräsentiert $k_{\text{eval,model}}$ die Produktvariante p und $k_{\text{eval,area}}$ den Absatzmarkt j des bewerteten Konfigurationsvorschlages k_{eval} . $k_{\text{eval}}(f)$, $o_{\text{ein},d}(f) = 1$, wenn das Merkmal f Teil der Produktkonfiguration ist, sonst 0.

Das Ziel der Lösung des Optimierungsproblems ist die Maximierung einer Zielfunktion unter Berücksichtigung des gewichteten Zielwertes $\tau_{k_{\text{eval}}}$. Daher wird ein spezifischer Gewichtungsvektor w_{scen} festgelegt, um den Wert $\tau_{k_{\text{eval}}}$ eines Konfigurationsvorschlages k_{eval} in einem bestimmten Szenario bestimmen zu können. Bei einer Konfigurationsvorschlagsbewertung k_{eval} wird $\tau_{k_{\text{eval}}}$ durch die Formel $\tau_{k_{\text{eval}}} = \sum_{i=1}^n w_{\text{scen}_i} \cdot k_{\text{eval}_i}$ bestimmt, wobei $\|w_{\text{scen}}\|_1 = 1$ gelten muss, um die Gewichtung einfach interpretieren zu können und n in diesem Kontext die Anzahl der Bewertungskriterien beschreibt. Dieser Gewichtungsvektor w_{scen} wird entweder als gegeben angenommen oder alternativ aufgrund einer strategischen Unternehmensentscheidung \mathcal{S} optimiert. Die Bestimmung der adäquaten Gewichtung der Dimensionen auf der Grundlage dieser strategischen Entscheidungen wird im nachfolgenden Abschnitt erläutert.

4.4.2 Optimierung der Gewichtung der Bewertungsdimensionen

Um eine geeignete Gewichtung der Kriterien für die Zielfunktion zu realisieren, wird ein Pareto-Optimierungsproblem aufgestellt. Die Priorisierung der Bewertungskriterien für $k_{\text{eval},\rho}$ basiert auf strategischen Entscheidungen der Hersteller. Um die Entscheidungsträger bei der Gestaltung von w_{scen} zu unterstützen, wird ein zweistufiges Verfahren gewählt. Zunächst wird der Einfluss der Änderung eines Gewichtselementes $w_{\text{scen},\rho}$ auf die Menge der eingeplanten Planaufträge in $b_{m,w_{\text{scen}}} \in B$ für einen Monat $m \in M$ analysiert. Zu diesem Zweck wird in einem ersten Schritt jedes Vektorelement von $w_{\text{scen},\rho}$ in p diskreten Schritten variiert und die restlichen Elemente werden zufällig gesetzt. Anschließend werden die Zufallselemente normalisiert, sodass die Summennorm $\|w_{\text{scen}}\|_1 = 1$ gegeben ist. Für jedes der $p \times q$ Experimente, wobei q die Anzahl der in jeder diskreten Stufe durchgeführten Experimente ist, wird das in Abschnitt 4.4.1 beschriebene Optimierungsproblem zur Ableitung von $b_{m,w_{\text{scen}}}$ gelöst und die resultierenden monatlichen planerischen Auftragsbuchszzenarien hinsichtlich ihres mittleren Bewertungswertes $\bar{\tau}_\rho$ über alle im planerischen Auftragsbuchszzenario b_m eingeplanten Aufträge beurteilt. Ausgehend von der Reaktion von $\bar{\tau}_\rho$ werden für die Gewichtung $w_{\text{scen},\rho}$ jedes Bewertungskriteriums $k_{\text{eval},\rho}$ operative Fenster definiert, in denen eine Erhöhung von $w_{\text{scen},\rho}$ zu einer relevanten Erhöhung von $\bar{\tau}_\rho$ im resultierenden planerischen Auftragsbuchszzenario führt.

Abbildung 4.15 zeigt die operativen Fenster der Bewertungskriterien k_{eval_f} und $k_{\text{eval}_{st}}$. Das operative Fenster für das Bewertungskriterium k_{eval_f} gibt an, dass bei einer Steigerung der Gewichtung w_{scen_f} im Intervall $[0,0; 0,4]$ die größte Steigerung der Planungsqualität zu erwarten ist. Dagegen gibt

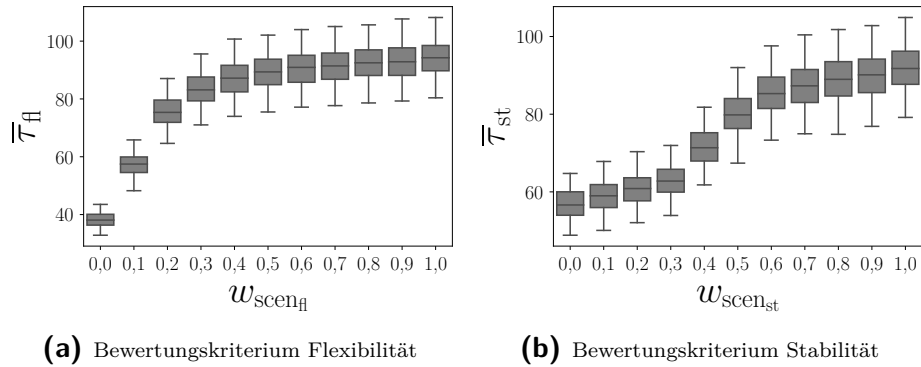


Abbildung 4.15: Operative Fenster des Gewichtungsvektors $w_{\text{sцен}}$ der Bewertungskriterien ρ (fl, st).

das operative Fenster für das Bewertungskriterium $k_{\text{eval}_{\text{st}}}$ an, dass die größte Steigerung der Planungsqualität bei einer Steigerung der Gewichtung $w_{\text{sцен}_{\text{st}}}$ im Intervall $[0,3; 0,7]$ zu erwarten ist. Daher sollten beide Gewichtungsfaktoren in dem angegebenen Intervall liegen, da eine Erhöhung oder Reduzierung des Gewichtungsfaktors außerhalb der Korridore zu einer Verschlechterung oder zu keiner signifikanten Steigerung der Einplanungsqualität führt.

Diese operativen Fenster werden anschließend als Wertebereich für die Parameter in einem Bayes'schen Optimierungsverfahren [Moc94] verwendet, um die Wertefunktion $\tau_{k_{\text{eval}}}$ in einem weiteren Schritt zu konfigurieren. Um die szenariospezifischen Gewichtungen der Bewertungsdimensionen in der Optimierung zu berücksichtigen, können die Wertebereiche von $w_{\text{sцен}_{\rho}}$ manuell übersteuert und Gewichtungselemente auf bestimmte Werte oder Bereiche reduziert werden. Als Ziel des Bayes'schen Optimierungsverfahrens wird die Qualität des monatlichen Auftragsbestandes verwendet, wobei das Surrogat durch ein Gauß'sches Prozessmodell modelliert wird [RW08]. Die Qualität wird anhand des RMSE zwischen den auf Basis der eingeplanten Aufträgen $O_{\text{ein}, b_m, w_{\text{sцен}}}$ in einem planerischen Auftragsbuchszenario $b_m, w_{\text{sцен}}$ ausgezählten Einbauraten v_{pred} aller Planungsobjekte $v \in \mathcal{Y}_{F_{\zeta_m}}$ und den planerischen Vorgaben der prognostizierten Marktnachfrage v_{plan} über alle Planungsobjekte $v \in \mathcal{Y}$, wobei die Menge $\mathcal{Y}_{F_{\zeta_m}}$ die Planungsinformationen für alle Merkmale $F_{\zeta_m} \in F$ verwaltet. Das Resultat ist eine Menge auf Basis der strategischen Entscheidungen \mathcal{S} und mathematischen Verfahren optimierten planerischen und gültigen Auftragsbuchszenarien $B^* \subseteq B$ über die betrachteten Monate m .

4.5 Zuordnungslogik und Rekalibrierung

Dieser Abschnitt erläutert die Systematik für eine integrierte und datenbasierte Zuordnung von realen Auftragsanfragen oder -änderungen zu bereits in einem Auftragsbuchszenario eingeplanten Planaufträgen. Abbildung 4.16 zeigt das schematische Prozessmodell des vorgestellten Ansatzes. Die verwendeten Daten $\mathcal{D}_{\text{all}} \subseteq \mathcal{D}$ und $\mathcal{D}_{\text{match}} \subseteq \mathcal{D}$ wurden bereits in Abschnitt 4.1 beschrieben. Die zentrale Anforderung des Ansatzes ist die Zuordnung einer

endlichen Menge von realen Kunden- und Händlernauftragsanfragen O_{req} zu einer endlichen Menge von bereits eingeplanten Aufträgen O_{ein} . Jede Auftragsanfrage $o_{\text{req}} \in O_{\text{req}}$ bezieht sich auf einen Anfragetyp o_{reqtype} , wobei o_{reqtype} entweder eine ‘initiale Anfrage’ ist oder sich auf eine ‘Auftragsänderung’ bezieht. Eine ‘Auftragsänderung’ bezieht sich immer auf einen bereits eingeplanten Auftrag o_{ein} , wirkt sich jedoch im Rahmen der Rekalibrierung zusätzlich auf die noch nicht belegten Planaufträge aus. Außerdem ist jedem o_{req} ein gewünschter Liefertermin $o_{\text{req},l,\text{del}}$ am Wunschlieferort l , eine Produktvariante o_{reqmodel} , eine Produktkonfiguration o_{reqconf} , ein Absatzmarkt o_{reqarea} , ein Kunde oder Händler o_{reqcust} und eine Auftragsart o_{reqart} zugeordnet. Darüber hinaus besteht jede Produktkonfiguration o_{reqconf} aus einer Menge von Merkmalen $F_{o_{\text{req}}} \subseteq F$, wobei ein Merkmal $f \in F_{o_{\text{req}}}$ ein Element darstellt, das Teil der Produktkonfiguration ist und von einem Kunden oder Händler ausgewählt werden kann.

Jeder bereits eingeplante Auftrag $o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein}}$ ist mit einem Produktionsdatum o_{einprod} verbunden, das auf einen bestimmten Monat m und Tag d in dem bereits abgeleiteten Auftragsbuchszenario $b_m^* \in B^*$ referenziert. Darüber hinaus ist jeder eingeplante Auftrag $o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein}}$ einer Produktvariante o_{einmodel} , einer Produktkonfiguration o_{einconf} , welche aus einer Menge von Merkmalen $F_{o_{\text{ein}}} \subseteq F$ besteht, einem Flexibilitätswert o_{einff} , einem Stabilitätswert o_{einest} , einer Verkaufswahrscheinlichkeit o_{einpro} , einem Absatzmarkt o_{einarea} sowie einer Auftragsart o_{einart} zugeordnet. B^* stellt die unter der Berücksichtigung von strategischen Geschäftsentscheidungen \mathcal{S} und mathematischen Optimierungen entstandene Menge aller planerischen Auftragsbuchszenarien dar. Die Methode für die Ableitung der Szenarien wurde in Abschnitt 4.4 beschrieben. Bezogen auf die Auftragsart wird unterschieden zwischen einem Kundenauftrag ($o_{\text{einart}} = \text{‘bto’}$), einem Händlernauftrag ($o_{\text{einart}} = \text{‘bts’}$), einem hoch priorisierten Auftrag ($o_{\text{einart}} = \text{‘hp’}$) und einem Planauftrag ($o_{\text{einart}} = \text{‘pa’}$), für den es keine Zuordnung zu einem realen Kunden- oder Händlernauftrag gibt. Im Fall $o_{\text{einart}} \in \{\text{‘bto’}, \text{‘bts’}, \text{‘hp’}\}$ ist jeder o_{ein} auch mit einem Kunden oder Händler $o_{\text{ein cust}}$ verbunden. Um eine Auftragsanfrage o_{req} , wobei $o_{\text{reqtype}} = \text{‘initiale Anfrage’}$, einem bereits eingeplanten Auftrag o_{ein} zuzuordnen, muss die Auftragsart o_{einart} gleich ‘pa’ sein. Um eine Auftragsanfrage o_{req} einem bereits eingeplanten Planauftrag o_{ein} zuzuordnen, wird ein gültiger Produktionsbereich rückwärts auf Basis des vorgegebenen Wunschlieferdatums $o_{\text{req},l,\text{del}}$ berechnet. Um die korrekte untere Terminalschranke $o_{\text{req},l,\text{del},\text{low}}$ sowie die obere Terminalschranke $o_{\text{req},l,\text{del},\text{up}}$ für den potentiellen Produktionstermin zu berechnen, wobei $l \in L$ der gerade betrachtete Standort des Auftrages und L die Menge aller Orte ist, müssen Informationen wie Routen- oder Transportabfahrtsinformationen R sowie Unsicherheiten und Risiken berücksichtigt werden.

Weiterhin wird eine Metrik benötigt, um den optimalen Planauftrag o_{ein}^* zu finden, der durch eine Auftragsanfrage o_{req} ersetzt werden kann. Bezogen auf eine Auftragsanfrage o_{req} , wobei $o_{\text{reqtype}} = \text{‘Auftragsänderung’}$, muss die Auftragsart des geänderten Auftrages o_{einart} gleich o_{reqart} sein. Um ein gültiges Auftragsbuch zu gewährleisten, muss berücksichtigt werden, dass keine Restriktionen C, Q verletzt und die Vorgaben der Planungsobjekte Υ

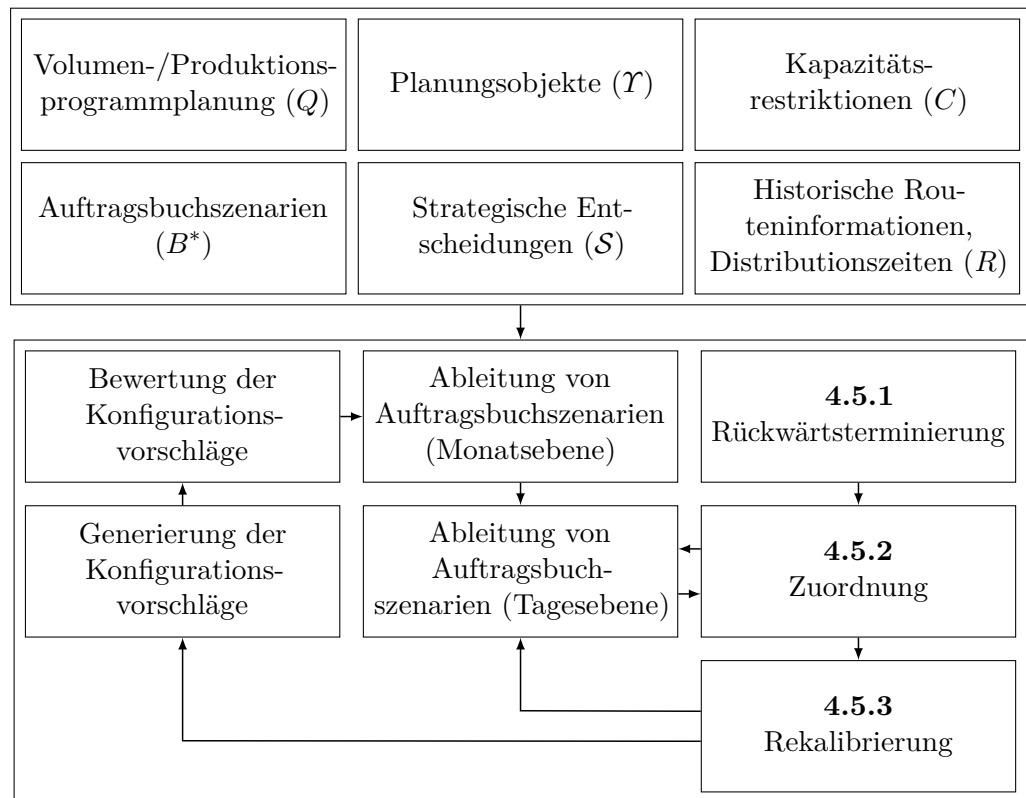


Abbildung 4.16: Prozessmodell für die Zuordnungslogik und für die Rekalibrierung bestehend aus Daten- und Algorithmenmodul.

möglichst genau abgebildet werden. Zu diesem Zweck wird ein Rekalibrierungsalgorithmus entwickelt und beschrieben, der nach jeder Zuordnung einer Auftragsanfrage oder -änderung o_{req} zu einem bereits eingeplanten Auftrag o_{ein} überprüft, ob das monatlich geplante Auftragsbuch b_m^* im Monat m unter den Restriktionen noch gültig ist, und gleichzeitig die geplanten Aufträge durch eine intelligente Optimierung des Auftragsbuches unter Berücksichtigung strategischer Vorgaben permanent nachjustiert. Der Prozess der Zuordnungslogik wird in mehrere Teilmodule aufgeteilt:

- Berechnung eines möglichen Produktionszeitraumes im Rahmen einer Rückwärtsterminierung, unter Verwendung eines Wunschlieferdatums eines Kunden oder einer intelligenten Steuerung einer Lagerzuordnung.
- Zuordnung von realen Auftragsanfragen zu Planaufträgen auf Basis einer Ähnlichkeitsberechnung.
- Permanente Überprüfung auf Gültigkeit und Rekalibrierung der Einplanungszenerien und der Konfigurationsvorschläge K_{eval} für die globale Optimierung des Gesamtsystems und zur Einhaltung aller Nebenbedingungen und Restriktionen sowie die intelligente Steuerung von noch nicht Kunden oder Händlern zugeordneten Planaufträgen am FP.

Die drei Module werden in den folgenden Abschnitten 4.5.1-4.5.3 detailliert beschrieben.

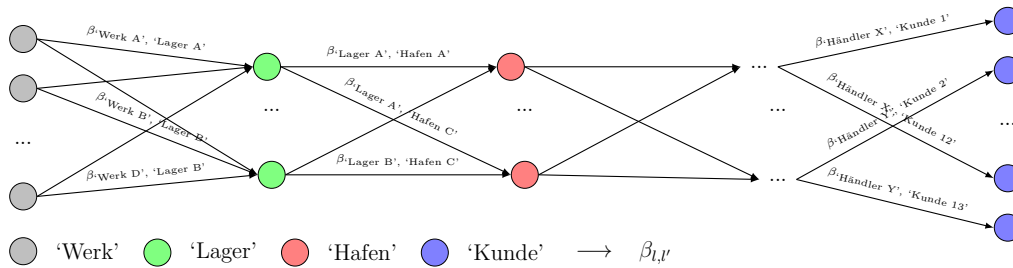


Abbildung 4.17: Distributionsnetzwerk in der variantenreichen Serienproduktion.

4.5.1 Rückwärtsterminierung

Aufgrund des komplexen Vertriebsnetzes stellt die Auslieferung variantenreicher Produkte für die Hersteller sowie für die an der Gesamtlogistik beteiligten Logistikpartner eine herausfordernde Aufgabe dar. Nachfolgend wird die Methodik zur Berechnung der Produktionszeitspanne in Bezug auf ein gewünschtes Kundenlieferdatum oder eine intelligente Disposition von Lageraufträgen an Märkte oder Händler vorgestellt. Zunächst werden historische Distributionszeiten R berücksichtigt, um eine PPF $\alpha_{\beta_{l,l'}} \in \mathcal{A}$ für jeden Streckenabschnitt $\beta_{l,l'} \in \mathcal{B}$ zu berechnen, siehe Abbildung 4.17. In diesem Zusammenhang ist $l \in L$ der Startpunkt der Route und $l' \in L$ der Endpunkt. L ist die Menge aller Standorte und \mathcal{A} ist die Menge aller PPFs, die sämtliche Streckenabschnitte \mathcal{B} repräsentiert. Um alle Daten in die Berechnung der verallgemeinerten inversen Verteilungsfunktionen einfließen zu lassen und Ausreißer nicht a priori durch direkte Berechnung der Quantile der Daten zu trennen, werden alle Daten zur Berechnung der PPF verwendet.

Für jede inverse Verteilungsfunktion $\alpha_{\beta_{l,l'}} \in \mathcal{A}$, die den Streckenabschnitt $\beta_{l,l'} \in \mathcal{B}$ darstellt, werden Zeitpunkte unter der Verwendung vorgegebener Quantile q_1 und q_2 bestimmt. Die resultierenden Werte werden dann als oberer Zeitpunkt $\alpha_{\beta_{l,l'},q_2}$ und unterer Zeitpunkt $\alpha_{\beta_{l,l'},q_1}$ für den Verteilungszeitbereich des betrachteten Streckenabschnittes $\beta_{l,l'}$ verwendet, wobei $\alpha_{\beta_{l,l'},q_2}, \alpha_{\beta_{l,l'},q_1} \in \mathbb{Z}^+$. Der obere Zeitpunkt $\alpha_{\beta_{l,l'},q_2}$ beschreibt den aus der verallgemeinerten inversen Verteilungsfunktion $F_X^{-1}(p)$ für das Quantil $q_2 = p$ gerundeten kleinsten Wert von x , an dem die Verteilungsfunktion $F_X(x)$ gleich oder größer als die Zahl $q_2 = p$ ist. Analog beschreibt der untere Zeitpunkt $\alpha_{\beta_{l,l'},q_1}$ den aus der verallgemeinerten inversen Verteilungsfunktion $F_X^{-1}(p)$ für das Quantil $q_1 = p$ gerundeten kleinsten Wert von x , an dem die Verteilungsfunktion $F_X(x)$ gleich oder größer als die Zahl $q_1 = p$ ist. Im Fall einer Stichprobe s historischer Lieferzeiten in Tagen zwischen den Standorten l und l' , wobei $s = [1,2,3,4,5,5,5,7,8,9,11,12,15,15,15,15,15,16,17,18]$, ist $\alpha_{\beta_{l,l'},q_1} = 9$ Tage für das Quantil $q_1 = 0,5$ und $\alpha_{\beta_{l,l'},q_2} = 16$ Tage für das Quantil $q_2 = 0,9$. Der Algorithmus iteriert rückwärts durch die gesamte Route vom zugesagten Lieferort bis zum Produktionswerk. Die Rückwärtsterminierung ist eine zur Vorwärtsterminierung alternative Terminierungslogik, bei der eine Produktions- und Distributionskette in einer umgekehrten Zeitberechnung von einem Liefertermin aus definiert wird, um den geeigneten Produktionsstarttermin oder Produktionszeitbereich zu bestimmen

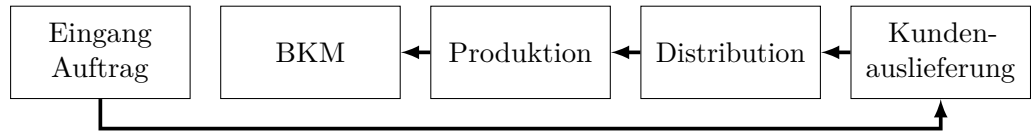


Abbildung 4.18: Kalkulation der Rückwärtsterminierung.

[KKS13]. Die Rückwärtsterminierung basiert demnach auf einem übermittelten Wunschliefertermin $o_{\text{req},l_{\text{del}}}$ oder einer intelligenten Steuerung von Produkten zu Händlern, um die Produktionsbereiche $o_{\text{req},l'_{\text{del},\text{low}}}$ bis $o_{\text{req},l'_{\text{del},\text{up}}}$ zu berechnen, wobei l' den Produktionsstandort referenziert. In diesem Zusammenhang wird zum Zeitpunkt des Auftragseinganges im Rahmen der oben beschriebenen iterativen Methode für die Kalkulation eines möglichen Produktionszeitraumes insbesondere die Distributionswege und historischen Distributionszeiten R berücksichtigt. Diese Methode bietet die Möglichkeit zur Ableitung des Materialbedarfes mit Zeitbezug, unter Berücksichtigung der Produktkonfiguration, siehe Abbildung 4.18. Das beschriebene Vorgehen ermöglicht Flexibilität in einem breiten Spektrum über alle Planungssituationen und trägt zu einer effektiven Kontrolle der Kundenaufträge in den Produktions- und Logistikprozessen bei [Yeh00].

Bezogen auf eine aus mehreren Streckenabschnitten bestehende Route stellt $\beta_{\text{KundeA},l'}$ den Streckenabschnitt von dem Kunden ‘Kunde A’ zu dem Standort l' und $\beta_{l,\text{WerkA}}$ den letzten Streckenabschnitt von dem Standort l zu dem Produktionswerk ‘Werk A’ dar, wobei gilt, dass $\alpha_{\beta_{l,l'}} = \alpha_{\beta_{l',l}}$. Ziel der Rückwärtsterminierung ist es, einen möglichen Zeitbereich von einer unteren Schranke $o_{\text{req},l'_{\text{del},\text{low}}}$ bis zu einer oberen Schranke $o_{\text{req},l'_{\text{del},\text{up}}}$ sowie den erwarteten Termin $o_{\text{req},l'_{\text{del},\text{mean}}}$ für eine Auftragsanfrage o_{req} an jedem Ort $l' \in L'$ unter Berücksichtigung eines vom Kunden oder Händler gewünschten Liefertermines $o_{\text{req},l_{\text{del}}}$ am Wunschlieferort l sowie gemäß der Routen- und Transportinformationen $r_{l'} \in R$ am Ort l' zu berechnen. L' ist die Menge der Standorte von der Auslieferung des Produktes bis zur Einplanung in das Produktionswerk. Bei der Berechnung einer möglichen Produktionsspanne und des erwarteten Termines für eine Auftragsanfrage o_{req} an jedem Routenabschnitt zwischen $l \in L'$ und $l' \in L'$ lassen sich die Termine in Kombination mit den Routen- und Abfahrtsinformationen R wie folgt berechnen:

$$\begin{aligned}
 o_{\text{req},l'_{\text{del},\text{low}}} &= \begin{cases} r_{l'}^{(-)}(o_{\text{req},l_{\text{del}}} - \alpha_{\beta_{l,l'},q_2}) & , \text{ wenn } l = \text{‘Kunde*’} \\ r_{l'}^{(-)}(o_{\text{req},l_{\text{del},\text{low}}} - \alpha_{\beta_{l,l'},q_2}) & , \text{ sonst} \end{cases} , \\
 o_{\text{req},l'_{\text{del},\text{up}}} &= \begin{cases} r_{l'}^{(-)}(o_{\text{req},l_{\text{del}}} - \alpha_{\beta_{l,l'},q_1}) & , \text{ wenn } l = \text{‘Kunde*’} \\ r_{l'}^{(-)}(o_{\text{req},l_{\text{del},\text{up}}} - \alpha_{\beta_{l,l'},q_1}) & , \text{ sonst} \end{cases} , \\
 \text{date} &= (o_{\text{req},l'_{\text{del},\text{up}}} - o_{\text{req},l'_{\text{del},\text{low}}})/2 \\
 o_{\text{req},l'_{\text{del},\text{mean}}} &= r_{l'}^{(-)}(o_{\text{req},l'_{\text{del},\text{low}}} + \text{date}) .
 \end{aligned}$$

In diesem Zusammenhang stellt $r_l^{(-)}(x)$ das nächstgelegene Abfahrtsdatum des Transportmittels am Ort l vor dem berechneten Datum x dar. Nach jeder

Tabelle 4.3: Beispiel: Rückwärtsterminierung.

Ort l	Ort l'	$o_{\text{req},l',\text{del,low}}$	$o_{\text{req},l',\text{del,up}}$	$o_{\text{req},l',\text{del,mean}}$
‘Kunde 1’	‘Händler X’	05.05.2022	10.05.2022	07.05.2022
‘Händler X’	‘Hafen T’	28.04.2022	06.05.2022	02.05.2022
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
‘Hafen A’	‘Lager X’	23.01.2022	08.02.2022	05.02.2022
‘Lager X’	‘Werk A’	10.01.2022	28.01.2022	19.01.2022

Iteration werden l' und l aktualisiert bis der Ort l' einem Produktionswerk ‘Werk*’ entspricht. In diesem Zusammenhang wird in jedem Iterationsschritt von einem Datum, zum Beispiel $o_{\text{req},l,\text{del}}$, eine gewissen Anzahl an Tagen, beispielsweise α_{β,l',q_2} , subtrahiert.

Beispiel. Ein Kunde $o_{\text{req,cust}} = \text{‘Kunde 1’}$ gibt eine Bestellung o_{req} für ein Produkt mit einem gewünschten Liefertermin $o_{\text{req},l,\text{del}} = \text{‘15.05.2022’}$ für den Wunschlieferrort $l \in L$ sowie mit einer bestimmten Konfiguration $o_{\text{req,conf}}$ auf. Der in Abschnitt 4.5.1 beschriebene Algorithmus berechnet auf der Grundlage von $o_{\text{req},l,\text{del}}$ ein mögliches Produktionsdatum des Produktes. Tabelle 4.3 veranschaulicht die Rückwärtsterminierung ausgehend vom Wunschlieferrdatum bis zum Produktionszeitbereich. Im beschriebenen Beispiel beginnt die Produktionszeitspanne mit der unteren Grenze $o_{\text{req},l',\text{del,low}} = \text{‘10.01.2022’}$ bis zur oberen Grenze $o_{\text{req},l',\text{del,up}} = \text{‘28.01.2022’}$, wobei l' das Produktionswerk abbildet. Das erwartete Datum wird definiert durch $o_{\text{req},l',\text{del,mean}} = \text{‘19.01.2022’}$.

4.5.2 Zuordnungslogik

In Abschnitt 4.5.2.1 wird die Zuordnungslogik eines Kunden- oder Lagerauftrages o_{ein} bei einer initialen Anfrage o_{req} beschrieben. Die für die Bewertung des passendsten Planauftrages o_{ein}^* notwendige Distanzlogik wird in Abschnitt 4.5.2.2 und die Systematik bei einer Auftragsänderung in Abschnitt 4.5.2.3 erklärt.

4.5.2.1 Zuordnung einer initialen Auftragsanfrage

Dieser Abschnitt beschreibt die Auswahl eines bereits eingeplanten Auftrages o_{ein} , wobei $o_{\text{ein,art}} = \text{‘pa’}$, dem die initiale Auftragsanfrage o_{req} zugeordnet wird. Die Zuordnungslogik hat das Ziel, basierend auf dem von der Rückwärtsterminierung ermittelten Produktionszeitbereich $o_{\text{req},l',\text{del,low}}$ und $o_{\text{req},l',\text{del,up}}$, wobei l' das Produktionswerk repräsentiert, für die Auftragsanfrage o_{req} einen passenden Planauftrag $o_{\text{ein}}^* \in O_{\text{ein}}$ zu finden, wobei O_{ein} die Menge aller bereits im Auftragsbuch B^* eingeplanten Aufträge repräsentiert. Das in dieser Arbeit beschriebene Konzept fokussiert sich auf die Zuordnung von Auftragsanfragen zu bereits eingeplanten Aufträgen im monatlichen Korridor. Kalkulierte Produktionszeiträume sind folglich hinsichtlich der monatlichen Datumsgrenzen determiniert. Eine Erweiterung des Konzeptes in Bezug auf eine monatsübergreifende Logik ist durch wenige Anpassungen

möglich und bietet Potential für mögliche zukünftige Arbeiten. Insbesondere bietet die Beurteilung des Trade-offs zwischen der Flexibilität bei der Zuordnung auf Basis einer großen Menge an potentiellen Kandidaten und der dadurch zunehmenden Rechenzeit ein Handlungsfeld für die Forschung. Im Rahmen der weiteren Vorgehensweise werden die Auftragsarten Lageraufträge ‘bts’, Kundenaufträge ‘bto’ und priorisierte Aufträge ‘hp’ hinsichtlich der Zuordnungslogik identisch behandelt.

Bevor die initiale Auftragsanfrage o_{req} für die Zuordnungslogik akzeptiert werden kann, wird das Auftragsbuch b_m^* angesichts unterschiedlicher Kriterien gefiltert. Das gefilterte Auftragsbuch b_m^* repräsentiert die Teilmenge der bereits eingeplanten Aufträge $O_{\text{ein},b_m^*} \subseteq O_{\text{ein}}$ für den betrachteten Monat m . In diesem Zusammenhang gilt für jeden bereits eingeplanten Auftrag $o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m^*}$, dass $o_{\text{ein,area}} = o_{\text{req,area}}$, wobei $o_{\text{req,area}}$ einen Absatzmarkt $j \in J$ darstellt, $o_{\text{ein,model}} = o_{\text{req,model}}$, wobei $o_{\text{req,model}}$ einer Produktvariante $p \in P$ darstellt, und $o_{\text{ein,art}} = \text{‘pa’}$. Außerdem werden nur die Planaufträge berücksichtigt, die innerhalb des möglichen Produktionsbereiches $o_{\text{req},l',\text{del,low}}$ und $o_{\text{req},l',\text{del,up}}$ eingeplant sind, wobei $l' \in L$ den Standort des Werkes darstellt. Die Rückwärtsterminierung zur Berechnung der Produktionsbereiche bei einem gewünschten Liefertermin wurde bereits in Abschnitt 4.5.1 beschrieben. Das Ergebnis ist das gefilterte optimierte Auftragsbuch $b_m^* \in B^*$, wobei b_m^* die Menge der im Monat m bereits eingeplanten Aufträge O_{ein,b_m^*} repräsentiert, welche die oben beschriebenen Selektionskriterien erfüllen. Die Auftragsanfrage o_{req} kann angenommen werden, wenn das gefilterte Auftragsbuch b_m^* im Monat m nicht leer ist und die kapazitativ beschränkten Merkmale in der Konfiguration $o_{\text{req,conf}}$ noch nicht vollständig durch bereits eingeplante Aufträge o_{ein} mit $o_{\text{ein,art}} \neq \text{‘pa’}$ konsumiert wurden. Wird die Auftragsanfrage o_{req} angenommen, so wird für jedes $o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m^*}$ im gefilterten Auftragsbuch b_m^* ein Abstandsmaß $\delta(o_{\text{req}}, o_{\text{ein}})$ zwischen dem bereits eingeplanten Auftrag o_{ein} und der Auftragsanfrage o_{req} bestimmt. Die Berechnung des Distanzmaßes δ wird in Abschnitt 4.5.2.2 diskutiert. Das Ziel besteht darin, das Abstandsmaß δ zu minimieren. Daher wird in aufsteigender Reihenfolge des Abstandsmaßes geprüft, ob das Ersetzen des bereits entsprechend eingeplanten Auftrages o_{ein} durch o_{req} die täglichen Restriktionen erfüllt. Durch die Möglichkeit einer ständigen Nachjustierung der Planaufträge im Sinne der Konfiguration werden für die Restriktionsprüfung nur Aufträge o_{ein} mit $o_{\text{ein,art}} \neq \text{‘pa’}$ berücksichtigt. Weiterhin sind nur die Merkmale zu prüfen, die in der Konfiguration $o_{\text{ein,conf}}$ im Vergleich zu der Konfiguration $o_{\text{req,conf}}$ fehlen und die Merkmale, die auf den Produktionstermin $o_{\text{ein,prod}}$ zeitlich beschränkt sind. Der Algorithmus wird nach der Detektion des passendsten Planauftrages o_{ein}^* abgebrochen. Da die Auftragsanfrage o_{req} akzeptiert werden kann, kann die Konfiguration des Planauftrages $o_{\text{ein,conf}}^*$ durch die Konfiguration der Auftragsanfrage $o_{\text{req,conf}}$ ersetzt werden und die Auftragsanfrage kann am Produktionstag $o_{\text{ein,prod}}^*$ eingeplant werden. Um die Termintreue trotz gegebener Auftragsverschiebungen im Auftragsbuch zu gewährleisten, werden für o_{ein}^* die untere und obere Grenze sowie der erwartete Termin gespeichert ($o_{\text{ein,prod,low}}^* = o_{\text{req},l',\text{del,low}}$; $o_{\text{ein,prod,up}}^* = o_{\text{req},l',\text{del,up}}$; $o_{\text{ein,prod,mean}}^* = o_{\text{req},l',\text{del,mean}}$).

Tabelle 4.4: Bewertungskriterien der Zuordnungslogik.

Kriterien \mathcal{M}	Beschreibung
$\mu_1(o_{\text{req}}, o_{\text{ein}})$	Euklidisches Abstandsmaß zwischen $o_{\text{ein}_{\text{conf}}}$ und $o_{\text{req}_{\text{conf}}}$
$\mu_2(o_{\text{req}}, o_{\text{ein}})$	Anzahl der Merkmale, die $o_{\text{ein}_{\text{conf}}}$ hinzugefügt werden müssen
$\mu_3(o_{\text{ein}})$	Stabilitätswert $o_{\text{ein}_{\text{st}}}$ des Planauftrages o_{ein}
$\mu_4(o_{\text{ein}})$	Verkaufswahrscheinlichkeit $o_{\text{ein}_{\text{pro}}}$ des Planauftrages o_{ein}
$\mu_5(o_{\text{ein}})$	Flexibilitätswert $o_{\text{ein}_{\text{fl}}}$ des Planauftrages o_{ein}
$\mu_6(o_{\text{ein}})$	Abstand zwischen $o_{\text{ein}_{\text{prod}}}$ und dem Änderungsgrenzpunkt t_{fp}
$\mu_7(o_{\text{req}}, o_{\text{ein}})$	Zeitlicher Abstand zwischen $o_{\text{ein}_{\text{prod}}}$ und $o_{\text{req}, \nu_{\text{del, mean}}}$
$\mu_8(o_{\text{ein}})$	Gleichverteilung unter Anwendung des Chi-Quadrat-Tests

Kann keine Zuordnung gefunden werden, wird eine Rekalibrierung angestoßen. Das in dieser Arbeit vorgestellte Konzept unterscheidet hinsichtlich zweier Möglichkeiten zur Rekalibrierung des Systems. Zum einen zeigt die beschriebene Methode eine Logik auf, um das System in bestimmten Intervallen zu rekalibrieren. Diese Rekalibrierung wird als planmäßige Rekalibrierung bezeichnet. Die planmäßige Rekalibrierung wird nach einer bestimmten Anzahl von bearbeiteten Auftragsanfragen aufgerufen, um das gesamte System zu optimieren. Zum anderen kann das System auch unplanmäßig rekalibriert werden. Diese Prozedur muss ausgeführt werden, wenn keine Zuordnung gefunden werden kann. Bei der unplanmäßigen Rekalibrierung wird versucht, die Auftragsanfrage o_{req} durch Verschiebungen oder durch den Austausch innerhalb der Menge der bereits eingeplanten Aufträge O_{ein} im Auftragsbuch einzuplanen. Beide Algorithmen werden in Abschnitt 4.5.3 diskutiert.

4.5.2.2 Abstandsmetrik

Das Abstandsmaß $\delta(o_{\text{req}}, o_{\text{ein}})$ zwischen o_{ein} und einer Auftragsanfrage o_{req} ist die gewichtete Summe der verschiedenen Kriterien \mathcal{M} . Alle Gewichte w_{dist} sind positiv und die Summennorm $\|w_{\text{dist}}\|_1 = 1$ ist gegeben. Eine genaue Übersicht aller Bewertungskriterien wird in Tabelle 4.4 gegeben.

Das Bewertungskriterium μ_1 betrifft die Konfiguration $o_{\text{ein}_{\text{conf}}}$ des bereits eingeplanten Planauftrages o_{ein} sowie die Konfiguration $o_{\text{req}_{\text{conf}}}$ der initialen Auftragsanfrage o_{req} . Die jeweiligen Konfigurationen sind als Vektoren mit der Dimension $|F|$ kodiert und bestehen aus einer Menge von Merkmalen F , wobei F die Menge aller möglichen zu konfigurierenden Merkmale darstellt. Ist ein Merkmal $f \in F$ Teil der Konfiguration eines eingeplanten Auftrages o_{ein} oder einer Auftragsanfrage o_{req} , so wird dieses als 1 kodiert. Wenn $f \in F$ nicht im Umfang der Merkmalsmenge $F_{o_{\text{ein}}}$ der Konfiguration des eingeplanten Auftrages $o_{\text{ein}_{\text{conf}}}$ oder in $F_{o_{\text{req}}}$ der Konfiguration der Auftragsanfrage $o_{\text{req}_{\text{conf}}}$ enthalten ist, wird das Merkmal f mit 0 kodiert. Dementsprechend gilt $o_{\text{ein}_{\text{conf}}}(f), o_{\text{req}_{\text{conf}}}(f) \in \{0,1\}$ für alle Merkmale $f \in F$. Das erste Kriterium

$$\mu_1(o_{\text{req}}, o_{\text{ein}}) = \sqrt{\sum_{f \in F} (o_{\text{req}_{\text{conf}}}(f) - o_{\text{ein}_{\text{conf}}}(f))^2}$$

mit der dazugehörigen Gewichtung $w_{\text{dist},1}$ misst den euklidischen Abstand zwischen den binären Merkmalsvektoren der Konfigurationen des eingeplanten Auftrages $o_{\text{ein}_{\text{conf}}}$ und der Auftragsanfrage $o_{\text{req}_{\text{conf}}}$. Alternative Metriken zur Messung der Distanz zwischen zwei Elementen oder Mengen wie der Jaccard-Index oder der Hamming-Abstand wurden bei der Konzeptentwicklung untersucht, aber im Rahmen der Arbeit nicht weiter betrachtet.

Da bei der Berechnung der kapazitativen Grenzen und Restriktionen die bereits eingeplanten Planaufträge nicht berücksichtigt werden, soll das zweite Kriterium μ_2 mit dem Gewicht $w_{\text{dist},2}$ verhindern, dass die Restriktionen bei der Zuordnung zu sehr ausgeschöpft werden. Somit ist das Kriterium

$$\mu_2(o_{\text{req}}, o_{\text{ein}}) = \sum_{f \in F} |o_{\text{req}_{\text{confRed}}}(f) - o_{\text{ein}_{\text{confRed}}}(f)|_+$$

die Summe über alle kapazitativ beschränkten Merkmale, die zur Konfiguration $o_{\text{ein}_{\text{confRed}}}$ hinzugefügt werden müssen, um die Konfiguration $o_{\text{req}_{\text{confRed}}}$ zu erhalten. Der Konfigurationsausschnitt $o_{\text{ein}_{\text{confRed}}}$ bezieht sich auf die Menge der Merkmale $F'_{o_{\text{ein}}} \subseteq F$ und der Konfigurationsausschnitt $o_{\text{req}_{\text{confRed}}}$ auf die Menge der Merkmale $F'_{o_{\text{req}}} \subseteq F$, welche zum Produktionsdatum $o_{\text{ein}_{\text{prod}}}$ beschränkt sind und $||_+$ entspricht der ReLU-Funktion, wobei die Aktivierungsfunktion ReLU für einen Eingangswert x definiert ist als $\max(0, x)$ [LY17]. Das Bewertungskriterium begünstigt planerisch eingeplante Aufträge, bei denen nur wenige oder keine zusätzlichen Merkmale hinzugefügt werden müssen und folglich keine zusätzlichen Kapazitäten benötigt werden.

Die weiteren Kriterien umfassen taktische Ziele, über die die Auftragszuordnung gesteuert werden soll. Diese sind unabhängig von der Konfiguration $o_{\text{req}_{\text{conf}}}$ der Auftragsanfrage o_{req} .

Die nächsten drei Kriterien beziehen sich auf die Stabilität $o_{\text{ein}_{\text{st}}}$, die Flexibilität $o_{\text{ein}_{\text{fl}}}$ und die Verkaufswahrscheinlichkeit $o_{\text{ein}_{\text{pro}}}$ der bereits planerisch eingeplanten Aufträge o_{ein} , wobei für alle o_{ein} gilt, dass $o_{\text{ein}_{\text{art}}} = \text{'pa'}$. Die Kriterien sind unabhängig von der Auftragsanfrage o_{req} . Die Definition sowie die Berechnung der Metriken wird in Abschnitt 4.3.2, Abschnitt 4.3.3 sowie in Abschnitt 4.3.6 beschrieben. In diesem Zusammenhang berechnen die Bewertungskriterien μ_3 , μ_4 und μ_5 allerdings nicht direkt ein Ähnlichkeitsmaß, sondern dienen zur Differenzierung zwischen den eingeplanten Aufträgen $o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein}, b'_m}$. Haben zwei Planaufträge den gleichen Wert μ_1 und μ_2 , so soll der Planauftrag o_{ein} mit dem kleinstmöglichen Wert in Bezug auf Stabilität, Flexibilität und Verkaufswahrscheinlichkeit ausgewählt werden, um ein Auftragsbuch zu gewährleisten, das Planaufträge mit der maximal hohen Verkaufswahrscheinlichkeit, Flexibilität und Stabilität enthält. Die Bewertungskriterien für Stabilität, Verkaufswahrscheinlichkeit und Flexibilität entsprechen folglich genau den jeweiligen Werten des bereits eingeplanten Auftrages o_{ein} .

Die drei letzten Kriterien beziehen sich auf das Produktionsdatum $o_{\text{ein}_{\text{prod}}}$ der bereits eingeplanten Aufträge o_{ein} . Das Kriterium

$$\mu_6(o_{\text{ein}}) = o_{\text{ein}_{\text{prod}}} - t_{fp}$$

misst den Abstand zum aktuellen Änderungsgrenzpunkt t_{fp} und wird mit $w_{\text{dist},6}$ gewichtet. t_{fp} beschreibt den Zeitstempel für die Fixierung der Konfiguration in Vorbereitung der Abgabe des Auftrages an das Werk. Dies begünstigt die Zuordnung von Planaufträgen, die am nächsten an t_{fp} liegen. Sofern am FP ein Planauftrag o_{ein} keinem Auftrag zugeordnet ist, wird die Konfiguration $o_{\text{ein,conf}}$ ohne eine direkte Zuordnung zu einem Kunden fixiert und eine nachträgliche Änderung der Konfiguration ist nicht mehr möglich. Die Zuordnung dieser Aufträge zu Zielmärkten oder Händlern erfordert eine intelligente Steuerung zur Antizipation der zukünftigen Kundennachfrage bei gleichzeitiger Aufrechterhaltung der Diversität des Lagerbestandes. Ein erster Ansatz wird in Abschnitt 4.5.3.3 beschrieben.

Darüber hinaus sollte ein Planauftrag mit einem Produktionstermin $o_{\text{ein,prod}}$ möglichst nah an $o_{\text{req},l',\text{del,mean}}$ liegen, wobei l' das Produktionswerk darstellt. Dies dient als Kompromiss zwischen höheren erwarteten Bestandskosten bei einer Annäherung an $o_{\text{req},l',\text{del,low}}$ und höherer Unsicherheit, ob der gewünschte Liefertermin bei einer Annäherung an $o_{\text{req},l',\text{del,up}}$ erfüllt werden kann. Die entsprechende Formel lautet

$$\mu_7(o_{\text{req}}, o_{\text{ein}}) = |o_{\text{ein,prod}} - o_{\text{req},l',\text{del,mean}}|$$

und das Kriterium wird mit $w_{\text{dist},7}$ gewichtet.

Um sicherzustellen, dass Planaufträge für die Zuteilung an zukünftige Kunden oder an die Vertriebsorganisation während des gesamten Monats m verfügbar sind, begünstigt das letzte Kriterium eine gleichmäßig verteilte Zuteilung von Aufträgen auf die Tage $d \in D_m$ im Monat m . Das Bewertungskriterium wird mit $w_{\text{dist},8}$ gewichtet. Unter der Annahme, dass eine Auftragsanfrage o_{req} dem Planauftrag o_{ein} mit dem Produktionsdatum $o_{\text{ein,prod}}$ zugeordnet ist, wird der Chi-Quadrat-Test² zur Sicherstellung der Gleichverteilung nach der Metrik

$$\mu_8(o_{\text{ein}}) = \sum_{d \in D_m} \frac{(h_d(o_{\text{ein}}) - h_m)^2}{h_m}$$

für jeden geplanten Auftrag o_{ein} ausgeführt, wobei $o_{\text{ein,art}} \neq \text{'pa'}$. Je kleiner μ_8 , desto besser stellt der Chi-Quadrat-Test eine Zuordnung hinsichtlich der Gleichverteilung her. $m \in M$ entspricht dem betrachteten Monat mit $d \in D_m$ Produktionstagen im Monat m . Die Formel

$$h_m = \frac{\sum_{d \in D_m} n_d + 1}{|D_m|}$$

beschreibt die ideale Verteilung der geplanten Aufträge in $m \in M$. $n_d = |\{o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m^*} | o_{\text{ein,art}} \neq \text{'pa'} \wedge o_{\text{ein,prod}} = d\}|$ ist die Anzahl der Aufträge mit $o_{\text{ein,art}} \neq \text{'pa'}$, die am Produktionstag d eingeplant sind. $h_d(o_{\text{ein}})$ berücksichtigt

2 Chi-Quadrat ist ein statistischer Test, der die Unterschiede zwischen Variablen aus einer Zufallsstichprobe untersucht, um festzustellen, wie gut die erwarteten sowie die beobachteten Ergebnisse übereinstimmen [Pea00].

n_d sowie den Planauftrag o_{ein} mit dem Produktionstag $o_{\text{ein}_{\text{prod}}}$, der für die Zuordnung ausgewählt wird. $h_d(o_{\text{ein}})$ entspricht der Anzahl der am Tag d bereits eingeplanten Aufträge, wenn der eingeplante Auftrag o_{ein} mit dem Produktionsdatum $o_{\text{ein}_{\text{prod}}}$ für die Zuordnung bestimmt wird. $h_d(o_{\text{ein}})$ wird wie folgt berechnet:

$$h_d(o_{\text{ein}}) = \begin{cases} n_d + 1 & , \text{ wenn } o_{\text{ein}_{\text{prod}}} = d \\ n_d & , \text{ sonst} \end{cases} .$$

Bevor die Kriterien summiert werden, werden sie mit dem Min-Max-Skalierer auf die Intervalle $[0,1]$ skaliert

$$\mu_l := \frac{\mu_l - \min \mu_l}{\max \mu_l - \min \mu_l} .$$

Der Min-Max-Skalierer skaliert und übersetzt jedes einzelne Element einer Menge so, dass es im vorgegebenen Bereich $[0,1]$ liegt.

Unter Verwendung der jeweiligen Gewichte kann das Abstandsmaß berechnet werden durch

$$\delta(o_{\text{req}}, o_{\text{ein}}) = \sum_{n=1}^8 w_{\text{dist},n} \cdot \mu_n .$$

Aufgrund der Normalisierung der Gewichte und der Skalierung der Kriterien ist der optimale Abstandswert 0 und der schlechteste 1. Die Gewichte werden gemäß den Kennzahlen in Abschnitt 5.2 und den Simulationen in Abschnitt 5.3.5 bestimmt.

4.5.2.3 Änderung eines bereits zugeordneten Auftrages

Zusätzlich zu den initialen Auftragsanfragen kann ein Kunde $o_{\text{req}_{\text{cust}}}$ den Auftrag bis zum FP des jeweiligen Auftrages o_{ein} ändern. Der Änderungswunsch o_{req} wird durch den Kunden $o_{\text{req}_{\text{cust}}}$ hinsichtlich einer neuen Konfiguration $o_{\text{req}_{\text{conf}}}$ spezifiziert. Der bereits eingeplante Auftrag o_{ein} wird geändert, wobei gilt $o_{\text{ein}_{\text{conf}}} = o_{\text{req}_{\text{conf}}}$. Die Änderungsanfrage kann akzeptiert werden, wenn durch die Änderung der Konfiguration $o_{\text{ein}_{\text{conf}}}$ zu $o_{\text{req}_{\text{conf}}}$ keine Restriktionen verletzt werden und es gilt $o_{\text{ein}_{\text{cust}}} = o_{\text{req}_{\text{cust}}}$, $o_{\text{ein}_{\text{art}}} = o_{\text{req}_{\text{art}}}$. Werden durch die Änderung der Konfiguration $o_{\text{ein}_{\text{conf}}}$ Restriktionen verletzt, so werden die Methoden der unplanmäßigen Rekalibrierung aus Abschnitt 4.5.3 angewendet. Findet der Algorithmus eine zulässige Lösung, so kann die Änderungsanfrage o_{req} akzeptiert werden, andernfalls muss o_{req} abgelehnt werden. Eine Erweiterung des Ansatzes hinsichtlich der Erzeugung von Konfigurationsvorschlägen zur Approximation der Änderungswünsche im Fall einer Ablehnung der Änderungsanfrage wurde im Rahmen dieser Arbeit nicht betrachtet. Dies bietet ein Potential für zukünftige Forschungsarbeiten.

4.5.3 Rekalibrierung und Optimierung des Gesamtsystems

Die Rekalibrierung stellt die Machbarkeit eines Auftragsbuches b_m^* für den Monat m sicher und optimiert die bereits eingeplanten Aufträge o_{ein} , wobei für alle $o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein}, b_m^*}$ gilt, dass $o_{\text{einart}} = \text{'pa'}$. Es wird zwischen geplanter und ungeplanter Rekalibrierung unterschieden. Die ungeplante Rekalibrierung wird ausgeführt, wenn eine Auftragsanfrage oder -änderung o_{req} im Rahmen der Zuordnungsterminologie, die in Abschnitt 4.5.2 beschrieben wurde, nicht erfüllt werden kann. Die geplante Rekalibrierung wird für die regelmäßige Aktualisierung des Auftragsbuches b_m^* verwendet. Da die Rekalibrierung deutlich rechenintensiver ist als der Zuordnungsalgorithmus, wird das Auftragsbuch regelmäßig rekalibriert, um die Wahrscheinlichkeit zu verringern, dass eine Auftragsanfrage oder -änderung o_{req} ohne die Anwendung einer unplanmäßigen Rekalibrierung nicht akzeptiert werden kann. Die jeweiligen Konzepte unterscheiden sich lediglich geringfügig. Daher wird im Folgenden die geplante Rekalibrierung erläutert und die notwendigen Anpassungen der ungeplanten Rekalibrierung ergänzt. Der grundlegende Unterschied besteht darin, dass bei der ungeplanten Rekalibrierung die betrachtete Auftragsanfrage oder -änderung o_{req} dem Auftragsbuch hinzugefügt wird, während bei der nachträglichen Optimierung ein bereits eingeplanter Auftrag o_{ein} , für den gilt, dass $o_{\text{einart}} = \text{'pa'}$, aus dem Auftragsbuch b_m^* entfernt wird.

Beispiel. Eine Auftragsanfrage o_{req} kann nicht verarbeitet werden. Auf Basis der Vorgaben der Volumen- und Produktionsprogrammplanung Q kann nur noch ein Auftrag mit dem Modelltyp o_{reqmodel} und dem Zielmarkt o_{reqarea} im Zeitraum '01.01.2022' bis '07.01.2022' eingeplant werden. Gleichzeitig ist ein Merkmal $f \in F_{o_{\text{req}}}$, wobei $F_{o_{\text{req}}}$ alle Merkmale der Konfiguration o_{reqconf} beschreibt, nur noch im Zeitraum zwischen '15.01.2022' und '31.01.2022' verfügbar. Folglich gibt es keinen Zeitraum, in dem sowohl die Vorgaben aus Q als auch die kapazitativen Restriktionen sowie die Fabriksrestriktionen C erfüllt werden können. Daher ist es das Ziel, Konflikte bei den Restriktionen in der Optimierung durch eine Änderung der Produktionsdaten oder durch eine Nachjustierung der Aufträge zu lösen. Beispielsweise könnte ein bereits bestätigter Auftrag o_{ein} mit der Auftragsart 'bts' und aktuellem Produktionstermin '05.01.2022', für den gilt $f \in F_{o_{\text{ein}}}$, auf den Zeitraum '15.01.2022' bis '31.01.2022' verschoben werden. Diese Verschiebung führt dazu, dass die Auftragsanfrage o_{req} durch die freigewordene Kapazität für das Merkmal f einem Produktionsplatz im Zeitraum '01.01.2022' bis '07.01.2022' zugeordnet werden kann.

Wenn die Terminierung keine machbare Lösung findet, wird ein zweistufiger Optimierungsalgorithmus aufgerufen. In diesem Zusammenhang werden die bereits einplanten Aufträge O_{ein, b_m^*} , wobei für alle $o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein}, b_m^*}$ gilt, dass $o_{\text{einart}} = \text{'pa'}$, an die aktuelle Auslastung der Kapazitäten, an die noch offenen Volumina sowie an die bereits eingeplanten realen Kunden- und Händleraufträge im betrachteten Monat m angepasst. Der Algorithmus zur Steuerung der monatlichen Restriktionen basiert auf der Definition

eines multidimensionalen 0-1 Knapsack-Problems³ und ist angelehnt an den in Abschnitt 4.4 beschriebenen Algorithmus zur Ableitung monatlicher Auftragsbuchszzenarien und wird in Abschnitt 4.5.3.2 detailliert spezifiziert. Anschließend erfolgt die Sequenzierung des angepassten Auftragsbuches b_m^* auf der Tagesebene, unter Berücksichtigung der täglichen Restriktionen. Diese Logik ist angelehnt an den in Abschnitt 4.4 beschriebenen Algorithmus für die Ableitung eines Auftragsbuchszenarios auf Tagesebene und wird in Abschnitt 4.5.3.1 näher beschrieben. Findet die ungeplante Rekalibrierung keine Lösung, so muss die Auftragsanfrage oder -änderung o_{req} abgewiesen werden.

4.5.3.1 Resequenzierung der Aufträge

Das Optimierungsmodell für den Sequenzierungsalgorithmus wird nachfolgend beschrieben. Für jeden bereits eingeplanten Auftrag $o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m^*}$ im Auftragsbuch b_m^* und jeden Tag $d \in D_m$ im Monat $m \in M$ ist die Entscheidungsvariable bestimmt durch

$$x_{o_{\text{ein}},d} \in \{0,1\}, \quad \forall o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m^*}, d \in D_m.$$

Die Entscheidungsvariable nimmt den Wert 1 an, wenn der Auftrag $o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m^*}$ im Auftragsbuch b_m^* am Tag d eingeplant ist, sonst 0. O_{ein,b_m^*} ist die Menge aller zugeordneten Aufträge im Auftragsbuch b_m^* .

Zunächst werden die Nebenbedingungen beschrieben, die sich direkt auf die Entscheidungsvariablen $x_{o_{\text{ein}},d}$ auswirken. Die Nebenbedingung

$$\sum_{d \in D_m} x_{o_{\text{ein}},d} = 1, \quad \forall o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m^*}$$

stellt sicher, dass jeder Auftrag $o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m^*}$ genau einem Tag zugeordnet wird. Die Nebenbedingung

$$x_{o_{\text{ein}},d} = 1, \quad \forall o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m^*}, d \in D_{\text{trim}} \\ D_{\text{trim}} = \{d \in D_m \mid d \leq t_{fp} \wedge d = o_{\text{ein,prod}}\}$$

verhindert, dass Aufträge, die bereits den FP erreicht haben und demnach die Konfiguration fixiert wurde, verschoben werden. Dabei ist $o_{\text{ein,prod}}$ der Produktionszeitpunkt des zugeordneten Auftrages o_{ein} . Die Bedingung

$$x_{o_{\text{ein}},d} = 0, \quad \forall o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m^*}, d \in D_{\text{trim}} \\ D_{\text{trim}} = \{d \in D_m \mid d < d_{\text{low}} \vee d > o_{\text{ein,prod,up}}\} \\ d_{\text{low}} = \max(o_{\text{ein,prod,low}}, t_{fp})$$

3 Das Knapsack-Problem ist ein Problem der kombinatorischen Optimierung. Aus einer Menge von Objekten, von denen jedes ein Gewicht und einen Wert hat, wird die Anzahl der Objekte bestimmt, die in eine Sammlung aufgenommen werden sollen, sodass jedes Gewicht kleiner oder gleich einem Grenzwert ist und der Gesamtwert maximiert wird. Bei einem 0-1 Knapsack ist die Anzahl auf 0 oder 1 limitiert [KPP04].

begrenzt den Verschiebungsbereich für jeden Auftrag o_{ein} separat. Der Verschiebungsbereich reicht vom Maximum aus dem frühesten Produktionsstart $o_{\text{einprod,low}}$ und dem aktuellen Änderungsgrenzpunkt t_{fp} bis zu dem spätesten Produktionsstarttermin $o_{\text{einprod,up}}$. Für jeden eingeplanten Auftrag o_{ein} , wobei $o_{\text{einart}} = \text{'pa'}$, sind $o_{\text{einprod,low}}$ und $o_{\text{einprod,up}}$ durch den Monatsanfang und das Monatsende definiert. Alle bereits zugeordneten Kunden- und Händleraufträge erhalten die frühest- und spätestmöglichen Produktionstermine, wie in Abschnitt 4.5.1 und Abschnitt 4.5.2.1 beschrieben.

Die nächste Bedingung bezieht sich auf die Menge der Restriktionen des Volumen- und Produktionsprogrammplanes $Q_{m,d}$, wobei $Q_{m,d} \in Q$ die Teilmenge der Volumen- und Produktionsprogrammplanungsinformation für den Tag $d \in D_m$ im Monat m repräsentiert. $q_{m,d,p,j} \in Q_{m,d}$ definiert die geplante Anzahl der zu vertreibenden Produkte der Variante $p \in P$ für den Absatzmarkt $j \in J$ am Tag d im Monat m , wobei $d \in D_m$. Die Restriktion wird durch die folgende Bedingung beschrieben:

$$\sum_{\{o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m^*} \mid o_{\text{einmodel}} = p, o_{\text{einarea}} = j\}} x_{o_{\text{ein}},d} = q_{m,d,p,j} \in Q_{m,d}, \forall d \in D_m, p \in P, j \in J.$$

Die letzten Nebenbedingungen beziehen sich auf die Werks- und Lieferantenrestriktionen. Jede Restriktion $c \in C_m$ hat ein Einsatzdatum c_{low} und ein Auslaufdatum c_{up} sowie eine kapazitative Grenze c_{limit} und bezieht sich auf eine Menge von Merkmalen c_{opts} sowie auf eine Menge von Produktvarianten c_{models} . Um die Machbarkeit des Auftragsbuches b_m^* zu gewährleisten, werden alle $o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m^*}$ mit $o_{\text{einart}} = \text{'pa'}$ in der Restriktionsbetrachtung nicht berücksichtigt, da es sich lediglich um virtuelle und noch nicht zugeordnete Objekte handelt, die jederzeit in ihrer Konfigurationen geändert werden können. Durch die Zuordnung der Planaufträge auf der monatlichen Ebene auf Basis des in Abschnitt 4.5.3.2 vorgestellten Ansatzes zur Beschreibung und Lösung eines ganzzahligen Optimierungsproblems, kann immer ein vollständig realisierbares Auftragsbuch erzeugt werden. Die Repräsentation der Restriktionen auf Merkmals- und Modelltypebene ist definiert durch

$$\sum_{\{o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m^*} \mid o_{\text{einmodel}} \in c_{\text{models}}, o_{\text{einart}} \neq \text{'pa'}\}} \sum_{f \in c_{\text{opts}}} o_{\text{einconf}}(f) \sum_{d \in [c_{\text{low}}; c_{\text{up}}] \cap D_m} x_{o_{\text{ein}},d} \leq c_{\text{limit}}, \quad \forall c \in C_m.$$

Um sicherzustellen, dass das gesamte Auftragsbuch realisiert werden kann, werden in der zweiten Restriktionsbetrachtung in Bezug auf die täglichen Beschränkungen alle $o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m^*}$ berücksichtigt. Da jeder bereits eingeplante Auftrag o_{ein} , wobei $o_{\text{einart}} = \text{'pa'}$ ist, bei der Lösung des Optimierungsproblems auf Monatebene ignoriert wird, kann die Situation entstehen, dass keine zulässige Lösung gefunden werden kann. Daher wird die Entscheidungsvariable

$$y_c \in \{0,1\}, \quad \forall c \in C_m$$

eingeführt, die es dem Optimierer erlaubt, die einzelnen Restriktionen $c \in C_m$ zu ignorieren. Indem y_c auf 1 gesetzt wird, wird die Restriktion c ausgeschaltet. Dies führt zu der Nebenbedingung

$$\sum_{\{o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m^*} \mid o_{\text{ein,model}} \in C_{\text{models}}\}} \sum_{f \in C_{\text{opts}}} o_{\text{ein,conf}}(f) \sum_{d \in [c_{\text{low}}; c_{\text{up}}] \cap D_m} x_{o_{\text{ein}},d} \leq c_{\text{limit}} + y_c \cdot H, \quad \forall c \in C_m,$$

wobei H einen hohen ganzzahligen Wert repräsentiert, um die Bestrafung des Ausschaltens der Restriktion zu repräsentieren. In beiden Nebenbedingungen können Untergrenzen berücksichtigt werden, indem die Vorzeichen ‘ \leq ’ durch ‘ \geq ’ ersetzt werden. Darüber hinaus muss das Vorzeichen von y_c in der oben beschriebenen Nebenbedingung geändert werden.

Abschließend wird die zu minimierende Zielfunktion beschrieben. Sie hat zwei Komponenten: Bestrafung für die Deaktivierung der Restriktionen und Bestrafung für das Verschieben der Aufträge. Um die Erfüllung von Restriktionen mit längeren Zeithorizonten zu begünstigen, ist die Strafe für die Deaktivierung einer Restriktion proportional zu dem Gültigkeitsbereich ($c_{\text{up}} - c_{\text{low}}$) der Restriktion c .

Um die Stabilität der Auftragsbuchszzenarien B^* zu gewährleisten, wird die Verschiebung eines Auftrages o_{ein} proportional zu der Anzahl der Tage $v_{o_{\text{ein}},d} = d - o_{\text{ein,prod}}$, an denen der Auftrag verschoben wird, bestraft. Die Bestrafung erfolgt über die Funktion $h(v_{o_{\text{ein}},d})$. Keine Verschiebung des Auftrages o_{ein} stellt ein globales Minimum dar, wobei $h(v_{o_{\text{ein}},d}) \geq h(0)$ gilt. Außerdem muss h monoton steigend für $v_{o_{\text{ein}},d} > 0$ und monoton fallend für $v_{o_{\text{ein}},d} < 0$ sein. Für beide Bedingungen gilt, dass $v_{o_{\text{ein}},d} \in \mathbb{Z}$. Unter der Annahme, dass größere Verschiebungen stärker bestraft werden sollen, kann eine quadratische Funktion gewählt werden. In diesem Zusammenhang ergibt sich die Zielfunktion

$$OF = \sum_{c \in C_m} (y_c \cdot (c_{\text{up}} - c_{\text{low}})) + \dots + \sum_{o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein},b_m^*}} \sum_{d \in D_m} (\sigma_{o_{\text{ein}},v_{o_{\text{ein}},d}} \cdot h(v_{o_{\text{ein}},d}) \cdot x_{o_{\text{ein}},d}).$$

Die Strafe für die Verdrängung wird nicht nur durch die Anzahl der verdrängten Tage, sondern auch durch den Faktor $\sigma_{o_{\text{ein}},v_{o_{\text{ein}},d}}$ bestimmt. $\sigma_{o_{\text{ein}},v_{o_{\text{ein}},d}}$ wird beeinflusst durch die Priorisierung des Auftrages o_{ein} und die Richtung, in die o_{ein} verdrängt wird. Je nach Auftragsart $o_{\text{ein,art}}$ existiert eine Differenzierung bezüglich der Bestrafung: $\sigma(o_{\text{ein,art}} = \text{‘pa’}) = 0 < \sigma(o_{\text{ein,art}} = \text{‘bts’}) < \sigma(o_{\text{ein,art}} = \text{‘bto’}) < \sigma(o_{\text{ein,art}} = \text{‘hp’})$. Weist ein Auftrag eine positive Verschiebung ($d > o_{\text{ein,prod}}$) auf, so steigt die Unsicherheit, dass der jeweilige Liefertermin erreicht werden kann. Die positive Verschiebung wird daher mit $\sigma_{v_{o_{\text{ein}},d}} > 1$ höher bestraft als eine negative Verschiebung, was wiederum höhere erwartete Lagerkosten verursachen kann. Daraus folgt die Bedingung

$$\sigma_{o_{\text{ein}},v_{o_{\text{ein}},d}} = \begin{cases} \sigma(o_{\text{ein,art}}) & , \text{ wenn } v_{o_{\text{ein}},d} < 0 \\ \sigma(o_{\text{ein,art}}) \cdot \sigma_{v_{o_{\text{ein}},d}} & , \text{ sonst} \end{cases}.$$

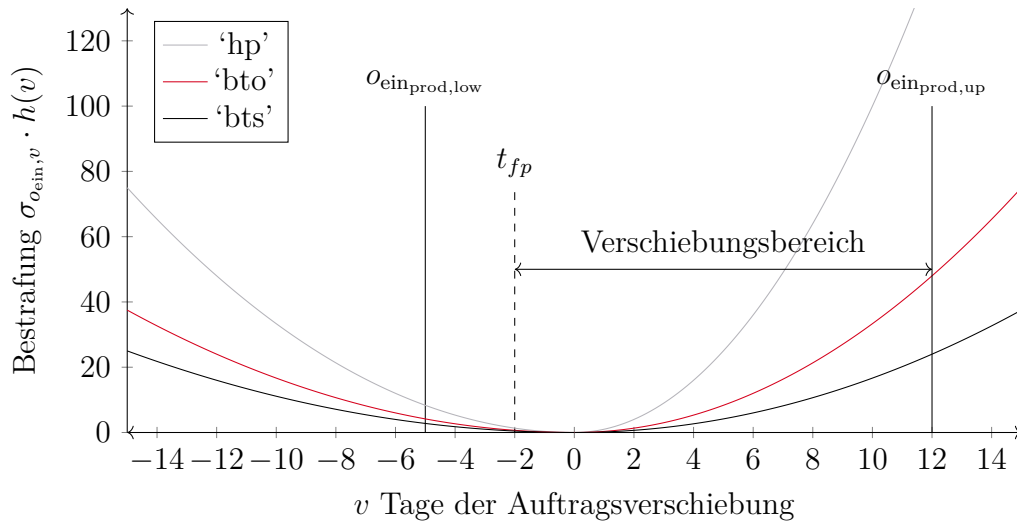


Abbildung 4.19: Strafe für die Verdrängung bezogen auf die verschobenen Tage v für drei Aufträge o_{ein} unterschiedlicher Auftragsarten ('hp', 'bto' und 'bts') und Darstellung des möglichen Verdrängungsbereiches für einen Auftrag o_{ein} .

Die Strafe für die Verschiebung eines bereits eingeplanten Auftrages o_{ein} ist als Funktion bezüglich der Verschiebung v in Abbildung 4.19 abgebildet. Zusätzlich ist der Bereich dargestellt, in dem ein möglicher Auftrag stellvertretend für alle geplanten Aufträge $o_{ein} \in O_{ein}$ verschoben werden darf. Dieser Bereich ergibt sich aus dem Änderungsgrenzpunkt t_{fp} und seinen Produktionszeitbereichen $o_{ein,prod,low}$ und $o_{ein,prod,up}$.

Die notwendigen Anpassungen für die unplanmäßige Rekalibrierung sind folgende: Zunächst wird die aktuell betrachtete Auftragsanfrage o_{req} dem Auftragsbuch b_m^* hinzugefügt. Daher muss die Nebenbedingung

$$\sum_{d \in D_m} x_{o_{ein},d} = 1, \quad \forall o_{ein} \in O_{ein,b_m^*}$$

durch

$$\sum_{d \in D_m} x_{o_{ein},d} \leq 1, \quad \forall o_{ein} \in O_{ein,b_m^*}$$

ersetzt werden. Die Nebenbedingung hinsichtlich der Volumen- und Produktionsprogrammplanung

$$\sum_{\{o_{ein} \in O_{ein,b_m^*} \mid o_{ein,model} = p, o_{ein,area} = j\}} x_{o_{ein},d} = q_{m,d,p,j} \in Q_{m,d}, \quad \forall d \in D_m, p \in P, j \in J$$

stellt sicher, dass das gesamte Auftragsbuch vollständig befüllt wird. Nach der Einplanung von o_{req} wird ein Planauftrag o'_{ein} , bei dem $\sum_{d \in D_m} x_{o'_{ein},d} = 0$ gilt, aus dem Auftragsbuch b_m^* entfernt.

4.5.3.2 Rekalibrierung des planerischen Auftragsbuches

In dem vorliegenden Abschnitt wird eine Methode zur Rekalibrierung des planerischen Auftragsbuches beschrieben. In diesem Zusammenhang werden die bestehenden Planaufträge durch eine Menge neuer Planaufträge ersetzt, die auf dem in [DLC⁺22] vorgestellten Ansatz basieren und entsprechend an die aktuelle Situation angepasst werden. Dieser Ansatz verfolgt das Ziel, Konflikte im Hinblick auf die Restriktionen zu lösen und eine permanente Optimierung des Gesamtsystems zu erreichen.

Um alle geplanten Aufträge $o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein}}$, wobei für alle $o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein}}$ gilt, dass $o_{\text{ein,art}} = \text{'pa'}$, durch eine Menge neuer virtueller Planaufträge zu ersetzen, wird ein kombinatorisches Optimierungsproblem mit dem 0-1 Knapsack-Algorithmus und einem anschließenden Scheduling-Algorithmus auf Basis von IP gelöst. Aus den bereits in Abschnitt 4.4.1 beschriebenen Gründen könnte alternativ auch in diesem Zusammenhang CP zur Lösung des Scheduling-Problems verwendet werden. Der Knapsack-Algorithmus fügt einem Auftragsbuchszenario b_m^* eine Menge von Konfigurationsvorschlägen $K'_{\text{eval}} \subseteq K_{\text{eval}}$ hinzu, sodass die Restriktionen hinsichtlich der Kapazitäten und der Werke C sowie des Volumen- und des Produktionsprogrammplanes Q eingehalten werden und gleichzeitig ein Zielwert maximiert wird [SK75]. Das Knapsack-Problem wird verwendet, um zu entscheiden, welche Konfigurationsvorschläge K'_{eval} in das Auftragsbuch b_m^* aufgenommen werden sollen.

Die hinzugefügten Planaufträge erhalten zufällige Produktionstermine für den betreffenden Monat m . Anschließend werden die bereits zugeordneten Aufträge und die neuen Planaufträge mit Hilfe des Scheduling-Algorithmus aus Abschnitt 4.5.3.1 neu sequenziert und terminiert. Die Planaufträge erhalten ihre tagesgenauen Produktionstermine.

Die Logik des Scheduling-Algorithmus ist für die planmäßige und unplanmäßige Rekalibrierung identisch, jedoch wird bei dem 0-1 Knapsack-Algorithmus bei der unplanmäßigen Rekalibrierung ein beliebiger Planauftrag o_{ein} durch die Auftragsanfrage o_{req} ersetzt.

Der 0-1 Knapsack bestimmt, welche Konfigurationsvorschläge $k_{\text{eval}} \in K_{\text{eval}}$ in das Auftragsbuch b_m^* auf Monatsebene aufgenommen werden. Die Konfigurationen werden nach der in Abschnitt 4.2 beschriebenen Methode erstellt. $k_{\text{eval,conf}}$ stellt die Konfiguration von k_{eval} dar. Um die Machbarkeit zu gewährleisten, werden den Konfigurationsvorschlägen zusätzliche Konfigurationen in Form einer nicht restriktiven Grundkonfiguration für die verschiedenen Produktvariante-Absatzmarkt-Kombinationen hinzugefügt. Die Grundkonfigurationen werden im Hinblick auf die Evaluationskriterien schlecht bewertet, sodass sie nur bei Engpässen in das Auftragsbuch b_m^* aufgenommen werden. Der 0-1 Knapsack maximiert die Summe der konfigurationsspezifischen Wahrscheinlichkeiten $k_{\text{eval,pro}}$ der dem Auftragsbuch hinzugefügten Planaufträge k_{eval} . Die Berechnung von $k_{\text{eval,pro}}$ wird in Abschnitt 4.3 beschrieben.

Die binäre Entscheidungsvariable

$$\lambda_{k_{\text{eval}}} \in \{0,1\}, \quad \forall k_{\text{eval}} \in K_{\text{eval}}$$

nimmt den Wert 1 an, wenn die Konfiguration k_{eval} in das Auftragsbuch aufgenommen wird. Mit den binären Entscheidungsvariablen ist die Zielfunktion OF gegeben durch

$$OF = \sum_{k_{\text{eval}} \in K_{\text{eval}}} \lambda_{k_{\text{eval}}} \cdot k_{\text{evalpro}}.$$

Die erste Nebenbedingung steht in Zusammenhang mit der Volumen- und Produktionsprogrammplanung $Q_m \in Q$ für den Monat m . Mit dem Grenzwert $q_{m,p,j} \in Q_m$ für die Produktvariante p für den Absatzmarkt j im Monat m und der Anzahl der bereits entsprechend eingeplanten Aufträge $n_{m,p,j} \in N_m$, wobei N_m die Menge der Anzahlen der im Monat m bereits eingeplanten Aufträge verwaltet, ergibt sich die Nebenbedingung

$$\sum_{\{k_{\text{eval}} \in K_{\text{eval}} | k_{\text{evalmodel}}=p, k_{\text{evalarea}}=j\}} \lambda_{k_{\text{eval}}} = q_{m,p,j} - n_{m,p,j}, \\ \forall p \in P, j \in J.$$

Die kapazitiven Limitierungen und Werksrestriktionen werden in der Nebenbedingung

$$\sum_{\{k_{\text{eval}} \in K_{\text{eval}} | k_{\text{evalmodel}} \in C_{\text{models}}\}} \lambda_{k_{\text{eval}}} \sum_{f \in C_{\text{opts}}} k_{\text{eval}}(f) \leq c_{\text{limit}} - n_{m,f}, \\ \forall c \in C_m$$

berücksichtigt. In diesem Kontext nimmt $k_{\text{eval}}(f)$ den Wert 1 an, wenn das Merkmal f Teil der Konfiguration ist, sonst 0. Bei dem Hinzufügen von Planaufträgen müssen bereits eingeplante Aufträge berücksichtigt werden. Daher wird der Grenzwert c_{limit} um $n_{m,f}$ reduziert. $n_{m,f} \in N_m$ stellt die Anzahl der bereits eingeplanten Aufträge mit dem Merkmal f für einen spezifischen Monat m dar.

Für die Beeinflussung der Einbaurrate von Merkmalen für die verschiedenen Produktvariante-Absatzmarkt-Kombinationen wird die Merkmalsplanung \mathcal{Y} berücksichtigt. Die Merkmalsplanung repräsentiert eine Vorgabe $v_{\text{quota}} = v_{\text{plan}} \cdot q_{m,v_{\text{model}},v_{\text{area}}}$ für ein Merkmal $v_{\text{opt}} \in F$ hinsichtlich der Aufträge für den Absatzmarkt $v_{\text{area}} \in J$ und der Produktvariante $v_{\text{model}} \in P$ durch ein Planungsobjekt $v \in \mathcal{Y}$. In diesem Zusammenhang wird zur Berechnung der Vorgaben die prozentuale planerische Einbaurrate v_{plan} mit den absoluten Zahlen der Volumen- und Produktionsprogrammplanung $q_{m,v_{\text{model}},v_{\text{area}}} \in Q$ multipliziert. Die Vorgabe wird demgegenüber um die bereits eingeplanten Aufträge mit den betroffenen Merkmalen ($n_{m,v_{\text{model}},v_{\text{area}},v_{\text{opt}}}$) reduziert. Für eine möglichst genaue Repräsentation der Merkmalsplanung werden die Vorgaben mit Hilfe einer unteren und einer oberen Schranke in einem Vorgabenkorridor abgebildet. Zu diesem Zweck werden spezifische Variablen

t_{low} und t_{up} definiert. Daraus ergibt sich die Formel

$$\begin{aligned} t_{\text{low}} \cdot (v_{\text{quota}} - n_{m, v_{\text{model}}, v_{\text{area}}, v_{\text{opt}}}) &\leq \sum_{k_{\text{eval}} \in K_{\text{trim}}} \lambda_{k_{\text{eval}}} \leq \dots \\ &\leq t_{\text{up}} \cdot (v_{\text{quota}} - n_{m, v_{\text{model}}, v_{\text{area}}, v_{\text{opt}}}), \\ &\quad \forall v \in \mathcal{V}, \\ K_{\text{trim}} &= \{k_{\text{eval}} \in K_{\text{eval}} \mid k_{\text{eval}_{\text{model}}} = v_{\text{model}}, \\ &\quad k_{\text{eval}_{\text{area}}} = v_{\text{area}}, v_{\text{opt}} \in k_{\text{eval}_{\text{conf}}}\}. \end{aligned}$$

4.5.3.3 Intelligente Steuerung der Planaufträge am Änderungsgrenzpunkt

Wenn ein eingeplanter Auftrag o_{ein} den FP erreicht hat, wird die Konfiguration $o_{\text{ein}_{\text{conf}}}$ fixiert und der Auftrag kann nicht mehr geändert werden beziehungsweise verschoben werden. Wenn ein Auftrag o_{ein} mit der Auftragsart $o_{\text{ein}_{\text{art}}} = \text{'pa'}$ fixiert wird, wird er einem Zielmarkt zugeordnet und in einen Lagerauftrag umgewandelt. Da Planaufträge bei dem Abgleich und der Rekalibrierung in der Regel nicht berücksichtigt werden, werden die Konfigurationen der betroffenen Planaufträge mit Hilfe eines weiteren Optimierungslaufes hinsichtlich der Verkaufswahrscheinlichkeit angepasst und entsprechend optimiert. In diesem Zusammenhang wird die Methode des 0-1 Knapsackes aus Abschnitt 4.5.3.2 angewendet. Das Verfahren unterscheidet sich nur durch die Verwendung der Tages- statt der Monatsrestriktionen. Das Limit der betroffenen Tagesrestriktionen ergibt sich aus der Gleichverteilung der zur Verfügung stehenden Kapazitäten über den Gültigkeitsbereich.

In diesem Bereich besteht weiterer Forschungsbedarf. Insbesondere die Konfigurationsanpassungen und die Zuordnung von Planaufträgen zu Händlern ist von großem Interesse, da somit der Bestand der Händler gezielt und intelligent gesteuert werden kann. Nachfolgend wird eine Beschreibung eines ersten Ansatzes gegeben, der im Rahmen dieser Arbeit entwickelt wurde.

Der Ansatz basiert auf dem Kaplan-Meier-Schätzer⁴, um die Überlebenswahrscheinlichkeit aller Produkte im Händlerlager zu vergleichen. In diesem Zusammenhang werden alle historischen Aufträge nach Produktvariante p , Absatzmarkt j , Händler h_j des Absatzmarktes j und Individualisierung F_o gefiltert, wobei F_o alle Merkmale eines Auftrages $o \in O$ abbildet. Auf Basis historischer Verkaufszahlen und der Anwendung des Kaplan-Meier-Schätzers wird zunächst für eine bestimmte Anzahl an Tagen t eine Überlebenswahrscheinlichkeit $\hat{S}(t)$ nach der Formel

$$\hat{S}(t) = \prod_{t_{(i)} \leq t} \frac{n_i - d_i}{n_i}$$

4 Der Kaplan-Meier-Schätzer ist eine nicht-parametrische Statistik, die zur Schätzung der Überlebensfunktion aus Lebenszeitdaten verwendet wird. In der Forschung kann der Schätzer eingesetzt werden, um beispielsweise die Dauer der Arbeitslosigkeit nach einem Arbeitsplatzverlust zu messen [KM58].

	t	d	n	$\hat{S}(t)$
1	0	0	20	1
2	12	3	20	0,85
3	18	3	17	0,7
4	24	2	14	0,51
5	31	2	12	0,25
6	44	2	10	0,06
7	46	2	8	0,01
8	49	1	6	0,00
9	56	1	5	0,00
10	70	1	4	0,00

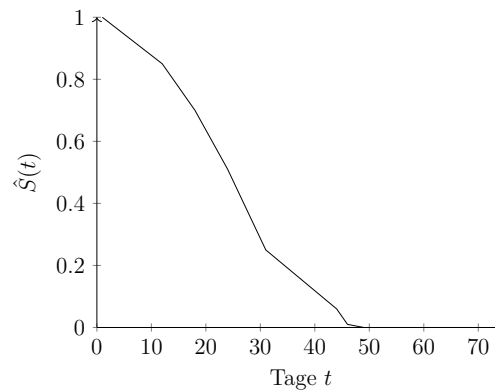


Abbildung 4.20: Überlebenswahrscheinlichkeit $\hat{S}(t)$ in Abhängigkeit der Zeit t .

berechnet. In diesem Zusammenhang beschreibt $\hat{S}(t)$ die Überlebensfunktion, n_i die Anzahl der nicht verkauften Produkte zum Zeitpunkt t_i und d_i die zum Zeitpunkt t_i verkauften Produkte, wobei gilt $\hat{S}(0) = 1$. Die Abbildung 4.20 illustriert ein Beispiel für eine Produktvariante-Absatzmarkt-Händler-Konfigurations-Kombination in tabellarischer und visueller Form. Der Eintrag in der dritten Zeile lässt sich beispielsweise folgendermaßen interpretieren: Am Tag $t = 18$ werden $d = 3$ Produkte verkauft und die Überlebenswahrscheinlichkeit $\hat{S}(t) = 70\%$, sodass ein Produkt nach $t = 18$ Tagen noch nicht verkauft wurde.

Die berechneten Überlebenswahrscheinlichkeiten $\hat{S}(t)$, die auf Basis historischer Auftragsdaten berechnet werden und in Abbildung 4.20 dargestellt sind, werden eingesetzt, um eine dynamische Absatzkette zu berechnen. Diese Berechnung wird basierend auf den aktuell bei den Händlern physisch im Lager stehenden sowie auf den sich im Zulauf befindlichen Produkte durchgeführt, um zu analysieren, welcher Händler den Planauftrag erhält, der sich gegenwärtig am Änderungsgrenzpunkt befindet und logisch zugeordnet werden muss. Um das Beispiel eines Auftrages mit der Auftragsart $o_{\text{ein,art}} = \text{'pa'}$ am FP und einer prognostizierten Lieferzeit von 40 Tagen, ausgehend vom aktuellen Tag $t = 0$, zu veranschaulichen, wird in Tabelle 4.5 ein Beispielszenario dargestellt. Die intelligente Steuerung soll entscheiden, ob der Händler h_j oder ein Händler h'_j den Zuschlag für den aktuell sich am Änderungsgrenzpunkt befindlichen Auftrag o_{ein} bekommt und das Fahrzeug entsprechend in das jeweilige Händlerlager geliefert wird. Die Händler h_j und h'_j haben entsprechend dem Szenario aktuell fünf Produkte auf dem Lager stehen, wobei $o_1 - o_5$ die Lageraufträge von h_j und $o_6 - o_{10}$ die Lageraufträge von h'_j darstellen. Beispielsweise befindet sich der Lagerauftrag o_7 im Zulauf zum Händler h'_j und wird laut der Prognose in 26 Tagen beim Händler h'_j ankommen. Bei der Betrachtung in $t + 40$ Tagen würde das Fahrzeug 14 Tage im physischen Lager stehen, was einer Überlebenswahrscheinlichkeit von $\hat{S}(14) = 73\%$ entspricht. Dem Händler mit der geringsten kumulierten Prognose, der zum Zeitpunkt $t + 40$ Tagen auf dem Lager und im Zulauf befindlichen Produkte wird der Planauftrag am Änderungsgrenzpunkt zuge-

Tabelle 4.5: Ableitung der Überlebenswahrscheinlichkeit der Produkte zum Zeitpunkt $t + 40$ Tage.

<i>H</i> Produkt	Tage bis zum Lager bei t	Tage im Lager bei t	Tage im Lager bei $t + 40$	$\hat{S}(t)$
$h_j o_1$	20	0	20	0,64
$h_j o_2$	5	0	35	0,20
$h_j o_3$	24	0	16	0,81
$h_j o_4$	0	4	44	0,05
$h_j o_5$	33	0	7	0,92
$h'_j o_6$	12	0	28	0,41
$h'_j o_7$	26	0	14	0,73
$h'_j o_8$	0	2	42	0,12
$h'_j o_9$	0	1	41	0,14
$h'_j o_{10}$	0	24	64	0,00

ordnet. Mit einer Prognose von 2,62 Produkten wird der Händler h_j in $t + 40$ Tagen statistisch betrachtet 1,22 Produkte mehr auf dem Lager oder im Zulauf haben als der Händler h'_j bei einer Prognose von 1,4 Produkten. Die intelligente Steuerung würde dementsprechend das Produkt dem Händler h'_j zuordnen.

Der beschriebene Ansatz wurde als solitäres Modul konzeptionell entwickelt und prototypisch umgesetzt und eröffnet das Potential einer ersten Indikation für die Steuerung von Planaufträgen am Änderungsgrenzpunkt. Aufgrund der Breite des Anwendungsgebietes wird das Konzept im Rahmen dieser Arbeit nicht in das Gesamtsystem integriert und bietet daher die Möglichkeit zur Vertiefung für mögliche zukünftige Forschungsarbeiten. Gemäß der in dieser Arbeit beschriebenen Methode wird eine randomisierte Verteilung der Planaufträge auf die Händler am Änderungsgrenzpunkt vorgesehen.

4.6 Fazit des eigenen Ansatzes

Die hier beschriebene Methodik zur datenbasierten Steuerung von Auftrags- und Planungsprozessen umfasst verschiedene Ansätze. Diese umfassen die Generierung und Bewertung von Konfigurationsvorschlägen, die Einplanung von Szenarien bezüglich eines planerischen Auftragsbuches sowie die Zuordnung von Planaufträgen zu realen Aufträgen. Diese Ansätze basieren auf den Daten, die in Abschnitt 4.1 beschrieben wurden.

Einige methodische Ansätze, die im Rahmen verschiedener studentischer Abschlussarbeiten entwickelt wurden, werden im Rahmen der Darstellung der Datengrundlage beschrieben. Diese Verfahren spielen für den eigenen Ansatz eine untergeordnete Rolle, sind jedoch für die Qualität der verwendeten Daten essenziell und bieten die Grundlage für die Evaluation anhand realer Daten. Beispielsweise bietet die Methode zur Lösung des Cold-Start-Problems das Potential, die Güte der Daten der Merkmalsplanung deutlich zu erhöhen und durch die Integration des Qualifizierers für die Internetkonfigurationen

wird die Menge der eingehenden historischen Konfigurationsdaten deutlich erweitert. Die Evaluation des Ansatzes wird im nachfolgenden Kapitel 5 beschrieben.

Die entwickelten Ansätze basieren auf den dargelegten fachlichen Anforderungen und sind an die wissenschaftliche Forschungsfrage angelehnt. Die in Abschnitt 4.2 beschriebene Methode hinsichtlich der Generierung von baubaren und gültigen Konfigurationsvorschlägen, konnte auf der Grundlage der in Abschnitt 4.1 definierten Datenbasis entwickelt werden. Anhand verschiedener Daten wie die Menge der Produktstrukturinformationen \mathcal{P} oder historische Auftragsdaten O sowie Internetkonfigurationen I können strukturgelernte Bayes'sche Netze konstruiert und gelernt werden. Aus diesen Bayes'schen Netzen können baubare Konfigurationsvorschläge über Stichproben gezogen werden. Für die Bewertung dieser Konfigurationsvorschläge wurde im darauffolgenden Abschnitt 4.3 ein Ansatz entwickelt. Jeder Konfigurationsvorschlag $k \in K$ wird in diesem Kontext nach unterschiedlichen Bewertungskriterien wie der Flexibilität, der Stabilität, der Nachhaltigkeit, der Verkaufswahrscheinlichkeit und dem Deckungsbeitrag evaluiert. In Abschnitt 4.4 wurde eine Methodik zur Einplanung der bewerteten und baubaren Konfigurationsvorschläge K_{eval} in planerische Auftragsbuchszenarien entwickelt. In diesem Zusammenhang wurde ein hybrider Optimierungsalgorithmus konzipiert, um den verschiedenen Anforderungen der kurz-, mittel- und langfristigen Planungshorizonte sowie der unterschiedlichen zeitlichen Granularitäten gerecht zu werden. Im Rahmen der Einplanung werden den Planungsobjekten oder Planaufträgen virtuelle Produktionsplätze zugewiesen. Diesbezüglich ist insbesondere die Echtzeitfähigkeit für die praktische Anwendbarkeit des Ansatzes relevant. In Abschnitt 4.5 wurde ein Ansatz dargestellt, um den Einplanungsszenarien reale Aufträge zuzuordnen und die Szenarien permanent neu zu kalibrieren. In diesem Zusammenhang werden eingehende reale Auftragsanfragen oder -änderungen zunächst anhand des gewünschten Lieferdatums terminiert, um den potentiellen Produktionszeitraum zu berechnen. Auf Basis des berechneten Produktionszeitraumes werden daraufhin entweder der optimale bereits eingeplante Planauftrag oder der bereits zugeordnete reale Auftrag für eine Auftragsänderung selektiert. Zur Bestimmung des optimalen Planauftrages wurde ein Distanzmaß definiert, welches auf unterschiedlichen Kriterien wie der Abweichung der Konfigurationen oder einer Gleichverteilung der Einplanung fußt. Es wurde ein Mechanismus zur ständigen Nachjustierung des Systems auf Basis gegebener Parameter und Machbarkeitsbedingungen entwickelt, um eine Rekalibrierung zu ermöglichen. Durch die permanente Überprüfung und aufgrund der Anomaliedetektion über alle am Prozess beteiligten Module entsteht ein dynamisches lernendes System, welches ständig nachjustiert und optimiert werden muss.

Zusammenfassend konnte ein Ansatz zur datenbasierten Steuerung der Planungs- und Abwicklungssysteme entwickelt werden. Die Anforderungen, die in Abschnitt 3.5 herausgearbeitet wurden, konnten in die Methodik eingearbeitet werden. Zu diesem Zweck werden neben der konzeptionellen Integration der fachlichen Anforderungen insbesondere die Echtzeitfähigkeit

und die Skalierbarkeit des Ansatzes für den praktischen Einsatz in der variantenreichen Serienproduktion berücksichtigt. Die Entwicklung der einzelnen Module zur Generierung und Bewertung von Konfigurationsvorschlägen sowie deren Einplanung als Planaufträge in planerische Auftragsbuchszszenarien und die Zuordnung dieser Planaufträge zu realen Kunden- und Händlernaufträgen sind Bestandteile des konzipierten Systems, das sich kontinuierlich an die aktuellen Gegebenheiten und Parameter anpasst. In diesem Zusammenhang werden beispielsweise die aktuellen Entwicklungen des Kundenbedarfes, die Durchlaufzeiten in der Produktion und auf der Distributionsstrecke sowie die Bewertungsmechanismen der Planungsobjekte in permanenten Rekalibrierungsschleifen analysiert. Durch den Einsatz von Rekalibrierungsmechanismen können die planerischen Auftragsbuchszszenarien kontinuierlich an die gegebenen Machbarkeitsbedingungen und Restriktionen von Werken oder Lieferanten angepasst werden. Folglich soll in Zusammenhang mit dem konzeptionellen Ansatz eine ständige Verbesserung des Gesamtsystems ermöglicht werden.

Das fünfte Kapitel beschreibt die Evaluierung des in Kapitel 4 entwickelten Ansatzes der vorliegenden Arbeit. Aufgrund der Tatsache, dass auf dem Gebiet der datenbasierten Steuerung von Planungs- und Abwicklungssystemen ein Forschungsdefizit im Bezug auf die Umsetzung des Konzeptes des Planauftrages vorliegt, sind dem Autor der vorliegenden Arbeit keine Ansätze bekannt, die eine qualitative Vergleichbarkeit des Gesamtkonzeptes unter Berücksichtigung der in Kapitel 3 beschriebenen Anforderungen an das System, deren Implementierung und den operativen Einsatz zulassen. Lediglich im Hinblick auf die am Gesamtsystem beteiligten Komponenten wie die Generierung von Konfigurationsvorschlägen ist ein Vergleich mit anderen in der Literatur beschriebenen Ansätzen möglich. Diesbezüglich wird nachfolgend zunächst in Abschnitt 5.1 ein realer Use Case zum Einsatz des Konzeptes des Planauftrages bei der PAG beschrieben. Basierend auf diesem praktischen Anwendungsfall, den verschiedenen Kennzahlen der variantenreichen Serienproduktion und den fachlichen Anforderungen sowie unter Berücksichtigung der Forschungsfrage, werden in Abschnitt 5.2 die Bewertungskriterien für die Validierung herausgearbeitet und erläutert. Zur Evaluierung des eigenen Ansatzes wurden im Rahmen der Arbeit Prototypen implementiert. Die Beschreibung der Implementierung, die für die Validierung notwendigen Daten sowie die Ergebnisse der Evaluation werden daher in Abschnitt 5.3 aufgeführt. Zusammenfassend wird in Abschnitt 5.4 ein Fazit zur Diskussion der Evaluationsergebnisse gegeben.

5.1 Use Case: Konzept Planauftrag Dr. Ing. h.c. F. Porsche AG

In diesem Abschnitt wird zunächst die PAG vorgestellt und die thematische Einordnung der Auftragsplanung und -steuerung vorgenommen, siehe Abschnitt 5.1.1. Anschließend wird die Kundenauftragssteuerung bei der PAG in Bezug auf die planerischen und abwickelnden Systeme beschrieben. Aus der Analyse des Status quo sowie angelehnt an die fachlichen Anforderungen und an die Forschungsfrage der Arbeit wird der Use Case spezifiziert.

5.1.1 Vorstellung Dr. Ing. h.c. F. Porsche AG und Einordnung der Auftragsplanung und -steuerung

"AM ANFANG SCHAUTE ICH MICH UM,
KONNTE ABER DEN WAGEN,
VON DEM ICH TRÄUMTE, NICHT FINDEN.
ALSO BESCHLOSS ICH, IHN MIR SELBST ZU BAUEN."

Ferry Porsche

Die PAG ist ein 1931 von Ferdinand Porsche gegründeter Sportwagen- und Premiumhersteller für Limousinen sowie Sport Utility Vehicles (SUV). Der Hauptsitz des Unternehmens ist in Stuttgart-Zuffenhausen. Die PAG beschäftigte im Geschäftsjahr 2021 36.996 Mitarbeiter weltweit und erzielte einen Umsatz von 33,1 Milliarden Euro bei 301.915 ausgelieferten Fahrzeugen [Dr.21]. Die Dachgesellschaft der PAG, die Porsche SE (PSE), fusionierte im Jahr 2012 mit dem Volkswagen Konzern und ist seitdem vollständig in den Volkswagen Konzern integriert, sodass dieser der alleinige Eigentümer des operativen Geschäftes Porsches ist. Neben dem Stammwerk in Zuffenhausen ist das Unternehmen an weiteren Standorten vertreten. In Deutschland unterhält die PAG in Weissach, Ludwigsburg, Leipzig, Sachsenheim und Bietigheim-Bissingen ihre Standorte. Hergestellt werden die Fahrzeuge in Zuffenhausen, in Leipzig, bei Volkswagen Osnabrück und bei Volkswagen Slovakia. Der Vertrieb erfolgt weltweit über ein Netz aus Porsche Zentren. Die PAG stellt die Sportwagen 'Cayman' sowie 'Boxster' und 'Carrera', die Kombilimousine 'Panamera', die SUV-Modelle 'Cayenne' und 'Macan' sowie den batterieelektrischen Sportwagen 'Taycan' her (Stand 31.12.2021).

Die Kundenauftragssteuerung oder auch der Kunde-Kunde-Prozess (KKP) ist neben dem Produktentstehungsprozess (PEP) und dem Kundenbetreuungsprozess (KBP) einer der zentralen Prozesse bei der PAG. Der KKP steuert als Querschnittsfunktion den Prozess der Planung und Abwicklung ganzheitlich über die Ressorts Beschaffung, Finanzen und IT, Produktion und Vertrieb. In diesem Zusammenhang werden alle Prozessschritte von der Erfüllung des Vertriebsbedarfes in der Produktion und bei den Lieferanten bis zu der Abwicklung der weltweiten Neufahrzeugaufträge im Händler- und Kundennetzwerk betreut. Somit umfasst die Planungs- und Kundenauftragssteuerung alle Prozesse, die notwendig sind, um Kapazitäten abzusichern, Aufträge abzuwickeln, eine qualitäts- und kostengerechte Fertigung der Fahrzeuge sicherzustellen sowie eine termintreue Auslieferung zu gewährleisten. Abbildung 5.1 zeigt den Prozess der Kundenauftragssteuerung.

5.1.2 Ist-Situation der Auftragsplanung und -steuerung

Das elementare Ziel der Auftragsplanung und -steuerung bei der PAG besteht darin, ein korrekt produziertes Fahrzeug zu dem vereinbarten Liefertermin an den richtigen Ort zu liefern. Um dieses Ziel bestmöglich zu erreichen, ist der Planungs- und Abwicklungsprozess in verschiedene Module unterteilt.

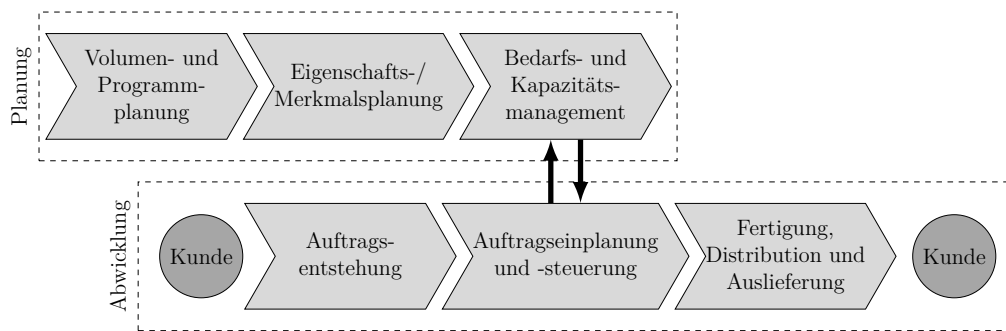


Abbildung 5.1: Prozesse der Kundenauftragssteuerung.

Nachfolgend werden die für die Evaluation der Methode relevanten Module im Detail erläutert.

Volumen- und Produktionsprogrammplanung

Der Planungsprozess innerhalb der PAG besitzt eine hohe Relevanz in Bezug auf die Sicherstellung essentieller Faktoren wie die Liefertreue oder die präzise Prognose von Bedarfen. Eine hohe Anzahl an Produktvarianten und Ausstattungsmöglichkeiten sowie ein immer höher werdender Anspruch an den Individualisierungsgrad der Produkte unterstreicht die These. Die PAG produziert Fahrzeuge lediglich auf Basis realer Aufträge, die einem festen Kunden oder Händler zugewiesen sind. Dies impliziert eine individuelle Fertigung eines nach den Wünschen des Kunden produzierten Fahrzeuges sowie den Anspruch an eine pünktliche Produktion und Distribution des von dem Kunden bestellten Produktes. Diese Art der Fertigung sowie der Distribution setzt flexible und stabile Prozesse sowohl in der Planung als auch in der Abwicklung voraus. Der KKP der PAG beginnt bereits vor der Auftragsanlage eines Fahrzeuges bei einem Händler. Den initiiierenden Schritt innerhalb des Planungsprozesses stellt die Planung der Bedarfe zukünftiger Fahrzeuge durch die jeweilige Vertriebsorganisation dar. Diese wird als Volumenplanung bezeichnet und erfolgt durch den Vertrieb und die darauf folgende Produktionsprogrammplanung in Abstimmung mit den Kapazitäten der Werke und Lieferanten. In wiederkehrenden Planungsrunden entsteht ein für definierte Festmonate aufgesetzter Produktionsprogrammplan. Die strategisch-taktische Produktionsprogrammplanung besitzt einen langfristigen Planungshorizont und definiert die zukünftigen Produktfelder des Unternehmens. Hier erfolgt die Festlegung der verschiedenen Produktbaureihen sowie die Definition der von einer Baureihe angebotenen Produktvarianten. Die operative Produktionsprogrammplanung erstellt für den kurzfristigen Horizont der folgenden Periode einen Produktionsplan, der aus der strategisch-taktischen Produktionsplanung abgeleitet wird. In diesem Zusammenhang wird auf Grundlage der prognostizierten Absatzmenge die zu produzierende Menge auf der Granularität der Produktvariante bestimmt und den kapazitiven Restriktionen der Produktionswerke gegenübergestellt, siehe Abbildung 5.2. Die Volumen- und Produktionsprogrammplanung ermit-

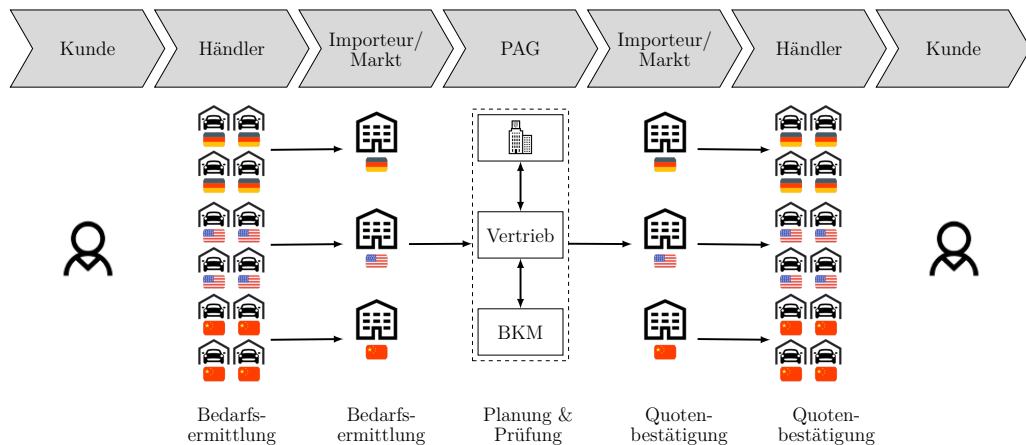


Abbildung 5.2: Volumen- und Produktionsprogrammplanung der PAG.

telt somit die benötigte Menge an Fahrzeugen pro Absatzmarkt und definiert, in welchem Werk die Fahrzeuge gebaut werden. Der erstellte Volumen- und Produktionsprogrammplan wird an den Importeur eines Marktes bestätigt und im Rahmen der Arbeit mit der Variable Q deklariert. Die so genannte Quotenbestätigung an den Importeur stellt eine Zusage für den gesetzten Zeitraum dar, die durch ihn bestätigten Fahrzeuge verpflichtend abzunehmen. Jedes abzunehmende Fahrzeug wird durch eine Quote definiert und stellt einen reservierten Platz innerhalb der Produktion der PAG dar. Durch die Quotenbestätigung soll eine Zuverlässigkeit und Stabilität der Planung erzielt werden.

Eigenschaftsplanung und Bedarfs- und Kapazitätsmanagement

Auf Basis des Volumen- und Produktionsprogrammplanes Q entsteht auch die Planung der Merkmale F und damit einhergehend die Definition der Planungsobjekte \mathcal{Y} sowie der benötigten Teile der zu fertigenden Fahrzeuge. Merkmale $f \in F$ sind Ausprägungen eines Produktes und spiegeln eine durch den Kunden gewählte Variante des angebotenen Produktes wider. Die zentrale Aufgabe der Eigenschaftsplanung liegt in der Beplanung der vom Kunden frei bestellbaren Merkmale F sowie auf der Beplanung der Verbaubedingungen des Materials als Kombination einzelner Merkmale – sogenannte Merkmalskombinationen. In diesem Fall werden Daten unterschiedlicher Herkunft verwendet, um den zukünftigen Kundenbedarf hinreichend gut antizipieren zu können. Neben den Produktstrukturinformationen \mathcal{P} sowie den technischen und vertrieblichen Ausschlüssen und Zwängen \mathcal{R} werden auch geplante Einbauraten des Vertriebes, Kundenaufträge O sowie historische Internetkonfigurationen I und die Volumen- und Produktionsprogrammplanung Q genutzt. Auf Basis der Daten wird für jedes Merkmal $f \in F$ eine prozentuale Einbaurate v_{plan} für alle Planungsobjekte $v \in \mathcal{Y}$ prognostiziert. Durch die Verwendung dieser planerisch abgeleiteten Einbauraten können auch Merkmalskombinationen mittels arithmetischer Ausdrücke wie eine Multiplikation der einzelnen Einbauraten der in der Kombination enthaltenen Merkmale berechnet werden. Die prognostizierten Einbauraten für die

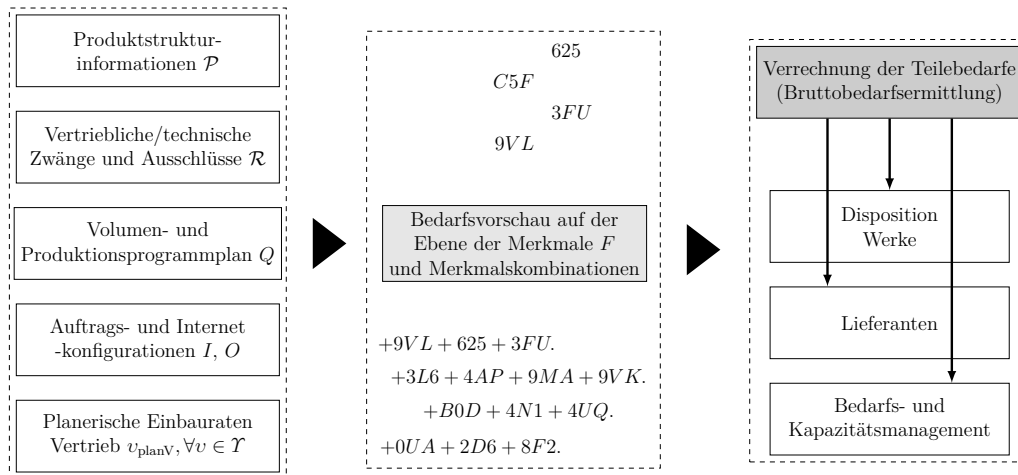


Abbildung 5.3: Die Eigenschaftsplanung der PAG.

Merkmale und die Merkmalskombinationen bilden die Grundlage für das Bedarfs- und Kapazitätsmanagement.

Das BKM hat die Aufgabe der Kapazitätssicherung sowie der Engpassvermeidung. Dieser Prozess koordiniert die Machbarkeit der Fahrzeug- und der prozentualen Merkmalsbedarfe \mathcal{Y} , die im Volumen- und Produktionsprogrammplan Q festgelegt sind, mit den verfügbaren Kapazitäten C der Lieferanten. Der Prozess der Eigenschaftsplanung wird in Abbildung 5.3 aufgezeigt.

Die Eigenschaftsplanung unterscheidet zwei unterschiedliche Phasen der Planung: die Anlaufplanung und die auftragsbasierte Planung. Insbesondere in der Anlaufplanung entstehen durch blockweise Anläufe von Merkmalen durch einen frühzeitigen Anlauf, einen späteren oder früheren Auslauf oder durch die Cold-Start-Themen enorme Herausforderungen, die im Rahmen einer manuellen Anplanung eine sehr komplexe Aufgabe darstellen. Darüber hinaus müssen vertriebliche Effekte wie Low Baling, spätere Marketingmaßnahmen oder marktseitige Setzungen bereits frühzeitig im Prozess integriert werden und in die Prognose einfließen. Im Rahmen der auftragsbasierten Planung liefert das Auftragsmanagement in definierten Zeitabständen einen Abzug des aktuellen Produktionsprogrammes an die Eigenschaftsplanung. Auf dieser Basis werden zur Bedarfsmeldung an die Lieferanten die Plan-Bedarfe v_{plan} über alle Planungsobjekte $v \in \mathcal{Y}$ durch real vorhandene Ist-Bedarfe v_{ist} abgelöst. Eine manuelle Überplanung der Ist-Bedarfe v_{ist} für die Planungsobjekte $v \in \mathcal{Y}$ ist nur in Sondersituationen notwendig.

Einplanung und Steuerung der Aufträge

Für die Einplanung, Terminierung und Steuerung der Aufträge wird ein sogenanntes Auftragsbuch eingesetzt. Durch einen komplexen Systemverbund stellen die generierten Produktionsplätze die Basis für Lieferantenvorschauen und Liefertermine für den Kunden sowie für die Produktion der Fahrzeuge in den Werken dar. Für die Terminierung werden zahlreiche Informationen über Kapazitätsbeschränkungen, Qualitätssperren und Fahrweisen der Werke

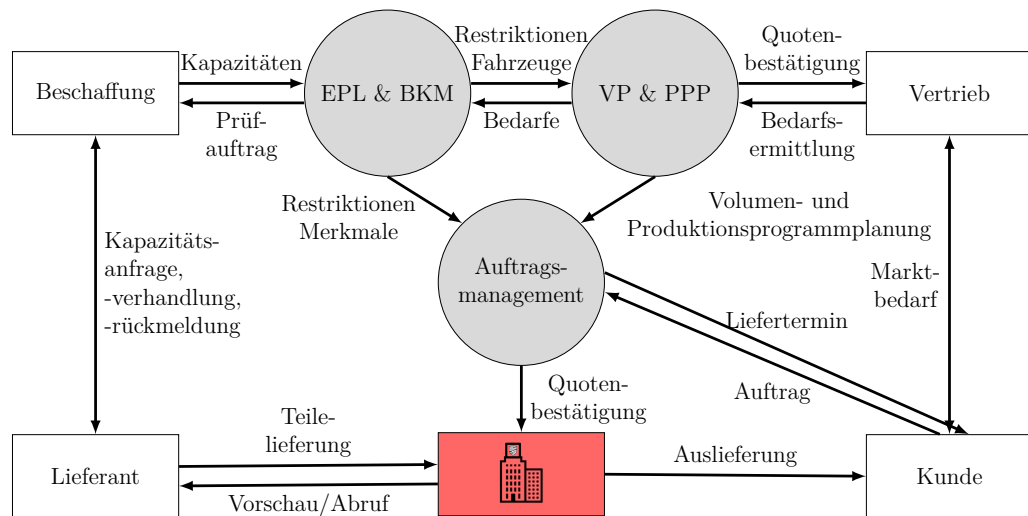


Abbildung 5.4: Zusammenhang und wechselseitige Beziehungen der Prozesse der Kundenantragssteuerung.

im Auftragsbuch verwaltet. Diese werden im Folgenden als Restriktionen bezeichnet. Die Menge an Restriktionen C beschreibt in diesem Zusammenhang die Menge der Lieferantenrestriktionen oder Kapazitätsgrenzen, die Menge der Werksrestriktionen sowie die Menge der sonstigen Restriktionen wie beispielsweise eine Qualitätssperre. Das Auftragsbuch ist das zentrale Steuerungsinstrument in der Kundenantragssteuerung. In diesem wird allen Fahrzeugaufträgen ein Produktionsplatz zugewiesen. Unter Berücksichtigung der Ziele des Auftragsmanagements wie beispielsweise eine hohe Terminstabilität, eine lange Auftragsänderbarkeit oder eine optimale Kapazitätsauslastung, erfolgt im Auftragsbuch somit die Produktionsterminermittlung. Dies geschieht auf Basis einer zweistufigen Systematik. Bei der Auftragsanlage oder -änderung erfolgt die Erstvergabe eines Produktionstermines auf Basis der dem Absatzmarkt zugewiesenen Quote. Darüber hinaus erfolgt eine gesamthafte in gewissen Intervallen durchgeführte Optimierung des Auftragsvolumens. Jedem vorliegenden Fahrzeugauftrag wird der im Gesamtkontext optimale Produktionsplatz zugewiesen.

Die Systematiken für die Ersteinlastung und die gesamthafte Optimierung werden basierend auf demselben Algorithmus durchgeführt, unterscheiden sich jedoch in einem wesentlichen Punkt: Bei der gesamthafte Optimierung können einzelne Aufträge von ihren aktuellen Produktionsplätzen gelöst werden, die somit durch andere Aufträge belegt werden können. Bei der Ersteinlastung ist hingegen keine Verschiebung einzelner Fahrzeugaufträge möglich. Somit kann ein Fahrzeugauftrag in diesem Fall lediglich auf einen freien Produktionsplatz terminiert werden und keinen anderen verdrängen.

Die Zuweisung des optimalen Produktionsplatzes erfolgt mithilfe eines Strafpunktesystems. In diesem Zusammenhang bewertet ein Optimierungsalgorithmus jedes Fahrzeug an jedem Tag mit Strafpunkten. Der Tag, an dem einem Fahrzeug die geringsten Strafpunkte zugewiesen werden, wird als Produktionstag festgelegt. Die Bestimmung der Strafpunkte erfolgt mit Blick

auf die Kapazitätsziele wie beispielsweise eine optimale Auslastung der Ressourcen sowie unter Berücksichtigung von Terminzielen oder Einhaltung des Quotenmonats. Mit einem werksspezifischen Vorlauf übergibt das Auftragsbuch auf Tagesebene terminierte Fahrzeugaufträge an die Werksdisposition. Diese bildet in der Feinsequenzierung die tagesspezifische Ablaufreihenfolge. Auf dieser Basis erfolgen die Feinabrufe der Sequenzbauteile an die Lieferanten und die Modulwerke wie beispielsweise an den Motorenbau, die Achsfertigung, den Karosseriebau oder die Lackiererei. Abbildung 5.4 stellt das Auftragsmanagement als einer der zentralen Instrumente sowie dessen Interaktionen mit dem Umfeld, den Elementen der Kundenauftragssteuerung, dar und verdeutlicht den Zusammenhang und die wechselseitigen Beziehungen der beteiligten Prozesse. Zu den zentralen Verantwortlichkeiten des Auftragsmanagements gehören neben der Planung und Steuerung der Aufträge im Auftragsbuch auch die Betreuung des Marktes und die Verwaltung der Stammdaten. Dies ist unerlässlich, um einen reibungslosen Ablauf entlang der gesamten Supply Chain sicherzustellen und Bestellstopps und andere relevante Informationen effektiv zu kommunizieren.

Gemäß Abbildung 5.4 interagiert das Auftragsbuch über Schnittstellen mit allen Elementen der Kundenauftragssteuerung. Es stellt den Informationen aus der Abwicklungsphase die Informationen aus der Planungsphase gegenüber. Durch die Schnittstelle zu der Volumen- und Produktionsprogrammplanung können die Einsteuerpläne in Übereinstimmung mit den bestätigten Quoten der Vertriebsorganisation berücksichtigt werden. Über die Schnittstelle zu dem BKM wird die Menge der Restriktionen in Bezug auf die Lieferanten oder Kapazitätsgrenzen übermittelt und die Menge der Werksrestriktionen wird über die Verbindung zu den Werken übergeben.

5.1.3 Spezifikation Use Case

Um die wesentlichen Faktoren wie Flexibilität und Stabilität zu steigern und den Herausforderungen einer dynamischen Welt und sich ständig verändernden Rahmenbedingungen zu begegnen, sind innovative Verfahren unverzichtbar. Der in Kapitel 4 entwickelte Ansatz hinsichtlich der datenbasierten Steuerung der Planungs- und Abwicklungssysteme bietet das Potential, die zuvor aufgeführten Aspekte auch unter Unsicherheit sicherzustellen. Die praktische Anwendung der Methode zur integrierten Planung und Abwicklung, die unter Verwendung des Konzeptes des Planauftrages erfolgt, bietet großes Potential in der variantenreichen Serienproduktion. Die Umsetzung umfasst die Generierung von Planaufträgen sowie die Zuordnung zu realen Kunden- und Händleraufträgen. In den meisten Fällen sind die Planungs- und Abwicklungsprozesse innerhalb der operativen Systeme in der Theorie gut verzahnt, aber aufgrund unterschiedlicher Objekttypen über die Disziplinen hinweg kaum integriert. Das Wissen über umliegende Prozesspartner und Systeme ist nur bedingt vorhanden. Es ist hervorzuheben, dass die Zielsetzung der zukunftsorientierten Planungs- und Abwicklungsfunktionen neben einer prozessualen und organisatorischen Vernetzung auch die zeitlich aufeinanderfolgenden Phasen betrachtet, die permanent simultan

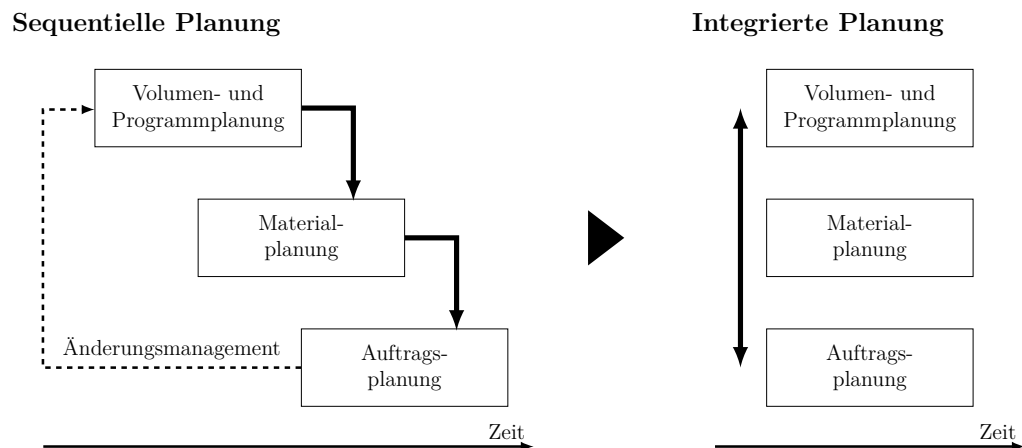


Abbildung 5.5: Vergleich zwischen sequentieller und integrierter Planung.

ablaufen, siehe Abbildung 5.5. Dieses Vorgehen soll den Planungsprozess verbessern und die Reaktionszeit hinsichtlich der Anpassung an die volatilen Rahmenbedingungen und Umweltfaktoren verkürzen. Darüber hinaus wurde in Kapitel 3 die Forschungslücke hinsichtlich der Anforderungen an die Arbeit aus einer wissenschaftlich theoretischen Sicht herausgearbeitet, was die praktischen Anwendungsmöglichkeiten der Umsetzung des Konzeptes unterstreicht. Darauf aufbauend sollen die Potentiale identifiziert werden und die in Kapitel 4 beschriebene Methode auf reale Daten angewendet und validiert werden.

Der in dieser Arbeit entwickelte Ansatz wird mit einem konventionellen Slotting-Algorithmus validiert, der üblicherweise in der variantenreichen Produktion sowie für die effiziente Lösung der Lagerkommissionierung verwendet wird [MSH07]. Ein Beispiel für einen Slotting-Algorithmus stellt die heutige Auftragseinplanung und -steuerung dar, wie sie bei der PAG angewendet wird und in Abschnitt 5.1.2 dargestellt ist. Ein auftragsbasierter Slotting-Algorithmus kann als Optimierungsproblem formalisiert werden, das durch mathematische Programmierung wie IP, LP oder durch CP, unter Berücksichtigung einer Reihe von Nebenbedingungen, gelöst werden kann [MSH07]. Während die in dieser Arbeit beschriebene Methode auf dem Konzept des Planauftrages aufsetzt und Ganzobjekte in Form von vollständig spezifizierten Produktkonfigurationen in Kombination mit realen Kunden- und Händlernaufträgen verwendet, um planerische Auftragsbuchzenarien zu generieren, konzentriert sich der Slotting-Algorithmus lediglich auf reale Aufträge. Abbildung 5.6 veranschaulicht die Unterschiede zwischen der herkömmlichen Einplanung der Aufträge in ein Auftragsbuch hinsichtlich der Slotting-Logik und dem Auftragsbuch unter Berücksichtigung des Konzeptes des Planauftrages.

Im Gegensatz zu dem konventionellen Auftragsbuch findet bei der beschriebenen Methode zur datenbasierten Steuerung der Auftrags- und Planungssysteme auf Basis von Planaufträgen eine Optimierung mit virtuellem Charakter bereits vor dem Eintreffen des ersten realen Kunden- oder Lagerauftrages, unter der Berücksichtigung des Volumen- und Produktionsprogrammplanes Q ,

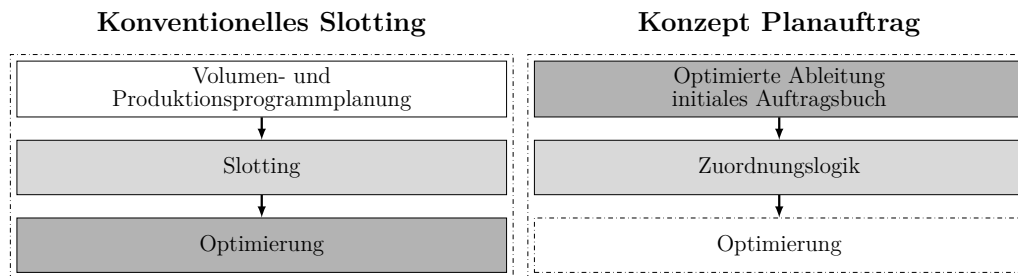


Abbildung 5.6: Vergleich zwischen konventionellem Slotting und der Ableitung von Auftragsbuchszensarien mit Planaufträgen.

der gegebenen Restriktionen C sowie der durch die Planungsobjekte \mathcal{T} antizipierten Marktbedarfe, statt. Dies bietet das Potential, dass der spätere real gemessene Marktbedarf v_{ist} über alle Planungsobjekte $v \in \mathcal{T}$ bereits vor dem Eintreffen der realen Aufträge gut antizipiert wird und daher das richtige Material zu einem frühen Zeitpunkt disponiert werden kann. Da die Terminologie der Auftragsverdrängung in heutigen konventionellen Slotting-Algorithmen keine Grenzen für die Verschiebung von Aufträgen vorsieht, können Aufträge während des gesamten betrachteten Zeitbereiches verschoben werden, siehe Abschnitt 5.1.2. Da zwischen den einzelnen Optimierungsschleifen keine Speicherung der Daten stattfindet, können die Aufträge wiederholt in dieselbe Richtung verschoben werden, ohne dass eine Verschiebung zu stark bestraft wird. Dies kann zu größeren Verschiebungen eines Auftrages führen und die Wahrscheinlichkeit, den zugesagten Liefertermin einzuhalten, sinkt. Im Gegensatz dazu ist jedem eingepplanten Planauftrag und jedem realen Kunden- oder Händlerauftrag über die Rückwärtsterminierung ein frühester sowie ein spätester Produktionstermin zugeordnet. Diese Produktionsspanne wird im Rahmen jeder Optimierung eingehalten und eine Verschiebung außerhalb dieser Spanne ist mit sehr hohen Strafkosten verbunden. Somit sollen die Turbulenzen im Auftragsbuch reduziert werden und die Stabilität über den kompletten Prozess von der Auftragsanlage bis zur Auslieferung des Produktes an den Kunden gesteigert werden. Darüber hinaus soll über die Möglichkeit der Auswahl eines Wunschlieferdatums die Kundenzufriedenheit gesteigert werden. Unter der Annahme einer frühzeitigen optimalen Anfrage der Teilebedarfe bei den Lieferanten bietet das Konzept ein Potential in Bezug auf die Reduzierung von Engpässen. Dies führt dazu, dass die Kunden das Wunschprodukt flexibel in beliebiger Art ändern können und demnach führt es ebenfalls zu einer Erhöhung der Kundenzufriedenheit sowie -bindung.

Neben den Verbesserungspotentialen des Auftragsbuches zur Steigerung der Stabilität sowie der Kundenzufriedenheit ist auch die Eigenschaftsplanung durch die Antizipation zukünftiger Marktbedarfe ein elementarer Baustein im Gesamtkonstrukt. Im Zielbild einer integrierten Planung und Abwicklung ist die Aufgabe der Eigenschaftsplanung im Gegensatz zu der heutigen Planung im Wesentlichen auf das Lösen des Cold-Start-Problems sowie die weiteren zu beplanenden Merkmale auf einer Einzelmerkmalsebene fokussiert. Somit

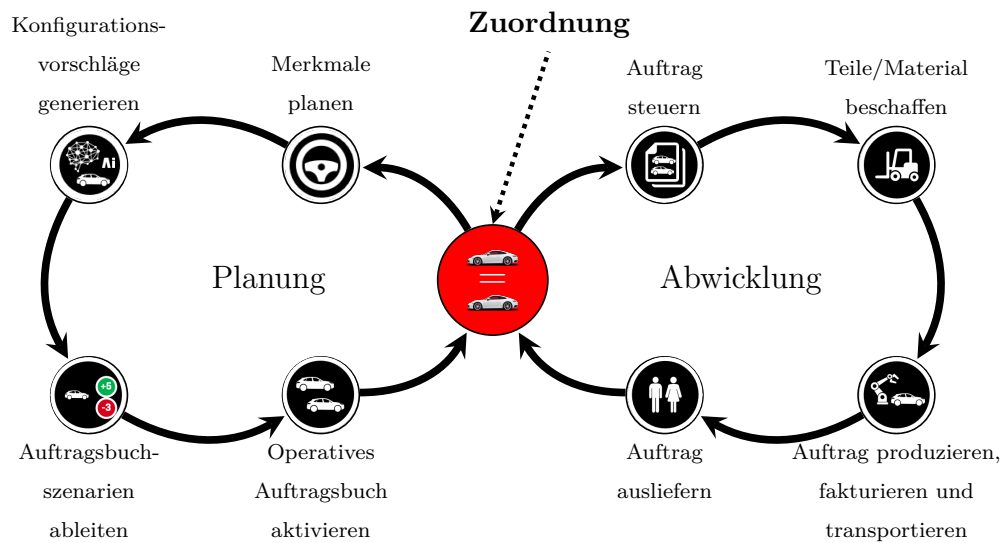


Abbildung 5.7: Integration des Konzeptes Planauftrag in den Planungs- und Abwicklungsprozess.

wird die Anzahl der initial zu beplanenden Elemente deutlich reduziert. Die Integration des Gesamtkonzeptes der Planaufträge in die Planung und Abwicklung ist nicht als sequentieller Vorgang zu sehen, sondern bildet vielmehr einen digitalen Zwilling der Auftragseinplanung und -steuerung, bei dem die am Prozess beteiligten Module voneinander lernen und in bestimmten Zeitabschnitten optimiert werden. Je nach Ähnlichkeit oder Unähnlichkeit zwischen prognostizierten Planaufträgen und eingehenden realen Kunden- und Händleraufträgen muss die zuvor initiierte Merkmalsplanung permanent angepasst werden, was den gesamten Teil der Planung beeinflusst. Neben der permanenten Nachjustierung des Planungskreises werden nach Erreichen des Änderungsgrenzpunktes die bereits zugeordneten Planaufträge produziert, fakturiert, distribuiert und an den Kunden ausgeliefert, siehe Abbildung 5.7.

5.2 Ableitung von Bewertungskriterien aus dem Use Case und den fachlichen Anforderungen

Die Bewertungskriterien werden aus dem Use Case, der Forschungsfrage und den in Kapitel 3 definierten Anforderungen anhand der Logik des OKR-Modells abgeleitet.

Das Objective and Key Results (OKR)-Modell ist ein von John Doerr entwickeltes Modell, das von einigen der erfolgreichsten Unternehmen der Welt wie Google, Amazon, Intel oder Netflix zur Messung des Erfolges von Projekten oder Vorhaben verwendet wird [Bea21]. Um das Management in der Bewertung von Projektergebnissen zu unterstützen, werden Instrumente zur Leistungsbeurteilung permanent weiterentwickelt. Das Ziel des OKR-Modells ist es, die strategischen Ziele der Organisation zu erreichen, den

Tabelle 5.1: Key Results zur Bewertung des Nutzens der Methode.

Ω	Γ	Beschreibung	Einheit
ω_1	$\gamma_{\omega_1,1}$	Anzahl der angenommenen Auftragsanfragen, bezogen auf die Anzahl aller Auftragsanfragen, steigt um 2%	%
ω_1	$\gamma_{\omega_1,2}$	Anteil der zugeordneten Aufträge, die über die Zeit verdrängt wurden, reduziert sich um 20%	%
ω_1	$\gamma_{\omega_1,3}$	Durchschnittliche Tage der Verschiebung eines zugewiesenen Auftrages, bezogen auf den ersten geplanten Tag, reduziert sich um 25%	\mathbb{R}
ω_1	$\gamma_{\omega_1,4}$	Durchschnittlicher Anteil der Merkmale, die während der Auftragszuordnung, unter Berücksichtigung optimaler Vorgaben der Merkmalsplanung und der optimalen Ableitung planerischer Auftragsbuchszenarien, geändert werden mussten, reduziert sich um 5%	%
ω_1	$\gamma_{\omega_1,5}$	Anteil der Aufträge o_{ein} , für die gilt $o_{\text{einprod}} < o_{\text{einprod,low}}$ oder $o_{\text{einprod}} > o_{\text{einprod,up}}$, reduziert sich um 5%	%
ω_2	$\gamma_{\omega_2,1}$	Anteil der Aufträge, die nur über eine unplanmäßige Rekalibrierung eingeplant werden konnten, reduziert sich um 20%	%
ω_2	$\gamma_{\omega_2,2}$	Die mittlere Antwortzeit für eine Auftragsanfrage erhöht sich aufgrund der Berechnungskomplexität um maximal 0,5 s	s
ω_2	$\gamma_{\omega_2,3}$	Das 0,50-Quantil der Antwortzeit für eine Auftragsanfrage erhöht sich aufgrund der Berechnungskomplexität um maximal 0,5 s	s
ω_2	$\gamma_{\omega_2,4}$	Das 0,99-Quantil der Antwortzeit für eine Auftragsanfrage erhöht sich aufgrund der Berechnungskomplexität um maximal 5,0 s	s

Gewinn des Unternehmens messbar zu machen und Werte zu schaffen [ZH18]. Das OKR-Modell leitet sich von den Unternehmensstrategien ab und ist auf das Unternehmensziel ausgerichtet. Wie der Name bereits andeutet, teilt sich das OKR-Modell in zwei Teile: Objectives und Key Results. Während die Key Results analog zu den bekannten KPIs messbare, oft numerisch konkrete Indikatoren repräsentieren, beschreiben die Objectives die inhaltlichen Ziele.

Um die Vorteile des beschriebenen Konzeptes zur datenbasierten Steuerung von Planungs- und Abwicklungssystemen gegenüber konventionellen Methoden und dem Stand der Technik anhand eines realen Anwendungsfalles aus der Praxis zu bewerten und die Erfüllung der Anforderungen aus Kapitel 3 sowie die Beantwortung der Forschungsfragen zu prüfen, werden mehrere KPIs benötigt. Diese werden aus einer Menge an Objectives Ω abgeleitet, die entweder den potenziellen Nutzen des Konzeptes oder die Mindestanforderungen für dessen Anwendbarkeit angeben.

Neben dem vorrangigen Unternehmensziel einen hohen Gewinn zu erwirtschaften, steht insbesondere die Kundenzufriedenheit im Vordergrund. Um diese Kundenzufriedenheit sicherzustellen, sind stabile und flexible Prozesse unabdingbar. Während das Objective ω_1 besagt, dass der Einsatz von Planaufträgen die Flexibilität für den Kunden erhöht und gleichzeitig die Stabilität in den Bereichen Produktion, Logistik und Beschaffung aufrechterhält, bezieht sich das Objective ω_2 auf die reale Anwendbarkeit der Lösung, indem gemessen wird, ob die in Kapitel 4 beschriebene Methodik zur Umsetzung des Konzeptes Planauftrag echtzeitfähig und in Bezug auf die Berechnungszeit in der Praxis anwendbar ist. ω_1 besteht aus einer Menge

von Key Results Γ , die sich aus der Produktionslogistik ergeben, wie zum Beispiel die Erfüllung der Liefertreue, die Änderungen des Produktionsplanes aufgrund von Umplanungen der Aufträge oder die Anzahl der Änderungen an den geplanten Merkmalen in Bezug auf die Auftragskonfigurationen. ω_2 berücksichtigt Faktoren, die für die Anwendung der Planauftragslösung relevant sind, wie beispielsweise die durchschnittliche Rechenzeit oder wie oft der Optimierungsalgorithmus zur Kalibrierung des Gesamtsystems durchgeführt werden muss. Die Menge der zu erreichenden Ergebnisse wird demnach durch die nachfolgend dargestellten Objectives abgebildet:

Objective 1 (ω_1): Der Einsatz von Planaufträgen erhöht die Flexibilität für den Kunden bei gleichzeitiger Gewährleistung der Stabilität in den Bereichen Produktion, Logistik und Beschaffung.

Objective 2 (ω_2): Das Konzept Planauftrag ist echtzeitfähig und in Bezug auf die Berechnungszeit in der Praxis anwendbar.

Die Tabelle 5.1 veranschaulicht die zu den Objectives Ω zugehörigen Key Results Γ . Einige $\gamma \in \Gamma$ sind nicht auf alle in der Evaluation betrachteten Verfahren anwendbar, da beispielsweise im Rahmen der konventionellen Einplanung von Aufträgen keine Zuordnung stattfindet und daher ein Vergleich zu den zu ändernden Merkmalen nicht möglich ist. Diese Key Results werden im Verlauf der Validierung des Gesamtsystems verwendet, um eine Sensitivitätsanalyse in Bezug auf die Güte der Merkmalsplanung, auf die Qualität der Ableitung initialer planerischer Auftragsbuchszenarien oder auf die Abhängigkeit der Anzahl von unplanmäßigen Rekalibrierungsschleifen hinsichtlich der planmäßigen Rekalibrierung durchzuführen.

5.3 Implementierung und Validierung der Prototypen

Die in Kapitel 4 vorgestellten datenbasierten Ansätze zur Steuerung der Auftrags- und Planungssysteme wurden zur Validierung als Softwareprototyp implementiert. Basierend auf der Struktur der in Kapitel 4 beschriebenen Methode ist dieses Unterkapitel 5.3 gegliedert. In Abschnitt 5.3.1 werden die zur Validierung der Methode benötigten Daten beschrieben. Anschließend wird in Abschnitt 5.3.2 die Validierung zur Generierung von baubaren und vollständig spezifizierten Konfigurationsvorschlägen K erläutert. In Abschnitt 5.3.3 werden die in Abschnitt 4.3 aufgezeigten Ansätze zur Bewertung der Konfigurationsvorschläge und in Abschnitt 5.3.4 die in Abschnitt 4.4 beschriebenen Konzepte zur Ableitung von Planauftragsbuchszenarien validiert. Abschließend werden in Abschnitt 5.3.5 die Methoden der Zuordnungslogik und die Rekalibrierungsmechanismen evaluiert, die in Abschnitt 4.5 dargestellt werden. Im Rahmen der Evaluierung der Zuordnungslogik wird simultan das Gesamtkonzept auf Basis der in Abschnitt 5.2 angegebenen Kennzahlen validiert. Die Implementierung und Validierung der Prototypen

wird im Rahmen der Arbeit auf einer lokalen Hardware¹ getestet. Auf Basis des wissenschaftlichen Fokus der Arbeit wurden in der Entwicklung der Software Parallelisierungen umgesetzt, jedoch wurde kein verteiltes System, keine Cloud-Technologie oder kein Quanten-Computer eingesetzt. Hinsichtlich einer Optimierung der Laufzeit durch verteilte Systeme besteht ein Potential in Bezug auf die Operationalisierung der Software im praktischen Umfeld.

5.3.1 Datenverwendung

Für die Evaluierung des Ansatzes werden reale Daten der PAG über den Zeitraum von ‘01.01.2019’ bis ‘31.12.2020’ unterschiedlicher Produktvarianten P und verschiedener Absatzmärkte J verwendet. In diesem Zusammenhang ist $P = \{‘911 Carrera’, ‘Cayenne Basis’, ‘911 Carrera S’\}$ und $J = \{‘Deutschland’, ‘China’, ‘USA’\}$. Neben der Menge von 240.231 Internetkonfigurationen I und 421.152 historischen Auftragskonfigurationen O werden 2.201 technische und 292 vertriebsbedingte Abhängigkeiten \mathcal{R} , 278.954 Fahrzeugstrukturdatensätze \mathcal{P} und 43 Bestellstopps sowie sonstige Auftragsinformationen \mathcal{I} berücksichtigt.

Um die Ergebnisse quantitativ zu vergleichen, wird der Ansatz zur Generierung von Konfigurationsvorschlägen mit den Zahlen der Eigenschaftsplanung bei der PAG verglichen. Die Eigenschaftsplanung bei der PAG plant derzeit insgesamt circa 22,2 Millionen Planungsobjekte \mathcal{Y} und leitet daraus den Materialbedarf ab. Die für die Evaluation verwendeten Produktvarianten P und Vertriebsmärkte J werden durch die Menge von 200 Merkmalsfamilien Z beschrieben, welche wiederum in Summe durch 337 Merkmale repräsentiert werden.

Zur Bewertung der Konfigurationsvorschläge wird eine Menge von 900.000 Konfigurationsvorschlägen K verwendet, wobei von jeder Produktvariante-Absatzmarkt-Kombination 100.000 Konfigurationsvorschläge erzeugt werden. Darüber hinaus werden 81.972 historische Auftragsänderungen O_{ch} und 281.287 historische Distributions- und Produktionszeiten R zur Ableitung von merkmalspezifischen Änderungsgrenzpunkten verarbeitet, um die Flexibilität der Konfigurationsvorschläge zu bewerten. Des Weiteren werden die Daten zur Bewertung der Stabilität in Bezug auf häufige Änderungen verarbeitet. Zur Bewertung des Deckungsbeitrages werden 25.345 Preis- und Kosteninformationen verwendet. Zur Sicherstellung eines adäquaten Trade-offs zwischen einer hohen Varianz der bewertenden Konfigurationsvorschläge K_{eval} , der Performance und Echtzeitfähigkeit der Algorithmen sowie der Einbeziehung einer Zufallssimulation wird der Datenbestand von 900.000 bewertenden Konfigurationsvorschlägen zur Ableitung planerischer Auftragsbuchszenarien durch eine Stichprobe auf 100.000 reduziert. Zusätzlich fließen eine Menge an strategischen Entscheidungen \mathcal{S} ein.

¹ MacBook Pro (16-Zoll, 2019): 2,6GHz 6-Core Intel Core i7, Turbo Boost bis zu 4,5GHz, mit 12MB shared L3 Cache, 32GB 2666MHz DDR4 Onboard-Speicher [App19]

Hinsichtlich der Ableitung machbarer Auftragsbuchszzenarien müssen unterschiedliche Vorgaben aus der Volumen- und Produktionsprogrammplanung Q sowie in Bezug auf die Werks- und Lieferantenrestriktionen C eingehalten werden. Q repräsentiert in diesem Kontext eine Menge von 6.571 Werten und C eine Menge von 65 Werten. Die Teilmenge der für die beschriebenen Produktvariante-Absatzmarkt-Kombinationen notwendigen Daten bezüglich der Merkmalsplanung \mathcal{Y} wird durch einen Datensatz von 10.753 Elementen beschrieben. Darüber hinaus gibt es eine Menge an strategischen Unternehmensentscheidungen \mathcal{S} , die durch gesetzliche Vorgaben, Unternehmensziele sowie ökonomische, ökologische und soziale Ziele definiert sind. Für die Methode der Zuordnung von realen Aufträgen zu Planaufträgen wird neben den kapazitativen Restriktionen und Werkseinschränkungen eine Menge an Auftragsanfragen O_{req} zufällig aus allen historischen Aufträgen O durch eine Menge von 300.000 historischen realen Aufträgen repräsentiert, um die Zuordnungen von realen Aufträgen zu Planaufträgen sowie Auftragsänderungen zu simulieren. Des Weiteren werden historische Produktions- und Distributionszeiten R sowie strategische Entscheidungen \mathcal{S} berücksichtigt, um zu jedem Zeitpunkt einen gültigen und optimalen Produktionsplan zu gewährleisten. Strategische Entscheidungen werden verwendet, um jeden Planauftrag am FP zu optimieren, indem die Konfigurationen nach verschiedenen Kriterien wie Deckungsbeitrag oder Verkaufswahrscheinlichkeit angepasst werden, um diese Aufträge intelligent zu steuern und an die entsprechenden Händler zu verteilen. Neben der Teilmenge der vollständig spezifizierten und bewerteten Konfigurationsvorschläge K_{eval} , wird ein initiales Auftragsbuchszzenario $b^* \in B^*$ verwendet, das aus 1.973 bereits eingeplanten Planaufträgen besteht.

5.3.2 Generierung der Konfigurationsvorschläge

Die Generierung von Konfigurationsvorschlägen K ist ein elementares Modul im Gesamtkonzept zur datenbasierten Steuerung von Planungs- und Abwicklungssystemen. Das Ziel besteht darin, valide und vollständig spezifizierte Produktkonfigurationen zu generieren, die auf der definierten Produktdokumentation $\mathcal{P}_{p,j,\zeta}$ basieren. Diese Dokumentation bezieht sich auf die Produktvariante p , den Absatzmarkt j und den Gültigkeitszeitraum ζ . Die Konfigurationsvorschläge sollen die Anforderungen des jeweiligen Marktes j erfüllen und den Prognosen entsprechen, insbesondere in Bezug auf die Ausstattung der Produkte. Die Anzahl der zu erzeugenden Konfigurationsvorschläge $|K|$ ergibt sich aus den Anforderungen eines Volumen- und Produktionsprogrammplanes Q , aus der Varianz des Marktes j sowie aus der Produktvariante p . Die Evaluation soll auf Basis verschiedener Kennzahlen die Methode bewerten:

- Verarbeitete Merkmale: Anzahl der im BN repräsentierten Merkmalsfamilien $z \in Z$ und Merkmale $f \in F$.
- Zeitdauer: Durchschnittlicher Zeitbedarf für die Erzeugung eines Konfigurationsvorschlages $k \in K$.

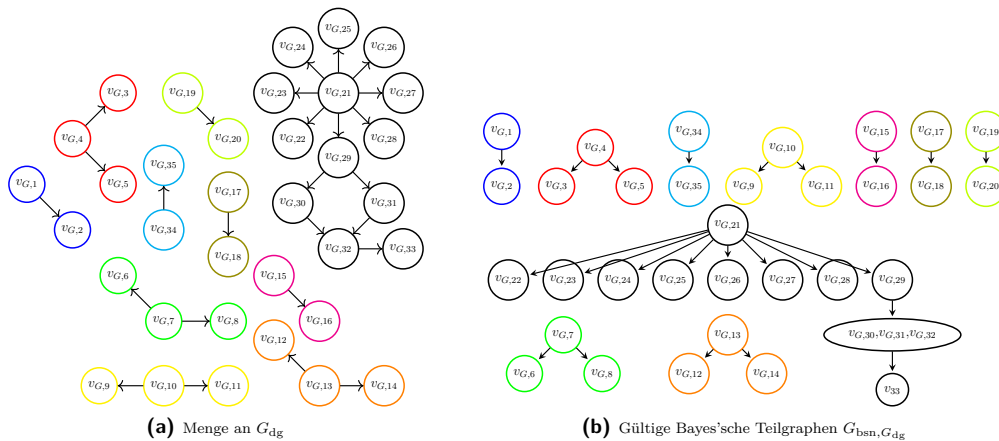


Abbildung 5.8: Transformation aller abhängigen Teilgraphen G_{dg} zu $G_{bsn, G_{dg}}$.

Tabelle 5.2: Planungstabelle Merkmalsplanung der PAG.

Absatzmarkt	Variante	Jahr	Monat	Merkmale	v_{plan}
Deutschland	992120	2020	1	9VL	65,2 %
Deutschland	992120	2020	1	3FU	36,5 %
Deutschland	992120	2020	1	7Y1+3FU	12,2 %
Deutschland	992120	2020	1	43I+2XJ+3FU	2,7 %

- Güte der Einplanung: Abweichung zwischen der planerischen Vorgabe v_{plan} und den aus der Menge der Konfigurationsvorschläge K ausgezählten Einbauraten v_{pred} für alle Planungsobjekte $v \in \mathcal{Y}$.
- Baubarkeit der Planaufträge: Anteil valider Planaufträge an der Gesamtmenge aller erzeugten Planaufträge.

Zunächst wird der Abhängigkeitsgraph G auf der Grundlage der beschriebenen Daten erstellt. Die Menge von unabhängig angenommen Variablen $X_{V_G, ind} \subseteq X_{V_G}$ sowie die Menge der abhängigen Variablen $X_{V_G, dep} \subseteq X_{V_G}$ in G ist 35. Im gesamten Bayes'schen Netz werden für die Produktvariante '911 Carrera S' demnach eine Menge von 70 Merkmalsfamilien $z \in Z$ und eine Menge von 217 vom Kunden bestellbaren Merkmalen $f \in F$ repräsentiert. Die Validierung des Konzeptes zeigt, dass die Menge der abhängigen Teilgraphen G_{dg} erfolgreich erkannt wird, wie in Abbildung 5.8a dargestellt. Jedes abhängige Teilnetz G_{dg} wird mit Hilfe des in Abschnitt 4.2.2 vorgestellten Transformationsalgorithmus in einen gültigen Bayes'schen Teilgraphen $G_{bsn, G_{dg}}$ transformiert, siehe Abbildung 5.8b.

Um den vorgestellten Ansatz hinsichtlich des Strukturlernens und der Stichproben für die Produktkonfigurationsvorschläge in Bezug auf die Güte der Einplanung zu bewerten, wird in diesem Abschnitt der aktuelle Planungsprozess der Merkmale bei der PAG mit dem ungelerten BN G_{bn} sowie dem strukturgelernten BN G_{bn}^* verglichen. Die planerischen Einbauraten v_{plan} über alle Planungsobjekte $v \in \mathcal{Y}$ der verfügbaren Merkmale in der aktuellen Merkmalsplanung \mathcal{Y} werden in einer Planungstabelle gespeichert. Tabelle 5.2 zeigt einen Ausschnitt aus dieser Planungstabelle.

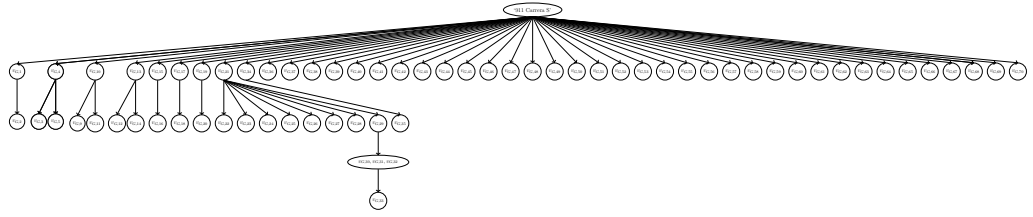


Abbildung 5.9: Aufbau des nicht strukturgelehrten BN G_{bn} .

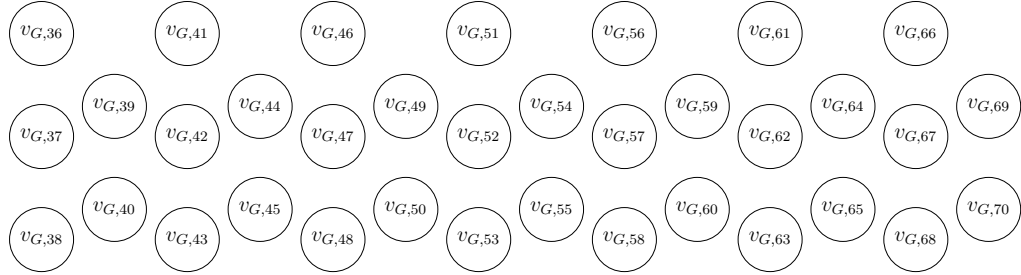


Abbildung 5.10: Die Menge an unabhängig angenommenen Knoten $V_{G,ind}$.

Um G_{bn} aufzubauen, wird ein Wurzelknoten definiert und mit ‘911 Carrera S’ bezeichnet. Jedes Bayes’sche Teilnetz, welches durch die Transformation eines G_{dg} in einen $G_{bsn,G_{dg}}$ entstanden ist, sowie alle angenommenen unabhängigen Merkmale, die von der Knotenmenge $V_{G,ind}$ repräsentiert werden, werden mit dem Wurzelknoten verknüpft. Abbildung 5.9 veranschaulicht das nicht strukturgelehrte BN.

Um G_{bn}^* zu konstruieren, wird der Wurzelknoten ebenfalls definiert und mit ‘911 Carrera S’ bezeichnet. Die angenommenen unabhängigen Knoten $V_{G,ind}$, die in Abbildung 5.10 dargestellt sind, werden zunächst durch hierarchisches Korrelationsclustering in die Menge der Cluster Y gruppiert. Das hierarchische Korrelationsclustering hat den Vorteil, dass die Anzahl der Cluster a priori nicht bekannt sein muss, jedoch ein statischer Übergabewert eines Abstandsschwellenwertes t_Y das Risiko zu großer oder zu kleiner Clustergrößen birgt. Während bei zu großen Clustergrößen die Phasen der Exploration und Exploitation² des in Abschnitt 4.2 beschriebenen RL-Algorithmus nicht in adäquater Zeit aufgrund der komplex zu berechnenden Belohnungsfunktion durchführbar sind, ermitteln Verfahren bei zu kleinen Clustern aufgrund der geringen Ausnutzung der Korrelationseffekte ein ungeeignetes Ergebnis. Zu diesem Zweck wird der Abstandsschwellenwert t_Y dynamisch auf der Grundlage eines iterativen Testverfahrens festgelegt. In der gegebenen Validierungsumgebung wird die Abstandsschwelle mit $t_Y = 1,4712$ berechnet, was die maximale Unähnlichkeit zwischen einem

² Exploitation wird als Ansatz definiert, bei dem der Agent versucht, weitere Belohnungen zu erhalten, indem er die beste Entscheidung auf der Grundlage der ihm aktuell bekannten Informationen trifft. Im Gegensatz zur Exploitation konzentriert sich der Agent bei der Exploration in erster Linie darauf, das Wissen über die einzelnen Aktionen zu verbessern, anstatt weitere Belohnungen für bereits bekannte Aktionen zu erhalten, um langfristig Vorteile erzielen zu können. [Cog04]

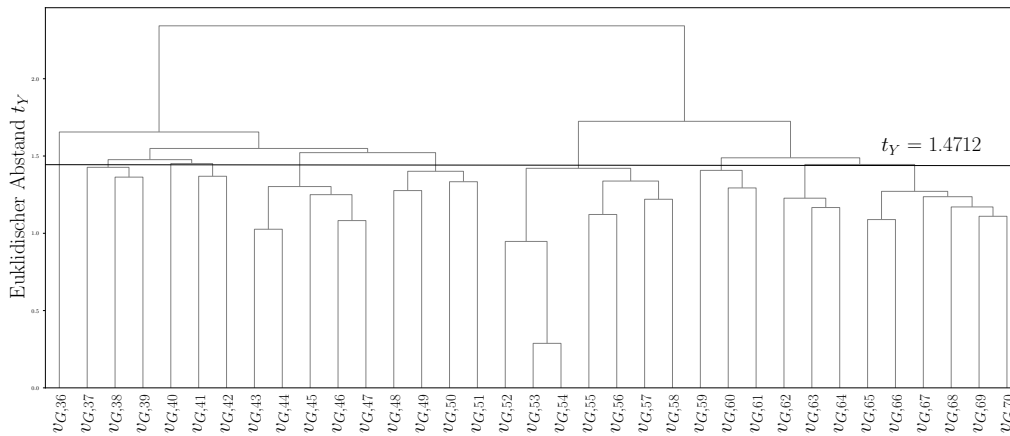
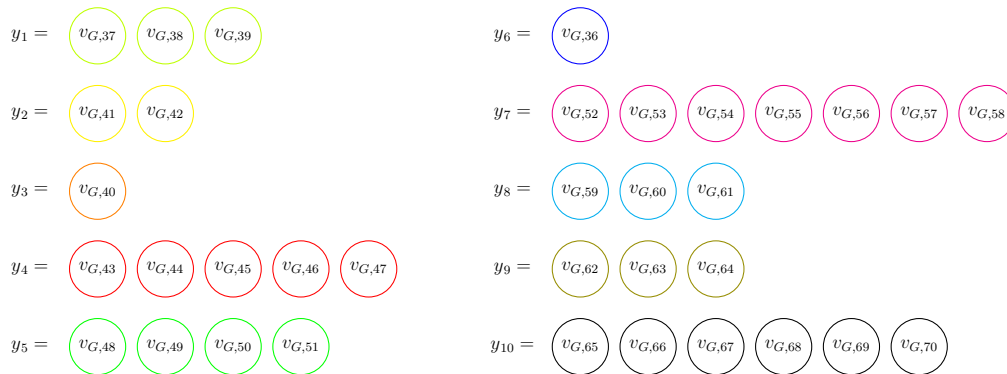


Abbildung 5.11: Dendrogramm der euklidischen Abstände.

Abbildung 5.12: Ergebnis des Korrelationsclustering in Form der Menge Y .

Paar von Variablen im selben Cluster $y \in Y$ darstellt. Abbildung 5.11 zeigt das Dendrogramm des hierarchischen Korrelationsclustering mit $|Y| = 10$.

Abbildung 5.12 stellt das Ergebnis des hierarchischen Korrelationsclustering als eine Menge von Y dar. Für jedes $y \in Y$ wird Q-Learning durchgeführt, um die optimale Struktur für $G_{\text{bsn},y}$ zu lernen. Die resultierende Menge aller $G_{\text{bsn},y}$ ist in Abbildung 5.13 veranschaulicht.

Zum Vergleich der verschiedenen Ansätze werden alle abhängigen Bayes'schen Teilnetze $G_{\text{bsn},G_{\text{dg}}}$ und die strukturgelernten Bayes'schen Teilnetze $G_{\text{bsn},y}$ als Kindknoten mit dem Wurzelknoten verbunden, um den Graphen des resultierenden strukturgelernten BN darzustellen. Abbildung 5.14 bildet das strukturierte BN G_{bn}^* ab.

Die Inferenz des entstandenen, nicht strukturgelernten BN G_{bn} sowie des strukturgelernten BN G_{bn}^* basiert auf der Grundlage historischer Produktkonfigurationen. Diese Produktkonfigurationen setzen sich sowohl aus den Daten des Internetkonfigurator I als auch aus den Daten historischer realer Kunden- und Händleraufträge O sowie aus den Vorgaben der Merkmalsplanung hinsichtlich der Planungsobjekte \mathcal{Y} zusammen.

Der vorgestellte Ansatz zur Generierung einer Menge von Produktkonfigurationen K aus einem nicht strukturgelernten BN sowie einem strukturgelernten BN wird im Hinblick auf die Planungsqualität der Vorgaben

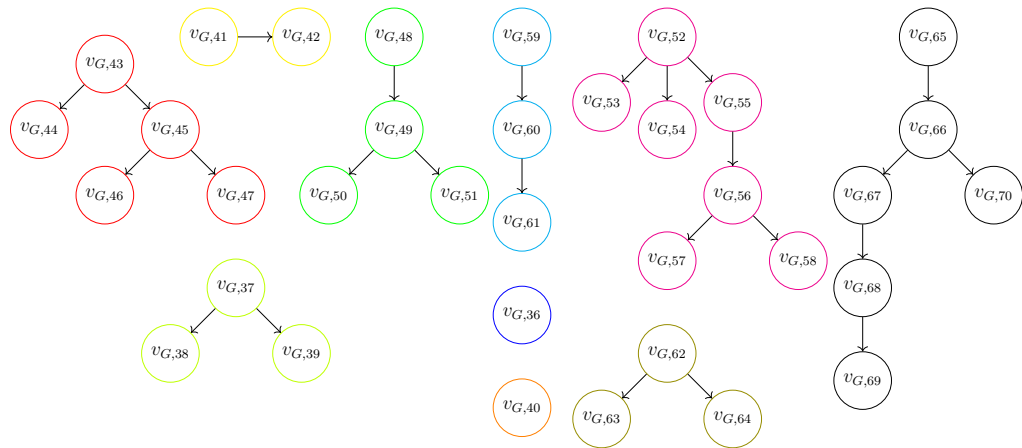


Abbildung 5.13: Menge aller struktur-erlernten Bayes'schen Teilnetze $G_{\text{bsn},y}$.

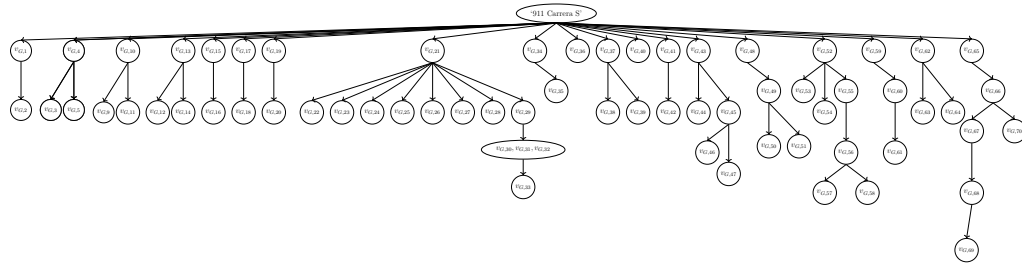


Abbildung 5.14: Aufbau des struktur-erlernten BN G_{bn}^* .

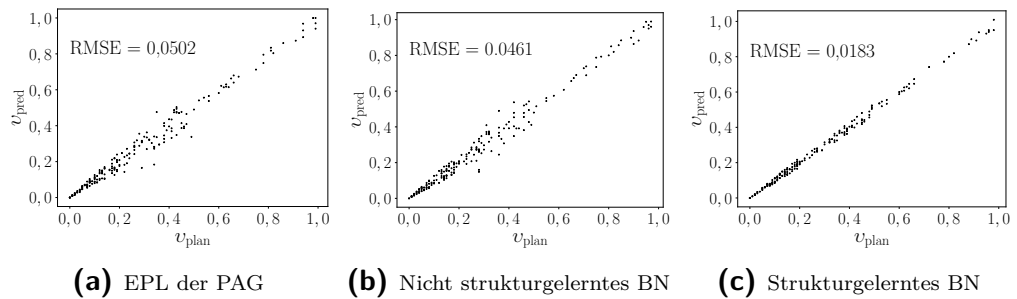


Abbildung 5.15: Validierung der Ergebnisse.

der Merkmalsplanung hinsichtlich der planerischen Einbauraten v_{plan} über alle Planungsobjekte $v \in \mathcal{Y}$ validiert. Die Qualität der BNs wird durch den RMSE zwischen den Vorgaben v_{plan} aller Planungsobjekte $v \in \mathcal{Y}$ und den aus der Stichprobe K ausgezählten Einbauraten v_{pred} aller Planungsobjekte $v \in \mathcal{Y}$ gemessen. Die Resultate sind in den Streudiagrammen in Abbildung 5.15 ersichtlich. Im Fall der aktuellen Merkmalsplanung der PAG beträgt der RMSE zwischen den Vorgaben der Einbauraten v_{plan} für alle $v \in \mathcal{Y}$ und den berechneten prädierten Einbauraten v_{pred} für alle $v \in \mathcal{Y}$ 0,0502, siehe Abbildung 5.15a. Für den nicht struktur-erlernten BN G_{bn} beträgt der RMSE zwischen den Vorgaben der Einbauraten v_{plan} für alle $v \in \mathcal{Y}$ und die durch die Konstruktion, die Inferenz des Bayes'schen Netzes und auf Basis der durch die Stichprobe generierten Menge der Konfigurationsvorschläge K ausgezählten Einbauraten v_{pred} für alle $v \in \mathcal{Y}$ 0,0461, siehe

Tabelle 5.3: Konfigurationsvorschläge K auf Basis des strukturgelernten BN.





K	Visualisierung	Konfiguration	Gültig ab	Gültig bis
k_1		$A1,9VJ,K A6, \dots, 3FU$	01.07.2019	31.06.2020
k_2		$G1,7Y1,8IS, \dots, 9VL$	01.09.2019	31.06.2020
k_3		$N0,6NN,8IS, \dots, 43I$	01.07.2019	31.06.2020
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
k_n		$A1,8IU,9VL, \dots, 9VL$	01.07.2019	31.05.2020

Abbildung 5.15b und 0,0183 im Fall des strukturgelernten BN G_{bn}^* , siehe Abbildung 5.15c. Im Vergleich zu der aktuellen Eigenschaftsplanung der PAG bietet die Verwendung graphischer Modelle die Möglichkeit, eine Menge vollständig spezifizierter Konfigurationsvorschläge K zu generieren. Zusätzlich bietet der vorgestellte Ansatz die Möglichkeit, Korrelationen zwischen Merkmalen über bedingte Wahrscheinlichkeiten zu bestimmen. Die Einbauarten der Kombinatorik aus mehreren Merkmalen werden somit nicht durch Annahmen oder triviale Heuristiken abgeleitet. Im nicht strukturgelernten BN wird das Potential der Nutzung von Korrelationsinformationen zwischen Merkmalen nicht ausgeschöpft. Im Gegensatz zu dem derzeitigen Ansatz der Merkmalsplanung bei der PAG können zwar vollständige Produktkonfigurationen K abgeleitet und verwendet werden, die Qualität der Planung wird jedoch nur marginal verbessert. Mit dem Lernen der Struktur des BN werden die Korrelationen zwischen den Merkmalen in geeigneter Weise identifiziert und der RMSE wird deutlich reduziert. Auf Basis der genaueren Ableitung baubarer Konfigurationsvorschläge entsteht das Potential für eine qualitativ hochwertigere Planung und führt damit einhergehend zu einer besseren Prognose für die Bedarfsermittlung der Materialdisposition.

Das resultierende BN repräsentiert alle Merkmale $f \in F$ und berücksichtigt die Baubarkeitsregeln \mathcal{P} sowie die Zwänge und Ausschlüsse \mathcal{R} , sowohl technisch als auch vertrieblich. Basierend auf dem graphischen Modell kann eine Menge gültiger, baubarer und vollständig spezifizierter Produktkonfigurationen K abgeleitet werden, siehe Tabelle 5.3. Die generierten Produktkonfigurationsvorschläge K bilden die Vorgaben der durch die Merkmalsplanung erzeugten Planungsobjekte \mathcal{Y} in qualitativ hinreichend hochwertigem Maß ab. Neben dem Nachweis der Bewertungskennzahl zur Güte der Einplanung konnte auch eine Baubarkeit, Gültigkeit und Vollständigkeit der Fahrzeuge durch die Services, welche sich bei der PAG im Einsatz befinden, validiert und mit einem Wert von 100 % gemessen werden. Da sich der Aufbau, die Inferenz sowie die Ziehung von Stichproben modularisieren lassen, können der Aufbau, das Lernen der Struktur und die Inferenz offline ablaufen. Eine Echtzeitfähigkeit ist aus diesem Grund nur bei der Ziehung von Konfigurationsvorschlägen K im laufenden Betrieb gegeben. Die durchschnittliche Zeit für die Generierung eines Konfigurationsvorschlages $k \in K$ liegt bei einem Zeitbedarf von < 2 ms und steigt linear mit der Anzahl der zu ziehenden Stichproben und erfüllt die Anforderungen an eine adäquate Laufzeit des

Algorithmus. Im Vergleich mit den Arbeiten aus dem Stand der Forschung wurde im Rahmen dieser Arbeit der in [Wag07] vorgestellte Ansatz zur Generierung von potentiellen Planauftragskandidaten prototypisch umgesetzt. Unter der Berücksichtigung der gegebenen Zwänge und Ausschlüsse \mathcal{R} sowie aller Merkmale F liegt die durchschnittliche Zeit zur Generierung eines Konfigurationsvorschlages $k \in K$ bei circa 500 ms.

Im darauffolgenden Schritt kann die generierte Menge der Konfigurationsvorschläge K bewertet und anschließend als terminierte Planaufträge in das Auftragsbuch eingeplant werden. Somit eröffnet sich die Möglichkeit, den Materialbedarf während des gesamten Planungs- und Bestellprozesses besser abzuleiten.

5.3.3 Bewertung der Konfigurationsvorschläge

Im vorherigen Abschnitt 5.3.2 wurde die Validierung bezüglich der Generierung einer Menge vollständig spezifizierter und baubarer Konfigurationsvorschläge K aufgezeigt. Auf Basis verschiedener Bewertungskriterien wird in diesem Abschnitt die Bewertung von K gezeigt. Analog zu der Evaluierung des Ansatzes zur Generierung einer Menge vollständig spezifizierter Konfigurationsvorschläge soll das Konzept anhand unterschiedlicher Kennzahlen validiert werden:

- **Verarbeitete Merkmale:** Anzahl der für die Bewertung der Konfigurationsvorschläge K betrachteten Merkmale $f \in F$.
- **Zeitdauer:** Durchschnittlicher Zeitbedarf für die Bewertung der Konfigurationsvorschläge K .

Für die Validierung des Ansatzes hinsichtlich der Bewertung der Flexibilität wird der in Abschnitt 4.3.2 beschriebene Ansatz evaluiert. Die Validierung des Konzeptes zeigt, dass der Abhängigkeitsgraph G' sowohl aus den gegebenen Produktstrukturinformationen \mathcal{P} als auch aus technischen und vertrieblichen Zwängen sowie Ausschlüssen \mathcal{R} aufgebaut werden kann. In G' wird für die Produktvariante '911 Carrera S' eine Menge von 217 vom Kunden bestellbaren Merkmalen $F_p \in F$ repräsentiert. Jedes Merkmal $f \in F_p$, das in den Daten historischer Auftragsänderungen O_{ch} nicht enthalten ist oder in der Vergangenheit nur vor dem angenommenen Änderungsgrenzpunkt geändert wurde, wird in der Merkmalsteilmenge $F_{\text{sub},1}$ subsumiert. Die abhängigen Strukturen werden erfolgreich erkannt, siehe Abbildung 5.16.

Diese abhängigen Strukturen werden in Merkmalsteilmengen $F_{\text{sub}} \in F$ transformiert und die Zeitpunkte der Rekonfiguration werden auf die Zeitpunkte der Rekonfiguration des Merkmals $f \in F_{\text{sub}}$ mit der längsten Vorlaufzeit aller verfügbaren Merkmale f in der Merkmalsteilmenge F_{sub} gesetzt, siehe Abbildung 5.16. Die Evaluation auf Basis realer Daten zeigt, dass die Menge der CDFs für alle Merkmale f und alle Merkmalsteilmengen F_{sub} bestimmt werden konnte, was in Abbildung 5.17 dargestellt ist.

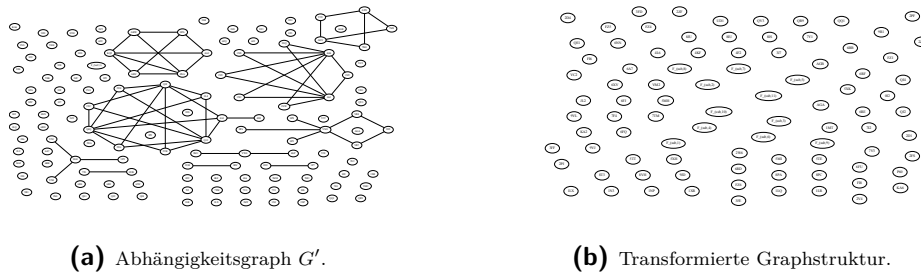


Abbildung 5.16: Transformation abhängiger Strukturen zu Merkmalsteilmengen.

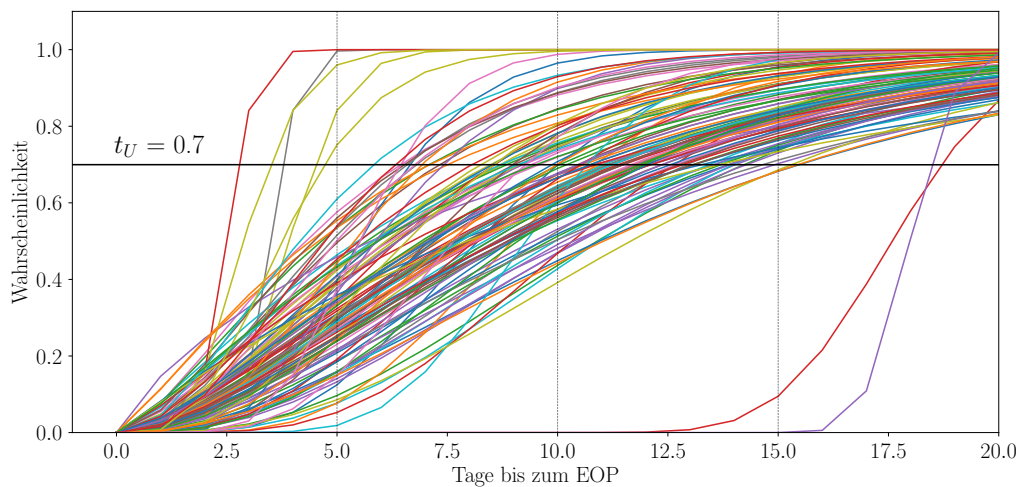


Abbildung 5.17: Kumulative Verteilungsfunktionen.

Für die Validierung des Ansatzes wird die Anzahl der merkmalspezifischen Änderungsgrenzpunkte mit $|U| = 4$ und der Schwellenwert t_U zur Ableitung von U mit 0,7 angenommen, um einen ausgewogenen Kompromiss zwischen maximaler Flexibilität für die Kunden und der Gewährleistung der Stabilität der Produktions- und Logistikprozesse zu garantieren. Der Ansatz stellt sicher, dass Anpassungen in Bezug auf den Schwellenwert t_U und die Anzahl der merkmalspezifischen Änderungsgrenzpunkte U trivial vorgenommen werden können. Unter den beschriebenen Bedingungen enthält u_1 eine Menge von 5 Merkmalen, die bis 5 Tage vor EOP hinzugefügt werden können. u_2 enthält eine Menge von 42 Merkmalen, die bis 10 Tage vor EOP hinzugefügt werden können. u_3 enthält eine Menge von 108 Merkmalen, die bis 15 Tage vor EOP hinzugefügt werden können, und u_4 enthält eine Menge von 217 Merkmalen, die bis zum heutigen FP hinzugefügt werden können. Ein Ausschnitt von U ist in Abbildung 5.18 dargestellt. Eine detaillierte Auflistung der Zuordnung von Merkmalen $f \in F$ zu Änderungsgrenzpunkten $u \in U$ wird im Anhang in Tabelle E.5 gezeigt. Da dem Autor dieser Arbeit keine Literatur bekannt ist, die ein datengetriebenes Konzept zur Erkennung von merkmalspezifischen Änderungsgrenzpunkten einführt, ist ein Vergleich mit anderen Ansätzen nicht möglich. Insgesamt haben die experimentellen Ergebnisse gezeigt, dass die Menge der CDFs bestimmt und die Menge U aus historischen Rekonfigurationsdaten O_{ch} abgeleitet werden kann.

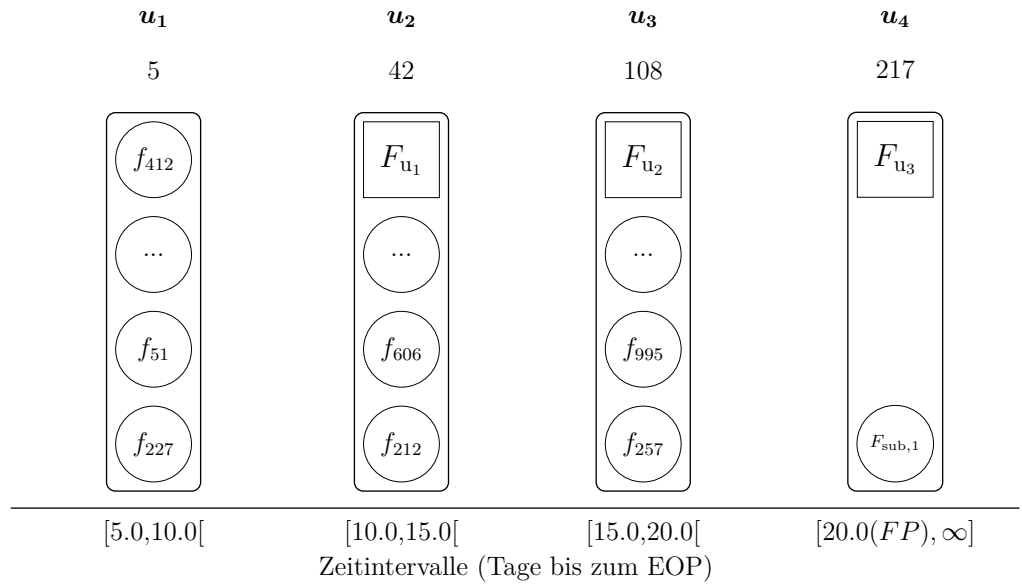


Abbildung 5.18: Merkmalspezifische Änderungsgrenzpunkte U .

Tabelle 5.4: Berechnungslogik $k_{\text{eval}_{\text{fl}}}$ und $k_{\text{eval}_{\text{st}}}$ eines Konfigurationsvorschlages k .




K_{eval}	$ F_k $	$ F_{k_{u_1}} $	$ F_{k_{u_2}} $	$ F_{k_{u_3}} $	$ F_{k_{u_4}} $	$\sum_{f \in F_k} f_{\text{time}} \cdot f_{\text{dep}}$	$\sum_{f \in F_k} f_{\text{ch}} \cdot f_{\text{dep}}$	$\sum_{f \in F_k} f_{\text{timeProd}} \cdot f_{\text{dep}}$	fl_1	fl_2	st_1	st_2	$k_{\text{eval}_{\text{fl}}}$	$k_{\text{eval}_{\text{st}}}$
$k_{\text{eval},1}$	22	3	5	5	9	2,2	3,7	2,6	27,3	90,1	83,2	87,7	44,6(54,7) ¹	34,7(85,4) ¹
$k_{\text{eval},2}$	14	2	4	6	2	1,7	2,2	0,7	35,7	88,5	84,4	94,7	93,7(66,5) ¹	76,2(89,6) ¹
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
$k_{\text{eval},n}$	17	1	2	6	8	2,7	1,7	1,9	19,1	83,9	90,5	88,6	31,8(51,5) ¹	35,6(89,5) ¹

¹ Unskalierter Wert in Klammern

Die Logik hinsichtlich der Bewertung der Flexibilität eines Konfigurationsvorschlages $k_{\text{eval}_{\text{fl}}}$ wurde im vorherigen Kapitel 4 eingeführt und ist durch $k_{\text{eval}_{\text{fl}}} = \frac{fl_1 + fl_2}{2}$ definiert. Tabelle 5.4 zeigt die detaillierte Berechnung der Flexibilitätswerte der Konfigurationsvorschläge K anhand einiger ausgewählter Beispiele. Die Werte für die Bewertung der Flexibilität $k_{\text{eval}_{\text{fl}}}$ und der Stabilität $k_{\text{eval}_{\text{st}}}$ eines Konfigurationsvorschlages $k \in K$ werden sowohl skaliert als auch in der Klammer unskaliert angezeigt.

Neben der Flexibilität $k_{\text{eval}_{\text{fl}}}$ werden im Rahmen der Evaluierung des Bewertungskonzeptes auch die definierten Kriterien in Bezug auf die Verkaufswahrscheinlichkeit $k_{\text{eval}_{\text{pro}}}$, den Deckungsbeitrag $k_{\text{eval}_{\text{cm}}}$, die Nachhaltigkeit $k_{\text{eval}_{\text{su}}}$ und die Stabilität $k_{\text{eval}_{\text{st}}}$ im Hinblick auf die Konfigurationsvorschläge K validiert. Tabelle 5.5 veranschaulicht die Bewertung der Produktkonfigurationen K_{eval} . Während die Wahrscheinlichkeit $k_{\text{eval}_{\text{pro}}}$ jeder Konfiguration $k \in K$ auf den bedingten Wahrscheinlichkeiten der Einbauraten der in der Konfiguration beinhalteten Merkmale F_k basiert, werden die Nachhaltigkeit $k_{\text{eval}_{\text{su}}}$ und der Deckungsbeitrag $k_{\text{eval}_{\text{cm}}}$ unter Berücksichtigung des Modelltyps

Tabelle 5.5: Bewertete Menge der Konfigurationsvorschläge K_{eval} .

k_{eval}	Visualisierung	k_{eval_f}	$k_{\text{eval}_{st}}$	$k_{\text{eval}_{pro}}$	$k_{\text{eval}_{cm}}$	$k_{\text{eval}_{su}}$
k_{eval_1}		44,62	34,78	60,12	75,34	97,24
k_{eval_2}		93,71	76,23	43,12	23,34	67,56
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
k_{eval_n}		31,84	35,61	57,73	70,36	76,91

$p \in P$, des Absatzmarktes $j \in J$ und der konfigurierten Merkmale F_k direkt gemessen. Für die Messung der Nachhaltigkeit $k_{\text{eval}_{su}}$ wird in der Arbeit das in der Automobilbranche verbreitete Testverfahren WLTP verwendet. Der Deckungsbeitrag wird basierend auf den Kosten und den Preisen für die Produkte und deren Konfigurationsmerkmale berechnet. Aus Compliance Gründen dürfen die detaillierten Schritte der Berechnung der WLTP Werte sowie die Berechnung der Deckungsbeiträge im Folgenden nicht angegeben werden und sind daher in dieser Arbeit skaliert. Wie in Abschnitt 4.3 beschrieben wird die Stabilität $k_{\text{eval}_{st}}$ durch ihre gewichtete Veränderbarkeit auf der Basis historischer Verkaufsdaten berechnet. Werden Produkte mit einer hohen Anzahl an Merkmalen konfiguriert, die kurz vor der Produktion häufig geändert werden, so ergibt sich eine geringe Stabilität. Die Logik hinsichtlich der Bewertung der Stabilität eines Konfigurationsvorschlages $k_{\text{eval}_{st}}$ ist definiert durch $k_{\text{eval}_{st}} = \frac{st_1 + st_2}{2}$. Tabelle 5.4 zeigt die detaillierte Berechnung der Stabilitäts- und Flexibilitätswerte der Konfigurationsvorschläge K . Im Rahmen der Bewertung ist beispielsweise der Konfigurationsvorschlag k_1 flexibler als der Konfigurationsvorschlag k_n bewertet worden. Zum einen ist die Anzahl der Merkmale $|F'_{k_1}|$, wobei $F'_{k_1} \subseteq F_{k_1}$, die zu einem späteren Zeitpunkt geändert werden können, in Relation zu der Anzahl aller Merkmale $|F_{k_1}|$ höher als die Anzahl der Merkmale $|F'_{k_n}|$ in Relation zu $|F_{k_n}|$. Zum anderen sind die Merkmalsabhängigkeiten in Kombination mit verspäteten Distributionszeiten der Konfiguration k_1 niedriger als bei k_n . Im Gegensatz dazu gibt es für die Konfiguration k_n weniger historische Auftragsänderungen bezogen auf die Merkmale $|F_{k_n}|$ gegenüber den historischen Änderungen der Konfiguration k_1 . Zusätzlich gibt es auch weniger Verzögerungen bezüglich der Durchlaufzeit in der Produktion in Kombination mit den Merkmalsabhängigkeiten, was sich in den jeweiligen Faktoren st_1 und st_2 widerspiegelt.

Die Validierung hat gezeigt, dass die Menge der Konfigurationsvorschläge K , welche im vorherigen Schritt generiert wurde, auf Basis unterschiedlicher Bewertungskriterien ρ evaluiert werden konnte. Im Rahmen der gezeigten Validierung wurde die Produktvariante ‘911 Carrera S’ der PAG verwendet. In diesem Zusammenhang wurden 217 Merkmale betrachtet. Hinsichtlich der Berechnungszeit können komplexe Berechnungsschritte wie die Zuordnung von Merkmalen $f \in F$ zu den merkmalspezifischen Änderungsgrenzpunkten U offline ablaufen. Die reale Bewertungszeit eines Konfigurationsvorschlages $k \in K$ beträgt in diesem Fall $< 0,5$ ms und steigt linear mit der Anzahl der Menge von K und erfüllt die Anforderungen an die Laufzeit des Algorithmus.

5.3.4 Ableitung Planauftragsbuchszzenarien

Die Validierung der Methode hinsichtlich der Einplanung der im vorherigen Abschnitt 5.3.3 bewerteten Menge an Konfigurationsvorschlägen K_{eval} wird in diesem Abschnitt beschrieben. Das Ziel besteht darin, unter Berücksichtigung der Anforderungen hinsichtlich eines Volumen- und Produktionsprogrammplanes Q sowie aus den Restriktion C der Werke und Lieferanten und strategischen Geschäftsentscheidungen \mathcal{S} , eine optimale Einsteuerung der Konfigurationsvorschläge in die Produktion umzusetzen. In diesem Zusammenhang liegt der Fokus nicht auf der Betrachtung einer einmaligen Einplanung und der Terminierung der Planaufträge, sondern auf der Ableitung mehrerer planerischer Auftragsbuchszzenarien B und der Optimierung dieser planerischen Auftragsbuchszzenarien B^* hinsichtlich strategischer Entscheidungen sowie mathematischer Optimierungsmethoden. Die wesentlichen Kennzahlen für die Evaluation des in Abschnitt 4.4 vorgestellten Verfahrens werden im Folgenden beschrieben:

- **Verarbeitete Restriktionen und Vorgaben:** Anzahl der in \mathcal{T} und Q repräsentierten Vorgaben sowie die Anzahl der Werks- und Lieferantenrestriktionen C .
- **Zeitdauer:** Durchschnittliche Rechenzeit für die Erzeugung eines planerischen Auftragsbuchszenarios $b \in B$.
- **Güte der Einplanung:** Abweichung zwischen der planerischen Vorgabe v_{plan} und der für die im planerischen Auftragsbuch b eingeplanten Menge der Aufträge $O_{\text{ein},b}$ ausgezählten Einbauraten v_{pred} für alle Planungsobjekte $v \in \mathcal{T}$.
- **Umsetzbarkeit Auftragsbuchszzenarien:** Anteil valider planerischer Auftragsbuchszzenarien an der Gesamtmenge aller Szenarien, unter der Berücksichtigung einer optimalen Erfüllung strategischer Geschäftsentscheidungen \mathcal{S} .

Die experimentellen Ergebnisse haben gezeigt, dass das Optimierungsproblem, unter Berücksichtigung aller Restriktionen und Vorgaben, erfolgreich gelöst werden kann. In der kurzfristigen Planung wird das Optimierungsproblem durch IP gelöst, um sicherzustellen, dass jedes geplante AuftragsbuchszENARIO b aus ganzzahligen Mengen von Planaufträgen besteht. In der mittelfristigen Planung wird LP eingesetzt, um die Vorteile einer kontinuierlichen Optimierung zu nutzen. Um die Unterschiede zwischen einer kontinuierlichen und einer diskreten Optimierung zu verdeutlichen, werden die Ergebnisse im Hinblick auf die Qualität der Einplanung hinsichtlich der Einbauratenabweichung zwischen v_{plan} und v_{pred} für alle Planungsobjekte $v \in \mathcal{T}$ verglichen. Die Qualität wird durch den RMSE zwischen den Vorgaben der Merkmalsplanung v_{plan} und den ausgezählten Einbauraten v_{pred} der Menge der in dem spezifischen planerischen AuftragsbuchszENARIO $b \in B$ eingeplanten Planaufträge $O_{\text{ein},b}$ für alle $v \in \mathcal{T}$ gemessen. Der Vergleich zwischen einer diskreten und einer kontinuierlichen Lösung des

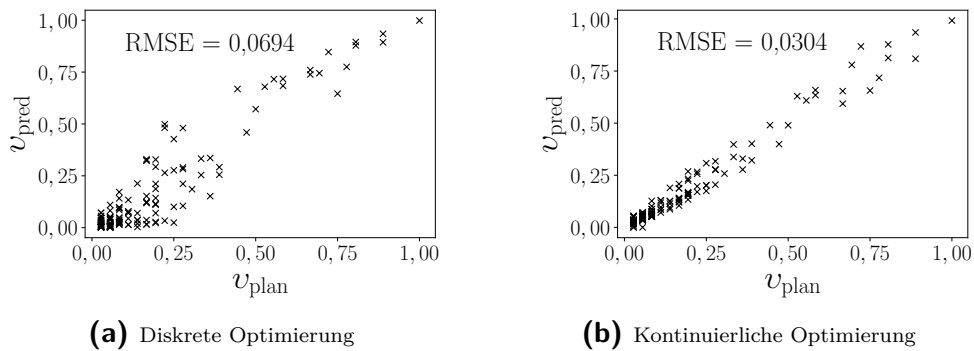


Abbildung 5.19: Vergleich zwischen diskreter und kontinuierlicher Optimierung.

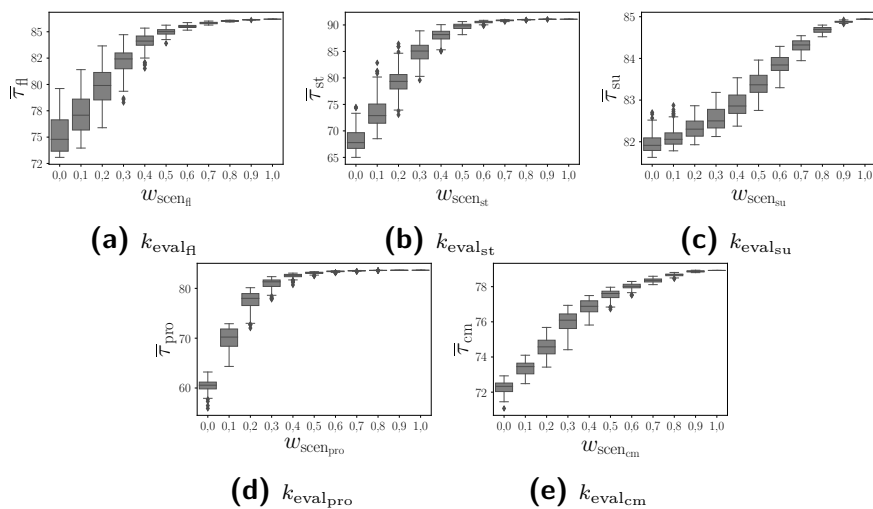


Abbildung 5.20: Operative Fenster der Gewichtung w_{scen_ρ} und des korrespondierenden Bewertungskriteriums k_{eval_ρ} .

Optimierungsproblems ist in Abbildung 5.19 veranschaulicht. Im Fall einer diskreten Optimierung beträgt der RMSE 0,0694, siehe Abbildung 5.19a. Für die kontinuierliche Lösung des Optimierungsproblems liegt der RMSE bei 0,0304, siehe Abbildung 5.19b. Dieses Resultat unterstreicht die Annahme, dass die Lösung der mittelfristigen Planung mittels kontinuierlichem LP eine höhere Genauigkeit im Rahmen der Generierung von planerischen Auftragsbuchszensarien sowie im Kontext der Ableitung des Materialbedarfes aufweist und selten konfigurierte Merkmale f eher berücksichtigt werden als in dem diskreten Fall.

Für die Ableitung der optimalen Bestimmung der Gewichtungsparameter und zur Bestimmung der Zielfunktion wird das in Abschnitt 4.4.2 beschriebene Verfahren angewendet. Die Anzahl der diskreten Stufen wird auf 11 festgelegt, um die Gewichtungen im Intervall $[0; 1,0]$ in 0,1-Schritten beginnend mit 0 abzubilden. In jeder diskreten Stufe werden 100 Experimente durchgeführt. Der Durchschnittswert $\bar{\tau}_\rho$ der variierten Bewertungsdimension ρ auf der Monatebene wird für jedes Experiment gemessen und in einem Boxplot pro diskreter Stufe dargestellt. Die Boxplots dienen einem zukünftigen Systembenutzer als Entscheidungsgrundlage für die initiale Ableitung

Tabelle 5.6: Initiale operative Fenster Ξ_ρ , strategische Anpassungen Ξ_ρ^s , und optimierte Parameter Ξ_ρ^* .

	$w_{\text{scen}_{\text{fl}}}$	$w_{\text{scen}_{\text{st}}}$	$w_{\text{scen}_{\text{pro}}}$	$w_{\text{scen}_{\text{cm}}}$	$w_{\text{scen}_{\text{su}}}$
Ξ_ρ	[0,0;0,7]	[0,0;0,6]	[0,1;0,5]	[0,0;0,7]	[0,2;0,7]
Ξ_ρ^s	[0,3;0,5]	[0,3;0,5]	[0,2;0,5]	[0,0;0,4]	[0,2; 0,4]
Ξ_ρ^*	0,375	0,435	0,324	0,083	0,297

der operativen Fenster Ξ_ρ . In dem gegebenen Anwendungsfall und unter Berücksichtigung der realen Daten der PAG sind die Boxplots für die Gewichtung der Bewertungsdimensionen Flexibilität $w_{\text{scen}_{\text{fl}}}$, Stabilität $w_{\text{scen}_{\text{st}}}$, Nachhaltigkeit $w_{\text{scen}_{\text{su}}}$, Verkaufswahrscheinlichkeit $w_{\text{scen}_{\text{pro}}}$ und Deckungsbeitrag $w_{\text{scen}_{\text{cm}}}$ in Abbildung 5.20 veranschaulicht. In diesem Zusammenhang wird ersichtlich, dass bei einer Erhöhung der Gewichtung des Parameters $k_{\text{eval}_{\text{fl}}}$ im Intervall [0,0;0,7] eine Erhöhung der Qualität gemessen über den mittleren Bewertungswertes $\bar{\tau}_{\text{fl}}$ über alle im planerischen Auftragsbuchszenario b_m eingeplanten Aufträge des Szenarios zu erkennen ist. Analog dazu lässt sich feststellen, dass eine Erhöhung der Gewichtung des Parameters $k_{\text{eval}_{\text{su}}}$ im Intervall [0,2;0,7] zu einer signifikanten Erhöhung der Qualität führt, die anhand des mittleren Bewertungswertes $\bar{\tau}_{\text{su}}$ gemessen wird.

Aus diesem Verhalten der Zieldimensionen ρ und den Messungen von $\bar{\tau}_\rho$ auf der Monatebene kann das System die initialen operativen Fenster Ξ_ρ ableiten, die in Tabelle 5.6 aufgeführt sind. Mögliche Anpassungen der Korridore auf der Grundlage strategischer Unternehmensentscheidungen \mathcal{S} sind durch die Variable Ξ_ρ^s dargestellt. Die szenariospezifischen Bereiche Ξ_ρ^s werden als Parameterbereiche für die Bayes'sche Optimierung verwendet. Die Bayes'sche Optimierung wird im Rahmen der Evaluierung des Ansatzes mit 50 Iterationen durchlaufen. Das optimale Ergebnis wird mit den in Tabelle 5.6 angegebenen Parametern Ξ_ρ^* erzielt, die durch den normalisierten Gewichtungsvektor $w_{\text{scen}}^* = [0,248, 0,287, 0,214, 0,055, 0,196]$ repräsentiert werden. Eine detaillierte Darstellung in tabellarischer und grafischer Form befindet sich im Anhang in Abschnitt F. Im Vergleich zu einer Gleichverteilung, bei der der normalisierte Gewichtungsvektor durch $w_{\text{scen}}' = [0,200, 0,200, 0,200, 0,200, 0,200]$ beschrieben wird, beträgt der RMSE, unter Berücksichtigung der optimierten Gewichtung der Zieldimensionen, 0,0687 und der RMSE für die Gleichverteilung 0,0736. Dadurch ergibt sich die Möglichkeit, ein genaueres Planungsverfahren zu nutzen und eine präzisere Bestimmung des Materialbedarfes zu erzielen.

Die Validierung zeigt, dass die Komplexität des Optimierungsproblems durch den Einsatz eines hybriden Verfahrens für die kurz- und mittelfristige Planung bewältigt werden kann. Alle planerischen Auftragsbuchszenarien konnten die Restriktionen des Werkes und der Lieferanten C einhalten und unter Berücksichtigung der Vorgaben der Planungsobjekte \mathcal{T} aus der Merkmalsplanung und den Vorgaben Q der Volumen- und Produktionsprogrammplanung die strategischen Vorgaben der Geschäftsentscheidungen \mathcal{S} maximal

gut abbilden. Dieses Ergebnis ermöglicht den Vergleich verschiedener strategischer Entscheidungen zur Sicherung des langfristigen Unternehmenserfolges, die Ableitung von Materialbedarfen und die Anpassung von Produktionsplänen aufgrund von Ereignissen wie sich ändernden Kundenanforderungen oder fehlenden Produktionsressourcen.

Durch die Modularisierung des Verfahrens können auf der Monatebene bereits alle Vorgaben der durch die EPL definierten Planungsobjekte \mathcal{Y} für die Evaluationsmenge von 100.000 Konfigurationsvorschlägen in < 10 s (ganzzahliges Optimierungsproblem) und in < 8 s (lineares Optimierungsproblem) verarbeitet und das rechenintensive Scheduling-Problem auf eine hinreichend kleine Menge an Nebenbedingungen reduziert werden, um planerische Szenarien in angemessener Zeit generieren zu können (< 20 s).

Durch die Optimierung können nicht nur eine große Anzahl an Nebenbedingungen verarbeitet und Szenarien in angemessener Zeit generiert werden, sondern es lassen sich auch die Gewichtungparameter w_{scen_ρ} optimieren. Diese basieren auf den initialen operativen Fenstern Ξ_ρ und werden auf Basis der strategischen Unternehmensentscheidungen Ξ_ρ^s und der Bayes'schen Optimierung Ξ_ρ^* überarbeitet. Als Ergebnis wird ein optimierter, normalisierter Gewichtungsvektor w_{scen}^* erzeugt. Die Ergebnisse im Rahmen der Validierung zeigen, dass die Einbauratenabweichung bei der Verwendung von w_{scen}^* zwischen der Vorgabe v_{plan} der Merkmalsplanung und den ausgezählten Einbauraten v_{pred} der Menge der in B eingeplanten Aufträge O_{ein} für die Anwendungsbeispiele im Vergleich zu einer Gleichverteilung w'_{scen} über alle Planungsobjekte $v \in \mathcal{Y}$ hinreichend genau ist und die Methode daher in den operativen Planungs- und Abwicklungsprozess eingesetzt werden kann.

5.3.5 Zuordnungslogik und Rekalibrierung

Zur Validierung des entwickelten Systems zur Steuerung der Planungs- und Abwicklungsprozesse wird ein quantitatives Evaluierungskonzept angewendet. Quantitative Forschung konzentriert sich auf quantifizierte Informationen und Genauigkeit, die für die praktische Anwendung der Methode essentiell sind [Cre18]. Um die Ergebnisse zu vergleichen, wird der Ansatz mit einer konventionellen Slotting-Logik ohne Berücksichtigung von Planaufträgen verglichen. Die Evaluation soll auf Basis verschiedener Kennzahlen die Methode bewerten:

- Verarbeitete Merkmale: Anzahl der im Zuordnungsalgorithmus betrachteten Merkmale $f \in F$.
- Verarbeitete Restriktionen und Vorgaben: Anzahl der in \mathcal{T} , Q repräsentierten Vorgaben sowie die Anzahl der Werks- und Lieferantenrestriktionen C .
- Zeitdauer: Durchschnittliche Rechenzeit für die Zuordnung einer realen Auftragsanfrage oder -änderung $o_{\text{req}} \in O_{\text{req}}$ zu einem bereits eingeplanten Auftrag $o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein}}$.

Wie in Abschnitt 5.1.2 beschrieben ist die konventionelle Slotting-Logik in vielen Industriezweigen die derzeit eingesetzte Methode zur Einplanung und Steuerung der Aufträge. Die Evaluierung basiert in diesem Kontext auf realen Daten der PAG. Zu diesem Zweck werden drei Produktvarianten ‘911 Carrera S’, ‘911 Carrera’ und ‘Cayenne Basic’ sowie drei Absatzmärkte ‘Deutschland’, ‘China’ und ‘USA’ betrachtet. Die Einplanung und Steuerung im Auftragsbuch der PAG basiert auf verschiedenen Daten sowie Informationsquellen und berücksichtigt die Volumen- und Produktionsprogrammplanung Q sowie die Kapazitäts- und Werksrestriktionen C , die zur Erfüllung der Machbarkeit im Auftragsbuch notwendig sind. Über alle Produktvarianten $p \in P$ sowie über alle Absatzmärkte $j \in J$ hinweg werden in Summe 337 Merkmale betrachtet.

Die Einplanung von Aufträgen im Auftragsbuch der PAG basiert auf einem zweistufigen System, das auf einer konventionellen Slotting-Logik beruht, die in Abbildung 5.6 dargestellt ist. Zunächst erfolgt die initiale Planung eines Auftrages über die Auftragserstellung bzw. -änderung nach der Logik, dass immer der früheste verfügbare und realisierbare Produktionslot für die Einplanung der Kunden- bzw. Händlernauftragsanfrage verwendet wird. Zusätzlich wird eine beabsichtigte Rekalibrierung des Auftragsvolumens durch ein manuelles Auslösen des Optimierungsprozesses permanent durchgeführt. Während des Optimierungsverfahrens können einzelne oder alle Aufträge aus ihrem aktuellen Produktionsplatz entfernt werden, der dann von anderen Aufträgen belegt werden kann. Bei der Rekalibrierung werden die Algorithmen zur Verschiebung der Aufträge analog zu der in Abschnitt 4.5.3 beschriebenen Methode verwendet. Ein Strafpunktesystem wird verwendet, um den Aufträgen bei der initialen Einplanung oder der Gesamtoptimierung den optimalen Produktionsplatz zuzuweisen. Dieses System ist parametrisierbar und optimiert mittels eines Algorithmus das gesamte Auftragsbuch. In diesem Zusammenhang steigt die Bestrafung der Verschiebungen in Relation zu der Anzahl der Tage, die das Fahrzeug verschoben werden muss. Einzelne Fahrzeuge können zudem von der Verschiebung aufgrund von Dringlichkeiten ausgeschlossen werden. Darüber hinaus berücksichtigt das Strafpunktesystem die Kapazitätsrestriktionen C , den vorgegebenen Volumen- und Produktionsprogrammplan Q sowie die Einhaltung des Monats m der Einplanung. Folglich wird jedes Fahrzeug an dem Tag eingeplant, an dem die Anzahl von Strafpunkten über alle Fahrzeuge im gesamten Auftragsbuch am geringsten ist. Da es keine Grenzen für die Verschiebung von Aufträgen gibt, können Aufträge während des gesamten Monats m verschoben werden. In der Straffunktion werden jedoch größere Verschiebungen mit einem höheren Faktor bestraft, was tendenziell zu einer geringeren Verschiebung führt. Da zwischen den einzelnen Rekalibrierungsschritten kein Speicher vorhanden ist, können die Aufträge permanent in dieselbe Richtung verschoben werden. Dies kann zu größeren Verschiebungen eines Auftrages führen und die Wahrscheinlichkeit, den zugesagten Liefertermin einzuhalten, wird reduziert.

Neben den genannten Kennzahlen zur Messung der Qualität der Methode wird im Rahmen der Validierung das entwickelte Gesamtsystem evaluiert. Da die unterschiedlichen am Prozess beteiligten Module eng miteinander

verknüpft sind und gegenseitige Abhängigkeiten aufweisen, ist eine endgültige Validierung nur im Rahmen der Erprobung des Gesamtsystems möglich. Aus diesem Grund werden daher zusätzlich die in Abschnitt 5.2 beschriebenen Objectives Ω und deren messbare Menge an Key Results Γ verwendet, um das entwickelte datenbasierte System zur Planung und Abwicklung, unter Berücksichtigung der definierten Forschungsfrage und der in Kapitel 3 beschriebenen fachlichen Anforderungen, übergreifend zu testen.

Definition der Systemparameter

Zunächst werden die verwendeten Einstellungsparameter des Systems erläutert. Es werden zwei Arten von Parametern unterschieden: zum einen die Parameter, die die Simulation der Auftragsanfragen und -änderungen $o_{\text{req}} \in O_{\text{req}}$ beeinflussen und zum anderen Parameter, die steuern, wie das System auf die Auftragsanfragen und -änderungen $o_{\text{req}} \in O_{\text{req}}$ von Kunden oder Händlern reagiert.

Die erste Menge der Parameter umfasst die Einstellungen für die Simulation des Zeitpunktes des Änderungsgrenzpunktes t_{fp} und die Wahrscheinlichkeiten für die Erzeugung der verschiedenen Auftragsarten. Für die Simulation des Änderungsgrenzpunktes t_{fp} wird angenommen, dass an jedem Simulationstag 200 Auftragsanfragen eingeplant oder Auftragsänderungen umgesetzt werden. Das Startdatum ist der '20.12.2019'. Mit einem angenommenen Abstand von 10 Tagen zwischen dem Änderungsgrenzpunkt und dem Produktionsbeginn wird t_{fp} auf den '30.12.2019' gesetzt. Nach 400 Aufträgen müssen daher nach dem Erreichen des '01.01.2020' die ersten Konfigurationen o_{einconf} der geplanten Aufträge $o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein}}$ im Auftragsbuch fixiert werden. Die Auftragsart o_{reqart} einer Auftragsanfrage oder -änderung o_{req} wird anhand der folgenden Wahrscheinlichkeiten bestimmt: 60% für Kundenaufträge ('bto'), 39,5% für Händleraufträge ('bts') und 0,5% für Aufträge mit hoher Priorität ('hp'). In der Praxis hängt die Verteilung zwischen BTO- und BTS-Bestellungen von der Industrie, der Marke und insbesondere von dem Absatzmarkt ab. In dem vorliegenden Ansatz basieren die verwendeten Werte auf den in [Hay99] vorgeschlagenen Zahlen.

Die zweite Menge der Parameter umfasst die Gewichtung der Straffunktion in der Rekalibrierung, die Quantile für die Durchführung der Rückwärtsterminierung, die Intervalle der planmäßigen Rekalibrierung und die Gewichtung für die Berechnung des Distanzmaßes für die Zuordnungsterminologie. Nach jedem 300. Auftrag wird das System auf der Grundlage des in Kapitel 4 vorgestellten Rekalibrierungsverfahrens neu justiert und optimiert. Die Quantile q_1 und q_2 für die Rückwärtsterminierung müssen entsprechend den Anforderungen des jeweiligen Anwendungsfalles auf der Grundlage der anfallenden Lagerkosten der Endprodukte sowie der erwarteten Kosten für verspätete Lieferungen festgelegt werden. Im Rahmen der Validierung werden die Quantile mit $q_1 = 0,5$ und $q_2 = 0,9$ gewählt. Das bedeutet, dass die Obergrenze für den Produktionsstart auf der Grundlage des Quantils 0,5 festgelegt wird. Wenn ein Auftrag an der Obergrenze eingeplant wird, wird das durch den Auftrag entstehende Produkt mit einer Wahrscheinlichkeit von circa 50%

Tabelle 5.7: Vergleich der Key Results Γ für unterschiedliche Werte des Verschiebungsfaktors $\sigma_{v_{o_{\text{ein}},d}>0}$.

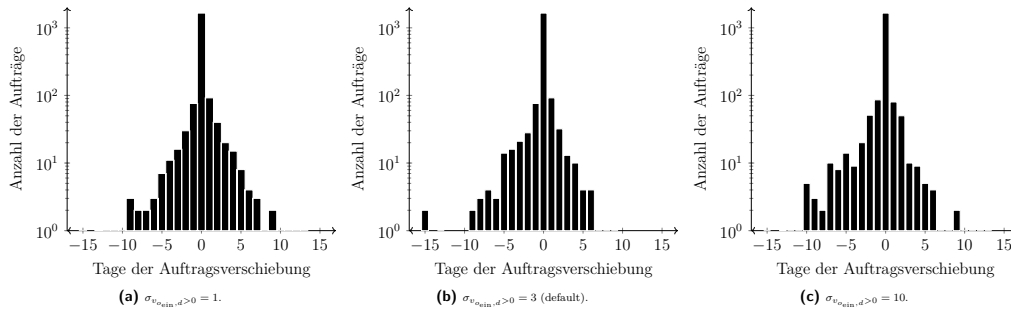
Γ	$\sigma_{v_{o_{\text{ein}},d}>0} = 1$			$\sigma_{v_{o_{\text{ein}},d}>0} = 3(\text{default})$			$\sigma_{v_{o_{\text{ein}},d}>0} = 10$		
	Untere Schranke	Mittelwert	Obere Schranke	Untere Schranke	Mittelwert	Obere Schranke	Untere Schranke	Mittelwert	Obere Schranke
$\gamma_{\omega_{1,2}}$	17,96	18,15	18,40	15,51	16,31	17,11	14,96	16,24	17,48
$\gamma_{\omega_{1,3}}$	0,39	0,43	0,46	0,36	0,40	0,43	0,38	0,42	0,45
$\gamma_{\omega_{1,4}}$	4,05	4,08	4,10	4,03	4,07	4,09	4,04	4,07	4,08
$\gamma_{\omega_{2,1}}$	4,92	5,02	5,16	4,50	4,86	5,21	4,13	4,27	4,44

verspätet an den Kunden geliefert. Circa 50%, da die Ausgabewerte der PPF für das übergebene Quantil einerseits auf ganzzahlige Werte gerundet werden und andererseits, da Routeninformationen R wie Schiffabfahrtstermine bei der Rückwärtsterminierung berücksichtigt werden. Die untere Grenze wird mit 0,9 angesetzt und stellt einen Kompromiss zwischen einer hohen Liefertreue von etwa 90% und höheren zu erwartenden Lagerkosten bei dem jeweiligen Händler dar. Die Parameter der Straffunktion werden bei der Rekalibrierung wie folgt gewählt: $\sigma_{v_{o_{\text{ein}},d}>0} = 3$, $\sigma(o_{\text{ein,art}} = \text{'bts'}) = 1$, $\sigma(o_{\text{ein,art}} = \text{'bto'}) = 2$, $\sigma(o_{\text{ein,art}} = \text{'hp'}) = 20$. Das bedeutet, dass eine Verschiebung eines bereits eingeplanten Auftrages o_{ein} in die Zukunft ($v_{o_{\text{ein}},d} > 0$) dreimal so stark bestraft wird wie eine Verschiebung in die Vergangenheit ($v_{o_{\text{ein}},d} < 0$). Außerdem wird eine Verschiebung von 19 Händlerbestellungen oder 9 Kundenbestellungen gegenüber einer Verschiebung einer hochpriorisierten Auftragsanfrage bevorzugt. Die Funktion h wurde für die Evaluierung des Ansatzes als lineare Absolutwertfunktion gewählt, wobei $h(v) = |v|$.

Die Werte für die Quantile sowie die Parameter der Straffunktion werden für die Validierung des Ansatzes fixiert, sind jedoch im Rahmen der Ausführung des Prototypen parametrisierbar und daher trivial änderbar. Eine Veränderung der Quantile mit $q_1 \rightarrow 0$ und $q_2 \rightarrow 1$ reduziert die Durchlaufzeit des Algorithmus sowie die Anzahl der Auftragsverschiebungen, wirkt sich jedoch negativ auf die Prognose der realen Lieferzeiten aus. Folglich würden viele Fahrzeuge zu früh oder zu spät geliefert werden. Analog führt eine Anpassung der Straffunktion zu einer Veränderung der Anzahl an Verschiebungen der bereits zugeordneten Aufträge sowie der Anzahl an ungeplanten Rekalibrierungsschleifen. Der durchschnittliche Anteil der Merkmale, der während der Auftragszuordnung geändert werden musste, bleibt im Rahmen der Messgenauigkeit des Simulationsmodells nahezu identisch. Eine Erhöhung des Verschiebungsfaktors in die Zukunft $\sigma_{v_{o_{\text{ein}},d}>0}$ führt zu einer Reduzierung der Rekalibrierungsschleifen in Relation zu den Aufträgen, siehe $\gamma_{\omega_{2,1}}$ in Tabelle 5.7. Dieses Verhalten ist so zu erklären, dass bereits eingeplante reale Kunden- und Lageraufträge tendenziell in die Vergangenheit und Planaufträge tendenziell in die Zukunft geschoben werden. Abbildung 5.21 illustriert die Verdrängung der bereits eingeplanten realen Aufträge hinsichtlich der Berücksichtigung unterschiedlicher Bestrafungsfaktoren $\sigma_{v_{o_{\text{ein}},d}>0}$. Durch die Erhöhung von $\sigma_{v_{o_{\text{ein}},d}>0}$ reduziert sich die Anzahl der Verschiebungen der bereits eingeplanten Fahrzeuge nur minimal

Tabelle 5.8: Vergleich der Key Results Γ für die Gewichtungen der Straffunktion $\sigma(o_{\text{ein,art}})$ bezüglich unterschiedlicher Auftragsarten.

Γ	'hp'='bto'='bts'=1			'hp'=20, 'bto'=2, 'bts'=1 (default)			'hp'=100, 'bto'=20, 'bts'=1		
	Untere Schranke	Mittelwert	Obere Schranke	Untere Schranke	Mittelwert	Obere Schranke	Untere Schranke	Mittelwert	Obere Schranke
$\gamma_{\omega_{1,2}}$	14,45	15,37	16,69	15,51	16,31	17,11	16,68	17,17	17,70
$\gamma_{\omega_{1,3}}$	0,26	0,31	0,36	0,36	0,40	0,43	0,48	0,60	0,73
$\gamma_{\omega_{1,4}}$	4,05	4,07	4,10	4,03	4,07	4,09	4,10	4,12	4,13
$\gamma_{\omega_{2,1}}$	4,26	4,60	5,12	4,50	4,86	5,21	4,99	5,16	5,23

**Abbildung 5.21:** Vergleich der Verschiebung bereits zugeordneter Aufträge für unterschiedliche Werte des Verschiebungsfaktors $\sigma_{v_{\text{ein},d} > 0}$.

($\gamma_{\omega_{1,2}}$ und $\gamma_{\omega_{1,3}}$), da zwar einerseits die Anzahl der Rekalibrierungsschleifen sinkt und demnach tendenziell auch die Verschiebungen reduziert werden, jedoch andererseits dieses Verhalten dadurch kompensiert wird, dass bei einem Faktor von $\sigma_{v_{\text{ein},d} > 0} = 10$, 9 Aufträge in die Vergangenheit verschoben werden bis ein Auftrag in die Zukunft geschoben wird. Eine Gleichverteilung der Gewichtung im Sinne der Straffunktion unterschiedlicher Auftragsarten $\sigma(o_{\text{ein,art}})$ führt ebenfalls zu einer Reduzierung der Rekalibrierungsschleifen in Relation zu den Aufträgen, siehe Tabelle 5.8. Dieses Verhalten basiert darauf, dass bei einer nicht gleichverteilten Gewichtung das Risiko besteht, dass bereits bei der ersten Rekalibrierung die Verteilung der Aufträge im planerischen Auftragsbuch ungleichmäßig wird, da bestimmte Aufträge nur mit sehr großen Bestrafungen verschoben werden können. Wiederum reduziert sich tendenziell auch die Anzahl der Verschiebungen der bereits eingeplanten Fahrzeuge durch die Reduzierung der Rekalibrierungsschleifen.

An dieser Stelle besteht das Potential einer betriebswirtschaftlichen Betrachtung in zukünftigen Forschungsarbeiten zur Optimierung der Quantile und der Straffunktion. In diesem Zusammenhang kann eine Analyse den Trade-off zwischen hohen Lagerkosten bei einer zu frühen Lieferung gegenüber einer Reduzierung der Kundenzufriedenheit bei zu späten Auslieferungen der Produkte, der unterschiedlichen Priorisierung verschiedener Auftragsarten oder nicht verschiebbaren Aufträgen bewerten.

Im Folgenden werden die Gewichtungen der im Zuordnungsalgorithmus verwendeten Abstandsmaße auf der Grundlage verschiedener Experimente bestimmt. Das Ziel ist die Optimierung der in Abschnitt 5.2 definierten Kennzahlen. Aufgrund der hohen Anzahl an Permutationen werden für die Optimierung der Hyperparameter nur einige wenige Kombinationen unter-

Tabelle 5.9: Experimente mit verschiedenen Gewichtungen w_{dist} für das Distanzmaß δ bei der Zuordnungslogik.

w_{dist}	$\gamma_{\omega_{1,1}}$	$\gamma_{\omega_{1,2}}$	$\gamma_{\omega_{1,3}}$	$\gamma_{\omega_{1,4}}$	$\gamma_{\omega_{1,5}}$	$\gamma_{\omega_{2,1}}$	$\gamma_{\omega_{2,2}}$	$\gamma_{\omega_{2,3}}$	$\gamma_{\omega_{2,4}}$
$w_{\text{dist},1} = 1$	100	17,40	0,43	4,04	0	5,92	1,57	0,21	19,89
$w_{\text{dist},1} = 0,5, w_{\text{dist},2} = 0,5$	100	20,03	0,50	4,18	0	5,22	1,41	0,22	19,45
$w_{\text{dist},1} = 0,5, w_{\text{dist},6} = 0,5$	100	26,27	0,93	4,36	0	9,82	3,15	0,24	35,41
$w_{\text{dist},1} = 0,5, w_{\text{dist},7} = 0,5$	100	34,54	0,94	4,36	0	8,03	2,36	0,22	26,47
$w_{\text{dist},1} = 0,5, w_{\text{dist},8} = 0,5$	100	17,58	0,40	4,27	0	5,18	1,34	0,24	22,23
$w_{\text{dist},1} = 0,25, w_{\text{dist},8} = 0,75$	100	19,53	0,47	4,60	0	5,72	1,52	0,23	23,64
$w_{\text{dist},1} = 0,75, w_{\text{dist},8} = 0,25$	100	17,41	0,41	4,07	0	4,88	1,35	0,24	20,56
$w_{\text{dist},1} = 0,5, w_{\text{dist},2} = 0,25, w_{\text{dist},8} = 0,25$	100	18,89	0,47	4,18	0	6,22	1,41	0,21	19,78
$w_{\text{dist},1} = 0,25, w_{\text{dist},2} = 0,25, w_{\text{dist},8} = 0,5$	100	18,94	0,56	4,57	0	5,91	1,51	0,23	22,89

sucht und zu Beginn einige qualitative Vorgaben aufgestellt. Auf Grundlage der Tatsache, dass die Bewertungsparameter für die Flexibilität o_{ein_f} , die Stabilität $o_{\text{ein}_{st}}$ sowie für die Verkaufswahrscheinlichkeit $o_{\text{ein}_{pro}}$ eines eingeplanten Auftrages o_{ein} bereits bei der Ableitung planerischer Auftragsbuchszenarien $b^* \in B$ berücksichtigt werden, wird im Rahmen der Hyperparameteroptimierung auf diese Parameter verzichtet. In jeder Kombination muss das Gewicht für den euklidischen Abstand ($w_{\text{dist},1} > 0$) enthalten sein, da es das einzige Kriterium ist, das die gesamte Konfiguration $o_{\text{ein}_{conf}}$ der Planaufträge o_{ein} mit den Auftragsanfragen quantitativ vergleicht. Aus dem Grund, dass die Bewertungskriterien $\mu_6 - \mu_8$, die das Produktionsdatum der Planaufträge berücksichtigen, Zielkonflikte aufweisen, wird in jedem Experiment höchstens eines der drei Kriterien verwendet. Die Tabelle 5.9 zeigt die Einstellungen der Experimente und ihre Ergebnisse. Die Werte sind auf zwei Nachkommastellen gerundet. Für jedes Bewertungskriterium $w_{\text{dist},i}$ ist die Einstellung mit den besten Werten fett gedruckt hervorgehoben. Bei jeder Einstellung können alle Anforderungen erfüllt werden und die benötigte Rechenzeit unterscheidet sich nicht signifikant, allerdings existieren bei der Messung der quantitativen Abweichungen hinsichtlich der Merkmalsanpassungen oder der Verschiebungen von Aufträgen erhebliche Unterschiede. Erwartungsgemäß führte die Verwendung des euklidischen Abstandsmaßes $w_{\text{dist},1}$ mit einer Gewichtung von $w_{\text{dist},1} = 1$ zu den wenigsten durchschnittlich notwendigen Anpassungen der Planaufträge im Auftragsbuch nach der Zuordnung.

Die Hinzunahme des Abstandsmaßes μ_8 für die Gleichverteilung wirkte sich positiv auf die Häufigkeit der unplanmäßigen Rekalibrierungen sowie auf die Anzahl der Tage aus, an denen Aufträge o_{ein} gegenüber dem ursprünglich geplanten Tag $o_{\text{ein}_{prod}}$ verschoben wurden. Die Verwendung der beiden anderen Abstandsmaße μ_6 und μ_7 , die auf Produktionstagen basieren, verschlechterte diese dagegen erheblich. Dies kann damit begründet werden, dass beispielsweise die Verwendung des Abstandes zum Änderungsgrenzpunkt t_{fp} die Wahl eines Planauftrages mit einem Produktionstermin nahe dem Monatsanfang begünstigt. Somit stehen am Monatsanfang erwartungsgemäß weniger Planaufträge für zukünftige Auftragsanfragen zur Verfügung als am Monatsende. Dieser Umstand erschwert die Einplanung von Aufträgen, deren

mittels der Rückwärtsterminierung errechnete Produktionsspanne zur Erfüllung des Wunschlieferdatums am Monatsende liegt. Dieses Problem wird vermieden, indem das Abstandsmaß der Gleichverteilung verwendet wird, wodurch dem Kunden maximale Flexibilität geboten wird. Aufgrund der Ergebnisse wird für die folgenden Experimente die Einstellung $w_{\text{dist},1} = 0.5$ und $w_{\text{dist},8} = 0.5$ verwendet. Diese Einstellungen ergeben die geringste durchschnittliche Verschiebung der geplanten Aufträge ($\gamma_{\omega_1,3}$) und den geringsten Anteil an Auftragsanfragen o_{req} , die durch eine unplanmäßige Rekalibrierung zugeordnet werden müssen ($\gamma_{\omega_2,1}$). Alle anderen Gewichtungen werden auf 0 gesetzt.

Vergleich zwischen dem konventionellem Slotting und dem eigenen Ansatz unter Verwendung von Planaufträgen

Auf Grundlage der Parametersetzungen wird der im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Ansatz mit dem Slotting-Ansatz verglichen, der bei der PAG im Einsatz ist. Für beide Systeme werden randomisiert Auftragsanfragen o_{req} aus einer Menge simulierter Aufträge O_{req} ausgewählt bis das Auftragsbuch b^* vollständig gefüllt ist. Insgesamt wurden unterschiedliche Validierungsläufe durchgeführt, um die beiden alternativen Systeme zu vergleichen, wobei 12 verschiedene randomisierte Startwerte (Seeds) verwendet wurden, um die Zufälligkeit zu gewährleisten. Die daraus resultierenden Kennzahlen sind in Tabelle 5.10 in aggregierter Form dargestellt. Aufgeführt sind die Mittelwerte der Experimente mit verschiedenen zufälligen Startwerten und die 95%-Konfidenzintervalle der Mittelwerte. Die Werte sind auf zwei Dezimalstellen gerundet und der jeweils beste Wert ist hervorgehoben. Die detaillierten Daten werden zur Veranschaulichung der gemessenen Werte im Anhang in Tabelle G.1 illustriert.

Im Gegensatz zum konventionellen Slotting-Ansatz ist der vorgeschlagene Ansatz in der Lage, alle Anfragen zu erfüllen. Diese Kennzahl wird mittels $\gamma_{\omega_1,1}$ repräsentiert. Dies lässt sich dadurch erklären, dass beim Slotting-Ansatz mehr Aufträge angenommen werden müssen als bei dem vorgeschlagenen Ansatz unter der Verwendung von Planaufträgen. Sofern Aufträge $o_{\text{ein}} \in O_{\text{ein}}$ zum Zeitpunkt des Erreichens des Änderungsgrenzpunktes t_{fp} keinem Kunden oder Händler zugeordnet sind und die Auftragsart $o_{\text{ein,art}} = \text{'pa'}$ ist, müssen diese Planaufträge in Lageraufträge umgewandelt werden. Dieses Vorgehen war für etwa 12% aller Aufträge erforderlich. Die damit verbundene Notwendigkeit, unbelegte Planaufträge über einen intelligenten Algorithmus zu steuern, entfällt bei dem Slotting-Ansatz, da alle frühen Produktionsplätze hinsichtlich der Logik der Methode zuerst gefüllt werden und daher keine Produktionsplätze bei dem Erreichen des Änderungsgrenzpunktes t_{fp} offen bleiben. Dies bedeutet jedoch auch, dass mehr Auftragsanfragen von Kunden angenommen werden müssen. Dadurch erhöht sich die Wahrscheinlichkeit, dass eine Auftragsanfrage o_{req} aufgrund der Einschränkungen nicht akzeptiert werden kann. Darüber hinaus wird durch die Nutzung von Planaufträgen der Anteil der zu verschiebenden Aufträge reduziert und die erwarteten Tage der Verschiebung pro Auftrag werden halbiert. Diese beiden Kennzahlen

Tabelle 5.10: Vergleich der Key Results Γ zwischen dem Slotting-Ansatz und der in der vorliegenden Arbeit präsentierten Methode.

Γ	Slotting			Verwendung Planaufträge		
	Untere Schranke	Mittelwert	Obere Schranke	Untere Schranke	Mittelwert	Obere Schranke
$\gamma_{\omega_1,1}$	95,47	96,18	96,89	100	100	100
$\gamma_{\omega_1,2}$	23,85	24,95	26,04	15,51	16,31	17,11
$\gamma_{\omega_1,3}$	0,76	0,80	0,85	0,36	0,40	0,43
$\gamma_{\omega_1,4}$	-	-	-	4,03	4,07	4,09
$\gamma_{\omega_1,5}$	5,05	5,25	5,45	0	0	0
$\gamma_{\omega_2,1}$	5,84	6,11	6,38	4,50	4,86	5,21
$\gamma_{\omega_2,2}$	1,39	1,44	1,49	1,21	1,31	1,38
$\gamma_{\omega_2,3}$	0,15	0,16	0,16	0,21	0,23	0,24
$\gamma_{\omega_2,4}$	18,32	18,69	18,93	21,20	21,89	22,86

sind durch $\gamma_{\omega_1,2}$ und $\gamma_{\omega_1,3}$ abgebildet. Ein Grund dafür kann die frühzeitige Optimierung des Systems durch die Anlage eines planerischen Auftragsbuches sein, wie in Abbildung 5.6 dargestellt. Die frühzeitige Optimierung initialisiert das Auftragsbuch b^* auf der Grundlage der Restriktionen \mathcal{C} und \mathcal{Q} sowie der durch die Merkmalsplanung definierten Planungsobjekte \mathcal{Y} und wird auf Basis des vorgestellten Ansatzes aus Abschnitt 4.4.1 gefüllt. Somit lassen sich einige Restriktionskonflikte bereits im Vorfeld vermeiden. Umgekehrt zeigt das Konzept der Planaufträge, dass das Auftragsbuch präzise voroptimiert werden muss, um die Stabilität bei der Operationalisierung zu erhöhen. Des Weiteren führen die Verschiebungen bei dem Slotting-Ansatz dazu, dass durchschnittlich 5,25% der Aufträge am Ende der Simulation von der jeweiligen ermittelten Produktionsspanne $o_{\text{einprod}} < o_{\text{einprod,low}}$ oder $o_{\text{einprod}} > o_{\text{einprod,up}}$ abweichen, was in dem Key Result $\gamma_{\omega_1,5}$ gezeigt wird. Dies gefährdet die Einhaltung des gewünschten Liefertermines oder verursacht hohe Lagerkosten bei dem jeweiligen Händler aufgrund verfrühter Lieferungen. Für den Slotting-Ansatz wird das Produktionsintervall mit dem gleichen Ansatz sowie den gleichen Quantilen $q_1 = 0,5$ und $q_2 = 0,9$ wie bei dem Ansatz mit Planaufträgen bestimmt. Da in dem konventionellen Slotting-Ansatz kein Wunschliefertermin berücksichtigt werden kann, wird dieser durch eine Vorwärtsterminierung bestimmt, die der umgekehrten Logik der Rückwärtsterminierung des Produktionstermines mit dem Quantil $q_3 = 0,7$ folgt. Das 0,7-Quantil wird aus dem Mittelwert der beiden Quantile $q_1 = 0,5$ und $q_2 = 0,9$ abgeleitet. Folglich kann auf Basis des durch die Übergabe des 0,7-Quantils errechneten Liefertermines eine virtuelle Rückwärtsterminierung angestoßen werden, um die theoretischen Grenzen oder Produktionskorridore $o_{\text{einprod,low}}$ und $o_{\text{einprod,up}}$ zu kalkulieren. Diese Produktionskorridore sowie der ermittelte Wunschliefertermin werden im Slotting-Algorithmus jedoch nicht im Sinne der Optimierung berücksichtigt. Im Gegensatz dazu kann der in dieser Arbeit präsentierte Ansatz die Einhaltung des gültigen Produktionsintervalls für alle Aufträge garantieren, indem er die Informationen über den frühest- und spätestmöglichen Produktionstermin zu jedem Zeitpunkt zur Optimierung des Gesamtsystems betrachtet. Hinsichtlich der Zuordnung durch die unplanmäßige Rekalibrierung mussten im Gegensatz zu der konven-

tionellen Auftragsbuchlogik weniger Auftragsanfragen o_{req} unter Ausführung einer zusätzlichen Rekalibrierungsschleife eingeplant werden, was mittels der Kennzahl $\gamma_{\omega_2,1}$ ersichtlich wird. Ein Grund dafür könnte die gleichmäßige Füllung des Auftragsbuches unter Berücksichtigung der Planaufträge durch das Abstandsmaß der Gleichverteilung sein.

Darüber hinaus mussten im Durchschnitt 4,07% der Merkmale im Zuordnungsprozess angepasst werden. Bei 337 Merkmalen mussten demnach durchschnittlich 13,73 der Merkmale geändert werden, was mittels der Kennzahl $\gamma_{\omega_1,4}$ repräsentiert wird. Dieses Key Result misst indirekt die Qualität hinsichtlich der Generierung vollständig spezifizierter Konfigurationsvorschläge [DLKH21] sowie die Ableitung der planerischen Auftragsbuchszenarien [DLC⁺22], um die Kundennachfrage in Form virtueller Aufträge mit hinreichender Genauigkeit antizipieren und eine qualitativ hochwertige Ableitung des Materialbedarfes garantieren zu können. Diese Hypothese wird im späteren Verlauf dieses Abschnittes behandelt.

Schließlich wird die erforderliche Rechenzeit für die Bearbeitung der Auftragsanfragen und -änderungen o_{ein} verglichen. Insgesamt stieg die benötigte Rechenzeit im Median und im 99%-Quantil im Vergleich zum Slotting-Ansatz an und wird mittels der Kennzahlen $\gamma_{\omega_2,3}$ und $\gamma_{\omega_2,4}$ dargestellt. Wie das Key Result $\gamma_{\omega_2,2}$ zeigt, ergab sich im Durchschnitt eine Reduzierung der Rechenzeit. Dies ist durch die Erhöhung der Rekalibrierungsschleifen bei dem Slotting-Ansatz im Vergleich zu der vorgeschlagenen Methode zu erklären. Der Anstieg der Rechenzeit im Median ist auf den zusätzlichen Aufwand zurückzuführen, der für die Berechnung des Abstandsmaßes δ für jeden Auftrag o_{ein} im gefilterten Auftragsbuch b'^* für eine initiale Auftragsanfrage o_{req} sowie für die anschließende Sortierung des gefilterten Auftragsbuches erforderlich ist. Der Anstieg des 99%-Quantils ergab sich aus der größeren Anzahl an Nebenbedingungen bei der unplanmäßigen Rekalibrierung. Mit einer mittleren Rechenzeit von $\sim 1,3$ s für die eingesetzte Hardware ist eine Echtzeitverarbeitung der Anfragen jedoch im operativen Einsatz erreichbar.

Sensitivitätsanalyse des Systems

Neben dem Vergleich des konventionellen Slotting-Algorithmus mit der in dieser Arbeit beschriebenen Logik, ist eine Sensitivitätsanalyse im Rahmen der Evaluierung untersuchenswert. Wie in den bereits veröffentlichten Arbeiten [DLC⁺22, DLKH21] beschrieben ist die Methode zur Generierung vollständig spezifizierter und realisierbarer Konfigurationsvorschläge sowie zur Generierung geplanter Auftragsbuchszenarien Teil der integrierten datengetriebenen Planung und Abwicklung. Daher wird das gesamte Konzept mit unterschiedlichen Qualitätsstufen der Eingangsdaten validiert: die Verwendung realer Eigenschaftsplanungszahlen und eine zufällige Generierung der Einbauraten im Rahmen der Merkmalsplanung. Beide beeinflussen die Generierung von Konfigurationsvorschlägen und die Ableitung von Planauftragsbuchszenarien. Die Ergebnisse sind in Abbildung 5.22 und Abbildung 5.23 dargestellt.

Während die Berücksichtigung der realen Einbauraten zu einer mittleren Verschiebung von 16,31% der Aufträge führt, siehe Tabelle 5.10, erhöht die

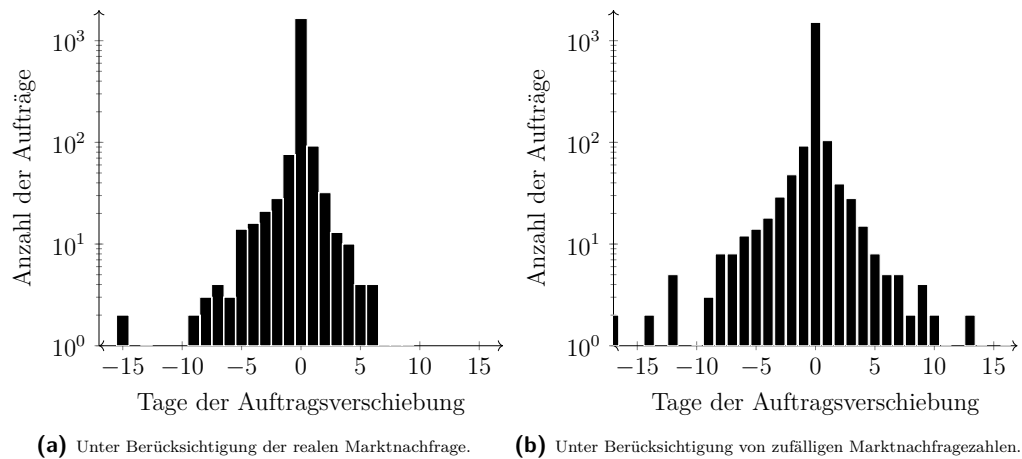


Abbildung 5.22: Vergleich der Verschiebung zwischen realer Merkmalsplanung und der Verwendung von Zufallszahlen.

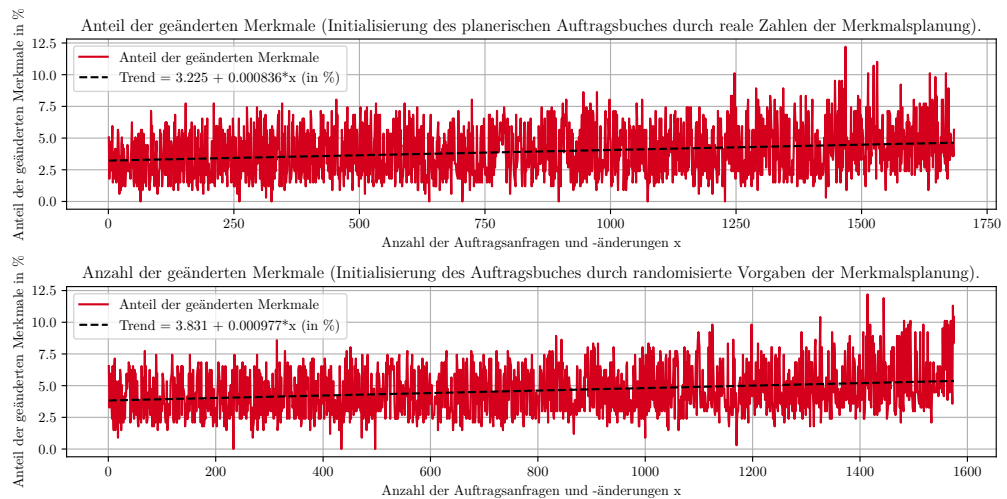


Abbildung 5.23: Vergleich der geänderten Merkmale zwischen realer Merkmalsplanung und der Verwendung von Zufallszahlen.

Verwendung von Zufallszahlen die Verschiebungsrate um 45,96% auf eine mittlere Verschiebung von 23,31%. Werden auch die Tage der Verschiebung im Verhältnis zum ursprünglich geplanten Tag des Auftrages betrachtet, so erhöht sich der Durchschnitt der verschobenen Tage um 71,99% von durchschnittlich 0,40 Tage auf durchschnittlich 0,688 Tage. Der durchschnittliche Anteil der Merkmale $f \in F$, die während der Zuweisung geändert werden mussten, hat sich von durchschnittlich 4,07% um 13,13% auf durchschnittlich 4,60% erhöht. Diese Zahlen zeigen, dass die Verwendung von zufälligen Einbauten im Rahmen der Merkmalsplanung zu einer signifikanten Abnahme der Stabilität des Gesamtsystems führt.

Wie oben ausgeführt ist die anfängliche Optimierung, die im Konzept der Planaufträge verwendet wird, wesentlich, um weniger Verschiebungen zu gewährleisten und frühzeitige Prognosen für die Ableitung des Materialbedarfes auf der Grundlage virtueller Szenarien zu ermöglichen. Um Auftragsanfragen

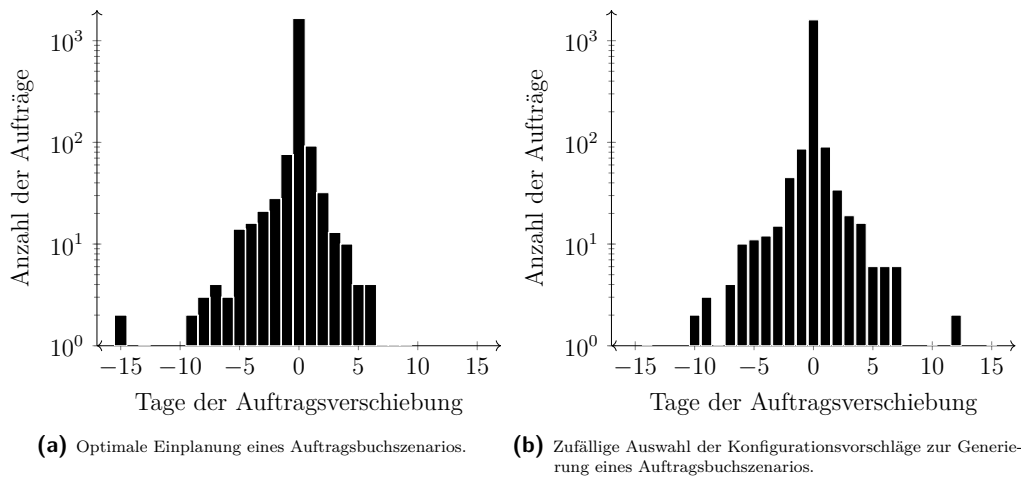


Abbildung 5.24: Vergleich der Verschiebung zwischen optimierter Einplanung und zufälliger Auswahl der Konfigurationsvorschläge.

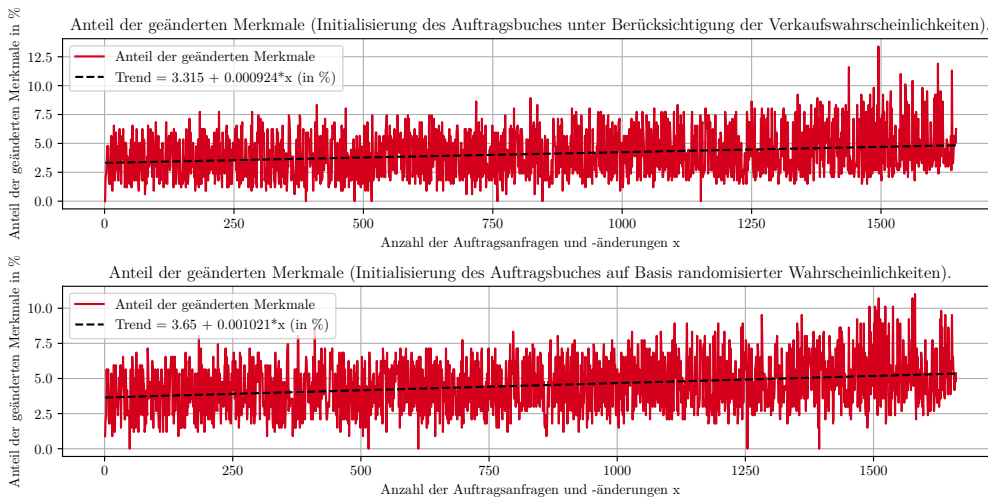


Abbildung 5.25: Vergleich der geänderten Merkmale zwischen optimierter Einplanung und zufälliger Auswahl der Konfigurationsvorschläge.

oder -änderungen o_{ein} ohne größere Anpassungen der Planauftragskonfigurationen $o_{\text{ein,conf}}$ zu gewährleisten, wird ein qualitativ hochwertiges initiales virtuelles Szenario benötigt. Wie in [DLC⁺22] erläutert, basieren die Szenarien auf verschiedenen Kriterien wie der Stabilität, der Flexibilität oder der Verkaufswahrscheinlichkeit. Daher wird die beschriebene Methode mit einem Szenario, das auf Basis real gemessener Bewertungskriterien optimiert wurde, und mit einem Szenario, das durch Zufallszahlen optimiert wurde, validiert. Die Ergebnisse sind in Abbildung 5.24 und Abbildung 5.25 dargestellt.

Während die Berücksichtigung eines optimierten initialen Auftragsbestandes zu einer mittleren Verschiebung von 16,31% der Aufträge führt, siehe Tabelle 5.10, erhöht die Verwendung einer zufälligen Initialisierung des Auftragsbucheszenarios die Verschiebungsrate um 15,57% auf eine mittlere Verschiebung von 18,85%. Werden die Tage der Verdrängung in Relation

zu dem ursprünglich geplanten Tag des Auftrages betrachtet, so erhöht sich die durchschnittliche Verschiebung um 18,47% von durchschnittlich 0,40 auf durchschnittlich 0,473 Tage. Der durchschnittliche Anteil der Merkmale $f \in F$, die während der Beauftragung geändert werden mussten, hat sich von durchschnittlich 4,07% um 10,01% auf durchschnittlich 4,48% erhöht. Diese Zahlen zeigen, dass die Auswahl von zufälligen Planauftragskandidaten zur Ableitung eines initialen Auftragsbuches ebenfalls zu einer wesentlichen Abnahme der Stabilität des Auftragsbuches führt.

Die Ergebnisse beider Vergleiche veranschaulichen, dass die Verwendung von Zufallszahlen sowohl bei der Merkmalsplanung als auch bei der Initialisierung des planerischen Auftragsbuches zu einer Zunahme von Auftragsänderungen und Auftragsverschiebungen führt. Allerdings führt die Verwendung von Zufallszahlen bei der Merkmalsplanung zu deutlich größeren Abweichungen von der optimalen Lösung als die Ergebnisse eines zufällig generierten planerischen Auftragsbucheszenarios. Diese Zahlen bekräftigen die Erwartungen. Da die Merkmalsplanung bereits als Datenquelle für die Generierung vollständig spezifizierter und realisierbarer Auftragskonfigurationen dient, ist sichergestellt, dass alle Konfigurationsvorschläge bereits eine ausreichende Qualität aufweisen. Während das verglichene Verfahren zufällig aus allen generierten Produktkonfigurationen auswählt, hat das Ergebnis eines initial geplanten Auftragsbucheszenarios zwar immer noch eine hinreichende Qualität, dennoch führt die Lösung eines mathematischen Optimierungsproblems hinsichtlich der Bewertungskriterien, wie in Abschnitt 4.4.1 beschrieben, zu einem deutlichen Vorteil hinsichtlich der Auftragsänderungen und Auftragsverschiebungen. Bei dem Vergleich zwischen einer optimalen Nutzung der Merkmalsplanung und randomisierten Einbauten für die Prognose des zukünftigen Marktbedarfes ergeben sich bei der Validierung enorme Unterschiede, die daraus resultieren, dass eine qualitativ unzureichende Merkmalsplanung sowohl die Generierung der Konfigurationsvorschläge als auch die Generierung eines initialen optimierten planerischen Auftragsbucheszenarios beeinflusst.

In den zuvor beschriebenen Experimenten lieferte die Nachjustierung der Aufträge bei der planmäßigen Rekalibrierung stets eine zulässige Lösung und es bestand keine Notwendigkeit, die Planaufträge an die jeweilige Situation anzupassen. Daher lohnt es sich, zu untersuchen, ob das Ersetzen der Planaufträge durch aktuellere Planaufträge mit höheren Verkaufswahrscheinlichkeiten bei jeder planmäßigen Rekalibrierung einen zusätzlichen Nutzen liefert. Wie die Ergebnisse in Tabelle 5.11 zeigen wirkt sich die Aktualisierung der Planaufträge positiv auf die Anzahl der Merkmale $f \in F$ aus, die bei der Zuordnung geändert werden müssen, sowie auf die Wahrscheinlichkeit, dass eine Auftragsanfrage im regulären Prozess ohne zusätzliche unplanmäßige Rekalibrierungsschleife zugeordnet werden kann. Aufgeführt sind die Mittelwerte der Experimente mit verschiedenen zufälligen Startwerten (Seeds) und die 95%-Konfidenzintervalle der Mittelwerte. Die Werte sind auf zwei Dezimalstellen gerundet und der jeweils beste Wert ist fett gedruckt hervorgehoben. Die Wahrscheinlichkeit, dass ein Auftrag verschoben wird, ist unter dem erzwungenen Austausch von Planaufträgen geringer.

Tabelle 5.11: Vergleich der Key Results Γ bei der Berücksichtigung eines permanenten Austausches der Planaufträge.

Γ	Kein Austausch der Planaufträge			Erzwungener Austausch der Planaufträge		
	Untere Schranke	Mittelwert	Obere Schranke	Untere Schranke	Mittelwert	Obere Schranke
$\gamma_{\omega_1,2}$	15,51	16,31	17,11	12,15	14,40	16,66
$\gamma_{\omega_1,3}$	0,36	0,40	0,43	0,35	0,40	0,50
$\gamma_{\omega_1,4}$	4,03	4,07	4,09	3,87	3,89	3,90
$\gamma_{\omega_2,1}$	4,50	4,86	5,21	2,47	2,96	3,45

Die Anpassung der Planaufträge verbessert demnach die relevanten Kennzahlen. Sofern Entscheidungen entlang der Lieferkette auf der Grundlage der ursprünglichen Planung getroffen werden, kann dies zu Verzerrungen führen, da die Planaufträge während der Neubefüllung des Auftragsbuches permanent geändert werden.

Abschließend wird die Sensitivität des Ansatzes in Bezug auf die Auftragsänderungen untersucht. Zu diesem Zweck wird eine Auftragsänderung mit einer Wahrscheinlichkeit von 5% simuliert, die mit der Wahrscheinlichkeit von 95% für die Simulation einer initialen Auftragsanfrage korrespondiert. Wie zuvor wird zufällig aus der Menge aller möglichen Aufträge O_{req} ein Auftrag o_{req} ausgewählt. Eine Auftragsänderung $o_{\text{req}} \in O_{\text{req}}$ wird einem bereits eingeplanten Auftrag o_{ein} mit dem gleichen Produktmodell p , dem gleichen Absatzmarkt j und dem gleichen Kunden zugeordnet ($o_{\text{ein_model}} = o_{\text{req_model}}$, $o_{\text{ein_area}} = o_{\text{req_area}}$ und $o_{\text{ein_cust}} = o_{\text{req_cust}}$). Das bedeutet, dass in einigen Fällen die gesamte Konfiguration $o_{\text{ein_conf}}$ in $o_{\text{req_conf}}$ geändert wird. In den Experimenten konnten alle Änderungswünsche akzeptiert werden und die Key Results Γ unterschieden sich nur marginal von den Werten ohne Berücksichtigung der Auftragsänderungen. Im Rahmen der Simulation wurden folgende Werte gemessen: $\gamma_{\omega_1,2} = 15,97$, $kr_{\omega_1,3} = 0,37$, $kr_{\omega_2,1} = 4,42$. Folglich können Änderungswünsche mit dem vorgestellten Ansatz analog zu initialen Auftragsanfragen behandelt werden.

5.4 Fazit der Evaluation

Die im Rahmen der Evaluation verwendeten Daten wiesen eine gewisse Divergenz aus. Die Heterogenität, die beispielsweise durch Effekte wie die COVID-19 Pandemie, Trends und Saisonalitäten sowie durch veränderte strategische Ausrichtungen entstanden sind, hatten lediglich einen signifikanten Einfluss auf die Antizipation der Einbauraten aller Merkmale. Durch intelligente, datenbasierte Verfahren konnten die beschriebenen Effekte bei der Vorhersage der Einbauraten berücksichtigt werden und qualitativ hochwertige Daten für den in dieser Arbeit beschriebenen Ansatz generiert werden. Wie die Sensitivitätsanalyse gezeigt hat, verhalten sich in diesem Kontext die entwickelten Verfahren stabil in Abhängigkeit der Eingangsparameter sowie in Abhängigkeit der randomisierten Startwerte (Seeds) zur Gewährleistung der Zufälligkeit. Somit haben die externen und internen Einflüsse nur einen marginalen Einfluss auf die Qualität der Ergebnisse.

Tabelle 5.12: Auswertung der Key Results Γ für die Bewertung des Ansatzes.

Ω	Γ	Anforderung	Messung	Ziel erreicht?
ω_1	$\gamma_{\omega_1,1}$	Steigerung um 2%	3,97%	✓
ω_1	$\gamma_{\omega_1,2}$	Reduzierung um 20%	34,63%	✓
ω_1	$\gamma_{\omega_1,3}$	Reduzierung um 25%	50,03%	✓
ω_1	$\gamma_{\omega_1,4}$	Reduzierung um 5%	13,31% u. 10,01% ³	✓
ω_1	$\gamma_{\omega_1,5}$	Reduzierung um 5%	5,25% ⁴	✓
ω_2	$\gamma_{\omega_2,1}$	Reduzierung um 20%	20,46%	✓
ω_2	$\gamma_{\omega_2,2}$	Erhöhung um maximal 0,5 s	-0,129 s	✓
ω_2	$\gamma_{\omega_2,3}$	Erhöhung um maximal 0,5 s	0,071 s	✓
ω_2	$\gamma_{\omega_2,4}$	Erhöhung um maximal 5,0 s	3,2 s	✓

Insgesamt hat die Auswertung gezeigt, dass das Konzept der Planaufträge Vorteile gegenüber dem herkömmlichen Slotting-Algorithmus aufweist. Obwohl die Rechenzeit aufgrund des komplexeren Algorithmus etwas höher in Bezug auf den Median und das 99%-Quantil ist, zeigen die quantitativen Ergebnisse, dass beide Objectives, sowohl ω_1 als auch ω_2 , bestätigt werden können. Die Tabelle 5.12 veranschaulicht den Vergleich der Ergebnisse zu den Anforderungen der Key Results Γ bezogen auf die Mittelwerte und deren 95%-Konfidenzintervalle der Messungen. Es gibt verschiedene Perspektiven, aus denen der Vorteil in Bezug auf die Flexibilität erklärt werden kann. Zum einen ermöglicht der Algorithmus die Änderung einer Auftragskonfiguration zu einem späteren Zeitpunkt, da die geplanten Aufträge von Beginn an in einer hinreichend hohen Qualität vorliegen und durch regelmäßige planmäßige Rekalibrierungen weniger Anpassungen hinsichtlich der Produktkonfiguration erforderlich sind. Das Risiko, einen Kunden- oder Händlerwunsch nicht erfüllen zu können, sinkt im Vergleich zum herkömmlichen Slotting-Algorithmus ohne eine permanente Optimierung des Gesamtsystems deutlich. Zum anderen ermöglicht das Verfahren die intelligente Verteilung und Konfiguration von Lagerbestellungen an Märkte oder Händler in Abhängigkeit von dem aktuellen Bestand und der Kundennachfrage. Erstens werden die Bestellungen auf der Grundlage von Datenerkenntnissen sowie von Kundennachfragen und nicht auf Grundlage des Instinktes der Händler konfiguriert. Zweitens können die Aufträge, die ursprünglich einem Händler mit überfülltem Lager zugewiesen wurden, auch noch zu einem späteren Zeitpunkt an einen anderen Händler mit leerem Lagerbestand geliefert werden. Dies führt zu einer enormen Erhöhung der Flexibilität bei der intelligenten Versorgung des Lagerbestandes.

3 Reduktion um 13,31% hinsichtlich der Sensitivitätsanalyse zu einer zufälligen Merkmalsplanung und Reduktion um 10,01% hinsichtlich der Sensitivitätsanalyse zu einem zufällig abgeleiteten planerischen Auftragsbuchszenario.

4 Absolute Reduktion um 5,25% aller Aufträge, da unter Berücksichtigung der Planaufträge keine Verschiebung hinsichtlich des Produktionsintervalls möglich ist.

Neben der Flexibilität ist die Stabilität essentiell, um den langfristigen Geschäftserfolg zu gewährleisten. Stabilität resultiert aus der Reduzierung von Turbulenzen und der Erhöhung der Robustheit. Alle Kennzahlen $\gamma_{\omega_1,1}$ - $\gamma_{\omega_1,5}$, die in Abschnitt 5.1 dargestellt werden, zeigen, dass die Anwendung der in dieser Arbeit beschriebenen Methode nach dem Paradigma der Planaufträge Vorteile gegenüber dem herkömmlichen Slotting-Ansatz aufweist. Um die Ergebnisse der Validierung zusammenzufassen, konnten die quantitativen Vorteile bestätigt werden. Auch wenn sich die Rechenzeit aufgrund der Komplexität bezogen auf die Antwortzeit im Median und hinsichtlich des 99%-Quantils marginal verschlechtert hat, konnte eine Erhöhung der Flexibilität sowie der Stabilität bewiesen werden.

Die Auswirkungen der verschiedenen Perspektiven hinsichtlich der Flexibilität und Stabilität auf das Gesamtsystem könnten durch eine Ablationsstudie⁵ eruiert werden. In diesem Zusammenhang könnte die Studie quantitative Einblicke und Klarheit über den Einfluss unterschiedlicher Faktoren sowie der am Gesamtsystem beteiligten Komponenten bringen. Im Kontext dieser Arbeit konnte auf Basis einer Sensitivitätsanalyse bewiesen werden, dass das System stabil gegenüber dem Rauschen der Eingangsparameter ist. Eine umfassende Ablationsstudie im Hinblick auf das Deaktivieren einzelner am Gesamtprozess beteiligter Module wurde im Rahmen der Arbeit nicht durchgeführt und bietet Potential für mögliche zukünftige Arbeiten.

Neben den quantitativen Vorteilen ergeben sich ebenso qualitative Vorteile durch das Konzept der Planaufträge:

- Eine bessere und frühere Vorhersage und Simulation von Materialbedarfen zur Analyse von Produktionsplänen und zur Vermeidung von Teileengpässen oder Störungen aufgrund von Unsicherheiten und Risiken.
- Eine Berücksichtigung von gewünschten Lieferterminen und eine intelligente Steuerung von Lagerbestellungen an Märkte durch einen einheitlichen Algorithmus im strategischen, taktischen und operativen Planungshorizont.
- Sicherstellung von Transparenz, Nachvollziehbarkeit, Stabilität, Flexibilität, Akzeptanz und Planungsqualität über die kompletten Prozesse einer variantenreichen Produktion.

Diese genannten qualitativen Punkte und die gemessenen quantitativen Ergebnisse machen das Konzept wertvoll für den operativen Einsatz in realen Anwendungsfällen, sowohl für die Kunden als auch für die Hersteller.

5 Ablationsstudien werden im Bereich der KI und des Maschinellen Lernens eingesetzt, um die jeweiligen Auswirkungen verschiedener Komponenten oder Faktoren innerhalb eines Modells oder Systems zu verstehen. Der Begriff ‘Ablation’ bezieht sich in der Regel auf das Entfernen oder die Deaktivierung einer Komponente oder Funktion, um deren Auswirkungen auf die Gesamtleistung des Systems zu beobachten [CH88].

Reflexion der Arbeit

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit bewertet. Die grundlegenden Funktionalitäten des entwickelten Ansatzes hinsichtlich eines datenbasierten Prozesses zur Steuerung der Auftrags- und Planungssysteme in der variantenreichen Serienproduktion unter Unsicherheit konnten bereits im vorangegangenen Kapitel 5 nachgewiesen werden. Zu klären ist, ob die in Kapitel 3 gestellten Anforderungen erfüllt werden können und die zentrale Forschungsfrage abschließend beantwortet werden kann. In diesem Zusammenhang wird die Erfüllung der fachlichen Anforderungen in Abschnitt 6.1 und die Beantwortung der aufgestellten Forschungsfrage sowie deren Teilfragen in Abschnitt 6.2 analysiert und bewertet.

6.1 Erfüllung der Anforderungen

Die an die Arbeit gestellten Anforderungen wurden bereits in Abschnitt 3.5 definiert. Abbildung 6.1 zeigt einen Überblick über den Grad der Schließung der Forschungslücke. Diesbezüglich werden die betrachteten Handlungsfelder, deren Literaturliefe bereits in Abschnitt 3.5 analysiert wurde, hinsichtlich einer signifikanten Schließung der Forschungslücke (\uparrow), einer bedingten Schließung der Forschungslücke (\nearrow) oder dem gleichbleibenden Grad der Forschungslücke (\rightarrow) bewertet. Zusätzlich werden nachfolgend die gestellten Anforderungen mit der in der vorliegenden Arbeit entwickelten Methoden und Algorithmen abgeglichen.

Erstellung einer Datenbasis unter Berücksichtigung der Merkmalsplanung, inklusive der Lösung des Cold-Start-Problems

Wie in Abschnitt 4.1 beschrieben werden für das Konzept unterschiedlichste Daten verwendet. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit konnte eine Datenbasis aufgebaut werden, die alle notwendigen Informationen verwaltet. Im Zusammenhang mit diversen studentischen Arbeiten konnten das Cold-Start-Problem und die blockweisen Anläufe, bezogen auf die Eigenschaftsplanung, hinreichend gelöst werden [Gla21]. Hinsichtlich der Qualität der Verwendung von Produktkonfigurationen aus dem Internet konnte ein Qualifizierungs-

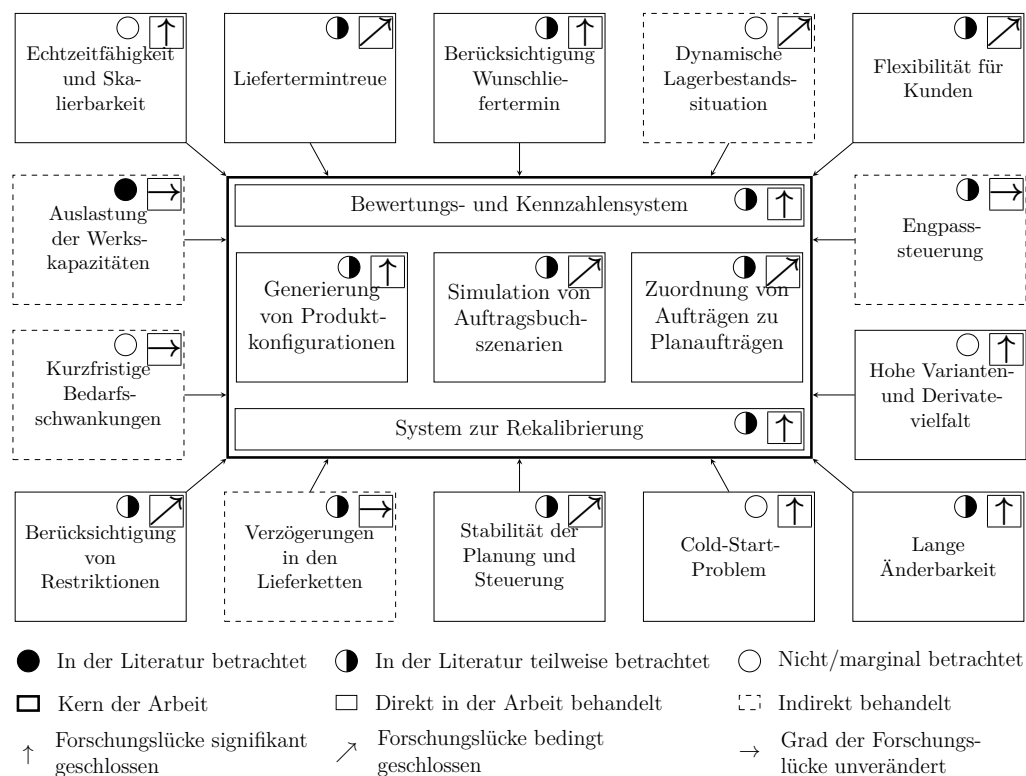


Abbildung 6.1: Darstellung des Grades der Schließung der Forschungslücke.

algorithmus genutzt werden, der in [Sip20] konzipiert und implementiert wurde. So konnte sichergestellt werden, dass im Rahmen der Evaluation alle notwendigen Daten in hinreichender Qualität verfügbar waren und das Gesamtsystem evaluiert werden konnte.

Generierung von baubaren und vollständig spezifizierten Produktkonfigurationen in adäquater Zeit für variantenreiche Produkte

Der Algorithmus muss in der Lage sein, Millionen von vollständig spezifizierten Produktkonfigurationen in hinreichender Qualität in adäquater Zeit zu erzeugen. Zu diesem Zweck wurde in Abschnitt 4.2 ein Konzept auf Basis graphischer Modelle entwickelt. In diesem Zusammenhang werden Bayes'sche Netze modelliert und auf der Grundlage verschiedener Datenquellen wie der Merkmalsplanung oder historischen Auftrags- und Internetkonfigurationen abgeleitet. Die Konfigurationsvorschläge können direkt durch Stichproben aus dem Netzwerk generiert werden. Für die Optimierung der Graphenstruktur wird ein Verfahren mit hierarchischem Korrelationsclustering und Reinforcement Learning eingesetzt, das vertriebliche und technische Abhängigkeiten berücksichtigt. Da das Verfahren mehrstufig ist und der größte Teil der Rechenzeit bei dem Aufbau der graphischen Struktur sowie für die Inferenz des Bayes'schen Netzes offline abläuft, können einzelne Konfigurationsvorschläge in < 2 ms erzeugt werden, was das Potential für die Anwendbarkeit in der Praxis verdeutlicht.

Bewertung der Produktkonfigurationen nach unterschiedlichen Bewertungskriterien wie Stabilität, Flexibilität oder Nachhaltigkeit

Wie in Abschnitt 4.3 beschrieben, wurde ein Konzept zur Bewertung der Produktkonfigurationen entwickelt. Die Bewertungen dienen dazu, unterschiedliche planerische Auftragsbuchszenarien hinsichtlich strategischer Entscheidungen zu steuern. Im Rahmen der Evaluation in Kapitel 5 konnte gezeigt werden, dass die Methode in Bezug auf die Bewertungskriterien sensitiv reagiert und die Qualität im Wesentlichen von einer qualitativ hochwertigen Bewertung abhängt. Die entwickelte Methode ist einerseits im Sinne der Maximierung der Einplanungsgüte mathematisch optimiert und andererseits bietet sie die Möglichkeit einer manuellen Nachjustierung bei entsprechender Verfolgung unternehmerischer Ziele.

Detektion einer Menge von merkmalsabhängigen Änderungsgrenzpunkten für die Steigerung der Flexibilität und die lange Änderbarkeit in der Abwicklung und Steuerung

Eine kurze Zeitspanne zwischen Auftragsanlage und Auslieferung eines Produktes ist ein wesentliches Entscheidungskriterium für den Kunden. Aus diesem Grund sind spätere Änderungen und flexible Änderungsgrenzpunkte unabdingbar im Hinblick auf die Erreichung dieses Zieles. In der vorliegenden Arbeit wurde diesbezüglich ein Konzept entwickelt und prototypisch umgesetzt, um auf Basis historischer Auftragsänderungen merkmalsabhängige Änderungsgrenzpunkte zu detektieren, siehe Abschnitt 4.3.2. Die Evaluation hat gezeigt, dass in der Praxis auch nach dem heutigen FP Auftragsänderungen vorgenommen werden können und daher merkmalsabhängige Änderungsgrenzpunkte in die operative Umsetzung integriert werden können, um die Flexibilität für den Kunden durch eine lange Änderbarkeit der Produkte zu gewährleisten.

Ableitung von virtuellen Einplanungsszenarien auf Basis unterschiedlicher Zielstellungen wie die Maximierung der Flexibilität unter der Voraussetzung der Erfüllung gegebenen Restriktionen und Vorgaben

Die Generierung von virtuellen Einplanungsszenarien ermöglicht die Vergleichbarkeit unterschiedlicher Produktionspläne und stärkt folglich strategische Unternehmensentscheidungen. Im Rahmen dieser Arbeit wurde ein Konzept zur Ableitung planerischer Auftragsbuchszenarien entwickelt, siehe Abschnitt 4.4. Das Problem wurde unter Verwendung eines zweistufigen Optimierungsalgorithmus gelöst und hinsichtlich eines gewichteten Bewertungsvektors maximiert. Die Validierung mit realen Daten der PAG hat gezeigt, dass mit dem gegebenen Ansatz planerische Auftragsbuchszenarien in hinreichender Qualität generiert werden können, vergleiche Abschnitt 5.3.4. Dies ermöglicht den Vergleich verschiedener strategischer Entscheidungen zur Sicherung des langfristigen Unternehmenserfolges, zur Ableitung von Materialbedarfen und zur Modifikation von Produktionsablaufplänen aufgrund von Ereignissen wie der veränderten Kundennachfrage oder den fehlenden

Produktionsressourcen. Die Methode ist daher vielversprechend für den praktischen Einsatz in operativ genutzten Planungs- und Auftragsabwicklungsprozessen.

Zuordnung von realen Auftragsbestellungen zu den virtuell eingeplanten Auftragskonfigurationen unter Einhaltung von Wunschlieferterminen

Die Berücksichtigung eines Wunschlieferdatums ist ebenfalls ein Differenzierungskriterium zur Sicherstellung des langfristigen Unternehmenserfolges. In Abschnitt 4.5 wurde ein Algorithmus entwickelt, der ausgehend von einem gewünschten Liefertermin im Zuge einer Rückwärtsterminierung den optimalen Produktionszeitbereich der jeweiligen Auftragsanfrage berechnet. Innerhalb dieses Zeitraumes bewertet der Zuordnungsprozess potentielle Planaufträge, die durch den Kundenauftrag oder durch eine intelligente Steuerung der Lageraufträge ersetzt werden sollen. Der Algorithmus kategorisiert die bereits eingeplanten Planaufträge nach verschiedenen Bewertungskriterien und wählt anhand dieser Kriterien den am besten geeigneten aus. Im Fall einer nicht erfolgreichen Terminierung oder eines nicht realisierbaren Auftragsbestandes werden schließlich die verbleibenden Planaufträge neu kalibriert. Im Rahmen der Evaluation und des Vergleiches zu dem konventionellen Slotting-Algorithmus konnten die aufgestellten Hypothesen zur Steigerung der Flexibilität und Stabilität bewiesen werden.

Ständige Überwachung und Rekalibrierung des gesamten Prozesses von der Generierung über die Einplanung bis zur Zuordnung in Echtzeit

Bereits in der Reflexion der vorherigen fachlichen Anforderung wurde Bezug auf die Rekalibrierung genommen. In dieser Arbeit wird zwischen einer planmäßigen und einer unplanmäßigen Rekalibrierung unterschieden. Während die unplanmäßige Rekalibrierung durchgeführt wird, wenn eine Auftragsanfrage im Rahmen der in Abschnitt 4.5 beschriebenen Zuordnungs-Terminologie nicht erfüllt werden kann, dient die planmäßige Rekalibrierung der regelmäßigen Anpassung des planerischen Auftragsbuches oder der Auflösung von Konflikten bei Auftragsänderungen. Durch die permanente Rekalibrierung und Optimierung des Systems in Echtzeit sinkt das Risiko, einen Kunden- oder Händlerwunsch nicht erfüllen zu können im Vergleich zu konventionellen Algorithmen aus dem Stand der Forschung deutlich.

Skalierbarkeit und Erfüllung der Echtzeitanforderungen unter Berücksichtigung der Berechnungskomplexität an das Konzept und die Umsetzung

In Abschnitt 5.3.5 wurden zahlreiche Key Results zur Messung der Rechenzeit festgelegt. Im Vergleich zu den konventionellen Ansätzen sind die in Kapitel 4 beschriebenen Ansätze hinsichtlich der Generierung von Konfigurationsvorschlägen, der Ableitung von planerischen Auftragsbuchszenarien und der Zuordnungslogik von realen zu planerischen Aufträgen komplexer, bieten

jedoch deutlich messbare Vorteile. Diese Vorteile konnten im Rahmen der Evaluation aus quantitativer Sicht in Bezug auf die Erhöhung der Stabilität und Flexibilität sowie aus qualitativer Sicht in Bezug auf die Transparenz, Nachvollziehbarkeit und die frühzeitige Ableitung des Materialbedarfes gezeigt werden. Eine Laufzeit von wenigen Millisekunden für die Generierung eines Konfigurationsvorschlages, eine Laufzeit von wenigen Sekunden für die Generierung eines planerischen Auftragsbuches zur Stärkung und Differenzierung strategischer Entscheidungen sowie eine Antwortzeit von $< 1,5$ s im Durchschnitt in Bezug auf eine Auftragsanfrage oder -änderung zeigen die Echtzeitfähigkeit des Systems, unter der Berücksichtigung realer Daten im praktischen Umfeld der Planung und Auftragssteuerung.

6.2 Beantwortung der Forschungsfrage

Das Forschungsziel der vorliegenden Arbeit ist erreicht, wenn die zentrale Forschungsfrage in vollem Umfang beantwortet werden kann. Ausgehend von der zentralen Forschungsfrage

“Wie wirkt sich der Einsatz von datenbasierten Methoden zur Steuerung der Planungs- und Abwicklungsprozesse in der variantenreichen Serienproduktion auf die Stabilität und Flexibilität des Auftragsmanagements von der Einplanung bis zur Allokation zu den Kundenaufträgen aus?”

wurden Teilforschungsfragen abgeleitet, die bereits in Kapitel 1 definiert wurden.

Wie wirkt sich der Einsatz von Verfahren der KI bei der Generierung von Produktkonfigurationen in der variantenreichen Serienproduktion aus?

Die Anwendung von probabilistischen graphischen Modellen findet beispielsweise bereits in der Industrie in den operativen Eigenschaftsplanungsprozessen bei VW Einsatz. Im Rahmen dieser Arbeit konnte gezeigt werden, dass Bayes'sche Netze modelliert und auf der Grundlage verschiedener Datenquellen wie der Merkmalsplanung oder historischen Auftrags- und Internetkonfigurationen abgeleitet werden können. Die Konfigurationsvorschläge können direkt durch Stichproben aus dem Netzwerk generiert werden. Im Rahmen des Strukturlernens der Bayes'schen Netze durch Algorithmen aus dem Bereich des RL konnte die Qualität der generierten Produktkonfigurationen signifikant erhöht werden. Der Einsatz graphischer Modelle wirkt sich ebenfalls positiv aus, da die Rechenzeit gegenüber in der Literatur beschriebenen Technologien deutlich reduziert wird und daher auch für den praktischen Einsatz in den operativen Systemen angewendet werden kann.

Wie können datenbasierte Verfahren bei der Bewertung von Produktkonfigurationen eingesetzt werden und welche Vorteile bieten diese?

Wie in der Evaluation gezeigt werden konnte, können Produktkonfigurationen hinsichtlich unterschiedlicher Bewertungskriterien hinreichend performant bewertet werden. Die Bewertung der Produktkonfigurationen bietet die Grundlage für die spätere Ableitung und Optimierung der planerischen Auftragsbuchszenarien. Dies gilt sowohl bei der initialen Einplanung zur Abwägung strategischer Entscheidungen und bei der Bewertung des Risikos als auch im Rahmen der Zuordnungslogik in Bezug auf die permanente Rekalibrierung und Optimierung des Gesamtsystems.

Welchen Mehrwert bietet die Ableitung differenzierter Szenarien zur Sicherstellung erfolgskritischer Faktoren, vor dem Hintergrund sich dynamisch ändernder marktseitiger Anforderungen und deren Auswirkungen auf die Kundenauftragssteuerung?

Durch den Einsatz datenbasierter Verfahren können in kurzer Zeit verschiedene Planungsszenarien abgebildet und maschinell miteinander verglichen werden. Zum einen ist somit eine Vergleichbarkeit und Transparenz über unterschiedliche strategische Entscheidungen gegeben und zum anderen können vertriebliche Marketingmaßnahmen gegenüber kapazitativen Restriktionen oder Werkseinschränkungen in nahezu Echtzeit abgewogen werden.

Welchen Einfluss haben datenbasierte Methoden und lernende Verfahren bei der Zuordnung von realen Aufträgen zu Planaufträgen in einem dynamischen Umfeld, unter Berücksichtigung einer permanenten Überwachung und Rekalibrierung des Systems, auf die Qualität des Konzeptes des Planauftrages?

Die in Kapitel 5 beschriebene Evaluation hat gezeigt, dass das Konzept der Planaufträge erhebliche Vorteile gegenüber den herkömmlichen Einplanungsalgorithmen aufweist. Obwohl die Rechenzeit aufgrund des komplexeren Algorithmus in Bezug auf den Median und das 99%-Quantil geringfügig höher ist, zeigen die quantitativen Ergebnisse, dass die Vorteile deutlich überwiegen, wie in Abschnitt 5.3.5 aufgezeigt wurde. Neben den quantitativen Vorteilen ergeben sich auch qualitative Vorteile durch das Konzept der Planaufträge, wie bereits in Abschnitt 1 beschrieben, was das in der Arbeit beschriebene Konzept wertvoll für den Einsatz in realen Anwendungsfällen macht, sowohl für die Kunden als auch für die Hersteller. Die in dieser Forschungsarbeit erarbeiteten Methoden steuern und optimieren permanent den Planungs- und Abwicklungsprozess. Basierend auf dem Abgleich aktueller Gegebenheiten, geänderter Umweltfaktoren, historischer Produktionsdurchläufe und Distributionszeiten sowie strategischer Unternehmensentscheidungen werden in diesem Zusammenhang Anomalien detektiert. Dieser rollierende Abgleich führt bei Bedarf zu einer Nachjustierung des Systems und zu einem Aufruf des jeweiligen Moduls über die beschriebene Prozesskette und bietet die Basis für die Rekalibrierungsschleifen für eine ständige Optimie-

rung der aktuellen Einplanung. In diesem Kontext wurde eine ständig die Einplanungsszenarien optimierende und aus der Vergangenheit lernende Methode zur Zuordnung von realen Aufträgen zu Planaufträgen sowie zur permanenten Überwachung und Rekalibrierung des Gesamtsystems realisiert.

Zusammenfassend wurde in der vorliegenden Arbeit eine Methode zur Steuerung der Planungs- und Abwicklungssysteme in der variantenreichen Serienproduktion entwickelt. Im Rahmen der Erstellung des Konzeptes wurden auf der Grundlage des Konzeptes Planauftrag die für den Einsatz relevanten Module gestaltet. In diesem Zusammenhang entstanden datenbasierte Ansätze für die Generierung von Konfigurationsvorschlägen, die Ableitung von planerischen Auftragsbuchszenarien und für die Zuordnungslogik von Planaufträgen zu realen Aufträgen. Diese wurden prototypisch implementiert und anhand eines realen Anwendungsbeispiels aus der variantenreichen Serienproduktion getestet, analysiert und bewertet. Die Ergebnisse der Evaluation zeigen über die Module hinweg und in Bezug auf das Gesamtsystem die Möglichkeit der praktischen Anwendbarkeit der entwickelten Systematik. Der Abschnitt 5.3.5 beschreibt die qualitative Verbesserung im Hinblick auf die Flexibilität für den Kunden und die Vertriebsorganisationen sowie in Bezug auf die Stabilität innerhalb der Auftragsmanagement- und Produktionsprozesse von der Einplanung bis zur Allokation zu den Kundenaufträgen und den damit verbundenen Herausforderungen einer unsicheren und sich ständig verändernden Welt. Somit kann auch die zentrale Forschungsfrage beantwortet und der Forschungsprozess dieser Arbeit abgeschlossen werden.

Zusammenfassung und Ausblick

Angesichts des voranschreitenden Trends hinsichtlich der Individualisierung und Personalisierung und des zunehmenden globalen Wettbewerbes müssen Unternehmen heutzutage flexibel agieren und gleichzeitig ihre Leistungsfähigkeit in Bezug auf eine Vielzahl von Faktoren aufrechterhalten. Ein hohes Maß an Innovationskraft und Anpassungsfähigkeit sind daher unverzichtbar. Neben der Einhaltung zugesagter Termine und dem Angebot einer hohen Flexibilität hinsichtlich der langen Änderungsmöglichkeiten für den Kunden, ist die Antizipation zukünftiger Kundenwünsche ein wesentlicher Indikator für den langfristigen Unternehmenserfolg. In der Planung und Abwicklung einer variantenreichen Serienproduktion entstehen bedingte Unsicherheiten aufgrund sich ständig ändernder Kundenanforderungen, globaler Beschaffungsmärkte oder interner Prozesse. Diese Unsicherheiten können beispielsweise Spezifikationsänderungen, inhomogene Lieferzeiten oder schwer vorhersehbare Vorgänge sein, was zu einer erhöhten Komplexität führt. Diese Komplexität wird verstärkt durch heterogene Aufträge und unvorhergesehene Turbulenzen entlang des gesamten Prozesses der Auftragsplanung und -abwicklung. Die dadurch entstehenden dynamischen Engpässe führen zu einem erheblichen Aufwand in der Planung und Steuerung sowie zu Schwierigkeiten bei der Einhaltung von Terminen, Durchlaufzeiten und Kostenzielen.

In Zusammenhang mit den genannten Herausforderungen wurde in dieser Arbeit ein integrierter und datenbasierter Prozess zur Steuerung der Planungs- und Abwicklungssysteme entwickelt, der sich mit den Herausforderungen der variantenreichen Serienproduktion unter Unsicherheit befasst. Der Prozess wurde prototypisch umgesetzt und evaluiert, um die Auftrags- und Planungssysteme effektiver steuern zu können. Der in der Arbeit konzipierte Ansatz fußt auf dem Konzept des Planauftrages von der Generierung von potentiellen Produktkonfigurationen über die Erzeugung von planerischen Auftragsbuchszenarien bis hin zu der Zuordnung von realen Kunden- und Händleraufträgen, unter Berücksichtigung des Wunschliefertermines und einer permanenten Rekalibrierung des Gesamtsystems über alle Prozessschritte hinweg.

Das Konzept der Planaufträge folgt dem Paradigma, ein Auftragsbuch durch eine Kombination aus realen Aufträgen und prognostizierten virtuellen Aufträgen auf der Grundlage von Prädiktionsanalysen zu erstellen und den Materialbedarf auf Basis der enthaltenen Aufträge abzuleiten. Die entwickelte Methode, die in diesem Beitrag beschrieben wird, vergleicht permanent den Gesamtbedarf an Merkmalen mit der Verfügbarkeit dieser Merkmale und den Einschränkungen zwischen den Merkmalen. Dieses Vorgehen trägt dazu bei, dass sowohl die Ableitung als auch die Bestellung von Materialien verbessert und der Bestand auf intelligente Weise verwaltet wird, während Materialengpässe oder Störungen aufgrund von Unsicherheiten und Risiken reduziert werden. Im Vergleich zu konventionellen Technologien bietet das Konzept der Planaufträge eine umfangreiche Liste von Vorteilen. Neben dem Vorteil, dieselben Methoden und Algorithmen im strategischen, taktischen und operativen Programmplanungshorizont verwenden und eine durchgängige Auftragspipeline implementieren zu können, können alternative planerische Auftragsbuchszszenarien bewertet und verglichen werden. In diesem Zusammenhang können verschiedene Einplanungszenarien samt der virtuellen Plan-, Händler- und Kundenaufträge im Produktionsnetzwerk sehr schnell gegenübergestellt werden, um den Materialbedarf zu prognostizieren und strategische Entscheidungen zu stärken. Darüber hinaus kann das Konzept dazu beitragen, Dateninkonsistenzen möglichst frühzeitig zu erkennen sowie Auftragssequenzierungen und Auftragskonfigurationen zu analysieren, um einzelne von einem Risikoeintritt betroffene Aufträge zu verfolgen. Diese Vorgehensweise ermöglicht eine umfassende Risikobewertung. Zusammenfassend kann das Konzept der Planaufträge als Benchmark in Bezug auf Flexibilität, Stabilität, Transparenz und Nachvollziehbarkeit in der variantenreichen Produktion angesehen werden.

In Abgrenzung zu den derzeit in der Literatur beschriebenen Konzepten bestand das Ziel der vorliegenden Arbeit darin, zusätzliche Einflussfaktoren in den Prozess der Planung und Abwicklung zu integrieren. Dazu zählen unter anderem die dynamische Bestandssituation, die Termintreue, die Rückwärtsterminierung sowie die Berücksichtigung der strategischen Ausrichtung zukünftiger Unternehmensentscheidungen. Diese Erweiterungen wurden im Rahmen der Arbeit vorgenommen und umgesetzt. In diesem Zusammenhang konnte gezeigt werden, dass die Konzepte in realen Anwendungen aus der variantenreichen Produktion im betrieblichen Einsatz genutzt werden können und die Anforderungen an qualitäts- und rechenintensive Prozesse erfüllt werden. Zu diesem Zweck wurden reale Daten der Dr. Ing. h.c. F. Porsche AG verwendet, um die beschriebenen Konzepte an einem praktischen Beispiel erfolgreich zu validieren. Im Verlauf des wissenschaftlichen Forschungsprozesses und der praxisorientierten Anwendung wurde ein Bedarf für die Weiterentwicklung sowie die Notwendigkeit für weitere Forschungsarbeiten auf dem Gebiet der Steuerung der Planungs- und Abwicklungsprozesse in der variantenreichen Serienproduktion identifiziert.

Zunächst lässt sich feststellen, dass der entwickelte Ansatz sämtliche funktionale Anforderungen erfüllt, die in dieser Arbeit beschrieben wurden, und somit eine umfassende Beantwortung der Forschungsfrage ermöglicht. Im

Zusammenhang mit der Evaluation der Skalierbarkeit und Anwendbarkeit hinsichtlich der Rechenzeit und Echtzeitfähigkeit des Systems ist es wertvoll, die entworfene Methode auf Grundlage weiterer realer Anwendungsbeispiele zu validieren. Diese Erweiterung der Validierung kann sich einerseits auf andere Branchen mit einem hohen Individualisierungsgrad wie beispielsweise der Flugzeugindustrie oder bei der Planung von Nutzfahrzeugen, aber auch auf eine Ausdehnung der Testfälle durch eine Erhöhung der Datenmenge stützen. Einige fortführende Anwendungsfelder wie die intelligente Steuerung der Planaufträge am Änderungsgrenzpunkt oder die Ergänzung weiterer Daten hinsichtlich der Routenberechnung wurden bereits im Rahmen des Konzept- und Evaluierungsteiles der Arbeit genannt.

Des Weiteren könnten die Optimierungsprobleme in weiteren Forschungsarbeiten tiefer analysiert werden. Die Umformung der beschriebenen Integer Programming oder Constraint Programming Probleme in Linear Programming Probleme durch lineare Relaxation könnte die Laufzeit der Implementierung senken. Eine Erweiterung der in dieser Arbeit beschriebenen Logik durch zusätzliche Nebenbedingungen zur Ableitung der Feinsequenzierung für die Werke oder zur Steuerung unterschiedlicher distributionsorientierter und bedarfsorientierter Sichten ist möglich und bietet das Potential für weitere Forschungen im Rahmen möglicher zukünftiger Arbeiten. Aufgrund der großen Bandbreite des Anwendungsbereiches konnten in der vorliegenden Arbeit nicht alle genannten Themen hinsichtlich einer Erweiterbarkeit des Ansatzes im Detail eruiert werden.

Darüber hinaus besteht bei konzeptionell-fachlichen Themen weiterer Bedarf an spezifischeren Untersuchungen. Neben der Verbesserung der kundenorientierten Logik durch die Verwendung weiterer Informationen aus der Logistik, den Werken sowie dem Bedarfs- und Kapazitätsmanagement in einer intelligenteren und automatisierten Weise, kann eine monetäre Bewertung des beschriebenen Konzeptes durchgeführt werden, um den Kompromiss zwischen der Erfüllung der Marktnachfrage und der Einhaltung strategischer Entscheidungen wie der Einführung nachhaltiger, stabiler und flexibler Produktionsprozesse zu beleuchten.

Literaturverzeichnis

- [AF11] AGRICOLA, Ilka ; FRIEDRICH, Thomas: *Elementargeometrie: Fachwissen für Studium und Mathematikunterricht*. 3. Wiesbaden : Vieweg+Teubner, 2011. – ISBN 978-3-8348-9826-5
- [Ald09] ALDINGER, Lars: *Methode zur strategischen Leistungsplanung in wandlungsfähigen Produktionsstrukturen des Mittelstandes*. Heimsheim : Jost-Jetter, 2009 (IPA-IAO-Forschung und Praxis 491). – ISBN 978-3-939890-52-2. – Stuttgart, Universität, Dissertation, 2009
- [APMC11] ALEXOPOULOS, Kosmas ; PAPAKOSTAS, Nikolaos ; MOURTZIS, Dimitris ; CHRYSOLOURIS, George: A method for comparing flexibility performance for the lifecycle of manufacturing systems under capacity planning constraints. In: *International Journal of Production Research* 49 (2011), 06, Nr. 11, S. 3307–3317. <http://dx.doi.org/10.1080/00207543.2010.482566>. – DOI 10.1080/00207543.2010.482566
- [App19] APPLE INC.: *MacBook Pro(16 inch, 2019): Technical Specifications*. https://support.apple.com/kb/SP809?viewlocale=en_US&locale=en_US. Version: 2019, Abruf: 25.10.2022
- [Bac16] BACKHAUS, Klaus: *Multivariate Analysemethoden: Eine anwendungsorientierte Einführung*. 14. Berlin, Heidelberg : Springer Gabler, 2016. – ISBN 978-3-662-46076-4
- [Bau17] BAUERNHANSL, Thomas: Die Vierte Industrielle Revolution – Der Weg in ein wertschaffendes Produktionsparadigma. Version: 2017. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-662-53254-6_1. In: VOGEL-HEUSER, Birgit (Hrsg.) ; BAUERNHANSL, Thomas (Hrsg.) ; HOMPEL, Michael ten (Hrsg.): *Handbuch Industrie 4.0 Bd.* Berlin, Heidelberg : Springer, 2017. – DOI 10.1007/978-3-662-53254-6_1. – ISBN 978-3-662-53254-6, S. 1–31

- [BBF⁺17] BUERGIN, Jens ; BEISECKER, Julian ; FISCHER, Sebastian ; GEIER, Bettina ; TUTSCH, Hansjoerg ; MERCAMP, Stefan ; LANZA, Gisela: Generation of Planned Orders and their Matching with Customer Orders in Multi-variant Series Production. In: *Procedia CIRP* 61 (2017), S. 499–504. <http://dx.doi.org/10.1016/j.procir.2016.11.159>. – DOI 10.1016/j.procir.2016.11.159
- [BC06] BALDWIN, Carliss Y. ; CLARK, Kim B.: Modularity in the Design of Complex Engineering Systems. Version: 2006. http://dx.doi.org/10.1007/3-540-32834-3_9. In: BRAHA, Dan (Hrsg.) ; MINAI, Ali A. (Hrsg.) ; BAR-YAM, Yaneer (Hrsg.): *Complex Engineered Systems: Science Meets Technology*. Berlin, Heidelberg : Springer, 2006. – DOI 10.1007/3-540-32834-3_9. – ISBN 978-3-540-32834-6, S. 175–205
- [BDEW05] BITZ, Michael ; DOMSCH, Michel ; EWERT, Ralf ; WAGNER, Franz W.: *Vahlens Kompendium der Betriebswirtschaftslehre*. Bd. 1. 5. München : Vahlen, 2005. – ISBN 978-3-8006-3134-6
- [Bea21] BEAUSSART, Adrien: *Elements leading to successful implementations of Objectives and Key Results (OKR) goal-setting systems*. Louvain-la-Neuve, UCL, Masterarbeit, 2021. <http://hdl.handle.net/2078.1/thesis:31402>, Abruf: 13.10.2022
- [Bec07] BECKER, Helmut: *Auf Crashkurs: Automobilindustrie im globalen Verdrängungswettbewerb*. 2. Berlin, Heidelberg : Springer, 2007. – ISBN 978-3-540-37351-3
- [BFS07a] BOYSEN, Nils ; FLIEDNER, Malte ; SCHOLL, Armin: A classification of assembly line balancing problems. In: *European Journal of Operational Research* 183 (2007), Nr. 2, S. 674–693. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2006.10.010>. – DOI 10.1016/j.ejor.2006.10.010
- [BFS07b] BOYSEN, Nils ; FLIEDNER, Malte ; SCHOLL, Armin: Produktionsplanung bei Variantenfließfertigung: Planungshierarchie und Hierarchische Planung. In: *Journal of Business Economics* 77 (2007), Nr. 7, S. 759–793. <http://dx.doi.org/10.1007/s11573-007-0058-8>. – DOI 10.1007/s11573-007-0058-8
- [BHH⁺19] BUERGIN, Jens ; HAMMERSCHMIDT, Andreas ; HAO, Han ; KRAMER, Sergej ; TUTSCH, Hansjoerg ; LANZA, Gisela: Robust order planning with planned orders for multi-variant series production in a production network. In: *International Journal of Production Economics* 210 (2019), S. 107–119. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.01.013>. – DOI 10.1016/j.ijpe.2019.01.013

- [BHNH16] BISCHOFF (HRSG.), Jürgen ; NYHUIS, Peter ; LÜBKE-MANN, Jens ; HILLMANN, Mark: Fabriken im Wandel: Gestaltungsprinzipien der Veränderungsfähigkeit und ihre Vorteile für Produktionsunternehmen. Version: 2016. https://www.agiplan.de/wp-content/uploads/2019/05/Fabriken_im_Wandel_2016.pdf, Abruf: 16.05.2021. agiplan GmbH, 2016. – Forschungsbericht
- [BHVH14] BAUERNHANSL, Thomas ; HOMPEL, Michael ten ; VOGELHEUSER, Birgit: *Industrie 4.0 in Produktion, Automatisierung und Logistik: Anwendung · Technologien · Migration*. 1. Wiesbaden : Springer Vieweg, 2014. – ISBN 978-3-658-04681-1
- [BK12] BUCHHOLZ, Ulrike ; KNORRE, Susanne: *Interne Unternehmenskommunikation in resilienten Organisationen*. 1. Berlin, Heidelberg : Springer, 2012. – ISBN 978-3-642-30723-2
- [BM03] BARTO, Andrew G. ; MAHADEVAN, Sridhar: Recent Advances in Hierarchical Reinforcement Learning. In: *Discrete Event Dynamic Systems* 13 (2003), Nr. 1-2, S. 41–77. <http://dx.doi.org/10.1023/A:1025696116075>. – DOI 10.1023/A:1025696116075
- [BM04] BRABAZON, Philip G. ; MACCARTHY, Bart: Virtual-Build-to-Order as a Mass Customization Order Fulfilment Model. In: *Concurrent Engineering* 12 (2004), Nr. 2, S. 155–165. <http://dx.doi.org/10.1177/1063293X04044379>. – DOI 10.1177/1063293X04044379
- [BM06] BRABAZON, Philip G. ; MACCARTHY, Bart: Fundamental behaviour of virtual-build-to-order systems. In: *International Journal of Production Economics* 104 (2006), Nr. 2, S. 514–524. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2006.02.007>. – DOI 10.1016/j.ijpe.2006.02.007
- [BM10] BRABAZON, Philip G. ; MACCARTHY, Bart L.: On Markovian approximations for virtual-build-to-order systems. In: *Journal of the Operational Research Society* 61 (2010), Nr. 10, S. 1471–1484. <http://dx.doi.org/10.1057/jors.2009.103>. – DOI 10.1057/jors.2009.103
- [BM17] BRABAZON, Philip G. ; MACCARTHY, Bart L.: The automotive Order-to-Delivery process: How should it be configured for different markets? In: *European Journal of Operational Research* 263 (2017), Nr. 1, S. 142–157. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2017.04.017>. – DOI 10.1016/j.ejor.2017.04.017

- [BMWH10] BRABAZON, Philip G. ; MACCARTHY, Bart ; WOODCOCK, Andrew ; HAWKINS, Robert W.: Mass Customization in the Automotive Industry: Comparing Interdealer Trading and Reconfiguration Flexibilities in Order Fulfillment. In: *Production and Operations Management* 19 (2010), Nr. 5, S. 489–502. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1937-5956.2010.01132.x>. – DOI 10.1111/j.1937-5956.2010.01132.x
- [BNZX17] BEIER, Grischa ; NIEHOFF, Silke ; ZIEMS, Tilla ; XUE, Bing: Sustainability aspects of a digitalized industry—A comparative study from China and Germany. In: *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology* 4 (2017), Nr. 2, S. 227–234. <http://dx.doi.org/10.1007/s40684-017-0028-8>. – DOI 10.1007/s40684-017-0028-8
- [Bol03] BOLAT, Ahmet: A mathematical model for selecting mixed models with due dates. In: *International Journal of Production Research* 41 (2003), Nr. 5, S. 897–918. <http://dx.doi.org/10.1080/00207540210163892>. – DOI 10.1080/00207540210163892
- [Bre01] BREIMAN, Leo: Random Forests. In: *Machine Learning* 45 (2001), Nr. 1, S. 5–32. <http://dx.doi.org/10.1023/A:1010950718922>. – DOI 10.1023/A:1010950718922
- [BSD⁺21] BURGGRÄF, Peter ; SCHUH, Günther ; DANNAPFEL, Matthias ; FUCHS, Sascha ; RODERBURG, Andreas ; SCHLOSSER, Ralf ; TÖNISSEN, Stefan: Produktionsprozessplanung. Version: 2021. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-662-61969-8_4. In: BURGGRÄF, Peter (Hrsg.) ; SCHUH, Günther (Hrsg.): *Fabrikplanung: Handbuch Produktion und Management 4*. Berlin, Heidelberg : Springer, 2021. – DOI 10.1007/978-3-662-61969-8_4. – ISBN 978-3-662-61969-8, S. 165–223
- [BSJ94] BARD, Jonathan F. ; SHTUB, Avraham ; JOSHI, Sanjay B.: Sequencing mixed-model assembly lines to level parts usage and minimize line length. In: *International Journal of Production Research* 32 (1994), Nr. 10, S. 2431–2454. <http://dx.doi.org/10.1080/00207549408957076>. – DOI 10.1080/00207549408957076
- [BW00] BAUMGARTEN, Helmut ; WALTER, Stefan: *Trends und Strategien in der Logistik 2000+ : Eine Untersuchung der Logistik in Industrie, Handel, Logistik-Dienstleistung und anderen Dienstleistungsunternehmen*. 2., unveränd. Aufl. Berlin : Technische Universität Fakultät VIII, Wirtschaft und Management, 2000. – ISBN 978-3-928-91849-7

- [Bü18] BÜRGIN, Jens: *Robuste Auftragsplanung in Produktionsnetzwerken – Mittelfristige Planung der variantenreichen Serienproduktion unter Unsicherheit der Kundenauftragskonfigurationen*. Düren : Shaker Verlag, 2018 (Forschungsberichte aus dem wbk Institut für Produktionstechnik, Karlsruher Institut für Technologie (KIT) 218). <http://dx.doi.org/10.5445/IR/1000085890>. <http://dx.doi.org/10.5445/IR/1000085890>. – ISBN 978-3-8440-6237-3. – Karlsruhe, KIT, Dissertation, 2018
- [CCZ⁺14] CONFORTI, Michele ; CORNUÉJOLS, Gérard ; ZAMBELLI, Giacomo u. a.: *Integer programming*. Bd. 271. 1. Cham : Springer, 2014. – ISBN 978-3-319-11008-0
- [CGLCP⁺17] CABRERA-GUERRERO, Guillermo ; LAGOS, Carolina ; CASTAÑEDA P, Carolina ; JOHNSON PAREJAS, Franklin ; PAREDES, Fernando ; CABRERA, Enrique: Parameter Tuning for Local-Search-Based Matheuristic Methods. In: *Complexity* 2017 (2017), 12, S. 1–15. <http://dx.doi.org/10.1155/2017/1702506>. – DOI 10.1155/2017/1702506
- [CH88] COHEN, Paul ; HOWE, Adele: How Evaluation Guides AI Research: The Message Still Counts More than the Medium. In: *AI Magazine* 9 (1988), 01, Nr. 4, S. 35–43. <http://dx.doi.org/10.1609/aimag.v9i4.952>. – DOI 10.1609/aimag.v9i4.952
- [CH14] CHEN, Rong-Chang ; HUNG, Pei-Hsuan: Multiobjective Order Assignment Optimization in a Global Multiple-Factory Environment. In: *Mathematical Problems in Engineering* 2014 (2014), 06, Nr. 1, S. 1–14. <http://dx.doi.org/10.1155/2014/673209>. – DOI 10.1155/2014/673209
- [Che20] CHEHREGHANI, Morteza H.: Hierarchical Correlation Clustering and Tree Preserving Embedding. In: *Computing Research Repository (CoRR)* (2020). <http://dx.doi.org/10.48550/arXiv.2002.07756>. – DOI 10.48550/arXiv.2002.07756
- [CMH04] CHICKERING, David ; MEEK, Christopher ; HECKERMAN, David: Large-Sample Learning of Bayesian Networks is NP-Hard. In: *Journal of Machine Learning Research* 5 (2004), Nr. 1, S. 1287—1330. <http://dx.doi.org/10.5555/1005332.1044703>. – DOI 10.5555/1005332.1044703

- [CMT⁺15] CIUFFO, Biagio ; MAROTTA, Alessandro ; TUTUIANU, Monica ; ANAGNOSTOPOULOS, Konstantinos ; FONTARAS, Georgios ; PAVLOVIC, Jelica ; SERRA, Simone ; TSIKMAKIS, Stefanos ; ZACHAROF, Nikiforos: Development of the Worldwide Harmonized Test Procedure for Light-Duty Vehicles. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 2503 (2015), 08, S. 110–118. <http://dx.doi.org/10.3141/2503-12>. – DOI 10.3141/2503-12
- [Cog04] COGGAN, Melanie: *Exploration and exploitation in reinforcement learning*. Montreal, Quebec, Kanada, McGill University, Diplomarbeit, 2004. https://neuro.bstu.by/ai/To-dom/My_research/Papers-2.1-done/RL/0/FinalReport.pdf, Abruf: 18.12.2022
- [CPRG18] CANNAS, Violetta G. ; PERO, Margherita ; ROSSI, Tommaso ; GOSLING, Jonathan: Integrate Customer Order Decoupling Point and Mass Customisation Concepts: A Literature Review. In: HANKAMMER, Stephan (Hrsg.) ; NIELSEN, Kjeld (Hrsg.) ; PILLER, Frank T. (Hrsg.) ; SCHUH, Günther (Hrsg.) ; WANG, Ning (Hrsg.): *Customization 4.0: Proceedings of the 9th World Mass Customization & Personalization Conference (MCPC)*, Springer International Publishing AG, 2018. – ISBN 978-3-319-77556-2, S. 495–517. – Konferenz: Aachen, 20.11.2017 - 21.11.2017
- [Cra04] CRAMER, Harald: *Random Variables and Probability Distributions*. Cambridge, Massachusetts, USA : Cambridge University Press, 2004 (Cambridge Tracts in Mathematics 36). – ISBN 978-0-521-60486-4
- [Cre18] CRESWELL, John W.: *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches A framework for design*. 5. Thousand Oaks, USA : Sage Publications Inc., 2018. – ISBN 978-1-5063-8670-6
- [Cze20] CZERNIAK, Frederic: *Kausalanalyse von Performance-Indikatoren innerhalb des Kunde-Kunde-Prozesses der Porsche AG*. Gießen, TH Mittelhessen, Masterarbeit, 2020
- [DGG15] DÖRMER, Jan ; GÜNTHER, Hans-Otto ; GUJJULA, Rico: Master production scheduling and sequencing at mixed-model assembly lines in the automotive industry. In: *Flexible Services and Manufacturing Journal* 27 (2015), Nr. 1, S. 1–29. <http://dx.doi.org/10.1007/s10696-013-9173-8>. – DOI 10.1007/s10696-013-9173-8

- [DH22] DUERR, Simon ; HORNING, Robin: *Vernetzte Planung, Intelligente Fertigung*. <https://www.industrial-production.de/software/vernetzte-planung---intelligente-fertigung.htm>.
Version: 2022, Abruf: 25.10.2022. – Fachzeitschrift: Industrial Production
- [Die00] DIETTERICH, Thomas G.: Hierarchical Reinforcement Learning with the MAXQ Value Function Decomposition. In: *Journal of Artificial Intelligence Research* 13 (2000), S. 227–303. <http://dx.doi.org/10.1613/jair.639>. – DOI 10.1613/jair.639
- [DK10] DANNEWALD, Till ; KREIS, Henning: Ist der Zusammenhang zwischen Kundenzufriedenheit und Unternehmenserfolg quantifizierbar? In: RENDTEL, Ulrich (Hrsg.) ; SCHIRMBACHER, Peter (Hrsg.) ; KAO, Odej (Hrsg.) ; LESENER, Wolf F. (Hrsg.) ; MINKENBERG, Ralf (Hrsg.): *Beiträge der 14. Konferenz der SAS-Anwender in Forschung und Entwicklung (KSFE)*, 2010. – ISBN 978–3–8322–9324–6, S. 57–68. – Konferenz: Berlin, 25.02.2010 - 26.02.2010
- [DLC⁺22] DÜRR, Simon ; LAMPRECHT, Raphael ; COLANGELO, Eduardo ; FRIES, Christian ; WIENDAHL, Hans-Hermann ; HUBER, Marco F.: A Data-Driven Approach to Generate Planned Order Book Scenarios in Multi-Variant Production. In: *Procedia CIRP* 107 (2022), S. 71–76. <http://dx.doi.org/10.1016/j.procir.2022.04.012>. – DOI 10.1016/j.procir.2022.04.012. – Leading manufacturing systems transformation – Proceedings of the 55th CIRP Conference on Manufacturing Systems 2022
- [DLK⁺21] DÜRR, Simon ; LAMPRECHT, Raphael ; KAUFFMANN, Matthias ; WINTER, Jörg ; ALEXU, Heinz ; HUBER, Marco: Development of an Integrated Data-Driven Process to Handle Uncertainties in Multi-Variant Production and Logistics: A Survey. In: WEISSGRAEBER, Philipp (Hrsg.) ; HEIECK, Frieder (Hrsg.) ; ACKERMANN, Clemens (Hrsg.): *Advances in Automotive Production Technology – Theory and Application*. Wiesbaden : Springer Vieweg, 2021 (ARENA2036). – ISBN 978–3–662–62961–1, S. 486–494. – Konferenz: Stuttgart, 09.11.2020 - 10.11.2020
- [DLKH21] DÜRR, Simon ; LAMPRECHT, Raphael ; KAUFFMANN, Matthias ; HUBER, Marco F.: Reinforcement Learning based Optimization of Bayesian Networks for Generating Feasible Vehicle Configuration Suggestions. In: *Proceedings of the IEEE 17th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, 2021. – ISBN 978–1–6654–1872–0, S. 16–22. – Konferenz: Lyon, Frankreich, 23.08.2021 - 27.08.2021

- [Dör13] DÖRMER, Jan: *Produktionsprogrammplanung bei variantenreicher Fließproduktion*. 1. Wiesbaden : Springer Gabler Wiesbaden, 2013. – ISBN 978-3-658-02091-0
- [Dr.21] DR. ING. H.C. F. PORSCHE AG: *Porsche Geschäfts- und Nachhaltigkeitsbericht 2021*. <https://newsroom.porsche.com/dam/jcr:0ae068e7-c439-4d55-87de-294f908b5402/Annual\%20and\%20Sustainability\%20Report\%202021\%20Porsche\%20AG.pdf>. Version: 2021, Abruf: 25.01.2023
- [DSB⁺22] DÜRR, Simon ; SILBERNAGEL, Rainer ; BARTSCH, Hannah ; STEIER, Gwen L. ; HUBER, Marco F. ; LANZA, Gisela: A Data-Driven Approach for Option-Specific Order Freeze Points in Mass-Customized Production. Version: 2022. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-90700-6_70. In: ANDERSEN, Ann-Louise (Hrsg.) ; ANDERSEN, Rasmus (Hrsg.) ; BRUNOE, Thomas D. (Hrsg.) ; LARSEN, Maria Stoettrup S. (Hrsg.) ; NIELSEN, Kjeld (Hrsg.) ; NAPOLEONE, Alessia (Hrsg.) ; KJELDGAARD, Stefan (Hrsg.): *Towards Sustainable Customization: Bridging Smart Products and Manufacturing Systems*. Cham : Springer International Publishing, 2022. – DOI 10.1007/978-3-030-90700-6_70. – ISBN 978-3-030-90700-6, S. 620–627. – Konferenz: Aalborg, Dänemark, 01.11.2021 - 02.11.2021
- [Emm13] EMMONS, Hamilton: *Flow Shop Scheduling: Theoretical Results, Algorithms, and Applications*. Bd. 182. 1. Boston, USA : Springer, 2013. – ISBN 978-1-4614-5152-5
- [FH19] FEURER, Matthias ; HUTTER, Frank: Hyperparameter Optimization. Version: 2019. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-05318-5_1. In: HUTTER, Frank (Hrsg.) ; KOTTHOFF, Lars (Hrsg.) ; VANSCHOREN, Joaquin (Hrsg.): *Automated Machine Learning: Methods, Systems, Challenges*. Cham : Springer International Publishing, 2019. – DOI 10.1007/978-3-030-05318-5_1. – ISBN 978-3-030-05318-5, S. 3–33
- [FPBP17] FELICIO, Cricia ; PAIXÃO, Klérisson ; BARCELOS, Célia ; PREUX, Philippe: A Multi-Armed Bandit Model Selection for Cold-Start User Recommendation. In: *Proceedings of the 25th Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization*, 2017. – ISBN 978-1-4503-4635-1, S. 32–40. – Konferenz: Bratislava, Slovaeki, 09.07.2017 - 12.07.2017
- [Fri01] FRIEDMAN, Jerome H.: Greedy function approximation: A gradient boosting machine. In: *The Annals of Statistics* 29 (2001), Nr. 5, S. 1189 – 1232. <http://dx.doi.org/10.1214/aos/1013203451>. – DOI 10.1214/aos/1013203451

- [FRR11] FENG, Keli ; RAO, Uday S. ; RATURI, Amitabh: Setting planned orders in master production scheduling under demand uncertainty. In: *International Journal of Production Research* 49 (2011), Nr. 13, S. 4007–4025. <http://dx.doi.org/10.1080/00207543.2010.495955>. – DOI 10.1080/00207543.2010.495955
- [GBKD04] GEBHARDT, Jörg ; BORGELT, Christian ; KRUSE, Rudolf ; DETMER, Heinz: Knowledge Revision in Markov Networks. In: *Mathware & Soft Computing* 11 (2004), Nr. 2-3, S. 93–107. – ISSN 1134–5632
- [GDM03] GEBHARDT, Jörg ; DETMER, Heinz ; MADSEN, Anders L.: Predicting parts demand in the automotive industry—an application of probabilistic graphical models. In: *Proceedings of the 19th Conference in Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI), Bayesian Modelling Applications Workshop*, 2003. – Konferenz: Acapulco, Mexico, 07.08.2003 - 10.08.2003
- [GFA11] GRAMANI, Maria Cristina N. ; FRANÇA, Paulo M. ; ARENALES, Marcos N.: A linear optimization approach to the combined production planning model. In: *Journal of the Franklin Institute* 348 (2011), Nr. 7, S. 1523–1536. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jfranklin.2010.05.010>. – DOI 10.1016/j.jfranklin.2010.05.010. – Special issue on Modeling, Simulation and Applied Optimization
- [GG18] GUPTA, Sugandha ; GOEL, Shivani: Handling User Cold Start Problem in Recommender Systems Using Fuzzy Clustering. Version: 2018. http://dx.doi.org/10.1007/978-981-10-3920-1_15. In: MISHRA, Durgesh K. (Hrsg.) ; NAYAK, Malaya K. (Hrsg.) ; JOSHI, Amit (Hrsg.): *Information and Communication Technology for Sustainable Development* Bd. 10. Singapore : Springer Singapore, 2018. – DOI 10.1007/978-981-10-3920-1_15. – ISBN 978-981-10-3919-5, S. 143–151. – Konferenz: Goa, Indien, 01.07.2016 - 02.07.2016
- [GH07] GEHR, Frank ; HELLINGRATH, Bernd: *Logistik in der Automobilindustrie: Innovatives Supply Chain Management für wettbewerbsfähige Zulieferstrukturen*. 1. Berlin, Heidelberg : Springer, 2007. – ISBN 978-3-540-14045-0
- [GK05] GEBHARDT, Jörg ; KRUSE, Rudolf: Knowledge-Based Operations for Graphical Models in Planning. Version: 2005. http://dx.doi.org/10.1007/11518655_2. In: GODO, Lluís (Hrsg.): *Symbolic and Quantitative Approaches to Reasoning with Uncertainty*. Berlin, Heidelberg : Springer, 2005. – DOI 10.1007/11518655_2. – ISBN 978-3-319-20807-7, S. 3–14. – Konferenz: Barcelona, Spanien, 06.07.2005 - 08.07.2005

- [GKD⁺06] GEBHARDT, Jörg ; KLOSE, Aljoscha ; DETMER, Heinz ; RÜGHEIMER, Frank ; KRUSE, Rudolf: Graphical Models for Industrial Planning on Complex Domains. Version: 2006. http://dx.doi.org/10.1007/3-211-38167-8_8. In: DELLA RICCIA, Giacomo (Hrsg.) ; DUBOIS, Didier (Hrsg.) ; KRUSE, Rudolf (Hrsg.) ; LENZ, Hanz-Joachim (Hrsg.): *Decision Theory and Multi-Agent Planning*. Vienna : Springer Vienna, 2006. – DOI 10.1007/3-211-38167-8_8. – ISBN 978-3-211-38167-0, S. 131–143
- [Gla21] GLAVAS, Luka: *Kausalanalyse von Performance-Indikatoren innerhalb des Kunde-Kunde-Prozesses der Porsche AG*. Pforzheim, HS, Bachelorarbeit, 2021
- [Goo91] GOODALL, Colin: Graphical Models in Applied Multivariate Statistics. In: *Technometrics* 33 (1991), Nr. 4, S. 476–478. <http://dx.doi.org/10.1080/00401706.1991.10484880>. – DOI 10.1080/00401706.1991.10484880
- [Gra17] GRABNER, Thomas: *Operations Management: Auftragserfüllung bei Sach- und Dienstleistungen*. 3. Wiesbaden : Springer Fachmedien, 2017. – ISBN 978-3-658-14484-5
- [GRF06] GUSIKHIN, Oleg Y. ; RYCHTYCKYJ, Nestor ; FILEV, Dimitar: Intelligent systems in the automotive industry: applications and trends. In: *Knowledge and Information Systems* 12 (2006), Nr. 2, S. 147–168. <http://dx.doi.org/10.1007/s10115-006-0063-1>. – DOI 10.1007/s10115-006-0063-1
- [GSW07] GARCIA SANZ, Francisco J. ; SEMMLER, Klaus ; WALTHER, Johannes: *Die Automobilindustrie auf dem Weg zur globalen Netzwerkkompetenz: Effiziente und flexible Supply Chains erfolgreich gestalten*. 1. Berlin, Heidelberg : Springer, 2007. – ISBN 978-3-540-70783-7
- [Häm06] HÄMÄLÄINEN, Wilhelmiina: *Class NP, NP-complete, and NP-hard problems*. <http://cs.joensuu.fi/pages/whamalai/daa/npsession.pdf>. Version: 2006, Abruf: 15.06.2021
- [Hay99] HAYLER, Christian: *Ein regelbasiertes System zur Generierung von Orders für Lagerfahrzeuge - Fallstudie bei einem deutschen Automobilhersteller*. Berlin : Winter Industries, 1999. – ISBN 978-3-933342-76-8. – Jena, Friedrich-Schiller-Universität, Dissertation, 1999
- [Hel19] HELLER, Jutta: *Resilienz für die VUCA-Welt - Individuelle und organisationale Resilienz entwickeln*. 1. Wiesbaden : Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH, 2019. – ISBN 978-3-658-21044-1

- [Her90] HERLYN, Wilmjakob J.: *Zur Problematik der Abbildung variantenreicher Erzeugnisse in der Automobilindustrie*. Düsseldorf : VDI-Verlag, 1990 (Fortschritt-Berichte VDI / Reihe 16 / Technik und Wirtschaft 52). – ISBN 978-3-18-145216-5. – Braunschweig, TU, Dissertation, 1990
- [Her05] HEROLD, Lothar: *Kundenorientierte Prozesssteuerung in der Automobilindustrie: Die Rolle von Logistik und Logistikcontrolling im Prozess "vom Kunden bis zum Kunden"*. 1. Wiesbaden : Deutscher Universitäts-Verlag, 2005. – ISBN 978-3-322-85234-2
- [Her12] HERLYN, Wilmjakob: *PPS im Automobilbau: Produktionsprogrammplanung und -steuerung von Fahrzeugen und Aggregaten*. 1. München : Carl Hanser Verlag, 2012. – ISBN 978-3-446-42848-5
- [HKL⁺13] HEINECKE, Georg ; KÖBER, Jonathan ; LEPRATTI, Raffaello ; LAMPARTER, Steffen ; KUNZ, Andreas: Event-Driven Order Rescheduling Model for Just-In-Sequence Deliveries to a Mixed-Model Assembly Line. In: EMMANOUILIDIS, Christos (Hrsg.) ; TAISCH, Marco (Hrsg.) ; KIRITSIS, Dimitris (Hrsg.): *Advances in Production Management Systems. Competitive Manufacturing for Innovative Products and Services*. 2013. – ISBN 978-3-642-40351-4, S. 326–333. – Konferenz: Rhodos, Griechenland, 24.09.2012 - 26.09.2012
- [HM03] HOLWEG, Matthias ; MIEMCZYK, Joe: Delivering the ‘3-day car’—the strategic implications for automotive logistics operations. In: *Journal of Purchasing and Supply Management* 9 (2003), Nr. 2, S. 63–71. [http://dx.doi.org/10.1016/S1478-4092\(03\)00003-7](http://dx.doi.org/10.1016/S1478-4092(03)00003-7). – DOI 10.1016/S1478-4092(03)00003-7
- [Hof07] HOFMANN, Yvette E.: Transparenz in Unternehmen - Leistungsanreiz oder Leistungsbremse für ihre Mitglieder? In: *Zeitschrift für Management (ZfM)* 2 (2007), Nr. 1, S. 6–27. <http://dx.doi.org/10.1007/s12354-007-0002-4>. – DOI 10.1007/s12354-007-0002-4
- [HS96] HALL, Nicholas G. ; SRISKANDARAJAH, Chelliah: A Survey of Machine Scheduling Problems with Blocking and No-Wait in Process. In: *Operations Research* 44 (1996), Nr. 3, S. 510–525. <http://dx.doi.org/10.1287/opre.44.3.510>. – DOI 10.1287/opre.44.3.510

- [HSK05] HUANG, Samuel H. ; SHEORAN, Sunil K. ; KESKAR, Harshal: Computer-assisted supply chain configuration based on supply chain operations reference (SCOR) model. In: *Computers & Industrial Engineering* 48 (2005), Nr. 2, S. 377–394. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cie.2005.01.001>. – DOI 10.1016/j.cie.2005.01.001
- [HSW04] HUAN, Samuel H. ; SHEORAN, Sunil K. ; WANG, Ge: A review and analysis of supply chain operations reference (SCOR) model. In: *Supply chain management: An international Journal* 9 (2004), Nr. 1, S. 23–29. <http://dx.doi.org/10.1108/13598540410517557>. – DOI 10.1108/13598540410517557
- [HV08] HÖCK, Michael ; VOIGT, Kai-Ingo: *Operations Management in Theorie und Praxis: Aktuelle Entwicklungen des Industriellen Managements*. 1. Wiesbaden : Gabler, 2008. – ISBN 978–3–8350–0930–1
- [HW03] HICKMANN, Jan ; WLOKA, Jürgen: Simulation von Auftragsabwicklungsprozessen — Ein neuer Ansatz in der Automobilindustrie. Version:2003. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-55720-0_19. In: BAYER, Johann (Hrsg.) ; COLLISI, Thomas (Hrsg.) ; WENZEL, Sigrid (Hrsg.): *Simulation in der Automobilproduktion*. Berlin, Heidelberg : Springer, 2003. – DOI 10.1007/978-3-642-55720-0_19. – ISBN 978–3–642–55720–0, S. 197–209
- [Isa19] ISAKOVA, Olga: *Application of machine learning algorithms for classification and regression problems for mobile game monetization*. Mittweida, HS, Masterarbeit, 2019
- [Jac01] JACCARD, Paul: Distribution de la flore alpine dans le bassin des Dranses et dans quelques régions voisines. In: *Bulletin de la Societe Vaudoise des Sciences Naturelles* 37 (1901), Nr. 140, S. 241–272. <http://dx.doi.org/0.5169/seals-266440>. – DOI 0.5169/seals-266440
- [KB05] KALUZA, Berd ; BLECKER, Thorsten: *Erfolgsfaktor Flexibilität: Strategien und Konzepte für wandlungsfähige Unternehmen*. 1. Berlin : Erich Schmidt Verlag GmbH & Co., 2005. – ISBN 978–3–503–08367–1
- [Kee88] KEEBLE, Brian R.: The Brundtland report: ‘Our common future’. In: *Medicine and war* 4 (1988), Nr. 1, S. 17–25. <http://dx.doi.org/10.1080/07488008808408783>. – DOI 10.1080/07488008808408783

- [KF09] KOLLER, Daphne ; FRIEDMAN, Nir: *Probabilistic graphical models: Principles and techniques*. Cambridge, Massachusetts, USA : MIT Press, 2009 (Adaptive computation and machine learning 1). – ISBN 978-0-262-01319-2
- [KK14] KLUVER, Daniel ; KONSTAN, Joseph: Evaluating recommender behavior for new users. In: *Proceedings of the 8th ACM Conference on Recommender Systems (RECSYS)*, 2014. – ISBN 978-1-4503-2668-1, S. 121–128. – Konferenz: Foster City, Silicon Valley, USA, 06.10.2014 - 10.10.2014
- [KKJ07] KLEINE, Oliver ; KINKEL, Steffen ; JÄGER, Angela: Flexibilität durch Technologieeinsatz? Nutzung und Erfolgswirkung flexibilitätsfördernder Technologien. Version: 2007. <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/29338/1/611182114.pdf>, Abruf: 23.02.2020. Fraunhofer-Institut für System- und Innovationsforschung ISI, 2007 (44). – Forschungsbericht
- [KKS13] KAMARUDDIN, Shahrul ; KHAN, Zahid A. ; SIDDIQUEE, Arshad N. ; WONG, Yee-Sheng: The impact of variety of orders and different number of workers on production scheduling performance: A simulation approach. In: *Journal of Manufacturing Technology Management* 24 (2013), Nr. 8. <http://dx.doi.org/10.1108/JMTM-12-2010-0083>. – DOI 10.1108/JMTM-12-2010-0083
- [Klu10] KLUG, Florian: *Logistik in der Automobilindustrie: Grundlagen der Logistik im Automobilbau*. Berlin, Heidelberg : Springer, 2010. – ISBN 978-3-642-05293-4
- [Klu18] KLUG, Florian: *Logistikmanagement in der Automobilindustrie: Grundlagen der Logistik im Automobilbau. 2.* Wiesbaden : Springer Vieweg, 2018. – ISBN 978-3-662-55873-7
- [KM58] KAPLAN, Edward L. ; MEIER, Paul: Nonparametric estimation from incomplete observations. In: *Journal of the American statistical association* 53 (1958), Nr. 282, S. 457–481. <http://dx.doi.org/10.1080/01621459.1958.10501452>. – DOI 10.1080/01621459.1958.10501452
- [Kne14] KNEISSL, Fabian: *Crowdsourcing for linguistic field research and e-learning*. Berlin : epubli GmbH, 2014. – ISBN 978-3-8442-9318-0. – München, TU, Dissertation, 2014
- [KP12] KNOWLTON, Lisa W. ; PHILLIPS, Cynthia C.: *The logic model guidebook: Better strategies for great results. 2.* Thousand Oaks, USA : SAGE Publications Inc., 2012. – ISBN 978-1452216751

- [KPP04] KELLERER, Hans ; PFERSCHY, Ulrich ; PISINGER, David: *Knapsack problems*. 1. Berlin, Heidelberg : Springer, 2004. – ISBN 978-3-642-07311-3
- [KS80] KINDERMANN, Ross ; SNELL, James L.: *Markov random fields and their applications*. Providence, Rhode Island, USA : American Mathematical Society, 1980 (Contemporary mathematics 1). – ISBN 978-0-8218-3381-0
- [L16] LÖDDING, Hermann: *Verfahren der Fertigungssteuerung: Grundlagen, Beschreibung, Konfiguration*. 3. Berlin : Springer Vieweg, 2016 (VDI-Buch). – ISBN 978-3-662-48458-6
- [Lau99] LAURITZEN, Steffen L.: *Graphical Models*. Southport, Vereinigtes Königreich : Oxford University Press, 1999 (Oxford Statistical Science 17). – ISBN 978-0-198-52219-5
- [LK13] LIEBLER, Klaus M. ; KUHN, Axel: *Eine prozess- und IT-gestützte Methode für die Produktionsplanung in der Automobilindustrie*. Dortmund : Verlag Praxiswissen, 2013. – ISBN 978-3-86975-081-1. – Dortmund, TU, Dissertation, 2013
- [LLS14] LEPRATTI, Christiano ; LAMPARTER, Steffen ; SCHRÖDER, Rolf: *Transparenz in globalen Lieferketten der Automobilindustrie - Ansätze zur Logistik- und Produktionsoptimierung*. Erlangen : Publicis Publishing, 2014. – ISBN 978-3-895-78440-8
- [LM04] LEWIS, Richard L. ; MICHALAK, Lawrence H.: *Method and system for capacity planning*. <https://patents.google.com/patent/US6711550>. Version: 2004, Abruf: 13.06.2022. – Google Patents - US 6711550 B1
- [LY17] LI, Yuanzhi ; YUAN, Yang: Convergence analysis of two-layer neural networks with relu activation. In: GUYON, I. (Hrsg.) ; LUXBURG, U. V. (Hrsg.) ; BENGIO, S. (Hrsg.) ; WALLACH, H. (Hrsg.) ; FERGUS, R. (Hrsg.) ; VISHWANATHAN, S. (Hrsg.) ; GARNETT, R. (Hrsg.): *Proceedings of the 31th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS)*. Red Hook, New York, USA : Curran Associates, Inc., 2017. – ISBN 978-1-510-86096-4, S. 597—607. – Konferenz: Long Beach, USA, 04.12.2017 - 09.12.2017
- [MA07] MEREDITH, Jack ; AKINC, Umit: Characterizing and structuring a new make-to-forecast production strategy. In: *Journal of Operations Management - J OPER MANAG* 25 (2007), 04, S. 623-642. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jom.2006.04.006>. – DOI 10.1016/j.jom.2006.04.006

- [Mal13] MALKAUTHEKAR, Mahananda: Analysis of Euclidean distance and Manhattan distance measure in Face recognition. In: *Proceedings of the 3rd International Conference on Computational Intelligence and Information Technology (CIIT) IET*, 2013. – ISBN 978–1–84919–859–2, S. 503–507. – Konferenz: Mumbai, Indien, 18.10.2013 - 19.10.2013
- [Mey04] MEYR, Herbert: Supply chain planning in the German automotive industry. In: *OR Spectrum* 26 (2004), Nr. 4, S. 447–470. <http://dx.doi.org/10.1007/s00291-004-0168-4>. – DOI 10.1007/s00291-004-0168-4
- [Mit97] MITCHELL, Tom M.: *Machine Learning*. New York, USA : McGraw Hill, 1997. – ISBN 978–0070428072
- [Moc94] MOCKUS, Jonas: Application of Bayesian approach to numerical methods of global and stochastic optimization. In: *Journal of Global Optimization* 4 (1994), Nr. 4, S. 347–365. <http://dx.doi.org/10.1007/BF01099263>. – DOI 10.1007/BF01099263
- [Mou20] MOURTZIS, Dimitris: Adaptive Scheduling in the Era of Cloud Manufacturing. Version: 2020. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-43177-8>. In: SOKOLOV, Boris (Hrsg.) ; IVANOV, Dmitry (Hrsg.) ; DOLGUI, Alexandre (Hrsg.): *Scheduling in Industry 4.0 and Cloud Manufacturing*. Cham : Springer International Publishing, 2020 (International Series in Operations Research & Management Science). – DOI 10.1007/978-3-030-43177-8. – ISBN 978-3-030-43177-8, S. 61–85
- [MS98] MARRIOTT, Kimbal ; STUCKEY, Peter J.: *Programming with Constraints - An Introduction*. Cambridge, Massachusetts, USA : MIT Press, 1998. – ISBN 978–0–262–13341–8
- [MSG99] MORIARTY, David E. ; SCHULTZ, Alan C. ; GREFENSTETTE, John J.: Evolutionary Algorithms for Reinforcement Learning. In: *Journal of Artificial Intelligence Research* 11 (1999), S. 241–276. <http://dx.doi.org/10.1613/jair.613>. – DOI 10.1613/jair.613
- [MSH07] MANTEL, Ronald ; SCHUUR, Peter ; HERAGU, Sunderesh: Order oriented slotting: A new assignment strategy for warehouses. In: *European Journal of Industrial Engineering* 1 (2007), 02, Nr. 3, S. 301–316. <http://dx.doi.org/10.1504/EJIE.2007.014689>. – DOI 10.1504/EJIE.2007.014689

- [MWMS11] MÄRZ, Lothar ; WINTERER, Thorsten ; MAYRHOFER, Walter ; SIHN, Wilfried: Integrierte Programm- und Personaleinsatzplanung sequenzierter Produktionslinien. Version: 2011. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-14536-0_12. In: MÄRZ, Lothar (Hrsg.) ; KRUG, Wilfried (Hrsg.) ; ROSE, Oliver (Hrsg.) ; WEIGERT, Gerald (Hrsg.): *Simulation und Optimierung in Produktion und Logistik: Praxisorientierter Leitfaden mit Fallbeispielen*. Berlin, Heidelberg : Springer, 2011. – DOI 10.1007/978-3-642-14536-0_12. – ISBN 978-3-642-14536-0, S. 133–150
- [Ohl00] OHL, Stefan: *Prognose und Planung variantenreicher Produkte am Beispiel der Automobilindustrie*. Düsseldorf : VDI-Verlag, 2000 (Fortschritt-Berichte VDI / Reihe 16 / Technik und Wirtschaft 120). – ISBN 978-3-18-312016-1. – Karlsruhe, TH, Dissertation, 2000
- [OO18] OELDORF, Gerhard ; OLFERT, Klaus: *Material-Logistik*. 14. Herne : NWB Verlag GmbH & Co. KG, 2018. – ISBN 978-3-470-00461-7
- [Orl75] ORLICKY, Joseph A.: *Orlicky's Material Requirements Planning*. New York, USA : McGraw Hill, 1975. – ISBN 978-0-07-175563-4
- [ORW01] OHLHAGER, Jan ; RUDBERG, Martin ; WIKNER, Joakim: Long-term capacity management: Linking the perspectives from manufacturing strategy and sales and operations planning. In: *International Journal of Production Economics* 69 (2001), Nr. 2, S. 215–225. [http://dx.doi.org/10.1016/S0925-5273\(99\)00098-5](http://dx.doi.org/10.1016/S0925-5273(99)00098-5). – DOI 10.1016/S0925-5273(99)00098-5
- [Pea00] PEARSON, Karl: X. On the criterion that a given system of deviations from the probable in the case of a correlated system of variables is such that it can be reasonably supposed to have arisen from random sampling. In: *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science* 50 (1900), Nr. 302, S. 157–175. <http://dx.doi.org/10.1080/14786440009463897>. – DOI 10.1080/14786440009463897
- [Pea82] PEARL, Judea: Reverend Bayes on Inference Engines: A Distributed Hierarchical Approach. In: *Proceedings of the 2nd AAAI Conference on Artificial Intelligence*, AAAI Press, 1982 (AAAI'82), S. 133–136. – Konferenz: Pittsburgh, Pennsylvania, USA, 18.08.1982 - 20.08.1982

- [Pea88] PEARL, Judea: *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems - Networks of Plausible Inference*. 1. San Francisco, USA : Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1988. – ISBN 978-1-55860-479-7
- [PH04] PIL, Frits K. ; HOLWEG, Matthias: Linking Product Variety to Order-Fulfillment Strategies. In: *INFORMS Journal on Applied Analytics* 34 (2004), Nr. 5, S. 394–403. <http://dx.doi.org/10.1287/inte.1040.0092>. – DOI 10.1287/inte.1040.0092
- [PH05] PIL, Frits ; HOLWEG, Matthias: *The Second Century - Reconnecting Customer and Value Chain through Build-to-Order Moving beyond Mass and Lean Production in the Auto Industry*. Cambridge, Massachusetts, USA : The MIT Press, 2005. – ISBN 978-0-262-58262-9
- [Pil06] PILLER, Frank T.: *Mass Customization: Ein wettbewerbsstrategisches Konzept im Informationszeitalter*. 4. Wiesbaden : Deutscher Universitätsverlag GWV Fachverlage GmbH, 2006. – ISBN 978-3-8350-0355-2
- [PSSZ12] PROFF, Heike ; SCHÖNHARTIG, Jörg ; SCHRAMM, Dieter ; ZIEGLER, Jürgen: *Zukünftige Entwicklungen in der Mobilität: Betriebswirtschaftliche und technische Aspekte*. 1. Wiesbaden : Springer Gabler, 2012. – ISBN 978-3-8349-7117-3
- [Ree90] REESE, Joachim: *Wirtschaftsinformatik: Eine Einführung*. 1. Wiesbaden : Springer Gabler, 1990. – ISBN 978-3-322-86440-6
- [RM05] ROKACH, Lior ; MAIMON, Oded: *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*. 1. Boston, Massachusetts, USA : Springer US, 2005. – ISBN 978-0-387-25465-4
- [Rob77] ROBINSON, Randall W.: Counting unlabeled acyclic digraphs. Version: 1977. <http://dx.doi.org/10.1007/BFb0069178>. In: LITTLE, Charles H. C. (Hrsg.): *Combinatorial Mathematics V* Bd. 622. Berlin, Heidelberg : Springer, 1977. – DOI 10.1007/BFb0069178. – ISBN 978-3-540-37020-8, S. 28–43
- [RW04] RUDBERG, Martin ; WIKNER, Joakim: Mass customization in terms of the customer order decoupling point. In: *Production Planning & Control* 15 (2004), Nr. 4, S. 445–458. <http://dx.doi.org/10.1080/0953728042000238764>. – DOI 10.1080/0953728042000238764
- [RW08] RASMUSSEN, Carl E. ; WILLIAMS, Christopher K. I.: *Gaussian processes for machine learning*. 3. Cambridge, Massachusetts, USA : The MIT Press, 2008. – ISBN 978-0-262-18253-9

- [SA15] STAEBLEIN, Thomas ; AOKI, Katsuki: Planning and scheduling in the automotive industry: A comparison of industrial practice at German and Japanese makers. In: *International Journal of Production Economics* 162 (2015), S. 258–272. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.07.005>. – DOI 10.1016/j.ijpe.2014.07.005
- [Sal07] SALVADOR, Fabrizio: Toward a Product System Modularity Construct: Literature Review and Reconceptualization. In: *IEEE Transactions on Engineering Management* 54 (2007), Nr. 2, S. 219 – 240. <http://dx.doi.org/10.1109/TEM.2007.893996>. – DOI 10.1109/TEM.2007.893996
- [SB18] SUTTON, Richard S. ; BARTO, Andrew: *Reinforcement learning: An introduction*. 2. Cambridge, Massachusetts, USA and London, Vereinigtes Königreich : The MIT Press, 2018 (Adaptive computation and machine learning). – ISBN 978–0–262–03924–6
- [Sch98] SCHRIJVER, Alexander: *Theory of Linear and Integer Programming*. 1. New York, USA : John Wiley & Sons, Inc., 1998. – ISBN 978–0–471–98232–6
- [Sch01] SCHOLL, Armin: *Robuste Planung Und Optimierung - Grundlagen - Konzepte und Methoden - Experimentelle Untersuchungen*. 1. Heidelberg : Physica Heidelberg, 2001
- [Sch20] SCHMITZ, Andreas: *Multifidelity-Optimierungsverfahren für Turbomaschinen*. Bochum, Ruhr Universität, Dissertation, 2020. <https://elib.dlr.de/140674/1/Main.pdf>, Abruf: 14.06.2021
- [SGK17] SCHMIDT, Fabian ; GEBHARDT, Jörg ; KRUSE, Rudolf: Detecting inconsistencies in revision problems. Version: 2017. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-42972-4_54. In: FERRARO, Maria B. (Hrsg.) ; GIORDANI, Paolo (Hrsg.) ; VANTAGGI, Barbara (Hrsg.) ; GAGOLEWSKI, Marek (Hrsg.) ; ÁNGELES GIL, María (Hrsg.) ; GRZEGORZEWSKI, Przemyslaw (Hrsg.) ; HRYNIEWICZ, Olgierd (Hrsg.): *Soft Methods for Data Science*. Cham : Springer International Publishing, 2017 (Advances in Intelligent Systems and Computing). – DOI 10.1007/978-3-319-42972-4_54. – ISBN 978-3-319-42972-4, S. 439–446. – Konferenz: Rom, Italien, 12.09.2016 - 14.09.2016

- [SGK18] SCHMIDT, Fabian ; GEBHARDT, Jörg ; KRUSE, Rudolf: Decomposable Graphical Models on Learning, Fusion and Revision. Version: 2018. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-75408-6_{_}34. In: ZADEH, Lotfi A. (Hrsg.) ; YAGER, Ronald R. (Hrsg.) ; SHAHBAZOVA, Shahnaz N. (Hrsg.) ; REFORMAT, Marek Z. (Hrsg.) ; KREINOVICH, Vladik (Hrsg.): *Recent Developments and the New Direction in Soft-Computing Foundations and Applications*. Cham : Springer International Publishing, 2018 (Studies in Fuzziness and Soft Computing 361). – DOI 10.1007/978-3-319-75408-6_{_}34. – ISBN 978-3-319-75407-9, S. 439–452
- [SH06] SACHS, Lothar ; HEDDERICH, Jürgen: *Angewandte Statistik. Methodensammlung mit R*. 12., vollst. neu bearb. Aufl. Berlin, Heidelberg : Springer, 2006. – ISBN 978-3-540-32160-6
- [SHKK08] SPATH, Dieter ; HIRSCH-KREINSEN, Hartmut ; KINKEL, Steffen: *Organisatorische Wandlungsfähigkeit produzierender Unternehmen*. 1. Stuttgart : Fraunhofer IRB Verl., 2008. – ISBN 978-3-8167-7530-0
- [Sin03] SINZ, Carsten: *Verifikation regelbasierter Konfigurationssysteme*. Tübingen, Eberhard-Karls-Universität, Dissertation, 2003. <https://d-nb.info/969942230/34>, Abruf: 12.09.2020
- [Sin14] SINEK, Simon: *Frag immer erst: warum - wie Topfirmen und Führungskräfte zum Erfolg inspirieren*. 1. München : Redline-Verlag, 2014. – ISBN 978-3-868-81538-2
- [Sip20] SIPAHI, Melda: *Analyse von Bias in industriellen Anwendungen des Maschinellen Lernens am Beispiel des Internet Car Configurator-Qualifiers der Porsche AG*. Stuttgart, Duale Hochschule Baden-Württemberg (DHBW), Projektarbeit, 2020
- [SJ99] SANTINI, Simone ; JAIN, Ramesh: Similarity measures. In: *IEEE Transactions on pattern analysis and machine Intelligence* 21 (1999), Nr. 9, S. 871–883
- [SJSW08] SUN, X. Y. ; JI, P. ; SUN, L. Y. ; WANG, Y. L.: Positioning multiple decoupling points in a supply network. In: *International Journal of Production Economics* 113 (2008), Nr. 2, S. 943–956. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2007.11.012>. – DOI 10.1016/j.ijpe.2007.11.012. – Special Section on Advanced Modeling and Innovative Design of Supply Chain
- [SK75] SALKIN, Harvey M. ; KLUYVER, Cornelis A.: The knapsack problem: A survey. In: *Naval Research Logistics Quarterly* 22 (1975), Nr. 1, S. 127–144. <http://dx.doi.org/10.1002/nav.3800220110>. – DOI 10.1002/nav.3800220110

- [SKM15] STADTLER, Hartmut ; KILGER, Christoph ; MEYR, Herbert: *Supply Chain Management and Advanced Planning - Concepts, Models, Software, and Case Studies*. 1. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin, Heidelberg, 2015 (Springer Texts in Business and Economics). – ISBN 978–3–642–55309–7
- [SKPW11] SCHWEDE, Christian ; KLINGEBIEL, Katja ; PAULI, Thomas ; WAGENITZ, Axel: Simulationsgestützte Optimierung für die distributionsorientierte Auftragsreihenfolgeplanung in der Automobilindustrie. Version: 2011. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-14536-0_13. In: MÄRZ, Lothar (Hrsg.) ; KRUG, Wilfried (Hrsg.) ; ROSE, Oliver (Hrsg.) ; WEIGERT, Gerald (Hrsg.): *Simulation und Optimierung in Produktion und Logistik*. Heidelberg, Berlin : Springer, 2011 (VDI-Buch). – DOI 10.1007/978-3-642-14536-0_13. – ISBN 978–3–642–14536–0, S. 151–170
- [SL14] STRICKER, Nicole ; LANZA, Gisela: The concept of robustness in production systems and its correlation to disturbances. In: *Procedia CIRP* 19 (2014), S. 87–92. <http://dx.doi.org/10.1016/j.procir.2014.04.078>. – DOI 10.1016/j.procir.2014.04.078. – 2nd CIRP Robust Manufacturing Conference (RoMac 2014)
- [Sta01] STAUTNER, Ulrich: *Kundenorientierte Lagerfertigung Im Automobilvertrieb - Ergänzende Ansätze zum Supply Chain Management*. 1. Wiesbaden : Deutscher Universitätsverlag, 2001. – ISBN 978–3–8244–7515–5
- [Stä08] STÄBLEIN, Thomas: *Integrierte Planung des Materialbedarfs bei kundenauftragsorientierter Fertigung von komplexen und variantenreichen Serienprodukten*. Aachen : Shaker Verlag, 2008 (Innovationen der Fabrikplanung und -organisation 18). – ISBN 978–3–8322–6986–9. – Clausthal, TU, Dissertation, 2007
- [Tem99] TEMPELMEIER, Horst: *Material-Logistik: Modelle und Algorithmen für die Produktionsplanung und -steuerung und das Supply Chain Management*. 4., überarb. und erw. Aufl. Berlin, Heidelberg : Springer, 1999. – ISBN 978–3–540–66288–4
- [Tem08] TEMPELMEIER, Horst: *Modellierung logistischer Systeme*. 1. Berlin, Heidelberg : Springer, 2008. – ISBN 978–3–662–57771–4
- [THO58] THOM, H. C. S. (Herbert Conrad S.: A Note on the Gamma Distribution. In: *Monthly Weather Review* 86 (1958), Nr. 4, S. 117 – 122. [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0493\(1958\)086<0117:ANOTGD>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0493(1958)086<0117:ANOTGD>2.0.CO;2). – DOI 10.1175/1520-0493(1958)086<0117:ANOTGD>2.0.CO;2

- [TJM96] TSENG, Mitchell M. ; JIAO, Jianxin ; MERCHANT, M. E.: Design for Mass Customiztaion. In: *CIRP Annals* 45 (1996), Nr. 1, S. 153–156. [http://dx.doi.org/10.1016/S0007-8506\(07\)63036-4](http://dx.doi.org/10.1016/S0007-8506(07)63036-4). – DOI 10.1016/S0007-8506(07)63036-4
- [TSK16] TAN, Pang-Ning ; STEINBACH, Michael ; KUMAR, Vipin: *Introduction to data mining*. 1. Harlow, Essex, England : Pearson Education, 2016. – ISBN 978-1292026152
- [Uni09] UNITED NATIONS INTERNATIONAL STRATEGY FOR DISASTER REDUCTION (UNISDR): UNISDR Terminology on Disaster Risk Reduction. Version: 2009. https://www.unisdr.org/files/7817_UNISDRTerminologyEnglish.pdf, Abruf: 02.07.2020. United Nations International Strategy for Disaster Reduction, 2009. – Forschungsbericht
- [VBC99] VAN BEEK, Peter ; CHEN, Xinguang: CPlan: A constraint programming approach to planning. In: *Proceedings of the 16th AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 1999. – ISBN 978-0-262-51106-3, S. 585–590. – Konferenz: Orlando, Florida, USA, 18.07.1999 - 22.07.1999
- [VMGS13] VOLLING, Thomas ; MATZKE, Andreas ; GRUNEWALD, Martin ; SPENGLER, Thomas S.: Planning of capacities and orders in build-to-order automobile production: A review. In: *European Journal of Operational Research* 224 (2013), Nr. 2, S. 240–260. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2012.07.034>. – DOI 10.1016/j.ejor.2012.07.034
- [Vol09] VOLLING, Thomas: *Auftragsbezogene Planung bei variantenreicher Serienproduktion: Eine Untersuchung mit Fallstudien aus der Automobilindustrie*. 1. Wiesbaden : Gabler Verlag Wiesbaden, 2009. – ISBN 978-3-8349-1477-4
- [VS11] VOLLING, Thomas ; SPENGLER, Thomas S.: Modeling and simulation of order-driven planning policies in build-to-order automobile production. In: *International Journal of Production Economics* 131 (2011), Nr. 1, S. 183–193. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2011.01.008>. – DOI 10.1016/j.ijpe.2011.01.008
- [Wag07] WAGENITZ, Axel: *Modellierungsmethode zur Auftragsabwicklung in der Automobilindustrie*, Technische Universität Dortmund, Dissertation, 2007. <http://dx.doi.org/10.17877/DE290R-15701>. – DOI 10.17877/DE290R-15701
- [Wat89] WATKINS, Christopher: *Learning From Delayed Rewards*. Cambridge, Vereinigtes Königreich, King's College, Dissertation, 1989. https://www.cs.rhul.ac.uk/~chrisw/new_thesis.pdf, Abruf: 24.11.2020

- [WD92] WATKINS, Christopher J. C. H. ; DAYAN, Peter: Q-learning. In: *Machine Learning* 8 (1992), Nr. 3-4, S. 279–292. <http://dx.doi.org/10.1007/BF00992698>. – DOI 10.1007/BF00992698
- [Wie02] WIENDAHL, Hans-Peter: Wandlungsfähigkeit: Schlüsselbegriff der zukunfts-fähigen Fabrik (Transformability: key concept of a future robust factory). In: *wt Werkstattstechnik online* 92 (2002), Nr. 4, S. 122–127
- [Wie14] WIENDAHL, Hans-Peter: *Betriebsorganisation für Ingenieure*. 8. München : Carl Hanser, 2014. – ISBN 978-3-446-44101-9
- [Wie20] WIENDAHL, Hans-Hermann: Auftragsmanagement. Version: 2020. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-662-44538-9_7. In: BAUERNHANSL, Thomas (Hrsg.): *Fabrikbetriebslehre 1: Management in der Produktion*. Berlin, Heidelberg : Springer, 2020. – DOI 10.1007/978-3-662-44538-9_7. – ISBN 978-3-662-44538-9, S. 193–294
- [Wit13] WITTEK, Kai: *Standortübergreifende Programmplanung in flexiblen Produktionsnetzwerken der Automobilindustrie*. Wiesbaden : Springer Fachmedien, 2013. – ISBN 978-3-658-01838-2. – Braunschweig, TU, Dissertation, 2013
- [WJ13] WITTEN, Daniela ; JAMES, Gareth: *An introduction to statistical learning - With applications in R*. 1. New York, USA : Springer, 2013. – ISBN 978-1-071-61417-4
- [WKKS16] WINK, Rüdiger ; KIRCHNER, Laura ; KOCH, Florian ; SPEDA, Daniel: *Wirtschaftliche Resilienz in deutschsprachigen Regionen*. 1. Wiesbaden : Springer Gabler, 2016. – ISBN 978-3-658-09823-0
- [WRN09] WIENDAHL, Hans-Peter ; REICHARDT, Jürgen ; NYHUIS, Peter: *Handbuch Fabrikplanung: Konzept, Gestaltung und Umsetzung wandlungsfähiger Produktionsstätten*. 2. München Wien : Carl Hanser Verlag, 2009. – ISBN 978-3-446-22477-3
- [WWL⁺22] WAGNER, Jan C. ; WIMBERG, Gesa ; LAREK, Roland ; OPPERMAN, Sven ; GRENDDEL, Heiko: Towards an intelligent disruption management system based on the maximal network plan - development of a prioritisation algorithm for disruptions in production processes. In: *Procedia CIRP* 112 (2022), S. 471–476. <http://dx.doi.org/10.1016/j.procir.2022.09.089>. – DOI 10.1016/j.procir.2022.09.089. – 15th CIRP Conference on Intelligent Computation in Manufacturing Engineering, 14-16 July 2021

- [WZ09] WESTKÄMPER, Engelbert ; ZAHN, Erich: *Wandlungsfähige Produktionsunternehmen - Das Stuttgarter Unternehmermodell*. 1. Berlin, Heidelberg : Springer, 2009. – ISBN 978-3-540-68890-7
- [YCW⁺10] YANG, Feng-Cheng ; CHEN, Kuentai ; WANG, Ming-Tzong ; CHANG, Ping ; SUN, Kuo-Chih: Mathematical modeling of multi-plant order allocation problem and solving by genetic algorithm with matrix representation. In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 51 (2010), Nr. 9, S. 1251–1259. <http://dx.doi.org/10.1007/s00170-010-2696-1>. – DOI 10.1007/s00170-010-2696-1
- [Yeh00] YEH, Chung-Hsing: A customer-focused planning approach to make-to-order production. In: *Industrial Management & Data Systems* 100 (2000), Nr. 4, S. 180–187. <http://dx.doi.org/10.1108/02635570010328693>. – DOI 10.1108/02635570010328693
- [Zan16] ZANDER, Robert: *Eignung von Bestellinformationen zur Prognose zukünftiger Nachfrage und Bestimmung des Entkopplungspunkts*. Darmstadt, Technische Universität Darmstadt, Dissertation, 2016
- [Zäp01] ZÄPFEL, Günther: *Grundzüge des Produktions- und Logistikmanagement*. 2. München Wien : Oldenburg Wissenschaftsverlag GmbH, 2001. – ISBN 978-3-486-25618-5
- [ZH18] ZHOU, Hao ; HE, Yu-Ling: Comparative Study of OKR and KPI. In: *Proceedings of the International Conference on E-commerce and Contemporary Economic Development (ECED 2018)*. Lancaster, Pennsylvania, USA : Destech Publications, 2018 (DEStech Transactions on Economics, Business and Management). – ISBN 978-1-60595-552-0, S. 319–323. – Konferenz: Hangzhou, China, 21.04.2018 - 22.04.2018
- [Zho21] ZHOU, Zhi-Hua: *Machine learning*. 1. Singapore : Springer Nature, 2021. – ISBN 978-981-15-1967-3
- [ZMB⁺21] ZIMMERMANN, Emmanuel ; MEZGEBE, Tsegay T. ; BRILEL HAOUZI, Hind ; THOMAS, Philippe ; PANNEQUIN, Rémi ; NOYEL, Mélanie: Multicriteria decision-making method for scheduling problem based on smart batches and their quality prediction capability. In: *Computers in Industry* 133 (2021), Nr. 2, S. 103549. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compind.2021.103549>. – DOI 10.1016/j.compind.2021.103549

- [ZPS12] ZHU, Min ; PHILPOTTS, David ; STEVENSON, Maxwell J.: The benefits of tree-based models for stock selection. In: *Journal of Asset Management* 13 (2012), Nr. 6, S. 437–448. <http://dx.doi.org/10.1057/jam.2012.17>. – DOI 10.1057/jam.2012.17

Anhang A

Betreute studentische Arbeiten

Im Zuge dieser Promotion sind mehrere studentischen Arbeiten unter wissenschaftlicher Anleitung des Autors entstanden. Die Tabelle A.1 zeigt eine Übersicht dieser Arbeiten.

Tabelle A.1: Wissenschaftliche studentische Arbeiten.

Autor	Art	Titel
Hannah Bartsch	Bachelorarbeit (B.Sc.)	Validierung und Bewertung einer langen und flexiblen Änderbarkeit in der Kundenauftragssteuerung eines Automobilherstellers
Luka Glavas	Bachelorarbeit (B.Sc.)	Einsatz von Methoden der künstlichen Intelligenz in der Eigenschaftsplanung eines Automobilherstellers mit dem Fokus Cold Start
János Drevetón	Bachelorarbeit (B.Sc.)	Entwicklung einer Zuordnungslogik von realen Kunden- und Lageraufträgen zu Planaufträgen
Abderrahim Ben Said	Masterarbeit (M.Sc.)	Eine Sinnhaftigkeits- und Integrationsbeurteilung der Blockchain-Technologie im Automotive Supply Chain Management
Frederik Czerniak	Masterarbeit (M.A.)	Kausalanalyse von Performance-Indikatoren innerhalb des Kunde-Kunde-Prozesses der Porsche AG
Jonas Strecker	Projektarbeit	Einsatz von datenbasierten Verfahren in der Terminierungslogik im Rahmen der integrierten Absatzkette
Melda Sipahi	Projektarbeit	Analyse von Bias in industriellen Anwendungen des Maschinellen Lernens am Beispiel des Internet Car Configurator-Qualifiers der Porsche AG

Anhang B

Thematisch bezogene Veröffentlichungen des Autors

Im Rahmen dieser Promotion sind die thematisch bezogenen Veröffentlichungen entstanden. Die Tabelle B.1 zeigt eine Übersicht dieser Publikationen.

Tabelle B.1: Thematisch bezogene Veröffentlichungen des Autors.

Autoren	Titel	Informationen
S. Dürr, R. Lamprecht, M. Kauffmann, J. Winter, H. Alexy, M. F. Huber	Development of an Integrated Data-Driven Process to Handle Uncertainties in Multi-Variant Production and Logistics: A Survey	Advances in Automotive Production Technology - Theory and Application, 2021, S.486-494, DOI: 10.1007/978-3-662-62962-8_56
S. Dürr, R. Lamprecht, M. Kauffmann, M. F. Huber	Reinforcement Learning based Optimization of Bayesian Networks for Generating Feasible Vehicle Configuration Suggestions	2021 IEEE 17th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE), 2021, S.16-22, DOI: 10.1109/CASE49439.2021.9551428
S. Dürr, R. Silbernagel, H. Bartsch, G. L. Steier, M. F. Huber, G. Lanza	A Data-Driven Approach for Option-Specific Order Freeze Points in Mass-Customized Production	Towards Sustainable Customization: Bridging Smart Products and Manufacturing Systems, 2021, P.620-627, DOI: 10.1007/978-3-030-90700-6_70
S. Dürr, R. Lamprecht, E. Colangelo, C. Fries, H.-H. Wiendahl, M. F. Huber	A Data-Driven Approach to Generate Planned Order Book Scenarios in Multi-Variant Production	Procedia CIRP, Volume 107, 2022, P.71-76, DOI: 10.1016/j.procir.2022.04.012

Anhang C

Systematische Stichwortsuche im Rahmen der Literaturrecherche

Im Rahmen dieser Promotion wurden die Datenbanken Scopus und Springer Professional zur systematischen Stichwortsuche aufgrund ihres großen Umfangs und ihrer Relevanz auf dem Gebiet der Produktion, der Logistik und der angewandten datenbasierten Methoden genutzt. Die zu bewertende Literatur wurde systematisch auf Grundlage der Stichwortsuche selektiert. Die Systematik der Stichwortsuche basiert auf dem Ansatz von Simon Sinek [Sin14], indem zunächst nach dem "Warum?" und anschließend nach dem "Was?" und "Wie?" gefragt wird. Die Tabelle C.1 gibt einen Überblick über die Klassifikation der Stichworte in den Kategorien "Warum?", "Was?" und "Wie?".

Tabelle C.1: Klassifikation der Stichworte.

Warum?	Was?	Wie?
Stabilität	Planaufträge	Datenbasierte Verfahren
Flexibilität	Generierung Planaufträge	Künstliche Intelligenz
Skalierbarkeit	BTS/BTO/VBtO	Mathematische Verfahren
Echtzeitfähigkeit	Auftragsabwicklung	Optimierung
Robustheit	Bedarfsplanung	Maschinelles Lernen
Berechnungskomplexität	Zuordnung	Simulationen
Liefertermintreue	Einplanung und Steuerung	Operations Research
Szenarienfähigkeit	Produktion	
Nachfrageunsicherheit	Fertigung	
Turbulenzen	Auftrag	
Variantenreichtum		
Individualisierung		
Mass Customization		
Herausforderungen		

Diese Stichworte werden entsprechend der Klassifikation unterschiedlich kombiniert und zusätzlich für die Suche durch Trunkierungen (*), boolesche Operatoren (AND, OR) und die englischen Übersetzungen ergänzt. Die Tabelle C.2 zeigt die Anzahl der jeweiligen Ergebnisse der Stichwortsuche.

Tabelle C.2: Systematische Stichwortsuche im Rahmen der Literaturrecherche (Stand 01.12.2022).

Term der Stichworte	# Scopus	# Springer
("planned order*"OR planauftrag OR planaufträge)	195	715
("planned order*"OR planauftrag OR planaufträge) AND (programm* OR optimization OR optimierung OR operation*)	43	493
("planned order*"OR planauftrag OR planaufträge) AND (production OR produktion)	129	626
("planned order*"OR planauftrag OR planaufträge) AND (production OR produktion) AND (challenge* OR herausforderung*)	19	170
("planned order*"OR planauftrag OR planaufträge) AND (production OR produktion) AND (challenge* OR herausforderung*) AND (mathe* OR intelli- gence OR intelligenz)	12	94
("planned order*"OR planauftrag OR planaufträge) AND (production OR produktion) AND (challenge* OR herausforderung* OR uncertaint* or unsicher- heit* OR turbulenc* OR turbulenz* OR flexib* OR stabil*) AND (mathe* OR intelligence OR intelli- genz OR simulation)	72	346
("planned order*"OR planauftrag OR planaufträge) AND (production OR produktion) AND (uncer- taint* or unsicherheit* OR turbulenc* OR turbu- lenz* OR flexib* OR stabil*) AND (mathe* OR intelligence OR intelligenz OR simulation)	72	341
("planned order*"OR planauftrag OR planaufträge) AND (production OR produktion) AND (uncer- taint* or unsicherheit* OR turbulenc* OR turbu- lenz* OR flexib* OR stabil*) AND (mathe* OR artificial intelligence OR kuenstliche intelligenz OR simulation)	6	184
("planned order*"OR planauftrag OR planaufträge) AND (production OR produktion) AND (uncer- taint* or unsicherheit* OR turbulenc* OR turbu- lenz* OR flexib* OR stabil*) AND (artificial intelli- gence OR kuenstliche intelligenz)	6	22

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle C.2: Systematische Stichwortsuche im Rahmen der Literaturrecherche (Stand 01.12.2022).

Term der Stichworte	# Scopus	# Springer
(order* OR auftrag OR aufträge or abwicklung) AND (bts OR bto OR vbto)	5.040	6.566
(order* OR auftrag OR aufträge or abwicklung) AND (bts OR bto OR vbto) AND (programm* OR optimization OR optimierung OR operation*)	1.299	3.515
(order* OR auftrag OR aufträge or abwicklung) AND (bts OR bto OR vbto) AND (programm* OR optimization OR optimierung OR operation*) AND (production OR produktion)	456	1.264
(order* OR auftrag OR aufträge or abwicklung) AND (bts OR bto OR vbto) AND (production OR produktion) AND (challenge* OR herausfor- derung*)	423	1.117
(order* OR auftrag OR aufträge or abwicklung) AND (bts OR bto OR vbto) AND (production OR produktion) AND (challenge* OR herausforderung*) AND (mathe* OR intelligence OR intelligenz OR programm* OR optimization OR optimierung)	140	665
(order* OR auftrag OR aufträge or abwicklung) AND (bts OR bto OR vbto) AND (production OR produktion) AND (challenge* OR herausforderung* OR uncertaint* OR unsicherheit* OR turbulenc* OR turbulenz* OR flexib* OR stabil*) AND ("arti- cial intelligence"OR "kuenstliche intelligenz"OR ki OR ai)	62	383
(order* OR auftrag OR aufträge or abwicklung) AND (bts OR bto OR vbto) AND (production OR produktion) AND (uncertaint* or unsicherheit* OR turbulenc* OR turbulenz* OR flexib* OR stabil*) AND ("articial intelligence"OR "kuenstliche intelli- genz"OR ki OR ai)	42	358
(order* OR auftrag OR aufträge or abwicklung) AND (bts OR bto OR vbto) AND (production OR produktion) AND (delivery* OR date OR liefer*)	289	2.161

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle C.2: Systematische Stichwortsuche im Rahmen der Literaturrecherche (Stand 01.12.2022).

Term der Stichworte	# Scopus	# Springer
(order* OR auftrag OR aufträge or abwicklung) AND (bts OR bto OR vbto) AND (production OR produktion) AND (delivery* OR date OR liefer*) AND (uncertain* or unsicherheit* OR turbulenc* OR turbulenz* OR flexib* OR stabil*) AND (mathe* OR "artificial intelligence"OR "kuenstliche intelligenz"OR ki OR ai OR operation*)	96	343
(order* OR auftrag OR aufträge or abwicklung) AND (bts OR bto OR vbto) AND (production OR produktion) AND (delivery* OR date OR liefer*) AND (uncertain* or unsicherheit* OR turbulenc* OR turbulenz* OR flexib* OR stabil*) AND ("artificial intelligence"OR "kuenstliche intelligenz"OR ki OR ai)	27	92
(schedul* OR einplanung OR matching OR zuordnung) AND (bts OR bto OR vbto)	2.853	2.301
(schedul* OR einplanung OR matching OR zuordnung) AND (bts OR bto OR vbto) AND (programm* OR optimization OR optimierung OR operation*)	1.245	1.522
(schedul* OR einplanung OR matching OR zuordnung) AND (bts OR bto OR vbto) AND (production OR produktion) AND (programm* OR optimization OR optimierung)	357	778
(schedul* OR einplanung OR matching OR zuordnung) AND (bts OR bto OR vbto) AND (production OR produktion) AND (challenge* OR herausforderung*) AND (programm* OR optimization OR optimierung OR operation*)	170	429
(schedul* OR einplanung OR matching OR zuordnung) AND (bts OR bto OR vbto) AND (production OR produktion) AND (challenge* OR herausforderung*) AND (bts OR bto OR vbto) AND (mathe* OR intelligence OR intelligenz)	164	273

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle C.2: Systematische Stichwortsuche im Rahmen der Literaturrecherche (Stand 01.12.2022).

Term der Stichworte	# Scopus	# Springer
(schedul* OR einplanung OR matching OR zuordnung) AND (bts OR bto OR vbto) AND (production OR produktion) AND (challenge* OR herausforderung* OR uncertaint* or unsicherheit* OR turbulenc* OR turbulenz* OR flexib* OR stabil*) AND (mathe* OR intelligence OR intelligenz OR simulation)	325	556
(schedul* OR einplanung OR matching OR zuordnung) AND (bts OR bto OR vbto) AND (production OR produktion) AND (uncertaint* or unsicherheit* OR turbulenc* OR turbulenz* OR flexib* OR stabil*) AND (mathe* OR intelligence OR intelligenz OR simulation OR operation*)	303	779
(schedul* OR einplanung OR matching OR zuordnung) AND (bts OR bto OR vbto) AND (production OR produktion) AND (uncertaint* or unsicherheit* OR turbulenc* OR turbulenz* OR flexib* OR stabil*) AND (mathe* OR "artificial intelligence" OR "kuenstliche intelligenz" OR simulation)	41	313
(schedul* OR einplanung OR matching OR zuordnung) AND (bts OR bto OR vbto) AND (production OR produktion) AND (uncertaint* or unsicherheit* OR turbulenc* OR turbulenz* OR flexib* OR stabil*) AND ("artificial intelligence" OR "kuenstliche intelligenz" OR ki OR ai)	30	209

Generierung der Konfigurationsvorschläge

Beispiel Reinforcement Learning: {HIM, LSE, TKV}

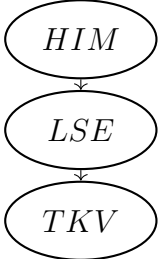
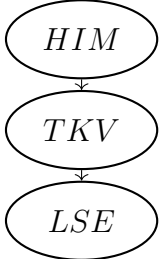
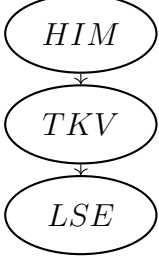
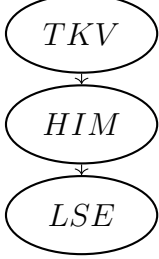
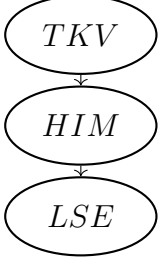
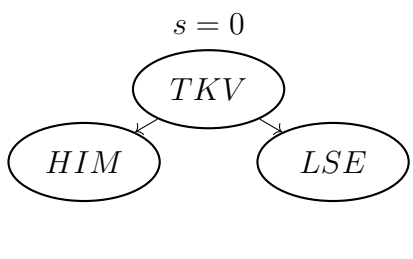
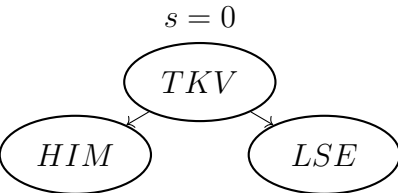
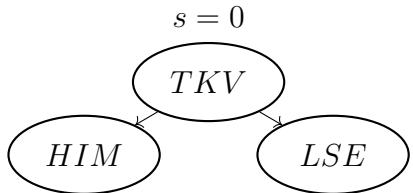
Das RL wird beispielhaft an dem Cluster y_1 dargestellt. In diesem Kontext besteht y_1 aus den Merkmalsfamilien {HIM, LSE, TKV}. Sei S die Anzahl aller Zustände und A die Menge aller Aktionen, dann repräsentiert die Zustand-Aktion-Value-Funktion Q den erwartenden Wert für alle Zustand-Aktion-Paare (s,a) , wenn im Zustand s die Aktion a ausgewählt wird, wobei $s \in S$ und $a \in A$. Tabelle D.1 zeigt Q nach 5000 Iterationen.

Tabelle D.1: Q nach dem Training des RL-Algorithmus.

	0	1	2	3
0	-0.601833	-0.525720	-0.622334	-0.488763
1	-0.581342	-0.980691	-0.530353	-0.593683
2	-1.078624	-0.517035	-1.127040	-0.509433
3	-0.974328	-0.609475	-0.554260	-1.157995
4	-0.536329	-0.547560	-0.575704	-0.561384
5	-0.547952	-1.180672	-0.622113	-0.625841
6	-1.000479	-0.533013	-1.090443	-0.544886
7	-1.099804	-0.545462	-0.563456	-1.150306
8	-0.602981	-1.111092	-0.999736	-0.945599
9	-1.118687	-1.190156	-0.959851	-1.015999
10	-0.612082	-1.0408698	-1.090850	-1.130390
11	-1.102072	-0.989904	-1.139389	-1.122846

Auf Basis der gelernten Zustand-Aktion-Value-Funktion Q folgt der Agent in jedem Schritt der Strategie $\pi(s)$, die in jedem Zustand $s \in S$ die bestmögliche Aktion $\pi(s) = \arg \max_a Q(s,a)$ ausführt. Tabelle D.2 zeigt die Verfolgung der Strategie für die Optimierung der Bayes'schen Teilnetze. Als Ausgangszustand wird der Zustand $s = 7$ zufällig gezogen.

Tabelle D.2: Verfolgung der Strategie für die Optimierung der Bayes'schen Teilnetze.

R.	$s \in \mathcal{S}$	$\pi(s)$	$s' \in \mathcal{S}$
1	$s = 7$ 	1	$s = 5$ 
2	$s = 5$ 	0	$s = 1$ 
3	$s = 1$ 	2	$s = 0$ 
4	$s = 0$ 	3	$s = 0$ 

Anhang E

Bewertung der Konfigurationsvorschläge

Für die Bewertung der Stabilität $k_{\text{eval}_{\text{st}}}$ und der Flexibilität $k_{\text{eval}_{\text{fl}}}$ jedes Konfigurationsvorschlages k werden die in Abschnitt 4.3.3 und 4.3.2 beschriebenen Systematiken verwendet. Die Tabellen E.1-E.5 zeigen die zur Evaluierung berechneten Daten des realen Use Case der Porsche AG hinsichtlich der Durchlaufzeit in der Produktion, der Anzahl der ausgehenden Abhängigkeiten f_{dep} von Merkmal f , der Änderungshäufigkeit f_{ch} der Merkmale f zwischen der Auftragsbestellung und dem Erreichen des FP, der Gewichtung f_{timeprod} und f_{time} der Merkmale f , die zu einer verspäteten Lieferung geführt haben sowie der Gewichtung f_{u} bezüglich der Einordnung der Merkmale f in die merkmalspezifischen Änderungsgrenzpunkte. Die Tabellen zeigen jeweils eine Stichprobe von 100 Einträgen aus der Menge aller Daten. Um die Compliance Regeln zu wahren, werden die Daten skaliert.

Tabelle E.1: Durchschnittliche Durchlaufzeit f_{timeProd} in der Produktion in Bezug auf ein Merkmal f .

Merkmal f	Gewichtung f_{timeProd}	Merkmalskategorie
f_{280}	0,196	Innenfarben
f_{497}	0,215	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{549}	0,217	Audio und Kommunikation
f_{544}	0,22	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{548}	0,245	Audio und Kommunikation
f_{172}	0,252	Interieur
f_{356}	0,26	Antrieb und Fahrwerk
f_{416}	0,266	Licht und Sicht
f_{435}	0,274	Interieur
f_{124}	0,281	Licht und Sicht
f_{371}	0,282	Interieur
f_{547}	0,304	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{373}	0,308	Interieur
f_{298}	0,318	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{221}	0,323	Licht und Sicht
f_{421}	0,329	E-Performance
f_{175}	0,333	Interieur
f_{874}	0,334	Antrieb und Fahrwerk
f_{100}	0,336	Interieur
f_{417}	0,34	Interieur
f_{873}	0,345	Komfort- und Assistenzsysteme

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle E.1: Durchschnittliche Durchlaufzeit f_{timeProd} in der Produktion in Bezug auf ein Merkmal f .

Merkmal f	Gewichtung f_{timeProd}	Merkmalskategorie
f_{272}	0,355	Exterieur
f_{854}	0,362	Interieur
f_{838}	0,368	Interieur
f_{111}	0,374	Werksabholung
f_{862}	0,374	Interieur
f_{60}	0,377	Außenfarben
f_{415}	0,379	Licht und Sicht
f_{202}	0,379	Exterieur
f_{182}	0,38	Interieur
f_{194}	0,382	Interieur Carbon
f_{861}	0,383	Interieur
f_{286}	0,384	Steuerungsnummern
f_{754}	0,392	Audio und Kommunikation
f_{76}	0,404	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{49}	0,408	E-Performance
f_{74}	0,425	Antrieb und Fahrwerk
f_{370}	0,425	Interieur Alcantara
f_{129}	0,426	Exterieur
f_{87}	0,427	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{94}	0,428	Interieur
f_{233}	0,428	Audio und Kommunikation
f_{217}	0,431	E-Performance
f_{437}	0,431	Interieur
f_{262}	0,434	Exterieur
f_{196}	0,435	Interieur Leder
f_{97}	0,436	E-Performance
f_{174}	0,44	Interieur
f_{230}	0,441	E-Performance
f_{358}	0,444	Antrieb und Fahrwerk
f_{19}	0,444	Innenfarben
f_{99}	0,445	Interieur
f_{63}	0,446	Antrieb und Fahrwerk
f_{219}	0,45	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{191}	0,454	Interieur
f_{224}	0,456	Antrieb und Fahrwerk
f_{218}	0,458	E-Performance
f_{178}	0,459	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{752}	0,471	Licht und Sicht
f_{171}	0,477	Interieur Leder
f_{130}	0,477	Exterieur
f_{142}	0,486	Räderzubehör
f_{517}	0,489	Interieur Race-TEX
f_{163}	0,49	Interieur
f_{210}	0,498	Exterieur
f_{1099}	0,5	Räder
f_{131}	0,501	Antrieb und Fahrwerk
f_{198}	0,503	Interieur
f_{223}	0,504	Licht und Sicht
f_{252}	0,505	Exterieur
f_{629}	0,508	Interieur
f_{123}	0,51	Interieur Aluminium
f_{179}	0,513	Licht und Sicht
f_{1053}	0,517	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{638}	0,521	Licht und Sicht
f_{1140}	0,524	Interieur Carbon
f_{619}	0,525	Außenfarben
f_{849}	0,526	Komfort- und Assistenzsysteme

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle E.1: Durchschnittliche Durchlaufzeit f_{timeProd} in der Produktion in Bezug auf ein Merkmal f .

Merkmal f	Gewichtung f_{timeProd}	Merkmalskategorie
f_{1092}	0,532	Exterieur
f_{945}	0,54	Außenfarben
f_{90}	0,542	Interieur
f_{213}	0,549	Interieur Carbon
f_{1044}	0,568	Innenfarben
f_{406}	0,571	Interieur Alcantara
f_{118}	0,578	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{1013}	0,586	Innenfarben
f_{1072}	0,59	Antrieb und Fahrwerk
f_{1173}	0,591	Licht und Sicht
f_{639}	0,591	Interieur
f_{239}	0,599	Antrieb und Fahrwerk
f_{618}	0,606	Außenfarben
f_{211}	0,618	Audio und Kommunikation
f_{611}	0,626	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{410}	0,653	Interieur Leder
f_{237}	0,657	Antrieb und Fahrwerk
f_{199}	0,679	Interieur Leder
f_{1085}	0,716	Antrieb und Fahrwerk
f_{1106}	0,757	Interieur Race-TEX
f_{829}	0,761	Steuerungs-Z-Anträge
f_{1086}	0,799	Steuerungs-Z-Anträge

Tabelle E.2: Anzahl der ausgehenden Abhängigkeiten f_{dep} von Merkmal f .

Merkmal f	Gewichtung f_{dep}	Merkmalskategorie
f_{1080}	0,013	Interieur Leder
f_{113}	0,013	Exterieur
f_{558}	0,013	Räder
f_{184}	0,013	Räder
f_{186}	0,013	Räder
f_{132}	0,013	Steuerungsnummern
f_{919}	0,014	Räderzubehör
f_{308}	0,014	Interieur
f_{82}	0,014	E-Performance
f_{92}	0,015	Exterieur
f_{451}	0,015	Räder
f_{181}	0,016	Licht und Sicht
f_{270}	0,016	Interieur
f_{637}	0,016	Interieur
f_{144}	0,017	Antrieb und Fahrwerk
f_{892}	0,017	Audio und Kommunikation
f_{526}	0,018	Räder
f_{530}	0,018	Räder
f_{254}	0,019	Exterieur
f_{248}	0,02	Interieur
f_{533}	0,021	Räder
f_{536}	0,021	Räder
f_{532}	0,021	Räder
f_{535}	0,021	Räder
f_{1083}	0,021	Interieur Leder
f_{1084}	0,021	Interieur Leder
f_{567}	0,022	Antrieb und Fahrwerk
f_{357}	0,022	Antrieb und Fahrwerk
f_{1168}	0,024	Räder
f_{1062}	0,025	Interieur
f_{362}	0,025	Räderzubehör

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle E.2: Anzahl der ausgehenden Abhängigkeiten f_{dep} von Merkmal f .

Merkmal f	Gewichtung f_{dep}	Merkmalskategorie
f_{1061}	0,026	Interieur
f_{632}	0,027	Interieur
f_{191}	0,028	Interieur
f_{147}	0,028	Räderzubehör
f_{1190}	0,028	Räderzubehör
f_{1104}	0,03	Interieur Leder
f_{395}	0,031	Räder
f_{391}	0,031	Räder
f_{392}	0,031	Räder
f_{394}	0,031	Räder
f_{760}	0,033	Räderzubehör
f_{454}	0,036	Räder
f_{115}	0,037	Interieur
f_{150}	0,037	Räderzubehör
f_{436}	0,038	Interieur
f_{761}	0,039	Räderzubehör
f_{293}	0,039	Räderzubehör
f_{606}	0,042	Exterieur
f_{622}	0,043	Räder
f_{627}	0,044	Interieur Holz
f_{517}	0,045	Interieur Race-Tex
f_{383}	0,048	Räder
f_{1138}	0,049	Interieur
f_{153}	0,051	Exterieur
f_{264}	0,052	Räderzubehör
f_{365}	0,052	Antrieb und Fahrwerk
f_{384}	0,053	Räder
f_{379}	0,057	Räder
f_{388}	0,057	Räder
f_{382}	0,057	Räder
f_{685}	0,059	Interieur Leder
f_{239}	0,06	Antrieb und Fahrwerk
f_{114}	0,063	Interieur
f_{211}	0,066	Audio und Kommunikation
f_{1139}	0,072	Interieur Race-Tex
f_{1094}	0,075	Interieur Leder
f_{208}	0,082	Ziernähte und Sitzmittelbahnen
f_{236}	0,088	Antrieb und Fahrwerk
f_{125}	0,1	Licht und Sicht
f_{425}	0,102	E-Performance
f_{238}	0,102	Antrieb und Fahrwerk
f_{636}	0,102	Interieur
f_{385}	0,104	Räder
f_{386}	0,104	Räder
f_{547}	0,105	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{176}	0,156	Interieur
f_{657}	0,16	Räder
f_{100}	0,168	Interieur
f_{658}	0,18	Räder
f_{99}	0,19	Interieur
f_{659}	0,19	Räder
f_{663}	0,205	Räder
f_{661}	0,205	Räder
f_{662}	0,206	Räder
f_{660}	0,208	Räder
f_{1077}	0,223	Interieur Leder
f_{644}	0,228	Räder
f_{642}	0,232	Räder

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle E.2: Anzahl der ausgehenden Abhängigkeiten f_{dep} von Merkmal f .

Merkmal f	Gewichtung f_{dep}	Merkmalskategorie
f_{104}	0,251	Werksabholung
f_{225}	0,254	Antrieb und Fahrwerk
f_{1074}	0,322	Ausstattungspakete
f_{649}	0,323	Räder
f_{648}	0,325	Räder
f_{647}	0,346	Räder
f_{651}	0,433	Räder
f_{652}	0,475	Räder
f_{1099}	0,487	Räder
f_{221}	0,869	Licht und Sicht
f_{223}	1,0	Licht und Sicht

Tabelle E.3: Änderungshäufigkeit f_{ch} der Merkmale f zwischen der Auftragserstellung und dem Erreichen des FP.

Merkmal f	Gewichtung f_{ch}	Merkmalskategorie
f_{311}	0,003	Exterieur
f_{391}	0,003	Räder
f_{403}	0,003	Interieur Holz
f_{213}	0,003	Interieur Carbon
f_{208}	0,003	Ziernähte und Sitzmittelbahnen
f_{130}	0,004	Exterieur
f_{399}	0,004	Außenfarben
f_{353}	0,004	Exterieur
f_{377}	0,004	Interieur
f_{51}	0,005	Interieur
f_{275}	0,005	Antrieb und Fahrwerk
f_{347}	0,005	Ziernähte und Sitzmittelbahnen
f_{741}	0,005	Außenfarben
f_{115}	0,006	Interieur
f_{288}	0,007	Interieur
f_{57}	0,007	Interieur
f_{376}	0,007	Interieur
f_{394}	0,008	Räder
f_{58}	0,01	Interieur
f_{283}	0,011	Innenfarben
f_{369}	0,011	Exterieur
f_{410}	0,013	Interieur Leder
f_{170}	0,017	Außenfarben
f_{370}	0,017	Interieur Alcantara
f_{389}	0,017	Räder
f_{362}	0,019	Räderzubehör
f_{406}	0,024	Interieur Alcantara
f_{60}	0,025	Außenfarben
f_{125}	0,025	Licht und Sicht
f_{291}	0,027	Innenfarben
f_{386}	0,029	Räder
f_{357}	0,029	Antrieb und Fahrwerk
f_{113}	0,029	Exterieur
f_{127}	0,031	Außenfarben
f_{398}	0,031	Interieur Holz
f_{239}	0,032	Antrieb und Fahrwerk
f_{194}	0,033	Interieur Carbon
f_{292}	0,036	Innenfarben
f_{305}	0,041	Innenfarben
f_{368}	0,041	Exterieur
f_{198}	0,043	Interieur
f_{145}	0,045	Räderzubehör

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle E.3: Änderungshäufigkeit f_{ch} der Merkmale f zwischen der Auftragsbestellung und dem Erreichen des FP.

Merkmal f	Gewichtung f_{ch}	Merkmalskategorie
f_{392}	0,045	Räder
f_{231}	0,048	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{155}	0,053	Exterieur
f_{234}	0,053	Audio und Kommunikation
f_{297}	0,067	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{401}	0,067	Interieur Aluminium
f_{381}	0,068	Räder
f_{375}	0,069	Interieur
f_{373}	0,08	Interieur
f_{395}	0,08	Räder
f_{382}	0,081	Räder
f_{204}	0,082	Exterieur
f_{165}	0,089	Außenfarben
f_{196}	0,093	Interieur Leder
f_{383}	0,097	Räder
f_{276}	0,101	Interieur
f_{379}	0,106	Räder
f_{171}	0,113	Interieur Leder
f_{126}	0,113	Licht und Sicht
f_{360}	0,125	Antrieb und Fahrwerk
f_{163}	0,131	Interieur
f_{352}	0,135	Exterieur
f_{390}	0,141	Räder
f_{285}	0,155	Außenfarben
f_{271}	0,159	Exterieur
f_{378}	0,165	Interieur
f_{416}	0,17	Licht und Sicht
f_{131}	0,178	Antrieb und Fahrwerk
f_{176}	0,196	Interieur
f_{99}	0,205	Interieur
f_{134}	0,21	Außenfarben
f_{224}	0,218	Antrieb und Fahrwerk
f_{178}	0,23	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{419}	0,235	Interieur
f_{356}	0,255	Antrieb und Fahrwerk
f_{298}	0,259	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{289}	0,27	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{79}	0,317	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{34}	0,336	Außenfarben
f_{279}	0,358	Innenfarben
f_{182}	0,36	Interieur
f_{361}	0,362	Exterieur
f_{272}	0,382	Exterieur
f_{384}	0,413	Räder
f_{549}	0,421	Audio und Kommunikation
f_{296}	0,424	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{175}	0,431	Interieur
f_{280}	0,453	Innenfarben
f_{374}	0,47	Außenfarben
f_{129}	0,486	Exterieur
f_{371}	0,567	Interieur
f_{100}	0,59	Interieur
f_{75}	0,645	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{174}	0,698	Interieur
f_{181}	0,779	Licht und Sicht
f_{359}	0,823	Interieur
f_{302}	0,946	Antrieb und Fahrwerk

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle E.3: Änderungshäufigkeit f_{ch} der Merkmale f zwischen der Auftragsbestellung und dem Erreichen des FP.

Merkmal f	Gewichtung f_{ch}	Merkmalskategorie
f_{351}	1,0	Antrieb und Fahrwerk

Tabelle E.4: Gewichtung f_{time} der Merkmale f , die zu einer verspäteten Lieferung geführt haben.

Merkmal f	Gewichtung f_{time}	Merkmalskategorie
f_{757}	0,002	Exterieur
f_{651}	0,002	Räder
f_{511}	0,002	Innenfarben
f_{335}	0,002	Interieur Leder
f_{770}	0,002	Interieur
f_{666}	0,002	Exterieur
f_{1002}	0,002	Exterieur
f_{897}	0,002	Innenfarben
f_{93}	0,002	Innenfarben
f_{71}	0,002	Innenfarben
f_{494}	0,002	Innenfarben
f_{1161}	0,002	Ausstattungspakete
f_{349}	0,002	Ziernähte und Sitzmittelbahnen
f_{472}	0,002	Interieur Carbon
f_{1175}	0,002	Steuerungsnummern
f_{30}	0,002	Interieur Race-TEX
f_{1136}	0,002	Ausstattungspakete
f_{338}	0,003	Interieur
f_{328}	0,003	Exterieur
f_{185}	0,003	Räder
f_{818}	0,003	Interieur Aluminium
f_{509}	0,003	Innenfarben
f_{1057}	0,003	Innenfarben
f_2	0,003	Exterieur
f_{365}	0,003	Antrieb und Fahrwerk
f_{699}	0,003	Innenfarben
f_{367}	0,003	Interieur Carbon
f_{935}	0,003	Außenfarben
f_{463}	0,003	Interieur
f_{664}	0,003	Räder
f_{694}	0,005	Innenfarben
f_{570}	0,005	Innenfarben
f_{284}	0,005	Innenfarben
f_{1036}	0,005	Interieur
f_{82}	0,005	E-Performance
f_{773}	0,005	Interieur
f_{678}	0,005	Interieur
f_{1045}	0,007	Innenfarben
f_{1160}	0,007	Exterieur
f_{814}	0,008	Licht und Sicht
f_{1066}	0,008	Innenfarben
f_{795}	0,008	Interieur Leder
f_{39}	0,008	Interieur Leder
f_{429}	0,008	Innenfarben
f_{518}	0,01	Antrieb und Fahrwerk
f_{802}	0,01	Interieur Leder
f_{679}	0,01	Antrieb und Fahrwerk
f_{791}	0,011	Interieur Race-TEX
f_{675}	0,011	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{639}	0,011	Interieur
f_{31}	0,011	Interieur Race-TEX

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle E.4: Gewichtung f_{time} der Merkmale f , die zu einer verspäteten Lieferung geführt haben.

Merkmal f	Gewichtung f_{time}	Merkmalskategorie
f_{1103}	0,011	Interieur Leder
f_{64}	0,011	Interieur
f_{749}	0,011	Interieur
f_{706}	0,011	Interieur Leder
f_{914}	0,013	Innenfarben
f_{1115}	0,013	Interieur
f_{257}	0,015	Exterieur
f_{296}	0,016	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{149}	0,016	Räderzubehör
f_{190}	0,016	Interieur Leder
f_{796}	0,018	Interieur Leder
f_{375}	0,02	Interieur
f_{1150}	0,02	Exterieur
f_{801}	0,02	Interieur
f_{1024}	0,02	Innenfarben
f_{997}	0,021	Interieur Race-TEX
f_{696}	0,023	Innenfarben
f_{1029}	0,024	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{280}	0,026	Innenfarben
f_{498}	0,026	Innenfarben
f_{1191}	0,033	Räderzubehör
f_{1035}	0,034	Interieur
f_{543}	0,036	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{1113}	0,036	Interieur
f_{1052}	0,038	Interieur Aluminium
f_{356}	0,039	Antrieb und Fahrwerk
f_{374}	0,039	Außenfarben
f_{1141}	0,044	Exterieur
f_{19}	0,059	Innenfarben
f_{83}	0,065	E-Performance
f_{165}	0,065	Außenfarben
f_{1195}	0,088	Interieur Carbon
f_{1077}	0,093	Interieur Leder
f_{361}	0,095	Exterieur
f_{221}	0,114	Licht und Sicht
f_{220}	0,116	Licht und Sicht
f_{130}	0,117	Exterieur
f_{24}	0,122	Exterieur
f_{754}	0,139	Audio und Kommunikation
f_{548}	0,173	Audio und Kommunikation
f_{744}	0,173	Außenfarben
f_{131}	0,29	Antrieb und Fahrwerk
f_{142}	0,326	Räderzubehör
f_{179}	0,403	Licht und Sicht
f_{75}	0,431	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{113}	0,529	Exterieur
f_{1051}	0,595	Licht und Sicht
f_{90}	0,657	Interieur
f_{210}	0,69	Exterieur

Tabelle E.5: Gewichtung f_u hinsichtlich der Einordnung der Merkmale f in die merkmalspezifischen Änderungsgrenzwerte.

Merkmal f	Tage bis EOP	Gew. f_u	Merkmalskategorie
f_{1113}	4	0,25	Interieur
f_{1081}	5	0,25	Interieur Leder

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle E.5: Gewichtung f_u hinsichtlich der Einordnung der Merkmale f in die merkmalspezifischen Änderungsgrenzpunkte.

Merkmalskategorie	Gew. f_u	Tage bis EOP	Merkmalskategorie
Ziernähte und Sitzmittelbahnen	0,25	3	f_{208}
Interieur	0,25	5	f_{1061}
Sonstiges	0,25	4	f_{136}
Komfort- und Assistenzsysteme	0,5	9	f_{547}
Komfort- und Assistenzsysteme	0,5	10	f_{495}
Interieur Carbon	0,5	10	f_{159}
Antrieb und Fahrwerk	0,5	10	f_{151}
Interieur Leder	0,5	9	f_{1082}
Räderzubehör	0,5	7	f_{148}
Interieur	0,5	7	f_{1034}
Exterieur	0,5	6	f_{1043}
Antrieb und Fahrwerk	0,5	9	f_{1085}
Exterieur	0,5	9	f_{202}
Interieur	0,5	8	f_{629}
Licht und Sicht	0,5	8	f_{227}
Licht und Sicht	0,5	7	f_{1064}
Interieur	0,5	8	f_{51}
Interieur	0,5	10	f_{174}
Exterieur	0,5	9	f_{91}
Interieur	0,5	7	f_{1033}
Licht und Sicht	0,5	10	f_{638}
Exterieur	0,5	7	f_{1059}
Exterieur	0,5	9	f_{1092}
Steuerungsnummern	0,5	10	f_{132}
Interieur	0,5	8	f_{412}
Räder	0,5	9	f_{1100}
Ziernähte und Sitzmittelbahnen	0,5	8	f_{207}
Interieur Race-Tex	0,5	9	f_{1106}
Interieur Leder	0,5	7	f_{1083}
Räderzubehör	0,5	9	f_{264}
Antrieb und Fahrwerk	0,5	10	f_{357}
Antrieb und Fahrwerk	0,5	9	f_{1119}
Interieur Aluminium	0,5	10	f_{309}
Interieur Carbon	0,5	10	f_{213}
Interieur	0,5	10	f_{1054}
Exterieur	0,75	14	f_{156}
Interieur Alcantara	0,75	12	f_{406}
Interieur	0,75	11	f_{160}
Interieur	0,75	13	f_{94}
Interieur Leder	0,75	12	f_{171}
Antrieb und Fahrwerk	0,75	12	f_{224}
Antrieb und Fahrwerk	0,75	14	f_{236}
Exterieur	0,75	13	f_{155}
Exterieur	0,75	12	f_{203}
Interieur	0,75	11	f_{50}
Interieur Carbon	0,75	13	f_{194}
Audio und Kommunikation	0,75	12	f_{232}
Ziernähte und Sitzmittelbahnen	0,75	14	f_{209}
Licht und Sicht	0,75	12	f_{223}
Interieur Alcantara	0,75	13	f_{370}
Räderzubehör	0,75	13	f_{149}
Licht und Sicht	0,75	12	f_{221}
Licht und Sicht	0,75	12	f_{181}
Exterieur	0,75	14	f_{204}
Interieur	0,75	11	f_{114}
Exterieur	0,75	14	f_{153}

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle E.5: Gewichtung f_u hinsichtlich der Einordnung der Merkmale f in die merkmalspezifischen Änderungsgrenzpunkte.

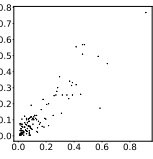
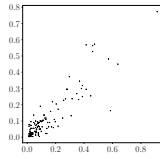
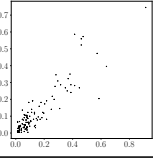
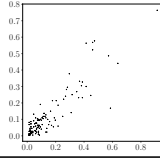
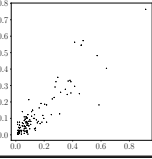
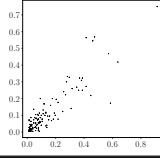
Merkmal f	Tage bis EOP	Gew. f_u	Merkmalskategorie
f_{369}	15	0,75	Exterieur
f_{92}	12	0,75	Exterieur
f_{131}	12	0,75	Antrieb und Fahrwerk
f_{176}	12	0,75	Interieur
f_{118}	14	0,75	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{1075}	11	0,75	Interieur Race-TEX
f_{212}	12	0,75	Steuerungsnummern
f_{113}	13	0,75	Exterieur
f_{229}	14	0,75	Interieur
f_{517}	11	0,75	Interieur Race-TEX
f_{146}	15	0,75	Räderzubehör
f_{195}	11	0,75	Interieur Leder
f_{179}	12	0,75	Licht und Sicht
f_{178}	13	0,75	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{1035}	15	0,75	Interieur
f_{220}	11	0,75	Licht und Sicht
f_{120}	11	0,75	Exterieur
f_{239}	14	0,75	Antrieb und Fahrwerk
f_{231}	13	0,75	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{356}	15	0,75	Antrieb und Fahrwerk
f_{166}	11	0,75	Interieur
f_{129}	15	0,75	Exterieur
f_{233}	12	0,75	Audio und Kommunikation
f_{150}	14	0,75	Räderzubehör
f_{401}	12	0,75	Interieur Aluminium
f_{145}	12	0,75	Räderzubehör
f_{58}	14	0,75	Interieur
f_{414}	11	0,75	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{403}	12	0,75	Interieur Holz
f_{172}	11	0,75	Interieur
f_{76}	12	0,75	Komfort- und Assistenzsysteme
f_{606}	12	0,75	Exterieur
f_{210}	13	0,75	Exterieur
f_{1115}	11	0,75	Interieur
f_{147}	12	0,75	Räderzubehör
f_{1072}	11	0,75	Antrieb und Fahrwerk
f_{99}	13	0,75	Interieur
f_{238}	16	1,0	Antrieb und Fahrwerk
f_{257}	16	1,0	Exterieur
f_{355}	19	1,0	Antrieb und Fahrwerk
f_{995}	16	1,0	Exterieur
$F_{\text{sub},1}$	≥ 20	1,0	

Anhang F

Ableitung planerischer Auftragsbuchszzenarien

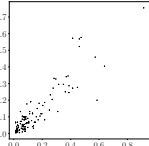
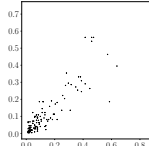
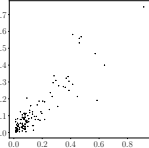
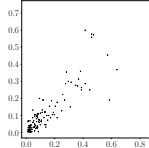
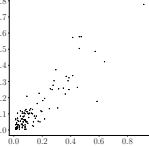
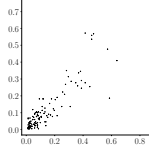
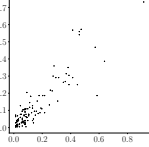
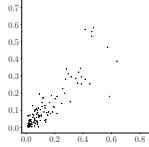
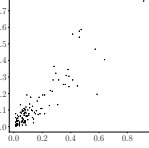
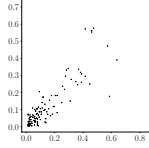
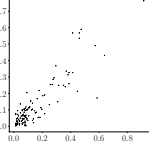
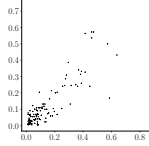
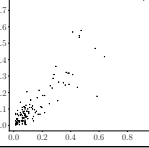
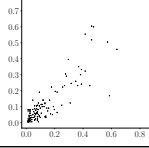
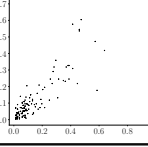
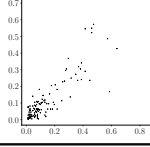
Für die Ableitung der planerischen Auftragsbuchszzenarien werden in diesem Abschnitt die Ergebnisse der Bayes'schen Optimierung in tabellarischer und visueller Form dargestellt. Aus dem definierten operativen Fenster Ξ_ρ entstehen durch die Berücksichtigung der strategischen Unternehmensentscheidungen die angepassten Fenster Ξ_ρ^s , wobei $w_{fl} = [0,3; 0,5]$, $w_{st} = [0,3; 0,5]$, $w_{pro} = [0,2; 0,5]$, $w_{cm} = [0,0; 0,4]$ und $w_{su} = [0,2; 0,4]$. Die angepassten Werte sind fett gedruckt. Auf Basis dieser Werte wird mittels einer Bayes'schen Optimierung ein optimiertes Ergebnis Ξ_ρ^* berechnet. Das Experiment mit 50 Optimierungsrunden wird in Tabelle F.1 dargestellt. In rot ist die Runde markiert, die zu dem Zeitpunkt den niedrigsten RMSE, unter Berücksichtigung des Gewichtungsvektors w_{scen} , aufweist.

Tabelle F.1: Ergebnisse der Bayes'schen Optimierung.

R.	RMSE	w_{scen}	Visual.	R.	RMSE	w_{scen}	Visual.
1	0,0700	fl=0,492 st=0,331 pro=0,387 cm=0,293 su=0,276		26	0,0713	fl=0,472 st=0,344 pro=0,492 cm=0,151 su=0,330	
2	0,0693	fl=0,312 st=0,443 pro=0,381 cm=0,354 su=0,239		27	0,0718	fl=0,453 st=0,312 pro=0,475 cm=0,291 su=0,293	
3	0,0706	fl=0,448 st=0,423 pro=0,452 cm=0,104 su=0,281		28	0,0718	fl=0,493 st=0,496 pro=0,492 cm=0,0791 su=0,269	

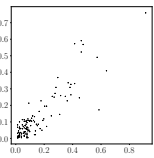
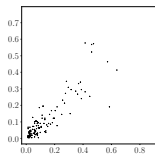
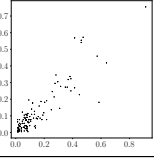
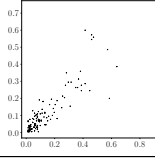
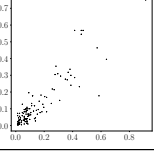
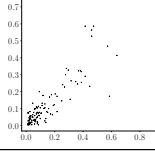
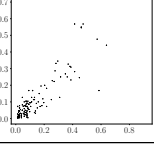
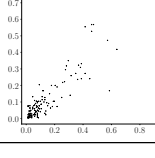
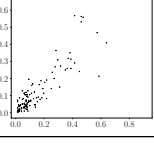
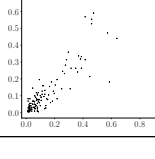
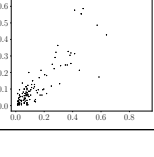
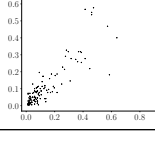
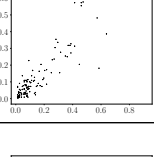
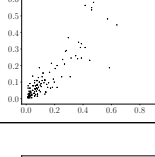
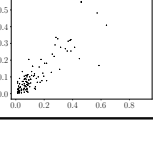
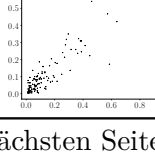
Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle F.1: Ergebnisse der Bayes'schen Optimierung.

R.	RMSE	w_{scen}	Visual.	R.	RMSE	w_{scen}	Visual.
4	0,0691	fl=0,321 st=0,454 pro=0,479 cm=0,059 su=0,381		29	0,0704	fl=0,302 st=0,374 pro=0,353 cm=0,088 su=0,355	
5	0,0707	fl=0,310 st=0,347 pro=0,232 cm=0,014 su=0,317		30	0,0707	fl=0,306 st=0,521 pro=0,384 cm=0,209 su=0,325	
6	0,0710	fl=0,499 st=0,363 pro=0,330 cm=0,369 su=0,294		31	0,0698	fl=0,323 st=0,419 pro=0,412 cm=0,160 su=0,308	
7	0,0707	fl=0,335 st=0,445 pro=0,281 cm=0,127 su=0,362		32	0,0705	fl=0,395 st=0,519 pro=0,414 cm=0,118 su=0,359	
8	0,0710	fl=0,351 st=0,462 pro=0,379 cm=0,294 su=0,298		33	0,0712	fl=0,326 st=0,342 pro=0,275 cm=0,332 su=0,319	
9	0,0715	fl=0,462 st=0,361 pro=0,292 cm=0,187 su=0,215		34	0,0721	fl=0,471 st=0,340 pro=0,327 cm=0,033 su=0,268	
10	0,0707	fl=0,481 st=0,450 pro=0,426 cm=0,238 su=0,217		35	0,0725	fl=0,441 st=0,314 pro=0,387 cm=0,361 su=0,286	
11	0,0725	fl=0,434 st=0,408 pro=0,322 cm=0,398 su=0,346		36	0,0717	fl=0,383 st=0,304 pro=0,433 cm=0,026 su=0,254	

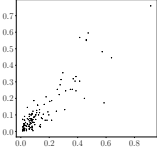
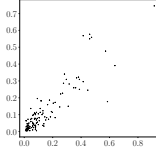
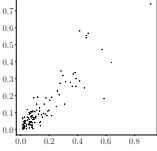
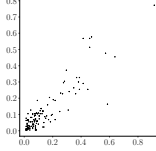
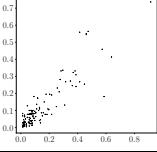
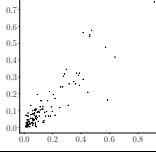
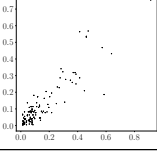
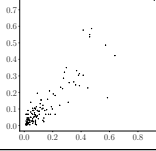
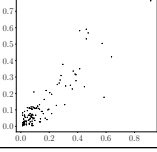
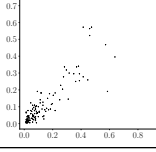
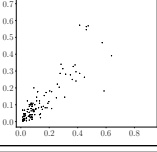
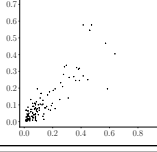
Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle F.1: Ergebnisse der Bayes'schen Optimierung.

R.	RMSE	w_{scen}	Visual.	R.	RMSE	w_{scen}	Visual.
12	0,0717	fl=0,447 st=0,345 pro=0,257 cm=0,121 su=0,227		37	0,0690	fl=0,310 st=0,495 pro=0,470 cm=0,038 su=0,257	
13	0,0704	fl=0,430 st=0,492 pro=0,425 cm=0,025 su=0,254		38	0,0702	fl=0,326 st=0,460 pro=0,336 cm=0,176 su=0,255	
14	0,0712	fl=0,344 st=0,474 pro=0,465 cm=0,037 su=0,350		39	0,0719	fl=0,324 st=0,365 pro=0,201 cm=0,137 su=0,396	
15	0,0711	fl=0,372 st=0,333 pro=0,481 cm=0,335 su=0,356		40	0,0718	fl=0,431 st=0,400 pro=0,462 cm=0,112 su=0,302	
16	0,0689	fl=0,402 st=0,485 pro=0,300 cm=0,317 su=0,301		41	0,0704	fl=0,475 st=0,492 pro=0,349 cm=0,212 su=0,256	
17	0,0729	fl=0,414 st=0,356 pro=0,255 cm=0,167 su=0,373		42	0,0712	fl=0,349 st=0,398 pro=0,348 cm=0,091 su=0,302	
18	0,0718	fl=0,453 st=0,468 pro=0,257 cm=0,153 su=0,325		43	0,0700	fl=0,476 st=0,401 pro=0,483 cm=0,332 su=0,217	
19	0,0719	fl=0,310 st=0,331 pro=0,249 cm=0,146 su=0,313		44	0,0728	fl=0,468 st=0,443 pro=0,424 cm=0,012 su=0,369	

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle F.1: Ergebnisse der Bayes'schen Optimierung.

R.	RMSE	w_{scen}	Visual.	R.	RMSE	w_{scen}	Visual.
20	0,0718	fl=0,462 st=0,409 pro=0,365 cm=0,330 su=0,307		45	0,0710	fl=0,420 st=0,480 pro=0,407 cm=0,344 su=0,230	
21	0,0706	fl=0,314 st=0,375 pro=0,302 cm=0,061 su=0,214		46	0,0716	fl=0,433 st=0,309 pro=0,353 cm=0,089 su=0,311	
22	0,0709	fl=0,330 st=0,327 pro=0,418 cm=0,231 su=0,287		47	0,0725	fl=0,453 st=0,416 pro=0,444 cm=0,068 su=0,295	
23	0,0699	fl=0,425 st=0,462 pro=0,456 cm=0,340 su=0,247		48	0,0720	fl=0,353 st=0,326 pro=0,343 cm=0,076 su=0,222	
24	0,0723	fl=0,467 st=0,306 pro=0,239 cm=0,252 su=0,286		49	0,0687	fl=0,375 st=0,435 pro=0,324 cm=0,083 su=0,297	
25	0,0708	fl=0,375 st=0,435 pro=0,424 cm=0,083 su=0,397		50	0,0712	fl=0,395 st=0,400 pro=0,333 cm=0,389 su=0,395	

Anhang G

Zuordnung und Rekalibrierung

Der Vergleich der Key Results Γ zwischen dem Slotting-Ansatz und der in dieser Arbeit präsentierten Methode wird in Tabelle G.1 illustriert. Eine aggregierte Form wurde bereits in Abschnitt 5.3.5 vorgelegt.

Tabelle G.1: Vergleich der Key Results Γ zwischen dem Slotting-Ansatz und der auf dem Konzept des Planauftrages basierten Methode.

Lauf	Verfahren	$\gamma_{\omega_1,1}$	$\gamma_{\omega_1,2}$	$\gamma_{\omega_1,3}$	$\gamma_{\omega_1,4}$	$\gamma_{\omega_1,5}$	$\gamma_{\omega_2,1}$	$\gamma_{\omega_2,2}$	$\gamma_{\omega_2,3}$	$\gamma_{\omega_2,4}$
1	Slotting	96,48	23,72	0,85	<i>n.a.</i>	5,52	6,08	1,39	0,17	18,96
1	Planauftrag	100	17,73	0,44	4,06	0	4,92	1,31	0,24	21,90
2	Slotting	98,50	25,63	0,89	<i>n.a.</i>	5,17	6,84	1,47	0,17	18,82
2	Planauftrag	100	16,89	0,46	4,02	0	4,83	1,14	0,21	21,24
3	Slotting	95,80	28,42	0,94	<i>n.a.</i>	5,27	6,35	1,58	0,15	18,75
3	Planauftrag	100	15,46	0,35	4,25	0	5,29	1,36	0,235	21,25
4	Slotting	97,19	24,42	0,76	<i>n.a.</i>	4,87	6,38	1,35	0,16	19,24
4	Planauftrag	100	14,4	0,34	4,13	0	4,52	1,31	0,23	22,02
5	Slotting	94,729	22,35	0,70	<i>n.a.</i>	5,17	6,45	1,33	0,17	17,70
5	Planauftrag	100	14,12	0,33	4,02	0	5,31	1,27	0,24	20,97
6	Slotting	96,48	23,67	0,84	<i>n.a.</i>	5,52	6,26	1,41	0,16	19,01
6	Planauftrag	100	17,42	0,43	4,03	0	5,4	1,31	0,24	21,9
7	Slotting	97,38	23,52	0,71	<i>n.a.</i>	5,22	5,98	1,38	0,16	17,93
7	Planauftrag	100	15,39	0,38	4,04	0	4,42	1,23	0,24	22,27
8	Slotting	95,04	24,38	0,78	<i>n.a.</i>	5,68	5,42	1,43	0,16	18,94
8	Planauftrag	100	15,60	0,36	4,06	0	3,42	1,39	0,22	23,21
9	Slotting	97,33	22,61	0,68	<i>n.a.</i>	5,67	5,42	1,45	0,15	18,65
9	Planauftrag	100	15,99	0,37	4,12	0	4,68	1,27	0,21	22,8
10	Slotting	95,54	27,42	0,91	<i>n.a.</i>	5,42	6,79	1,55	0,16	18,75
10	Planauftrag	100	17,05	0,48	4,09	0	6,12	1,26	0,22	19,61
11	Slotting	93,81	25,69	0,85	<i>n.a.</i>	5,12	5,82	1,43	0,16	18,94
11	Planauftrag	100	16,79	0,42	4,06	0	4,69	1,42	0,22	24,32
12	Slotting	95,88	27,57	0,69	<i>n.a.</i>	4,37	5,53	1,47	0,15	18,59
12	Planauftrag	100	18,88	0,44	3,96	0	4,72	1,45	0,25	21,19
\emptyset	Slotting	96,18	24,95	0,80	<i>n.a.</i>	5,25	6,11	1,44	0,16	18,69
\emptyset	Planauftrag	100	16,31	0,40	4,07	0	4,86	1,31	0,23	21,89

