

Integrierte Produktions- und Absatzplanung

-

Integration von Substitutionsentscheidungen in ein Produktionsprogrammplanungsmodell für konfigurierbare Produkte

Vom Promotionsausschuss der
Technischen Universität Hamburg
zur Erlangung des akademischen Grades

Doktor der Wirtschafts- und Sozialwissenschaften (Dr. rer. pol.)

genehmigte Dissertation (Monografie)

von
Maik Fabian

aus
Osnabrück

2026

Gutachter:in

- | | |
|--------------------------------|--------------------------------------|
| 1. Gutachterin: | Prof. Dr. Kathrin Fischer |
| 2. Gutachter: | Prof. Dr.-Ing. Hermann Lödding |
| Prüfungsausschussvorsitzender: | Prof. Dr. Dr. h. c. Wolfgang Kersten |
| Tag der mündlichen Prüfung: | 23.03.2026 |

Creative Commons Lizenzvertrag

Der Text steht, soweit nicht anders gekennzeichnet, unter der Creative-Commons-Lizenz Namensnennung 4.0 (CC BY 4.0). Das bedeutet, dass er vervielfältigt, verbreitet und öffentlich zugänglich gemacht werden darf, auch kommerziell, sofern dabei stets der Urheber, die Quelle des Textes und o. g. Lizenz genannt werden. Die genaue Formulierung der Lizenz kann unter <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/legalcode.de> aufgerufen werden.

DOI: <https://doi.org/10.15480/882.17000>

Zusammenfassung

Hersteller konfigurierbarer Produkte stehen aufgrund der hohen Variantenvielfalt dieser Produkte bei der mittelfristigen Planung von Absatzmengen und Kapazitäten vor besonderen Herausforderungen. Zum einen müssen sie ein sehr komplexes Kapazitätsgerüst koordinieren. Dabei kommt es häufig zu Störungen in den Lieferketten, sodass Kapazitäten oftmals nicht wie geplant zur Verfügung stehen. Zum anderen erfordern lange Bedarfsvorlaufzeiten eine Planung auf Basis von Absatzprognosen. Da diese aufgrund der hohen Variantenvielfalt schwer zu erstellen sind, kommt es vielfach zu Änderung des Produktmix in der Prognose.

Um einem Ungleichgewicht zwischen prognostiziertem Bedarf und geplanter Kapazität entgegenzuwirken, wird im Zuge der Produktionsprogrammplanung versucht, Kapazitäten auszubauen oder knappe Ressourcen möglichst effizient einzusetzen. Insbesondere im Kontext konfigurierbarer Produkte bietet die gezielte Anpassung des Produktmix eine zusätzliche Handlungsoption: Zukünftige Kunden sind gegebenenfalls bereit, von Engpässen betroffene Ausstattungsoptionen durch andere, ähnliche Optionen zu substituieren. Bestehende Planungsansätze adressieren diese Möglichkeit jedoch nur unzureichend und eine systematische Integration von Substitution in die Produktionsprogrammplanung für konfigurierbare Produkte fehlt bislang in der Literatur.

Das Ziel der vorliegenden Arbeit ist es, ein quantitatives Produktionsprogrammplanungsmodell mit integrierter Substitution aufzubauen. Dazu wird im ersten Schritt ein Distanzmaß für konfigurierbare Produkte („cpDist“) entwickelt. Ausgehend von der Annahme, dass Kunden ähnliche Produkte mit geringer Distanz als attraktivere Substitute im Vergleich zu weiter entfernten Alternativen wahrnehmen, ermöglicht cpDist eine Quantifizierung der Marktattraktivität alternativer Produktkonfigurationen. Das Distanzmaß ist Kontext-sensitiv und leitet die Distanzen zwischen den Ausprägungen von Produktmerkmalen aus Wahrscheinlichkeitsverteilungen korrelierender Merkmale her. Dabei dienen historische Auftragsdaten, also in der Vergangenheit von Kunden nachgefragte Produktkonfigurationen, als Basis für die Berechnung.

Auf Grundlage der berechneten Distanzen wird anschließend das Substitutionsverhalten von Kunden antizipiert, um Substitution in eine herkömmliche Produktionsprogrammplanung zu integrieren. Das entwickelte Modell berücksichtigt die Substitutionsbereitschaft unterschiedlicher Kundensegmente und verhindert die Einplanung von Konfigurationen, die den Marktbedarf nicht decken. Die Validierung erfolgt anhand numerischer Beispiele und realer Datensätze aus der Automobilindustrie. Der Ansatz mit cpDist wird mit alternativen Ansätzen zur Substituts-Auswahl (Hamming-Distanz, Deckungsbeitrag und Absatzmenge) verglichen. Das entwickelte Modell zeigt die höchste Konsistenz bei der Einplanung realistischer Substitute und reduziert damit das Absatzrisiko bei der Steuerung des Produktmixes signifikant.

Im Kontext variantenreicher, konfigurierbarer Produkte ist die Erstellung marktforschungsbasierter Modelle des Substitutionsverhaltens mit erheblichem Aufwand verbunden. Die vorliegende Arbeit liefert dazu eine praktikable Alternative, die eine zielgerichtete Steuerung des Produktmix zur Bewältigung von Kapazitätsengpässen ermöglicht und dabei wirtschaftliche Zielgrößen und Absatzrisiken simultan berücksichtigt.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	v
Tabellenverzeichnis	ix
Abkürzungsverzeichnis.....	xiii
Symbolverzeichnis	xv
1 Einleitung	1
1.1 Einführung in die Problemstellung.....	1
1.2 Forschungsmethodik und Aufbau der Arbeit.....	3
2 Grundlagen.....	7
2.1 Variantenreiche Serienfertigung von Automobilen.....	7
2.1.1 Kundenindividuelle Massenfertigung als Komplexitätstreiber	8
2.1.2 Eigenschaften einer variantenreichen Serienfertigung	16
2.2 Produktions- und Absatzplanung.....	24
2.2.1 Konzeption einer integrierten Planung.....	24
2.2.2 Hierarchisches Planungssystem im Kundenauftragsprozess	27
2.2.3 Produktionsprogrammplanung	33
2.2.4 Absatzplanung und Auftragsabwicklung.....	36
3 Integrierte Produktions- und Absatzplanung.....	41
3.1 Handlungsfelder zur Abstimmung von Bedarf und Kapazität.....	42
3.2 Abgrenzung der Problemstellung	47
3.3 Anforderungen an das Entscheidungsmodell	51
4 Analyse bestehender Ansätze	55
4.1 Methodik einer systematischen Literaturrecherche	55
4.2 Konzeptualisierung und Abgrenzung des Forschungsfeldes.....	57
4.2.1 Forschungsfeld Aggregierte Produktionsprogrammplanung.....	58
4.2.2 Forschungsfeld Sales and Operations Planning	61
4.2.3 Forschungsfeld Absatzplanung und Auftragsabwicklung	63
4.3 Literaturrecherche	68
4.3.1 Ergebnisse Aggregierte Produktionsprogrammplanung.....	68

4.3.2	Ergebnisse Sales & Operations Planning	72
4.3.3	Ergebnisse Substitution und Auftragserzeugung	76
4.4	Zusammenfassung der Literatur und Präzisierung des Forschungsvorhabens.....	84
5	Distanzmaß für konfigurierbare Produkte zur Quantifizierung der Marktattraktivität von Substituten	89
5.1	Verwendung von Distanzmaßen zur Quantifizierung der Marktattraktivität.....	89
5.1.1	Annahmen zum Kundenverhalten.....	90
5.1.2	Distanzmaße: Abbilden von Kundenpräferenzen durch Distanzen	91
5.1.3	Distanzberechnung für kategoriale Daten	95
5.2	Definition eines Distanzmaßes für konfigurierbare Produkte	103
5.2.1	Auftragsdaten aus der Automobilindustrie als Datengrundlage.....	104
5.2.2	Analyse der Korrelation.....	105
5.2.3	Analyse der Skalenniveaus	107
5.2.4	cpDist: Kontext-sensitives Distanzmaß für variantenreiche Produkte.....	111
5.3	Evaluierung und numerische Analyse	116
5.3.1	Strukturelle Unterschiede der Abstandsfunktionen	117
5.3.2	Direkter Vergleich der Ergebnisse der Abstandsberechnung	121
5.3.3	Analyse der Einhaltung der Rangfolge ordinalskaliertter Merkmale	126
5.3.4	Übereinstimmung mit einem erwartbaren Kundenverhalten	133
5.4	Fazit	137
6	Integration von Substitution in die Produktionsprogrammplanung.....	139
6.1	Modellierung des Substitutionsverhaltens von Kunden	139
6.1.1	Abgrenzung der zulässigen Substitute	141
6.1.2	Definition einer Akzeptanzquote auf Basis von Kundengruppen	142
6.2	Optimierungsmodelle für die integrierte Produktions- und Absatzplanung	149
6.2.1	Grundmodell einer Produktionsprogrammplanung bei Ressourcenengpässen	149
6.2.2	Substitutionsmodell mit unbegrenzter Substitution.....	155
6.2.3	Substitutionsmodell mit begrenzter Substitution.....	158
6.2.4	Substitutionsmodell mit Kundengruppen-spezifischem Abwanderungsverhalten	160
6.3	Numerische Analyse I: Berechnungsbeispiel zur Veranschaulichung der Ansätze .	164
6.3.1	Grundmodell.....	165
6.3.2	Substitutionsmodelle mit cpDist	168
6.4	Numerische Analyse II: Vergleichsstudie	172

6.4.1	Daten aus dem Berechnungsbeispiel	173
6.4.2	Industriedaten.....	180
7	Zusammenfassung und Ausblick.....	191
7.1	Zusammenfassung der Ergebnisse.....	191
7.2	Limitationen und Ausblick auf weiterführende Forschungsthemen	194
A.	Vergleich des Vorgehens mit anderen Prozessmodellen	197
B.	Ergänzung zu den Literaturergebnissen aus Abschnitt 4.3.1	199
C.	Ergänzung zu den Literaturergebnissen aus Abschnitt 4.3.2	203
D.	Ergänzung zu den Literaturergebnissen aus Abschnitt 4.3.3.....	209
E.	Herleitung des Erwartungswerts der Reihenfolgeabweichung.....	211
F.	Daten des Berechnungsbeispiels	213
	Literaturverzeichnis	219

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1-1: Einordnung der Arbeitsabschnitte in den DSR-Ordnungsrahmen	3
Abbildung 1-2: Aufbau der vorliegenden Arbeit.....	5
Abbildung 2-1: Produktstruktur eines Automobils am Beispiel BMW 2er	12
Abbildung 2-2: Kundenauftragsprozess	16
Abbildung 2-3: Auftragsabwicklungsstrategien	18
Abbildung 2-4: BTS/BTO-Mix	19
Abbildung 2-5: Auftragsinformationen im zeitlichen Verlauf.....	21
Abbildung 2-6: Hierarchische Planungsmatrix eines Produktionsunternehmens	26
Abbildung 2-7: Darstellung aller Prozessketten im KAP	27
Abbildung 2-8: Aufbau des hierarchischen Planungssystems von Produktionsunternehmen... ..	28
Abbildung 2-9: Betrachtungsumfang in Bezug zur hierarchischen Planungsmatrix.....	32
Abbildung 2-10: Übersicht des zeitlichen Verlaufs der Produktionsplanung und -steuerung....	33
Abbildung 2-11: Einflussfaktoren auf das Produktionsprogramm.....	35
Abbildung 2-12: Schauglassystematik.....	36
Abbildung 2-13: Demand Management nach Crum und Palmatier	37
Abbildung 3-1: Abstimmung von Kapazität und Bedarf.....	42
Abbildung 3-2: Handlungsfelder zur Abstimmung von Bedarf und Kapazität	44
Abbildung 3-3: „Trading Zone“ als mittelfristiger Planungshorizont	49
Abbildung 3-4: Handlungsfelder zur integrierten Abstimmung von Bedarf und Kapazität.....	51
Abbildung 3-5: Bezugsrahmen zur Bewertung bestehender Ansätze	53
Abbildung 4-1: Systematische Literaturrecherche nach vom Brocke et al. (2009).....	57
Abbildung 4-2: Reifegrad der Integration angrenzender Bereiche in APP Modellen	60
Abbildung 4-3: Suchterm im Forschungsfeld APP.....	61

Abbildung 4-4: Betrachtungsumfang des Sales and Operations Planning	62
Abbildung 4-5: Suchterm im Forschungsfeld S&OP	63
Abbildung 4-6: Klassifizierung von Ansätzen zur Nachfragesteuerung nach Matzke	65
Abbildung 4-7: Suchterm im Forschungsfeld Absatzplanung und Auftragsabwicklung	68
Abbildung 4-8: Ergebnisse der Literaturrecherche im Forschungsfeld APP	69
Abbildung 4-9: 2. Suchterm des Forschungsfelds APP	70
Abbildung 4-10: Ergebnisse der Literaturrecherche im Forschungsfeld S&OP.....	72
Abbildung 4-11: Ergebnisse der Literaturrecherche im Forschungsfeld Substitution und Auftragserzeugung.....	77
Abbildung 4-12: Anzahl Produktvarianten nach Modellierungsansatz.....	85
Abbildung 5-1: Beispielhafter Vergleich zweier Merkmalsvektoren.....	92
Abbildung 5-2: Konzept der Aggregation zur Distanzberechnung	93
Abbildung 5-3: Unterscheidungsmerkmale von Abstandsfunktionen für kategoriale Daten.....	96
Abbildung 5-4: Wahrscheinlichkeitsverteilung des Merkmals Leistung (PS) bei unterschiedlichen Ausprägungen des Merkmals Einparkhilfe	100
Abbildung 5-5: Korrelationsfaktoren potenzieller Kontext-Merkmale	105
Abbildung 5-6: Auswirkungen unterschiedlicher Schwellwerte auf die Anzahl der Kontext- Merkmale	107
Abbildung 5-7: Anzahl Merkmale nach Skalenniveau	109
Abbildung 5-8: Unabhängigkeit der Abstandsfunktionen von der Rangfolge eines Kontext- Merkmals	110
Abbildung 5-9: Illustration der Minimum Moving Cost (Zhang und Cheung 2021, S. 6)	111
Abbildung 5-10: Graph der Funktion des Einflussfaktors (Ring et al. 2015b, S. 259)	113
Abbildung 5-11: Strukturelle Unterschiede der Abstandsfunktionen - Beispiel Unbeschränktheit	118
Abbildung 5-12: Strukturelle Unterschiede der Abstandsfunktionen – Beispiel Richtungsabhängigkeit.....	118

Abbildung 5-13: Strukturelle Unterschiede der Abstandsfunktionen – Beispiel Abweichungsbetrag	119
Abbildung 5-14: Strukturelle Unterschiede der Abstandsfunktionen – Beispiel Überlappung	120
Abbildung 5-15: Verteilung des Abweichungsbetrags über alle Datensets und Merkmale	122
Abbildung 5-16: Verteilung der Abweichungsbeträge je Merkmal im Datensatz A	123
Abbildung 5-17: Vergleich der Distanzberechnung des Merkmals „Antrieb“ im Datensatz A.	124
Abbildung 5-18: Vergleich der Distanzberechnung des Merkmals „Antrieb“ aus dem Kontext-Merkmal Leistung	125
Abbildung 5-19: Beispielhafte Berechnung der Reihenfolgeabweichung	127
Abbildung 5-20: Verteilung der <i>RFA</i> bei Berechnung ohne Rangfolgeinformationen	128
Abbildung 5-21: Verteilung der <i>RFA</i> bei Berechnung mit Rangfolgeinformationen	131
Abbildung 5-22: Distanz $\delta JSDiv(66kW, \cdot)$ für das Merkmal „Leistung“ (Datensatz A)	131
Abbildung 5-23: Distanz $\delta JSDiv(\cdot, 245kW)$ für das Merkmal „Leistung“ (Datensatz A)	132
Abbildung 6-1: Schematische Darstellung der Abgrenzung der zulässigen Substitute	141
Abbildung 6-2: Schematische Darstellung der Akzeptanzquote in Szenario I	146
Abbildung 6-3: Verlauf unterschiedlicher Funktionen der Akzeptanzquote	146
Abbildung 6-4: Ähnlichkeit und Akzeptanzquote der Substitutionsbeispiele	147
Abbildung 6-5: Begrenzung der Substitution	159
Abbildung 6-6: Treppenfunktion der Akzeptanzquote für das Szenario V der Kundensegmentierung	161
Abbildung 6-7: Eingeplante Substitute im Substitutionsmodell mit Kundengruppen-spezifischem Abwanderungsverhalten	173
Abbildung 6-8: Eingeplante Substitute im Ansatz mit Hamming Distanz	175
Abbildung 6-9: Eingeplante Substitute im Absatzmengen-basierten Ansatz	176
Abbildung 6-10: Eingeplante Substitute im Deckungsbreitag-basierten Ansatz	177
Abbildung 6-11: Häufigkeitsverteilung der Substitute nach Ähnlichkeit	179
Abbildung 6-12: Vergleich der Substituts-Auswahl	180
Abbildung 6-13: Ähnlichkeit und Deckungsbeitrag der Substitute (Datensatz G)	182

Abbildung 6-14: Distanz und Abweichung im Deckungsbeitrag aller Substitutionsoptionen ..	183
Abbildung 6-15: Ähnlichkeit und Deckungsbeitrag der Substitute (Datensatz H)	184
Abbildung 6-16: Ähnlichkeit und Deckungsbeitrag der Substitute (Datensatz I).....	185
Abbildung 6-17: Vergleich der mittleren Ähnlichkeit bei cpDist und Hamming Distanz	186
Abbildung 6-18: Verteilung der cpDist in Abhängigkeit der Anzahl abweichender Merkmale	187
Abbildung 6-19: Variation von $nmaxHamming$ im Datensatz G	188
Abbildung 7-1: Erfüllung der Anforderungen durch das eigene Modell	194

Tabellenverzeichnis

Tabelle 2-1: Komplexität in der Automobilindustrie.....	15
Tabelle 2-2: Merkmale einer variantenreichen Serienfertigung in der Automobilindustrie.....	17
Tabelle 2-3: Unterschiedliche Begriffsverwendungen in der Produktionsprogrammplanung...	29
Tabelle 3-1: Veränderung von Bedarf und Kapazität.....	43
Tabelle 3-2: Handlungsspielräume bei der Anpassung von Kapazitäten.....	47
Tabelle 4-1: Modelle zur Planung von substituierbaren Produkten nach Shin et al. (2015).....	66
Tabelle 4-2: Anforderungserfüllung der Suchergebnisse im Forschungsfeld APP.....	71
Tabelle 4-3: Anforderungserfüllung der Suchergebnisse im Forschungsfeld S&OP.....	75
Tabelle 4-4: Beispiel Distanzmatrizen mit scharfem und unscharfem Vergleich.....	82
Tabelle 4-5: Anforderungserfüllung der Suchergebnisse im Forschungsfeld Substitution und Auftragserzeugung.....	83
Tabelle 4-6: Überblick der Modellierungsansätze zum Substitutionsverhalten der Kunden.....	88
Tabelle 5-1: Distanzmatrix eines Merkmals.....	96
Tabelle 5-2: Überblick der Test-Datensätze.....	104
Tabelle 5-3: Ausgewählte Berechnungsmethoden für eine Abstandsfunktion variantenreicher Produkte.....	115
Tabelle 5-4: Gestaltungsaspekte zur Betrachtung in einer numerischen Analyse.....	116
Tabelle 5-5: Strukturelle Unterschiede der Abstandsfunktionen.....	121
Tabelle 5-6: Distanzen innerhalb des Merkmals Antrieb aus dem Datensatz A.....	121
Tabelle 5-7: Abweichungsbetrag zwischen δ_{Euklid} und δ_{KLDiv}	121
Tabelle 5-8: Abstandsmatrix des Merkmals "Leistung" aus dem Datensatz A nach δ_{JSDiv}	128
Tabelle 5-9: Wertetabelle der beidseitigen Reihenfolgeabweichung ($\theta = 0,08$).....	130

Tabelle 5-10: Beispiel „Spurhalteassistent“ im Datensatz A	133
Tabelle 5-11: Beispiel "Lenkrad" im Datensatz A - Teil 1	134
Tabelle 5-12: Beispiel "Lenkrad" im Datensatz A - Teil 2	135
Tabelle 5-13: Beispiel "Lenkrad" im Datensatz F.....	136
Tabelle 5-14: Beispiel "Sitzbezüge" im Datensatz E - Teil 1	136
Tabelle 5-15: Beispiel "Sitzbezüge" im Datensatz E - Teil 2	136
Tabelle 6-1: Beispiele zur Substitution bei Konkurrenz um knappe Ressourcen.....	143
Tabelle 6-2: Kundensegmentierung bzgl. Substitutionsverhalten	145
Tabelle 6-3: Mögliche Funktionen der Akzeptanzquote	147
Tabelle 6-4: Ähnlichkeiten und Akzeptanzquoten in Beispiel 1	148
Tabelle 6-5: Notationstabelle des Grundmodells.....	151
Tabelle 6-6: Beispielhafte Zielfunktionskoeffizientenmatrix TF_{ij}	156
Tabelle 6-7: Ergänzungen der Notationstabelle für das Grundmodell mit Substitution	157
Tabelle 6-8: Ergänzungen der Notationstabelle für das Modell mit begrenzter Substitution..	159
Tabelle 6-9: Beispiel für die angepasste Zielfunktionsmatrix	160
Tabelle 6-10: Ergänzungen der Notationstabelle für das Substitutionsmodell mit Kundengruppen-spezifischem Abwanderungsverhalten.....	162
Tabelle 6-11: Beispiel zur Veranschaulichung der Kundengruppen und Distanzintervalle	163
Tabelle 6-12: Über-/Unterdeckung der Ressource r_{13}	165
Tabelle 6-13: Ausbaustufen der Ressource r_{13}	166
Tabelle 6-14: Kosten für Banking und verspätete Auslieferung.....	166
Tabelle 6-15: Darstellung der gewählten Handlungsoptionen	167
Tabelle 6-16: Ressourcenverfügbarkeit und mögliche Substitute	169
Tabelle 6-17: Substitutionsergebnis mit unbegrenzter Substitution	170
Tabelle 6-18: Substitutionsergebnis mit begrenzter Substitution	170
Tabelle 6-19: Kundensegmentierung	171

Tabelle 6-20: Substitutionsergebnis mit Kundengruppen-spezifischem Abwanderungsverhalten	172
Tabelle 6-21: Deckungsbeitrag zulässiger Substitute (Ansatz: Hamming Distanz)	174
Tabelle 6-22: Substitutionsergebnis mit Hamming Distanz	175
Tabelle 6-23: Substitutionsergebnis mit Absatzmengen-basiertem Ansatz	176
Tabelle 6-24: Substitutionsergebnis mit Deckungsbeitrag-basiertem Ansatz	177
Tabelle 6-25: Ähnlichkeit, Deckungsbeitrag und Absatzmenge der Substitute	178
Tabelle 6-26: Vergleich der Substitutionsergebnisse	179
Tabelle 6-27: Datensätze zur numerischen Analyse II	181

Abkürzungsverzeichnis

APP	Aggregierte Produktionsprogrammplanung
APS	Advanced Planning Systems
ATO	Assemble-to-Order
bspw.	beispielsweise
BTF	Build-to-Forecast
BTO	Build-to-Order
BTS	Build-to-Stock
CKD	Completely Knocked Down
CTO	Configure-to-Order
CTP	Capable-to-Promise
d.h.	das heißt
DSR	Design Science Research
ETO	Engineer-to-Order
f.	folgende (Singular)
ff.	folgende (Plural)
ggf.	gegebenenfalls
HPP	Hauptproduktionsprogrammplanung
KAEP	Kundenauftragsentkopplungspunkt
KAP	Kundenauftragsprozess
KPI	Key Performance Indicator
MI	Mutual Information
MILP	Mixed Integer Linear Programming
MNL	Multinomiale logistische Regression

MTO	Make-to-Order
MTS	Make-to-Stock
OEM	Original Equipment Manufacturer
PKW	Personenkraftwagen
PP	Produktionsprogrammplanung
RFA	Reihenfolgeabweichung
SC	Supply Chain
S&OP	Sales & Operations Planning
u.a.	unter anderem
vBTO	virtual Built-to-Order
z.B.	zum Beispiel

Symbolverzeichnis

$AE(\cdot; \cdot)$		Ähnlichkeit zwischen zwei Produktkonfigurationen
$AQ(i, j)$		Akzeptanzquote einer Produktvariante j als Substitut für Produktvariante i
$b_{s_r t}^{cap+}$	$s_r \in S_r, t \in T$	1, wenn Ausbaustufe s_r in Periode t genutzt wird; sonst 0
BAN_{it}	$i \in P, t \in T$	Anzahl der gelagerten Produkte i in Periode t
BAN^{max}		Maximale Lagerkapazität für Fertigprodukte
BO_{it}	$i \in P, t \in T$	Anzahl der rückständigen Aufträge für Produkt i in Periode t
C_i^{ban}	$i \in P$	Lagerkosten des Produktes i pro Einheit und Periode
C^{bo}		Rückstandskostenfaktor
$C_{s_r}^{cap+}$	$s_r \in S_r$	Kosten der Ausbaustufe s_r
C_r^{inv}	$r \in R$	Inventarkosten der Ressource r pro Einheit und Periode
\bar{C}^{ADD}		Kosten für den Ressourcenausbau
\bar{C}^{BAN}		Kosten für die Lagerung von Produkten
\bar{C}^{BO}		Rückstandskosten
\bar{C}^{INV}		Inventarkosten
CAP_{rt}	$r \in R, t \in T$	(ohne Inventar) Verfügbare Menge der Ressource r in Periode t
$CAP_{s_r}^+$	$s_r \in S_r$	Zusätzliche Kapazität durch Ausbaustufe s_r
$context_m$	$m \in \mathcal{M}$	Menge der Kontext-Merkmale für das Ziel-Merkmal M_m
$cor(M_m Y)$	$m \in \mathcal{M}$	Korrelationsfaktor des Merkmals Y für das Ziel-Merkmal M_m
d		Anzahl der Produktmerkmale (Dimension des Produktvektors)

$D(\cdot, \cdot)$		Distanz zwischen zwei Objekten
D_{it}	$i \in P, t \in T$	Bedarf von Produkt i in Periode t
D^{max}		Maximal von Kunden akzeptierte Distanz zwischen zwei Produktkonfigurationen
D_g^{max}	$g \in KG$	Kundengruppen-spezifische maximal akzeptierte Distanz
DB_i	$i \in P$	Deckungsbeitrag von Produkt i
DI_g	$g \in KG$	Distanzintervall der Kundengruppe κ_g
$DIST_{ij}$	$i, j \in P$	Distanz zwischen den Produktkonfigurationen i und j
$dom(\cdot)$		Menge aller Ausprägungen eines Merkmals
$E(RFA)$		Erwartungswert der Reihenfolgeabweichung
GA_g	$g \in KG$	Anteil der Kundengruppe g am Gesamtbedarf
GA_g^{DI}	$g \in KG$	Anteil der Kunden, die zur einer der Kundengruppen $\leq g$ gehören
$H(X)$		Shannon-Entropie des Merkmals X
i, j		Indizes für Aufträge/ Produktkonfigurationen/ Merkmalsausprägungen
$impact_m(Y)$	$m \in \mathcal{M}$	Einflussfaktor des Kontext-Merkmals Y auf das Ziel-Merkmal M_m
INV_{rt}	$r \in R, t \in T$	Inventar der Ressource r in Periode t
INV_r^{max}	$r \in R$	Maximale Inventarkapazität der Ressource r
KG		Menge der Kundengruppen
\mathcal{M}		Menge aller Produktmerkmale
\mathcal{M}^{ord}		Menge aller ordinalen Produktmerkmale
M_m	$\in \mathcal{M}$	Merkmal m
n_i^{Absatz}	$i \in P$	Abgesetzte Menge von Produktkonfiguration i
$n_{max}^{Hamming}$		Maximal zulässige Anzahl abweichender Merkmale bei Distanzberechnung mit Hamming Distanz
o_n	$n \in PP$	Auftrag n aus einem Produktionsprogramm
P		Menge aller Produktkonfigurationen

PP		Menge aller Aufträge eines Produktionsprogramms
P_{gi}^{DI}	$g \in KG, i \in P$	Menge der im Distanzintervall DI_g liegenden Substitute für Produktvariante i
P_i^{Subs}	$i \in P$	Menge aller zulässigen Substitute für Produktkonfiguration i
p_{it}	$i \in P, t \in T$	(nicht aus dem Rückstand) Produzierte Anzahl von Produkt i in Periode t
$p(x)$		Wahrscheinlichkeit des Wertes x
$p(X)$		Wahrscheinlichkeitsverteilung des Merkmals X
$p(Y X = x)$		Bedingte Wahrscheinlichkeitsverteilung des Merkmals Y gegeben das Merkmal X nimmt den Wert x an
R		Menge der Ressourcen
RD_{ir}	$i \in P, r \in R$	Bedarf von Ressource r für Produkt i
RFA		Reihenfolgeabweichung
\overleftrightarrow{RFA}		Beidseitige Reihenfolgeabweichung
S_r	$r \in R$	Menge der Ausbaustufen für Ressource r
SUB^{max}		Faktor, der den maximal zu substituierenden Anteil am Bedarf festlegt
T		Menge der Perioden
TF_{ij}	$i, j \in P$	Zielfunktionskoeffizientenmatrix
v_{it}	$i \in P, t \in T$	Ausgelieferte Menge von Produkt i in Periode t
v_{ijt}	$i, j \in P, t \in T$	Ausgelieferte Menge von Produkt j für Bedarf i in Periode t
X, Y		(Ziel-)Merkmal, (Kontext-)Merkmal
x_{nm}	$n \in PP, m \in \mathcal{M}$	Ausprägung des Merkmals m in Auftrag n
x_{rt}^{inv+}	$r \in R, t \in T$	Inventarisierte Menge von Ressource r in Periode t
x_{rt}^{inv-}	$r \in R, t \in T$	Aus dem Inventar genutzte Menge von Ressource r in Periode t
x_{it}^{bo+}	$i \in P, t \in T$	Zurückzustellende Menge von Produkt i in Periode t

x_{it}^{bo-}	$i \in P, t \in T$	Aus dem Rückstand produzierte Menge von Produkt i in Periode t
$\delta(\cdot, \cdot)$		Abstandsfunktion
$\hat{\delta}_m(\cdot, \cdot)$	$m \in \mathcal{M}$	Normierter Abstand zwischen zwei Ausprägungen des Merkmals m
δ_m^{max}	$m \in \mathcal{M}$	Maximal von Kunden akzeptierte Distanz zwischen zwei Ausprägungen des Merkmals m'
ε		Korrekturfaktor
θ		Schwellwert für die Auswahl von Kontext-Merkmalen
κ_g	$g \in KG$	Kundengruppe g
$\psi_{MMC}(\cdot, \cdot)$		Minimum Moving Cost zwischen zwei Verteilungen
ω_m	$m \in \mathcal{M}$	Gewichtungsfaktor für das Merkmal M_m
$\omega_{ord}(\delta)$		Gewichtungsfaktor zur Angleichung des Wertebereichs von $\psi_{MMC}(\cdot, \cdot)$
$\#M_m$	$m \in \mathcal{M}$	Anzahl Ausprägungen, die das Merkmal M_m annehmen

1 Einleitung

1.1 Einführung in die Problemstellung

Die vorliegende Arbeit befasst sich mit der integrierten Planung von Produktion und Absatz im Kontext konfigurierbarer Produkte. Solche Produkte ermöglichen es Kunden, aus einem Katalog vordefinierter Merkmale individuelle Ausprägungen zu wählen und zu kombinieren. Unternehmen verfolgen damit das Ziel, den Wunsch nach Individualisierung zu erfüllen und gleichzeitig kosteneffizient zu produzieren. Diese Strategie ist unter dem Begriff Mass Customization bekannt und findet insbesondere in der Automobilindustrie sowie der Unterhaltungselektronik breite Anwendung.

Die enorme Variantenvielfalt konfigurierbarer Produkte stellt Unternehmen vor erhebliche Herausforderungen bei der Planung von Produktionsprogrammen und Kapazitäten. Da die vom Kunden erwartete Lieferzeit häufig kürzer ist als die Beschaffungsvorlaufzeiten, müssen Kapazitäten im mittelfristigen Planungshorizont auf Basis von Prognosen festgelegt werden. Der resultierende Kapazitätsbedarf hängt dabei nicht nur vom aggregierten Absatzvolumen, sondern maßgeblich vom Modell-Mix, also den konkreten Konfigurationen der Produkte, ab. Produktions- und Zulieferkapazitäten werden auf bestimmte Ausstattungsmerkmale ausgerichtet. Für diese werden sogenannte Quoten bzw. Einbauraten definiert. Das Produktionsprogramm und die Kapazitäten sind somit auf einen bestimmten Modell-Mix zugeschnitten.

Im mittelfristigen Planungshorizont treten jedoch regelmäßig Kapazitätsengpässe auf. Dies ist zum einen auf den Wegfall von Kapazitäten, etwa bei Störungen in der Lieferkette, zurückzuführen. Zum anderen können veränderte Marktbedingungen, etwa durch Aktivitäten der Wettbewerber oder regulatorische Eingriffe, eine Anpassung der Bedarfsprognose erfordern. In der Folge passt der Modell-Mix der neuen Prognose ggf. nicht zu den geplanten Kapazitäten.

Gibt es Abweichungen zwischen prognostiziertem Bedarf und den geplanten Kapazitäten, ergeben sich zwei Problemfelder: Einerseits kann der Bedarf nicht fristgerecht in das Produktionsprogramm eingeplant werden, was zu Auftragsverschiebungen und potenziellen Marktverlusten führt. Andererseits bleiben nicht zum Bedarf passende Kapazitäten ungenutzt, mit negativen Folgen für die Kosteneffizienz.

Zur Reaktion auf diese Abweichungen stehen grundsätzlich zwei Handlungsfelder zur Verfügung: Das erste Handlungsfeld bezieht sich auf die Anpassung der Kapazitäten, etwa durch Zuschichten, Überstunden oder Investitionen in zusätzliche Lieferantkapazitäten. Solche Entscheidungen werden typischerweise im Rahmen der übergeordneten Produktionsplanung getroffen. Das zweite Handlungsfeld bezieht sich auf die Anpassung des Absatzplans, etwa durch die gezielte Steuerung des Modell-Mix. Solche Maßnahmen werden in der Regel in den Vertriebsabteilungen entschieden.

Die organisatorische Trennung dieser Entscheidungen führt häufig zu isolierten Planungsprozessen. Diese Isolation wird durch divergierende Zielsysteme zusätzlich verstärkt: Während Produktionsbereiche primär auf Kosteneffizienz ausgerichtet sind, liegt der Fokus im Vertrieb auf Umsatz und Servicegrad. Neben gewachsenen Strukturen erschwert auch die hohe Komplexität der Wirkzusammenhänge eine simultane Entscheidungsfindung. Ein Konsens wird daher meist in iterativen, sequenziellen Abstimmungsrunden erzielt.

Zur Verbesserung der Planungsqualität im Sinne eines unternehmensweiten Optimums ist daher ein modellbasiertes Entscheidungssystem erforderlich. Ziel dieser Arbeit ist es, ein solches Entscheidungsmodell zur integrierten Produktions- und Absatzplanung im Umfeld konfigurierbarer Produkte zu entwickeln, um das Produktionsprogramm im Falle von Ressourcenengpässen gezielt und marktgerecht anpassen zu können.

Der Fokus der Arbeit liegt insbesondere auf einer Anpassung des Modell-Mix. Im Kontext konfigurierbarer Produkte erscheint die Einplanung alternativer Produktkonfigurationen vielversprechend, um Ressourcenengpässe aufzulösen: Besteht ein Engpass bzgl. einer bestimmten Ausstattungsoption, so könnte diese mit alternativen Optionen des jeweiligen Produktmerkmals substituiert werden, sofern dort noch Kapazitäten zur Verfügung stehen. Stehen freie Kapazitäten zur Substitution zur Verfügung, kann ein Herabsenken des Produktionsvolumens bei Ressourcenengpässen vermieden werden, ohne dabei in zusätzliche Kapazitäten investieren zu müssen.

Eine Einplanung von Substituten setzt allerdings voraus, dass diese am Markt abgesetzt werden können. Es sollten genau diejenigen Produktvarianten als Substitute gefertigt werden, die von den Kunden mit der höchsten Wahrscheinlichkeit als Substitut akzeptiert würden. Weicht das Produktionsprogramm inklusive der eingeplanten Substitute zu stark vom prognostizierten Marktbedarf ab, entstehen Absatzrisiken. Eine gezielte Steuerung des Modell-Mix zur Kompensation von Kapazitätsengpässen muss daher gewährleisten, dass der prognostizierte Bedarf weiterhin möglichst gut gedeckt ist. Kernziel der Arbeit ist es also, einen möglichst attraktiven Modell-Mix zu planen, wenn die vollständige Erfüllung der ursprünglichen Bedarfsprognose aufgrund von Ressourcenengpässen nicht möglich bzw. unwirtschaftlich ist. Dazu ist es notwendig, die Attraktivität einer alternativen Produktkonfiguration in Bezug auf eine prognostizierte Wunsch-Konfiguration quantifizieren zu können. Die erste Forschungsfrage lautet daher:

1. Wie können im Fall von Ressourcenengpässen Substitute mit einer möglichst hohen Marktattraktivität identifiziert werden?

Der zweite Kernaspekt der Arbeit ist die Integration von Substitutionsentscheidungen in eine herkömmliche, modellgestützte Produktionsprogrammplanung. Dieser Aspekt bildet die zweite Forschungsfrage:

2. Wie lässt sich das Substitutionsverhalten von Kunden auf Basis der Marktattraktivität alternativer Produktkonfigurationen antizipieren, um Kapazitätsengpässe durch eine gezielte Anpassung des Modell-Mix abzufedern, ohne das Absatzrisiko signifikant zu erhöhen?

Zur Beantwortung dieser Forschungsfragen geht die Arbeit wie im nachfolgenden Abschnitt aufgezeigt vor.

1.2 Forschungsmethodik und Aufbau der Arbeit

Die vorliegende Arbeit verfolgt das Ziel, ausgehend von einem praxisrelevanten Unternehmensproblem ein quantitatives Modell zur Problemlösung zu entwickeln. Hierfür wird ein gestaltungsorientierter Forschungsansatz gewählt, der sich methodisch auf Design Science Research (DSR) nach Hevner et al. (2004) und Peffers et al. (2014) stützt. Dieser Ansatz ist aus zwei Gründen besonders geeignet: Erstens erlaubt er einen problemorientierten Einstieg in das Forschungsvorhaben (Peffers et al. 2014, S. 71). Zweitens zielt DSR auf die Entwicklung eines Artefakts, d.h. eines Modells, einer Methode oder eines Algorithmus, das zur Lösung eines realen Unternehmensproblems beiträgt (Hevner et al. 2004, S. 77). Der Nutzen des Artefakts ist durch eine fundierte Evaluation nachzuweisen. Darüber hinaus soll das Artefakt einen wissenschaftlichen Beitrag leisten und sowohl in der Forschungsgemeinschaft als auch in der Praxis kommuniziert werden.

Im Ordnungsrahmen von Hevner (2007) stehen zwei Anforderungen im Mittelpunkt: der praktische Nutzen und die wissenschaftliche Strenge (Abbildung 1-1). Der Design-Zyklus bildet das zentrale Element und umfasst die Entwicklung und Evaluation der Lösung. Eingerahmt ist dieser Kernprozess durch den Relevanz-Zyklus, der sicherstellt, dass das Artefakt ein relevantes Unternehmensproblem effektiv löst, sowie den Strenge-Zyklus, der die Anbindung an den Stand der Forschung gewährleistet und die wissenschaftliche Fundierung sichert.

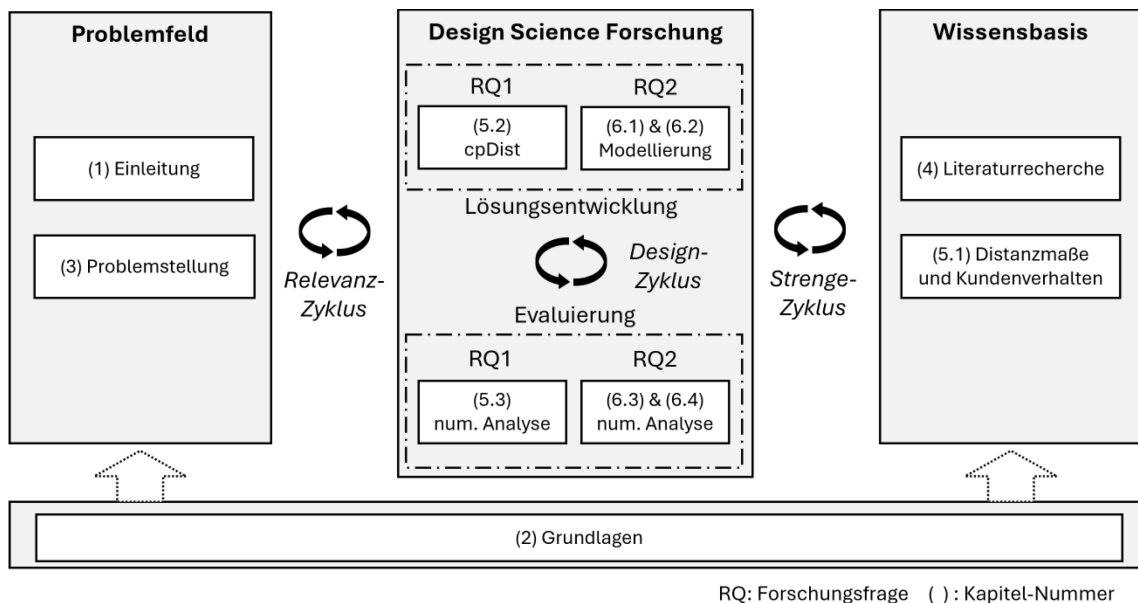


Abbildung 1-1: Einordnung der Arbeitsabschnitte in den DSR-Ordnungsrahmen

Abbildung 1-1 zeigt den Ordnungsrahmen und ordnet die Kapitel dieser Arbeit entsprechend ein. Kapitel 2 dient der Aufarbeitung theoretischer Grundlagen, die sowohl das Verständnis des Problemfelds fördern als auch zur Wissensbasis beitragen. Das Problemfeld selbst wird zunächst in Kapitel 2.2 eingeführt und in Kapitel 3 durch die Analyse von Handlungsoptionen und die Ableitung von Anforderungen an eine effektive Lösung vertieft.

Die Wissensbasis wird im Wesentlichen durch eine systematische Literaturrecherche in Kapitel 4 aufgebaut. Ergänzt wird sie durch spezifisches Wissen zu Distanzmaßen und Kundenverhalten in Abschnitt 5.1. Den Kern der Arbeit bilden zwei Artefakte, die jeweils eine Antwort auf die Forschungsfragen liefern: ein Distanzmaß „cpDist“ für konfigurierbare Produkte (Abschnitt 5.2, Beantwortung der ersten Forschungsfrage) und ein quantitatives Optimierungsmodell zur integrierten Produktions- und Absatzplanung (Abschnitte 6.1. und 6.2, Beantwortung der zweiten Forschungsfrage).

Peppers et al. (2014) entwickeln ein Prozessmodell für DSR-Projekte. Dieses ähnelt grundsätzlich gängigen Prozessmodellen zur Modellbildung (vgl. Koop und Mooock 2018; Domschke et al. 2015; Adam 1993). Der prozessuale Ablauf dieser Arbeit orientiert sich am Prozessmodell von Peppers et al. (2014) und ergänzt dieses geringfügig hinsichtlich der Modellbildung. Ein Vergleich der Prozessmodelle aus der Literatur mit dem Vorgehen dieser Arbeit ist im Anhang A dargestellt. Abbildung 1-2 visualisiert den Aufbau der Arbeit.

Prozessschritt I umfasst das Erkennen und die Analyse des Problems. Das zugrunde liegende Unternehmensproblem und die initialen Forschungsfragen werden in Kapitel 1 beschrieben. Kapitel 2 liefert die theoretischen Grundlagen zur variantenreichen Serienfertigung sowie zur Produktions- und Absatzplanung. In Kapitel 3 werden aus dem Grundlagenwissen Handlungsoptionen, die für eine integrierte Produktions- und Absatzplanung relevant sind, abgeleitet. Anschließend wird die Problemstellung abgegrenzt.

Der Übergang zu **Prozessschritt II** erfolgt mit der Ableitung von Anforderungen an eine Lösung. Diese Anforderungen werden in Abschnitt 3.3 in einem Bezugsrahmen systematisiert. Kapitel 4 widmet sich der Analyse bestehender Ansätze. Nach der Konzeptualisierung des Forschungsfelds wird eine systematische Literaturrecherche durchgeführt. Die identifizierten Ansätze werden anhand des Bezugsrahmens bewertet. Daraus ergeben sich sowohl potenzielle Lösungsansätze als auch bestehende Forschungslücken. In Abschnitt 4.4 werden darauf aufbauend die Forschungsfragen konkretisiert.

Prozessschritte III und IV umfassen die Entwicklung und Evaluation der Lösung. Diese Schritte erfolgen für beide Forschungsfragen separat. Kapitel 5 behandelt die erste Frage: Nach einer Erweiterung der Wissensbasis zu Distanzmaßen (Abschnitt 5.1) wird ein Distanzmaß für konfigurierbare Produkte entwickelt (Abschnitt 5.2) und evaluiert (Abschnitt 5.3). Das resultierende Artefakt (das Distanzmaß cpDist) wird in Kapitel 6 angewendet, um Substitution in ein quantitatives Modell der Produktionsprogrammplanung zu integrieren. Abschnitt 6.1 beschreibt die Ableitung des Substitutionsverhaltens aus den berechneten Distanzen. Anschließend erfolgt die Modellbildung in Abschnitt 6.2. Die Validierung erfolgt anhand eines künstlichen Beispiels (Abschnitt 6.3) sowie realer Industriedaten (Abschnitt 6.4).

Kapitel 7 fasst die Ergebnisse zusammen, benennt Limitationen und gibt Hinweise auf weiteren Forschungsbedarf. Gemäß dem letzten Prozessschritt im Modell von Peppers et al. (2014) erfolgt die Kommunikation der Ergebnisse zum einen in der Forschung durch die Veröffentlichung der vorliegenden Dissertation sowie der Veröffentlichung des Distanzmaßes cpDist in Fabian et al. (2025). Zum anderen erfolgt die Kommunikation in der Praxis durch den Austausch mit dem Industriepartner Volkswagen AG.

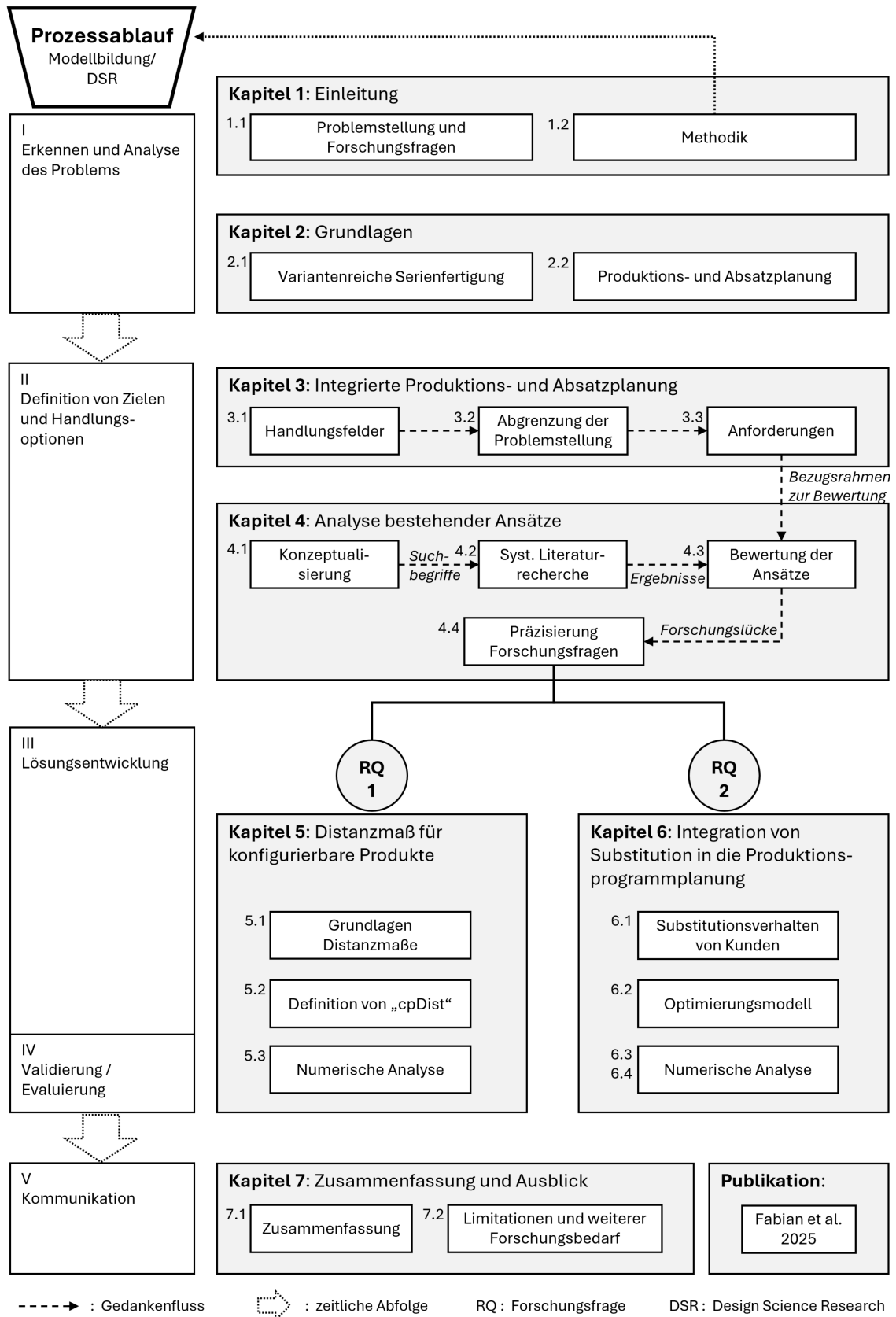


Abbildung 1-2: Aufbau der vorliegenden Arbeit

2 Grundlagen

Das zweite Kapitel erarbeitet die Grundlagen, die für eine Auseinandersetzung mit dem Forschungsgebiet Produktions- und Absatzplanung sowie dem praktischen Anwendungsfeld Automobilindustrie notwendig sind. Im Abschnitt 2.1 wird die variantenreiche Serienfertigung als Status Quo der Automobilfertigung beschrieben. Mit Blick auf die historische Entwicklung sowie zukünftige Trends dieser Industrie werden branchenspezifische Herausforderungen und Zielstellungen herausgearbeitet. Dies bildet die Basis für die spätere Ableitung von Anforderungen an eine wirkungsvolle Entscheidungsunterstützung.

Der anschließende Abschnitt 2.2 beschreibt das Forschungsgebiet Produktions- und Absatzplanung. Da sich diese Begriffe sehr weit fassen lassen und eine Vielzahl an Konzepten und Planungsproblemen mit ihnen in Verbindung stehen, ist es notwendig, den Betrachtungsrahmen der vorliegenden Arbeit abzugrenzen. Dazu werden die Planungsaufgaben in Bezug auf Planungshorizont und Geschäftsprozess differenziert und ihre wechselseitigen Abhängigkeiten aufgedeckt.

2.1 Variantenreiche Serienfertigung von Automobilen

In der vorliegenden Arbeit wird die Problemstellung im Kontext der Automobilindustrie betrachtet. PKW sind ein repräsentatives Beispiel für konfigurierbare Produkte. Die Diversifizierungsstrategie der Hersteller führt zu einer großen Produktvielfalt und einer enormen Komplexität der Produktionssysteme (Reichhuber 2010, S. 48–50). Speziell in Deutschland liegt die Anzahl an Varianten noch deutlich über dem internationalen Wettbewerb: Deutsche OEMs führen zehnmal mehr Varianten als der japanische Hersteller Toyota (Schlott 2005). Bezogen auf die exakte Ausstattung ist bei Herstellern im Premiumsegment heute fast jedes Fahrzeug ein Einzelstück (Deloitte 2016). Diese Aspekte verdeutlichen, welcher enormer planerischer Aufwand mit der Produktion von Serienfahrzeugen verbunden ist.

Die Automobilindustrie hat zudem eine hohe marktwirtschaftliche Bedeutung. Mobilität ist einer der wichtigsten Wohlfandsfaktoren und PKW sind weiterhin das wichtigste Mobilitätsinstrument (van Suntum 2019). Dementsprechend ist die Automobilindustrie eine bedeutende wirtschaftliche Branche. Die Automobilindustrie macht nach Angaben der World Trade Organization 7% des Welthandelns aus (Brabazon und MacCarthy 2017, S. 142). Dazu zählen auch eine Vielzahl an Zulieferunternehmen, die nochmals Arbeitsplätze in ähnlicher Größenordnung wie die Automobilhersteller bieten (Dufour et al. 2020, S. 427f.).

Die Ergebnisse der Arbeit sind jenseits der Automobilindustrie auch in anderen Branchen mit konfigurierbaren Produkten relevant. Dazu gehören bspw. Computer- und Elektronik-Geräte, Flugzeuge, Fahrräder oder Möbel (Peeters und van Ooijen 2020, S. 4683f.; Volling 2009, S. 33).

In den nachfolgenden Unterabschnitten werden die Eigenschaften und Herausforderungen einer kundenindividuellen Massenfertigung als übergeordnete Marktstrategie sowie einer variantenreichen Serienfertigung als dazugehöriges Fertigungskonzept dargestellt.

2.1.1 Kundenindividuelle Massenfertigung als Komplexitätstreiber

Zur strategischen Ausrichtung eines Unternehmens definiert Porter zwei **generische Wettbewerbsstrategien**, welche gleichermaßen in Forschung und Praxis weite Verbreitung gefunden haben (Slamanig 2011, S. 102): Ein Unternehmen kann sich demnach entweder durch **Kostenführerschaft** oder **Differenzierung** erfolgreich im Wettbewerb positionieren (Porter 1998, S. 11). Bei der Kostenführerschaft wird durch Skaleneffekte, Synergien und einen hohen Übungsgrad eine überdurchschnittliche Effizienz in der Kostenstruktur und damit ein deutlicher Kostenvorteil angestrebt (Müller 2007, S. 13f.). Der Kostenführer gibt diesen Kostenvorteil zum Teil an den Kunden weiter und kann so niedrige Preise und einen hohen Marktanteil erreichen. In Bezug auf die Produktion von Gütern kann die **Massenproduktion** mit der Kostenführerschaft assoziiert werden (Volling 2009, S. 10). Bei einer Differenzierung wird dagegen versucht, bestimmte, kundenrelevante Eigenschaften eines Produkts einzigartig zu gestalten, sodass Kunden bereit sind, einen höheren Preis zu zahlen (Müller 2007, S. 23). Hierbei kann von einer **Kundenproduktion** gesprochen werden (Volling 2009, S. 11). Eine Positionierung zwischen diesen beiden Extremen wurde ursprünglich von Porter als nicht zielführend angesehen und als „stuck in the middle“ bezeichnet (Winkler und Slamanig 2009, S. 546).

Die Automobilindustrie ist mit dem Konzept der Massenproduktion groß geworden. In einem Marktumfeld, welches von einer stabilen, ungesättigten Nachfrage und homogenen Produkten geprägt war, dominierte das tayloristisch-fordistische Prinzip der Massenfertigung bis in die 70er Jahre (Slamanig 2011, S. 124). Anschließend erfolgte durch die allmähliche Marktsättigung in den Industrienationen ein Wandel zum Käufermarkt und die Diversifizierung des Produktportfolios gewann an Bedeutung (Volling 2009, S. 11). In diesem Zuge zeigte sich, dass die „stuck in the middle“-Hypothese von Porter nicht mehr zeitgemäß war, und es wurde verstärkt versucht, sowohl Kosten- als auch Differenzierungsvorteile strategisch zu verfolgen. Die Ansätze zur Kombination beider Ziele werden unter dem Begriff der **hybriden Wettbewerbsstrategien** zusammengefasst (Fleck 1995, S. 24). Der in Wissenschaft und Praxis am intensivsten betrachtete, hybride Ansatz ist die **Mass Customization** (Winkler und Slamanig 2009, S. 548). Der Begriff geht auf Davis zurück, der die Begriffe Mass Production und Customization miteinander kombinierte (Davis 1987, S. 138ff.). Im Folgenden werden die Begriffe Mass Customization sowie die mögliche deutsche Übersetzung **kundenindividuelle Massenfertigung** gleichbedeutend verwendet.

Koren beschreibt die kundenindividuelle Massenfertigung als drittes von vier aufeinanderfolgenden Fertigungsparadigmen (Koren 2010). Die Automobilindustrie wird als klassischer Vertreter für die kundenindividuelle Massenfertigung genannt, da die Kunden dort aus einem vordefinierten Katalog an Optionen ihr Produkt individuell zusammenstellen können (Koren 2010, S. 29). Brabazon und MacCarthy sprechen auch von Catalogue Mass Customization als gesonderter Unterkategorie (Brabazon und MacCarthy 2006b). Korens Beschreibung des Geschäftsmodells der Mass Customization verdeutlicht den hybriden Strategieansatz:

„Production of a wide variety of customized products, at mass production cost, attracts more customers and increases sales.“ (Koren 2010, S. 29)

Auf die Mass Customization folgt nach Koren als viertes Fertigungsparadigma die globale, aber dennoch regionalisierte und noch stärker personalisierte Fertigung. Die **globalisierte Fertigung** beginnt ab dem Jahrhundertwechsel mit dem Aufkommen von rekonfigurierbaren Fertigungssystemen und einer durch den Fortschritt der IT-Systeme immer stärker vernetzten Weltwirtschaft (Koren 2010, S. 30ff.). Allerdings wird das Paradigma der Mass Customization durch eine globalisierte Fertigung eher weiterentwickelt, als dass ein erneuter, stark ausgeprägter Paradigmenwechsel zu erkennen ist. In der heutigen Automobilindustrie findet sich das globale Fertigungsparadigma vor allem mit Hinblick auf globale Fertigungsnetzwerke wieder. Die etablierten OEMs betreiben komplexe Netzwerke aus weltweit verteilten Produktionsstandorten (Volling et al. 2013, S. 242). Der Trend hin zu immer größeren Automobilkonzernen ist ungebrochen. Ein Beispiel dafür ist die Fusion von Fiat Chrysler und PSA (Tagesschau 2020). Des Weiteren ist eine **Regionalisierung** zu erkennen (Reichhuber 2010, S. 74ff.). So werden zum Beispiel ganze Modelle auf einzelne Märkte zugeschnitten entwickelt und nur dort abgesetzt¹. Dies führt zu einer weiteren Differenzierung des Produktportfolios. Die von Koren beschriebene, weiterführende Individualisierung des Produkts durch eine weitere Designphase nach dem Kauf ist im Automobilbereich jedoch noch selten zu beobachten. Wie bisher wählt der Kunde im Sinne der Mass Customization aus einem vordefinierten Angebotskatalog (Ford Motor Company 2020; Toyota Deutschland GmbH 2020; Volkswagen AG 2020). Ausnahme bilden Premiumhersteller wie beispielsweise Porsche, die umfassende Individualisierungen wie eine Lackierung in Individualfarbe anbieten (Schrenk 2017). Zudem bieten neue Technologien wie die additiven Fertigungsverfahren Möglichkeiten, die Individualisierung voranzutreiben: Ein Beispiel hierfür ist die individuelle Gestaltung von Teilen einer Mittelkonsole durch den Endkunden selbst und die anschließende Fertigung des individuellen Bauteils vor Ort zum Zeitpunkt des Einbaus (Fuchs et al. 2020, S. 236ff.).

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass die Automobilhersteller weiterhin dem Paradigma einer kundenindividuellen Massenfertigung folgen. Zu einer tieferen Analyse der historischen Entwicklung der Automobilindustrie sei verwiesen auf Reichhuber (2010) oder Hüttenrauch und Baum (2008).

Die Umstellung einer Massenfertigung auf eine kundenindividuelle Massenfertigung stellt eine große Herausforderung dar, da sie in der Regel mit einer starken Zunahme an **Komplexität** einhergeht (Blecker et al. 2005, S. 45). Die Definition des Begriffs Komplexität wird im wissenschaftlichen Diskurs unterschiedlich ausgeführt, fußt in der Regel aber auf der Systemtheorie (Kersten et al. 2012, S. 2f.). Die Komplexität eines Systems kann demnach über die drei Merkmale

- **Varietät** (Art und Anzahl der Systemelemente),
- **Konnektivität** (Art und Anzahl der Verbindungen zwischen den Elementen) und
- **Dynamik** (Veränderungsrate über die Zeit, welche einen gewissen Grad der Unvorhersehbarkeit bewirkt)

¹ Zum Beispiel entwickelt die Volkswagen AG Modelle spezifisch für den chinesischen Markt (Volkswagen AG 2025).

definiert werden (Klabunde 2003, S. 6f.)². Schoeneberg (2014, S. 15) beschreibt Komplexität anhand der Anzahl (Multiplizität), dem Zusammenhang (Interdependenz) und der Verschiedenartigkeit (Diversität) der Systemelemente. Ulrich und Probst definieren eine zweidimensionale Klassifizierung: Sie fassen die Varietät und Konnektivität unter der Dimension „Kompliziertheit“ zusammen und definieren als zweite Dimension die Veränderlichkeit des Systems im Zeitablauf als „Komplexität“ (Ulrich und Probst 1991, S. 61). Aufbauend auf diesen zwei Dimensionen erfolgt eine Einstufung von einfachen Systemen bis zu äußerst komplexen Systemen. Letztere besitzen eine Vielzahl an Elementen und Relationen sowie eine hohe Eigendynamik, sodass Wirkzusammenhänge nicht transparent sind und das Systemverhalten schwer vorhergesagt werden kann (Frisch und Jochem 2021, S. 78).

Blecker et al. untersuchen die Auswirkungen einer Mass Customization Strategie auf die Komplexität im Detail (Blecker et al. 2005, S. 51–62). Sie kommen zu dem Ergebnis, dass die Komplexität im Vergleich zu einer reinen Massenproduktion in Bezug auf

- die **Produkte** (configuration complexity),
- das **Produktportfolio** (program complexity) und
- die **Fertigungsprozesse** und deren Planung (planning and scheduling complexity)

stark ansteigt³. Sie stufen eine kundenindividuelle Massenfertigung daher nach der Klassifizierung von Ulrich und Probst als äußerst komplexes System ein. Im Folgenden werden die Komplexitätstreiber in der Automobilindustrie dargelegt.

Produktstruktur in der Automobilindustrie

Die Betrachtung der Komplexität der Produktstruktur in der Automobilindustrie bedarf zunächst einer Definition der zugehörigen Begriffe. Hüttenrauch und Baum unterscheiden zwischen einem **Modell** (bzw. einer Fahrzeuglinie), einem **Derivat** und **Ausstattungsoption** (Hüttenrauch und Baum 2008, S. 119ff.). Eine Fahrzeuglinie ist ein Grundmodell, welches verschiedene Karosserievarianten haben kann (z.B. ein VW Golf). Diese Karosserievarianten bilden die Derivate (z.B. Golf Limousine, Golf Kombi, Golf Cabrio). Auf der Detailebene bieten die Ausstattungsoptionen eine Vielzahl an Konfigurationsmöglichkeiten, beispielsweise verschiedene Motorisierungen. Die genannten Begriffe werden in Wissenschaft und Praxis nicht einheitlich verwendet oder klar voneinander abgegrenzt⁴. Unter Modellvarianten werden auch sogenannte Sondermodelle geführt, die aus Produktionssicht keine weitere, eigenständige Variante darstellen, sondern sich

² Klabunde bezieht sich in seiner Definition auf Luczak und Fricker, die sich detailliert mit dem Begriff Komplexität auseinandersetzen (Luczak und Fricker 1997, S. 316–318). Für eine Einordnung des Begriffs in den wissenschaftlichen Kontext siehe auch Kersten et al. (2012, S. 2–4).

³ Blecker et al. bringen auch Komplexitätsreduktionen mit der Mass Customization in Verbindung (Blecker et al. 2005, S. 55–59). Diese beruhen allerdings im Wesentlichen auf dem Einsatz von etablierten Methoden und Werkzeugen zur Komplexitätsbeherrschung in einer kundenindividuellen Massenfertigung, wie beispielsweise der Modularisierung.

⁴ BMW führt auf der offiziellen Homepage ca. 60 Modelle an, die sich wiederum in unterschiedliche Modellvarianten aufteilen. Eine Abgrenzung ist nicht klar erkennbar. So werden Fahrzeuge mit dem Zusatz „M Automobil“ (besonders sportliche Ausführung) sowohl auf Ebene der Modelle als auch unterhalb des Grundmodells als Modellvariante geführt (BMW AG 2020). Auf der Homepage von Toyota wird lediglich von Modell gesprochen und bspw. werden Corolla, Corolla Touring Sports und Corolla Limousine als ei-

durch ein vom Vertrieb festgelegtes Paket von Ausstattungsoptionen gegenüber dem Grundmodell abgrenzen. Hier gilt es zwischen der Angebotskomplexität und der Produktkomplexität zu unterscheiden⁵. Während Sondermodelle auf der Angebotsseite für mehr Komplexität sorgen, erhöht sich die Komplexität in den Fertigungsabläufen und deren Planung nur geringfügig⁶. Im Gegensatz dazu gibt es Varianten eines Grundmodells, die eine signifikante Steigerung der Produktkomplexität nach sich ziehen. Ein Beispiel hierfür ist der VW T-Roc R, der gegenüber dem regulären VW T-Roc unter anderem einen stärkeren Motor, neue Bremstechnik und eine zusätzliche Abgasanlage bietet (Volkswagen AG 2020). Eine klare Abgrenzung, ab wann von einer eigenständigen Modellvariante gesprochen werden kann, ist nicht gegeben. Im weiteren Verlauf dieser Arbeit wird unterschieden zwischen Modell, Derivat und Ausstattungsoption im Sinne von Hüttenrauch und Baum. Zusätzlich wird von Modellvarianten gesprochen, wenn abgewandelte Formen der Grundvariante als Ausstattungspaket angeboten werden. Diese können wie oben dargelegt unterschiedlich starke Auswirkung auf die Produktkomplexität haben. Analog zu Wittek wird der Begriff „Fahrzeugmodell“ gleichbedeutend mit „Modell“ verwendet, wenn eine Abgrenzung zum Begriff „Modell“ als vereinfachte Abbildung der Realität erforderlich ist (Wittek 2013, S. 14). Abbildung 2-1 zeigt die definierte Produktstruktur am Beispiel eines 2er BMW für den deutschen Markt. Das Grundmodell unterteilt sich in fünf Derivate, welche alle eine unterschiedliche Karosserieausprägung aufweisen. Das Derivat Gran Coupé kann in 6 verschiedenen Modellvarianten bestellt werden, welche wiederum die Ausstattungsoptionen beeinflussen. Beispielsweise sind bis zu zwölf Motor-Getriebe-Kombinationen möglich.

Komplexität im Produkt

Das Beispiel des BMW 2er deutet die Komplexität in den Produkten an. Um möglichst viele Kundenwünsche erfüllen zu können, bieten Automobilhersteller eine Vielzahl an Ausstattungsoptionen mit jeweils zahlreichen Varianten an. Sali et al. (2023) betrachten in ihrer Studie vier Fahrzeugmodelle eines europäischen Automobilherstellers und geben die Anzahl der Merkmale zur vollständigen Produktspezifikation mit 171 bis 246 an (die Anzahl an Merkmalsausprägungen je Merkmal wird nicht genannt). Die Marke Volkswagen führte 2014 beispielsweise 156 verschiedene Lenkradvarianten (DER SPIEGEL 2014). Werden alle theoretisch wählbaren Optionen miteinander kombiniert ergibt sich eine riesige Zahl an möglichen Fahrzeugkonfigurationen, welche die Absatzzahlen der jeweiligen Modelle weit überschreitet (Gebhardt et al. 2013, S. 155; Frisch und Jochem 2021, S. 74f.). Bezogen auf die exakte Ausstattung ist bei Herstellern im Premiumsegment heute fast jedes Fahrzeug ein Einzelstück (Deloitte 2016). Auch Volkswagen attestiert

genständige Modelle geführt (Toyota Deutschland GmbH 2020). Die Volkswagen AG gliedert auf ihrer offiziellen Homepage in „Modelle“ und „Modellvarianten“ bzw. „Ausstattungsvarianten“, wobei z.B. der Golf und der Golf Variant als separate Modelle gezählt werden (Volkswagen AG 2020).

⁵ Vergleich dazu auch Müller-von der Ohe 2015, S. 28f.. Dort wird zwischen Merkmals- und Teileebene unterschieden.

⁶ Diese Aussage bezieht sich auf folgenden Sachverhalt: Sondermodelle stellen kaum Kapazitätsanforderungen, welche über die bestehenden Kapazitäten hinausgehen. Das Fahrzeug hätte auch standardmäßig vom Kunden so konfiguriert werden können und stellt somit keine eigenständige Variante dar. Ausnahme bilden Schriftzüge und ähnliche Teile, die das Sondermodell kennzeichnen. Ein Sondermodell muss im operativen Kundenauftragsprozess korrekt verarbeitet werden können und hat darüber hinaus Auswirkungen auf die Bedarfsprognose. Die Auswirkung von Sondermodellen ist demnach im Gesamtkontext einer integrierten Absatz- und Produktionsprogrammplanung nicht irrelevant, liegt jedoch nicht im Fokus der vorliegenden Arbeit.

in einer Pressemitteilung Ende 2018 „Wir bauen Unikate“ (Volkswagen AG 2018, S. 15). In der Literatur wird die Anzahl an separaten Fahrzeugkonfigurationen zwischen 10^9 und 10^{38} angegeben⁷. Automobile haben damit eine stark konvergierende Produktstruktur, die bis zu 20.000 Stücklistenpositionen für ein Fahrzeugmodell aufweisen kann (Volling 2009, S. 94). Aktuell reduzieren zwar viele Hersteller die Variantenvielfalt, dennoch bleibt diese insbesondere bei Premium-Herstellern sehr hoch (Holzer 2024).






Modell	BMW 2er					
Derivat						
Modellvarianten	Basis	Advantage	Sport Line	Luxury Line	M Sport	M Automobil
Ausstattungs- optionen (Beispiel Motor- Getriebe- Kombination)	218i – Manuell 218i – Automatik 216d – Automatik 218d – Manuell 218d – Automatik 218d – S-Automatik	218i – Manuell 218i – Automatik 220i – Automatik 220i – S-Automatik 216d – Automatik 218d – Manuell 218d – Automatik 218d – S-Automatik 220d – Automatik 220d – S-Automatik 220d x – Automatik 220d x – S-Automatik	218i – Manuell 218i – Automatik 220i – Automatik 220i – S-Automatik 216d – Automatik 218d – Manuell 218d – Automatik 218d – S-Automatik 220d – Automatik 220d – S-Automatik 220d x – Automatik 220d x – S-Automatik	218i – Manuell 218i – Automatik 220i – Automatik 220i – S-Automatik 216d – Automatik 218d – Manuell 218d – Automatik 218d – S-Automatik 220d – Automatik 220d – S-Automatik 220d x – Automatik 220d x – S-Automatik	218i – Manuell 218i – Automatik 220i – Automatik 220i – S-Automatik 216d – Automatik 218d – Manuell 218d – Automatik 218d – S-Automatik 220d – Automatik 220d – S-Automatik 220d x – Automatik 220d x – S-Automatik	M235i x – S-Automatik

Abbildung 2-1: Produktstruktur eines Automobils am Beispiel BMW 2er⁸

Neben der reinen Anzahl an Varianten und Zulieferteilen (Varietät) treibt deren Vernetzung (Konnektivität) die Komplexität weiter. Nicht alle Ausstattungsoptionen sind frei miteinander kombinierbar. Dies kann technische, rechtliche oder marktpolitische Gründe haben (Müller-von der Ohe 2015, 31 f.; Gebhardt et al. 2004, S. 476). Technisch könnte beispielsweise die Kombination von besonders schweren Ausstattungsvarianten wie einem großen Motor, einer Anhängerkupplung und einem Panoramaschiebedach ungültig sein, wenn das zulässige Gesamtgewicht dadurch überschritten würde. Auch die Kombination Linkslenker und Zielmarkt Großbritannien wäre technisch nicht gültig. Hinzu kommen Marketing-orientierte Regeln, die häufig auf Angebotspaketen beruhen und die Kombination bestimmter Ausstattungen vorschreiben (Maiworm 2014). So kann zum Beispiel bei der Wahl eines großen Navigationsgeräts der Zwang bestehen, auch ein Multifunktionslenkrad zu wählen. Während diese Regeln die reine Anzahl an möglichen, gültigen Kombinationen begrenzen, tragen sie dennoch zu einer erhöhten Komplexität bei, da sie eine Abhängigkeit der Ausstattungsmerkmale untereinander bedeuten.

Die Vielzahl an Entscheidungsmöglichkeiten und deren gegenseitige Abhängigkeiten stellen auch den Kunden bei der Konfiguration seines Wunschfahrzeugs vor Herausforderungen (Kreutler und Jannach 2006; Esch et al. 2013). Abhilfe sollen sogenannte Konfiguratoren liefern, die bei einem Händler oder im Internet zur Verfügung stehen (Müller-von der Ohe 2015, 26 f.). Der Konfigurator führt den Kunden durch die Konfiguration seines individuellen Fahrzeugs. Hierbei

⁷ Vgl. dazu Sali et al. 2023; Müller-von der Ohe 2015, S. 24; Volling 2009, S. 106–112; Piller 2006, S. 130f.; Klug 2018, S. 53; Frisch und Jochem 2021, 74 f.; Quetschlich et al. 2021, S. 145.

⁸ eigene Darstellung, Daten aus BMW AG 2020.

gehen die Online-Konfiguratoren vieler Hersteller nach demselben Schema vor⁹: Zuerst werden das Modell und das Derivat bzw. die Modellvariante ausgewählt. Anschließend erfolgt die Detailkonfiguration der Ausstattungsoptionen. Hier wird in allen Fällen zunächst der Antrieb gewählt, der demnach das bedeutendste Ausstattungsmerkmal darstellt. Modellvariante und Antrieb stellen eine erste grobe Spezifikation des Fahrzeugs dar, die Einfluss auf die Auswahlmöglichkeiten der nachfolgenden Optionen hat. Auf der Basis dieser groben Spezifikation werden häufig auch Absatzprognosen erstellt (Jacobs 2011, S. 75ff.). Anschließend erfolgt die Auswahl von Außenfarbe und Felgen, gefolgt vom Interieur. Zuletzt erfolgt die Auswahl der zahlreichen optionalen Ausstattungsmerkmale wie beispielsweise Anhängerkupplung, Panoramadach oder Fahrerassistenzsystem.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass in der Automobilindustrie eine hohe Komplexität in der Produktstruktur vorliegt. Dabei spielen einige Ausstattungsmerkmale eine stärkere Rolle bei der Spezifikation als andere.

Komplexität im Produktportfolio

Das aktuelle Produktportfolio der OEMs weist durch die in der Vergangenheit enorm gewachsene Vielfalt an Fahrzeugmodellen und Derivaten ebenfalls eine hohe Komplexität auf (Krog und Statkevich 2008). Dieser Trend wird durch die aktuelle Diversifikation der Antriebe, d.h. den Ausbau der Modelreihen mit batterieelektrisch angetriebenen oder hybriden Fahrzeugen, zunächst verstärkt (Kampker et al. 2020). Insgesamt kündigen OEM einen Abbau der Vielfalt der Fahrzeugmodelle an. Dennoch bleibt das Produktportfolio der etablierten OEM breit gestreut. Dazu trägt auch die weltweite Branchenkonsolidierung bei, die ihren Höhepunkt um die Jahrtausendwende hatte (Reichhuber 2010, S. 43), aber auch heute noch anhält (Tagesschau 2020). Diese liegt unter anderem in einer Mehrmarkenstrategie begründet, mit deren Hilfe OEM versuchen, eine noch breitere Marktabdeckung zu erreichen (Esch et al. 2013, S. 420). Heute beherrschen vorwiegend große Automobilkonzerne den Markt (Esch et al. 2013, S. 416), die mehrere Marken in ihrem Produktportfolio führen (Hüttenrauch und Baum 2008, S. 49). Beispiele hierfür sind Volkswagen (u.a. Volkswagen PKW, Audi, Seat, Škoda und Porsche) und Stellantis (u.a. Citroën, Peugeot, Opel, Fiat und Jeep).

Die Komplexität innerhalb des Produktportfolios wird vor allem durch eine Konnektivität der Systemelemente erhöht: Parallel bestehende Marken erhöhen nicht nur die reine Anzahl an Modellen und Derivaten, sie sind auch untereinander verknüpft, da sie auf denselben Plattformen und Baukästen beruhen und aus gleichen Teilen zusammengesetzt werden. Das Ziel hinter dem Aufbau eines großen Konzerns ist es, Skalen- und Synergieeffekte nutzen zu können. Dies wird vor allem durch eine **Modularisierung** der Produktstruktur erreicht: Durch das Bilden von unabhängigen und austauschbaren Bausteinen, die kostengünstig und kundenneutral gefertigt und anschließend zu kundenindividuellen Produkten zusammengesetzt werden können, kann die Umsetzung der hybriden Wettbewerbsstrategie der Mass Customization gelingen (Blecker und Abdelkafi 2006, S. 163; Volling 2009, S. 22). Modularisierung ist daher ein Grundkonzept der kundenindividuellen Massenfertigung und macht diese erst möglich (Blecker et al. 2005, S. 57f.). Hoffman differenziert dabei mehrere Aspekte (Hoffmann 2017a, S. 40–49): Zum einen ist dies

⁹ BMW AG 2020; Ford Motor Company 2020; Tesla 2020; Toyota Deutschland GmbH 2020; Volkswagen AG 2020.

die Plattformbauweise, die vor allem für die Produktentwicklung eine einheitliche Basis für verschiedene Produkte bietet und sogar über Unternehmensgrenzen hinweg genutzt werden kann (Schuh und Riesener 2017, S. 96f.; Klug 2018, S. 67). Ein aktuelles Beispiel dafür ist die Kooperation von Ford und Volkswagen auf Basis der Elektromobilitätsplattform von VW (Focus 2019). Zum anderen ist dies die Baukastenbauweise, die die bereits beschriebene Grundidee der Kombination verschiedener generischer Bausteine zu einem individuellen Endprodukt widerspiegelt. Ein Beispiel bietet der modulare E-Antriebs-Baukasten der Volkswagen AG. Zuletzt wird nach dem Prinzip einer modularen Bauweise versucht, möglichst viele „Gleichteile“ zu verwenden. Ein Beispiel für Gleichteile sind Motoren aus dem Audi-Werk in Győr, die in Fahrzeuge verschiedener Marken des Volkswagen Konzerns verbaut werden.

Komplexität in den Prozessen

Die hohe Variantenvielfalt im Produktportfolio sowie in den Produkten selbst führt auch zu einer höheren Komplexität in den Prozessen (Frisch und Jochem 2021, S. 76). Im Fokus der vorliegenden Arbeit liegt dabei die Produktionsplanung. Für eine Auseinandersetzung mit Komplexität im Produktentwicklungsprozess siehe Vogel (2017).

Die hohe Produktvarianz stellt hohe Anforderungen an die Planung des Produktionsprogramms, der Ressourcenallokation und des gesamten Supply Chain Managements (ElMaraghy et al. 2013, S. 639–641). Dafür ist auch die zunehmende Verflechtung der Systemelemente verantwortlich: Die modulare Produktstruktur erlaubt es, kostengünstiger ein Fahrzeugmodell in mehreren Werken oder innerhalb eines Werks auf mehreren Linien parallel zu produzieren (siehe z.B. Wagenitz et al. 2020, S. 239). Gleichzeitig ist eine stärker standardisierte Produktionsstätte nicht auf die Produktion von markeneigenen Modellen beschränkt. Basieren Fahrzeugmodelle auf derselben Plattform oder demselben Baukasten, ist es vergleichsweise einfach, eine Produktionslinie zur Produktion eines weiteren Modells zu befähigen (Meyr 2004, S. 456). Ein Beispiel hierfür ist das Volkswagenwerk Wolfsburg, wo VW Tiguan und Seat Tarraco auf derselben Fertigungslinie produziert wurden. Teilweise werden sogar unterschiedliche Wertschöpfungsschritte auf unterschiedliche Werke verteilt. So wurde zwischen 2018 und 2019 der Skoda Karoq im Skoda Werk Mlada Bodeslaw als Karosserie aufgebaut und anschließend im Volkswagen Werk in Osnabrück lackiert und endmontiert. Die Produkte (Fahrzeugmodelle) konkurrieren demnach um dieselben Produktionsressourcen. Des Weiteren herrscht ebenfalls ein Wettbewerb um die Zuliefer-Ressourcen, da dieselben Teile in unterschiedliche Modelle verbaut werden. Diese gesteigerte Anzahl an Möglichkeiten des Ressourceneinsatzes erfordert eine äußerst komplexe Produktionsplanung¹⁰.

Dynamik

Im Geschäftsfeld der OEM lässt sich auch eine hohe Dynamik erkennen. Dies ist zum einen auf die immer kürzer werdenden Entwicklungszyklen zurückzuführen. Die Laufzeit des VW Golf hat sich zum Beispiel zwischen dem ersten Modell und dem Golf 6 mehr als halbiert (Frisch und Jochem 2021, S. 73). Die Anzahl von Produktanläufen und Produktausläufen sowie die Anzahl

¹⁰ Der Gedanke dahinter ist, dass ein flexiblerer Einsatz von Ressourcen den Lösungsraum erweitert und die Anzahl möglicher Planungsalternativen erhöht. Diese Alternativen müssen bewertet und miteinander verglichen werden, was aufwendiger wird, je mehr Möglichkeiten es gibt. Vgl. dazu auch Volling et al. 2013, S. 240.

der neuen Impulse während eines Produktlebenszyklus stellen wesentliche Komplexitätstreiber dar (Feldhütter et al. 2017, S. 131). Vor diesem Hintergrund bedeutet der zurzeit stattfindende Umbruch der Branche mit der Neuausrichtung auf alternative Antriebe und neue Mobilitätskonzepte einen besonderen Zuwachs an Dynamik. Der aktuelle Wandel wird von vielen als der größte Umbruch der Branche bezeichnet (Herrmann 2019). Diese Entwicklung wurde durch die sogenannte Corona-Krise im Zuge der im März 2020 aufgeflamten COVID-19 Pandemie noch verstärkt (Seidel 2020).

Bezogen auf den Produktionsplanungsprozess spielt auch die Marktdynamik eine große Rolle. Bei einem variantenreichen Produktportfolio ist es schwerer, Marktbedarfe vorherzusagen und die Prognosegüte sinkt (Volling 2009, S. 31). Zudem gibt es externe Einflüsse wie politische Rahmenbedingungen, die sich schnell ändern können und starke Auswirkungen auf den Markt haben. Ein Beispiel hierfür sind die diskutierten Dieselfahrverbote in Deutschland. Aber auch die immer neu festgelegten Flottengrenzwerte hinsichtlich des CO₂-Ausstoßes führen zu einer starken Veränderung der Marktbedingungen und zwingen Automobilhersteller zu einem beschleunigten Wandel im Antriebsportfolio (Huels et al. 2020, S. 82f.).

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass der Automobilbau und dessen Produktionsplanung mit einer sehr hohen Komplexität zu kämpfen haben. Tabelle 2-1 fasst die wesentlichen Komplexitätstreiber übersichtlich zusammen.

Tabelle 2-1: Komplexität in der Automobilindustrie

KOMPLEXITÄT	Produkt	Portfolio	Prozesse
Varietät	- > 5.000 Teile je Fahrzeug - > 10.000 Stücklistenpositionen	- Mehrmarkenstrategie - Hohe Anzahl Modelle - Antriebsvielfalt	- Komplexe Zuliefernetzwerke - Globale Produktionsnetzwerke
Konnektivität	- Gleichteilstrategie	- Plattformstrategie - Modulare Baukästen	- Mehrmarkenwerke - Geteilte Ressourcen
Dynamik	- kürzere Produktlebenszyklen	- Schwankende Marktbedarfe	

Management der Komplexität

Die hohe Komplexität im Zuge des Einsatzes hybrider Wettbewerbsstrategien, insbesondere der kundenindividuellen Massenfertigung, und die mit ihr einhergehenden Problemstellungen sind aufgrund ihrer hohen Praxisrelevanz und wirtschaftlichen Bedeutung Gegenstand zahlreicher wissenschaftlicher Arbeiten (Vogel 2017, S. 95). Zur Übersicht verschiedener Ansätze des Komplexitätsmanagement siehe auch Brosch (2014, S. 47). Die Aktivitäten zum Management der Komplexität lassen sich nach Wildemann einteilen in Komplexitätsvermeidung, Komplexitätsreduzierung und Komplexitätsbeherrschung (Frisch und Jochem 2021, S. 78f.). Ziel der vorliegenden Arbeit ist die Entwicklung eines quantitativen Modells für den Produktionsplanungsprozess, welche die Komplexität handhabbar macht (vgl. Brosch 2014, S. 62). In diesem Sinne kann die vorliegende Arbeit dem Ziel der **Komplexitätsbeherrschung** zugeordnet werden.

2.1.2 Eigenschaften einer variantenreichen Serienfertigung

Zur Umsetzung einer kundenindividuellen Massenfertigung haben sich verschiedene Konzepte etabliert. Der vorangegangene Unterabschnitt zeigte bereits eine modulare Produktstruktur als Grundvoraussetzung. Während die Produktstruktur vor allem in der Produktentwicklung bearbeitet wird, fokussiert die vorliegende Arbeit die Umsetzung einer kundenindividuellen Massenfertigung in Form der Auftragsabwicklung und der Produktion, bzw. die Planung dieser Prozesse. Die Geschäftsprozesse eines Automobilherstellers lassen sich allgemein in die Kernprozesse Produktentstehungsprozess, Kundenauftragsprozess und After Sales einteilen (Huber 2016, S. 23ff.). Betrachtungsgegenstand der vorliegenden Arbeit ist grundsätzlich der **Kundenauftragsprozess (KAP)**, welcher sich von der Auftragsannahme bis zur Auslieferung des Fahrzeugs an den Kunden erstreckt (Klug 2018, S. 412ff.). Im Fokus stehen dabei die planerischen Unterstützungsprozesse Absatzplanung und Produktionsprogrammplanung (vgl. Abschnitt 2.2.2).

Abgesehen von Unterschieden im Detailablauf verläuft der Kundenauftragsprozess im Automobilbau branchenübergreifend sehr ähnlich ab (Brabazon und MacCarthy 2017, S. 143). Der Prozess startet mit der Auftragsannahme. Anschließend werden die Aufträge beim OEM gesammelt und in ein Produktionsprogramm eingeplant. Es folgen die Produktion und Distribution des Fahrzeugs zum Kunden. Der Prozess schließt mit der Übergabe an den Kunden ab (siehe Abbildung 2-2).

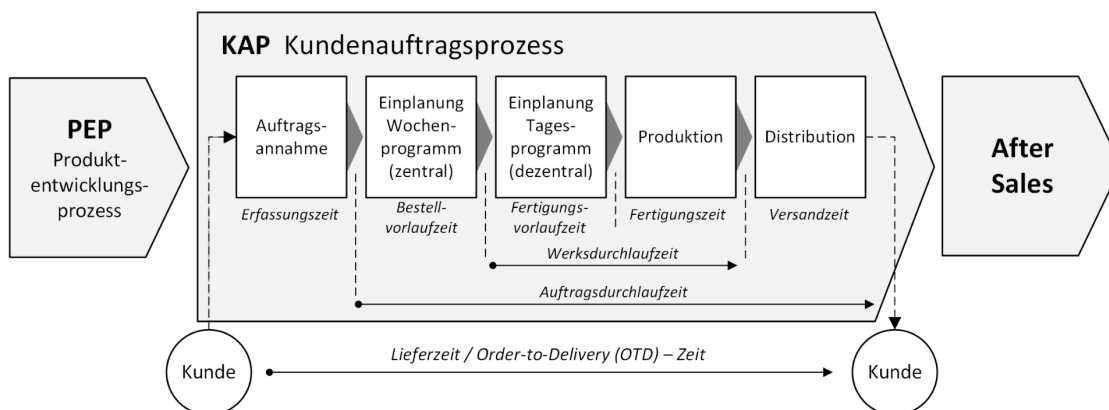


Abbildung 2-2: Kundenauftragsprozess¹¹

Die Fertigung von kundenindividuellen Massengütern kann als **variantenreiche Serienfertigung** bezeichnet werden (Volling 2009, S. 20). Volling stellt einzelne Merkmale einer variantenreichen Serienfertigung dar und zeigt auf, dass die Automobilproduktion diese Merkmale aufweist (siehe Tabelle 2-2). Im Folgenden werden die Ausprägungsmerkmale bezüglich der Auftragsabwicklung, der Produktion und der Zulieferstruktur beschrieben.

Auftragsabwicklung

Bei der Auftragsabwicklung wird unter anderem¹² zwischen zwei übergreifenden **Auftragsabwicklungsstrategien** unterschieden: Bei einer **Lagerfertigung** (Make-to-Stock; MTS oder auch

¹¹ in Teilen in Anlehnung an Herold 2005, S. 105.

¹² Wird das Produkt erst auf Kundenauftrag hin entwickelt, spricht man von Auftragskonstruktion (Engineer-to-Order, ETO). In der Literatur werden zudem weitere Varianten unterschieden, die teilweise im Verlauf der Arbeit aufgegriffen werden.

Build-to-Stock, BTS) werden kundenneutral Produkte produziert und gelagert, bis eine Kundenbestellung vorliegt. Dies ist beispielsweise in der Konsumgüterbranche üblich. Bei einer **Auftragsfertigung** (Make-to-Order, MTO) wird dagegen erst dann gefertigt, wenn ein Auftrag vorliegt.

Tabelle 2-2: Merkmale einer variantenreichen Serienfertigung in der Automobilindustrie¹³

Merkmals	Eigenschaft einer variantenreichen Serienfertigung	Ausprägung in der Automobilindustrie
Produkte		
Erzeugnisspektrum	variantenreich	trifft zu
Erzeugnisstrukturen	modular	trifft zu
Auftragsabwicklung		
Position des Entkopplungspunktes	Auftrags- bzw. Variantenmontage (Build-to-Order)	trifft mit Einschränkungen zu, da auch Lagerfertigung praktiziert wird
Produktion		
Produktionstyp	Variantenfließfertigung	trifft zu
mengenmäßige Restriktion	definiert durch Taktung der Fließproduktion	trifft zu
Modell-Mix-Restriktion	definiert durch Fließbandabstimmung	trifft zu
Zulieferstruktur		
Eigenfertigungsquote	gering	trifft zu
Lieferbeziehungen	fixiert durch Verträge	trifft zu

Als Unterscheidungsmerkmal kann der sogenannte **Kundenauftragsentkopplungspunkt** (KAEP)¹⁴ dienen (Fleischmann und Meyr 2004, S. 300f.). Dieser markiert den Übergang von kundenneutraler zu kundenbezogener Produktion (Olhager 2003). Ball spricht in diesem Zusammenhang auch von der „push-pull boundary“ (Ball et al. 2004, S. 448). Die Lage des KAEP kann als Gradmesser der Individualisierung verstanden werden (Blecker et al. 2005, S. 60). Abbildung 2-3 zeigt die wesentlichen Auftragsabwicklungsstrategien in einer Übersicht.

Eine Fertigung auf Lager ist bei kundenindividuellen Massenprodukten nicht wirtschaftlich. Aufgrund der aufgezeigten Variantenvielfalt ist es schwer, auf Ebene der Endprodukte genaue Absatzprognosen zu erstellen (Volling 2009, S. 31). Es müssten also sehr viele Produktvarianten ggf. eine lange Zeit gelagert werden, bis ein Kunde sich für genau diese Konfiguration entscheidet. Auf der anderen Seite ist auch eine reine MTO Fertigung nicht zielführend, da die Produktionsdurchlaufzeit die von Automobil-Kunden gewünschte Lieferzeit in der Regel überschreitet (Brabazon und MacCarthy 2017, S. 143).

¹³ in Anlehnung an Volling 2009, S. 101.

¹⁴ Englisch: Customer Order Decoupling Point oder Order Penetration Point.

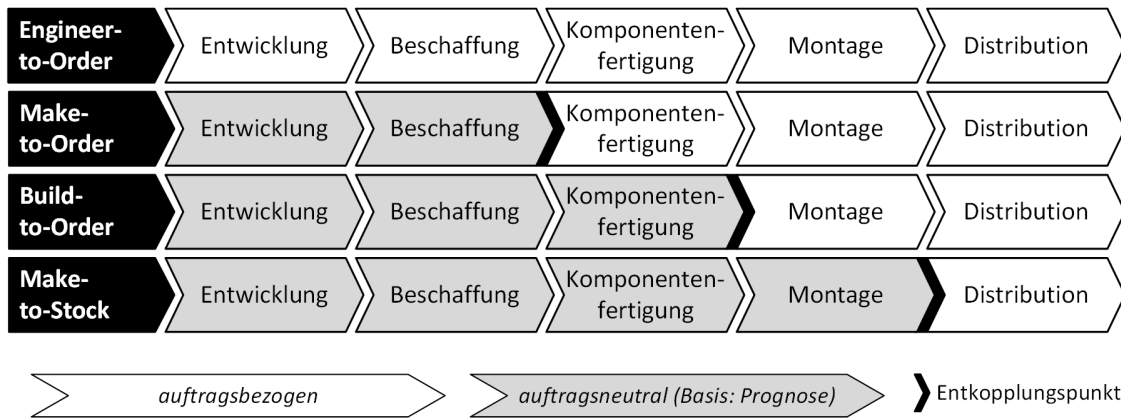


Abbildung 2-3: Auftragsabwicklungsstrategien¹⁵

Um auftragsbezogen fertigen zu können und gleichzeitig kurze Lieferzeiten zu realisieren, setzen Unternehmen die sogenannte **Postponement**-Strategie ein (Klug 2018, S. 59f.). Postponement bedeutet dabei ein Hinauszögern von variantenbildenden Fertigungsschritten. Es werden möglichst lange kundenneutrale Grundvarianten gefertigt, welche anschließend nach Auftragseingang die variantenbildenden Fertigungsschritte durchlaufen, um kundenindividuell angepasst zu werden. Ein Beispiel hierfür ist das Unternehmen Hewlett-Packard, das generische Grundvarianten von Druckern herstellt, welche anschließend in regionalen Verkaufseinheiten auf den jeweiligen Markt angepasst werden, bspw. bezüglich der Verpackung (Brabazon und MacCarthy 2006b, S. 215). Eine Positionierung des KAEP zwischen einer reinen Auftragsfertigung (MTO) und einer reinen Lagerfertigung (MTS) wird von Peeters und van Ooijen (2020) als **hybride Auftragsabwicklungsstrategie** klassifiziert. Hybride Ansätze versuchen die Vorteile von MTS und MTO zu verbinden, haben aber mit einer erhöhten Komplexität zu kämpfen, da mehr Bedingungen gleichzeitig berücksichtigt werden müssen (Peeters und van Ooijen 2020, S. 4659).

Vor dem KAEP sollten die Produktionsstufen von geringer Vielfalt, Standardisierung und hohem Produktionsvolumen gekennzeichnet sein, während die variantenbildenden Produktionsstufen nach dem KAEP liegen sollten (Olhager 2003, S. 324). In der Automobilindustrie liegt daher eine Positionierung des KAEP vor der Endmontage nahe, da dort die Varianz im Produkt deutlich ansteigt (Volling 2009, S. 97). Bis zu diesem Punkt können auftragsneutrale Grundvarianten auf Basis einer Prognose der zentralen Vertriebsabteilung gefertigt werden (Volling et al. 2013, S. 243). Automobilhersteller nutzen so in den Gewerken Karosseriebau und Lackiererei die Produktivitätsvorteile einer Massenfertigung. Dies lässt sich auch am hohen Automatisierungsgrad dieser Gewerke im Vergleich zur Endmontage (Buxbaum und Kleutges 2020, S. 18) erkennen. Die kundenindividuelle Zusammenstellung auftragsneutraler Module wird im wissenschaftlichen Diskurs meist als **Build-to-Order** (BTO) bezeichnet (Meyr 2004; Waller 2004; Holweg et al. 2005). Um den Fokus auf die Montage als variantenbildenden Fertigungsschritt zu betonen, wird auch von Assemble-to-Order (ATO) oder Configure-to-Order (CTO) gesprochen, je nach Grad der bereits erfolgten Wertschöpfung (Kilger und Meyr 2015, S. 182f.; Stich et al. 2013, S. 53). Im Folgenden soll von Build-to-Order/BTO (gleichbedeutend mit ATO oder CTO) gesprochen werden,

¹⁵ in Anlehnung an Volling 2009, S. 16 und Stich et al. 2013, S. 53.

wenn Aufträge einen Kundenbezug aufweisen und von Build-to-Stock/BTS (gleichbedeutend mit MTS) bei kundenneutralen Aufträgen.

Die Auftragsabwicklung muss gegenüber diesen Grundüberlegungen jedoch differenzierter betrachtet werden. In der Praxis gibt es selten nur einen singulären KAEP (Blecker et al. 2005, S. 60). Prinzipiell kann ein Unternehmen an verschiedenen Stellen einen Kundenauftrag mit einem Produktionsauftrag zusammenführen. Daher können mehrere KAEP parallel existieren oder eine Art fließender KAEP festgestellt werden¹⁶ (Brabazon und MacCarthy 2006b, S. 219ff.). In der Automobilindustrie ist ein heterogenes Kundenverhalten zu beobachten (Klug 2018, S. 411). Einige Kunden präferieren eine spezifische Konfiguration und nehmen eine gewisse Lieferzeit dafür in Kauf. Andere möchten ihr Fahrzeug in kurzer Zeit zur Verfügung haben und sind eher geneigt, Kompromisse bei den Ausstattungsoptionen einzugehen. OEM wenden daher eine hybride Auftragsabwicklungsstrategie durch Kombination von Lagerfertigung (MTS) und auftragsbezogener Fertigung (BTO) an (Lawson et al. 2018; Copaciu 2013, S. 14; Grinninger 2012, S. 13). Die Verteilung zwischen MTS und MTO im Fertigungsvolumen ist je nach regionalen Marktgegebenheiten sehr unterschiedlich. Während in Europa viele Kunden ihr Fahrzeug individuell zusammenstellen möchten, ist es in den USA üblich, konfigurierte Fahrzeuge direkt vor Ort aus dem Händlerbestand zu kaufen (Müller-von der Ohe 2015, S. 23). Vor allem im deutschen Markt liegt der Anteil der auf speziellen Kundenauftrag hin verkauften Fahrzeuge mit ca. zwei Dritteln besonders hoch (Waller 2017). Klug zeigt die Verteilung zwischen BTS und BTO in verschiedenen Märkten basierend auf Daten aus Holweg und Pil (2004):

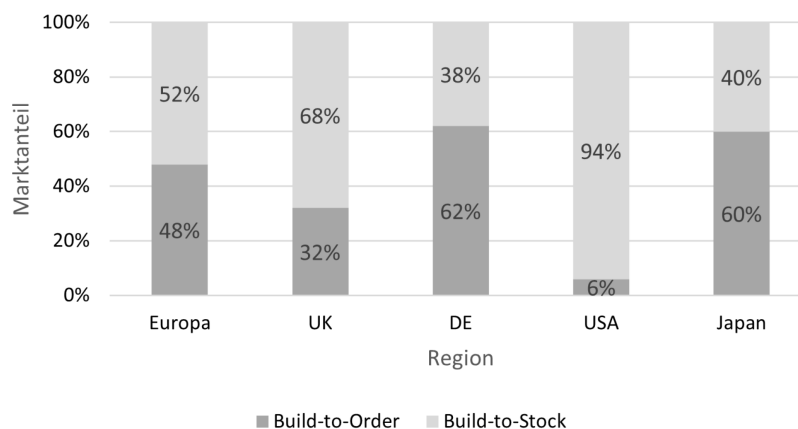


Abbildung 2-4: BTS/BTO-Mix¹⁷

Im Kundenauftragsprozess der Automobilindustrie spielt die Vertriebsorganisation eine besondere Rolle. Zwischen dem Endkunden und dem produzierenden OEM sind lokale **Händler** und **nationale Vertriebsorganisationen** (z.B. Importeure) in den Prozess eingebunden (Padberg 2020, S. 187). Der Endkunde ist häufig im direkten Kontakt mit einem Händler (Reichhuber 2010, S. 30). Die Händler wiederum sind in Vertriebsorganisationen verankert, die mit dem OEM in Verhandlung bzgl. der Vorplanung von Absatzzahlen und Quoten stehen (Meyr 2004, S. 450f.).

¹⁶ Für eine detaillierte Klassifizierung von hybriden Auftragsabwicklungsstrategien siehe den Literaturüberblick von Peeters und van Ooijen 2020.

¹⁷ in Anlehnung an Klug 2018, S. 409.

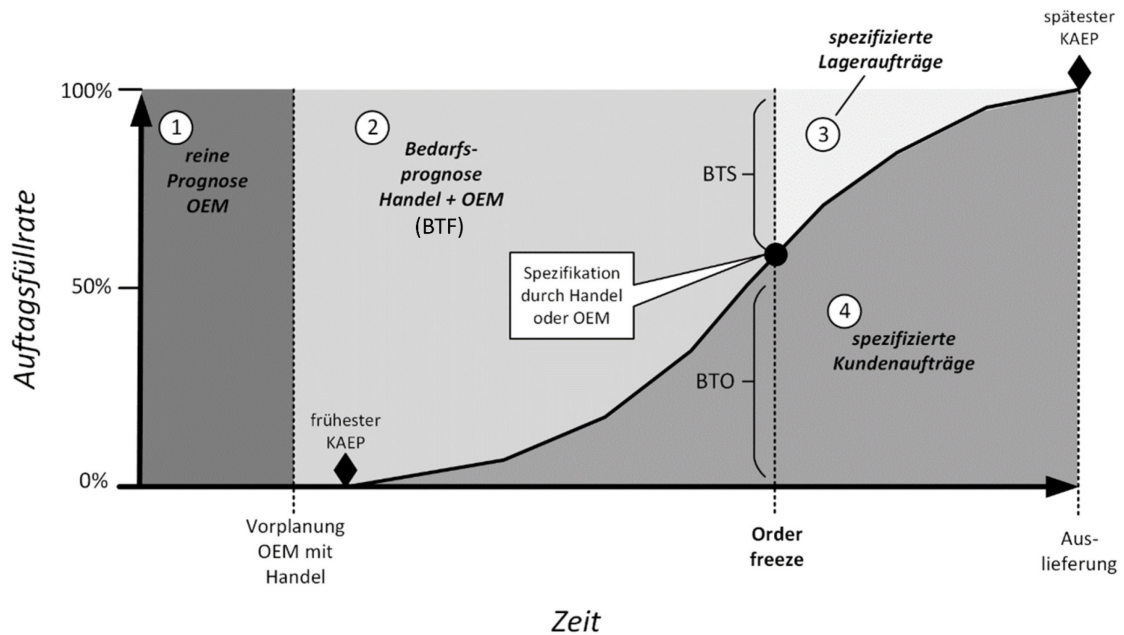
Dabei einigen sich Händler und Importeure mit dem OEM in der Regel auf einen Jahresabsatzplan, der anschließend im 1- oder 2-monatigen Rhythmus verfeinert wird (Holweg und Pil 2004, S. 23). Der Absatzplan besteht zunächst auf einem sehr aggregierten Niveau, d.h. es werden Mengen für Modelle und Derivate sowie einige wesentliche Ausstattungsoptionen (z.B. Motor und Getriebe) in sogenannten Quoten verabschiedet (Meyr 2004, S. 450). Hierbei haben die OEM einen erheblichen Verhandlungsspielraum: Zum einen versuchen sie, den Absatzplan des Handels an den eigenen Kapazitäten auszurichten und zum anderen können bezüglich der Quoten Abnahmeverpflichtungen für die Händler bestehen (Wagenitz 2007, S. 14). Die auf Basis von Prognosen definierten „Händleraufträge“ werden nach und nach durch Kundenaufträge ersetzt (Klug 2018, S. 410). Liegen mit einem gewissen zeitlichen Vorlauf vor dem Produktionsstart¹⁸, zum sogenannten „order freeze“, nicht genügend Aufträge von echten Kunden vor, müssen je nach Vereinbarung entweder der Handel oder der OEM selbst Aufträge nach Prognosen spezifizieren (Volling et al. 2013, S. 242). Ist der Handel in der Pflicht, die Aufträge zu spezifizieren, stellen diese aus Sicht des Handels BTS-Fahrzeuge dar. Aus Sicht des OEM sind diese Aufträge BTO-Fahrzeuge, da die Aufträge durch den Handel als Kunden des OEM beauftragt wurden (Meyr 2004, S. 450). Ist der Handel nicht verpflichtet, muss der OEM selbst BTS-Aufträge spezifizieren¹⁹.

Die dargelegte Vertriebsstruktur führt zu einem Informationsstand an Aufträgen, der im zeitlichen Verlauf immer genauer wird (siehe Abbildung 2-5). Vom Zeitpunkt der ersten Kundenaufträge bis zur Produktionseinplanung existieren Kundenaufträge und Prognose-Aufträge parallel, wobei sich das Verhältnis immer weiter zugunsten der Kundenaufträge verschiebt. Der KAEP kann zwischen den ersten, früh eingehenden Kundenaufträgen und dem letztmöglichen Zeitpunkt, direkt vor der Auslieferung an einen Kunden, liegen. Brabazon und MacCarthy sprechen in diesem Zusammenhang von einem „floating decoupling point“ (Brabazon und MacCarthy 2006b, S. 221f.).

Abbildung 2-5 zeigt den Anstieg des Anteils spezifizierter Kundenaufträge im Verlauf der Zeit und die Positionierungsmöglichkeiten des KAEP. Die Kurve zeigt einen beispielhaften Verlauf, bei dem zum Zeitpunkt der Auftragseinplanung („order freeze“) etwas über die Hälfte des Auftragsvolumens mit spezifischen Kundenaufträgen gefüllt ist (= BTO). Wie bereits dargestellt, kann der Verlauf je nach Vertriebsregion stark variieren (siehe Abbildung 2-4). Die Flächen der Abbildung 2-5 zeigen die unterschiedlichen Level an Auftragsinformationen. Jahre im Voraus existieren nur reine Prognosewerte des OEM (1). Mit Beginn der Vorplanungen, die ca. ein halbes Jahr im Voraus für das Folgejahr beginnen, liegen genauere Prognoseinformationen vor, die in Zusammenarbeit von Handel und OEM entstehen und somit schon einen stärkeren Kundenbezug aufweisen (2). Die Fläche unter der Kurve stellt den Anteil der spezifizierten Kundenaufträge dar (4). Ab dem Zeitpunkt „order freeze“ müssen auch diejenigen geplanten Auftragsvolumina, für die noch kein Kundenauftrag vorliegt, spezifiziert werden, um für die Produktion eingeplant werden zu können. Die Fläche (3) zeigt diese vom Handel oder dem OEM spezifizierten Aufträge, also den BTS-Anteil.

¹⁸ Meyr gibt hierfür 3-5 Wochen an (Meyr 2004, S. 450).

¹⁹ Diese Fahrzeuge werden entweder auf Lager produziert mit der Hoffnung, diese am Markt absetzen zu können oder auch für die interne Flotte der Geschäftsfahrzeuge oder Leasingangebote für Mitarbeiter verwendet.

Abbildung 2-5: Auftragsinformationen im zeitlichen Verlauf²⁰

Aufgrund von langen Beschaffungszeiten und Planungsvorlaufzeiten müssen Entscheidungen über Zuliefer- und Produktionskapazitäten weit vor der Produktionseinplanung getroffen werden (Klug 2018, S. 409f.; Brabazon und MacCarthy 2006b). Abbildung 2-5 macht deutlich, dass die Entscheidungsgrundlage dabei zu einem großen Teil aus Prognosedaten besteht. Grundsätzlich müssen Planungsaufgaben, die zeitlich vor dem KAEP liegen, auf Prognosen aufsetzen (Quante et al. 2009, S. 60). Um den Kapazitätsbedarf möglichst gut abschätzen zu können, werden für die Prognosen fiktive Aufträge erstellt, die anschließend zu jedem Zeitpunkt durch einen passenden Kundenauftrag ersetzt werden können (Voigt 2008, S. 188f.). Diese Strategie wird als Build-to-Forecast (BTF) bzw. im Umfeld der Automobilfertigung als **virtual Build-to-Order** (VBTO) bezeichnet (Brabazon und MacCarthy 2006b, S. 221f.). Das wesentliche Element der VBTO-Strategie ist ein Auftragsbestand („order pipeline“), der „fiktive“ oder „virtuelle“ Aufträge beinhaltet, denen gemäß des Konzepts eines fließenden KAEP jederzeit ein Kundenauftrag zugeordnet werden kann (Brabazon und MacCarthy 2006a). Der Auftragsbestand wird somit für neu eintreffende Kundenanfragen geöffnet. Anfragen können damit auf drei verschiedenen Wegen erfüllt werden²¹: Aus dem Lagerbestand (BTS), aus dem Auftragsbestand (VBTO) oder als neuer, kundenspezifischer Auftrag (BTO) (Brabazon und MacCarthy 2006a, S. 515). Holweg und Pil diskutieren in diesem Zusammenhang die Möglichkeit, die virtuellen Aufträge anzupassen („amended orders“), um mehr Spielraum zu deren Belegung mit einem Kundenauftrag zu erreichen (Holweg und Pil 2004). Abschnitt 2.2 analysiert die für diese Arbeit relevanten Planungsaufgaben mit Bezug zu der Auftragsabwicklung im Detail.

²⁰ in Anlehnung an Meyr 2004, S. 451 und Volling et al. 2013, S. 243.

²¹ Holweg spricht von fünf Auftragserfüllungsmechanismen: Er differenziert aus Sicht des Handels den BTS-Bereich in Erfüllung aus dem Lager des Händlers, aus dem Lager eines anderen Händlers („Dealer-Transfer“) oder einem Zentrallager des OEM (Holweg 2000, S. 9f.).

Variantenfließfertigung

Die Umsetzung einer kundenindividuellen Massenfertigung erfordert eine Kopplung der Vorteile einer herkömmlichen, effizienten Massenfertigung mit der Möglichkeit, kundenindividuelle Endprodukte herzustellen. Eine Möglichkeit dazu ist die **Variantenfließfertigung**²², die beispielsweise in der Automobilindustrie, der Möbelfertigung oder der Elektroindustrie vorzufinden ist (Boysen et al. 2009). Das Prinzip der Variantenfließfertigung beruht auf einer Fließbandfertigung, die es erlaubt, eine hohe Bandbreite an Produktvarianten in beliebiger Reihenfolge (Losgröße 1) innerhalb der festgelegten Linientaktzeit zu fertigen (Boysen et al. 2007, S. 760).

Der Produktionsprozess der Automobilindustrie kann in die Gewerke

- Presswerk (Pressen von Einzelteilen aus flachgewalztem Stahl)
- Karosseriebau (Zusammenfügen der Pressteile und weiterer Anbauteile zu einer Karosserie)
- Lackiererei (Auftragen von Grundierung und Decklack) und
- Montage (Zusammenfügen der lackierten Karosserie mit dem Antriebsstrang, Anbauteilen und der Innenausstattung)

gegliedert werden (Klug 2018, S. 450ff.). Während der Automatisierungsgrad in den Gewerken Presswerk, Karosseriebau und Lackiererei recht hoch ist und die Variantenvielfalt durch „moderne Universalmaschinen mit automatisiertem Werkzeugwechsel“ (Boysen et al. 2007, S. 760) erreicht wird, beruht die Montage noch zu einem großen Teil auf der manuellen Arbeit von Werkern (Buxbaum und Kleutges 2020). Grund dafür ist, dass die Montage in der Automobilindustrie den variantenbildenden Fertigungsschritt bildet und damit in einer Variantenfließfertigung besonders vor Herausforderungen gestellt wird. Volling (2009, S. 97) spricht in diesem Zusammenhang von einer **Variantenmontage** und Matzke (2016) von einer **Auftragsmontage**. Aufgrund der besonderen Bedeutung folgt ein kurzer Exkurs²³ zur Ausplanung von Montagelinien.

Eine Montagelinie besteht aus mehreren, direkt aufeinanderfolgenden und meist starr verketteten Arbeitsstationen, die mittels Fördertechnik miteinander verbunden sind. Das Montageprodukt, in diesem Fall ein Fahrzeug, fließt in einem fest vorgegeben zeitlichen Takt von einer zur nächsten Station. Einer Station sind ein oder mehrere Werker zugewiesen (Arbeitsplätze). Jedem Arbeitsplatz ist eine Zahl vordefinierter Arbeitsschritte zugewiesen. Das Produkt kommt daher in einem definierten Zustand zur Montagestation, muss dort gemäß der vorgeplanten Arbeitsschritte bearbeitet werden und somit auch in vordefinierter Form an die nächste Arbeitsstation weitergegeben werden (Bornwasser 2020, S. 46). Die einer Arbeitsstation zugewiesenen Arbeitsinhalte müssen in der geplanten Taktzeit, die für die gesamte Montagelinie gilt, abgeschlossen werden können. Das heißt, sie dürfen den Anteil der Taktzeit, die für Arbeitsinhalte zur Verfügung steht²⁴, nicht überschreiten. Da Arbeitsschritte nicht (sinnvoll) in beliebig kleine Teilschritte zerlegt werden können und auch in der Reihenfolge der Abarbeitung nicht immer

²² Englisch: mixed-model assembly.

²³ Die Angaben beziehen sich dabei zum Großteil auf Erfahrungen des Autors.

²⁴ Aufgrund von z.B. Erhol- und Verteilzeiten oder ablaufbedingter Wartezeiten steht nicht die vollständige Taktzeit für Montagetätigkeiten zur Verfügung.

frei sind²⁵, ist es schwierig, alle Werker gleichmäßig mit Arbeit auszulasten. Alle für die Montage eines Produktes nötigen Arbeitsschritte müssen Arbeitsplätzen zugeordnet werden, was als **Fließbandabstimmung** bezeichnet werden kann (Boysen et al. 2007). Ziel dabei ist es, möglichst effizient zu planen.

Das Ziel einer effizienten Fertigung wird durch die Produktivität bestimmt, also das Verhältnis von Output zu Input, welches in der Montage als Verhältnis der eingesetzten Arbeitszeit zur Ausbringungsmenge betrachtet werden kann (Bendzioch et al. 2020, S. 115f.). Eine wichtige Kennzahl in der Automobilindustrie ist die verbrauchte Zeit je Fahrzeug, also die kumulierte Zeit aller Arbeitsplätze, die zur vollständigen Montage benötigt wird. Gelingt es, die Arbeitsinhalte möglichst effizient auf wenige Arbeitsplätze zu verteilen, ist die verbrauchte Zeit je Fahrzeug gering und die Produktivität hoch. Da die Produkte einer Variantenfließfertigung jedoch sehr heterogen sind und die Montagezeit je Modellvariante stark variieren kann, ist eine gleichmäßige Austaktung oft schwierig. Für Fahrzeuge mit hochwertigen Ausstattungen muss viel Montagezeit eingeplant werden, sodass bei der Montage von Fahrzeugvarianten mit geringerem Fertigungsinhalt Wartezeit entsteht und die Produktivität sinkt. Daher spielt die Reihenfolge (Modell-Mix) der Aufträge, die durch die Montagelinie läuft, eine wichtige Rolle (Meyr 2004, S. 451). Es wird versucht, die Auslastung der Arbeitsplätze durch eine gezielte Gleichverteilung von Aufträgen mit hohem und Aufträgen mit geringem Montageumfang zu steigern. Dabei werden einzelne Arbeitsplätze „übertaktet“, sodass die Werker für aufwendige Varianten über die Taktzeit hinaus arbeiten müssen. Dies wird anschließend kompensiert, wenn eine Variante mit unterdurchschnittlichem Montageumfang folgt (vgl. Volling 2009, S. 25). Im Zusammenhang der Ausplanung einer Variantenfließfertigung definieren Boysen et al. zwei wesentliche Planungsaufgaben (Boysen et al. 2007, S. 760f.). Zum einen die Fließbandabstimmung (sowohl Initialplanung als auch spätere Rekonfiguration) und zum anderen die Reihenfolgeplanung, welche die Reihenfolge der operativ in die Fertigung eingesteuerten Produktionsaufträge bestimmt (vgl. Unterabschnitt 2.2.2).

Aus den vorgenannten Überlegungen resultieren zwei **Restriktionen**, die im Kontext der Produktionsplanung einer Variantenfließfertigung zu berücksichtigen sind (Volling 2009, S. 24f.): Die Taktung der Produktionslinien definiert die Produktionsmenge je Produktionsschicht und bildet damit eine (Produktions-) **Mengenrestriktion**. Die Produktionsmenge kann einerseits nicht beliebig erhöht werden. Eine Beschleunigung des Taktes erfordert häufig einen erneuten Planungsdurchlauf der Fließbandabstimmung (Rekonfiguration), die unter anderem zu erneutem Planungsaufwand und ggf. Umschulungen für Montagepersonal und damit zu zusätzlichen Kosten führt. Auch eine Verringerung des Produktionsvolumens ist nicht ohne Weiteres umsetzbar, da Arbeitskräfte nicht beliebig freigestellt werden können und somit Remanzkosten auftreten, wenn die Arbeitszeit nicht voll ausgeschöpft wird. Für eine detaillierte Betrachtung der Personaleinsatzplanung im Zuge einer Produktionsprogrammplanung sei verwiesen auf Sillekens (2008) oder Hoffmann (2017b). Des Weiteren ist eine Fließbandabstimmung auf einen bestimmten Modell-Mix zugeschnitten. Daraus resultieren **Modell-Mix-Restriktionen** (Boysen et al. 2010). Diese bestimmen die Reihenfolgenregeln und sind als Verhältnis formuliert (Boysen et al.

²⁵ Der sogenannte Montagevorranggraph schreibt eine bestimmte Reihenfolge von Montageschritten vor. Dies hat meist technische Gründe. So müssen z.B. Kabel im Innenraum vollständig verlegt sein, bevor Dämpfung und Teppich gelegt werden, welche die Kabel bedecken.

2007, S. 773). Zum Beispiel bedeutet eine Restriktion von 1:3 für Fahrzeuge mit Anhängerkupplung, dass auf jeden Auftrag mit Anhängerkupplung drei Fahrzeugaufträge ohne Anhängerkupplung folgen müssen. Für die aggregierte Planung bedeutet dies, dass eins von vier Fahrzeugen mit einer Anhängerkupplung ausgestattet sein darf (= maximale Einbaurrate 25%).

Zulieferstruktur

In der Automobilindustrie herrscht eine **stark konvergierende Produktstruktur**, d.h. das Endprodukt besteht aus einer Vielzahl an Einzelteilen, Komponenten und Modulen (Dölle 2013, S. 18). Dies führt wiederum zu komplexen Versorgungsnetzwerken (Supply Chains), in denen hunderte direkter und eine sehr große Anzahl an indirekten Zulieferern koordiniert werden müssen (Meyr 2004, S. 451f.). Die Bedeutung der Zulieferer wird durch ihren hohen Anteil an der Wertschöpfung und der dementsprechend **geringen Eigenfertigungsquote** der OEM deutlich: Der Wertschöpfungsanteil der Lieferanten reicht von ca. 50% bei Karosserieteilen bis zu über 80% beim Interieur oder der Elektrik (Dölle 2013, S. 23f.).

Die Lieferantenbeziehungen reichen von einem simplen Kontrakt über die Belieferung mit austauschbaren Gütern bis zu einer tiefgreifenden Kooperation von Zulieferern und OEM, die Entwicklungsleistungen oder die vollständige Fertigung des Endprodukts umfassen können (Dölle 2013, S. 83–88). Im Rahmen der Produktionsplanung ist vor allem die Lieferkapazität von Zulieferern von Interesse, da diese eine weitere Restriktion darstellen kann (**Mengenrestriktion der Zulieferteile**) (Meyr 2004, S. 451). Lieferverträge beinhalten meist eine fixierte Liefermenge und einen Spielraum, der ein gewisses Maß an Schwankungen erlaubt (Volling 2009 S. 26f. und 94; Feng et al. 2013). Diese Schwankungsbreiten können als prozentualer Wert des abgestimmten Liefervolumens festgelegt werden (Voigt 2008, S. 197). Üblich ist eine Größenordnung von ca. 10-20% (Monsees et al. 2007, S. 55). Ein Über- oder Unterschreiten dieses Kapazitätsspielraums ist unter Umständen nicht oder nur zu höheren Kosten möglich. Ein Unterschreiten kann zudem zu Vertragsstrafen führen (Volling et al. 2013, S. 244).

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass die Komplexität sowohl innerhalb der Produkte als auch im Produktportfolio und in den Produktionsprozessen hoch ist. Vor diesem Hintergrund stellt sich die Produktionsplanung in der Automobilindustrie als hoch komplexes Planungsproblem dar.

2.2 Produktions- und Absatzplanung

In diesem Abschnitt werden die Grundlagen einer integrierten Planung im Kontext des Kundenauftragsprozesses dargelegt. Insbesondere die Bereiche Produktionsprogrammplanung und Absatzplanung/Auftragsabwicklung werden ausgearbeitet, um eine Basis für die Konzeptualisierung der systematischen Literaturrecherche in Kapitel 4 zu bereiten.

2.2.1 Konzeption einer integrierten Planung

Die Planungsprobleme im Kontext einer Produktionsprogrammplanung sind vielseitig und bedingen einander. Das Produktionsprogramm beispielsweise hat direkten Einfluss auf die Produktionsstätten, die unter anderem ihre Schichtpläne ausrichten müssen; auf den Teilebedarf und damit auf die Beschaffungsplanung, welche ggf. Lieferverträge anpassen muss; und auf den Vertrieb, der den Marktbedarf analysiert und diesen ggf. durch Anreize versucht zu beeinflussen.

Direkt oder indirekt ist die Produktionsplanung mit dem Großteil der planerischen Entscheidungen eines Produktionsunternehmens verbunden. Um die gegenseitigen Abhängigkeiten ganzheitlich zu betrachten, müssten alle diese Planungsprobleme vollständig integriert gelöst werden, d.h. inhaltlich zusammenhängend in Form einer **Totalplanung** und zeitgleich in Form einer **Simultanplanung** (Steven 1994, S. 9–11). Dies würde zu einem extrem komplexen Planungsmodell führen, welches zum einen schwierig zu lösen und zum anderen für den menschlichen Planer kaum zu überblicken wäre (Reusch 2006, S. 14). Zudem unterscheiden sich die Planungsaufgaben unter anderem im Planungshorizont, im Detailgrad der Betrachtung oder der Zuständigkeit innerhalb der Organisationsstruktur eines Unternehmens (Volling 2009, S. 46). Die Planung der Werksbelegung²⁶ erfordert zum Beispiel einen hohen Abstrahierungsgrad, eine lange Vorlaufzeit und ist von strategischer Natur. Die Planung der Reihenfolge, in der spezifizierte Aufträge in die Produktion eingesteuert werden, bedarf eines hohen Detailgrads, findet kurzfristig statt und wird von operativen Abteilungen durchgeführt. Eine vollständige integrierte Planung ist somit auch nicht immer zweckmäßig (Steven 1994, S. 14–16).

Häufig wird die Gesamtplanungsaufgabe daher im Sinne einer Dekomposition in verschiedene Teilprobleme zerlegt. So können die Komplexität reduziert und die individuelle Entscheidungssituation berücksichtigt werden. Die Zerlegung in Teilprobleme erfolgt zum einen hinsichtlich der sachlichen (von einer Totalplanung zu einer Partialplanung) und zum anderen hinsichtlich der zeitlichen Dimension (von einer Simultanplanung zu einer Sukzessivplanung) (Gebhard 2009, S. 7). Eine **Partialplanung** gliedert die Planungsprobleme thematisch anhand des Planungsfokus und manifestiert sich in der Organisationsstruktur eines Unternehmens. Die im Kundenauftragsprozess wesentlichen Unternehmensbereiche sind der Vertrieb, die Beschaffung, die Produktion und die Distribution. Die zeitbezogene Differenzierung führt zu einer **Sukzessivplanung**. Dies bedeutet zum einen, dass gewisse Planungsschritte aufeinander folgen und die zugehörigen Planungsprobleme somit in einer bestimmten Reihenfolge gelöst werden. Beispielsweise erfolgt häufig zunächst eine Absatzplanung, die das Problem „*Was soll verkauft werden?*“ löst. Dieser Absatzplan geht als Information darauffolgend (sukzessiv) an die Produktionsplanung, die das Problem „*Was soll gefertigt werden?*“ bearbeitet. Zum anderen können Planungsaufgaben bzgl. ihres zeitlichen Horizonts und der Planungsfrequenz differenziert werden. Bzgl. des Planungshorizonts wird in der Regel zwischen

- **kurzfristiger** Planung (auch operative Planung; Zeithorizont bis zu 3 Monate),
- **mittelfristiger** Planung (auch operative oder taktische Planung; Zeithorizont bis zu 2 Jahre) und
- **langfristiger** Planung (auch strategische Planung; Zeithorizont von vielen Jahren)

unterschieden (Fleischmann et al. 2015, S. 72). Bzgl. der Planungsfrequenz muss zwischen einem festen Planungszyklus (bspw. monatlich) und einer situativ durchgeführten Planung unterschieden werden. Eine situative Planung kann Sinn machen, wenn das Planungsergebnis nicht mit der Zeit ungültig wird, sondern nur dann, wenn sich bestimmte Planungsprämissen ändern (bspw. bei der Fließbandabstimmung) (Boysen et al. 2007, S. 778). Zudem kann bei einem stark volatilen Planungsumfeld eine situative Neuplanung notwendig sein (Hausladen 2020, S. 127).

²⁶ Die Werksbelegung ist die Zuordnung von Fahrzeugmodellen zu Produktionsstandorten. Vgl. auch Unterabschnitt 2.2.2.

Eine reine Partial- oder Sukzessivplanung ist allerdings ebenfalls kritisch zu betrachten, da sie zum einen sehr zeitintensiv und damit in einem sich schnell verändernden Planungsumfeld nicht agil genug ist (Grauer et al. 2019). Zum anderen fördert die Zerlegung der Gesamtplanungsaufgabe in einzelne Planungsmodul die Bildung lokaler Optima, die selten auch das globale Optimum darstellen (Volling 2009, S. 45f.). Da die Planungsprobleme und damit die Planungsmodul in Beziehung zueinander stehen, müssen die Interdependenzen ebenfalls modelliert werden, um eine ganzheitliche Planung mit konsistenten Planungsergebnissen zu erzielen. Drexel spricht von dem Dilemma, „*einerseits wegen heterogener fertigungsorganisatorischer Gegebenheiten sowie der schier unüberschaubaren Datenfülle auf eine Simultanplanung verzichten zu müssen, andererseits aber die Interdependenzen, die durch die gemeinsame Nutzung von Ressourcen durch mehrere Erzeugnisse entstehen, nicht außer Acht zu lassen*“ (Drexel et al. 1993, S. 7).

Um einen höheren Integrationsgrad der Planungsmodul zu erreichen wurde das Konzept der **hierarchischen Planung** eingeführt (Stadtler 1988; Steven 1994). Ziel dieser ist es, die Gesamtplanungsaufgabe durch eine Dekomposition beherrschbar zu machen und dennoch eine Integration der einzelnen Teilplanungen auf Basis von Koordinationsmechanismen zu erreichen. Die horizontale Dekomposition kann dabei als die zeitliche Unterteilung (kurz-, mittel- und langfristig) und die vertikale Dekomposition als die sachliche Unterteilung in Organisationseinheiten verstanden werden. Durch ein Aufzeichnen dieser zwei Dimensionen entsteht eine Matrix, die Rohde et al. (2000) als Supply Chain Planning Matrix bezeichnen. Sie soll helfen, die Aufgaben im Rahmen des Supply Chain Planning strukturiert darzustellen und wird in teilweise abgewandelter Form in zahlreichen Publikationen im Rahmen des KAP aufgegriffen²⁷. Abbildung 2-6 zeigt eine beispielhafte Planungsmatrix eines Produktionsunternehmens. Der nachfolgende Abschnitt beschreibt die hierarchische Planungsmatrix im Kontext des KAP.

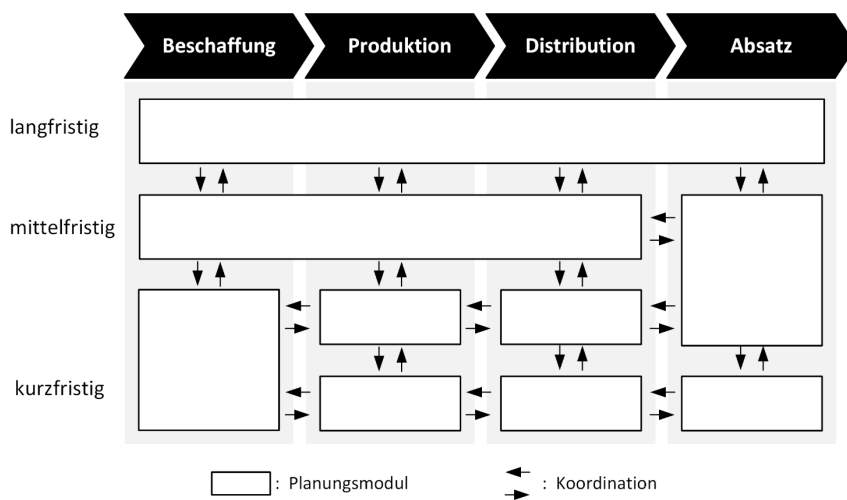


Abbildung 2-6: Hierarchische Planungsmatrix eines Produktionsunternehmens²⁸

²⁷ Vgl. Boysen et al. 2007; Wagenitz 2007; Volling 2009; Wittek 2013; Meyr et al. 2015; Pereira et al. 2020.

²⁸ in Anlehnung an Fleischmann et al. 2015, S. 75.

2.2.2 Hierarchisches Planungssystem im Kundenauftragsprozess

Der in Unterabschnitt 2.1.2 dargestellte Kundenauftragsprozess beschränkt sich auf die Auftragsabwicklung. Neben diesem Kernprozess bestehen jedoch weitere, wichtige Unterstützungsprozesse im KAP: Wagenitz differenziert zwischen dem Auftragsabwicklungsprozess, der direkt an der Schnittstelle zum Kunden liegt, und den benachbarten Prozessketten „Prognose“ und „Teile“ (Wagenitz 2007, S. 11ff.). Die Prozesskette „Prognose“ beschreibt die prognosebasierten Planungsprozesse des Herstellers, d.h. die Absatzplanung und die Produktionsprogrammplanung. Die nachgelagerte Planung der Teileversorgung (Prozesskette „Teile“) fußt auf dem Kapazitätsgerüst, welches das Produktionsprogramm vorgibt (Wagenitz et al. 2020, S. 232f.). Die prognosebasierten Prozesse der Absatzplanung und Produktionsprogrammplanung stehen im Zentrum der vorliegenden Arbeit. Die bisherige Betrachtung des KAP muss somit ergänzt werden (Abbildung 2-7).

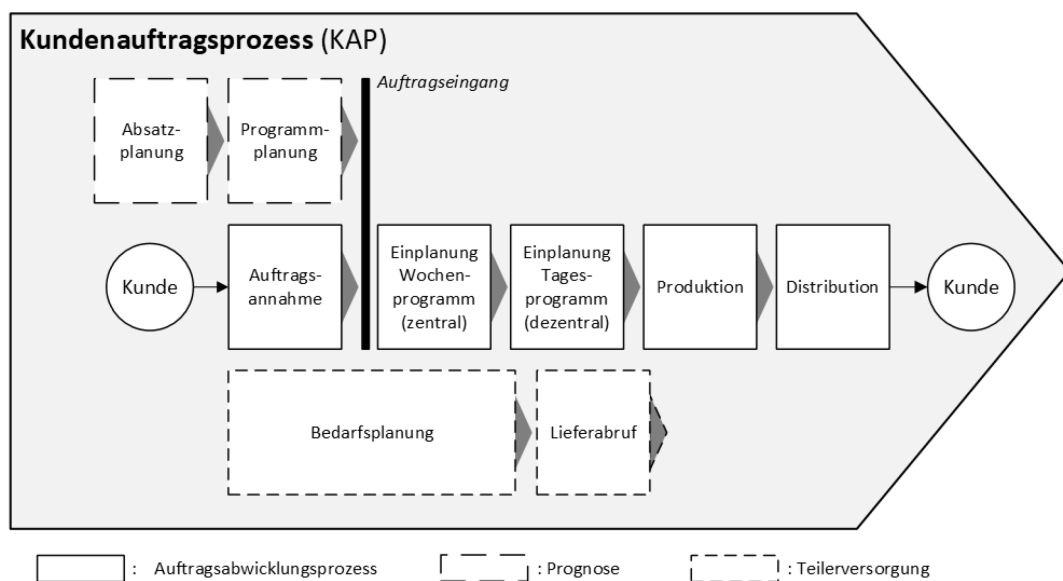


Abbildung 2-7: Darstellung aller Prozessketten im KAP²⁹

Die Planungsprozesse der Prognoseplanung, Kapazitätsplanung und der Auftragsabwicklung inklusive der anschließenden Produktion sind eng miteinander verknüpft. Sie bilden, wie im vorangegangenen Unterabschnitt dargestellt, ein Planungssystem, das in sachlicher und zeitlicher Hinsicht hierarchisch aufgebaut ist und dessen Bestandteile koordiniert werden müssen. In der Praxis haben sich die wissenschaftlichen Ansätze einer hierarchischen Produktionsplanung zu sogenannten **Advanced Planning Systems (APS)** weiterentwickelt³⁰. APS bilden eine Erweiterung zu den klassischen ERP Systemen produzierender Unternehmen und fokussieren sich auf Planungsaufgaben unter der Zuhilfenahme von mathematischen Optimierungsmethoden (Reuter und Rohde 2015, S. 241; Hausladen 2020, S. 130ff.). Die einzelnen Module der APS werden meist auf Basis der Supply Chain Planning Matrix (vgl. Unterabschnitt 2.2.1) dargestellt (Meyr et al. 2015, S. 99). Diese Darstellung dient dazu, die einzelnen Planungsmodul voneinander abzugrenzen (siehe Abbildung 2-8). Die folgenden Absätze geben einen inhaltlichen Überblick über

²⁹ in Anlehnung an Wagenitz et al. 2020, S. 233.

³⁰ Zur Übersicht der Entwicklung von APS und verschiedenen Anbietern am Markt siehe Rohde et al. 2000, Reusch 2006, Lebreton et al. 2015 oder Wiers und Kok 2018.

die Planungsmodule. Im Fokus der integrierten Produktions- und Absatzplanung stehen die Module der Produktionsprogrammplanung, Absatzplanung und Auftragsabwicklung. Diese werden in den nachfolgenden Unterabschnitten detaillierter betrachtet und daher an dieser Stelle lediglich kurz angerissen, um ihre Rolle im Gesamtgefüge der Planungsmatrix zu erklären.

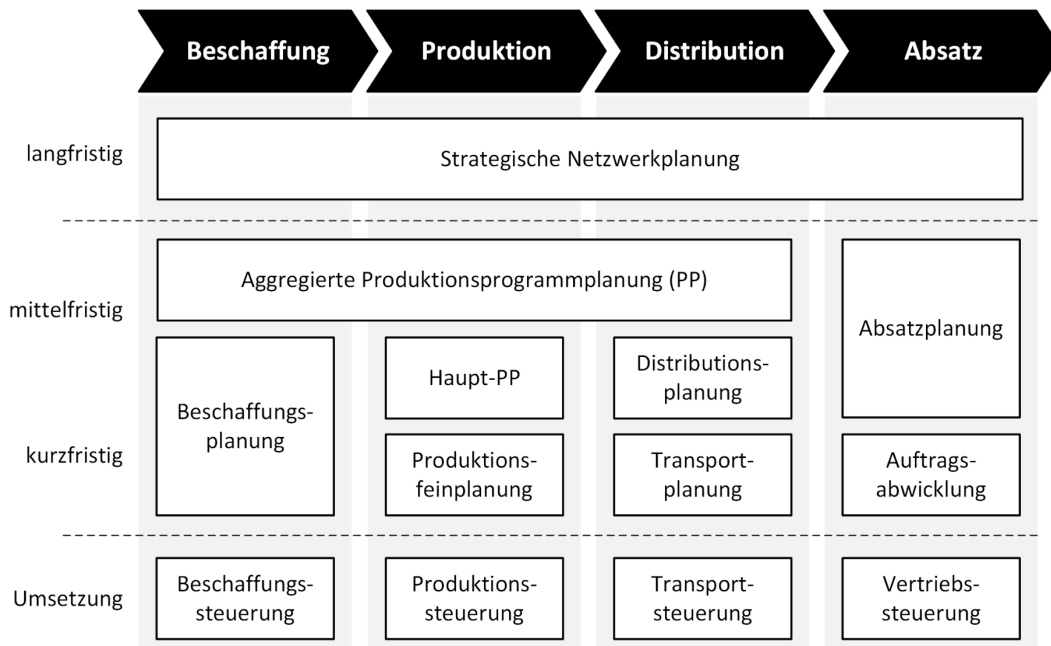


Abbildung 2-8: Aufbau des hierarchischen Planungssystems von Produktionsunternehmen³¹

Die **langfristige Planungsebene** ist in der Matrix in einem zusammenhängenden Planungsmodul als strategische Netzwerkplanung zusammengefasst, da hier eine gesamtheitliche Planung aufgrund des hohen Aggregationsgrads möglich und aufgrund des strategischen Charakters notwendig ist (Fleischmann et al. 2015, S. 77). Die Aufgaben umfassen unter anderem die Planung des Produktportfolios (Vertrieb), die Auslegung von Produktionsstandorten und deren technischer Kapazitäten sowie die Zuordnung von Produkten zu einem oder mehreren dieser Standorte (Produktion), die Auswahl von Zulieferern und den Aufbau langfristiger Lieferverträge (Beschaffung) und das Distributionsnetzwerk (Distribution) (Fleischmann et al. 2015, S. 77ff.). Die strategische Ebene gibt im Sinne einer hierarchischen Planung als Top-Level diverse Vorgaben, die den Lösungsraum der mittelfristigen Planung beschränken. In Bezug auf die Produktionsplanung sind dies vor allem Kapazitätsrestriktionen aus den Zulieferverträgen (Teilekapazität) und den Produktionsstätten (Produktionskapazität). Für einen detaillierteren Überblick über die strategische Netzwerkplanung siehe Fleischmann und Koberstein (2015).

Die **mittel- und kurzfristige Planungsebene** bildet den Kern des KAP. Als übergreifendes Planungsmodul liegt ein Schwerpunkt auf der **Produktionsprogrammplanung (PP)**. Die PP leitet für jede Planungsperiode den Netto-Primärbedarf (die Menge je Endprodukt, die produziert werden soll) aus dem Brutto-Primärbedarf des Absatzplans (die Menge je Endprodukt, die verkauft werden soll) ab (Lödding 2016, S. 108). Dabei gilt es, die komplexen Abhängigkeiten der angrenzenden Bereiche zu koordinieren, weshalb das Planungsmodul der PP (engl. „Master Planning“) in der hierarchischen Planungsmatrix die Bereiche Beschaffung, Produktion und Distribution

³¹ in Anlehnung an Meyr et al. 2015 und Volling 2009, S. 58.

umspannt (Abbildung 2-8). Volling beschreibt die Aufgaben der PP als „*standortübergreifende[n] Ermittlung aufeinander abgestimmter Beschaffungs-, Produktions- und Distributionspläne unter Berücksichtigung der in der Absatzplanung ermittelten Nachfrage*“ (Volling 2009, S. 59). Der Planungshorizont umfasst bis zu 24 Monate vor Produktionsstart (Hoffmann 2017a, S. 24). Innerhalb dieses Zeitraums verändert sich die Informationsgrundlage bzgl. der Kundennachfrage stark (vgl. Abbildung 2-5, Seite 21). Daher werden die Planungsaufgaben der PP meist weiter differenziert, wobei die Abgrenzung bzgl. der Begrifflichkeiten im wissenschaftlichen Diskurs nicht immer einheitlich ist (siehe Tabelle 2-3). Grundlegend lässt sich die Differenzierung als Unterscheidung zwischen einer prognosebasierten, aggregierten Planung und einer kundenauftragsbasierten Planung begreifen (Dörmer 2013, S. 34f. und 50f.). Die vorliegende Arbeit verwendet die Begriffe Aggregierte Produktionsprogrammplanung und Hauptproduktionsprogrammplanung.

Tabelle 2-3: Unterschiedliche Begriffsverwendungen in der Produktionsprogrammplanung

Autoren	Prognosebasierte Produktionsprogrammplanung	Auftragsbasierte Produktionsprogrammplanung
Drexl (1993)	Aggregierte Gesamtplanung (Aggregate Production Planning)	Kapazitierte Hauptproduktionsprogrammplanung (Master Production Scheduling)
Schneeweiß (1999)	Aggregierte operative Planung	Kurzfristiger Kapazitätsabgleich
Volling (2009), Hoffmann (2017b)	Aggregierte Produktionsprogrammplanung (Master Production Planning)	Hauptproduktionsprogrammplanung (Master Production Scheduling)
Günther und Tempelmeier (2012)	Beschäftigungsglättung	Hauptproduktionsprogrammplanung
Begriffsverwendung der vorliegenden Arbeit	Aggregierte Produktionsprogrammplanung	Hauptproduktionsprogrammplanung

Die **Aggregierte Produktionsprogrammplanung (APP)** plant auf Basis einer Bedarfsprognose. Die APP fungiert zentral und unternehmensübergreifend über alle Produktionsstätten und umspannt einen Planungshorizont von 1-2 Jahren (Drexl et al. 1993, S. 10f.). Nach Hoffmann umfasst die APP „*die gleichzeitige Festlegung von Produktionsmenge, Kapazität, Beständen und Mitarbeiterzahl für einen endlichen festgelegten Zeithorizont zur Erfüllung fluktuierender Kundenbedarfe*“ (Hoffmann 2017b, S. 28). Dabei finden Aggregationsmechanismen einer hierarchischen Planung Anwendung. Die Zeit wird zu Perioden von Wochen oder Monaten aggregiert (Volling 2009, S. 60). Darüber hinaus werden Produkt- und Ressourcengruppen gebildet und es ist eine Einschränkung der Betrachtung auf mögliche Engpassressourcen üblich (Albrecht et al. 2015, S. 156). Das Ergebnis einer APP sind Produktionsprogramme, die auf aggregierter Ebene ein Kapazitätsgerüst für die angrenzenden Planungsmodul festlegen. Der aggregierte Produktionsplan gibt auf Basis von Modellen oder Derivaten und gewissen Restriktionen (Engpassressourcen) eine Produktionsmenge vor. Hieraus kann jedes Planungsmodul ableiten, welche Ka-

kapazitäten außerhalb des eigenen Planungsbereichs zur Verfügung stehen und welche Kapazitäten im eigenen Bereich bereitgestellt werden müssen (Drexel et al. 1993, S. 11). Die **Hauptproduktionsprogrammplanung (HPP)** wird ebenfalls auf zentraler Planungsebene ausgeführt (Günther und Tempelmeier 2012, S. 169) und setzt die aggregierten Pläne in detaillierte Wochenproduktionsprogramme um. Bspw. könnte der aggregierte Plan vorsehen, in einem Werk wöchentlich 500 Einheiten eines Modells zu bauen, wobei maximal 40% mit einem Panoramaschiebedach ausgestattet sein dürfen (Mengen- und Modell-Mix-Restriktionen der Produktion und der Zulieferteile, siehe Abschnitt 2.1.2). Unter Berücksichtigung dieser Restriktionen ordnet die HPP spezifizierte Kundenaufträge, die vom Planungsmodul Auftragsabwicklung angenommen wurden, einem Wochenprogramm zu. Das Ergebnis der HPP sind somit auf Wochen aggregierte Produktionsmengen, die anschließend an die Produktionsstätten verteilt werden. Mit diesem Schritt werden die Aufträge in der Planungsperiode fixiert und der „order freeze“ ist erreicht. Da Planungsmodule APP und HPP im Kontext einer integrierten Produktions- und Absatzplanung von besonderer Bedeutung sind, werden sie im nachfolgenden Unterabschnitt detailliert betrachtet.

Mit dem Wochenprogramm aus der HPP stehen der kurzfristigen Produktionsfeinplanung spezifizierte und einer Produktionsperiode (Woche) zugeordnete Fahrzeugaufträge zur detaillierten Planung zur Verfügung. Die **Produktionsfeinplanung** erfolgt auf dezentraler Ebene, um das dortige Expertenwissen über die spezifischen Gegebenheiten vor Ort mit einbeziehen zu können (Stadtler 2015, S. 196). Ihre Hauptaufgaben liegen zunächst in der **Linienzuordnung** (falls mehrere Produktionslinien in Frage kommen) und in der Zuteilung zu Tagesprogrammen („daily buckets“) (Meyr 2004, S. 457). Letzteres bestimmt über den Modell-Mix, der anschließend auf Tages-Basis in Form einer exakt ausgeplanten Produktionsreihenfolge umgesetzt werden muss. Hier kommt es auch auf die Güte der Vorgaben der übergeordneten Planungsmodule an, die darüber entscheidet, ob eine Reihenfolge unter Einhaltung aller Modell-Mix-Restriktionen möglich ist (Boysen et al. 2007, S. 775). Die **Reihenfolgeplanung** ist Gegenstand zahlreicher wissenschaftlicher Untersuchungen und ein klassisches Optimierungsproblem³². Boysen et al. (2007, S. 772f.) geben einen Überblick über die unterschiedlichen Ansätze. Sie beschreiben zum einen materialorientierte Ansätze (Level-Scheduling), die auf dem Toyota-Production-System fußen und den Fokus auf eine Gleichverteilung der Varianten setzen, um die logistischen Anlieferungskonzepte effizient gestalten zu können. Zum anderen klassifizieren sie kapazitätsorientierte Ansätze (Mixed-Model-Sequencing oder Car-Sequencing), die eine Überlastung einzelner Arbeitsstationen einer Fließlinie durch die Einhaltung der Modell-Mix-Restriktionen vermeiden möchten. Im Rahmen der variantenreichen Fließfertigung konzentrieren sich die Ansätze zur Reihenfolgeplanung meist auf die Endmontage, da dort aufgrund der hohen Varianz der Endprodukte die Reihenfolge besonders starke Auswirkungen hat. Ein aktuelles Beispiel im Bereich Karosseriebau bieten Brammer et al. (2022), welche die Produktionsreihenfolge mithilfe von Reinforcement Learning Algorithmen optimieren. Das Ergebnis der Produktionsfeinplanung sind Tagesprogramme mit definierter Reihenfolge. Auf dieser Basis werden die Aufträge in die Produktion

³² An dieser Stelle wird die Reihenfolgeplanung ausschließlich im vorliegenden Kontext der Variantenfließfertigung, insbesondere im Automobilbau dargestellt. Für eine generelle Übersicht zur Reihenfolgenbildung in der Produktionsplanung- und Steuerung siehe Lödging 2016, S. 507ff..

eingesteuert (Auftragsfreigabe). Mit dem Start der Produktion schließt die Produktionsplanung ab und die Produktionssteuerung beginnt.

Neben der Produktion sind die Bereiche Beschaffung, Distribution und Absatz in der Supply Chain Planning Matrix aufgeführt (siehe Abbildung 2-8). Im Hinblick auf das Ziel einer integrierten Produktions- und Absatzplanung sind vor allem die Planungsmodulare im Bereich Absatz zu berücksichtigen. Die **Absatzplanung** (Demand Planning) ist hauptsächlich für die Erstellung von Prognosen bzgl. des zukünftigen Bedarfs verantwortlich (Rohde et al. 2000). Die Prognosen haben meist einen Planungshorizont von 12-24 Monaten (Kilger und Wagner 2015, S. 126). Zudem werden Möglichkeiten zur Beeinflussung des Bedarfs durch Marketingaktionen und verkaufsfördernde Maßnahmen (mehr dazu im Unterabschnitt 2.2.4) betrachtet (Fleischmann et al. 2015, S. 79). Im kurzfristigen Absatzbereich liegt die **Auftragsabwicklung** (Demand Fulfillment). Ihre Aufgabe ist zum einen die Erfassung des Kundenwunsches und dessen Plausibilisierung bezüglich technischer und marktpolitischer Regeln (vgl. Unterabschnitt 2.1.1). Dies geschieht bei variantenreichen, konfigurierbaren Produkten meist unter Einsatz von Konfiguratoren (Müller-von der Ohe 2015, S. 26). Zum anderen steht die Auftragsannahme und die damit verbundene Bestimmung des versprochenen Liefertermins im Fokus. Diesbezüglich ist die Auftragsannahme sehr eng mit der HPP verknüpft. Der Unterschied liegt im Fokus auf den Liefertermin (Kilger und Meyr 2015, S. 184): Die Auftragsabwicklung sucht im Rahmen der sogenannten Verfügbarkeitsprüfung eine passende Planungsperiode und reserviert die benötigte Kapazität, um einen Auftrag annehmen und einen Liefertermin angeben zu können (Matzke 2016, S. 48). Die terminierten Aufträge werden im Rahmen der HPP anschließend mit Fokus auf die Auslastung in der Produktion ggf. verschoben und damit final einer Planungsperiode zugeordnet. Da die Absatzplanung und die Auftragsabwicklung ebenfalls im Sinne einer integrierten Produktions- und Absatzplanung von besonderer Bedeutung sind, werden diese im Unterabschnitt 2.2.4 detailliert betrachtet.

Die mittelfristige **Beschaffungsplanung** erhält als Vorgabe aus der langfristigen Planung die nominierten Lieferanten und die zugehörigen Lieferverträge. In diesen Verträgen wird meist ein bestimmtes Versorgungsniveau vereinbart, inklusive Ober- und Untergrenzen für Schwankungen. Ein Über- bzw. Unterschreiten dieser Grenzen ist in der Regel kurzfristig nicht möglich bzw. mit zusätzlichen Kosten verbunden (Volling et al. 2013, S.244). Reicht das vereinbarte Versorgungsniveau nicht aus, um den prognostizierten Bedarf zu erfüllen, stellt die APP einen Prüfauftrag mit den zusätzlichen Bedarfen an die Beschaffungsplanung. Dort wird mit den Lieferanten verhandelt, unter welchen Bedingungen eine Kapazitätsanpassung möglich ist. Die Machbarkeit wird dabei einerseits in wirtschaftlicher Hinsicht geprüft. Andererseits muss die zeitliche Umsetzbarkeit beachtet werden. Die Automobilindustrie ist gekennzeichnet durch eine mehrstufige Zulieferstruktur mit Hauptlieferanten (Tier 1), Unterlieferanten (Tier 2) und weiteren Zulieferern von Rohstoffen und Halbfabrikaten (Tier 3) (Dölle 2013, S. 21f.). Dies kann zu langen Vorlaufzeiten für kapazitive Anpassungsmaßnahmen führen, da diese über die mehrstufige Supply Chain hinweg koordiniert werden müssen.

Im kurzfristigen Bereich der Beschaffungsplanung (Material Requirements Planning) werden Lieferabrufe aus der HPP verarbeitet und die Materialverfügbarkeit überwacht. Dieser Schritt ist im Grunde kein Planungsschritt, da an dieser Stelle keine Entscheidung mehr getroffen, sondern lediglich die Planung umgesetzt wird (Meyr 2004, S. 458). Er wird daher hier nicht weiter vertieft.

Ebenso wird der Bereich der Distributionsplanung ausgeklammert. Zwar kann auch dieser einen Ressourcenengpass darstellen und sich somit auf die APP und die Bedarfserfüllung auswirken. Allerdings ist die Transportleistung innerhalb der Automobilindustrie unabhängig vom Modell-Mix und lediglich von größeren Schwankungen des Gesamtvolumens oder ggf. einer abweichenden Länderverteilung betroffen und hat somit nicht sehr stark mit dem unsicheren Bedarf zu kämpfen. Die Distributionslogistik wird zudem häufig an externe Dienstleister ausgegliedert und es existieren in der Literatur bereits zahlreiche Optimierungsmodelle³³.

Abbildung 2-9 fasst die in diesem Abschnitt vorgestellten Planungsmodule zusammen und stellt deren Interaktion übersichtlich dar. Aufgrund des Fokus auf ein produzierendes Unternehmen steht die Produktionsplanung als zentrale Säule in der Mitte. Diese wird von der Beschaffungs- und der Absatzplanung flankiert. Im Gegensatz zu der Darstellung in Abbildung 2-8 erstreckt sich die APP nicht über den Bereich Beschaffung. Dies dient der übersichtlicheren Darstellung der Interaktion zwischen den Modulen. Die zentrale Rolle der APP als koordinierende Instanz besteht jedoch weiterhin. Die in Hinblick auf eine integrierte Produktions- und Absatzplanung wichtigen Planungsmodule sind in der Darstellung hervorgehoben und werden in den nachfolgenden Abschnitten vertiefend dargestellt.

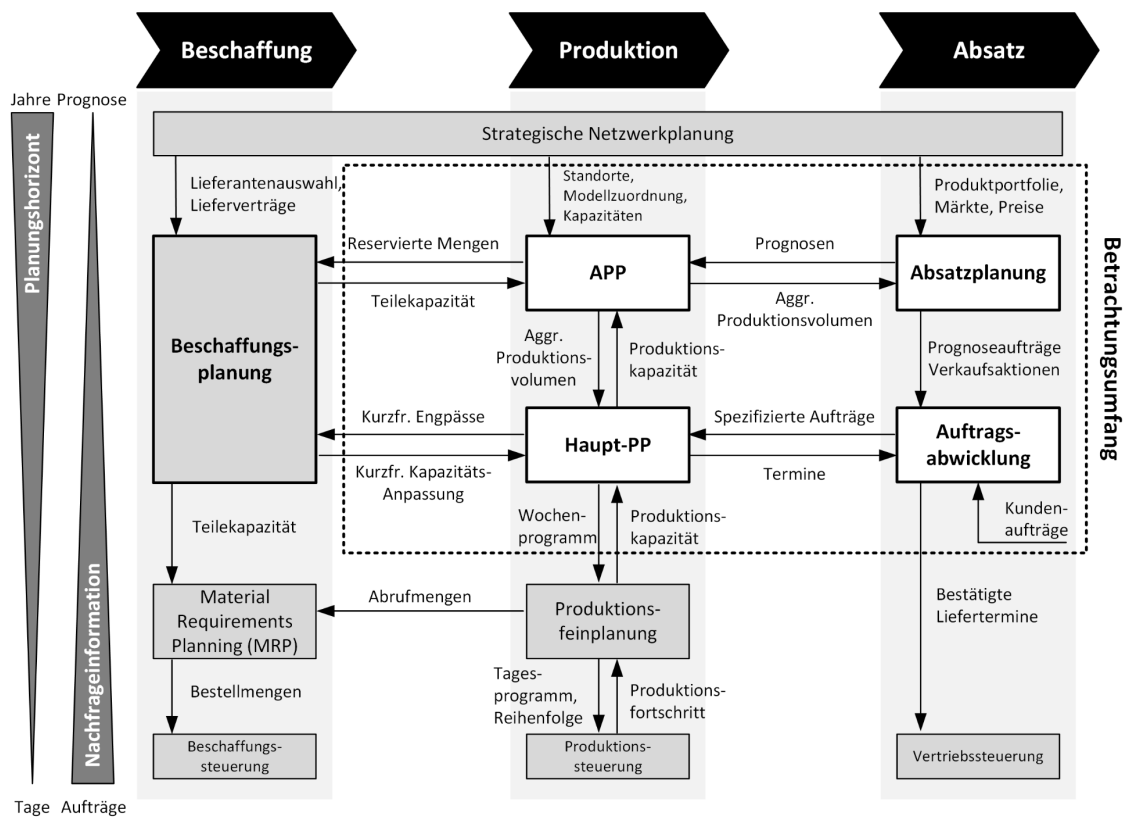


Abbildung 2-9: Betrachtungsumfang in Bezug zur hierarchischen Planungsmatrix³⁴

³³ Vgl. die Review-Artikel von Erençüç et al. 1999 oder Prakash et al. 2018 oder die Untersuchung von Bo et al. 2021.

³⁴ In Anlehnung an Kilger und Meyr 2015; Wittek 2013, S. 70; Wagenitz 2007, S. 13.

2.2.3 Produktionsprogrammplanung

Die Planung des Produktionsprogramms steht im Zentrum der Planung in produzierenden Unternehmen. Wie im vorangegangenen Abschnitt dargestellt, lässt sich die Planung in lang-, mittel- und kurzfristige Planungsaufgaben unterteilen. Die Auftragsfreigabe markiert den Übergang von der Planung zur Produktionssteuerung. Der hierarchische Verlauf der Produktionsplanung und -steuerung ist in Abbildung 2-10 zur Übersichtlichkeit nochmals dargestellt. Dieser Abschnitt fokussiert die mittel- bis kurzfristige, zentrale Produktionsprogrammplanung (PP), die sich aus den beiden Modulen Aggregierte PP und Haupt-PP zusammensetzt.

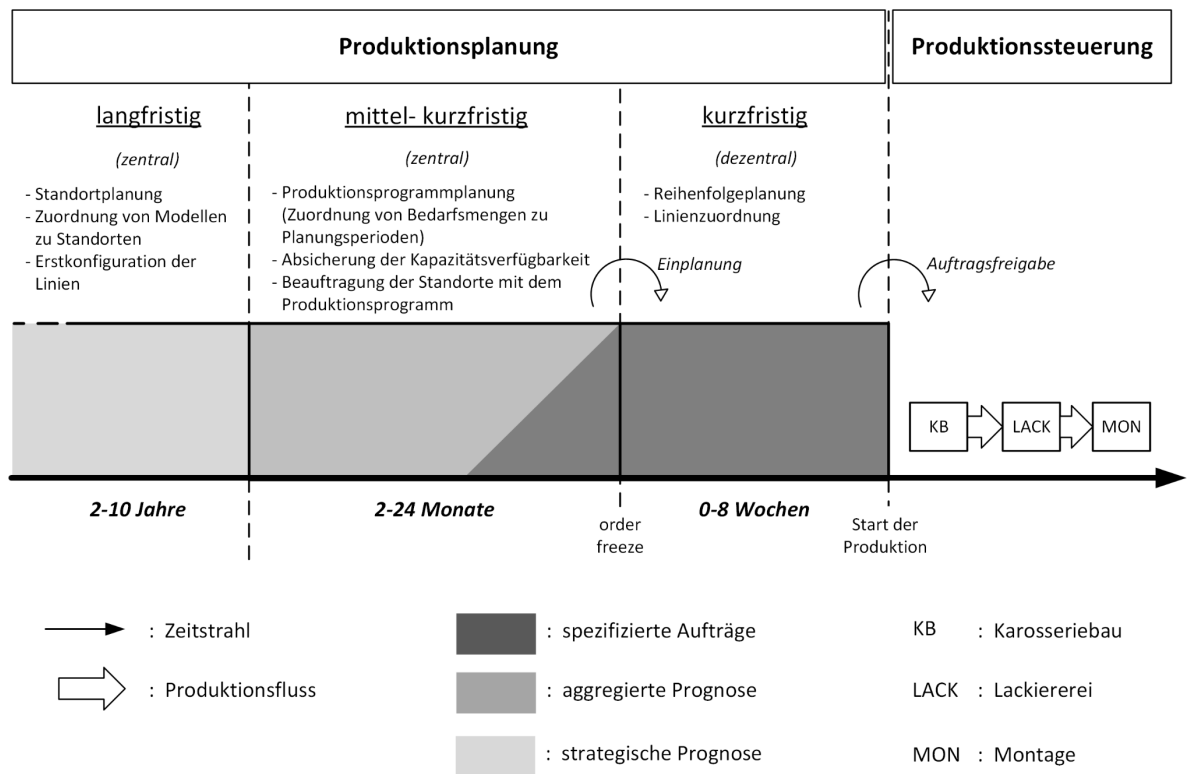


Abbildung 2-10: Übersicht des zeitlichen Verlaufs der Produktionsplanung und -steuerung

Aggregierte Produktionsprogrammplanung (APP)

Albrecht et al. beschreiben die Aufgaben der APP als „mid-term decisions on the efficient utilization of production, transport, supply capacities, seasonal stock as well as on the balancing of supply and demand“ (Albrecht et al. 2015, S. 155). Diese Definition spiegelt zwei Aspekte wider: Zum einen die effiziente Nutzung vorhandener Kapazitäten und zum anderen die Abstimmung von Kapazität und Bedarf. Dazu stehen der APP verschiedene Handlungsspielräume zur Verfügung, die auch als Flexibilitätsinstrumente (Sillekens 2008) bezeichnet werden.

Die **effiziente Nutzung der Produktionskapazitäten** zur Erfüllung des prognostizierten Kundenbedarfs ist eine Kernaufgabe der APP (vgl. Nam und Logendran 1992, S. 255). Das Aufgabenfeld einer effizienten Kapazitätsnutzung bewegt sich innerhalb der Kapazitätsgrenzen, die durch die strategische Netzwerkplanung vorgegeben sind. Dies sind im Wesentlichen die Produktionskapazitäten der Fließlinien in den Produktionsstätten sowie die Verfügbarkeit von Zulieferteilen (Boysen et al. 2007, S. 767). Zudem müssen im Rahmen der Antizipation gewisse Restriktionen der untergeordneten Planungsebenen berücksichtigt werden (bspw. spezifische Regelungen

bzgl. Personalauf- und -abbau in den Produktionsstätten). Der Handlungsspielraum beschränkt sich daher auf das Steuern von Beständen, um Schwankungen in der Nachfrage auszugleichen. Dies wird in der Literatur als Level-Strategie (Buxey 1989, S. 19) oder nivellierende Produktionsprogrammplanung (Lödding 2016, S. 109) beschrieben. Zudem kann es vorteilhaft sein, den Bedarf nicht vollständig zu decken. Hier ist zu unterscheiden, ob diese Möglichkeit in der Modellierung berücksichtigt werden soll und wenn ja, ob Bedarfe auch verspätet erfüllt werden können oder ob diese verloren gehen („lost sales“) (Albrecht et al. 2015, S. 160).

Im Sinne einer **Abstimmung von Bedarf und Kapazität** bietet eine aktive Anpassung der Kapazitäten zusätzliches Potenzial, flexibel auf Nachfrageschwankungen zu reagieren (Boysen et al. 2007, S. 763). Dies wird als Chase-Strategie (Buxey 1989, S. 19) oder begleitende Produktionsprogrammplanung (Lödding 2016, S. 109) bezeichnet. Flexibilitätsinstrumente einer begleitenden PP können hierbei in quantitative und zeitliche Anpassungen gegliedert werden (Boysen et al. 2007, S. 769): Eine quantitative Anpassung bedeutet eine Veränderung der Produktionsrate (Produkte pro Zeiteinheit) durch den Einsatz von weniger/mehr Personal/Produktionsmaschinen oder den Einsatz leistungsstärkerer/-schwächerer Produktionsmaschinen. Eine zeitliche Anpassung bedeutet eine Änderung der aktiven Produktionszeit durch bspw. Zusatzschichten oder Betriebsruhe. Des Weiteren sollte auch die Möglichkeit, die externen Kapazitäten der Teilelieferanten anzupassen, nicht unberücksichtigt bleiben (Volling et al. 2013, S. 258). Hierbei gilt es mit der Beschaffungsplanung abzustimmen, ob und unter welchen Bedingungen (z.B. Kosten, zeitlicher Vorlauf) die Lieferkapazität eines Zulieferers angepasst werden kann. In der Praxis finden Ansätze einer nivellierenden und einer begleitenden Produktionsprogrammplanung meist parallel Anwendung (Buxey 1989, S. 19; Lödding 2016, S. 109; Jamalnia et al. 2019, S. 174).

Eine aggregierte Produktionsprogrammplanung muss die Unternehmensziele funktionsübergreifend koordinieren und insbesondere die Belange der Absatz-, Beschaffungs- und Personalplanung berücksichtigen (Drexler et al. 1993, S. 10). Somit übernimmt die APP eine recht umfassende Koordinationsaufgabe. Auf der mittelfristigen Planungsebene ist es das Ziel, durch die Vorgabe eines auf den Bedarf zugeschnittenen Kapazitätsgerüsts alle Kapazitätsgeber zu koordinieren, sodass ein abgestimmtes Gesamtangebot an Kapazitäten zur Erfüllung des Bedarfs zur Verfügung steht. Volling und Spengler (2011, S. 187) sprechen in diesem Zusammenhang von „*efficient operating points of the production system*“. Ein solcher effizienter Betriebspunkt kann als gut aufeinander abgestimmtes und hoch ausgelastetes Kapazitätsgerüst interpretiert werden. Der Begriff Kapazitätsgerüst wird im Rahmen der nachfolgenden Beschreibung der HPP noch deutlicher veranschaulicht.

Die Kapazitätsgeber lassen sich unterscheiden zwischen der Teilekapazität und der Produktionskapazität³⁵. Die Bedarfsprognose bildet den wesentlichen Input für die APP. Des Weiteren müssen ggf. externe Einflussfaktoren berücksichtigt werden, die sich beispielsweise aus gesetzlichen Regelungen ableiten. Ein aktuelles Beispiel hierfür sind die CO₂-Flottengrenzwerte, deren Überschreitung innerhalb der EU zu Strafzahlungen führt. Eine Übersicht der Einflussfaktoren auf das Produktionsprogramm bietet Abbildung 2-11.

³⁵ Wie in Unterabschnitt 2.2.2 dargestellt, ist die Distributionskapazität nicht Teil der vorliegenden Betrachtung.

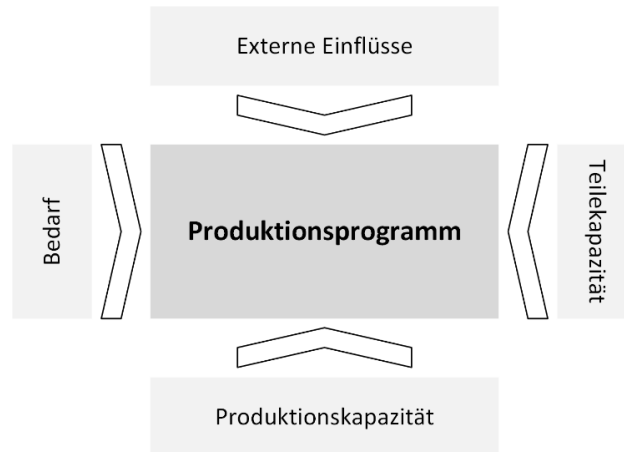


Abbildung 2-11: Einflussfaktoren auf das Produktionsprogramm

Haupt-Produktionsprogrammplanung (HPP)

Die Restriktionen aus dem vorgegebenen Kapazitätsgerüst der APP bilden den Lösungsraum, innerhalb dessen die HPP die **Einplanung spezifizierter Aufträge** aus der Auftragsabwicklung vollziehen muss. Die HPP bildet damit den Übergang von einer prognosebasierten zu einer auftragsbasierten Planung (Drexl et al. 1993, S. 12f.). Die Aufträge können bereits vorliegende Kundenaufträge oder von Händlern oder dem OEM selbst spezifizierte Fahrzeuge sein (siehe Unterabschnitt 2.1.2). Volling (2009, S. 108–111) präsentiert ein Fallbeispiel (Volkswagen AG), in dem das vorgegebene Kapazitätsgerüst sehr anschaulich dargestellt ist. Die einzelnen, auf Ausstattungsoptionen bezogenen Kapazitäten sind durch sogenannte Schaugläser repräsentiert. Ein Kundenauftrag, der für eine Periode eingeplant wird, belegt in dieser Periode gemäß seiner spezifizierten Ausstattungsoptionen in verschiedenen Schaugläsern einen Platz. Ist mindestens ein Schauglas bereits vollständig gefüllt, muss der Auftrag in die nachfolgende Periode geschoben werden.

Abbildung 2-12 zeigt diese Systematik anhand eines vereinfachten Beispiels. Es werden zwei Fahrzeugmodelle gefertigt, die mit einem elektrischen Antrieb oder einem Verbrennungsmotor und optional mit einem Spurhalteassistenten ausgestattet sein können. Im Beispiel soll ein Auftrag für ein Cabrio mit elektrischem Antrieb und Spurhalteassistent in Periode n eingeplant werden. Da in dieser Periode die Kapazität für Fahrzeuge mit Spurhalteassistent jedoch bereits ausgeschöpft ist (d.h. das Schauglas ist bereits vollständig gefüllt), wird die nachfolgende Periode geprüft. In Periode $n+1$ sind bereits die maximale Anzahl an Cabrios und an Fahrzeugen mit elektrischem Antrieb eingeplant. Der Auftrag kann deshalb erst in Periode $n+2$ eingeplant werden.

Ziel der HPP ist „die Minimierung der relevanten Produktions-, Lager- und ressourcenabhängigen Kosten unter der Nebenbedingung einer termingerechten Erreichung der Produktionsziele“ (Günther und Tempelmeier 2012, S. 170). Dabei dienen die Kapazitätsvorgaben der APP als Leitplanken (Kapazitätsgerüst). Die Kapazitätsvorgaben können allerdings Kapazitätsmaßnahmen enthalten, die im Rahmen der APP geplant wurden (bspw. Zusatzschichten). Diese wiederum sind durch die HPP zu prüfen und deren Umsetzung an die APP zu melden (Reaktion). Da die HPP als erstes Modul in der Produktionsplanungshierarchie mit konkreten Aufträgen und nicht mit Prog-

nosen arbeitet, müssen etwaige Differenzen zwischen der Bedarfsprognose und dem tatsächlichen Bedarf ausgeglichen werden (Meyr 2004, S. 456). Dafür stehen nicht alle Flexibilitätsinstrumente der APP zur Verfügung, da der zeitliche Horizont kürzer ist und bspw. Kapazitätserweiterungen bei den Lieferanten (Teilekapazität) häufig eine zu lange Vorlaufzeit aufweisen. Der Handlungsspielraum der HPP liegt daher vornehmlich im Bereich der zeitlichen Anpassung (kurzfristige Maßnahmen wie z.B. Überstunden) im Sinne einer bedarfsbegleitenden Planung oder im Bereich der Nivellierung (Günther und Tempelmeier 2012, S. 169). Letztere kann durch eine Vorproduktion und Aufbau von Bestand oder (falls zulässig) durch eine spätere Einplanung erreicht werden (Meyr 2004, S. 456). Das von der APP vorgegebene Kapazitätsgerüst kann also in Teilen durch die HPP noch angepasst werden. Abschnitt 3.1 betrachtet die Handlungsspielräume im Rahmen der für diese Arbeit relevanten Entscheidungssituation nochmals detailliert.

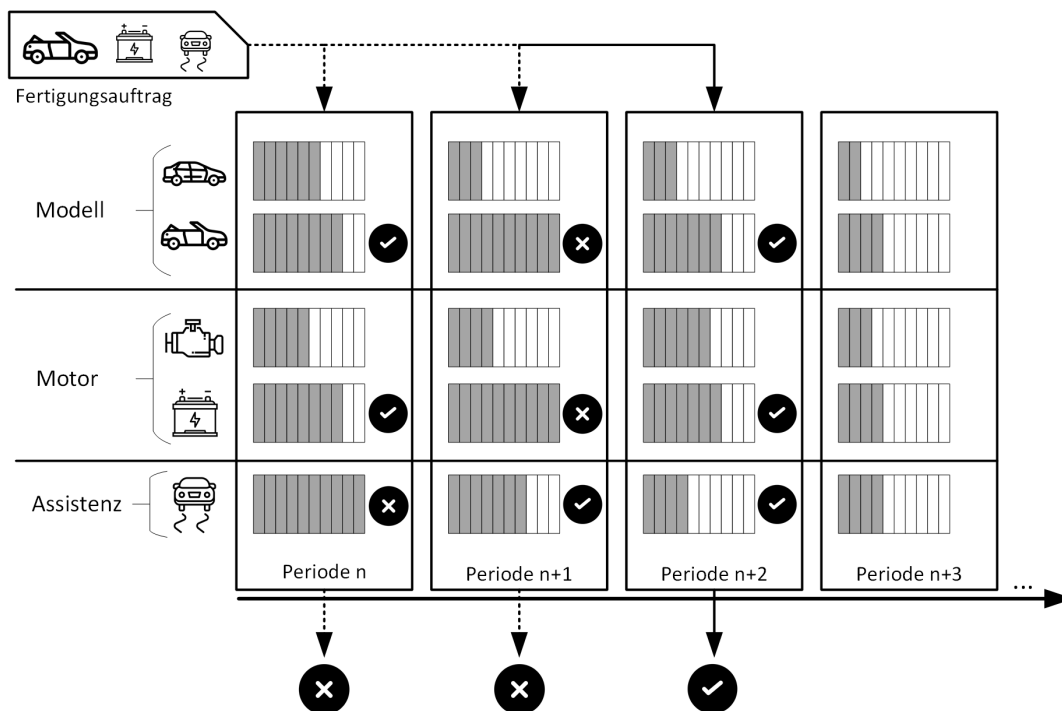


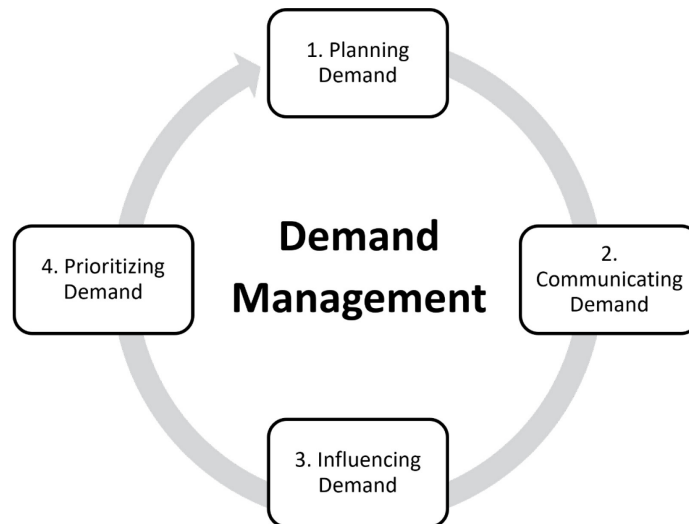
Abbildung 2-12: Schauglassystematik³⁶

2.2.4 Absatzplanung und Auftragsabwicklung

Die Absatzplanung und die Auftragsabwicklung bilden die bedarfsseitigen Planungsmodulen im Kundenauftragsprozess. Crum und Palmatier (2003) definieren in ihrem Modell zum Demand Management vier Phasen (siehe auch Abbildung 2-13):

1. Demand Planning (Erstellung von Bedarfsprognosen)
2. Demand Communicating (Verteilung der Prognoseinformation im Unternehmen)
3. Influencing Demand (Planung des Einsatzes von verkaufsfördernden Maßnahmen)
4. Prioritizing Demand (Zuordnen des tatsächlichen Kundenbedarfs zu Produktionskapazitäten und ggf. Priorisierung)

³⁶ Piktogramme: Created by P Thanga Vignesh from the Noun Project.

Abbildung 2-13: Demand Management nach Crum und Palmatier³⁷

Die ersten drei Schritte können dem Planungsmodul **Absatzplanung** aus der hierarchischen Planungsmatrix zugeordnet werden. Die Aufgabe der Absatzplanung ist es, in Form einer **Absatzprognose** den Kundenbedarf vorherzusagen und nachfolgende Planungsprozesse mit diesen Informationen zu versorgen (Kilger und Wagner 2015, S. 126). Dieser Prozess umfasst zunächst die statistische Auswertung von Daten und eine anschließende Anpassung durch Mitarbeitende der Planung, die ihr Wissen um Sondereinflüsse und ihre Erfahrung einfließen lassen (Kilger und Wagner 2015, S. 134). Anzumerken ist, dass Prognosen nie exakt den Bedarf vorhersehen können und daher mit Unsicherheit behaftet sind (Kilger und Wagner 2015, S. 126). Die Prognose ist die wesentliche Planungsgrundlage der APP und daher ist die Prognosegüte ausschlaggebend für deren Planungsgüte. Die Prognosegüte sollte zudem als Indikator für die Dimensionierung von Sicherheitsbeständen zurate gezogen werden (Fleischmann et al. 2015, S. 79). In einigen Industrien ist es notwendig, den Bedarf bis auf Teilebene zu prognostizieren (Kilger und Wagner 2015, S. 135f.). Dazu zählt auch die Automobilindustrie mit ihren konfigurierbaren Produkten und der virtual BTO Strategie (Kilger und Meyr 2015, S. 182; Wagenitz et al. 2020, S. 235; Buergin et al. 2019). Im Bereich der variantenreichen Serienfertigung ist eine Prognose wegen der hohen Variantenvielfalt der Endprodukte jedoch schwierig und daher besonders mit Unsicherheit behaftet (Abay et al. 2024, S. 137; Matzke 2016, S. 22; Kilger und Wagner 2015, S. 129). In der Automobilindustrie basieren Prognosen sowohl auf historischen Verkaufsdaten als auch auf dem (zumeist kleinen) Anteil an bereits vorhandenen Kundenaufträgen (dem sogenannten Bestellbestand). Zudem fließen weitere Faktoren in die Vorhersage ein, bspw. Prognosen aus dem Handel, der sein regionales Marktwissen einbringt, und langfristigen Trends und Vorgaben aus der strategischen Planung (Meyr 2004, S. 455). Für einen vertiefenden Blick auf Methoden der Prognoseerstellung sei auf weiterführende Literatur verwiesen³⁸. Virtual BTO erfordert als hybride BTS-BTO Strategie mit der Konfiguration von Lagerfahrzeugen eine weitere, eher operative Prognosefunktionalität. Volling et al. (2013, S. 243) sprechen hierbei von „order generation“.

³⁷ In Anlehnung an Crum und Palmatier 2003, S. 11.

³⁸ Zur vertiefenden Betrachtung von Prognosemethoden siehe Meyr (2015) und Günther und Tempelmeier (2012, S. 148ff.). Einen Einblick in aktuelle Prognosemethoden mittels machine learning im Bereich von „assembly industries“ geben Goncalves et al. (2021). Maistor et al. (2016) bieten einen Überblick über Prognosemethoden in Bezug auf den europäischen Automobilmarkt.

Ziel dabei ist es, vollständig spezifizierte Produktionsaufträge zu generieren, die eine möglichst hohe Absatzwahrscheinlichkeit aufweisen (vgl. Müller-von der Ohe 2015; Klug 2018, S. 405f.).

Neben der Erstellung und Kommunikation von Prognosen muss bei der Absatzplanung auch der Bereich des Demand Influencing oder Demand Shaping, also der **Einflussnahme auf den Bedarf** geplant werden. Einer der wichtigsten Stellhebel ist dabei der Preis. Zoellner und Schaefers (2015) beobachten auf Basis von Verkaufsdaten deutscher OEMS im Premiumsegment, dass direkte Preisreduktionen den größten Einfluss auf das Absatzvolumen haben. Daneben kann insbesondere bei variantenreichen, konfigurierbaren Produkten auch eine kostenlose oder vergünstigte Bereitstellung von zusätzlichen oder besseren Ausstattungsoptionen als indirekte Preisreduktion eingesetzt werden (Genster 2014, S. 409). In diesem Zusammenhang kann eine Beeinflussung des Bedarfs neben dem Absatzvolumen auch auf eine zeitliche Verschiebung des Bedarfs oder eine Verschiebung innerhalb des Produktportfolios (Produkt-Mix) abzielen (Crum und Palmatier 2003, S. 64; van Heerde und Neslin 2017). Unabhängig vom Preis kann durch Marketing-Kampagnen oder Werbung Einfluss auf den Bedarf genommen werden. Für eine Übersicht der Instrumente des Marketing und der Marktforschung sei verwiesen auf Homburg (2020).

Der vierte Schritt des Demand Management nach Crum und Palmatier ist „Prioritizing Demand“ und beschreibt die ggf. nötige Anpassung des Absatzplans in Bezug auf Gesamtvolumen, Produkt-Mix und Zuordnung zu Planungsperioden, falls Kapazitäten nicht ausreichen, um die originäre Nachfrage zu erfüllen (Crum und Palmatier 2003, S. 76). Eine Priorisierung kann in Abgrenzung zu „Influencing Demand“ als bestmögliche Ausnutzung der vorhandenen Nachfrage verstanden werden und entspricht dem Planungsmodul **Auftragsabwicklung** in der hierarchischen Planungsmatrix. Ziele der Auftragsabwicklung sind nach Kilger und Meyr (2015, S. 178) die Bestimmung eines verlässlichen Liefertermins, die optimale Ressourcennutzung und die Vermeidung von nicht erfüllten Aufträgen („lost sales“). Zudem soll der durchschnittliche Verkaufspreis durch Auftragsannahmestrategien gesteigert und Preisabschläge im Zuge verspäteter Lieferung vermieden werden. Die optimale Ressourcennutzung bezieht sich lediglich auf die Nutzung, nicht auf eine Anpassung der Ressourcenverfügbarkeit.

Bezogen auf die einleitend beschriebene Problemstellung ist vor allem der 3. Schritt des Modells von Crum und Palmatier (2003), d.h. die Einflussnahme auf den Bedarf, relevant. Neben der Möglichkeit durch Preise und Rabatten auf den Bedarf einzuwirken, nennen die Autoren hierbei die Möglichkeit, die Erfüllung von Bedarf zeitlich zu verschieben oder einen alternativen Produkt-Mix zu planen. Letzteres beschreibt die Einplanung alternativer Produktvarianten, wenn die Bedarfsprognose nicht vollständig erfüllt werden kann, und steht im Fokus der vorliegenden Arbeit.

Die Erfüllung eines Kundenbedarfs für ein spezifisches Produkt durch ein anderes Produkt wird als **Produktsubstitution** bezeichnet (Shin et al. 2015). Shin et al. (2015) bieten einen Literaturüberblick über Arbeiten aus den Bereichen Operations Management und Marketing, die sich mit substituierbaren Produkten auseinandersetzen. Sie unterscheiden zwischen einer kundenorientierten und einer unternehmensorientierten Substitution. Während die kundenorientierte Substitution von der Kundenentscheidung für ein alternatives Produkt ausgeht, fokussiert die un-

ternehmensorientierte Substitution die Entscheidung eines Unternehmens, ein Produkt aus alternativen (bspw. höherwertig als ursprünglich vom Kunden gewünscht) Komponenten zu fertigen (Shin et al. 2015, S. 695; Lang 2010, S. 3). Bezüglich des Substitutionsmechanismus unterscheiden Shin et al. (2015) in „Assortment-based substitution“ (Kunden substituieren, weil ihr Wunschprodukt nicht im Sortiment ist), „Inventory-based substitution“ (Kunden substituieren, weil ihr Wunschprodukt ausverkauft ist) und „Price-based substitution“ (Kunden substituieren, weil der Preis für das Wunschprodukt zu hoch ist).

Bei der einleitend beschriebenen Problemstellung, einen alternativen Modell-Mix zu planen, geht die Entscheidung vom Unternehmen aus. Dennoch muss die Substitution hier als kundenorientierte Substitution betrachtet werden. Der Anwendungsfall setzt voraus, dass die Substitution vom Kunden letztendlich akzeptiert wird. Es gilt, das kundenorientierte Substitutionsverhalten zu antizipieren, um diejenigen Substitute einzuplanen, die mit hoher Wahrscheinlichkeit den Bedarf decken.

3 Integrierte Produktions- und Absatzplanung

Für eine stärkere Integration von Produktionsplanung und Absatzplanung ist es erforderlich, die unterschiedlichen Ziele der zuständigen Bereiche zu kennen. Die Produktionsplanung repräsentiert die Seite der Kapazitäten und legt den Fokus auf Kosteneffizienz und Stabilität. Die Absatzplanung dagegen repräsentiert die Seite des Bedarfs und fokussiert Umsatz, Servicelevel und Flexibilität (Tang 2010, S. 24; Volling 2009, S. 72ff.; Crum und Palmatier 2003, S. 89). Die hybride Wettbewerbsstrategie einer kundenindividuellen Massenfertigung erfordert auf der einen Seite, dass flexibel auf den Markt reagiert werden muss und Absatzpläne nicht langfristig fixiert werden, auf der anderen Seite sollen Kapazitäten effizient genutzt werden, weshalb Flexibilität nur in begrenztem Umfang möglich ist.

Schwankende Marktbedarfe sowie auch unerwartete Störungen in der Kapazitätsbereitstellung (siehe nachfolgender Unterabschnitt) führen somit häufig zu einem Ungleichgewicht zwischen Bedarf und Kapazität. Insbesondere im Bereich der konfigurierbaren Produkte, wo es eine hohe Variantenvielfalt gibt und eine hohe Anzahl einzelner Kapazitäten gesteuert werden muss (Volling et al. 2013, S. 242), führt dies zu einem Zielkonflikt zwischen Kosteneffizienz und Servicegrad (ElMaraghy et al. 2013). Reichhuber spricht in diesem Zusammenhang von einem „Produktivitätsdilemma“ (Reichhuber 2010, S. 72ff.). Hüttenrauch und Baum konstatieren für die Automobilindustrie: „Die Balance zwischen Effizienz und Vielfalt wird zum entscheidenden Erfolgsfaktor.“ (Hüttenrauch und Baum 2008, S. 274).

Eine integrierte Abstimmung von Bedarf und Kapazitäten bedarf der Betrachtung beider Seiten. In den herkömmlichen Modulen der Supply Chain Planning Matrix wird jedoch stets nur eine Seite in den Fokus genommen (vgl. Abschnitt 2.2): Die aggregierte Produktionsprogrammplanung (APP) koordiniert die Kapazitäts-Seite, betrachtet den Bedarf jedoch als gegeben und nimmt dort keinen Einfluss. Die Haupt-Produktionsprogrammplanung (HPP) steuert Kundenaufträge ein und gibt kapazitätsbedingt ggf. Verschiebungen des Liefertermins vor, nimmt weiter jedoch keinen Einfluss auf den Bedarf. Die Absatzplanung wiederum erstellt marktorientiert Prognosen, berücksichtigt dabei allerdings keine Kapazitäten. Die Auftragsabwicklung plant schließlich Bedarfe ins Kapazitätsgerüst ein, betrachtet dieses jedoch als fix.

Eine integrierte Planung sollte die verschiedenen Planungsaspekte aufeinander abstimmen, um einem Gesamtoptimum nahe zu kommen (Crum und Palmatier 2003, S. 2). Da sich in einer variantenreichen Serienfertigung nach dem virtual BTO-Prinzip die Planungsgrundlage im zeitlichen Verlauf stark verändert (Bedarfsprognosen im mittelfristigen und „echte“ Kundenbedarfe im kurzfristigen Bereich), erscheint eine vertikale Separation der Planungsaufgaben in eine prognosebasierte Planung und eine auftragsbasierte Planung sinnvoll (Sukzessivplanung). Auf horizontaler Ebene dagegen wird eine Separation der Planungsaufgaben häufig mit der Vermeidung einer sonst zu hohen Komplexität begründet. Diese Begründung fußt nicht auf dem Planungsproblem inhärenten Gegebenheiten, sondern auf einer bisher unzureichenden Lösung des Problems. Daher stellt sich die Frage nach einer effektiven Entscheidungsunterstützung. Dieser Frage

möchte die vorliegende Arbeit nachgehen. Dazu soll im Folgenden die Entscheidungssituation einer horizontal integrierten Produktions- und Absatzplanung, welche im Wesentlichen die Abstimmung von Bedarf und Kapazität beinhaltet, untersucht werden.

3.1 Handlungsfelder zur Abstimmung von Bedarf und Kapazität

Das Ziel einer Abstimmung von Bedarf und Kapazität ist es, dass sich diese möglichst decken. In diesem idealen Zustand kann der gesamte Marktbedarf bedient werden und es verbleiben keine überschüssigen Ressourcen. Besteht ein Marktbedarf, für dessen Erfüllung nicht ausreichend Kapazitäten zur Verfügung stehen, gehen potenzielle Aufträge verloren und **Marktchancen** werden verpasst. Auf der anderen Seite führt die Bereithaltung von Kapazitäten zu Kosten, weshalb eine möglichst hohe Auslastung der Kapazitäten angestrebt wird. An dieser Stelle muss jedoch differenziert werden, welche Kosten in der vorliegenden Entscheidungssituation relevant sind und welche nicht. Insbesondere technische Produktionskapazitäten basieren häufig auf Investitionen, bspw. in Fertigungsanlagen. Investitionsausgaben sind nach dem Prinzip der „sunk costs“ für die Produktionsprogrammplanung nicht entscheidungsrelevant³⁹. Eine geringe Kapazitätsauslastung dagegen führt zu Kosten, die auch im vorliegenden Entscheidungsprozess berücksichtigt werden müssen. Werden Kapazitäten nicht vollständig ausgenutzt, können zugehörige Kosten meist nicht im gleichen Umfang gesenkt werden. Holweg und Pil (2004, S. 192) zeigen dies am Beispiel von Automobilwerken auf. In einem solchen Fall spricht man von **remanenten Kosten** (Thommen et al. 2020, S. 288). Diese treten meist bei intervallfixen oder variablen Kosten auf. Ein Beispiel für Kostenremanenz ist die Unterschreitung der Mindestabnahmemenge bei einem Lieferanten, da die Kosten für die Menge der Unterschreitung (oder anderweitige Strafkosten) dennoch gezahlt werden müssen. Abbildung 3-1 stellt die Abstimmung von Bedarf und Kapazität schematisch dar.



Abbildung 3-1: Abstimmung von Kapazität und Bedarf

Grundsätzlich werden Kapazitäten frühzeitig anhand des prognostizierten Bedarfs ausgerichtet. Prognosen sind jedoch mit Unsicherheit behaftet, insbesondere bzgl. der vielfältigen Endprodukte einer variantenreichen Serienfertigung (Volling 2009, S. 31). Daher kann es im mittel- bis kurzfristigen Bereich zu Änderungen des Bedarfs und damit zu Differenzen zwischen dem Bedarf und dem zuvor abgestimmten Kapazitätsgerüst kommen. Diese Differenzen können einerseits mittelfristig aus einer angepassten Bedarfsprognose resultieren oder kurzfristig eintreten, wenn

³⁹ Als „sunk costs“ werden Kosten bezeichnet, die bereits angefallen und irreversibel und daher im Rahmen einer nachgelagerten Entscheidung nicht mehr zu berücksichtigen sind (Strotebeck 2020, S. 124f.).

die eintreffenden Kundenbedarfe von der Prognose abweichen. Auch die Kapazität kann sich ändern. Einen Überblick über die möglichen Gründe für eine Abweichung des Bedarfs von der vorgeplanten Kapazität bietet Tabelle 3-1.

Tabelle 3-1: Veränderung von Bedarf und Kapazität

Änderungsgegenstand	Änderungsrichtung	Zeithorizont	Erläuterung/Beispiel
Bedarf	steigt	mittelfristig	Die Bedarfsprognose wird angehoben
		kurzfristig	Der Kundenbedarf liegt oberhalb der Prognose
	sinkt	mittelfristig	Die Bedarfsprognose wird gesenkt
		kurzfristig	Der Kundenbedarf liegt unterhalb der Prognose
	Verschiebung	mittel- oder kurzfristig	Die Absatzmenge an Fahrzeugen bleibt gleich, es werden jedoch mehr Diesel und weniger Benzi-ner nachgefragt
Kapazität	sinkt	mittel- oder kurzfristig	Produktionsausfall (Streik, Supply Chain Störung bei Lieferanten, ...)
	steigt	mittel- oder kurzfristig	Unerwartete Zusatzkapazitäten bei Lieferanten durch Minderabruf eines anderen Kunden

Besteht eine Differenz zwischen Bedarf und Kapazität, ergeben sich für Unternehmen zwei Handlungsfelder: Zum einen die Anpassung der Kapazität und zum anderen die Anpassung des Bedarfs. Zur genaueren Analyse der Handlungsoptionen innerhalb dieser Handlungsfelder wurde ein Klassifizierungsrahmen aufgebaut. Dieser ist in Abbildung 3-2 dargestellt. Dem Handlungsfeld der Bedarfsanpassung ist dabei der Buchstabe B und dem Handlungsfeld der Kapazitätsanpassungen der Buchstabe K zugeordnet. Innerhalb der Handlungsfelder wird weiter zwischen verschiedenen Handlungsoptionen differenziert. Dies ist mit an den führenden Buchstaben angehängten Zahlen indiziert. Zudem werden Verweise auf ein (Teil-)Handlungsfeld im weiteren Verlauf der Arbeit in eckigen Klammern dargestellt. Das Teilhandlungsfeld der Steuerung der verfügbaren Menge zur Bedarfserfüllung wird beispielsweise als [B21] bezeichnet.

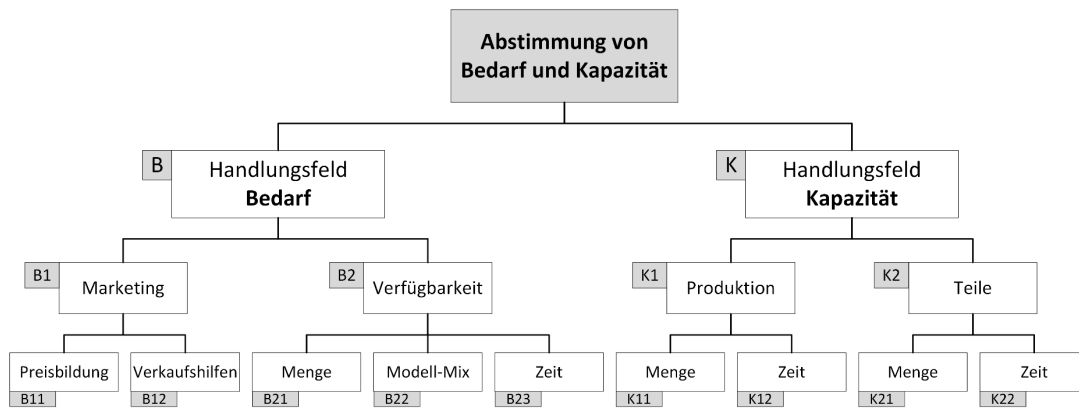


Abbildung 3-2: Handlungsfelder zur Abstimmung von Bedarf und Kapazität

Anpassung des Bedarfs [B]

Matzke beschreibt in seiner Untersuchung zur Nachfragesteuerung die zwei Stellgrößen Preis und Verfügbarkeit (Matzke 2016, S. 46). Diese Unterscheidung kann interpretiert werden als zum einen die direkte Einflussnahme auf den Kundenwunsch (durch einen mehr oder weniger attraktiven Preis ändert sich der Wunsch des Kunden selbst) und zum anderen eine indirekte Einflussnahme über die Verfügbarkeit (ist das Wunschprodukt nicht verfügbar, weicht der Kunde ggf. von seinem ursprünglichen Wunsch ab).

Das Handlungsfeld der direkten Einflussnahme wird an dieser Stelle als **Marketing [B1]** betitelt, da es nicht nur preisabhängige Handlungsoptionen gibt. Die *Preisbildung [B11]* ist ein bedeutender Stellhebel zur Steuerung der Nachfrage. Ein Beispiel im Umfeld der konfigurierbaren Produkte bietet die Firma Dell. Die Preise werden dort flexibel gestaltet, um die Kapazitätsauslastung zu steuern und Engpässe zu vermeiden (Holweg et al. 2005, S. 524). Im Umfeld der Automobilindustrie stehen aufgrund weitestgehend fixer Listenpreise *Verkaufshilfen [B12]* im Fokus (Genster 2014, S. 406). Die Ausprägungen von Verkaufshilfen sind sehr breit gestreut. Zoellner und Schaefers (2015) unterscheiden zum einen zwischen direkten Preisnachlässen (Rabatte) und indirekten Vergünstigungen (z.B. kostenfreie Zusatzausstattungen). Zum anderen differenzieren sie zwischen Verkaufshilfen, die für jeden zugänglich sind und solchen, die an bestimmte Bedingungen gebunden sind (z.B. Aktionen für Neukunden). Aus Sicht des OEM können verkaufsfördernde Maßnahmen auf den Endkunden oder den Handel ausgerichtet sein (Busse et al. 2006). Mit dem Handel können bspw. Prämien für die Anzahl der Zulassungen, den Verkauf hoch ausgestatteter Fahrzeuge oder eine geringe Rabattierung gegenüber dem Endkunden vereinbart werden (Genster 2014, S. 407f.). Die verkaufsfördernden Maßnahmen für Endkunden reichen von direkten Rabatten über vergünstigte Sonderausstattungen, Wegfall der Mehrwertsteuer, erweiterte Garantien bis zu Sonderkonditionen bzgl. Finanz- oder Werkstattdienstleistungen und bei der Inzahlungnahme (Genster 2014; Wallentowitz et al. 2009, S. 9f.).

Bei der **Verfügbarkeit [B2]** unterscheidet Matzke (2016) weiter zwischen Menge, Konfiguration und Liefertermin. Diese Klassifizierung soll grundsätzlich übernommen werden. Allerdings wird der Liefertermin allgemeingültiger als Teilhandlungsfeld „Zeit“ und die Konfiguration als Teil-

handlungsfeld „Modell-Mix“ betitelt. Eine Beschränkung der verfügbaren *Menge* [B21] bedeutet, dass Aufträge nur bis zu einem bestimmten Limit angenommen werden. Jeder darüberhin-
ausgehende Bedarf wird nicht bedient, womit dies eine aktive Entscheidung darstellt, Markt-
chancen nicht zu realisieren. Sollen Kunden dazu bewegt werden, von ihrem ursprünglichen
Wunsch abzuweichen, ergeben sich zwei Möglichkeiten. Zum einen können Produkte bzgl. der
Zeit [B23] früher oder später geliefert werden. Zum anderen kann ein alternatives Produkt ge-
liefert werden. Im Rahmen der Produktion konfigurierbarer Produkte erscheint es eine geeig-
nete Möglichkeit, nicht erfüllbare Kundenwünsche mit einer abweichenden Konfiguration mög-
lichst gut zu kompensieren, indem ein alternativer *Modell-Mix* [B22] geplant wird. In der Auto-
mobilindustrie haben OEM zudem häufig die Verhandlungsmacht, auf die Quoten der Import-
eure und Händler einzuwirken (Meyr 2009, S. 346).

Anpassung der Kapazität [K]

Eine Anpassung der Kapazität ist ein klassisches Werkzeug der Produktionsplanung und ent-
spricht der im vorangegangenen Abschnitt beschriebenen begleitenden Produktionsplanung
(„chase Strategie“). Es kann zwischen einer Anpassung der internen Produktionskapazitäten und
der externen Teilekapazität unterschieden werden. In der Automobilindustrie sind Kapazitäten
teilweise nur sehr begrenzt flexibel und können nicht immer dem Bedarf folgen (Volling und
Spengler 2011, S. 183). Die nachfolgenden Absätze betrachten die Handlungsspielräume zur Ka-
pazitätsanpassung und deren zeitliche Horizonte sowie das Risiko remanenter Kosten für die
verschiedenen Kapazitätsarten.

Unter **Produktionskapazitäten [K1]** werden sowohl technische Kapazitäten als auch Personal-
kapazitäten zusammengefasst. **Technische Kapazitäten** umfassen Fertigungsanlagen wie bei-
spielsweise Roboterzellen oder Fördertechnik wie Hebeanlagen und Produktionslinien. In der
Automobilindustrie spielen detaillierte Informationen zu Maschinendurchlaufzeiten oder Rüst-
zeiten eine untergeordnete Rolle, da die technische Kapazität in Form einer getakteten Produk-
tionslinie aggregiert als eine einheitliche Ressource betrachtet wird (Drexel et al. 1993). Aus-
schlaggebend ist die maximal realisierbare Taktzeit, welche sich an einer oder mehreren Eng-
passressourcen orientiert (Engpassprinzip, vgl. Lödding 2016, S. 544). Eine Erweiterung der tech-
nischen Kapazitäten ist durch einen Ausbau dieser Engpässe möglich, erfordert allerdings häufig
eine langfristige Investition und ist daher weniger gut als Handlungsspielraum innerhalb der mit-
telfristigen Abstimmung von Bedarf und Kapazität geeignet (Hoffmann 2017b, S. 33). Die Auf-
rüstung technischer Kapazitäten erfolgt außerdem durch Investitionsentscheidungen, welche
einmalig getroffen werden. Die Kosten können nach erfolgter Investition nicht mehr beeinflusst
werden und spielen somit in den Entscheidungen der Produktionsprogrammplanung keine Rolle
(vgl. Strotebeck 2020, S. 126). Deshalb muss bzgl. der technischen Kapazität nicht mit einem
Risiko remanenter Kosten gerechnet werden. Des Weiteren stellt die externe Vergabe von Auf-
trägen eine valide Möglichkeit zur Abfederung von Bedarfsspitzen dar, ist aber im Kontext der
Automobilindustrie in Verbindung mit dem mittelfristigen Planungshorizont ungeeignet (Hoff-
mann 2017b, S. 33).

Die **Personalkapazität** stellt hingegen einen bedeutenden Handlungsspielraum in der mittelfris-
tigen Abstimmung von Bedarf und Kapazität dar (Sillekens 2008, S. 21) und steht somit im Fokus

des Handlungsfelds *Produktionskapazität – Menge [K11]*. Hierbei lässt sich unterscheiden zwischen (quantitativen) Maßnahmen, die eine Anpassung der Stärke der Belegschaft voraussetzen, und reinen arbeitsorganisatorischen (zeitlichen) Maßnahmen (Boysen et al. 2007, S. 769). Zu ersteren zählt eine Anpassung der Linientaktung (solange die technische Kapazitätsgrenze noch nicht erreicht ist) oder die Wahl des Schichtmodells (Erhöhung der Anzahl Produktionsschichten je Fertigungstag). Die Belegschaft kann dauerhaft oder beispielsweise durch das Einstellen bzw. Freisetzen von Zeitarbeitskräften temporär angepasst werden. Bei der Anpassung des Schichtmodells oder größeren Umtaktungen sind der zeitliche Vorlauf zum Anwerben von Personal, bestehende Vertragslaufzeiten und Zeitbedarf zum Anlernen von neuem Personal zu beachten (Lödding 2016, S. 541). Größere Anpassungen der Produktionsmenge sind daher nur im mittelfristigen Planungshorizont realisierbar. Kurzfristig ist vorstellbar, dass durch die vereinzelt Zuführung von Mitarbeitenden die Taktung angepasst wird, sodass bestimmte Modell-Mix-Restriktionen als möglicher Engpass entschärft werden können. Zu den arbeitsorganisatorischen Maßnahmen zählen die Anpassung der täglichen Arbeitszeit (z.B. Ausdehnung der Dauer einer Schicht durch Überstunden) und die Anpassung des Betriebskalenders (Festlegung von Fertigungstagen und geplanter Werksruhe). Diese Maßnahmen sind mittelfristig gut planbar und je nach Umfang auch im kurzfristigen Bereich umsetzbar⁴⁰.

Bei der Personalkapazität besteht grundsätzlich das Risiko remanenter Kosten, da das Personal aufgrund bestehender Verträge in der Regel nicht ohne Weiteres freigestellt werden kann. Eine Ausnahme bilden eingekaufte Dienstleistungen auf Basis von Werkverträgen⁴¹ oder die Möglichkeit, Mitarbeitende auf Basis flexibler Arbeitszeitkonten temporär freizustellen⁴². Letzteres ist dem Handlungsfeld *Produktionskapazität – Zeit [K12]* zuzuordnen, bei dem es darum geht, die Produktionskapazitäten nicht in der Menge anzupassen, sondern dieselbe Kapazität zu einem früheren oder späteren Zeitpunkt einzusetzen. Darüber hinaus kann die Produktionskapazität auch eingesetzt werden, um Aufträge zu bearbeiten, die erst in zukünftigen Planungsperioden auftreten. Dazu müssen die Endprodukte gelagert werden. Auch diese Option wird dem Handlungsfeld [12] zugeordnet.

Zu remanenten Personalkosten kann auch ein ungünstiger Modell-Mix auf der Montagelinie führen: Besteht das Produktionsprogramm aus einer größeren Anzahl an einfachen Fahrzeugaufträgen als bei der Planung der Linienausstattung (vgl. Unterabschnitt 2.1.2) angenommen, könnte das Programm auch von einer geringeren Anzahl an Mitarbeitenden bewältigt werden. Da sich jedoch an den Ausstattungplan gehalten werden muss, müssen alle Arbeitsplätze wie geplant besetzt werden und die Personalkosten können nicht äquivalent abgebaut werden. Ist eine längerfristige Verschiebung des Modell-Mix absehbar, kann eine Umtaktung der Linie sinnvoll sein, um den Personaleinsatz dem Produktionsprogramm wieder anzugleichen.

⁴⁰ Die Möglichkeiten einer kurzfristigen Anpassung der Arbeitszeit hängen stark von den spezifischen Gegebenheiten des jeweiligen Unternehmens ab. In großen Betrieben wie den OEM der Automobilindustrie spielt die Abstimmung mit dem Betriebsrat eine bedeutende Rolle.

⁴¹ Es wird also nur die tatsächlich geleistete Arbeit vergütet. Somit verbleiben keine remanenten Kosten. Allerdings können Werkverträge eine Mindestabnahmeklausel enthalten.

⁴² Hiermit sind der „Abbau“ von gesammelten Überstunden oder ähnliche, ausgleichenden Mechanismen bzgl. der Arbeitszeit gemeint.

Neben den internen Kapazitäten spielen auch externe Ressourcen eine wichtige Rolle. In der Automobilindustrie, wo häufig ein Großteil der Wertschöpfung ausgegliedert ist (vgl. Abschnitt 2.1.2), sind die **Teilekapazitäten [K2]** von besonderer Bedeutung. Soll der potenzielle Ausbau der Zulieferkapazitäten (*Teilekapazität - Menge [K21]*) als Handlungsspielraum genutzt werden, müssen konkrete Maßnahmen zur Kapazitätserweiterung als Optionen in das Planungsmodell integriert werden (Albrecht et al. 2015, S. 160). Dazu sind diese bzgl. des Umfangs, der zusätzlichen Kosten, der benötigten Vorlaufzeit und ggf. einer begrenzten Dauer der Kapazitätserhöhung zu bewerten. Aufgrund der bereits dargestellten, mehrstufigen Zuliefernetzwerke in der Automobilindustrie sind kurzfristige Kapazitätsanpassungen bei Lieferanten eher selten umsetzbar. Im mittelfristigen Horizont gibt es sowohl Kapazitäten, die gut ausgebaut werden können als auch solche, die nicht oder nur zu sehr hohen Kosten ausgebaut werden können. Dies ist abhängig vom Engpass des Lieferanten. Betrifft dieser das Fertigungspersonal, ist eine mittelfristige Anpassung meist umsetzbar. Sind Fertigungsanlagen mit hohem Investitionsvolumen Grund für den Engpass, bedarf es einer langfristigen Entscheidung zum Aufbau von Kapazität. Teilweise können auch Ressourcen wie bspw. seltene Erden knapp sein, sodass ein Aufbau von Kapazität gar nicht möglich ist. Enthalten Lieferverträge Mindestabnahmemengen, besteht auch im Bereich der Teilekapazität ein Risiko permanenter Kosten.

Neben dem Ausbau der mengenmäßigen Zulieferkapazität gibt es die Möglichkeit einer Vorratslagerung (*Teilekapazität – Zeit [K22]*). Dazu werden in Planungsperioden, in denen der Bedarf unter der Kapazität des Lieferanten liegt, mehr Teile abgerufen als benötigt. Dieses aufgebaute Teilleger dient anschließend dazu, Bedarfsspitzen abzufedern. Tabelle 3-2 fasst die Handlungsspielräume bei der Anpassung von Kapazitäten zusammen.

Tabelle 3-2: Handlungsspielräume bei der Anpassung von Kapazitäten

Bereich	Handlungsspielraum	Betroffene Restriktion	Anpassung mittelfristig möglich?	Anpassung kurzfristig möglich?	Risiko permanenter Kosten?
Technische Produktionskapazität					
	Investitionen	Produktionsmenge	+/-	-	nein
Personal					
<i>- inkl. Anpassung der Belegschaft</i>					
	Schichtmodell	Produktionsmenge	+	+	ja
	Taktung	Modell-Mix, Produktionsmenge	+	-	ja
<i>- arbeitsorganisatorische Maßnahmen</i>					
	Schichtlänge	Produktionsmenge	+	+/-	ja
	Betriebskalender	Produktionsmenge	+	+/-	ja
Zulieferteile					
	Lieferverträge	Liefermenge Teile	+/-	-	ja
	Vorratslagerung	Liefermenge Teile	+	-	(ja)
Legende: + gegeben +/- teilw. gegeben - nicht gegeben					

3.2 Abgrenzung der Problemstellung

Nach der Klassifizierung der möglichen Handlungsfelder zur Anpassung von Bedarf und Kapazitäten bedarf es an dieser Stelle einer Abgrenzung der Problemstellung. Dazu erfolgt eine kurze

Abgrenzung hinsichtlich anderer Forschungsfelder, welche ebenfalls zur Abmilderung von Differenzen zwischen Bedarf und Kapazität beitragen können. Zudem wird der zeitliche Planungshorizont der Problemstellung präzisiert. Anschließend erfolgt eine Auswahl derjenigen Teilhandlungsfelder, die in der vorliegenden Untersuchung betrachtet werden.

Im Idealfall treten Differenzen zwischen Bedarf und Kapazität gar nicht erst auf. Dazu müssten die in Tabelle 3-1 genannten Gründe für Abweichungen zwischen Bedarf und Kapazität vermieden werden. Auf Bedarfsseite könnte die Prognosegüte erhöht werden (Forschungsfelder Marktforschung, Kaufverhalten von Kunden und Prognoseerstellung⁴³). Auf der Kapazitätsseite könnten Kapazitätsausfälle durch eine Stabilisierung der Versorgungskette vermieden werden (Forschungsfelder kollaboratives Supply Chain Management und Supply Chain Resilienz⁴⁴). Zudem können Kapazitäten flexibilisiert werden (Forschungsfelder flexible Fertigungssysteme, modulare Produktstrukturen und Ähnliches⁴⁵). Weitere Ansätze sind der Einsatz von Puffern und Lagern und der Einkauf zusätzlicher Flexibilität bei Lieferanten, um sich gegen Unsicherheiten abzusichern (Forschungsfeld optimale Dimensionierung von Flexibilität, Risikopuffern und Lagern⁴⁶).

Im Gegensatz zu den genannten Forschungsfeldern liegt der Fokus der vorliegenden Arbeit auf einer direkten Abstimmung von Kapazitäten und Bedarf im Sinne einer Nutzung der im vorherigen Abschnitt aufgezeigten Handlungsfelder. Dies erscheint aus zwei Gründen relevant: Zum einen verursacht eine Flexibilisierung der Kapazitäten Kosten. Überkapazitäten sollten deshalb in Grenzen gehalten werden. Eine Supply Chain ist in der Regel wirtschaftlicher, wenn sie schlank ist und die Kapazitäten knapp einen Engpass bilden (Kilger und Meyr 2015, S. 185). Das Risiko von Kapazitätsengpässen vollumfänglich abzusichern ist somit unwirtschaftlich. Zum anderen treffen Prognosen, auch wenn diese im Zuge der Digitalisierung und fortschreitender Möglichkeiten der Analyse von Massendaten (Big Data) immer besser werden, nie exakt ein. Dies trifft in besonderem Maße auf die Variantenvielfalt einer Serienproduktion von stark individualisierbaren, konfigurierbaren Endprodukten zu (Matzke 2016, S. 22). Crum und Palmatier unterstreichen die Bedeutung einer direkten Abstimmung von Bedarf und Kapazität in ihrer auf Praxiserfahrungen basierenden Feststellung, dass zum einen der Kundenbedarf praktisch nie genau der Prognose entspricht und zum anderen praktisch immer Kapazitätsrestriktionen existieren, die keine vollständige Bedarfserfüllung zulassen (Crum und Palmatier 2003, S. 74).

Bezüglich des zeitlichen Horizonts ist die mittelfristige Planungsebene für eine integrierte Planung von Produktionsprogramm und Absatzplan besonders relevant. Wie im vorangegangenen Abschnitt dargestellt, sind Kapazitäten im kurzfristigen Planungshorizont meist nicht mehr oder nur zu sehr hohen Kosten anzupassen. Im mittelfristigen Planungshorizont dagegen ist der Spielraum zur Anpassung der Kapazitäten größer. Zudem beruht der Bedarf mittelfristig noch auf einer Prognose. Dies ermöglicht es, den Absatzplan anzupassen, indem mithilfe der Handlungsoptionen aus dem Handlungsfeld [B] Einfluss auf den Bedarf genommen wird. Crum und Palmatier sprechen in diesem Zusammenhang vom mittelfristigen Planungshorizont als „Trading Zone“ (Crum und Palmatier 2003, S. 80f.). Zeitlich vor der Trading Zone liegt die „Free Change

⁴³ Siehe z.B. Jansen 2020 oder Maistor et al. 2016.

⁴⁴ Siehe z.B. Biedermann 2018, Hegmanns 2009 oder Wagner 2006.

⁴⁵ Siehe z.B. Yadav und Jayswal 2017 oder Bonvoisin et al. 2016.

⁴⁶ Siehe z.B. Demirel et al. 2018 oder Altendorfer et al. 2016.

Zone“, in welcher die Kapazitäten ohne hohe Kosten angepasst werden können. Nach der Trading Zone folgt die „Frozen Zone“⁴⁷. Abbildung 3-3 zeigt die Abgrenzung der Trading Zone als mittelfristigen Planungshorizont zur integrierten Produktions- und Absatzplanung.

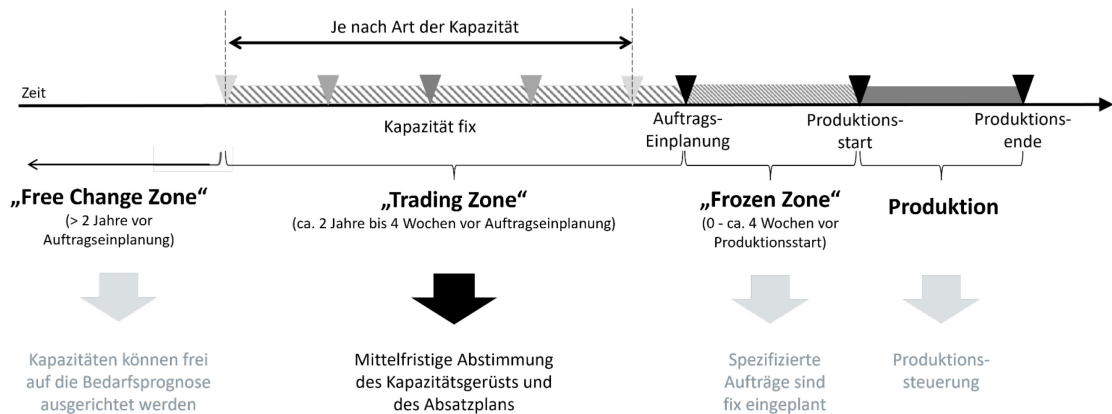


Abbildung 3-3: „Trading Zone“ als mittelfristiger Planungshorizont ⁴⁸

Nachfolgend erfolgt die **Abgrenzung der betrachteten Handlungsfelder**: Das Handlungsfeld Anpassung der Kapazität [K] ist fester Bestandteil einer APP und wird damit regelmäßig in der mittelfristigen Planung genutzt. Darüber hinaus werden die Handlungsoptionen [B21] und [B23] als aus dem Handlungsfeld Bedarf [B] häufig bereits in klassischen APP-Problemen berücksichtigt. [B21] beschreibt die Verfügbarkeit bzgl. der Menge und wird als Option, Aufträge abzulehnen („lost sales“), in die Planung integriert. [B23] beschreibt die Verfügbarkeit bzgl. der Zeit und damit die Option, Aufträge in spätere Planungsperioden zu verschieben. Hinsichtlich des planerischen Gesamtoptimums kann es sinnvoll sein, Aufträge zu verschieben oder abzulehnen, weshalb diese Handlungsoptionen berücksichtigt werden müssen. Beide Optionen stellen allerdings nur eine begrenzte, indirekte Einflussnahme auf den Bedarf dar. Das Ziel der vorliegenden Arbeit ist es jedoch, durch eine Integration von Produktions- und Absatzplanung direkt auf eine stärkere Übereinstimmung von Bedarf und Kapazität hinzuwirken. Dazu muss der Absatzplan aktiv gestaltet werden. Handlungsoptionen hierzu bieten die Handlungsfelder [B1] und [B22].

Das Handlungsfeld [B1] umfasst die Preisgestaltung und den Einsatz von verkaufsfördernden Maßnahmen. Diese Instrumente sind offensichtlich gut geeignet, um den Bedarf aktiv zu beeinflussen. Um diese Handlungsoptionen in ein Entscheidungsmodell zu integrieren, bedarf es allerdings der Modellierung des Kundenverhaltens in Abhängigkeit des Preises. Die Ableitung solcher Preis-Nachfrage-Funktionen aus Kundendaten ist Gegenstand der Marketingforschung. Insbesondere im Bereich variantenreicher, konfigurierbarer Produkte (bspw. Automobile) ist es jedoch schwierig, die entsprechenden Modellparameter wie z.B. Preiselastizitäten zu bestimmen (Matzke 2016, S. 18). Aufgrund der Vielfalt der Endprodukte gibt es häufig wenig Datenpunkte und die Analysen werden auf aggregierter Ebene durchgeführt. Im Detailgrad spezifizierter Endprodukte fällt bereits die Bedarfsprognose schwer⁴⁹. Viele Arbeiten, die eine Nachfragefunktion

⁴⁷ Crum und Palmatier (2003) sprechen von einer „Firm Zone“.

⁴⁸ Vgl. Crum und Palmatier 2003, S. 81.

⁴⁹ Vgl. dazu Matzke 2016, S. 22; Kilger und Wagner 2015, S. 129; Volling 2009, S. 31.

im Kontext einer Produktionsplanung modellieren, betrachten deshalb lediglich eine geringe Anzahl an Produkten⁵⁰. Bei der Planung von Preisen und verkaufsfördernden Maßnahmen sind zudem zahlreiche weitere, überaus komplexe Zusammenhänge und Faktoren zu berücksichtigen⁵¹. Ziel der vorliegenden Arbeit ist es daher nicht, ein Preis-Nachfrage-Modell im Kontext variantenreicher, konfigurierbarer Produkte zu modellieren. Vielmehr sollen, ausgehend von einer APP, Entscheidungen zur Abstimmung des Absatzplans mit dem Kapazitätsgerüst getroffen werden. Dies kann durch das Handlungsfeld [B22], d.h. die Anpassung des Modell-Mix, erreicht werden. Das Handlungsfeld [B1] liegt hingegen nicht im Betrachtungsfeld dieser Arbeit.

Eine Anpassung des Modell-Mix [B22] im mittelfristigen Planungshorizont kann als vom Unternehmen ausgehende Entscheidung, aufgrund einer bestimmten Kapazitätssituation einen alternativen Modell-Mix am Markt anzubieten, verstanden werden. Der prognostizierte Bedarf wird dabei durch alternative Produktkonfigurationen bedient. Diese sollten dabei möglichst nah an der prognostizierten Wunschkonfiguration sein. Gelingt dies, kann angenommen werden, dass viele Kunden erreicht werden bzw. keine finanziellen Anreize (Rabatte o.ä.) notwendig sind, um das Produktionsvolumen abzusetzen. Das Handlungsfeld [B22] bezieht sich somit auf die kundenorientierte Substitution bei Nichtverfügbarkeit des Wunschprodukts („stockout-based customer substitution“ – siehe Shin et al. 2015). Dabei wird von einer vom Kunden ausgehenden Entscheidung für ein alternatives Produkt ausgegangen. Shin et al. (2015) beschreiben den Anwendungsfall wie folgt: *„Stockouts of a customer’s first choice motivates the customer to defer the purchase or to choose available substitutes“* (Shin et al. 2015, S. 687). Buergin et al. (2019) sprechen in diesem Zusammenhang von „customer reconfiguration flexibility“. Da die Substitutionsentscheidung vom Kunden ausgeht, können die eingeplanten Substitute zu ihrem regulären Preis abgesetzt werden. Ist die Marktattraktivität des Modell-Mix inklusive der Substitute nicht hoch genug, bestehen allerdings Absatzrisiken. Produkte könnten dann wiederum nur mit finanziellen Anreizen vermarktet werden, was dem beschriebenen Ansatz des Handlungsfelds [B22] widerspricht. Ziel dieser Arbeit ist es daher, eine hohe Marktattraktivität alternativer Produktkonfigurationen sicherzustellen und damit das Absatzrisiko zu minimieren.

Damit die Marktattraktivität verschiedener möglicher Produktionsprogramme miteinander verglichen werden kann, muss diese quantifiziert werden (1. Forschungsfrage). Ziel der Arbeit ist es, eine solche Quantifizierung zu entwickeln, um auf Basis dieser das Handlungsfeld [B22] in eine Produktionsprogrammplanung zu integrieren (2. Forschungsfrage). Abbildung 3-4 zeigt die ausgewählten Handlungsfelder im Kontext der Abstimmung von Bedarf und Kapazität auf. Im

⁵⁰ Vgl. dazu Martínez-Costa et al. 2013 oder die Ergebnisse der Literaturrecherche in den Abschnitten 4.2.3 und 4.3.3.

⁵¹ Zu berücksichtigen sind z.B. Abhängigkeiten zwischen konkurrierenden (eigenen) Produkten und anderen Wettbewerbern. Ebenfalls müssen Einflüsse auf die Zeit nach einer verkaufsfördernden Maßnahme und eventuelle negative Langzeitwirkungen von Preisnachlässen berücksichtigt werden (Crum und Palmatier 2003, S. 60). Darüber hinaus gibt es zahlreiche Sondereinflüsse: Zhou et al. (2019) beschreiben beispielsweise die Auswirkungen einer unvorhergesehenen Rückrufaktion eines Mitbewerbers auf den Bedarf. Busse et al. (2010) zeigen das Beispiel einer nationalen Rabattaktion U.S.-amerikanischer OEM. Dabei hatte die Rabattaktion einen überstrahlenden Effekt und es konnten selbst bei Fahrzeugmodellen, deren Preis höher als zuvor lag, deutliche Absatzsteigerungen erreicht werden. Diese Beispiele verdeutlichen die Herausforderungen bei der Modellierung des Kundenverhaltens. Eine aktuelle Auseinandersetzung mit dem Kaufverhalten von Kunden im Kontext der Automobilindustrie bietet die Dissertation von Jansen (2020).

Sinne einer integrierten Planung (siehe Unterabschnitt 2.2.1) sollen diese Handlungsfelder simultan in einem Entscheidungsmodell betrachtet werden. Im nachfolgenden Abschnitt werden die Anforderungen an ein solches Entscheidungsmodell nochmals spezifiziert und in einem Bezugsrahmen zusammengefasst. Anhand dieses Entscheidungsrahmens werden anschließend die Ergebnisse der Literaturrecherche in Kapitel 4 bewertet und Forschungslücken identifiziert.

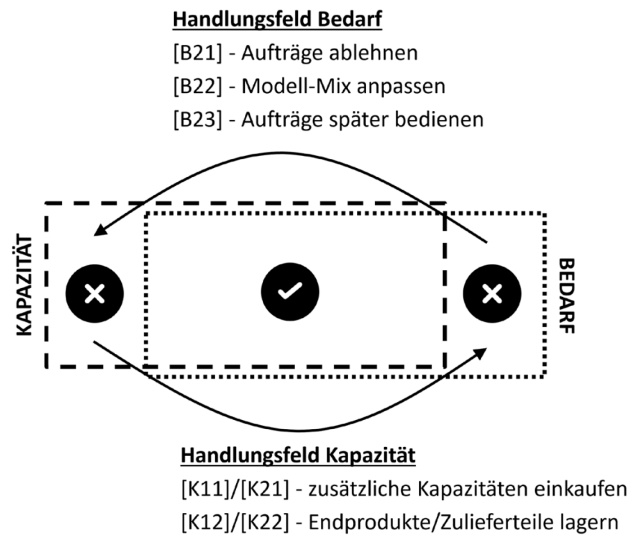


Abbildung 3-4: Handlungsfelder zur integrierten Abstimmung von Bedarf und Kapazität

3.3 Anforderungen an das Entscheidungsmodell

Im Folgenden werden die Anforderungen an das Entscheidungsmodell zur integrierten Produktions- und Absatzplanung zusammengetragen. Basis hierfür bilden die grundlegenden Zusammenhänge einer variantenreichen Serienfertigung und der Produktions- und Absatzplanung aus dem Grundlagenkapitel 2 sowie die spezifischen Aspekte der vorliegenden Problemstellung aus dem vorangegangenen Abschnitt. Die Anforderungen sollen analog der Bezeichnung der Handlungsfelder aus dem Abschnitt 3.1 mit einer Kennung in eckigen Klammern gekennzeichnet werden. Entsteht eine Anforderung aus der Nutzung eines Handlungsfelds, wird die Kennung des Handlungsfelds übernommen (K oder B). Weitere Anforderungen werden als Ziele [Z_], Restriktionen [R_] oder übergeordnete Anforderungen [Ü_] gekennzeichnet.

[Z1] – Wirtschaftlichkeit: Das übergeordnete Ziel ist ein Produktionsprogramm, welches für einen Hersteller konfigurierbarer Produkte wirtschaftlich am attraktivsten ist. Die übergeordneten, strategischen Ziele eines Wirtschaftsunternehmens sind oft monetär. Um einen Zusammenhang zu den Handlungsalternativen der betrachteten Entscheidungssituation herzustellen, werden sogenannte Instrumentalziele als Zielstellung ausgewählt (Volling 2009, S. 39). Im Rahmen dieser Arbeit sind dies die Deckungsbeiträge der im Produktionsprogramm eingeplanten Produktkonfigurationen sowie Kosten, die direkt aus der Nutzung der Handlungsspielräume (z.B. Einkauf zusätzlicher Lieferkapazitäten bei Lieferanten) resultieren.

[Z2] – Marktattraktivität des Modell-Mix: In der vorliegenden Arbeit soll das Handlungsfeld [B22] (d.h. die Möglichkeit, einen alternativen Modell-Mix zu wählen, um Ressourcenengpässe zu kompensieren) genutzt werden. Ohne Kenntnis der Preis-Nachfrage-Funktionen aller Pro-

duktvarianten kann ein alternativer Modell-Mix inkl. Substitutionen nicht direkt monetär bewertet werden (vgl. Abgrenzung im vorangegangenen Abschnitt). Daher muss eine hohe Marktattraktivität des Modell-Mix ebenfalls als Ziel berücksichtigt werden.

[Ü1] – Realistische Produktvarianz: Im Kontext konfigurierbarer Produkte ist es wichtig, dass eine sehr große Produktvarianz abgebildet werden kann. Es ist erforderlich, eine Produktstruktur mit mehreren Produktmerkmalen, welche wiederum zahlreiche Ausprägungen aufweisen können (siehe Unterabschnitt 2.1.1), abzubilden. Dabei ist zu beachten, dass nicht alle möglichen Kombinationen von Merkmalsausprägungen technisch oder marktpolitisch gültige Produktkonfigurationen sind.

[B21] – Steuern der Mengenverfügbarkeit: Prognostizierter Bedarf muss nicht zwingend erfüllt werden. Somit sollen Marktchancen ungenutzt bleiben dürfen, wenn eine Einplanung nicht wirtschaftlich ist. Als Konsequenz entfällt offensichtlich der Deckungsbeitrag der betroffenen Produkte. Eine Anpassung der Deckungsbeiträge aufgrund schwankender Produktionsmengen wird hier nicht berücksichtigt. Dies würde eine erneute Kostenrechnung erfordern, welche in der Praxis zwar in größeren Zeitintervallen vollzogen wird, jedoch nicht in der Frequenz einer wöchentlichen oder monatlichen Produktionsprogrammplanung.

[B22] – Anpassung des Modell-Mix: Es soll ein von der Bedarfsprognose abweichender Modell-Mix eingeplant werden können. Das resultierende Produktionsprogramm enthält daher ggf. alternative Produktkonfigurationen als Substitute, welche sich in einigen Ausstattungsmerkmalen von dem prognostizierten Bedarf unterscheiden. Hierbei ist es von besonderer Bedeutung, Substitute mit einer hohen Marktattraktivität auszuwählen, da ein Absatz sonst nicht realistisch ist oder mit Kaufanreizen incentiviert werden müsste, was sich wiederum negativ auf den Deckungsbeitrag auswirkt.

[B23] – Anpassung des Liefertermins: Es soll möglich sein, prognostizierten Bedarf in einer späteren Periode zu erfüllen (Produktionsrückstand oder „back orders“). Diese Option gilt es allerdings in der Modellierung durch Strafkosten⁵² oder eine maximal tolerierte Verspätung bzw. einen minimal erforderlichen Servicegrad zu begrenzen.

[R1] – Berücksichtigung von Produktionskapazitäten: Die Kapazitätsrestriktionen bzgl. der Produktion (Stückzahlen je Produktionslinie und Schicht, Zuordnung von Produkten zu Produktionslinien sowie Restriktionen bzgl. des Modell-Mix) müssen Berücksichtigung finden.

[R2] – Berücksichtigung von Zulieferkapazitäten: Die Kapazitätsrestriktionen bzgl. der Zulieferteile (Stückzahlen je Periode, ggf. vereinbarte Ober-/Untergrenzen bzw. Mindestabnahmemengen und zugehörige Kosten) müssen Berücksichtigung finden.

[K11] – Anpassung der Produktionskapazität: Zur Anpassung der Produktionskapazität sollen die Anpassung des Schichtplans oder des Betriebskalenders, eine Arbeitszeitflexibilität (Auf- und Abbau von Überstunden) oder der (temporäre) Auf- oder Abbau der Belegschaft möglich sein.

⁵² Zum Prinzip der Strafkosten siehe Albrecht et al. 2015, S. 170.

[K12] – Vorproduktion: Die Möglichkeit, Aufträge in früheren Planungsperioden zu fertigen und anschließend zu lagern (engl. auch als „banking“ bezeichnet), soll gegeben sein. Dabei sind Lagerkosten, verfügbare Lagerplätze und ggf. Kapitalbindungskosten zu berücksichtigen.

[K21] – Anpassung der Zulieferkapazitäten: Eine Erhöhung der verfügbaren Menge an Zulieferteilen sollte mit den entsprechenden (fixen und variablen) Kosten, minimalen Vorlaufzeiten und ggf. maximalen Laufzeiten möglich sein.

[K22] – Inventarisierung von Zulieferteilen: Eine Inventarisierung von Zulieferteilen in Planungsperioden mit Überkapazität zur Nutzung in späteren Perioden soll unter Berücksichtigung von Kosten und begrenzten Lagerkapazitäten abgebildet werden. Ggf. sollten Kapitalbindungskosten berücksichtigt werden.

Die vorgestellten Anforderungen an die zu entwickelnde Entscheidungsunterstützung bilden einen Bezugsrahmen (siehe Abbildung 3-5). Dieser dient dazu, in der Auswertung der systematischen Literaturrecherche in Kapitel 4 die Abdeckung der Anforderungen der bestehenden Ansätze übersichtlich zu erfassen und darzustellen. Der Bezugsrahmen unterteilt sich in die vier zuvor beschriebenen Aspekte. Erstens die Nutzung der Handlungsoptionen zur Abstimmung von Bedarf und Kapazität aus den entsprechenden Handlungsfeldern. Zweitens soll die Zielstellung der untersuchten Modelle betrachtet werden. Drittens wird geprüft, welche Restriktionen berücksichtigt sind. Als viertes folgt die Analyse der Erfüllung der übergeordneten Anforderungen.

	HANDLUNGSFELDER							ZIELE		RESTRIKTIONEN		Sonst.
	Bedarf			Prod.-kapazität		Teilekapazität		Wirtschaftlichkeit	Marktattraktivität	Kapazitätsgrenzen Produktion	Kapazitätsgrenzen Teile	
	Verfügbarkeit (Menge)	Modell-Mix	Liefertermin	Mengen-Anpassung	Zeit-Anpassung	Mengen-Anpassung	Zeit-Anpassung					
LITERATUR	B21	B22	B23	K11	K12	K21	K22	Z1	Z2	R1	R2	Ü1
Beispiel	✓	(✓)										
	✓ Anforderung erfüllt			(✓) Anforderung teilw. erfüllt		□ Anforderung nicht erfüllt						

Abbildung 3-5: Bezugsrahmen zur Bewertung bestehender Ansätze

4 Analyse bestehender Ansätze

Im vierten Kapitel werden bestehende Ansätze in der Literatur analysiert. Dazu wird nach der Methodik einer systematischen Literaturrecherche vorgegangen, welche im Abschnitt 4.1 erläutert wird. Zuerst wird das Forschungsfeld durch eine Konzeptualisierung der Problemstellung abgegrenzt (Abschnitt 4.2). Anschließend erfolgt die systematische Literaturrecherche in Abschnitt 4.3. Dort werden bestehende Ansätze anhand des entwickelten Bezugsrahmens (siehe Abschnitt 3.3) auf die Erfüllung der definierten Anforderungen hin analysiert und bestehende Lücken im aktuellen Forschungsstand offengelegt.

Es ist das Ziel, das Forschungsvorhaben der vorliegenden Arbeit an diesen Forschungslücken auszurichten und in Abschnitt 4.4 die eingangs formulierten Forschungsfragen bei Bedarf zu präzisieren. Damit beschreitet die vorliegende Arbeit den typischen Weg einer Literaturrecherche im Kontext „Management Science“, der nicht mit einer festgeschriebenen Forschungsfrage beginnt, sondern von einer konkreten Problemstellung ausgeht (Tranfield et al. 2003).

4.1 Methodik einer systematischen Literaturrecherche

Zu Beginn eines Forschungsprojektes ist eine Literaturrecherche durchzuführen (Webster und Watson 2002, S. 183). Das Ziel eines Literaturüberblicks ist es, den Wissensstand der bisherigen Forschung aufzuzeigen, zusammenzufassen und zu interpretieren. Der Literaturüberblick prüft dabei die bisherigen Forschungsarbeiten und identifiziert wichtige Lücken, um aus diesen den Bedarf an weiterführender Forschung ableiten zu können (Rowe 2014).

Die Herausforderungen der Literaturrecherche haben sich im Zeitalter der Digitalisierung grundlegend verändert: Während es früher vor allem darum ging, geeignete Literatur zu finden und Zugriff auf die Texte zu erlangen, stehen Forschende heute einer sehr großen Anzahl (online) verfügbarer Arbeiten gegenüber (Tranfield et al. 2003, S. 215). Vom Brocke et al. (2015) verdeutlichen dies mit dem Beispiel, dass heute mit wenigen Klicks mehr Literatur zur Verfügung steht als überhaupt analysiert werden kann. Forschende stehen somit vor großen Herausforderungen wenn sie sicherstellen möchten, dass sie ein Forschungsfeld vollumfänglich überblicken und ihre Forschungsergebnisse neu sind (Vom Brocke et al. 2015, S. 210). Tate et al. (2015) beobachten in diesem Zusammenhang eine Steigerung des Stellenwertes einer gründlichen Literaturrecherche. Die Autoren halten ein stärker systematisiertes und nachvollziehbares Vorgehen bei der Literaturrecherche für erforderlich, um der Forschungsgemeinschaft die Einschätzung der Qualität neuer Forschungsarbeiten zu ermöglichen (Tate et al. 2015, S. 108). Ein vollständiger Literaturüberblick enthält alle relevanten Forschungsarbeiten und ist nicht begrenzt auf einzelne Forschungsströme, Fachzeitschriften oder Regionen (Webster und Watson 2002, S. xvi). Klassische, nicht systematische Literaturrecherchen sind häufig nicht breit genug aufgestellt, sondern fokussieren einzelne Forschungsströmungen und laufen somit Gefahr, relevante Forschungsarbeiten zu übersehen (Tate et al. 2015).

Vom Brocke et al. (2009) fordern Sorgfalt („rigour“) in der Literaturrecherche. Sie definieren Sorgfalt als Kombination der zwei Aspekte Richtigkeit bzw. Gültigkeit („validity“) und Zuverlässigkeit („reliability“ oder „replicability“). Richtigkeit bezieht sich u.a. auf die richtige Auswahl der Suchbegriffe und der durchsuchten Datenbanken und Fachzeitschriften. Die Zuverlässigkeit bezieht sich im Sinne von Nachvollziehbarkeit auf die transparente Dokumentation des Rechercheprozesses. Dieser sollte für die Forschungsgemeinschaft sowohl gedanklich als auch praktisch nachvollziehbar sein. Vom Brocke et al. (2009) zeigen, dass selbst Literatur-Reviews aus hoch angesehenen Fachzeitschriften grundlegende Schwächen in der Sorgfalt, explizit in der Dokumentation des Rechercheprozesses, aufweisen. Als Ursache hierfür nennen die Autoren u.a. das Fehlen eines allgemeingültigen Regelwerks zur Durchführung und Dokumentation einer Literaturrecherche. Folglich entwickeln sie ein systematisches Vorgehen in fünf Phasen (Vom Brocke et al. 2009).

Der Literaturüberblick der vorliegenden Arbeit ist speziell auf ein Problem zugeschnitten und soll den bisherigen Forschungsstand vom eigenen Forschungsvorhaben abgrenzen. Dies ist typisch für Monografien von Doktoranden im europäischen Raum (Rowe 2014). Das Forschungsvorhaben ist dem Bereich der Management-Wissenschaften zuzuordnen, wo Literatur-Reviews häufig narrativ und wenig systematisch sind. Gründe hierfür sind der zumeist stark ausgeprägte Anwendungsbezug und die Vielfalt qualitativer und quantitativer Forschung im Gegensatz bspw. zur medizinischen Forschung (Tranfield et al. 2003). Um den zuvor geschilderten Qualitätsanspruch an die Literaturrecherche zu erfüllen, wird in dieser Arbeit ein systematisches Vorgehen angestrebt. Insbesondere für weniger etablierte Forschende erscheint dies sinnvoll, da sie im Gegensatz zu ihren etablierten Kollegen eine subjektive Auswahl und Bewertung der Literatur nicht auf tiefgreifende Erfahrung und Kenntnisse im jeweiligen Forschungsgebiet fußen können (Vom Brocke et al. 2015, S. 208).

Eine systematische Literaturrecherche lässt sich als wissenschaftliches, transparentes und reproduzierbares Vorgehen beschreiben (Tranfield et al. 2003, S. 209). Levy und J. Ellis (2006) gliedern eine systematische Literaturrecherche in die drei Schritte Eingabe („Input“), Verarbeitung („Processing“) und Ausgabe („Output“). Die Eingabe bilden die Ergebnisse des Suchprozesses, also die gefundene Literatur. Im Verarbeitungsschritt wird diese analysiert und synthetisiert, d.h. es werden Forschungsansätze gruppiert, voneinander abgegrenzt und im Hinblick auf Qualität und Ergebnisse bewertet. Die Ausgabe ist praktisch das Ergebnis der Literaturrecherche, d.h. der gewonnene Literaturüberblick, der Forschungslücken aufdeckt und die Möglichkeit bietet, neue Forschungsfragen abzuleiten.

Vom Brocke et al. (2009) erweitern diese Methodik und stellen ein systematisches Vorgehen in fünf Phasen vor. Die Schritte Verarbeitung und Ausgabe finden sich in der Phase VI (Analyse der Suchergebnisse) und der Phase V (Ableiten des Forschungsvorhabens) wieder. Den Schritt Eingabe betrachten Vom Brocke et al. (2009) etwas differenzierter in zwei separaten Phasen: Zunächst wird das Thema konzeptualisiert (Phase II), wobei besondere Aufmerksamkeit auf das Erkennen der zugrundeliegenden Konzepte und die Auswahl der richtigen Suchbegriffe gelegt wird. Anschließend erfolgt die eigentliche Suche (Phase III), in der die Auswahl der richtigen Quellen (u.a. Datenbanken) und die Formulierung des Suchterms im Mittelpunkt stehen. Zusätzlich definieren Vom Brocke et al. (2009) eine vorgelagerte Phase (Phase I), in welcher der ge-

plante Umfang und das Ziel der Literaturrecherche definiert wird. Dies erscheint insofern sinnvoll, als dass die übergeordnete Zielsetzung eines Literaturüberblicks Auswirkung auf den Umfang und Detailgrad der nachfolgenden Schritte hat. Abbildung 4-1 stellt die fünf Phasen des Modells übersichtlich dar.

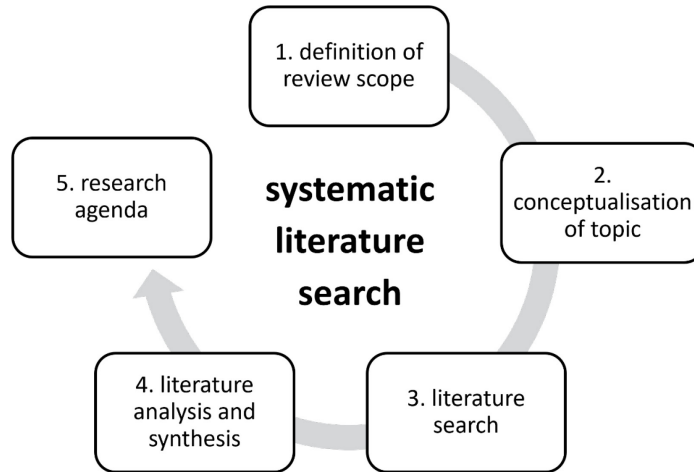


Abbildung 4-1: Systematische Literaturrecherche nach vom Brocke et al. (2009)

Das Modell aus Vom Brocke et al. (2009) bietet ein detailliertes und transparentes Vorgehen bei der systematischen Literaturrecherche. Es wurde beispielsweise von Hewing (2014) erfolgreich angewendet und in Bezug auf ein detaillierteres Dokumentieren der verwendeten Suchterme erweitert. Bei der nachfolgenden Literaturrecherche wird nach dem Modell von Vom Brocke et al. (2009) vorgegangen. Die Zielsetzung der Literaturrecherche wurde bereits eingangs geschildert. Abschnitt 4.2 beschreibt die Konzeptualisierung des Themas und identifiziert die relevanten Forschungsströme. Auf dieser Basis werden Suchterme gebildet und die Literaturrecherche durchgeführt. Abschnitt 4.3 analysiert die Ergebnisse. Diese werden im Abschnitt 4.4 zusammengefasst und das Forschungsvorhaben wird abgeleitet.

4.2 Konzeptualisierung und Abgrenzung des Forschungsfeldes

Basis einer systematischen Literaturrecherche ist zunächst die Konzeptualisierung des Themenfelds. Ohne Basiswissen zu grundlegenden Konzepten und Begriffen kann keine Suchanfrage aufgebaut werden (Vom Brocke et al. 2015, S. 215). Die Darlegung der Grundlagen in Kapitel 2 und die Abgrenzung und Beschreibung der Problemstellung in Kapitel 3 bilden diese Basis. Der detaillierte Anforderungsrahmen zeigt, welche Aspekte von den gesuchten Modellen berücksichtigt werden müssen. Einen Überblick über den Planungskontext bietet die hierarchische Planungsmatrix (siehe Abbildung 2-9, Seite 32). Anhand dieser werden nun die potenziell interessanten Forschungsfelder identifiziert.

Zunächst ist das Forschungsfeld APP von Interesse. Die APP bietet als aggregiertes, mittelfristiges Planungsmodul zur Ausplanung von Produktionsplänen eine passende Ausgangsbasis für die Analyse. Da das Forschungsfeld schon lange Bestand hat, gilt es zu prüfen, inwieweit klassische APP-Modelle erweitert wurden und zusätzliche Aspekte aus dem Anforderungsrahmen integrieren. Ein zweites Forschungsfeld ist das Sales and Operations Planning. Diese kann als Erweiterung der APP (Feng et al. 2008, S. 190) oder auch als Feedback-Schleife zwischen Produktions-

und Absatzplanung (Kilger und Wagner 2015, S. 127) verstanden werden. Ziel des Sales and Operations Planning ist die horizontale Integration aller Unternehmenseinheiten (Beschaffung, Produktion, Vertrieb und Distribution). Dies deckt sich mit dem übergeordneten Ziel der vorliegenden Arbeit, sodass eine Analyse vielversprechend erscheint.

Die Integration von Produktions- und Absatzplanung in Form einer Suche nach Alternativen zur Bedarfserfüllung (alternativer Modell-Mix) ist ein Kernaspekt der vorliegenden Problemstellung. Daher wird das Feld der Absatzplanung und Auftragsabwicklung als drittes Forschungsfeld nach relevanten Konzepten durchsucht. In den folgenden Abschnitten werden die drei Forschungsfelder anhand ausgewählter Arbeiten und Survey-Artikel vorgestellt und analysiert. Anschließend erfolgt die Ableitung konkreter Suchterme für die nachfolgende Datenbankabfrage.

4.2.1 Forschungsfeld Aggregierte Produktionsprogrammplanung

Das Optimierungsproblem der APP wurde in der Literatur bereits intensiv untersucht. Zahlreiche Wissenschaftler haben Methoden des Operational Research angewandt, um APP-Probleme in verschiedenen Branchen und unter Berücksichtigung unterschiedlicher Planungsaspekte auf wirtschaftliche (z.B. maximaler Deckungsbeitrag) oder operative (z.B. maximale Auslastung von Fertigungsanlagen) Ziele hin optimal zu lösen. Ein Beispiel für ein einfaches, lineares Modell stellen Günther und Tempelmeier (2012, S. 161ff.) vor. Erste Ansätze sind schon sehr früh zu finden, siehe zum Beispiel Holt et al. (1955) oder Charnes et al. (1955).

Nam und Logendran (1992) geben im Jahr 1992 einen ersten Überblick über die bis dahin veröffentlichten Modelle zum Thema APP. Dabei betrachten sie 140 Zeitschriftenartikel und 14 Buchkapitel und kategorisieren diese nach exakten und heuristischen Lösungsverfahren. Die vorgestellten Arbeiten implementieren bereits zahlreiche Aspekte einer APP. So werden unter anderem eine Veränderung der Produktionsrate durch bspw. Überstunden, Lernkurveneffekte beim Personalaufbau, die Möglichkeiten der Vorproduktion und Lagerung oder auch verspätete Auslieferungen betrachtet. Als ein wesentliches Ergebnis ihrer Studie präsentieren sie die Erkenntnis, dass die zahlreichen, wissenschaftlichen Untersuchungen in den seltensten Fällen in der operativen Praxis zum Einsatz kamen. Als Grund wird unter anderem fehlendes Verständnis der Managementebene für die Verfahren der mathematischen Optimierung genannt. Hinweise auf eine Integration von Zulieferkapazitäten werden im Review nicht gegeben. Bzgl. einer Integration der Absatzplanung werden die Arbeiten von Damon und Schramm (1972), Jaikumar (1974) und Leitch (1974) aufgezeigt. Diese Arbeiten nutzen einfache, lineare Nachfragefunktionen und betrachten nur ein einzelnes Produkt, sodass sie für die vorliegende Problemstellung nicht geeignet sind.

Einen aktuelleren Überblick über den wissenschaftlichen Diskurs zum Thema APP geben Cheraghalikhani et al. (2019). Sie untersuchen rund 70 Artikel aus den Jahren 1997 bis 2018. Dabei bilden sie sechs Kategorien, in denen sie die Modelle hinsichtlich des Informationsgrades (deterministische, stochastische und Modelle mit Fuzzy-Logik) und jeweils in Modelle mit einer oder Modelle mit mehreren Zielfunktionen unterscheiden. Zusätzlich werden die Studien bezüglich der angewandten Lösungsverfahren kategorisiert. Des Weiteren werten Cheraghalikhani et al. (2019) die gesammelte Literatur nach Berücksichtigung spezieller Planungsaspekte aus. Die vorgestellten Arbeiten berücksichtigen u.a. diverse Aspekte der Produktstruktur, der Personalplanung und des Produktionsprozesses. Explizite Hinweise auf Arbeiten, die eine Integration der

Absatzplanung oder der Beschaffungsplanung (Teilekapazität) modellieren, werden nicht gegeben. Dementsprechend sehen die Autoren weiteren Forschungsbedarf u.a. in der Ausweitung der Planung auf die Supply Chain und in einer Betrachtung der Kapazitätsauslastung. Letzteres könnte durch eine stärker kapazitätsorientierte, integrierte Produktions- und Absatzplanung, welche im Fokus der vorliegenden Arbeit liegt, erreicht werden.

Eine aktuelle Literaturübersicht zum Thema APP bei Unsicherheit geben Jamalnia et al. (2019). Sie untersuchen 92 Studien aus den Jahren 1970 bis 2018 und setzen den Schwerpunkt auf eine Kategorisierung nach Lösungsverfahren und Branche. Während elf Studien im weiteren Sinne in die Kategorie „Produktion von Maschinen und Maschinenteilen“ fallen, ist keine Studie direkt der Automobilproduktion zugeordnet. Des Weiteren ordnen die Autoren den Großteil der Forschungsarbeiten dem Bereich der mathematischen Programmierung (stochastisch und Fuzzy-Logik) zu und machen deutlich, dass nur wenige Studien im Bereich der Metaheuristiken oder der Simulation existieren. Weiteren Forschungsbedarf sehen die Autoren u.a. im Bereich der rollierenden, iterativ ablaufenden Planung und in der Betrachtung von flexiblen Produktionsanlagen oder Nachhaltigkeitsaspekten. Bezüglich einer Integration der Absatzplanung gibt es einen Hinweis, der allerdings schwer zu interpretieren ist: Die vorgestellten Arbeiten werden bzgl. der APP-Strategie klassifiziert. Hier zeigen die Autoren auf, dass alle Arbeiten eine Kombination aus begleitender und nivellierender PP (Mixed Level and Chase Strategy) anwenden. Daneben existiert nur eine Arbeit, die auch die „Demand Management Strategy“ verfolge. Hier sehen die Autoren weiteren Forschungsbedarf. Leider grenzen Jamalnia et al. allerdings weder ab, was sie unter einer „Demand Management Strategie“ verstehen, noch geben sie an, welche der 92 untersuchten Arbeiten sie dieser Strategie zuordnen.

Detaillierte Untersuchungen zur APP sind auch im Bereich der deutschsprachigen Dissertationen zu finden. Sillekens (2008) bearbeitet die APP im Kontext der Automobilindustrie und legt den Fokus auf die Personaleinsatzplanung. Aus diesem Blickwinkel bietet der Autor einen detaillierten Überblick über bestehende Modellierungsansätze der APP. Im eigenen Modell implementiert Sillekens insbesondere die Logik von Arbeitszeitkonten und berücksichtigt parallele, mehrstufige Produktionslinien sowie den Wechsel des zugeordneten Personals zwischen diesen. Es werden intensive Laufzeitanalysen angefertigt und Heuristiken entwickelt, um ein effektives Entscheidungsunterstützungssystem aufzubauen. Zudem wird die Sicherstellung einer gewissen Mindestauslastung der Produktionskapazität berücksichtigt. Zulieferkapazitäten werden nicht betrachtet. Der Bedarf wird als fixe Einflussgröße angenommen. Teile des Modells werden in Sillekens et al. (2011) aufgegriffen.

Volling (2009) liefert mit der Strukturierung des Aufgabenbereichs der auftragsbezogenen Planung in einer variantenreichen Serienfertigung die Basis für die Konzeptualisierung des Betrachtungsfelds dieser Arbeit. Die Untersuchung selbst umfasst allerdings den taktischen, operativen Planungshorizont und die Planung von spezifizierten Kundenaufträgen. Der Autor entwickelt zwei separate Modelle zur Auftragsannahme und zur HPP und definiert koordinierende Abstimmungsmechanismen, um das übergeordnete Planungsproblem integriert zu lösen. Eine Betrachtung von Teilekapazitäten erfolgt dabei jedoch nicht und ebenso wird kein Einfluss auf den Absatzplan genommen.

Wittek (2013) befasst sich im mittelfristigen, operativen Planungshorizont mit der standortübergreifenden Programmplanung in der Automobilindustrie. Dabei definiert der Autor das Planungsproblem der Zuordnung von Auftragsvolumen zu Produktionsstandorten als neues Problem, das aufgrund der zunehmend flexibilisierten und global verteilten Produktionsnetzwerke der OEM im Detail betrachtet werden sollte. Das Entscheidungsfeld umspannt dabei die Allokation von Bedarf zu Produktionsstätten, die zeitliche Einplanung (Vorproduktion/Bestandsaufbau oder Nachproduktion/verspätete Lieferung) und die mögliche Erweiterung der Produktionskapazitäten. Die Nachfrage wird als gegeben betrachtet und Zulieferkapazitäten finden keine Berücksichtigung. Die Integration einer Bedarfssteuerung wird jedoch als weiterführendes Forschungsfeld vorgeschlagen (Wittek 2013, S. 232).

Hoffmann (2017b) stellt ein Modell zur Entscheidungsunterstützung einer APP bei Fließfertigung in mehrstufigen Produktionsprozessen am Beispiel der Automobilindustrie vor. Dazu wird auf Basis eines nicht monetären Kennzahlensystem eine Mehrzieloptimierung aufgebaut, deren Parametrisierung intensiv untersucht wird. Es werden eine rollierende Planung sowie eine Erweiterung um eine tagesgenaue Detailplanung implementiert. Betrachtet werden verschiedene Aspekte der Produktionskapazität, jedoch keine Teilekapazitäten. Der Bedarf wird deterministisch vorgegeben und muss vom Modell komplett erfüllt werden. Terminabweichungen werden in der Zielfunktion bestraft. Das Modell bietet keine Ansätze zur Integration der Absatz- oder Beschaffungsplanung.

Zusammenfassend zeigt sich, dass eine Integration der Handlungsfelder Bedarf [B] und Teilekapazität [K2] nicht Bestandteil klassischer APP-Modelle ist. Diese fokussieren sich im Wesentlichen auf Flexibilitätsinstrumente bzgl. der Produktionskapazität [K1]. Jedoch zielen viele Modelle auf eine Nivellierung des Bedarfs ab, was dem Handlungsfeld [B23] (zeitliche Verfügbarkeit) im Bereich der Bedarfsanpassung zugeordnet werden kann. Abbildung 4-2 zeigt in Bezug auf die Einflussgrößen, die auf ein Produktionsprogramm wirken (vgl. Abbildung 2-11, Seite 35), inwieweit diese in klassischen APP-Modellen als Handlungsspielraum genutzt werden.

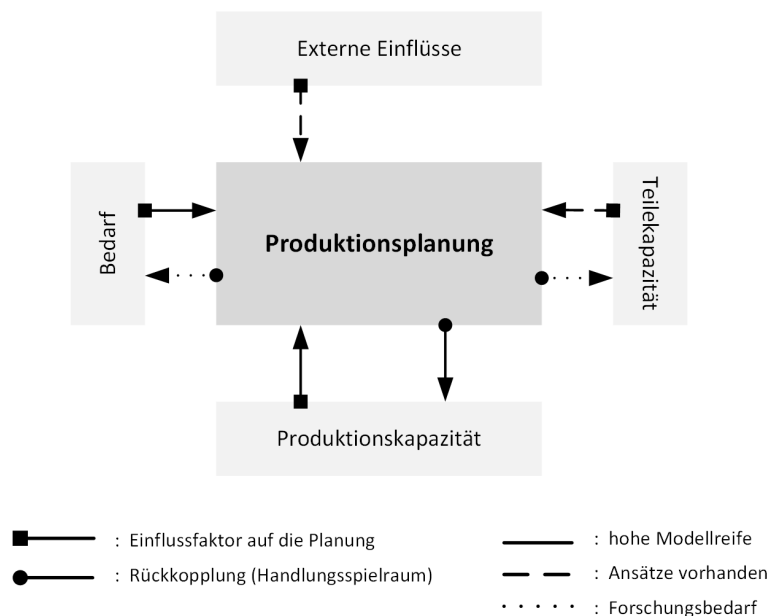


Abbildung 4-2: Reifegrad der Integration angrenzender Bereiche in APP Modellen

Um dennoch Arbeiten zu finden, die explizit weitere Handlungsfelder in die APP integrieren, wird ein mehrteiliger Suchterm aufgebaut. Abbildung 4-3 stellt den Suchterm schematisch dar. Der dreiteilige Aufbau des Teils „Planungskonzept“ orientiert sich an der Vorgehensweise von Pereira et al. (2020). Um die Zahl der Suchergebnisse nicht zu groß werden zu lassen, werden die Ergebnisse auf aktuelle Arbeiten (ab Veröffentlichungsdatum 2010) und auf Arbeiten mit mathematischen Modellen begrenzt.

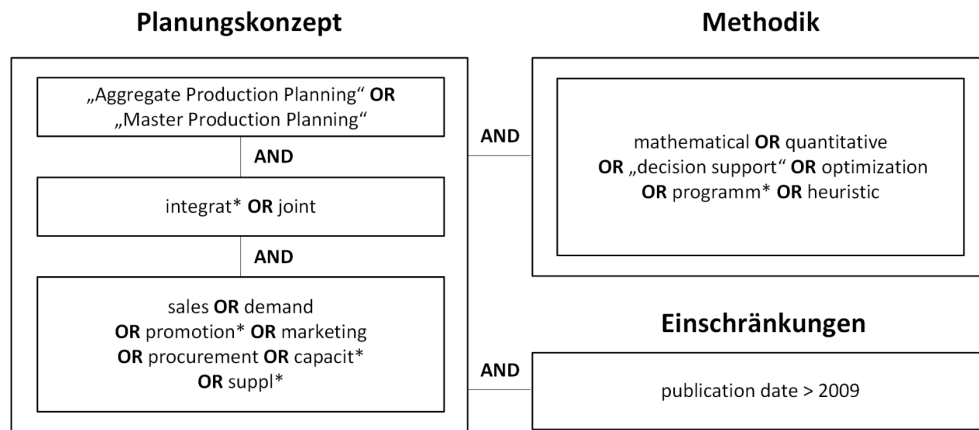


Abbildung 4-3: Suchterm im Forschungsfeld APP

4.2.2 Forschungsfeld Sales and Operations Planning

Das Forschungsfeld Sales and Operations Planning (S&OP) beschäftigt sich mit der Integration der Pläne aus den verschiedenen Geschäftseinheiten eines Unternehmens. Dabei soll ein Gleichgewicht zwischen Produktions- und Zulieferkapazitäten auf der einen Seite und Kundenbedarf auf der anderen Seite erreicht werden. Zudem sollen die strategischen Ziele mit dem operativen Produktionsgeschehen synchronisiert werden (Tavares Thomé et al. 2012). Fleischmann et al. (2015) führen den Begriff Sales and Operations Planning auf Ling und Goddard (1988) zurück und beschreiben das Konzept als:

„intensive, mainly horizontal, possibly bi-directional information exchange between sales-oriented (like marketing, promotions’ planning, pricing, forecasting) and operations-oriented (like procurement, production, distribution) functional departments of a company on a mid-term, aggregate level, which is, e.g., executed at predefined dates in monthly planning rounds.“

(Fleischmann et al. 2015, S. 82)

Ein Kernaspekt des S&OP ist die integrierte Betrachtung von Produktions- und Absatzplanung und damit die Abstimmung von Bedarf und Kapazitäten durch die parallele Einflussnahme auf einerseits den Bedarf und andererseits die Kapazitäten (Feng et al. 2008, S. 190). Dies deckt sich sehr gut mit der Zielstellung der vorliegenden Arbeit. S&OP kann als Erweiterung einer APP um die Betrachtung des Bedarfs als weitere Entscheidungsvariable angesehen werden (Albrecht et al. 2015, S. 173). Die gezielte Einflussnahme auf den Bedarf zur Steigerung der Kapazitätsauslastung und damit zur Vermeidung remanenter Kapazitätskosten steckt aber nach Tuomikangas und Kaipia (2014) noch in den Kinderschuhen. Übergeordnetes Ziel des S&OP ist es, langwierige, iterative Planungsprozesse abzulösen und durch eine ganzheitliche Betrachtung über mehrere Organisationseinheiten hinweg einen Konsens in Form eines abgestimmten Produktionsplans zu schaffen (Pereira et al. 2020, S. 20). Der Betrachtungsumfang von S&OP Ansätzen schwankt je

nach Kontext der Untersuchungen recht stark (Nabil et al. 2018). Neben der Integration von Produktions- und Absatzplanung sind häufig auch die Module Beschaffungs- und Distributionsplanung Teil eines S&OP (vgl. Pereira et al. 2020). Abbildung 4-4 zeigt den Betrachtungsumfang im Kontext der hierarchischen Planungsmatrix. Einen guten Überblick über die Entwicklung des Forschungsfeldes S&OP bieten Olhager (2003) oder der Literaturüberblick in Feng et al. (2008).

In der Literatur sind unterschiedliche Kategorien von Untersuchungen zum Thema S&OP zu finden. Neben klassischen Literaturüberblicken⁵³ sind dies zum einen Arbeiten, die sich vor allem aus organisatorischer und prozessualer Sicht mit der Implementierung eines S&OP und den zugehörigen Erfolgsfaktoren und Hindernissen beschäftigen (z.B. Stentoft et al. 2020; Pedroso et al. 2016; Palmatier 2003). Dazu gehören auch Arbeiten, die branchenspezifische Fallstudien präsentieren (z.B. Alvekrans et al. 2016; Oliva und Watson 2011; Godsell et al. 2010). Zum anderen beschäftigt sich ein weiterer Forschungsstrang mit der Reife des S&OP und der Frage, anhand welcher Kennzahlen diese in einem Unternehmen gemessen werden kann (z.B. Ghrab und Sali 2020; Hulthén et al. 2016; Grimson und Pyke 2007).

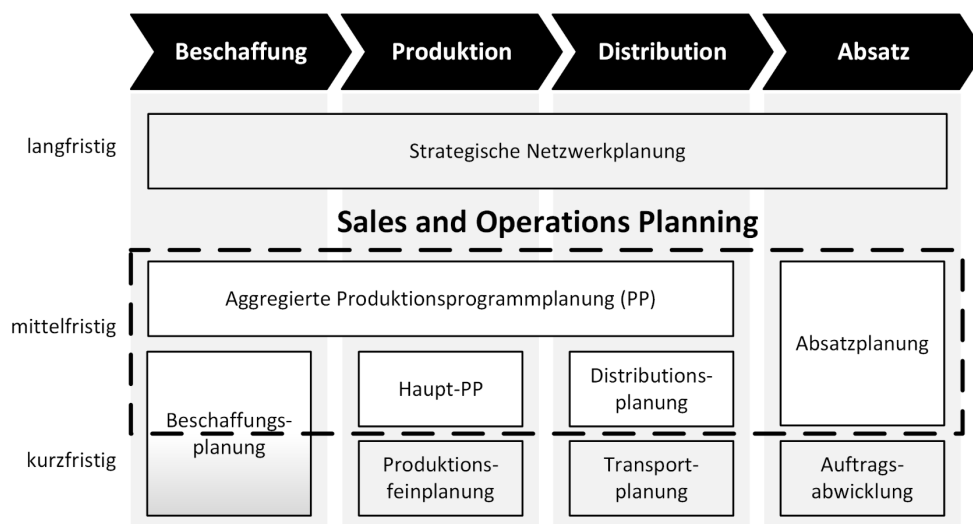


Abbildung 4-4: Betrachtungsumfang des Sales and Operations Planning⁵⁴

Neben diesen Ansätzen gibt es verhältnismäßig wenige Untersuchungen, die eine modellbasierte Analyse zur Entscheidungsunterstützung für ein S&OP präsentieren (Pereira et al. 2020). Pereira et al. (2020) bieten einen aktuellen Literaturüberblick über ebensolche Ansätze und analysieren auf Basis einer systematischen Literaturrecherche 103 Arbeiten im Detail. Diese werden u.a. nach Umfang der Integration und nach der Lösungsmethodik klassifiziert. Zudem wird ein Überblick über die berücksichtigten Entscheidungsaspekte geboten. Die Analyse zeigt auf, dass in diesem Forschungsfeld vielversprechende Ansätze zu finden sind, die teilweise direkt aus dem Kontext Automobilproduktion stammen⁵⁵. In ihrem Fazit kommen Pereira et al. zum Schluss, dass noch immer eine große Lücke zwischen der wissenschaftlichen Vision einer vollständig integrierten Planung und dem aktuellen Umsetzungsstand der Praxis existiert. Weiteren For-

⁵³ Siehe Pereira et al. 2020; Kristensen und Jonsson 2018; Nabil et al. 2018; Noroozi und Wikner 2017; Lund und Raun 2017; Tuomikangas und Kaipia 2014; Tavares Thomé et al. 2012; Grimson und Pyke 2007.

⁵⁴ In Anlehnung an Meyr et al. 2015, S. 103 und Feng et al. 2008, S. 193.

⁵⁵ Siehe Lim et al. 2017; Zhang et al. 2011.

schungsbedarf sehen die Autoren daher im Aufbau fortgeschrittener Modelle unter Berücksichtigung praxisbezogener Komplexität. Auch Kristensen und Jonsson (2018, S. 40) beschreiben die Analyse von Komplexität im Rahmen von S&OP als zukünftiges Forschungsfeld. Ebenso fordern Grimson und Pyke (2007) den Aufbau fortgeschrittener und realistischer Modelle für die Praxis.

Zusammenfassend zeigt sich, dass in Bezug auf die Fragestellung der vorliegenden Arbeit weiterer Forschungsbedarf im Forschungsfeld S&OP existiert. Zugleich lassen sich vermutlich Ansätze mit hoher Relevanz in Bezug auf eine integrierte Planung von Produktion und Absatz finden. Daher sollte das Forschungsfeld in die Literaturrecherche mit einbezogen werden. Der Suchterm zum Forschungsgebiet Sales and Operations Planning setzt sich aus zwei Teilen zusammen. Zum einen ist dies die Benennung des Konzepts mit verschiedenen Schreibweisen der Abkürzung (Teil „Planungskonzept“). Zum anderen sollen die Suchergebnisse auf Arbeiten mit mathematischen Entscheidungsmodellen begrenzt werden (Teil „Methodik“). Abbildung 4-5 stellt den Suchterm schematisch dar.

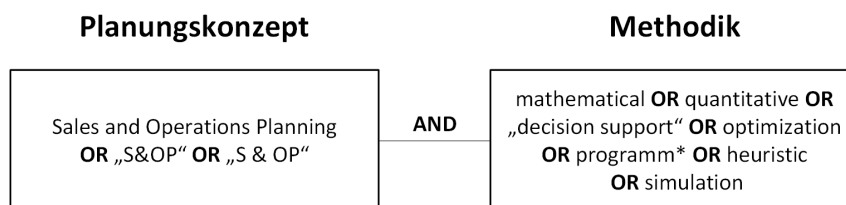


Abbildung 4-5: Suchterm im Forschungsfeld S&OP

4.2.3 Forschungsfeld Absatzplanung und Auftragsabwicklung

Aufgrund der Größe dieses Themenfelds muss der Betrachtungswinkel gezielt eingeschränkt werden, da es unmöglich ist, sämtliche möglicherweise relevanten Forschungsströme zu untersuchen. Ein großer Teil der mittel- bis langfristig orientierten Marketing-Literatur beschäftigt sich mit Bedarfsprognosen und Nachfragemodellen. Häufig werden hierbei Konsumgüter oder Produkte, die in ähnlicher Form häufig abgesetzt werden und für die somit eine solide Datenbasis gebildet werden kann, betrachtet. Für hochgradig konfigurierbare Produkte wie bspw. Automobile ist dies schwieriger. Gemäß der Abgrenzung der Problemstellung (vgl. Abschnitt 3.2) ist es explizit nicht Ziel der vorliegenden Arbeit, ein detailliertes Preis-Nachfragemodell im Umfeld stark konfigurierbarer Produkte aufzubauen, sondern einen alternativen Lösungsansatz zur Integration der Absatzplanung in Form von Anpassungen im Modell-Mix zu erarbeiten. Vor diesem Hintergrund soll gezielt nach Konzepten und Methoden gesucht werden, die eine alternative Bedarfserfüllung (Substitution) ermöglichen und bewertbar machen. Dazu werden im Folgenden zunächst Review-Artikel untersucht, die einen Überblick über die Ansätze zur Integration von Produktions- und Absatzplanung bieten. Anschließend werden interessante Konzepte aufgegriffen und eine Datenbankabfrage aufgebaut.

Martínez-Costa et al. (2013) bieten einen Literaturüberblick über Ansätze zur integrierten Planung von Marketing- und Produktionsproblemen im industriellen Umfeld. In einer nicht näher beschriebenen Literaturrecherche werden zunächst 54 Arbeiten geprüft. Von diesen werden 18 Artikel detailliert betrachtet, da ausschließlich diese Arbeiten ein mathematisches Optimierungsmodell präsentieren. Auf der Marketing-Seite betrachten die Arbeiten Fragestellungen

bzgl. des Preises (10 Arbeiten), bzgl. verkaufsfördernder Maßnahmen („promotions“, 2 Arbeiten) oder eine Kombination aus beidem (6 Arbeiten). Alle Arbeiten modellieren eine Preis-Nachfrage-Funktion. Der Großteil der Arbeiten (14 von 18) betrachtet nur ein einzelnes Produkt. Keine der Arbeiten erlaubt eine verspätete Bedarfserfüllung („back orders“), womit das Handlungsfeld des zeitlichen Ausgleichs zwischen Planungsperioden (Handlungsfeld [B23]) nicht genutzt wird. Zwei Arbeiten wird eine gute Eignung für große Probleminstanzen zugesprochen, was als Hinweis für eine Übertragbarkeit auf komplexe Praxisprobleme verstanden werden kann. Allerdings behandeln diese Arbeiten Losgrößenprobleme und keine Fließfertigung. Eine Forschungslücke sehen die Autoren in der Berücksichtigung von Kapazitätsrestriktionen. Der Literaturüberblick zeigt keine Arbeit auf, die den Anforderungen der vorliegenden Problemstellung gerecht wird.

Einen weiteren Review quantitativer Modelle zur kombinierten Betrachtung von Produktions- und Absatzplanungsproblemen bietet Tang (2010). Der Autor unterscheidet verschiedene Modellklassen, u.a. Modelle zur Planung der Preisgestaltung, der Produktentwicklung oder der Auswahl von Kundengruppen und Vertriebskanälen. Diese Problemstellungen decken nicht das Ziel der vorliegenden Arbeit ab. Interessante Aspekte könnte jedoch die Klasse der Sortimentsplanungsmodelle („Product Assortment Models“) bieten (Tang 2010, S. 30). Diese befassen sich u.a. mit der Problemstellung, welche Produkte aus einer Gruppe ähnlicher Produkte angeboten werden sollen, um den Kundenbedarf möglichst gut abzudecken (Pentico 2008). Da aufgrund von knappen Ressourcen (bspw. begrenzte Ausstellfläche in einem Supermarkt) nicht alle möglichen Produkte einer Produktgruppe angeboten werden können, erfolgt eine Auswahl unter Antizipation des Substitutionsverhaltens der Kunden (Shin et al. 2015). Der Aspekt der Substitution berücksichtigt die Wahrscheinlichkeit, dass sich Kunden für ein anderes Produkt entscheiden, wenn das präferierte Produkt nicht zur Verfügung steht und ist somit ein zentraler Bestandteil bei der Modellierung von Sortimentsplanungsproblemen (Kök et al. 2015, S. 182 ff.). Eine solche Substitution lässt sich im Sinne der vorliegenden Problemstellung auch als alternative Erfüllung eines Kundenbedarfs (Handlungsfeld [B22]) verstehen. Deshalb werden das Konzept **Substitution** und das Themenfeld **Sortimentsplanung** als Forschungsfelder für die weiterführende Literaturanalyse ausgewählt.

Neben der Substitution sollen weitere potenziell interessante Forschungsfelder aufgedeckt werden. Einen detaillierten Überblick über Ansätze zur Planung von Kapazitäten und Aufträgen in der Automobilindustrie geben Volling et al. (2013). Die Autoren entwickeln einen umfassenden Bezugsrahmen zur Einordnung bestehender Arbeiten. Interessanterweise werden die beiden Bereiche Kapazität und Bedarf (Aufträge) ausschließlich getrennt voneinander betrachtet. Auf der Seite der Kapazitäten unterscheiden die Autoren drei Forschungsstränge. Dies sind erstens die langfristige, strategische Kapazitätsplanung über ganze Wertschöpfungsnetzwerke hinweg, zweitens die mittel- bis langfristige Planung des Flexibilitätslevels der Kapazitäten und drittens die mittel- bis kurzfristige, dezentrale (innerhalb einer Produktionsstätte) Anpassung bzw. Allokation von Produktionskapazitäten in Bezug auf einen schwankenden Bedarf. Eine mittelfristige Anpassung der Zulieferkapazitäten ist in den betrachteten Arbeiten nicht berücksichtigt und wird dementsprechend als Forschungsbedarf deklariert (Volling et al. 2013, S. 258). Auf der Seite der Planung von Aufträgen unterscheiden die Autoren zwischen einerseits der dezentralen Auftragsannahme und Zuteilung der Aufträge zu Produktionsstätten und andererseits der zentralen

Produktionsfeinplanung. Damit liegt der Fokus auf der Bearbeitung spezifizierter Kundenaufträge und nicht auf der mittelfristigen Verarbeitung von Prognosen gemäß der Zielstellung der vorliegenden Arbeit. Eine Ausnahme bildet hierbei die Planungsaufgabe Auftragserzeugung („order generation“). Diese wird definiert als die Konfiguration virtueller Aufträge (BTS-Aufträge, vgl. Abschnitt 2.1.2) zur Erfüllung von Kundenbedarfen, deren gewünschte Lieferzeit so kurz ist, dass eine auftragspezifische Fertigung nicht möglich ist (Volling et al. 2013, S. 243). Dabei müssen die konfigurierbaren Produkte unter Berücksichtigung mittelfristig fixer Kapazitäten so spezifiziert werden, dass sie eine möglichst hohe Absatzwahrscheinlichkeit bzw. Marktattraktivität aufweisen. Dies kommt der Problemstellung der vorliegenden Arbeit nahe, im Falle von Ressourcenengpässen alternativ spezifizierte Produkte zur Kompensation zu identifizieren. Daher kann auch das Forschungsfeld **Auftragserzeugung** interessante Ansätze in Bezug auf eine alternative Erfüllung von Kundenbedarfen [B22] bieten und wird im am Ende des Abschnitts aufgegriffen.

Neben den dargestellten Ansätzen besteht eine Vielzahl weiterer Konzepte. Für den kurzfristigen Planungshorizont gibt Matzke (2016) einen Überblick über Ansätze zur Nachfragesteuerung. Der Autor unterscheidet dabei Ansätze aus der Produktionswirtschaft, Ansätze aus dem Bereich Revenue Management und Ansätze der Preisbildung. Abbildung 4-6 stellt die Klassifizierung übersichtlich dar.

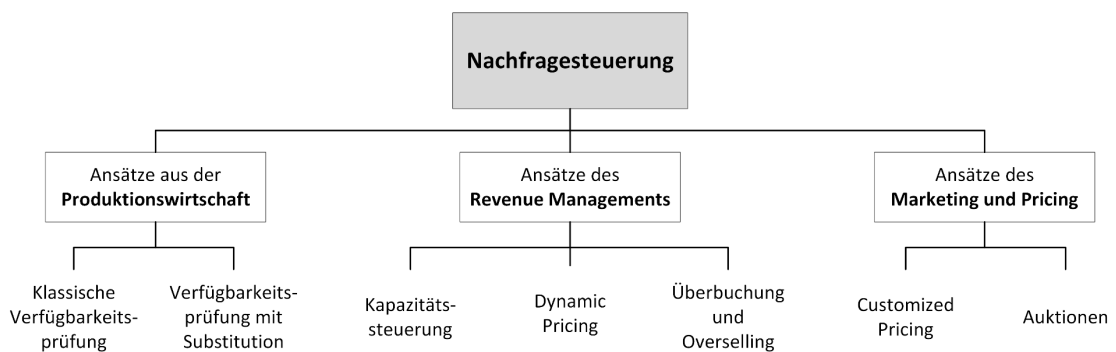


Abbildung 4-6: Klassifizierung von Ansätzen zur Nachfragesteuerung nach Matzke⁵⁶

In der Produktionswirtschaft hat sich bei der Auftragsannahme die Verfügbarkeitsprüfung etabliert. Eintreffende Kundenanfragen werden dabei mit dem aktuell verfügbaren Lagerbestand an fertigen Produkten sowie den für die Produktion eingeplanten, aber noch keinem Kunden zugeordneten BTS-Aufträgen abgeglichen, um einen realistischen Liefertermin nennen zu können (Pibernik 2005, S. 241). Für den noch zur Disposition stehenden Bestand an fertigen Produkten und Produktionsaufträgen hat sich der Begriff Available-To-Promise (ATP) etabliert (Ball et al. 2004; Pibernik 2005). Das ATP-Volumen entspricht dem noch verfügbaren Volumen in den Schaugläsern, welche im Rahmen der HPP vorgestellt wurden (vgl. Unterabschnitt 2.2.3). Ein Beispiel für einen ATP-Suchalgorithmus zeigen Kilger und Meyr (2015, S. 190ff.). Werden bei der Verfügbarkeitsprüfung auch unverplante Kapazitäten geprüft, wird von Capable-To-Promise (CTP) gesprochen (Volling et al. 2013, S. 243). Dies ist vor allem bei der Auftragserfüllungsstrategie virtual BTO in der Automobilindustrie von Bedeutung, wo Kundenaufträge aus dem Lagerbestand, dem Bestand an Produktionsaufträgen oder den freien Kapazitäten bedient werden können (Brabazon und MacCarthy 2006a). Das Forschungsfeld Verfügbarkeitsprüfung ist somit

⁵⁶ Matzke 2016, S. 45ff.

begrenzt auf eine möglichst gute Erfüllung eines feststehenden Bedarfs und deckt damit lediglich die Anforderungen [B21] und [B23] ab, nicht aber eine alternative Bedarfserfüllung ([B22]). Eine Ausnahme bildet auch hier das Befriedigen von Kundenbedarfen durch Substitute (Pibernik 2005, S. 241).

Das Forschungsfeld Revenue Management entstammt ursprünglich dem Service-Bereich, findet heute aber auch in der Industrie Anwendung. Einen aktuellen Überblick über entsprechende Modelle bieten Klein et al. (2020). Im Vergleich zur Verfügbarkeitsprüfung wird hier versucht, den Bedarf durch Kundensegmentierung und Preisgestaltung aktiv zu steuern (Quante et al. 2009, S. 84). Eine alternative Bedarfserfüllung wird allerdings auch hier nur durch die Berücksichtigung von Substitution erreicht (vgl. bspw. Ben Ali et al. 2018b). Relevante Arbeiten sollten also bereits mit dem Suchwort „Substitution“ erfasst werden können.

Zusammenfassend zeigte die Analyse übergreifender Review-Artikel, dass die Themenfelder **Substitution**, **Produktsortiment** und **Auftragserzeugung** möglicherweise interessante Ansätze zur Lösung der vorliegenden Problemstellung bieten. Im Folgenden werden diese Themenfelder genauer betrachtet und ein Suchterm für die Datenbankabfrage gebildet.

Shin et al. (2015) klassifizieren neben den bereits beschriebenen Sortimentsplanungsmodellen (Assortment Planning) Modelle zur Bestandsplanung (Inventory Decision), Kapazitätsplanung (Capacity Planning) und Preisgestaltung (Pricing Decision). Die Unterscheidungsmerkmale sind die Richtung der Substitution (einseitig, bspw. nur in Richtung höherwertiger Produkte, oder beidseitig) und der Substitutionsmechanismus, der den Beweggrund eines Kunden darstellt, sich für ein Substitut zu entscheiden (vgl. Tabelle 4-1). Ergänzend dazu präsentiert Lang einen sehr detaillierten Klassifizierungsrahmen, der zahlreiche Charakteristika zur Beschreibung von Produktsubstitution bietet (Lang 2010, S. 98 ff.). Der Autor selbst befasst sich mit der unternehmerorientierten Substitution in Produktionsplanungsproblemen mit Losgrößenfertigung.

Tabelle 4-1: Modelle zur Planung von substituierbaren Produkten nach Shin et al. (2015)

Bezeichnung	Entscheidungssituation	Substitutions-Mechanismus
Sortimentsplanung (Assortment Planning)	Auswahl einer begrenzten Anzahl an Produkten aus einer größeren Menge potenziell verfügbarer Produkte innerhalb einer Produktkategorie.	Wunschprodukt nicht verfügbar (nicht im Sortiment)
Bestandsplanung (Inventory Decision)	Bestimmung der eingekauften bzw. produzierten Mengen je Produkten im Sortiment für eine Absatzperiode.	Wunschprodukt nicht verfügbar (ausverkauft)
Kapazitätsplanung (Capacity Planning)	Dimensionierung der Kapazitäten zur Produktbereitstellung.	Wunschprodukt nicht verfügbar (ausverkauft)
Preisgestaltung (Pricing Decision)	Setzen des Preises für Produkte, sodass Kunden einen Anreiz erhalten, bestimmte Produkte zu kaufen oder zu substituieren.	Preis für das Wunschprodukt ist zu hoch (im Vergleich zu möglichen Substituten)

Die Planungsmodelle nach Shin et al. (2015) (siehe Tabelle 4-1) treten auch in unterschiedlichen Kombinationen auf. Häufig werden bspw. Sortiments- und Bestandsplanung simultan betrachtet. Die Problemstellung der vorliegenden Arbeit geht von einer aktiven Entscheidung des Unternehmens aus, im Falle von Ressourcenengpässen alternative Produktkonfigurationen (Substitute) anzubieten. Damit steht die Antizipation des Kundenverhaltens im Fokus. Im mittelfristigen Planungshorizont soll das Kapazitätsgerüst so ausgerichtet werden, dass durch Bereitstellung von Substituten mit hoher Absatzwahrscheinlichkeit eine möglichst gute Abdeckung des ursprünglichen Kundenbedarfs erreicht wird. Damit sind die Klassen der Bestands- und Kapazitätsplanung besonders relevant. Diese Begriffe sind jedoch sehr allgemein gehalten und begrenzen sich nicht auf Planungsprobleme mit substituierbaren Produkten. In der Literatur wird der Begriff **Produktsortimentsplanung** („Assortment Planning“) teilweise als übergreifender Begriff für Planungsmodelle mit Substitution verwendet, so zum Beispiel in Kök et al. (2015). Deshalb sollte dieser Begriff im Suchterm berücksichtigt werden.

Das Themenfeld **Auftragserzeugung** im Kontext der Automobilproduktion wurde im Literaturüberblick von Volling et al. (2013) vorgestellt. Die Autoren führen jedoch nur wenige Arbeiten auf, die eine Auftragserzeugung modellieren (vgl. Volling et al. 2013, Tabelle 5 S. 253). Das virtual BTO-Modell aus den Arbeiten von Brabazon und MacCarthy (2006a) und Brabazon et al. (2010) erzeugt Aufträge in zufälliger Reihenfolge, basierend auf einer Häufigkeitsverteilung (Brabazon und MacCarthy 2006a, S. 521f.). Damit gibt es keine Kundenorientierung in der Auftragserzeugung und der Ansatz ist nicht für die vorliegende Problemstellung geeignet. Des Weiteren werden die deutschen Dissertationen von Stautner (2001) und Hayler (1999) aufgeführt, welche sich mit Vorschlagssystemen für Händler beschäftigen. Dort werden Konfigurationen für eine Menge an vom Händler zu bestellenden Fahrzeugen generiert, die auf verschiedene Zielstellungen optimiert werden. Die Ansätze werden in einer weiteren Dissertation von Müller-von der Ohe (2015) weiterentwickelt. Diese Arbeit bietet unter anderem interessante Ansätze zur Quantifizierung der Ähnlichkeit verschiedener Fahrzeugkonfigurationen (Müller-von der Ohe 2015, S. 94ff.). Um entsprechende Ansätze aufzugreifen, soll auch das Themenfeld Auftragserzeugung im Kontext konfigurierbarer Produkte in die Literaturrecherche aufgenommen werden.

Die Analyse des Forschungsfelds Absatzplanung und Auftragsabwicklung zeigt verschiedene relevante Konzepte, welche mit dem Suchterm in Abbildung 4-7 aufgegriffen werden. Als Planungskonzepte werden die Begriffe Substitution, Produktsortimentsplanung und Auftragserzeugung sowie unterschiedliche, begriffliche Abwandlungen mit dem Themenfeld Produktionsplanung gekoppelt. Darüber hinaus sollen die Ergebnisse auf Arbeiten im Kontext der Automobilindustrie oder ähnlicher, konfigurierbarer Produkte sowie auf quantitative Optimierungsmodelle beschränkt werden. Die Suchergebnisse werden auch hier auf Arbeiten ab 2010 beschränkt.

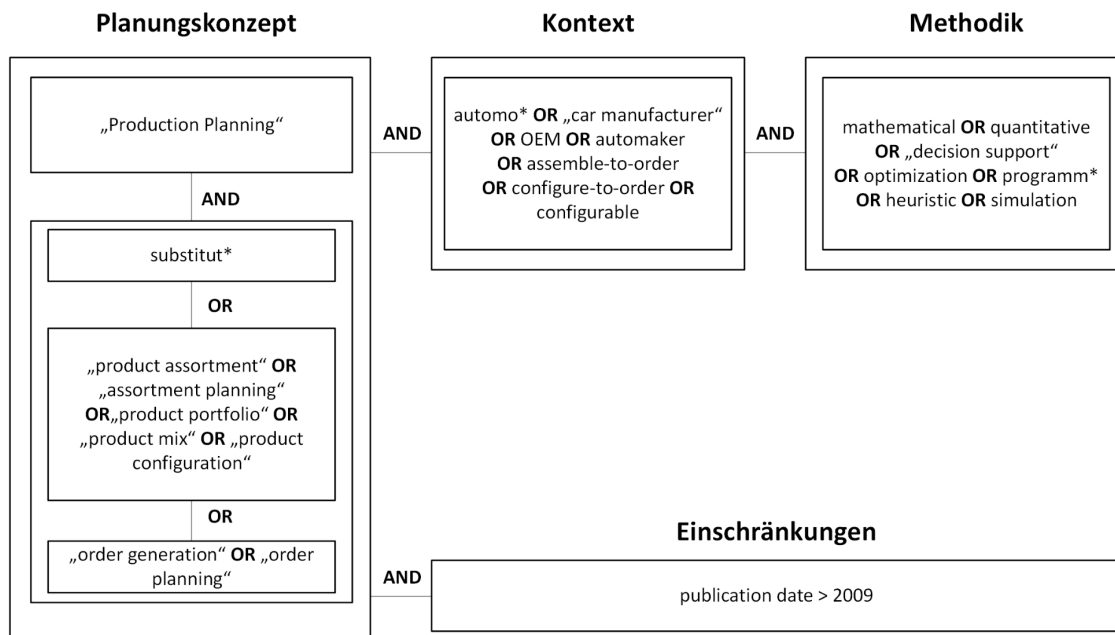


Abbildung 4-7: Suchterm im Forschungsfeld Absatzplanung und Auftragsabwicklung

4.3 Literaturrecherche

Die nachfolgenden Unterabschnitte zeigen die Ergebnisse der systematischen Literaturrecherche für die in Abschnitt 4.2 identifizierten Forschungsfelder. Die initiale Abfrage der Daten erfolgte im Februar und April 2021. Eine ergänzende Abfrage wurde im Juni 2024 durchgeführt. Es wurden die Datenbanken Scopus, Web of Science (WOS) und IEEE zur Recherche genutzt.

4.3.1 Ergebnisse Aggregierte Produktionsprogrammplanung

Die Datenbankrecherche für das Forschungsgebiet APP führte zu 73 Treffern, davon 18 Duplikate. Die resultierenden 55 Arbeiten wurden auf Basis der Abstracts auf Relevanz geprüft, woraufhin 18 Arbeiten für eine weitere Analyse ausgewählt wurden⁵⁷ (siehe Abbildung 4-8).

Die verbleibenden 18 Arbeiten wurden im Detail untersucht. Tabelle 4-2 am Ende des Abschnitts zeigt die Ergebnisse in einer Übersicht. Im Folgenden werden die Arbeiten inhaltlich vorgestellt.

Eine erste Gruppe von drei Arbeiten nutzt Preis-Nachfrage-Funktionen, um das Kundenverhalten zu modellieren:

Ghasemy Yaghin (2020) zeigt ein Modell zur integrierten Betrachtung von APP und Marketingentscheidungen. Neben den klassischen Entscheidungsvariablen einer APP werden die Höhe des Produktpreises sowie der Einsatz verkaufsfördernder Maßnahmen als weitere Entscheidungsvariablen modelliert. Der Autor verwendet eine komplexe Nachfragefunktion, welche den Kundenbedarf verschiedener Kundensegmente in Abhängigkeit des Preises und der eingesetzten verkaufsfördernden Maßnahmen beschreibt. Dazu werden verschiedene Elastizitätsparameter festgelegt. Wie die Daten dazu erhoben wurden, wird nicht dargestellt. Das numerische Beispiel

⁵⁷ Die Kategorie „anderer Fokus“ beinhaltet u.a. Arbeiten, die sich mit der Integration anderer Themenfelder befassen, bspw. Nachhaltigkeit, Instandhaltung oder Wiederaufbereitung gebrauchter Produkte.

ist auf sechs Produkte und drei Kundensegmente beschränkt. Ghasemy Yaghin et al. (2012) verwenden eine ähnliche Nachfragefunktion in einem Beispiel mit drei Produkten.

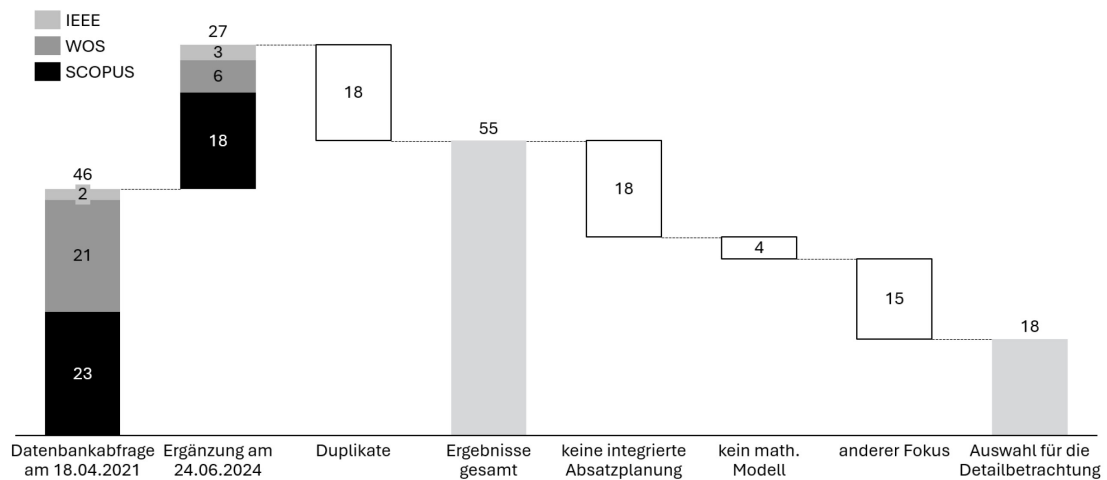


Abbildung 4-8: Ergebnisse der Literaturrecherche im Forschungsfeld APP

Yenradee und Piyamanothorn (2011) integrieren die Planung verkaufsfördernder Maßnahmen in ein klassisches APP-Modell. Das Kundenverhalten wird dabei durch zwei Faktoren bestimmt. Der erste gibt an, um wie viel Prozent sich der gegebene Bedarf in Abhängigkeit der gewählten verkaufsfördernden Maßnahme steigern lässt. Der so entstehende Mehrbedarf spiegelt gedanklich ein Abwerben von Kunden der Wettbewerber wider. Ein zweiter Faktor bestimmt, wie viele der eigenen Kunden ihren Bedarf zeitlich vorziehen, d.h. aufgrund der verkaufsfördernden Maßnahme in Periode t kaufen und nicht gemäß ihrer ursprünglichen Präferenz in Periode $t+1$. Im numerischen Beispiel werden 20 unterschiedliche Sorten Zahnpasta eines thailändischen Unternehmens betrachtet. Die Parameter für die Modellierung der Nachfrage werden von dem Unternehmen geschätzt; die Autoren gehen nicht näher auf diese Datenerhebung ein.

Karmarkar und Rajaram (2012) modellieren ein APP-Problem im Umfeld der verfahrenstechnischen Industrie. Die Autoren nutzen ebenfalls eine Preis-Nachfrage-Funktion zur Modellierung des Kundenverhaltens. Es werden in einem numerischen Beispiel drei Produkte, ein Rohstoff und zehn konkurrierende Hersteller betrachtet.

Die dargestellten Arbeiten betrachten eine geringe Anzahl Produktvarianten und zeigen keine Ansätze auf, wie eine Modellierung von Preis-Absatz-Funktionen im Kontext konfigurierbarer Produkte mit angemessenem Aufwand zu erreichen wäre. Dies bestätigt die Einschätzung aus Abschnitt 3.2 und damit das Ziel dieser Arbeit, eine alternative Möglichkeit zur Modellierung des Substitutionsverhaltens zu finden.

Die übrigen Modelle fokussieren klassische Handlungsoptionen einer APP, d.h. sie nutzen vorwiegend das Handlungsfeld der Kapazitätssteuerung [K]. Bezüglich des Handlungsfelds der Bedarfssteuerung [B] wird teilweise die Möglichkeit modelliert, den Bedarf aufzuschieben oder unerfüllt zu lassen. Alle Modelle gehen jedoch von einem festen Modell-Mix des Bedarfs aus

und modellieren keine Möglichkeiten zur alternativen Bedarfserfüllung konfigurierbarer Produkte (siehe Tabelle 4-2). Für eine kurze inhaltliche Zusammenfassung dieser Arbeiten siehe Anhang B.

Da keine der aufgezeigten Arbeiten eine hohe Relevanz bzgl. der vorliegenden Problemstellung aufweist, wurde der Suchterm nochmals angepasst (siehe Abbildung 4-9). Der Term „Production Planning“ enthält nicht mehr das Stichwort „Aggregate“, um den Betrachtungsumfang auf das gesamte Feld der Produktionsplanung auszuweiten. Um die Zahl der Suchergebnisse dennoch nicht zu groß werden zu lassen, werden die Ergebnisse auf aktuelle Arbeiten (ab Veröffentlichungsdatum 2010) und Zeitschriftenartikel begrenzt. Zudem wird der kontextspezifische Teil aus dem Suchterm des Forschungsfelds Absatzplanung und Auftragsabwicklung integriert, um auf Arbeiten aus der Automobilindustrie oder aus dem ATO- bzw. CTO-Umfeld einzugrenzen.

Auch in dieser Abfrage sind wenig relevante Arbeiten zu finden. Der Großteil der Treffer wird durch die Analyse der Abstracts ausgeschlossen. Neben der bereits vorgestellten Arbeit von Gansterer (2015) wurden die vier nachfolgenden Arbeiten zur genaueren Analyse ausgewählt.

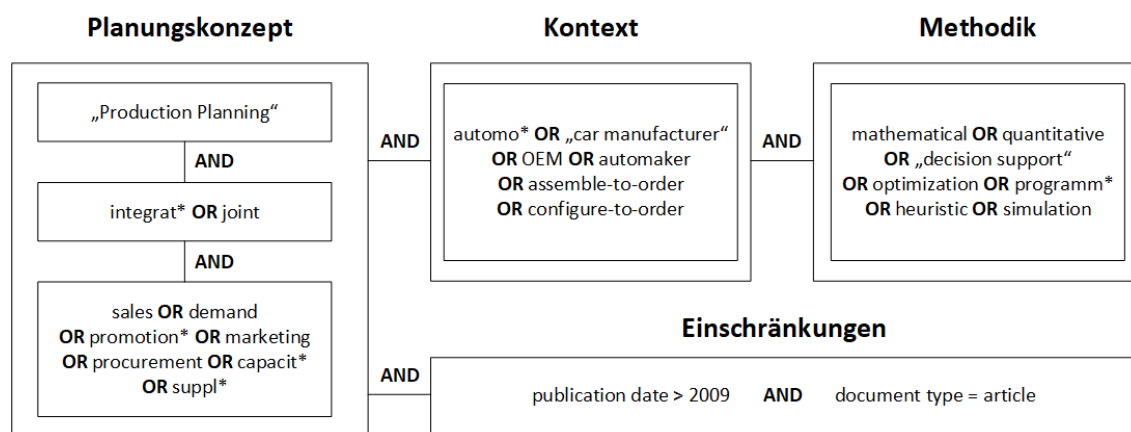


Abbildung 4-9: 2. Suchterm des Forschungsfelds APP

Adediran und Al-Bazi (2022) präsentieren ein Modell, welches sich auf die interne Produktionsplanung und Lagersteuerung fokussiert. Zulieferkapazitäten werden nicht berücksichtigt. Es werden Unsicherheiten im Bedarf bzgl. der Menge, Reihenfolge und Lieferzeit betrachtet und auf kurzfristige Änderungen reagiert. In den Hinweisen zum weiteren Forschungsbedarf wird explizit aufgegriffen, dass auch das Kundenverhalten bzgl. der Attraktivität alternativer Produkte berücksichtigt werden könnte. Ein Ansatz dazu wird jedoch nicht skizziert.

Ding et al. (2021) modellieren ein Mehrziel-Optimierungsproblem für die Produktionsplanung in der Möbel-Industrie. Auch wenn eine große Produktvielfalt modelliert wird (58.183 Varianten), handelt es sich um Holzplatten, die aus lediglich zwölf verschiedenen Materialien geschnitten werden. Die Varianz erfolgt durch den Zuschnitt, welcher im Modell mit Hinblick auf Grundplatten als Rohmaterial detailliert geplant wird. Auf das Anwendungsfeld „konfigurierbare Produkte“ lässt sich das Zuschnitts-Problem nicht übertragen.

Die Arbeiten von Díaz-Madroñero et al. (2017) und Lanza und Peters (2012) weichen nach genauerer Analyse stark von der vorliegenden Problemstellung ab (vgl. Anhang B).

Zusammenfassend zeigt sich, dass im Forschungsfeld aggregierte Produktionsprogrammplanung keine Modelle zur Lösung der vorliegenden Problemstellung zu finden sind. Tabelle 4-2 zeigt, dass keine der Arbeiten eine Anpassung des Modell-Mix [B22] als Handlungsspielraum nutzt. Ebenso zeigen die Arbeiten keine Ansätze, die Marktattraktivität eines Produktionsprogramms als nicht monetäres Optimierungsziel zu modellieren. Des Weiteren befasst sich lediglich Gansterer (2015) ansatzweise mit der Komplexität variantenreicher, konfigurierbarer Produkte.

Tabelle 4-2: Anforderungserfüllung der Suchergebnisse im Forschungsfeld APP

LITERATUR	HANDLUNGSFELDER							ZIELE		RESTRIKTIONEN		Sonst.
	Bedarf			Prod.-kapazität		Teilekapazität		Wirtschaftlichkeit	Marktattraktivität	Kapazitätsgrenzen Produktion	Kapazitätsgrenzen Teile	
	Verfügbarkeit (Menge)	Modell-Mix	Liefertermin	Mengen-Anpassung	Zeit-Anpassung	Mengen-Anpassung	Zeit-Anpassung					
B21	B22	B23	K11	K12	K21	K22	Z1	Z2	R1	R2	Ü1	
Chern et al. 2024	✓							✓		✓		(✓)
Tirkolae et al. 2024			✓	✓	✓			✓		✓		
Khalaf und Ali 2023					✓			✓		✓		
Santibanez Gonzalez et al. 2023			✓	✓	✓		✓	✓		✓	✓	
Darvishi et al. 2020; Ghasemy Yaghin und Darvishi 2022				✓	✓		✓	✓		✓	✓	
Dohale et al. 2022				✓	✓	(✓)		✓		✓	(✓)	
Ibrahim und Kaml 2021			✓	✓	✓		✓	✓		✓	✓	
Sutthibutr und Chiadamrong 2020; Tuan und Chiadamrong 2021			✓	✓	✓			✓		✓		
Ghasemy Yaghin 2020; Ghasemy Yaghin et al. 2012			✓	✓	✓			✓		✓		
Fiasché et al. 2016								✓		✓		
Gansterer 2015			✓		✓			✓		(✓)	(✓)	(✓)
Yenradee und Piyamanothorn 2013				✓	✓			✓		✓		
Karmarkar und Rajaram 2012						✓		✓		✓	✓	
<u>Ergänzung aus 2.</u> <u>Suchterm:</u>												
Adediran und Al-Bazi 2022	✓		✓		✓			✓		(✓)		
Ding et al. 2021	✓			(✓)			✓	✓		(✓)	✓	(✓)
Díaz-Madroño et al. 2017			✓	✓	✓		✓	✓		✓	✓	
Lanza und Peters 2012				✓				✓		✓		

Anforderung erfüllt
 Anforderung teilw. erfüllt
 Anforderung nicht erfüllt

Grundsätzlich kann geschlossen werden, dass zumindest im Umfeld konfigurierbarer Produkte eine Integration der Absatzplanung in die APP bisher kaum thematisiert wurde. Ein Grund hierfür könnte die Verwendung anderer Begriffe sein. So wird das Sales and Operations Planning, welches sich mit der Integration aller Geschäftseinheiten eines Unternehmens befasst, teilweise

als Weiterentwicklung der APP bezeichnet. Der nachfolgende Unterabschnitt zeigt die Ergebnisse der Literaturrecherche zu diesem Forschungsfeld.

4.3.2 Ergebnisse Sales & Operations Planning

Die Datenbankrecherche für das Forschungsgebiet S&OP führte zu 179 Treffern, davon 42 Duplikate. Die resultierenden 137 Arbeiten wurden auf Basis der Abstracts auf Relevanz geprüft, woraufhin 49 Arbeiten für eine weitere Analyse ausgewählt wurden⁵⁸ (siehe Abbildung 4-10).

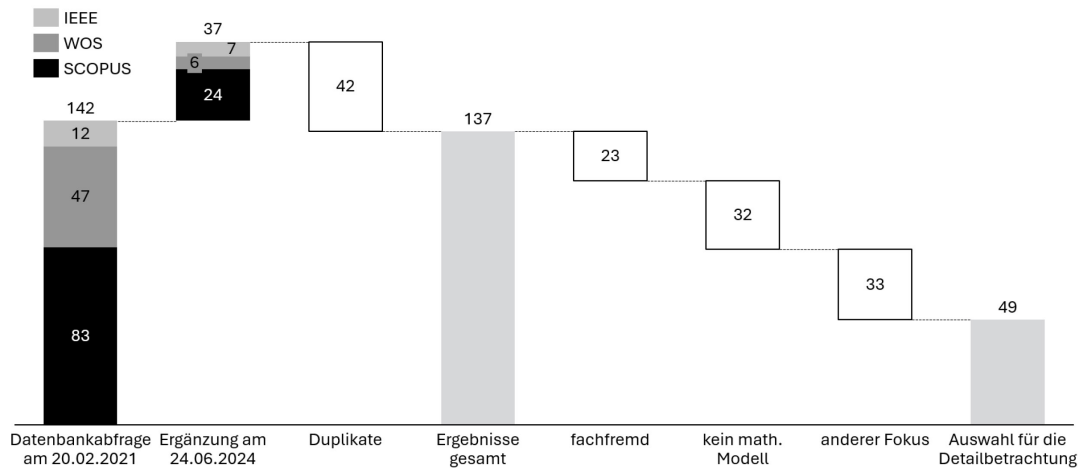


Abbildung 4-10: Ergebnisse der Literaturrecherche im Forschungsfeld S&OP

Die Detailbetrachtung klassifizierte weitere sechs Arbeiten als nicht relevant, da sie einen zu speziellen Fokus haben (Gallego-García und García-García 2021; Vidal et al. 2020; Sodhi und Tang 2011) oder kein mathematisches Modell präsentieren (Santos et al. 2020; Martin et al. 2019; Ugarte et al. 2006). Die verbleibenden 43 Arbeiten wurden im Detail untersucht und die mathematischen Modelle hinsichtlich der Erfüllung der in Abschnitt 3.3 formulierten Anforderungen analysiert. Tabelle 4-3 zeigt die Ergebnisse in einer Übersicht. Im Folgenden werden die Arbeiten inhaltlich vorgestellt.

Unter den analysierten Arbeiten befinden sich zwei Arbeiten, die zunächst eine hohe Relevanz für die vorliegende Problemstellung aufweisen (Chen-Ritzo et al. 2010; Wochner et al. 2016). Sie betrachten einen CTO-Kontext und zeigen Modelle, die Möglichkeiten zur Erfüllung des Bedarfs durch alternative Produktkonfigurationen erlauben.

Chen-Ritzo et al. (2010) präsentieren ein Planungsproblem in realistischer Größenordnung (bis zu 51 Produkte bzw. 569 Komponenten) im CTO-Umfeld (Fertigung von Servern und Mainframe Computern). Im Fokus der Untersuchung liegt der Umgang mit Unsicherheit in der Bedarfsprognose bzgl. der Produktkonfiguration. Das Problem liegt damit im mittelfristigen Planungshorizont. Dabei betrachten die Autoren zwei Teilprobleme: Zum einen die Ableitung des Teilebe-

⁵⁸ Die hohe Anzahl an fachfremden Artikeln ist durch den Suchbegriff „S&OP“ zu erklären. Dieser wird aufgrund des kaufmännischen „und“ (&) in den Datenbanken WOS und IEEE nicht korrekt interpretiert. Die Kategorie „anderer Fokus“ beinhaltet z.B. Arbeiten, die sich mit dem Reifegrad oder anderen Leistungskennzahlen im Bereich S&OP beschäftigen.

darfs aus den unsicheren Stücklisten und damit die Entscheidung über Bestellmengen für Zulieferteile. Zum anderen die Allokation knapper Ressourcen zur Bedarfserfüllung und das daraus resultierende Produktionsprogramm, welches an die Vertriebsbereiche zurückgemeldet wird („commitment-to-sales“). Dieser zweite Problemaspekt ist eng mit der vorliegenden Zielstellung verknüpft. Die Autoren modellieren ein lineares, stochastisches Programm zur Maximierung des Gewinns. Dabei berücksichtigen sie zwar Teilekapazitäten, jedoch keine Produktionskapazitäten. Rückstand ist erlaubt und wird pro verspätete Periode mit 5% des Erlöses bestraft. Um der Unsicherheit in der Bedarfsprognose Rechnung zu tragen, wird ein Bereich definiert, innerhalb dessen ohne Strafkosten vom ursprünglichen Bedarf abgewichen werden darf. Lineare Strafkosten greifen in der numerischen Analyse erst ab einer Abweichung von mehr als 50% unter dem Bedarf oder mehr als 5% über dem Bedarf. Somit können Engpassressourcen vorrangig an Produktvarianten mit hohem Deckungsbeitrag verteilt werden, wobei die einsetzenden Strafkosten verhindern sollen, dass einzelne Konfigurationen mit geringem Deckungsbeitrag ggf. gar nicht angeboten werden. Zudem fördert der Freiraum, straffrei bis zu 5% über die Prognose hinausgehen zu können, die Möglichkeit, Engpässe mit anderen Produktvarianten zu kompensieren (im Sinne des Handlungsfelds [B22]). Allerdings werden durch die rein wirtschaftliche Zielstellung stets Produktvarianten mit hohem Deckungsbeitrag bevorzugt. Realisierte sich der unsichere Bedarf verstärkt in den Varianten mit niedrigerem Deckungsbeitrag, dürfte das Modell weniger gute Lösungen erzielen. Dies wird jedoch nicht genauer untersucht. Das in der vorliegenden Arbeit gesetzte Ziel, einen Modell-Mix mit hoher Marktattraktivität zu gewährleisten ([Z2], siehe Abschnitt 3.3), wird somit nicht erfüllt. Die Autoren fokussieren ihre numerische Analyse auf den Vergleich des stochastischen mit einem deterministischen Modell und weisen so den Vorteil der Betrachtung von Unsicherheit nach.

Wochner et al. (2016) modellieren eine Entscheidungsunterstützung auf Basis eines MILP für einen europäischen Automobil OEM. Der Fokus liegt dabei auf der Markteinführung neuer Fahrzeuge und der damit verbundenen Hochlaufphase in der Produktion. Dies erfordert die Berücksichtigung einiger spezieller Aspekte wie z.B. Lernkurveneffekte, zu erwartende Nacharbeit an den Fahrzeugen⁵⁹ oder die Entscheidung, wie viele und welche Varianten zu welchem Zeitpunkt der Hochlaufphase in die Produktion integriert werden. Auch wenn dieser Fokus von der Problemstellung der vorliegenden Arbeit abweicht, bietet das Modell von Wochner et al. interessante Ansätze, um die in Abschnitt 3.3 formulierten Anforderungen zu erfüllen. Erstens wird die typische Struktur konfigurierbarer Produkte modelliert: Für jede Merkmals-Option bestimmt ein binärer Parameter, ob diese bei einer Produktvariante gewählt ist oder nicht. Zweitens berücksichtigt das Modell ein bestimmtes Maß an Gleichverteilung bzgl. der Bedarfserfüllung verschiedener Märkte. Modelliert wird dies mithilfe eines Fairness-Parameters, welcher bestimmt, wie groß die Abweichung der Bedarfserfüllung eines Marktes von der durchschnittlichen Bedarfserfüllung aller Märkte sein darf. Der Wertebereich des Parameters liegt im Intervall $[0, 1]$. Ein Wert von 0 zwingt eine vollständige Gleichverteilung, während bei einem Wert von 1 keine Gleichverteilung mehr erforderlich ist. Drittens wird eine Möglichkeit gegeben, den Bedarf alternativ durch abweichende Varianten (Substitute) zu erfüllen. Dazu definieren die Autoren für jede Produktvariante ein Set an möglichen Substituten sowie einen Parameter, welcher pro Markt und Periode vorgibt, wie groß der Substitutions-Anteil am ursprünglichen Bedarf sein darf. In der

⁵⁹ Nacharbeit bedeutet das nachträgliche Aufarbeiten von Fehlern außerhalb der starr verketteten Fertigungslinie.

Zielfunktion, welche die Kosten minimiert, werden marktabhängige Strafkosten für die Substitution von einer Variante zu einer anderen berücksichtigt. Rückstand wird erlaubt, allerdings bestimmt ein Faktor, dass ein gewisser Anteil des Rückstands zu lost sales wird. In der numerischen Untersuchung betrachten Wochner et al. (2016) den Anlauf eines Modells mit vier Produktvarianten. Der CTO-Kontext ist daher stark vereinfacht und auf den spezifischen Kontext der Produktanläufe zugeschnitten. Eine aktive Anpassung der Kapazitäten wird nicht betrachtet. Das Substitutionsverhalten wird wie oben dargestellt durch die Festlegung von Substitutionsquoten vorgegeben. Da allerdings keine Angaben dazu gemacht werden, wie diese Vorgaben herzu-leiten sind, bietet die Arbeit von Wochner et al. (2016) keine konkreten Anhaltspunkte für die Lösungsentwicklung in der vorliegenden Arbeit.

In keiner der übrigen Arbeiten ist die Möglichkeit der Planung eines alternativen Modell-Mix [B22] zur Kompensation von Kapazitätsengpässen gegeben. Auch die Anzahl an Arbeiten, die variantenreiche, konfigurierbare Produkte thematisieren, ist stark begrenzt. Bezüglich der anderen Handlungsoptionen ([B21], [B23] und Handlungsfeld [K]) gibt es zahlreiche Ansätze, die teilweise in der Modellbildung dieser Arbeit (siehe Kapitel 6) eingesetzt werden. Keine der Arbeiten deckt jedoch die Anforderungen der vorliegenden Problemstellung vollständig ab (siehe Tabelle 4-3). Im Anhang C werden alle übrigen Arbeiten, die an dieser Stelle nicht diskutiert wurden, kurz vorgestellt.

Auffällig ist, dass der Großteil der Arbeiten trotz des sorgfältig ausgewählten Suchterms die Problemstellung nicht vollständig abdeckt und insbesondere bzgl. der Handlungsoption „Anpassung des Modell-Mix“ [B22] kaum relevant ist. Ein erklärendes Beispiel hierfür ist die Arbeit von Pereira et al. (2023). Die Autoren präsentieren ein Modell im Kontext der Kabelfertigung. Sie sprechen explizit von der Integration einer klassischen APP und der Absatzplanung/dem Marketing (Pereira et al. 2023, S. 4). Der Fokus liegt bei der Absatzplanung jedoch auf der Gestaltung von Rahmenverträgen mit Kunden (inkl. Flexibilitäts-Level und Preisnachlässen) und einer Sortimentsplanung („Welche Produkte und ggf. Rahmenverträge sollen welchen Kunden angeboten werden?“). Die Autoren befassen sich, genau wie die vorliegende Arbeit, mit der Integration von Handlungsfeldern der Produktions- und Absatzplanung im mittelfristigen Planungshorizont mithilfe eines mathematischen Modells. Sie fokussieren dabei jedoch sehr spezifische Aspekte (u.a. Rahmenverträge), sodass die Arbeit nur begrenzt hilfreich für die vorliegende Problemstellung ist.

Des Weiteren gibt es zwei Arbeiten, die jeweils einen spezifischen Teilaspekt aufzeigen, welcher in der vorliegenden Arbeit später aufgegriffen wird:

Abay et al. (2024) stellen eine Simulationsstudie in der Automobilindustrie vor, in der unterschiedliche Lagerhaltungs- und Beschaffungsstrategien verglichen werden. Die Autoren gehen auf das Spannungsfeld langer Beschaffungsvorlaufzeiten und unsicherer Bedarfsprognosen ein (vgl. Abschnitt 2.1). Bei dem betrachteten Use Case handelt es sich allerdings um die Endmontage von importierten Komponenten und Baugruppen in einem CKD⁶⁰-Montagewerk. Es wird nur ein Produkt und dementsprechend nur eine Ressource (der Baugruppensatz) als Zulieferteil betrachtet. Damit unterscheidet sich die Arbeit stark von der vorliegenden Problemstellung.

⁶⁰ CKD = Completely Knocked Down.

Tabelle 4-3: Anforderungserfüllung der Suchergebnisse im Forschungsfeld S&OP

LITERATUR	HANDLUNGSFELDER							ZIELE		RESTRIKTIONEN		Sonst.	
	Bedarf			Prod.-kapazität		Teilekapazität		Wirtschaftlichkeit	Marktattraktivität	Kapazitätsgrenzen Produktion	Kapazitätsgrenzen Teile		ATO-Umfeld (Produktkomplexität)
	Verfügbarkeit (Menge)	Modell-Mix	Liefertermin	Mengen-Anpassung	Zeit-Anpassung	Mengen-Anpassung	Zeit-Anpassung						
B21	B22	B23	K11	K12	K21	K22	Z1	Z2	R1	R2	Ü1		
Chen-Ritzo et al. 2010	✓	(✓)	✓			(✓)	✓	✓	(✓)		✓	✓	
Abay et al. 2024	✓		✓	(✓)	✓	✓	(✓)	✓		(✓)	✓		
Suemitsu et al. 2024	✓						✓	✓			✓		
Kim et al. 2023	✓					✓		✓			✓		
Pereira et al. 2023	✓			(✓)	✓			✓		✓			
Pereira et al. 2022	✓		✓	(✓)	✓		✓	✓		✓	✓	(✓)	
Almeida et al. 2021; Almeida und Conceição 2021	✓			✓	✓	✓	✓	✓		✓	✓		
Biazi 2021	✓			(✓)	✓			✓		(✓)			
Albrecht und Steinrücke 2020			✓	✓	✓	✓		✓		✓			
Darmawan et al. 2020	✓			✓				✓	(✓)	✓			
Ben Ali et al. 2019, 2018a, 2018b, 2017	✓				✓		✓	✓		✓	✓		
Nemati und Alavidoost 2019; Nemati et al. 2017a, 2017b	✓		✓		✓		✓	✓		✓	✓		
Lim et al. 2017, 2015, 2014, 2013; Aisassi et al. 2020	✓		✓				✓	✓		(✓)	✓		
Anand Jayakumar et al. 2016			✓	✓	✓			✓		✓			
Wochner et al. 2016	✓	✓	✓					✓		✓		✓	
Taskin et al. 2015	(✓)						✓	✓		✓	✓	✓	
Feng et al. 2013; Feng et al. 2010, 2008	✓		✓		✓	(✓)	✓	✓		✓	✓		
Hahn und Kuhn 2012a, 2012b, 2011	✓			✓	✓			✓		✓			
Wang et al. 2012; Wang und Hsieh 2010	✓		✓		✓		✓	✓		✓	✓		
Thomas et al. 2008; Genin et al. 2007; Thomas und Lamouri 2000	✓		✓	✓	✓	✓	✓	✓		✓	✓		
Tzitas et al. 2024	Kein Vollzugriff; S&OP Modell für die Stahlindustrie												
Sali et al. 2023	Fokus auf das Bilden von Produktfamilien												
Ballón-Echevarría et al. 2022	Prozessuales Modell, kein Entscheidungsmodell												
Furlan de Assis et al. 2023	Simulationsstudie, kein Entscheidungsmodell												
Samouche et al. 2023	Fallstudie, kein eigenes Modell												
Sodhi und Tang 2011	Spezieller Ansatz zur Risiko-Minimierung												

Anforderung erfüllt
 Anforderung teilw. erfüllt
 Anforderung nicht erfüllt

Interessant an der Arbeit von Abay et al. (2024) ist jedoch die Segmentierung der Kundschaft in Bezug auf deren Verhalten bei Verzögerung des Liefertermins: Es wird unterschieden zwischen

- Kunden, die warten würden;
- Kunden, die einen Aufpreis zahlen würden, um nicht warten zu müssen;
- und Kunden, die stornieren, wenn der Liefertermin nicht eingehalten werden kann.

Eine solche Segmentierung könnte bzgl. der Bereitschaft von Kunden, von ihrer Wunschkonfiguration und ihrem Wunschtermin abzuweichen, eingesetzt werden, um die in der vorliegenden Arbeit aufgezeigten Handlungsfelder der Absatzplanung (Anpassung des Modell-Mix [B22] und des Liefertermins [B23]) in ein Optimierungsmodell zu integrieren. Dieser Aspekt wird in Unterabschnitt 6.1.2 aufgegriffen.

Eine interessante Arbeit ohne Entscheidungsmodell zur Produktionsplanung legen Sali et al. (2023) vor. Die Autoren entwickeln eine Methodik zur Festlegung eines optimalen Aggregationschemas. Dieses wird genutzt, um die große Anzahl an Endprodukten im Umfeld kundenindividueller Massenfertigung zu Produktfamilien für die APP und das S&OP zu aggregieren. Dafür befragen sie zunächst Mitarbeitende unterschiedlicher Bereiche eines europäischen Automobilherstellers, um allgemeine Eigenschaften einer effizienten Produktfamilie abzuleiten. Anschließend wird aus diesen ein analytisches Modell (kombinatorisches Rucksackproblem) aufgebaut, welches die zu berücksichtigenden Produktmerkmale (Features) zur Bildung der Produktfamilie auswählt. Dabei wird eine dreiteilige Zielfunktion definiert:

1. Die Anzahl der ausgewählten Features soll möglichst gering sein.
2. Der Anteil an vertriebsrelevanten Features soll möglichst hoch sein.
3. Die Produktfamilien sollen so gewählt sein, dass aus den geplanten Stückzahlen für die Produktfamilien der Bedarf für möglichst viele Zulieferkapazitäten direkt ablesbar ist⁶¹.

Auch wenn Sali et al. somit kein Entscheidungsmodell zur integrierten Produktions- und Absatzplanung vorstellen, sind die Regeln zur Bildung von Produktfamilien interessant für die vorliegende Problemstellung. Daher werden sie bei der Zusammenstellung der Industriedaten in Unterabschnitt 5.2.1 aufgegriffen.

4.3.3 Ergebnisse Substitution und Auftragserzeugung

Die Datenbankrecherche für den im Unterabschnitt 4.2.3 entwickelten Suchterm führte zu 35 Treffern, davon sechs Duplikate. Die resultierenden 29 Arbeiten wurden auf Basis der Abstracts auf Relevanz geprüft, woraufhin neun Arbeiten für eine weitere Analyse ausgewählt wurden. Zudem wurden elf Arbeiten manuell hinzugefügt (siehe Abbildung 4-11).

⁶¹ Dies ist der Fall, wenn alle Produkte einer Familie eine Ressource entweder benötigen oder nicht benötigen. Wenn ein Teil der Produkte einer Familie eine Ressource benötigt, ein anderer Teil jedoch nicht, so lässt sich der Bedarf für diese Ressource nicht allein aus der Anzahl auf Ebene der Produktfamilie errechnen. Ein ideales Ergebnis im Sinne dieses Ziels wäre es, wenn jede Produktfamilie nur eine Produktkonfiguration abbildet. Dies widerspricht jedoch den anderen zwei Zielen (und wäre zudem ohne Mehrwert).

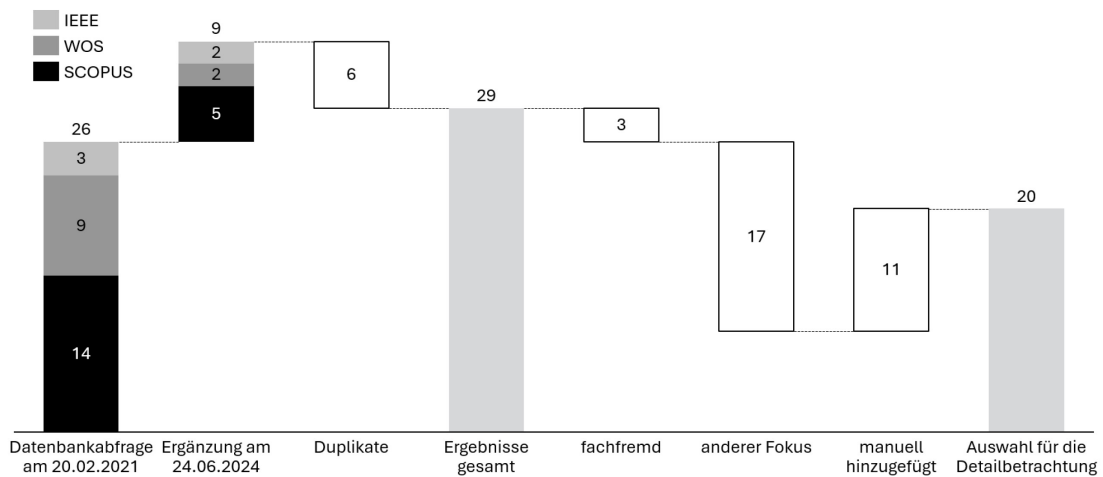


Abbildung 4-11: Ergebnisse der Literaturrecherche im Forschungsfeld Substitution und Auftragserzeugung

Im Folgenden werden die Arbeiten analysiert. Die Reihenfolge orientiert sich an der Relevanz.

Alfieri et al. (2020) präsentieren eine Arbeit im Automobil-Kontext, die dem Bereich Auftragserzeugung zugeordnet werden kann. Das Modell generiert Vorschläge zur Konfiguration von BTS-Aufträgen für eine sogenannte Zielwoche. Die Zielwoche ist die Woche, in der derjenige Teil des geplanten Auftragsvolumens, der noch nicht durch spezifizierte Kundenaufträge gedeckt ist, mit vom OEM spezifizierten Aufträgen gefüllt werden muss (BTS, vgl. Unterabschnitt 2.1.2). Die Produktstruktur wird dargestellt durch einen Vektor aus jeweils einer Binärvariable je Ressource. Diese Binärvariable gibt an, ob die Ressource in der Konfiguration verwendet wird. Das Praxisbeispiel der numerischen Analyse betrachtet 656 Produkte. Das Ziel des Modells ist es, unter Berücksichtigung der verbleibenden Kapazitäten diejenigen Produktkonfigurationen und -mengen zu finden, die zum einen eine hohe Marktattraktivität sowie einen hohen Deckungsbeitrag aufweisen und zum anderen eine hohe Ressourcenauslastung sicherstellen. Die Autoren formulieren das Problem als multikriterielles „Portfolio Selection Problem“ und nutzen einen Tabu Search Algorithmus zur Lösung. Die Arbeit baut dabei auf dem Modell von Castiglione et al. (2018) auf. In diesem wird die mehrfache Zielstellung durch eine gewichtete Summe in einer einzelnen Zielfunktion abgebildet. Alfieri et al. (2020) dagegen modellieren drei separate Zielfunktionen (Maximieren von Deckungsbeiträgen, Marktattraktivität und Kapazitätsauslastung) und bieten a posteriori dem Entscheidungsträger eine Menge an Pareto optimalen Lösungen zur Auswahl.

Aufbau und Zielstellung der Arbeit von Alfieri et al. (2020) bieten auf den ersten Blick eine hohe Schnittmenge mit der vorliegenden Problemstellung. Das Modell weist allerdings einige Einschränkungen diesbezüglich auf. Zum einen werden die Ziele Marktattraktivität und Ressourcenauslastung stark vereinfacht quantifiziert: Die Marktattraktivität der einzelnen Produktkonfigurationen berechnet sich durch die Bestellhäufigkeit in der Vergangenheit. Die Variante, die im betrachteten Zeitraum am häufigsten verkauft wurde, führt zu dem größten Zuwachs in der Zielfunktion. Beständen dafür ausreichend Kapazitäten, würde somit nur diese eine Konfiguration gewählt (zumindest in Bezug auf das Ziel Marktattraktivität). Die Ressourcenauslastung wird durch die Summe der Binärvariablen des Vektors zur Beschreibung der Produktkonfiguration

berechnet. Demnach erzielen diejenigen Varianten, die eine große Anzahl an Ressourcen verwenden, die größte Verbesserung in der Zielfunktion. Dabei werden alle Ressourcen gleichbehandelt und der aktuelle Auslastungsgrad einer einzelnen Ressource findet keine Berücksichtigung. Des Weiteren werden Kapazitäten als fix angesehen und das Handlungsfeld Kapazitätsanpassung wird nicht berücksichtigt. Darüber hinaus betrachten die Autoren lediglich eine Zielwoche und damit keine zeitlichen Verschiebungen zwischen Planungsperioden (Handlungsfelder [K12] und [K22]). In Bezug auf die Verwendung des Modells als Entscheidungsunterstützung muss die lange Laufzeit kritisch betrachtet werden. Das Modell rechnet 24 Stunden für einen Durchlauf, wobei allerdings nach 180 Minuten bereits gute Ergebnisse erzielt werden können.

Buergin et al. (2019) präsentieren ein umfassendes Modell zur Auftragserzeugung im Kontext der virtual BTO Strategie in der Automobilbranche. Das Modell baut auf Buergin et al. (2017) auf. Die Autoren betrachten drei aufeinander folgende Planungsprobleme. Zuerst werden im mittelfristigen Planungshorizont aus historischen Absatzdaten Einbauraten für die Konfigurationsoptionen abgeleitet. Diese werden dazu verwendet, eine Bedarfsprognose, welche die Bedarfsmengen je Fahrzeugmodell und Vertriebsregion vorhersagt, in spezifizierte Aufträge zu überführen. Dieser Auftragsbestand (Order Pipeline) dient als Ausgangsbasis für die nachfolgenden Planungsschritte. Im zweiten Schritt erfolgt mittelfristig die Zuordnung der Planaufträge zu Produktionsstätten. In einem gemischt-ganzzahligen Optimierungsmodell werden die von der Zuordnung abhängigen Kosten für Beschaffung und Distribution minimiert. Produktionsressourcen werden nicht betrachtet. Der dritte Teil befasst sich mit der mittel- bis kurzfristigen Auftragsabwicklung, d.h. der Zuordnung eintreffender Kundenaufträge zu Planaufträgen. Dabei muss jeder Auftrag zugeordnet werden, sodass keine Aufträge abgelehnt werden (Handlungsfeld [B21]). Aufträge dürfen jedoch verspätet erfüllt werden (Handlungsfeld [B23]), wobei ein fixer Strafkostensatz pro verspäteter Zeiteinheit anfällt. Des Weiteren gibt es verschiedene Anpassungsmöglichkeiten bei der Auftragszuordnung. Unter Berücksichtigung zusätzlicher Kosten können bereits mit Lieferanten vereinbarte Beschaffungsmengen geändert werden (Handlungsfeld [K21]), Ausstattungsoptionen eines Planauftrags mit anderen, noch freien Planaufträgen getauscht werden oder ein bereits produziertes Fahrzeug nachgerüstet werden, damit der Kundenwunsch erfüllt ist. Die Summe der Kosten für die drei genannten Optionen bildet die Anpassungskosten. Dieses Zuordnungsproblem wird als eigenständige Optimierung modelliert. Die Zielfunktion minimiert die Strafkosten für Verspätungen sowie die Anpassungskosten. In einer vierten, nicht kostenrelevanten Anpassungsoption kann einem Kunden ein Planauftrag mit abweichenden Ausstattungsoptionen zugeordnet werden. Dies entspricht dem Konzept der kundenorientierten Produktsubstitution und damit dem Handlungsfeld [B22]. Die Abweichung wird nicht durch Strafkosten in der Zielfunktion berücksichtigt, sondern durch eine Nebenbedingungsgruppe eingeschränkt. Je Produktmerkmal bzw. Ausstattungsoption wird ein Akzeptanz-Parameter festgelegt, welcher zwischen 0 und 1 liegt. In den Nebenbedingungen wird die Summe der Akzeptanz-Parameter über alle Ausstattungsoptionen summiert, wobei die Summe den Wert 1 nicht übersteigen darf. Auf diese Weise wird abgebildet, dass Kunden nur ein gewisses Maß an Abweichungen zu ihrer ursprünglichen Wunschkonfiguration akzeptieren. Dieser Ansatz wird bereits von Wagenitz (2007) vorgestellt. Während Buergin et al. (2019, S. 112) einen Akzeptanzwert pro Konfigurationsmerkmal abbilden und damit lediglich eine Gewichtung innerhalb der Merkmale ermöglichen (bspw. höhere Gewichtung der Motorisierung im Vergleich zur

Wahl der Felgen), beschreibt Wagenitz (2007, S. 121) einen direkten Vergleich zweier Merkmalsausprägungen (bspw. höhere Akzeptanz der Substitution eines kleinen Dieselmotors mit einem größeren Dieselmotor im Vergleich zu der Substitution mit dem größten Benzinmotor). Einen Hinweis auf die Gewinnung der für dieses Vorgehen erforderlichen Daten geben beide Arbeiten nicht. Dennoch ist dieser Ansatz eine Möglichkeit zur Umsetzung der Anforderung [B22].

Pitiot et al. (2019) präsentieren die Erweiterung eines evolutionären Algorithmus zur Lösung eines simultanen Produktkonfigurations- und Produktionsplanungsproblems. Die Arbeit fußt auf vorangegangenen Publikationen, die das Problem detailliert darlegen (Pitiot et al. 2014; Pitiot et al. 2013). Dabei modellieren die Autoren einen zweistufigen Prozess. Dieser setzt voraus, dass Kunden ihre Anforderungen in die zwei Kategorien „verhandelbar“ und „nicht verhandelbar“ einordnen. In der ersten Stufe wird der Lösungsraum eingeschränkt, indem nicht verhandelbare Merkmale in der Produktkonfiguration gesetzt werden. Anschließend werden für die verbleibenden Variablen (verhandelbare Produktmerkmale und Variablen, die den Produktionsprozess beschreiben) hinsichtlich einer multikriteriellen Zielstellung (Minimieren von Produktkosten und Produktionszeit) Pareto-optimale Lösungen gesucht. Der Fokus der Arbeiten liegt auf der Untersuchung und Verbesserung des evolutionären Algorithmus, der zur Lösung der Mehrzieloptimierung in der zweiten Stufe dient.

Auch wenn der Grundgedanke einer simultanen Produktkonfigurations- und Produktionsplanung gut in das Themenfeld der vorliegenden Problemstellung passt, sind die Arbeiten von Pitiot et al. (2019; 2014; 2013) nur begrenzt übertragbar. Zum einen geht es um die Konfiguration eines einzelnen Produkts und nicht um eine Anpassung des gesamten Modell-Mix eines Absatzplans. Es werden keine Kapazitäten berücksichtigt und keine Produktionsprogrammplanung in Perioden durchgeführt. Zum anderen erfüllt der Ansatz die Anforderung [B22] nicht im eigentlichen Sinne. Die Erfüllung von Kundenwünschen mit einer alternativen Produktkonfiguration (alternativer Modell-Mix, [B22]) zielt darauf ab, eine Produktkonfiguration zu finden, die unter Berücksichtigung der verfügbaren Kapazitäten möglichst nah am ursprünglichen Kundenwunsch liegt. Der präsentierte Ansatz erfüllt hingegen einen Teil der Kundenanforderungen vollständig, wobei kein Handlungsspielraum verbleibt (nicht verhandelbar). Der andere Teil (verhandelbar) wird dagegen gar nicht berücksichtigt, da hier der Optimierungsalgorithmus auf geringe Kosten und Produktionszeit abzielt und die Variablen frei wählen kann.

Lang und Shen (2011) betrachten ein Produktionsplanungsproblem im Bereich der Losgrößenfertigung von Folien, die in Windschutzscheiben verbaut werden. Die Arbeit baut größtenteils auf der Dissertation von Lang (2010) auf. Die Arbeit fokussiert auf die Entwicklung einer Fix-and-Optimize Heuristik, welche im Vergleich zu einem Standardsolver (Branch&Cut mit CPLEX) sehr gute Ergebnisse in wesentlich kürzerer Laufzeit erreicht. Die Berechnungsgrundlage ist ein Datenbeispiel mit zehn Perioden, 20 Produkten und 20 Kundensegmenten. Interessant sind die Arbeiten aufgrund der Implementierung von Substitutionsmöglichkeiten durch einen Substitutionsgraphen. Das Vorgehen wird in Lang und Domschke (2010, S. 264–266) übersichtlich dargestellt. Der Graph besteht aus Knoten für jedes Produkt und gerichteten Kanten für jede Substitutionsoption. Als Kantengewicht schlagen die Autoren ein Substitutionsverhältnis vor, um abbilden zu können, dass ggf. mehrere Einheiten eines Produkts oder einer Komponente zur

Substitution eingesetzt werden müssen⁶². Zudem zeigen die Autoren, wie durch Einbindung von Kundensegmenten ein unterschiedliches Akzeptanzverhalten bzgl. Substitution modelliert werden kann. Die vorgestellten Ansätze beschreiben allerdings lediglich, ob auf der Ebene von Endprodukten eine Substitution akzeptiert wird oder nicht. Damit wird die Problemstellung der vorliegenden Arbeit aus zwei Gründen nicht erfüllt. Zum einen werden keine konfigurierbaren Produkte betrachtet. Zum anderen erfolgt zwischen den akzeptierten Substituten keine Unterscheidung hinsichtlich der Kundenpräferenz. Darüber hinaus wird nicht dargelegt, wie die Gruppierung „akzeptiert“/„nicht akzeptiert“ hergeleitet wird.

Taghavi und Chinnam (2014) präsentieren ein Sortimentsplanungsproblem unter Verwendung eines exogenen Nachfragemodells. Das Substitutionsverhalten der Kunden wird durch einen vorgegebenen Parameter α_{ji} bestimmt. Dieser gibt die Wahrscheinlichkeit an, dass eine Kundin zum Produkt i des Sortiments wechselt, sollte ihre präferierte Produktkonfiguration j nicht im Sortiment enthalten sein. Die Gesamtnachfrage E_i für Produkt i berechnet sich wie folgt (Taghavi und Chinnam 2014, S. 135):

$$E_i = d_i + \sum_{\forall j \neq i} d_j \cdot (1 - X_j) \cdot \alpha_{ji}$$

Dabei sind d_i und d_j die originären Bedarfe für die Produkte i bzw. j . Der binäre Faktor X_j zeigt an, ob das Produkt j im Sortiment enthalten ist (=1) oder nicht (=0). Ist das Produkt im Sortiment enthalten (Term in der Klammer wird 0), so gibt es keine Substitution, die von den Kunden dieses Produkts ausgeht. Die Autoren betrachten in ihrer numerischen Analyse 120 mögliche Produktkonfigurationen. Die Werte für die Parameter α_{ji} wurden in Diskussionen mit Experten aus der Praxis gewonnen.

Die übrigen Arbeiten thematisieren Problemstellungen, die stark von der Problemstellung der vorliegenden Arbeit abweichen. Sie werden in Anhang D jeweils kurz zusammengefasst.

Neben den vorgestellten Arbeiten bieten die Themenfelder Substitution und Auftragserzeugung weitere interessante Ansätze, die nicht durch den Suchterm erfasst werden. Dies liegt an der eher allgemein gehaltenen Beschreibung bzw. Verwendung weniger key words in diesen Artikeln. In den folgenden Absätzen werden Arbeiten vorgestellt, die auf Basis der zitierten Literatur in den übrigen, hier vorgestellten Arbeiten, aufgedeckt wurden.

Kusiak et al. (2007) stellen ein lineares Optimierungsprogramm vor, welches unter Berücksichtigung einer gewissen Mindestabdeckung der Kundenwünsche die Anzahl der angebotenen Produktkonfigurationen minimiert. Dazu werden aus historischen Daten mittels eines k-Means-Algorithmus Gruppen gebildet, deren Zentren als sogenannte „prime configurations“ das Angebotsortiment bilden. Neben den Kunden, die direkt die „prime“-Konfiguration nachfragen, wird eine Abstandsfunktion „may migrate“ definiert. So werden diejenigen Kunden identifiziert, die bereit sind, ihren ursprünglichen Wunsch durch die Prime-Konfiguration zu substituieren. In diesem Sinne wird berechnet, ab welchem Abstand ein Punkt nah genug am Zentrum der Gruppe liegt, um zu diesem zu migrieren. Als Skala zur Bewertung der Migrationsbereitschaft dienen

⁶² Ein Beispiel aus der Computerindustrie ist die Substitution eines 4GB RAM Arbeitsspeicherriegels durch zwei 2GB RAM Riegel.

zum einen die Anzahl an Optionen, bei denen ein Kompromiss eingegangen werden muss (im Beispiel höchstens zwei) und zum anderen ein maximaler Preisunterschied zwischen Wunsch- und Prime-Konfiguration. Ein lineares Optimierungsprogramm minimiert anschließend die Anzahl der Produktkonfigurationen, die angeboten werden sollten, unter der Bedingung, dass ein bestimmter Kundenbedarf gedeckt wird. Ziel ist also, eine möglichst kleine Anzahl Prime-Konfiguration zu finden, mit denen eine Mindestanzahl an Kunden mit einer begrenzten Anzahl an Kompromissen bedient werden kann.

Schuh et al. (2014) suchen im Kontext MTO/ETO⁶³ für eine neue Kundenanfrage ein bereits bestehendes Produkt, das dem Kundenwunsch möglichst ähnlich ist. Dazu wird der Kundenwunsch als Merkmalsvektor anhand verschiedener Parameter quantifiziert und mit den Vektoren bestehender Produkte verglichen. Dabei wird ein scharfer Vergleich angewendet, sodass lediglich zwischen einer vollständigen oder keiner Übereinstimmung unterschieden wird. Als Abstandsmaß zwischen dem Kundewunsch- und Produkt-Vektoren dient die (ggf. gewichtete) euklidische Distanz. Das Produkt mit der kleinsten Distanz wird vorgeschlagen. Weder Kusiak et al. (2007) noch Schuh et al. (2014) modellieren eine Produktionsplanung, Planungsperioden oder Kapazitäten. Dennoch sind die Arbeiten in Bezug auf die Quantifizierung der Kundenpräferenzen bei einer alternativen Bedarfserfüllung interessant.

Wie in Unterabschnitt 4.2.3 angekündigt, soll auch die Dissertation von Müller-von der Ohe (2015) betrachtet werden. Diese kann dem Bereich Auftragserzeugung zugeordnet werden. Der Autor gibt an, die *„vorgestellte Methode ermöglicht die Verarbeitung historisierter Auftragsdaten durch ein logistisches Assistenzsystem, um marktorientierte Konfigurationen für Lagerfahrzeuge mit hohem wirtschaftlichem Erfolgspotenzial abzuleiten“* (Müller-von der Ohe 2015, S. V). Ziel des Systems ist es, Automobilhändler bei der Entscheidung, welche Fahrzeugkonfiguration beim OEM bestellt werden sollten, zu unterstützen. Dazu werden zunächst Konfigurationen, die in der Vergangenheit häufig verkauft wurden, identifiziert. Anschließend werden für diese Konfigurationen ebenfalls auf Basis von Vergangenheitsdaten Prognosen über die zu erwartende Standzeit im Lager und die Höhe des durchschnittlich gewährten Rabatts erstellt. Um die aktuelle Situation im Lager des Händlers (also die ggf. bereits vorhandenen Fahrzeuge) zu berücksichtigen, werden zwei weitere Kennzahlen berechnet: Zum einen ist dies die sog. Lagerdistanz. Diese misst die Unähnlichkeit einer Konfiguration zu den bestehenden Fahrzeugen im Lager mit dem Ziel, eine hohe Diversität zu erreichen. Zum anderen ist dies die Einbauratenmodifikation. Diese Kennzahl berechnet, ob eine vorzuschlagende Fahrzeugkonfiguration die Einbauraten bestimmter Konfigurationsmerkmale für alle Fahrzeuge im Lager mit Blick auf festgelegte Zielwerte dieser Einbauraten positiv oder negativ beeinflusst. Zielwerte für Einbauraten können vom Händler gesetzt werden oder stammen aus vertraglichen Vereinbarungen mit dem OEM. Durch eine Transformationsfunktion werden die Zielwerte (Bestellhäufigkeit, Standzeitprognose, Rabattprognose, Lagerdistanz und Einbauratenmodifikation) auf eine einheitliche Skala {0,1} normiert und vom Nutzer gewichtet. Anschließend wird mittels einer Nutzwertanalyse der Gesamtnutzwert für jede Fahrzeugkonfiguration bestimmt. Das Ergebnis der Methode ist eine nach Nutzwerten sortierte Liste der vorgeschlagenen Fahrzeugkonfiguration⁶⁴.

⁶³ ETO = Engineer-to-Order.

⁶⁴ Eine übersichtliche, grafische Darstellung der Vorgehensweise zeigt Müller-von der Ohe (2015) auf Seite 126.

Von besonderem Interesse für die vorliegende Problemstellung ist die Berechnung der Lagerdistanz. Müller-von der Ohe sucht Konfigurationen, die möglichst unähnlich zueinander sind, um die Diversität des Angebots zu gewährleisten. Im Gegensatz dazu ist es das Ziel der vorliegenden Arbeit, Konfigurationen zu finden, die (unter Berücksichtigung von Kapazitätsrestriktionen) möglichst ähnlich zu dem ursprünglichen Kundenwunsch sind und damit eine hohe Wahrscheinlichkeit aufweisen, als Substitut akzeptiert zu werden. In beiden Fällen stellt sich die Frage, wie die Distanz bzw. Ähnlichkeit zwischen zwei Fahrzeugkonfigurationen quantifiziert werden kann. Müller-von der Ohe (2015, S. 96) wählt eine binäre Form der Darstellung von Fahrzeugkonfigurationen. Dabei bestimmt ein binärer Wert für jede Merkmalsausprägung, ob sie in der Konfiguration gewählt ist oder nicht. Anschließend werden für zwei Aufträge jeweils die Binärwerte der Merkmalsausprägungen verglichen. Dabei ist eine Gewichtung der Merkmale denkbar. Der Autor summiert die Anzahl der Merkmale, die sich nicht gleichen, und berechnet so eine Distanz. Das Ergebnis des paarweisen Vergleichs zweier Merkmalsausprägungen kann in Form einer Distanzmatrix dargestellt werden. Der Autor nutzt einen hier scharfen Vergleich, d.h. das Vergleichsergebnis ist binär. Eine stärkere Differenzierung wäre mit einem unscharfen Vergleich zu erreichen (Müller-von der Ohe 2015, S. 103f.). Hier nimmt das Ergebnis des paarweisen Vergleichs Werte zwischen 0 und 1 an. Die Werte zeigen, wie stark die Distanz bzw. Ähnlichkeit von den Kunden wahrgenommen wird. Aufgrund mangelnder Daten verzichtet der Autor auf einen unscharfen Vergleich. Tabelle 4-4 zeigt Distanzmatrizen für einen scharfen und einen unscharfen Vergleich am Beispiel des Merkmals Farbe mit vier Merkmalsausprägungen. Der Ansatz eines unscharfen Vergleichs wird in Abschnitt 4.4 aufgegriffen.

Tabelle 4-4: Beispiel Distanzmatrizen mit scharfem und unscharfem Vergleich⁶⁵

	Schwarz	Weiß	Silber	Blau		Schwarz	Weiß	Silber	Blau
Schwarz	0	1	1	1	Schwarz	0	1	0,9	0,4
Weiß	1	0	1	1	Weiß	1	0	0,3	0,9
Silber	1	1	0	1	Silber	0,9	0,3	0	0,8
Blau	1	1	1	0	Blau	0,4	0,9	0,8	0

Ben Ali et al. (2018b) ergänzen ihre Serie von Arbeiten zum S&OP und Revenue Management in der Holzindustrie um eine unternehmensorientierte Substitution. Je Produkt wird diejenige Teilmenge aller Produkte festgelegt, die ein mögliches Substitut darstellen. Die Substituierbarkeit beschränken die Autoren auf jeweils höherwertige Produkte („Upgrading“). Dies erfolgt unter der Annahme, dass Kunden höherwertige Produktalternativen ohne Preisaufschlag akzeptieren. Eine für die vorliegende Problemstellung erforderliche Betrachtung der Kundenpräferenzen wird somit nicht modelliert. Dementsprechend sehen die Autoren weiteren Forschungsbedarf bzgl. der Integration einer Substitutionsbereitschaft der Kunden (Ben Ali et al. 2018b, S. 3226).

Unter anderen verweisen Lang (2010) und Ben Ali et al. (2018b) auf die Arbeit von Ervolina et al. (2009), die sich mit Substitution im Auftragsabwicklungsprozess von konfigurierbaren Produkten (Computer) befasst. Ziel dieser Arbeit ist es, den Gewinn durch das Anbieten alternativer Produktkonfigurationen zu steigern. Die Produktstruktur ist durch Binärvariablen definiert. Zur Differenzierung des Kundenspektrums werden Kundensegmente gebildet. Das Kundenverhalten

⁶⁵ In Anlehnung an Müller-von der Ohe 2015, S. 103.

selbst modellieren die Autoren mithilfe dreier Parameter. Zum einen bestimmt der Parameter γ_c den Anteil der Kunden im Kundensegment c , die keine Substitution akzeptieren. Das Substitutionsverhalten der verbleibenden Kunden wird durch einen Preisparameter und einen Qualitätsparameter bestimmt. Der Parameter α_c bestimmt den maximalen prozentualen Preisaufschlag bezogen auf den Preis des ursprünglich gewünschten Produkts. Der Parameter β_c bestimmt eine Mindestqualität als prozentualen Anteil des Qualitätswerts des ursprünglich gewünschten Produkts. Nur wenn beide Parameter nicht überschritten werden, ist eine Substitution möglich. Die Definition eines Qualitätswerts je Produkt kann als Modellierung des Kundennutzens verstanden werden. Die Autoren definieren hierzu einen Qualitätswert je Komponente, welcher durch den Einkaufswert dieser Komponente in Relation zu den Einkaufswerten aller Komponenten innerhalb derselben Komponentenfamilie bestimmt ist. Der Qualitätswert eines Produkts spiegelt den (gewichteten) Mittelwert aller in der Produktkonfiguration verbauten Komponenten wider (Erolina et al. 2009, S. 269–271). Die Autoren zeigen somit eine weitere Möglichkeit, ein exogenes Modell des Substitutionsverhaltens aufzubauen.

Zusammenfassend zeigt die systematische Literaturrecherche im Bereich Substitute, Sortimentsplanung und Auftragserzeugung interessante Ansätze auf, insbesondere in Bezug auf die Modellierung des Substitutionsverhaltens von Kunden. Einige davon werden zur Beantwortung der vorliegenden Forschungsfragen aufgegriffen. Keine der vorgestellten Arbeiten erfüllt die Anforderungen an eine integrierte Produktions- und Absatzplanung vollständig (siehe Tabelle 4-5).

Tabelle 4-5: Anforderungserfüllung der Suchergebnisse im Forschungsfeld Substitution und Auftragserzeugung

LITERATUR	HANDLUNGSFELDER							ZIELE		RESTRIKTIONEN		Sonst.
	Bedarf			Prod.-kapazität		Teilekapazität		Wirtschaftlichkeit	Marktattraktivität	Kapazitätsgrenzen Produktion	Kapazitätsgrenzen Teile	ATO-Umfeld (Produktkomplexität)
	Verfügbarkeit (Menge)	Modell-Mix	Liefertermin	Mengen-Anpassung	Zeit-Anpassung	Mengen-Anpassung	Zeit-Anpassung					
B21	B22	B23	K11	K12	K21	K22	Z1	Z2	R1	R2	Ü1	
Kozinski et al. 2023	✓		✓		✓			✓		✓		
Jiang et al. 2021	✓						✓	✓		✓	✓	✓
Alfieri et al. 2020; Castiglione et al. 2018		✓						✓	✓	✓	✓	✓
Pitiot et al. 2019; Pitiot et al. 2014; Pitiot et al. 2013		✓	✓					✓	✓			✓
Buergin et al. 2019; Buergin et al. 2017		✓	✓			✓		✓		✓	✓	✓
Ben Ali et al. 2018	✓	✓			✓		✓	✓		✓	✓	
Umpfenbach et al. 2018		✓						✓		✓	✓	✓
Müller-von der Ohe 2015		✓							✓			✓
Taghavi und Chinnam 2014		✓						✓		✓		✓
Schuh et al. 2014		✓							✓			✓
Lang und Shen 2011; Lang 2010; Lang und Domschke 2010	✓		✓	✓	✓			✓		✓		
Erolina et al. 2009		✓	✓				✓	✓	✓		✓	✓
Kusiak et al. 2007		✓							✓			✓
Myrodiia et al. 2015	kein eigenes Modell											

Anforderung erfüllt
 Anforderung teilw. erfüllt
 Anforderung nicht erfüllt

4.4 Zusammenfassung der Literatur und Präzisierung des Forschungsvorhabens

Die Ergebnisse der vorliegenden Literaturrecherche zeigen, dass die Forschung bzgl. der Problemstellung stark fragmentiert ist (vgl. dazu auch Volling et al. 2013). In unterschiedlichen Forschungsfeldern werden ähnliche oder angrenzende operative Problemstellungen weitestgehend separat voneinander betrachtet. Auch die für diese Arbeit als besonders relevant identifizierten Arbeiten sind untereinander nicht verknüpft. Das Forschungsfeld Sales & Operations Planning beschäftigt sich explizit mit einer Vernetzung der verschiedenen, betriebswirtschaftlichen Problemstellungen. Hier gibt es jedoch weiteren Forschungsbedarf bzgl. der horizontalen Integration (Pereira et al. 2020) und dem Thema „Balancing operational constraints and market demand“ (Hankammer et al. 2020, S. 21f.). Insbesondere im Bereich der Mass Customization (Ghrab und Sali 2019) und der variantenreichen Produkte (Darmawan et al. 2020) besteht weiterer Forschungsbedarf. Brabazon und MacCarthy (2017) begründen die bisher unzureichende Betrachtung mit der Komplexität im Kundenauftragsprozess, welche es schwierig mache, alle relevanten Aspekte zu berücksichtigen. Auch in der Praxis besteht noch viel Potenzial in der Integration von Planungsabschnitten (Sombultawee und Boon-itt 2018). Martínez-Costa et al. (2013, S. 760) stellen dazu fest: „the system as a whole operates in a non-integrated manner“.

Die vorliegende Literaturrecherche bestätigt eine Forschungslücke bei der Integration von Produktions- und Absatzplanung für konfigurierbare Produkte. Keine der betrachteten Arbeiten deckt die in Abschnitt 3.3 definierten Anforderungen vollständig ab. Dies gilt insbesondere für die Anforderung [B22] (Anpassung des Modell-Mix). In den Forschungsfeldern APP und S&OP wird dieses Handlungsfeld kaum genutzt. Im Forschungsfeld Substitution und Auftragserzeugung ist eine Anpassung des Modell-Mix teilweise möglich, allerdings fehlt hier die Berücksichtigung von Kapazitätsrestriktionen und der dazugehörigen Handlungsspielräume. Zusammenfassend besteht für eine Integrierte Produktions- und Absatzplanung vor allem bzgl. der Integration einer Anpassung des Modell-Mix in die klassischen Handlungsfelder der Produktionsplanung weiterer Forschungsbedarf. Aus diesem Grund werden die Ergebnisse der Literaturrecherche im Folgenden detailliert bzgl. der Themenfelder Substitution und Produktvielfalt diskutiert.

Das Substitutionsverhalten der Kunden kann in sehr unterschiedlichen Komplexitäts- und Detaillierungsgraden abgebildet werden. Wie bereits dargelegt wird die Modellierung mit zunehmender Anzahl an Produktvarianten und konfigurierbaren Merkmalen sehr komplex. Besonders in einer variantenreichen Serienfertigung fehlt für die Modellierung von Preis-Nachfrage-Funktionen die Kenntnis der Preissensibilität der Kunden hinsichtlich der individuellen Wunschkonfiguration und potenzieller Substitute (Matzke 2016, S. 18). Dies zeigt auch die weitergehende Analyse der Arbeiten aus der systematische Literaturrecherche: Arbeiten mit komplexeren Kundenverhaltensmodellen weisen meist sehr geringe Komplexität in der Produktstruktur (Betrachtung nur weniger Produktvarianten) auf. Tabelle 4-6 zeigt dazu eine Klassifizierung aller Arbeiten, die eine Produktsubstitution modelliert haben. Den Zusammenhang der Klassifikation mit der Anzahl der betrachteten Produktvarianten stellt Abbildung 4-12 übersichtlich dar.

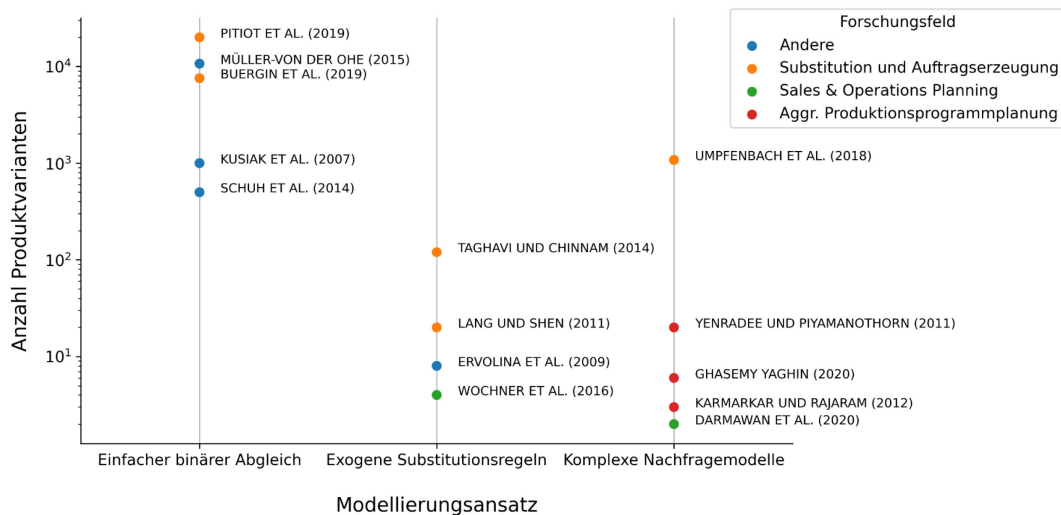


Abbildung 4-12: Anzahl Produktvarianten nach Modellierungsansatz

Die vorgestellte Klassifizierung unterscheidet in drei Kategorien: Zum einen in **Komplexe Nachfragemodelle**, welche anhand verschiedener Parameter einen Kundennutzen oder eine Preis-Nachfrage-Funktion modellieren. Diese Arbeiten betrachten meist lediglich eine einstellige Anzahl von Produkten. Eine Ausnahme ist die Arbeit von Umpfenbach et al. (2018), welche 1.080 Varianten berücksichtigt. Die Autoren gruppieren die Kunden in Segmente und ordnen anhand eines multinomialen Logit-Modells (MNL-Modell) jeder möglichen Ausprägung aller Konfigurationsmerkmale einen Nutzwert je Kundensegment zu (Umpfenbach et al. 2018, S. 282 f.). Zur Erhebung dieser Daten werden allerdings keine Angaben gemacht. Es wird lediglich der Hinweis gegeben, dass diese Daten sorgfältig erhoben werden sollten, um aussagekräftige Ergebnisse zu erzielen. Genau dies ist jedoch mit einem großen Aufwand verbunden und häufig stehen solche Daten im Kontext der Produktionsprogrammplanung nicht zur Verfügung. Zudem ist ein MNL-Modell im Hinblick auf Substitution unflexibel, da die Substitutionsraten durch die Nutzenwerte der verfügbaren Optionen bestimmt werden (Kök et al. 2015, S. 186). Auf diese Weise wird die Substitution proportional über das gesamte Produktportfolio verteilt und kann nicht auf ähnliche Varianten beschränkt werden.

Zu der zweiten Kategorie gehören Arbeiten, die **Exogene Substitutionsregeln** aufstellen. Dabei wird das Kundenverhalten nicht durch ein Modell berechnet, sondern „von außen“ mittels festgelegter Substitutionsregeln vorgeschrieben (Kök et al. 2015, S. 187). Es werden beispielsweise feste Quoten oder Wahrscheinlichkeiten für die Substitution einer Produktvariante durch eine andere bestimmt (vgl. Taghavi und Chinnam 2014). Teilweise wird lediglich die generelle Substituierbarkeit beschrieben, ohne eine Beschränkung der substituierten Menge (vgl. Lang und Shen 2011). Weitere Details zu den analysierten Arbeiten zeigt Tabelle 4-6 am Ende des Kapitels. Auch wenn exogene Substitutionsregeln intuitiver zu verstehen und zu erstellen sind als komplexe Nachfragemodelle, sind auch sie stark von marktbezogenem Expertenwissen abhängig.

Die dritte Kategorie umfasst Arbeiten, die die Attraktivität einer Produktvariante relativ zur ursprünglichen Wunschkonfiguration anhand eines Vergleichs dieser beiden Konfigurationen bemessen. Je höher die Ähnlichkeit bzw., je geringer die Distanz ist, desto höher ist die Substitutionswahrscheinlichkeit. Bei allen analysierten Arbeiten wird jedoch lediglich ein **Einfacher Binä-**

rer Vergleich eingesetzt. Dies bedeutet, dass ausschließlich das Vorhandensein der gewünschten Ausprägung für jedes Konfigurationsmerkmal geprüft wird. Unterscheidet sich die Ausprägung, so gilt die Anforderung als nicht erfüllt. Dabei ist unerheblich, ob die vorhandene Ausprägung zumindest ähnlich zum ursprünglichen Wunsch ist oder gänzlich verschieden. Das Konzept wird auch als „scharfer Vergleich“ bezeichnet (Müller-von der Ohe 2015, S. 104). Der Vorteil dieses Vorgehens ist die einfache Berechnung. Diese ermöglicht es, eine größere und damit im Umfeld konfigurierbarer Produkte realistische Anzahl von Produktvarianten abzubilden. Allerdings ist die Bewertung der Attraktivität möglicher Substitute stark vereinfacht. Es ist davon auszugehen, dass Kunden eher bereit sind, ein Substitut zu akzeptieren, wenn dies der ursprünglichen Wunschkonfiguration besonders ähnlich ist. Wird der Vergleich binär durchgeführt, ist die Möglichkeit, attraktive von weniger attraktiven Alternativen zu unterscheiden, nicht gegeben. So können bspw. Merkmale in „verhandelbar“ und „nicht verhandelbar“ unterschieden werden, sodass ein Teil der Merkmale substituiert werden kann (vgl. Pitiot et al. 2014). Noch allgemeiner könnte auch die maximale Anzahl substituierbarer Merkmale vorgeschrieben werden (vgl. Kusiak et al. 2007). Ein binärer/scharfer Vergleich bietet allerdings nicht die Möglichkeit, bspw. im Falle eines Ressourcenengpasses für ein bestimmtes Merkmal eine besonders attraktive Alternative zu identifizieren. Dazu wäre ein unscharfer Vergleich notwendig, wie er in Müller-von der Ohe (2015, S. 102 ff.) skizziert wird. Auch Lang (2010) unterscheidet u.a. in eine „präzise“ und eine „weiche“ Modellierung von Substitutionsverhalten. Bei ersterer ist genau bekannt, welches Produkt oder welche Komponente ein valides Substitut darstellt. Bei einer weichen Modellierung könnte durch eine Abstandsfunktion die Ähnlichkeit zwischen zwei Produkten berechnet werden und aus dieser Metrik eine Eignung bzw. Wahrscheinlichkeit der Substituierbarkeit abgeleitet werden (Lang 2010, S. 84). Aufgrund fehlender Daten beschränken sich Lang (2010) und Müller-von der Ohe (2015) jedoch auf den Einsatz des scharfen Vergleichs.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die bisherigen Arbeiten im Bereich der integrierten Absatz- und Produktionsprogrammplanung entweder das Substitutionsverhalten der Kunden detailliert betrachten oder eine realistische Produktkomplexität abbilden, jedoch nicht beides vereinen. Die vorgestellten, komplexeren Verhaltensmodelle sind stark abhängig von Expertenwissen über den Markt, bedürfen ausgereifter Marktforschungsmethoden und erfordern eine Datenbasis, die bei variantenreichen, konfigurierbaren Produkten nur mit sehr großem Aufwand erstellt werden könnte. Die einfacheren Modelle dagegen bilden das Kundenverhalten lediglich stark vereinfacht ab.

Vor dem Hintergrund dieser Forschungslücke bestätigt sich das Ziel der vorliegenden Arbeit, ein Verfahren zu erarbeiten, welches auf der einen Seite das Substitutionsverhalten differenziert betrachtet und ein distanzbasiertes Modell bietet, welches über den einfachen, scharfen Vergleich hinausgeht. Auf der anderen Seite soll das Verfahren dennoch eine realistische Produktvarianz (Anforderung [Ü1]) abbilden.

Die Aufarbeitung der Grundlagen sowie die Ergebnisse der Literaturrecherche haben deutlich gemacht, dass die Erstellung marktforschungsbasierter Modelle des Substitutionsverhaltens im Kontext variantenreicher, konfigurierbarer Produkte mit erheblichem Aufwand verbunden ist. Daher wird als zusätzliches Ziel gesetzt, dass die in dieser Arbeit entwickelte Methode auf verfügbaren Daten basieren soll. Dazu bieten sich Auftragsdaten der Vergangenheit an. Diese sind

allen Hersteller unmittelbar zugänglich und können Aufschluss über deren Präferenzen bei der Konfiguration der Produkte geben. Die erste Forschungsfrage wird wie folgt ergänzt:

1. Wie können im Fall von Ressourcenengpässen auf Basis historischer Auftragsdaten Substitute mit einer möglichst hohen Marktattraktivität identifiziert werden?

Kapitel 5 befasst sich mit der dieser Forschungsfrage. Die Ansätze von Müller-von der Ohe (2015), Schuh et al. (2014) und Kusiak et al. (2007) aufgreifend, wird ein Distanzmaß zur Differenzierung verschiedener alternativer Produktkonfigurationen entwickelt.

Die zweite Forschungsfrage bleibt wie einleitend beschrieben bestehen:

2. Wie lässt sich das Substitutionsverhalten von Kunden auf Basis der Marktattraktivität alternativer Produktkonfigurationen antizipieren, um Kapazitätsengpässe durch eine gezielte Anpassung des Modell-Mix abzufedern, ohne das Absatzrisiko signifikant zu erhöhen?

Diese Forschungsfrage wird im Kapitel 6 bearbeitet. Hier wird zunächst ein klassisches Produktionsprogrammplanungsmodell aufgebaut, um dieses anschließend um Substitutionsentscheidungen auf Basis der Ergebnisse der Distanzberechnung zu ergänzen.

Tabelle 4-6: Überblick der Modellierungsansätze zum Substitutionsverhalten der Kunden

Arbeit	Produktkomplexität	Methodik / Details
KOMPLEXE NACHFRAGEMODELLE		
DARMAWAN ET AL. (2020)	2 Produktvarianten (Konsumgüter)	Komplexes Preis-Nachfragemodell aus dem Konsumgüterbereich.
KARMAKAR UND RAJARAM (2012)	3 Produktvarianten (Verfahrenstechnische Industrie)	Preis-Nachfrage-Modell
GHAEMY YAGHIN (2020)	6 Produktvarianten (Textilindustrie)	komplexe Nachfragefunktion, welche den Kundenbedarf verschiedener Kundensegmente in Abhängigkeit des Preises und der eingesetzten verkaufsfördernden Maßnahmen beschreibt.
YENRADEE UND PIYAMANTHORN (2011)	20 Produktvarianten (Zahnpaste)	Preis-Nachfrage-Modell (Daten aus Expertenschätzung)
UMPFENBACH ET AL. (2018)	1.080* Produktvarianten (Automobilproduktion) (*freie Kombination aller Merkmalsausprägung vorausgesetzt)	Multi-Nominal Logit Modell. Nutzen-Funktion verschiedener Merkmalsausprägungen für verschiedene Preissegmente. Daten für die Funktion von Marketing-Experten geschätzt.
EXOGENE SUBSTITUTIONSREGELN		
WOCHNER ET AL. (2016)	4 Produktvarianten (Automobilproduktion)	Exogenes Substitutionsmodell und Strafkosten. Je Produktvariante wird ein Set an möglichen Substituten definiert. Je Produktvariante und Periode wird ein maximaler Anteil des Bedarfs als substituierbar definiert.
ERVOLINA ET AL. (2009)	8 Produktvarianten (Produktion von Computern)	Substitution wird begrenzt durch Parameter für den max. möglichen Preisaufschlag und die max. Qualitätseinbuße. Qualität wird als gegebene Skala für den Vergleich herangezogen.
LANG UND SHEN (2011)	20 Produktvarianten (Folien zur Automobilproduktion)	Einsatz eines Substitutionsgraph, der Substitutionsmöglichkeiten auf Ebene der Endprodukte darstellt.
TAGHAVI UND CHINNAM (2014)	120 Produktvarianten (Automobilproduktion)	Ein fester Substitutionsfaktor gibt vor, wie viel Stück einer Fehlmenge durch welches Substitut ersetzt werden.
EINFACHER BINÄRER VERGLEICH		
KUSIAK ET AL. (2007)	~1.000* Produktvarianten (Produktion von Lastkraftwagen) (*Schätzwert. Angegeben sind 6216 Aufträge mit jeweils 10 Ausstattungsmerkmalen)	Binärer Vergleich von Wunsch-Konfiguration und Substitut. Maximale Anzahl an substituierten Merkmalen vorgegeben.
SCHUH ET AL. (2014)	~500* Produktvarianten (Konfigurierbare Anlagen) (*Schätzwert. Angegeben sind 300 Aufträge mit jeweils 8 Ausstattungsmerkmalen)	Binärer Vergleich und Berechnung einer Distanz.
BUERGIN ET AL. (2019)	7.560 Produktvarianten (Automobilproduktion)	Substitution durch Nebenbedingungen eingeschränkt. Binärer Vergleich zwischen Wunsch-Konfiguration und möglichem Substitut.
MÜLLER-VON DER OHE (2015)	10.687 Produktvarianten (Automobilproduktion)	Abstandsberechnung zwischen Fahrzeugkonfigurationen mittels binärem Abgleich.
PITOT ET AL. (2014)	20.000+* Produktvarianten (Produktion von Flugzeugen) (*es wird mit bis zu 10 ¹⁸ Varianten experimentiert)	Ein Teil der Konfigurationsmerkmale ist als fix gekennzeichnet (muss eingehalten werden), der andere als verhandelbar (Substitution frei wählbar - kein Vergleich mit Wunsch-Konfiguration).

5 Distanzmaß für konfigurierbare Produkte zur Quantifizierung der Marktattraktivität von Substituten

Die erste zentrale Fragestellung der vorliegenden Arbeit befasst sich mit der Marktattraktivität eines alternativen Modell-Mix. Der Modell-Mix soll an ggf. auftretenden Ressourcenengpässen ausgerichtet werden und weicht in der Folge vom ursprünglichen Absatzplan, der auf einer Bedarfsprognose beruht, ab. Um die Abweichung möglichst gering halten zu können, ist es notwendig, diese zu quantifizieren. Das Ziel ist es, für nicht ausreichend verfügbare Produktkonfigurationen Alternativen einzuplanen, die mit einer möglichst hohen Wahrscheinlichkeit von Kunden akzeptiert würden. Eine Bewertung der Marktattraktivität fußt daher auf einer Abbildung des Substitutionsverhaltens der Kunden.

Die Substitution steht für die Suche nach alternativen Konfigurationen für die in der Bedarfsprognose vorhergesagten Kundenwünsche. Dabei kann angenommen werden, dass einige Konfigurationen einander ähnlicher sind als andere. Diese Ähnlichkeit kann als Distanz zwischen Produktkonfigurationen definiert werden (vgl. Abschnitt 5.1.2). Je geringer die Distanz zwischen Wunsch-Konfiguration und Alternative, desto größer ist die Wahrscheinlichkeit, dass die Alternative als Substitut akzeptiert wird. Diesem Gedanken folgend sollte mit derjenigen Variante substituiert werden, die die geringste Distanz zum ursprünglichen Kundenwunsch aufweist.

Das vorliegende Kapitel widmet sich der Fragestellung, wie die Marktattraktivität eines alternativen Modell-Mix quantifiziert werden kann. Dazu zeigt Abschnitt 5.1 zunächst auf, dass ein Distanzmaß dazu geeignet ist, Kundenpräferenzen abzubilden. Abschnitt 5.2 definiert ein Distanzmaß im Kontext der Substitution von konfigurierbaren, variantenreichen Produkten. Die Eignung für den vorliegenden Anwendungsfall wird anhand von historischen Auftragsdaten der Volkswagen AG untersucht. Die numerische Analyse im Abschnitt 5.3 untersucht die Auswirkungen verschiedener Gestaltungsparameter und zeigt auf, welches Distanzmaß am besten geeignet ist, das Substitutionsverhalten von Kunden abzubilden. Abschnitt 5.4 fasst die Ergebnisse zusammen.

Teile des 5. Kapitels, insbesondere das Distanzmaß „cpDist“, wurden bereits in Fabian et al. (2025) veröffentlicht.

5.1 Verwendung von Distanzmaßen zur Quantifizierung der Marktattraktivität

Der vorliegende Abschnitt beschreibt die Möglichkeit, die Marktattraktivität eines Modell-Mix mithilfe eines Distanzmaßes zu quantifizieren. Dazu definiert Unterabschnitt 5.1.1 zunächst Annahmen zum Kundenverhalten. Anschließend zeigt Unterabschnitt 5.1.2 die Möglichkeit, Kundenpräferenzen durch Distanzen zwischen Produktkonfigurationen abzubilden. Da die Merkmale von konfigurierbaren, variantenreichen Produkten häufig kategorial sind, werden in Unterabschnitt 5.1.3 Verfahren zur Distanzberechnung für kategoriale Daten vorgestellt.

5.1.1 Annahmen zum Kundenverhalten

Die Verwendung eines Distanzmaßes zur Quantifizierung der Marktattraktivität alternativer Produktkonfigurationen basiert auf einigen Annahmen zum Kundenverhalten. Diese Annahmen werden nachfolgend vorgestellt und durch empirische Studien aus der Marktforschung gestützt.

Annahme 1: Kunden akzeptieren ein Substitut mit einer höheren Wahrscheinlichkeit, wenn dieses eine größere Ähnlichkeit mit der Wunschkonfiguration aufweist.

In der Literatur wird durchweg die Existenz eines sog. Ähnlichkeitseffekts („Similarity Effect“, siehe Tversky und Shafir (2004)) konstatiert. Bezogen auf das Substitutionsverhalten von Kunden bei Engpässen bedeutet dies, dass Kunden zum Großteil zu ähnlichen Produkten wechseln (Hoang und Breugelmans 2023; Huh et al. 2016; Müller und Diels 2016; Diels et al. 2013). Arens und Hamilton (2018, S. 132) schlussfolgern “most of the empirical evidence suggests that consumers tend to select similar substitutes” und ergänzen ihre Arbeit um eine eigene empirische Studie, welche diese Aussage ebenfalls stützt. Der Einsatz eines Ähnlichkeits- bzw. Distanzmaßes zur Quantifizierung der Marktattraktivität eines Substituts scheint daher vielversprechend. Ähnliche Ansätze präsentieren Müller-von der Ohe (2015), Schuh et al. (2014) und Kusiak et al. (2007).

Annahme 2: Die Bewertung einer Ähnlichkeit bzw. Distanz zur Antizipation des Substitutionsverhaltens von Kunden kann im Kontext konfigurierbarer Produkte auf den Vergleich der Produktmerkmale und ihrer Ausprägungen gestützt werden.

Tversky hält fest: “similarity increases with addition of common features” (Tversky und Shafir 2004, S. 11). Wenn mehr Produktmerkmale übereinstimmen, ähneln sich Produkte tendenziell stärker. Bei konfigurierbaren Produkten ist die Substitutionsentscheidung eines Kunden im Wesentlichen von den Produktmerkmalen und deren Ausprägung abhängig (vgl. Derhami et al. 2021). Neben der Produktkonfiguration sind bei Substitutionsentscheidungen offensichtlich noch viele weitere Faktoren von Bedeutung, wie bspw. der Entscheidungskontext (Hamilton et al. 2019), der sozialökonomische Status (Thompson et al. 2020) oder generell individuelle Präferenzen. Solche Faktoren können jedoch im Kontext der in dieser Arbeit betrachteten Entscheidungssituation vernachlässigt werden: Im mittelfristigen Planungshorizont, in dem ein Hersteller mit Kapazitätsengpässen bzgl. einer prognostizierten Nachfrage konfrontiert ist und beabsichtigt, Substitute in den Produktionsplan einzuplanen, liegt der Fokus der Entscheidung auf der Identifizierung von Substituten mit hoher Marktattraktivität. Individuelle Kunden existieren für diese prognostizierte Nachfrage noch nicht, so dass die Marktattraktivität in Bezug auf den gesamten Markt, d.h. alle potenziellen Kunden, betrachtet wird. Hinzu kommt, dass es sich bei der vorliegenden Substitutionssituation um unterschiedliche Konfigurationen desselben Basisprodukts handelt, was Überlegungen zu allgemeinen Produkteigenschaften (z.B. Qualität, Attraktivität) oder Markenunterschieden vernachlässigbar macht. Diese Merkmale sind für alle Produktkonfigurationen gleich. Die Bewertung der Ähnlichkeit zweier Produkte kann somit auf einen Vergleich zweier Merkmalsvektoren gestützt werden (vgl. Schuh et al. 2014).

Neben den Konfigurationsmerkmalen ist auch der Preis als Entscheidungskriterium zu nennen. Der Preis selbst hat keinen Nutzwert für einen Kunden, sondern bildet ein abgeleitetes Merkmal, welches den Gesamtnutzwert einer Produktkonfiguration monetär repräsentiert (Breidert et al.

2006, S. 20). Unternehmen setzen mithilfe von Methoden der Preisgestaltung („pricing“) Preise fest, welche die Zahlungsbereitschaft der Kunden nach bestem Wissen des Unternehmens widerspiegeln (Silkosek 2023). Bezogen auf den vorliegenden Substitutions-Fall wird daher davon ausgegangen, dass ein prognostizierter Kunde den Preis einer alternativen Produktkonfiguration, welche sehr nah an seiner Wunschkonfiguration liegt, ebenfalls als angemessen (für diese Alternative) betrachtet. Für individuelle Kunden mag dies zwar unzutreffend sein, da sie bspw. einer bestimmten alternativen Merkmalsausprägung einen individuell höheren oder geringeren Nutzen beimessen oder weil eine an sich attraktive Alternative ein festgelegtes Budget überschreitet. Da es in der vorliegenden Problemstellung jedoch darum geht, einen alternativen Modell-Mix mit möglichst hoher Marktattraktivität für einen prognostizierten Gesamtmarkt zu planen, erscheint die getroffene Annahme plausibel.

Annahme 3: Bei der Substitution von Ausprägungen ordinaler Produktmerkmale bevorzugen Kunden stets Alternativen, die in der Rangfolge näher an der Wunsch-Ausprägung liegen.

Es erscheint plausibel, dass Kunden die jeweils nächst-höhere oder nächst-geringere Merkmalsausprägung eines ordinalen Merkmals bevorzugen. Dies zeigt sich in der vielfach eingesetzten Strategie, im Fall von Engpässen ein sogenanntes „Upgrade“ oder „Downgrade“ anzubieten, wobei in der Regel schrittweise vorgegangen wird (vgl. z.B. Ben Ali et al. 2018b oder Shumsky und Zhang 2009).

Annahme 4: Kunden mit ähnlichem Kaufverhalten weisen ähnliche Präferenzen bzgl. der Produktmerkmale auf.

Die Annahme, dass Kunden mit ähnlichem Kaufverhalten ähnliche Interessen und Präferenzen aufweisen ist ein weit verbreitetes Konzept, auf dem beispielsweise Empfehlungssysteme („recommender systems“) basieren. Eine solche Annahme wird häufig zugrunde gelegt, um das zukünftige Kundenverhalten aus Daten zum Kaufverhalten der Vergangenheit abzuleiten (Lü et al. 2012). Empfehlungssysteme nutzen kollaboratives Filtern, eine Technik, die auf Ähnlichkeitsmaßen basiert (Ortal und Edahiro 2020). Diese Technik wird auch im Zusammenhang mit konfigurierbaren Produkten eingesetzt (Yao et al. 2019). Bezogen auf Substitution identifizieren bspw. Tian et al. (2021) mögliche Substitute, indem sie nach Produkten suchen, die häufig zusammen mit denselben komplementären Gütern wie das nicht verfügbare Produkt gekauft wurden.

Ausgehend von den getroffenen Annahmen wird nachfolgend ein Distanzmaß entwickelt, welches die Ähnlichkeit alternativer Produktkonfigurationen in Bezug auf eine Wunschkonfiguration aus vorliegenden, historischen Auftragsdaten herleitet. Die Ähnlichkeit quantifiziert die Attraktivität eines Substituts für den Absatzmarkt.

5.1.2 Distanzmaße: Abbilden von Kundenpräferenzen durch Distanzen

Der Modell-Mix eines Produktionsprogramms leitet sich direkt aus den darin enthaltenen Produktvarianten und der jeweilig geplanten Stückzahl ab. Möchte man die Ähnlichkeit bzw. die Distanz zweier Produktionsprogramme quantifizieren, können demnach die jeweils enthaltenen Produktvarianten und Mengen miteinander verglichen werden. Ziel der vorliegenden Arbeit ist es, einen möglichst attraktiven Modell-Mix zu planen, wenn die ursprüngliche Bedarfsprognose aufgrund von Ressourcenengpässen nicht umsetzbar ist. Verglichen werden somit einerseits ein

alternativer Modell-Mix als neuer Vorschlag und andererseits das prognostizierte Bedarfsprogramm. Der alternative Modell-Mix weist dann eine hohe Marktattraktivität auf, wenn die Distanz zum Bedarfsprogramm gering ist. Auf diese Weise soll implizit das Substitutionsverhalten der Kunden modelliert werden. Eine hohe Marktattraktivität soll daher durch eine geringe Distanz des vorgeschlagenen Produktionsprogramms zum Bedarfsprogramm definiert sein. Im Folgenden werden die Begriffe Distanz und Abstand gleichbedeutend verwendet. Zudem werden die Konzepte Distanz und Ähnlichkeit als komplementär zueinander betrachtet (vgl. Han et al. 2012, S. 68–71).

Die Distanz zwischen zwei Produktionsprogrammen basiert auf dem Vergleich der darin geplanten Produktvarianten. Daher muss eine Distanz zwischen den verschiedenen Produktvarianten berechnet werden können. Eine Produktvariante oder Produktkonfiguration kann durch einen Merkmalsvektor definiert werden (vgl. bspw. Müller-von der Ohe 2015, S. 30), welcher für jedes Konfigurationsmerkmal die jeweilige Ausprägung angibt. Ein Produktionsprogramm PP sei definiert als eine endliche Menge aus N Aufträgen, sodass $PP = \{\mathbf{o}_1, \dots, \mathbf{o}_N\}$. Jeder Auftrag \mathbf{o}_n sei beschrieben durch Merkmale aus der endlichen Menge $\mathcal{M} = \{M_1, \dots, M_d\}$. Damit steht d für die Dimension eines Vektors \mathbf{o}_n . Jedes Merkmal M_m kann eine endliche Menge an Werten $x \in \text{dom}(M_m)$ annehmen, sodass x_{nm} die Ausprägung des Merkmals M_m in Auftrag n darstellt. Jeder Auftrag n sei somit definiert als Vektor $(x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{nd})^T$.

Im Verlauf der Arbeit werden immer wieder zwei Objekte miteinander verglichen. Dazu werden die Indizes i und j eingesetzt. Je nach Kontext beziehen sich i und j auf zwei Aufträge \mathbf{o}_i und \mathbf{o}_j oder auf zwei Ausprägungen x_{im} und x_{jm} eines Merkmals M_m . Teilweise wird der Index m zur Vereinfachung gestrichen, falls im jeweiligen Kontext keine Unterscheidung zwischen unterschiedlichen Merkmalen notwendig ist. Dann werden Merkmalsausprägung als x_i und x_j bezeichnet. Im Optimierungsmodell im Kapitel 6 werden i und j als Produktvarianten aus der Menge aller Produktkonfigurationen P genutzt.

Abbildung 5-1 zeigt beispielhaft den Vergleich zweier Aufträge als Merkmalsvektoren und dient als Visualisierung der mathematischen Notation.

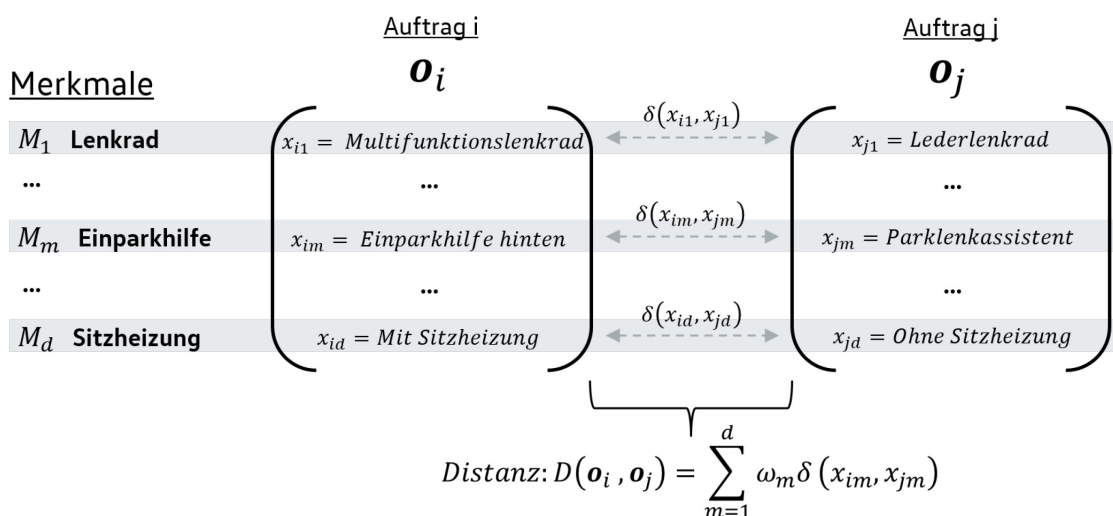


Abbildung 5-1: Beispielhafter Vergleich zweier Merkmalsvektoren

Der Vergleich und damit die Berechnung der Distanz zwischen zwei Aufträgen bzw. Produktkonfigurationen erfolgt über den paarweisen Vergleich der Merkmalsausprägungen für jedes Merkmal. Es werden zunächst einzelne Distanzen zwischen Merkmalsausprägungen berechnet und diese anschließend addiert, um die Gesamtdistanz zu berechnen. Dies stellt eine gängige Praxis zur Berechnung der Distanz zwischen zwei Objekten dar⁶⁶. Die Distanz zwischen zwei Aufträgen \mathbf{o}_i und \mathbf{o}_j sei somit definiert als

$$D(\mathbf{o}_i, \mathbf{o}_j) = \sum_{m=1}^d \omega_m \delta(x_{im}, x_{jm}), \quad (5-1)$$

wobei $\delta(\cdot, \cdot)$ die Abstandsfunktion zur Berechnung der Distanz zweier Merkmalsausprägungen und ω_m einen merkmalspezifischen Gewichtungsfaktor darstellt (vgl. Boriah et al. 2008, S. 246). Die Distanz soll demnach von der Merkmals-Ebene über die Auftrags-Ebene auf die Ebene der Produktionsprogramme aggregiert werden (Abbildung 5-2).

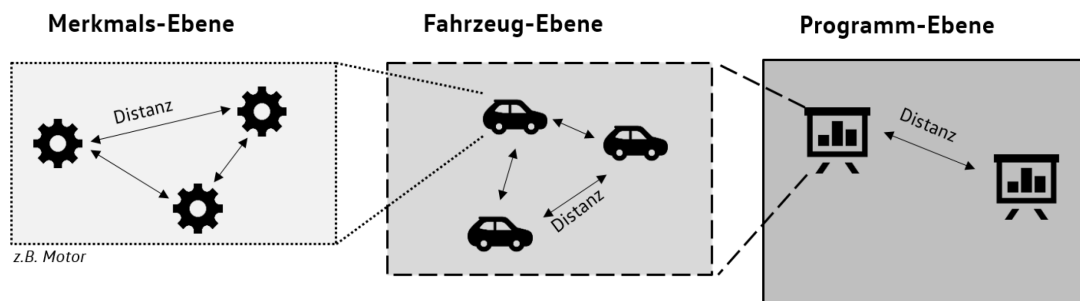


Abbildung 5-2: Konzept der Aggregation zur Distanzberechnung

Die Modellierung einer Abstandsfunktion für variantenreiche Produkte stellt sich als nicht trivial heraus. Der Grund hierfür sind die Skalenniveaus der beschreibenden Merkmale. Häufig sind diese Merkmale nicht metrisch, sondern kategorial. Stevens (1946) unterscheidet vier Skalenniveaus: Nominalskala, Ordinalskala, Intervallskala und Ratioskala. Das Skalenniveau gibt u.a. vor, welche Rechenoperationen für die Daten zulässig sind (Leyer und Wesche 2008, S. 8 f.).

Intervall- und ratioskalierte Merkmale sind metrisch. Metrische Merkmale haben einen messbaren Abstand zueinander, d.h. für sie existiert ein metrischer Raum (\mathcal{M}, δ) , wobei \mathcal{M} die Menge aller Merkmale und δ die Abstandsfunktion darstellt (vgl. Plaue und Scherfner 2019, S. 3). Beispiele für metrische Produktmerkmale sind das Gewicht eines Mobiltelefons, der Kraftstoffverbrauch eines PKW oder der Aufpreis für bestimmte Ausstattungsmerkmale. Die Distanzberechnung von metrischen Merkmalen ist klar definiert (Plaue 2021, S. 167 f.): Sie fußt auf der Berechnung des Absolutbetrags, sodass für zwei Ausprägungen $x, y \in \mathbb{R}$ gilt: $\delta(x, y) = |x - y|$. Beispielsweise lässt sich der Unterschied zwischen einem 150g schweren Mobiltelefon und einem 100g schweren Referenzprodukt durch Differenzbildung berechnen und beträgt 50g. Weiter lässt sich feststellen, dass das Mobiltelefon genau 1,5 Mal so schwer ist wie das Referenzprodukt und dass dieser Abstand doppelt so groß ist, wie eine Differenz von 25g. Im multivariaten Fall werden zwei Merkmalsvektoren miteinander verglichen. Hierzu kann der Abstand durch die Länge der Differenz der Vektoren bestimmt werden (Plaue 2021, S. 168). Dabei wird eine

⁶⁶ Vgl. dazu die Literaturanalysen von Boriah et al. 2008 und Jia et al. 2016.

Norm $\|\cdot\|$ als Maß für die Vektorlänge zugrunde gelegt. Die p -Norm (Minkowski-Norm der Ordnung p) ist für einen metrischen Merkmalsvektor \mathbf{u} definiert als

$$\|\mathbf{u}\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |u_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}, \quad (5-2)$$

mit $\mathbf{u} = (u_1, \dots, u_n)^T \in \mathbb{R}^n$ und $p \in \mathbb{N}, p \geq 1$.

Meist werden Distanzen für metrische Daten mittels des euklidischen Abstands oder des Manhattan-Abstands berechnet (Jia et al. 2016). Der euklidische Abstand ist durch die 2-Norm $\|\cdot\|_2$ definiert und beschreibt den Abstand zweier Punkte im euklidischen Raum als die Länge der Strecke, die beide Punkte direkt verbindet. Er entspricht damit dem natürlichen Verständnis eines geometrischen Abstands. Im n -dimensionalen reellen Raum \mathbb{R}^n ist die euklidische Metrik die Standardmetrik (Plaue und Scherfner 2019, S. 4). Die euklidische Abstandsfunktion zweier Vektoren $\mathbf{u}, \mathbf{v} \in \mathbb{R}^n$ ist wie folgt definiert:

$$D_{Euklid}(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \|\mathbf{u} - \mathbf{v}\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n (u_i - v_i)^2} \quad (5-3)$$

Der Manhattan-Abstand ist durch die 1-Norm $\|\cdot\|_1$ („Summennorm“) wie folgt definiert (Han et al. 2012, S. 72):

$$D_{Manhattan}(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \|\mathbf{u} - \mathbf{v}\|_1 = \sum_{i=1}^n |u_i - v_i| \quad (5-4)$$

Allgemein gilt eine Abstandsfunktion $\delta(\cdot, \cdot)$ nur dann als Metrik auf der Menge X , wenn für alle $x, y, z \in X$ gilt (Plaue und Scherfner 2019, S. 3):

1. $\delta(x, y) = 0 \Leftrightarrow x = y$,
2. $\delta(x, y) = \delta(y, x)$ (Symmetrie),
3. $\delta(x, z) \leq \delta(x, y) + \delta(y, z)$ (Dreiecksungleichung).

Aus dieser Definition folgt weiterhin, dass $\delta(x, y) \geq 0$ (Suárez et al. 2021, S. 302). Inwiefern eine Abstandsfunktion für variantenreiche Produkte die Anforderungen an eine Metrik erfüllen sollte, gilt es zu prüfen. Um allgemein als Abstandsfunktion zu funktionieren, muss die Dreiecksungleichung nicht zwingend erfüllt sein (Marmor und Bashkansky 2020, S. 2625f.).

Für kategoriale Merkmale ist die Definition einer Abstandsfunktion schwieriger. Kategoriale Daten unterteilen sich in nominalskalierte und ordinalskalierte Merkmale (Marmor und Bashkansky 2020, S. 2622). Nominalskalierte Merkmale haben das geringste Skalenniveau und es lässt sich beim Vergleich zweier Merkmalsausprägungen x, y lediglich die Unterscheidung $x = y$ oder $x \neq y$ treffen. Ordinalskalierte Merkmale weisen darüber hinaus eine Rangfolge auf, so dass im Fall $x \neq y$ weiterhin unterschieden werden kann, ob $x > y$ oder $x < y$ (Stevens 1946, S. 678). Beispiele für nominale Merkmale sind Designelemente wie Farben oder der Antrieb ei-

nes PKW. Auch wenn einzelne Kunden möglicherweise in der Lage sind, den möglichen Ausprägungen einer solchen Konfigurationsoption eine Rangfolge gemäß ihrer persönlichen Präferenz zuzuordnen, so stellt diese keine allgemeingültige Rangfolge dar. Ob ein PKW mit einem Elektromotor, einem Diesel-Verbrennungsmotor oder eine Otto-Motor angetrieben wird, ist für viele Kunden ein wichtiges Entscheidungskriterium und der jeweilige Kundennutzen unterscheidet sich. Eine allgemeingültige Rangfolge, die gleichzeitig für alle Kunden zutrifft, lässt sich jedoch nicht festlegen. Allgemein können Merkmale von konfigurierbaren Produkten jedoch häufig einer ordinalen Skala zugeordnet werden, da sie in Bezug auf ihre Wertigkeit, Qualität oder ihrem Funktionsumfang in eine Rangfolge gebracht werden können. Ein Beispiel im Bereich PKW sind Assistenzsysteme, beispielsweise zum Einparken: Drei mögliche Ausprägungen „Ohne Einparkhilfe“, „Einparkhilfe vorn und hinten“ und „Parklenkassistent“ können bezüglich ihres Funktionsumfangs eine Rangfolge bilden, die von keiner Unterstützung bis hin zum vollautomatisierten Einparken reicht. Als weiteres Beispiel kann die Ausstattung des Lenkrads genannt werden, welches sowohl bzgl. der Wertigkeit (bspw. Lederausstattung) als auch bzgl. des Funktionsumfangs (bspw. Multifunktionsausstattung) höhere oder geringere Ausstattungsvarianten bietet.

Viele Merkmale konfigurierbarer Produkte sind nominal- oder ordinalskaliert, d.h. es sind kategoriale Merkmale. Für kategoriale Merkmale ist kein metrischer Raum definiert, da keine natürliche Metrik oder Abstandsfunktion existiert. Somit stellt sich die Frage nach der Quantifizierbarkeit der Distanz zwischen zwei Produktkonfigurationen. Der nachfolgende Unterabschnitt befasst sich mit der Distanzberechnung kategorialer Daten. Abschnitt 5.2 überträgt die Ergebnisse auf den Anwendungsfall variantenreicher, konfigurierbarer Produkte.

5.1.3 Distanzberechnung für kategoriale Daten

Zahlreiche Anwendungen im Bereich Data Science benötigen eine Abstandsfunktion für kategoriale Daten. Im Kontext des maschinellen Lernens, bspw. in den Bereichen Klassifikation, Gruppenbildung (Clustering) oder dem Erkennen von Ausreißern (Anomaly Detection), ist die Suche nach geeigneten Metriken aktuell ein aktives Forschungsfeld (Hernández et al. 2021; van de Velden et al. 2019). Besonders das Clustering, also die Gruppierung von Datenobjekten in verschiedene Klassen, ist ein populäres Einsatzgebiet (Dinh et al. 2021). Beim Clustering sollen Datenobjekte in Gruppen eingeteilt werden, sodass die Elemente innerhalb einer Gruppe möglichst ähnlich zueinander und möglichst verschieden zu den Elementen in anderen Gruppen sind (Naouali et al. 2020, S. 49f.). Eine Abstandsfunktion ist dabei essentiell, um die Ähnlichkeit/Verschiedenheit bewerten zu können (Jain et al. 1999, S. 271). Dabei kommt es in der Praxis häufig vor, dass Objekte vollständig oder zumindest teilweise durch Merkmale definiert sind, die nominal- und/oder ordinalskaliert sind (dos Santos und Zárate 2015, S. 1247). Somit ist die Problemstellung vergleichbar mit der Suche nach einem Distanzmaß für variantenreiche Produkte und die Erkenntnisse des Forschungsfelds sollten übertragbar sein.

Einen Literaturüberblick zum Thema Distanzberechnung kategorialer Daten bieten Boriah et al. (2008), Alamuri et al. (2014) oder Nurul Adzlyana et al. (2017). Eine Beschreibung der bisherigen Entwicklungen in diesem Forschungsfeld bieten Zhang und Cheung (2020). Die Ansätze zum Aufbau einer Abstandsfunktion für kategoriale Daten werden in der Literatur auf unterschiedliche Weise klassifiziert. Die wesentlichen Unterscheidungsmerkmale sind in Abbildung 5-3 dargestellt und werden in den nachfolgenden Absätzen vorgestellt.



Abbildung 5-3: Unterscheidungsmerkmale von Abstandsfunktionen für kategoriale Daten

Aufbau der Abstandsmatrix

Boriah et al. (2008) unterscheiden u.a. nach der Art, wie die Distanz- (bzw. Ähnlichkeits-) Matrix aufgebaut ist. Die Distanzmatrix ist eine Kreuzmatrix, welche die Distanzwerte für alle Elementpaare einer Menge angibt (Tabelle 5-1). Diese kann im Vorfeld berechnet werden, um per Abfrage die nötigen Distanzinformationen an die eigentliche Anwendung (z.B. die Berechnung eines Clusterings) zu liefern und so Rechenzeit zu sparen (Zhang und Cheung 2020, S. 7). Ist die Abstandsfunktion eine Metrik, so ist die Distanzmatrix symmetrisch. Die Art der Füllung der Matrix bezieht sich darauf, ob nur die diagonalen, nur die nicht diagonalen oder alle Felder der Matrix berechnet werden (Boriah et al. 2008, S. 246). Im Fall der Berechnung von Distanzen zwischen Merkmalsausprägungen konfigurierbarer Produkte bestehen Distanzen nur zwischen unterschiedlichen Ausprägungen, sodass für den Fall $x_i = x_j$ gilt $\delta(x_i, x_j) = 0$. Somit werden nur die nicht diagonalen Felder berechnet und die diagonalen Felder der Distanzmatrix = 0 gesetzt. Tabelle 5-1 zeigt die Distanzmatrix für ein Merkmal M_m mit den möglichen Ausprägungen $dom(M_m) = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$.

Tabelle 5-1: Distanzmatrix eines Merkmals

Distanzmatrix	x_1	x_2	...	x_k
x_1	0	$\delta(x_1, x_2)$...	$\delta(x_1, x_k)$
x_2	$\delta(x_2, x_1)$	0	...	$\delta(x_2, x_k)$
\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots
x_k	$\delta(x_k, x_1)$	$\delta(x_k, x_2)$...	0

Überwachtes oder unüberwachtes Vorgehen

Alamuri et al. (2014) unterscheiden in überwachte („supervised“) oder unüberwachte („unsupervised“) Ansätze. Bei überwachten Ansätzen ist eine Distanz implizit beispielsweise über eine Klassenzugehörigkeit vorgegeben. Für eine bestimmte Menge an Datenobjekten ist die Klasse bekannt, sodass die Metrik für das Clustering so lange angepasst (bzw. „gelernt“) wird, bis das Clustering-Verfahren möglichst wenige Fehler bei der Zuordnung macht. Die Metrik kann anschließend verwendet werden, um neue und unbekannte Objekte zuzuordnen. Diese Ansätze sind unter dem Begriff „metric learning“ zusammengefasst. Ein aktuelles Beispiel zeigen Yang et al. (2021). In der vorliegenden Problemstellung sind allerdings keine externen Informationen über die Distanzen vorgegeben. Wäre das Substitutionsverhalten der Kunden bekannt, könnte

eine Metrik aufgebaut werden, welche dieses Verhalten bestmöglich abbildet. Der Ansatz der vorliegenden Arbeit ist jedoch dazu konträr, da das Kundenverhalten nicht extern gegeben ist, sondern durch die Abstandsfunktion selbst näherungsweise abgebildet werden soll. Somit kommen nur Verfahren in Frage, die eine Abstandsfunktion unüberwacht aus den verfügbaren Daten ableiten.

Art der Distanzberechnung

Des Weiteren lässt sich unterscheiden, auf welche Weise die Berechnung der Distanz erfolgt. Da eine Berechnung des Absolutbetrags für kategoriale Daten nicht sinnvoll möglich ist, stellt sich die Frage, welche zulässigen Rechenoperationen bei der Berechnung einer Distanz hilfreich sein können. Von Interesse sind hierbei zum einen die Häufigkeiten, mit denen bestimmte Werte innerhalb eines Merkmals auftreten, und zum anderen die dazugehörige Wahrscheinlichkeitsverteilung (Marmor und Bashkansky 2020, S. 2622). Dafür sei $f_m(x)$ definiert als die Häufigkeit, mit der das Merkmal M_m in einer Menge von Aufträgen \mathbf{o}_n mit $n \in \{1, 2, \dots, N\}$ den Wert x annimmt. Weiter sei die relative Häufigkeit $\frac{1}{N} f_m(x)$ angenommen als die Wahrscheinlichkeit $p_m(x)$, dass das Merkmal M_m den Wert x annimmt. Zur Vereinfachung wird nachfolgend auch $p(x)$ für $p_m(x)$ verwendet, wenn im entsprechenden Kontext keine Unterscheidung zwischen unterschiedlichen Merkmalen notwendig ist.

Alamuri et al. (2014) unterscheiden grundsätzlich in Häufigkeits-basierte Ansätze, probabilistische Ansätze und informationstheoretische Ansätze. Die einfachste Form des Abgleichs von Häufigkeiten ist der binäre Vergleich. Im Bereich Data Science wird diese Metrik auch Hamming Distanz genannt⁶⁷. Sie wird aufgrund der einfachen Berechnung noch immer häufig eingesetzt (Jia et al. 2016, S. 1065)⁶⁸. Die Hamming Distanz ist definiert durch:

$$D_{\text{Hamming}}(\mathbf{o}_i, \mathbf{o}_j) = \frac{1}{d} \sum_{m=1}^d \delta_{\text{Hamming}}(x_{im}, x_{jm})$$

$$\delta_{\text{Hamming}}(x_{im}, x_{jm}) = \begin{cases} 0, & x_{im} = x_{jm} \\ 1, & x_{im} \neq x_{jm} \end{cases}$$

Neben der Hamming Distanz bestehen weitere binäre Distanzmaße wie bspw. der Jaccard-Koeffizient (Leyer und Wesche 2008, S. 48) oder der Gower-Koeffizient (Gower 1971, S. 859). Die Unterschiede sind in Bezug auf konfigurierbare Produkte allerdings vernachlässigbar. Für eine Diskussion zum Einsatz ausgewählter, binärer Distanzmaße im Kontext Automobilbau sei verwiesen auf Müller-von der Ohe (2015, S. 95–100).

Weiter gibt es Distanzmaße, die auf der Informationstheorie basieren. Dieser liegt das Konzept zugrunde, dass die Information über die Ausprägung x_i des Merkmals X größer ist, je geringer die Wahrscheinlichkeit $p(x_i)$ für das Auftreten dieses Merkmals ist. So ist bspw. die Information, dass es morgen regnen wird, gerade dann besonders informativ, wenn es an einem Ort äußerst

⁶⁷ Teilweise auch „simple matching“ oder „overlap metric“, wobei für letztere widersprüchliche Definitionen zu finden sind (vgl. Alamuri et al. 2014, S. 1907 und Boriah et al. 2008, S. 243).

⁶⁸ Wie in Abschnitt 4.4 gezeigt, nutzen alle Arbeiten, die in der systematischen Literaturrecherche erfasst wurden und das Substitutionsverhalten der Kunden durch eine Vergleichsfunktion abbilden, lediglich diesen einfachen, binären Vergleich.

selten regnet. Regnet es dagegen so gut wie jeden Tag, ist diese Information weniger wertvoll⁶⁹. Der mittlere Informationsgehalt aller möglichen Ausprägungen eines Merkmals ist als Entropie $H(X)$ wie folgt definiert (Battiti 1994, S. 538):

$$H(X) = - \sum_{i \in \text{dom}(X)} p(x_i) \log_2 p(x_i)$$

Die Entropie kann als Maß der Ungewissheit interpretiert werden (Volkenstein 2009, S. 146). Die Entropie eines fairen Münzwurfs mit $p('Kopf') = p('Zahl') = 0,5$ beträgt 1. Die Entropie eines Wurfs mit gezinkter Münze mit $p('Kopf') = 0,75$ und $p('Zahl') = 0,25$ beträgt $\sim 0,81$. Die Ungewissheit im zweiten Fall ist kleiner, da eher mit dem Ergebnis ‚Kopf‘ gerechnet werden kann.

In Bezug auf die Berechnung einer Distanz zwischen möglichen Ausprägungen von kategorialen Merkmalen kann die Entropie genutzt werden, um unterschiedliche Gewichtungen zu realisieren. Burnaby (1970) beispielsweise weist zwei ungleichen Merkmalsausprägungen eine geringere Ähnlichkeit (also eine größere Distanz) zu, wenn diese selten auftreten und damit nach der Informationstheorie mehr Informationen liefern (Boriah et al. 2008, S. 248f.).

Art der Informationsnutzung

Die bisher vorgestellten Ansätze berechnen die Abstände der Ausprägungen eines Merkmals lediglich auf Basis von Informationen innerhalb des Merkmals selbst. Alamuri et al. (2014) unterscheiden bzgl. der zur Berechnung herangezogenen Informationen weiter zwischen Kontext-freien und Kontext-sensitiven Verfahren. Die bisher vorgestellten Verfahren sind alle Kontext-frei. Damit bleiben Informationen aus anderen, korrelierenden Merkmalen ungenutzt, welche jedoch zur Distanzberechnung sehr nützlich sein können (Zhang und Cheung 2020, S. 2). Einen Überblick über Kontext-sensitive Ansätze geben Nurul Adzlyana et al. (2017).

Le und Ho (2005) stellen fest, dass im Praxisumfeld korrelierende Merkmale häufig zu finden sind und versuchen vor diesem Hintergrund die Distanz zwischen Ausprägungen eines Merkmals mithilfe von Informationen aus den übrigen Merkmalen abzuleiten. Konkret berechnen die Autoren die Distanz zweier Merkmalsausprägungen x_i und x_j des Merkmals M für die Objekte \mathbf{o}_i und \mathbf{o}_j als die Summe der Unterschiedlichkeit zwischen den bedingten Wahrscheinlichkeitsverteilungen $p_{\text{cond}}(Y|M = x_i)$ und $p_{\text{cond}}(Y|M = x_j)$ für jedes Kontext-Merkmal $Y \in \text{context}_M$. Die Menge der Kontext-Merkmale wird definiert als $\text{context}_M = \{Y | Y \in \mathcal{M} \wedge Y \neq M\}$, das heißt context_M enthält alle Merkmale bis auf das Ziel-Merkmal selbst, für dessen Ausprägungen die Distanzen berechnet werden sollen.

$$D_{\text{LeHo}}(\mathbf{o}_i, \mathbf{o}_j) = \sum_{m=1}^d \delta_{\text{LeHo}}(x_{im}, x_{jm})$$

⁶⁹ Ein solches Beispiel und eine intuitive Erläuterung des Konzepts der Entropie zeigt Aurélien Géron in einem Video auf YouTube unter der Adresse <https://youtu.be/ErfnhcEV1O8>. Zuletzt aufgerufen am 04.07.2025.

$$\delta_{LeHo}(x_{im}, x_{jm}) = \sum_{Y \in context_m} KL(p_{cond}(Y|M_m = x_i), p_{cond}(Y|M_m = x_j))$$

Dabei steht $KL(\cdot, \cdot)$ für eine Berechnung der Unterschiedlichkeit zweier Wahrscheinlichkeitsverteilungen auf Basis der Kullback-Leibler Divergenz. Diese entstammt der Informationstheorie und ist für zwei Wahrscheinlichkeitsfunktionen p und q definiert als (Ghazi-Zahedi 2019, S. 36):

$$D_{KL}(p||q) = \sum_{x \in X} p(x) \log \frac{p(x)}{q(x)}$$

Die Kullback-Leibler Divergenz wird auch relative Entropie genannt und ist ein Maß für die Distanz zweier Verteilungen (Cover und Thomas 2006, S. 13 und S. 19). Da $p(x)$ oder $q(x)$ den Wert 0 annehmen können und der Logarithmus von 0 nicht definiert ist, ist es üblich, die nachfolgenden Grundsätze zu definieren (Cover und Thomas 2006, S. 19) :

$$0 \log \frac{0}{0} = 0$$

$$0 \log \frac{0}{q(x)} = 0$$

D.h. aus $p(x) = 0$ und $q(x) \geq 0$ folgt $D_{KL}(p||q) = 0$. Weiter soll für den Fall $p(x) > 0$ und $q(x) = 0$ gelten:

$$p(x) \log \frac{p(x)}{0} = \infty$$

Die Kullback-Leibler Divergenz kann auch dargestellt werden als:

$$D_{KL}(p||q) = H(p, q) - H(p)$$

Dabei ist $H(p, q)$ als die Kreuzentropie der Wahrscheinlichkeitsfunktionen p und q definiert (Géron 2019, S. 150):

$$H(p, q) = \sum_{x \in X} p(x) \log q(x)$$

Wenn $p = q$, dann gilt $H(p, q) = H(p)$. Sobald sich q aber von p unterscheidet, gilt $H(p, q) > H(p)$. Der Betrag, um den die Kreuzentropie $H(p, q)$ größer ist als die Entropie $H(p)$ der Bezugswahrscheinlichkeitsverteilung p , bildet die relative Entropie bzw. die Kullback-Leibler Divergenz (Géron 2019, S. 150). Die Kullback-Leibler Divergenz ist somit ein Maß der Unterschiedlichkeit zweier Wahrscheinlichkeitsfunktionen auf Basis der Informationstheorie. Da sie die Unterschiedlichkeit einer Wahrscheinlichkeitsfunktion in Bezug auf die andere misst, ist sie nicht symmetrisch (Rioul 2021, S. 67), d.h. $D_{KL}(p||q) \neq D_{KL}(q||p)$. Deshalb definieren Le und Ho (2005, S. 2551) ihre Funktion $KL(\cdot, \cdot)$ durch die beidseitige Berechnung der Kullback-Leibler Divergenz (auch „Jeffrey Divergence“ genannt (Suárez et al. 2021, S. 304)):

$$KL(p, q) = \sum_{x \in X} \left(p(x) \log \frac{p(x)}{q(x)} + q(x) \log \frac{q(x)}{p(x)} \right) = D_{KL}(p||q) + D_{KL}(q||p)$$

Durch die beidseitige Berechnung wird zwar Symmetrie hergestellt, die Abstandsfunktion ist jedoch keine Metrik, da die Dreiecksungleichung weiterhin nicht erfüllt ist (Cover und Thomas 2006, S. 19). Eine weitere Möglichkeit der Symmetrisierung ist die „Jensen-Shannon Divergenz“ (Nielsen 2019, S. 3):

$$JS(p; q) = \frac{1}{2} \left(KL \left(p \parallel \frac{p+q}{2} \right) + KL \left(q \parallel \frac{p+q}{2} \right) \right) = H \left(\frac{p+q}{2} \right) - \frac{H(p) + H(q)}{2}$$

Die Besonderheit der Jensen-Shannon Divergenz ist, dass die Quadratwurzel \sqrt{JS} zudem die Dreiecksungleichung erfüllt und damit eine Metrik ist (Nielsen 2019, S. 3; Vajda 2009, S. 892).

Die Berechnung von Distanzen anhand von Kontext-Merkmalen ist heute Stand der Technik und wird in den meisten aktuellen Distanzfunktionen für kategoriale Daten eingesetzt (Nguyen et al. 2018, S. 115). Zur Verdeutlichung dieses Ansatzes soll nachfolgendes, illustratives Beispiel aus der Automobilfertigung dienen. Für das Ziel-Merkmal „Einparkhilfe“ sollen Distanzen zwischen den möglichen Ausprägungen {„Ohne Einparkhilfe“, „Einparkhilfe vorn und hinten“, „Parklenkassistent“} berechnet werden. Dazu werden die Wahrscheinlichkeitsverteilungen von anderen Merkmalen – in diesem Beispiel dem Merkmal „Motorleistung“ – betrachtet. Im paarweisen Vergleich wird deutlich, dass sich die bedingten Wahrscheinlichkeitsverteilungen der Motorleistung bei „Ohne Einparkhilfe“ und „Einparkhilfe vorn und hinten“ deutlicher voneinander unterscheiden (Abbildung 5-4, linke Seite) als bspw. bei „Einparkhilfe vorn und hinten“ und „Parklenkassistent“ (Abbildung 5-4, rechte Seite). Daraus lässt sich ableiten, dass die Ausprägungen „Einparkhilfe vorn und hinten“ und „Parklenkassistent“ näher beieinander liegen als „Einparkhilfe vorn und hinten“ und „Ohne Einparkhilfe“.

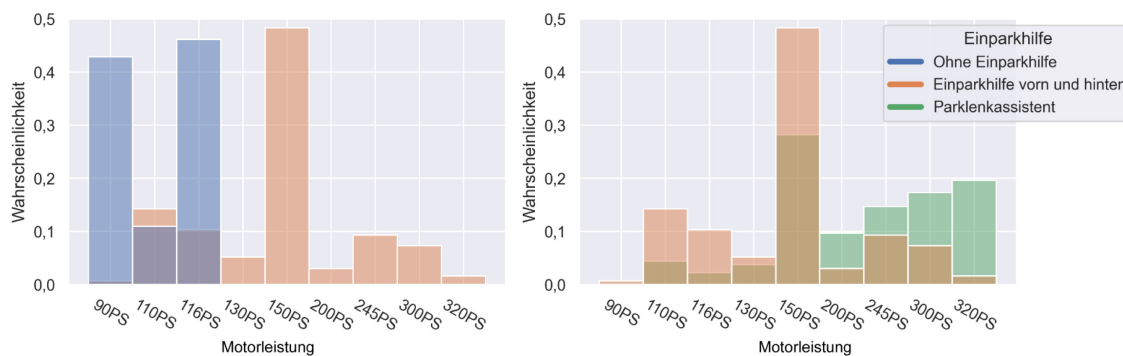


Abbildung 5-4: Wahrscheinlichkeitsverteilung des Merkmals Leistung (PS) bei unterschiedlichen Ausprägungen des Merkmals Einparkhilfe

Wie Le und Ho (2005) berechnen auch Khorshidpour et al. (2010) die Distanz mithilfe der Kullback-Leibler Divergenz zwischen den bedingten Wahrscheinlichkeitsverteilungen von Kontext-Merkmalen. Die Menge der Kontext-Merkmale wird jedoch nicht einfach aus der Menge aller übrigen Merkmale gebildet, sondern es werden Merkmale ausgewählt, die ein bestimmtes Mindestmaß an Korrelation mit dem Ziel-Merkmal aufweisen. Dazu wird erneut auf ein Konzept aus der Informationstheorie zurückgegriffen, nämlich die „Mutual Information“

(MI)⁷⁰. Direkt übersetzt als „gemeinsame Information“ zeigt die MI , wieviel Information über ein Merkmal X bekannt ist, wenn die Ausprägung eines anderen Merkmals Y bekannt ist (Ghazi-Zahedi 2019, S. 41f.). Gegenüber einigen anderen Korrelationsmaßen ist die MI auch für kategoriale Daten definiert, sodass sie hier als Zusammenhangsmaß eingesetzt werden kann (Rioul 2021, S. 73). Es gilt $MI(X; Y) \geq 0$, wobei $MI(X; Y) = 0$ nur gegeben ist, wenn X und Y unabhängig voneinander sind. Ist X vollständig durch Y definiert, gilt $MI(X; Y) = H(X) = H(Y)$. Die Mutual Information ist symmetrisch, d.h. $MI(X; Y) = MI(Y; X)$. Sie ist definiert als

$$MI(X; Y) = H(X) - H(X|Y)$$

wobei $H(X|Y)$ die bedingte Entropie von X gegeben Y ist. Die bedingte Entropie stellt die Unsicherheit in X dar, die verbleibt, wenn Y bekannt ist. Die Differenz der ursprünglichen Unsicherheit in X und der verbleibenden Unsicherheit in X gegeben Y ist folglich die Information, die Y über X enthält, also die Mutual Information $MI(X; Y)$. Sind die Wahrscheinlichkeiten von $X = x$ und $Y = y$ gegeben durch $p(x)$ und $p(y)$, so ist die Mutual Information definiert als (Ghazi-Zahedi 2019, S. 40):

$$MI(X; Y) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x) p(y)}$$

Dabei beschreibt $p(x, y)$ die gemeinsame Wahrscheinlichkeit für den Fall $X = x \wedge Y = y$.

Setzt man die Mutual Information $MI(X; Y)$ ins Verhältnis zur Entropie $H(X)$ so erhält man ein Korrelationsmaß, welches beschreibt, wieviel der Unsicherheit über das Merkmal X (gemessen an der Entropie $H(X)$) durch die Kenntnis über Y erklärt wird, d.h. wieviel man von Y über X lernt. Dieses Korrelationsmaß ist auf das Intervall $[0,1]$ normiert und nicht symmetrisch (Ring 2020, S. 65). Ein Korrelationsfaktor kann demnach wie folgt definiert werden (Ring 2020; Ring et al. 2015b):

$$cor(X|Y) = \frac{MI(X, Y)}{H(X)} \quad (5-5)$$

Mit der asymmetrischen Berechnung wird dem Umstand Rechnung getragen, dass Merkmal X mehr oder weniger Aussagekraft über Merkmal Y haben kann, als umgekehrt (Ring et al. 2015b, S. 258). Khorshidpour et al. (2010) oder Ienco et al. (2012) nutzen dagegen die sog. „Symmetric Uncertainty“ $SU(X|Y)$, die ein symmetrisches Korrelationsmaß darstellt:

$$SU(X|Y) = 2 \cdot \frac{MI(X, Y)}{H(X) + H(Y)}$$

Nach der Bestimmung der Korrelation wird die Menge der Kontext-Merkmale auf diejenigen Merkmale begrenzt, deren Korrelation mit dem Ziel-Merkmal mindestens einen gewissen Schwellwert θ erreicht. Bspw. definieren Ring et al. (2015b) die Menge der Kontext-Merkmale

⁷⁰ Die hier gezeigte Beschreibung der Mutual Information basiert größtenteils auf Ghazi-Zahedi 2019, S. 39–42. Teilweise wird die Mutual Information auch „Information Gain“ genannt (Gong et al. 2020, S. 2239, vgl. auch Ring et al. 2015b oder Ienco et al. 2009).

$context_X$ als Teilmenge der Menge aller Merkmale \mathcal{M} in Bezug auf ein Ziel-Merkmal $X \in \mathcal{M}$ wie folgt:

$$context_X = \{Y | Y \in \mathcal{M} \wedge cor(X|Y) \geq \theta\}$$

Andere Kontext-sensitive Ansätze sind vergleichbar aufgebaut. Die Berechnung des Schwellwerts θ kann dabei bspw. über die mittlere Korrelation erfolgen (Ienco et al. 2012; Khorshidpour et al. 2010). Ring et al. (2015a) beschreiben eine automatisierte, datenbasierte Berechnung des Schwellwerts θ (siehe Unterabschnitt 5.2.2).

Nicht alle Kontext-sensitiven Verfahren berechnen die Distanz auf Basis der Kullback-Leibler Divergenz. Ienco et al. (2012; 2009) oder Ring et al. (2015b) berechnen die euklidische Distanz (2-Norm) zwischen den bedingten Wahrscheinlichkeitsverteilungen der Kontext-Merkmale. Bspw. definieren Ring et al. (2015b, S. 256) in ihrem Abstandsmaß ConDIST die Distanz zweier Merkmalsausprägungen x_i und x_j des Merkmals $X \in \mathcal{M}$ als:

$$\delta_{ConDIST}(x_i, x_j) = \sum_{Y \in context_X} impact_X(Y) \sqrt{\sum_{y \in dom(Y)} (p(y|x_i) - p(y|x_j))^2}$$

Dabei ist $y \in dom(Y)$ jede mögliche Merkmalsausprägung y des Kontext-Merkmals Y und $impact_X(Y)$ ein Gewichtungsfaktor, der die Bedeutung des Kontext-Merkmals Y für das Ziel-Merkmal X widerspiegelt. Durch die Berechnung der euklidischen Distanz ist die Abstandsfunktion eine Metrik, da alle Bedingungen, insbesondere die Dreiecksungleichung, erfüllt sind (Ring 2020, S. 67f.). Die Verwendung eines Gewichtungsfaktors ermöglicht es, Attribute mit einer größeren Aussagekraft stärker in die Distanzberechnung einfließen zu lassen.

Werden die Distanzen auf Basis von korrelierenden Kontext-Merkmalen berechnet, stellt sich die Frage, wie mit unabhängigen Merkmalen verfahren werden soll. Ring et al. (2015b) wählen die Berechnungslogik zur Bestimmung der Kontext-Merkmale so, dass das Ziel-Merkmal stets auch Teil der Menge $context_X$ ist, sodass für den Fall der Unabhängigkeit zumindest die Informationen aus dem Ziel-Merkmal selbst genutzt werden. In diesem Fall reduziert sich das Abstandsmaß ConDIST auf einen einfachen, binären Vergleich (Ring et al. 2015b, S. 256). Jia et al. (2016) wählen einen hybriden Ansatz, der eine häufigkeitsbasierte Distanzberechnung sowohl innerhalb eines Merkmals als auch, falls vorhanden, anhand von korrelierenden Merkmalen beinhaltet.

Skalenniveau der Merkmale

Ein weiterer Aspekt bei der Definition von Abstandsmaßen für kategoriale Merkmale ist die differenzierte Betrachtung von ordinal- und nominalskalierten Merkmalen. Die bisher vorgestellten Abstandsfunktionen betrachten alle Merkmale als nominalskaliert. Somit geht die zusätzliche Information der Rangfolge ordinalskalierter Merkmale verloren. Eine Möglichkeit, diese Information ebenfalls zur Distanzermittlung zu nutzen, bieten bspw. Zhang und Cheung (2021). Die Autoren schlagen vor, die nominalen Merkmale in ordinale Merkmale zu überführen, indem für jede mögliche Ausprägung eines nominalen Merkmals ein neues ordinales Merkmal eingeführt wird, welches ausschließlich die Werte 0 (= Ausprägung nicht vorhanden) und 1 (= Ausprä-

gung vorhanden) annehmen kann⁷¹. Auf diese Weise sind alle Merkmale ordinalskaliert und können in der Distanzberechnung einheitlich behandelt werden. Die Distanzberechnung selbst fußt erneut auf dem Vergleich bedingter Wahrscheinlichkeitsverteilungen von Kontext-Merkmalen. Da bei der Berechnung der Distanz anhand bspw. der euklidischen Norm die Rangfolge keine Berücksichtigung findet, definieren Zhang und Cheung (2021, S. 5) eine Berechnung des Aufwands, die eine Wahrscheinlichkeitsverteilung in die andere zu transformieren. Dabei gehen sie entlang der Rangfolge und mit einer Schrittweite von 1 vor. Eine illustrative Beispielrechnung zu diesem Vorgehen zeigt Abbildung 5-9 auf Seite 111.

Zusammenfassung

Zusammenfassend zeigt sich, dass bei der Definition eines Abstandsmaßes für kategoriale Daten zahlreiche Aspekte Berücksichtigung finden können. Als generelles Vorgehen zur Berechnung der Distanz zwischen zwei Objekten kann die Aggregation der Distanzen zwischen den Ausprägungen je Merkmal betrachtet werden. Entscheidend ist dafür die Ermittlung von Distanzen zwischen den möglichen Ausprägungen eines jeden Merkmals (Jia et al. 2016, S. 1069). Dabei sollten vor allem folgende Aspekte berücksichtigt werden (vgl. Zhang und Cheung 2020):

1. Nutzung der Informationen innerhalb des Ziel-Merkmals
(*Wichtig vor allem dann, wenn das Ziel-Merkmal unabhängig von anderen Merkmalen ist*)
2. Nutzung der Informationen aus Kontext-Merkmalen
(*Wichtig, um Informationen aus korrelierenden Merkmalen zu nutzen*)
 - a. Auswahl der Kontext-Merkmale für jedes Ziel-Merkmal anhand eines Korrelationsmaßes
 - b. Gewichtung der Kontext-Merkmale gemäß ihrem Informationsgehalt
3. Auswahl der Berechnungsmethodik
(*Bspw. Euklidische Distanz oder Kullback-Leibler Divergenz*)
 - a. Testen und evaluieren der Berechnungsmethodik
 - b. Entscheidung, ob Anforderungen an eine Metrik erfüllt sein sollen
4. Ggf. differenzierte Betrachtung von ordinalskalierten und nominalskalierten Merkmalen
(*Wichtig, um Informationen aus der Rangfolge ordinalskalierter Merkmale zu nutzen*)

Der nachfolgende Abschnitt betrachtet die genannten Aspekte in Bezug auf die Definition eines Abstandsmaßes für variantenreiche Produkte anhand von Praxisdaten aus dem Kontext Automobilproduktion.

5.2 Definition eines Distanzmaßes für konfigurierbare Produkte

In diesem Abschnitt wird das Distanzmaß für konfigurierbare, variantenreiche Produkte definiert. Als Beispiel für solche Produkte dienen Auftragsdaten der Volkswagen AG, welche in Unterabschnitt 5.2.1 vorgestellt werden. Auf Basis dieser Daten erfolgt eine Analyse der Korrelation in Unterabschnitt 5.2.2 und der Skalenniveaus der Konfigurationsmerkmale in Unterabschnitt

⁷¹ Im Umfeld des maschinellen Lernens wird dieses Vorgehen auch als „One-Hot-Encoding“ bezeichnet.

5.2.3. Der Unterabschnitt 5.2.4 fasst den Entwurf eines Distanzmaßes für konfigurierbare, variantenreiche Produkte zusammen.

5.2.1 Auftragsdaten aus der Automobilindustrie als Datengrundlage

Die Gestaltung einer Abstandsfunktion für variantenreiche Produkte ist abhängig von deren Eigenschaften. Der folgende Abschnitt untersucht diese anhand von Datensätzen aus der Automobilproduktion des Volkswagen Konzerns. Sechs Datensätze spiegeln unterschiedliche Produktklassen und Märkte wider. Die Datensätze enthalten jeweils sämtliche Auftragseingänge eines Modells für einen spezifischen Markt in einem abgegrenzten Zeitraum. Die Modelle umfassen Fahrzeuge der Kompaktklasse und Oberklasse, sowohl mit klassischen Verbrennungsmotoren als auch rein elektrisch angetriebene Modelle. Die Märkte umfassen Deutschland, China, Nordamerika (US, Mexiko und Kanada) und Südeuropa (Frankreich, Italien, Spanien, Portugal). Zum Schutz der Unternehmensdaten werden keine genaueren Angaben zur Zusammensetzung der Datensätze gemacht. Die Datensätze werden von „A“ bis „F“ fortlaufend bezeichnet. Tabelle 5-2 zeigt eine Übersicht und einige Eigenschaften der sechs Datensätze. Der Datensatz A bspw. enthält 60.699 Aufträge. Diese beinhalten 636 mögliche Konfigurationen, welche durch die Auswahl von acht Konfigurationsmerkmalen gebildet werden. Diese wiederum haben zwischen drei und zwölf Ausprägungen.

Tabelle 5-2: Überblick der Test-Datensätze

Datensätze	Anzahl Aufträge	Anzahl mögl. Konfigurationen	Anzahl Konfigurationsmerkmale (jeweils Anzahl Ausprägungen)
A	60.699	636	8 (12, 10, 3, 4, 4, 10, 6, 3)
B	68.317	15	8 (3, 3, 3, 2, 7, 3, 2, 3)
C	35.897	71	7 (2, 4, 3, 4, 2, 4, 2)
D	56.952	20	8 (2, 2, 2, 3, 2, 3, 4, 4)
E	39.146	266	9 (5, 6, 3, 5, 6, 4, 4, 3, 2)
F	34.316	17	8 (4, 5, 3, 5, 7, 3, 2, 2)

Bei den Konfigurationsmerkmalen wurden solche Merkmale gewählt, die einerseits für den Kunden eine direkte Wahlmöglichkeit darstellen und andererseits in der Produktion von spezifischen Ressourcen abhängig sind, sodass die Verfügbarkeit hier potenziell von Engpässen eingeschränkt ist. Ein ähnliches Vorgehen zeigen Sali et al. (2023) in ihrer Methodik zur Bildung von Produktfamilien für konfigurierbare Produkte. Die Merkmale umfassen wesentliche Fahrzeugeigenschaften (Motor bzw. Antriebs-Batterie, Getriebe, Lenkrad und Scheinwerfer), optionale Assistenzsysteme (Spurhalteassistent, Einparkhilfe, Lichtpaket) sowie Designelemente (Sitzbezüge, Zierleisten, Stoßfänger). Einige Merkmale sind binär, für sie gibt es lediglich zwei mögliche Ausprägungen. Für diese ist keine Berechnung von Abständen nötig, da sich im Falle eines Engpasses bei einer der zwei Varianten keine Auswahl zur Substitution bietet. Dennoch sind diese Merkmale zu berücksichtigen, da sie als Kontext-Merkmal für eine Kontext-sensitive Distanzberechnung wertvolle Informationen liefern können (vgl. Abschnitt 5.1.3).

5.2.2 Analyse der Korrelation

Inwiefern eine Kontext-sensitive Abstandsfunktion sinnvoll ist, hängt von dem Grad der Korrelation zwischen den Ausstattungsmerkmalen ab. Im Fall von variantenreichen Produkten sollte eine hohe Korrelation in vielen Merkmalen beobachtet werden können. Kunden, die eine hochwertige Ausstattung bevorzugen, wählen vermutlich in vielen Merkmalen höhere Ausstattungsoptionen und umgekehrt. Zum Beispiel kann angenommen werden, dass ein Automobilkunde, der ein hochwertiges Multifunktionslenkrad aus Leder bestellt, auch in anderen Optionen wie bspw. den Sitzen eine hochwertige Ausstattung wählt. Um diese These zu stützen, wird die Korrelation aller Merkmale untereinander in den vorgestellten Datensätzen untersucht. Dazu wird das Korrelationsmaß für nominalskalierte Daten aus Ring et al. (2015b) eingesetzt (siehe (5-5)).

Abbildung 5-5 zeigt für jeden Datensatz die Korrelationsfaktoren aller Merkmale zu den jeweils anderen Merkmalen. Hier wird deutlich, dass für fast jedes Merkmal zumindest einige stark korrelierende Kontext-Merkmale zu finden sind. Zusammenfassend bestätigt sich die These der starken Korrelation innerhalb der Merkmale variantenreicher Produkte für das Beispiel Automobilproduktion. Daher sollte ein Kontext-sensitives Verfahren zur Abstandsbestimmung gewählt werden, um die Informationen aus den korrelierenden Merkmalen zur Distanzbildung zu nutzen.

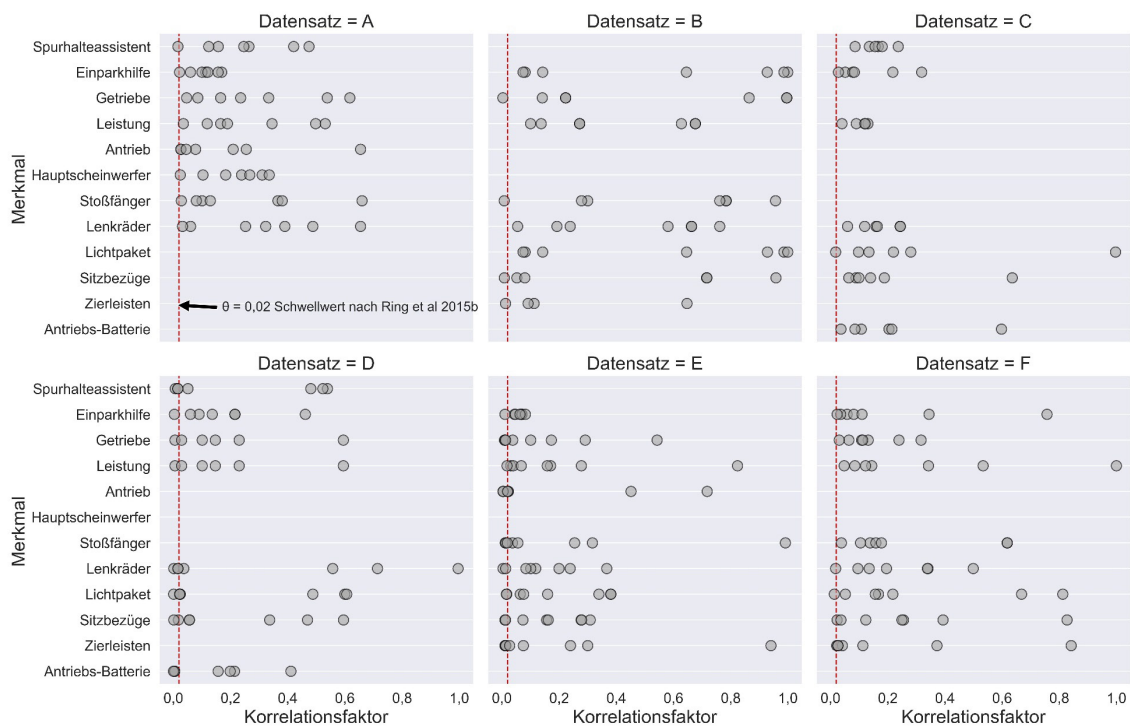


Abbildung 5-5: Korrelationsfaktoren⁷² potenzieller Kontext-Merkmale

Die Auswahl der Kontext-Merkmale erfolgt durch den Schwellwert θ . Ring et al. (2015b, S. 261) geben einen Schwellwert von 0,02 als sinnvoll an⁷³. Dieser erscheint recht gering und würde für die vorgestellten Datensätze bedeuten, dass nahezu alle Merkmale als ausreichend stark korre-

⁷² Berechnet nach Ring et al. 2015b.

⁷³ Die Analyse bezieht sich dort allerdings auf den Einsatz der Abstandsfunktion in Clustering-Algorithmen und die betrachteten kategorialen Daten sind keine variantenreichen Produkte.

lierend eingestuft werden würden (siehe Abbildung 5-5). In einer weiterführenden Arbeit schlagen Ring et al. (2015a, S. 58) eine automatische Berechnung eines individuellen Schwellwerts $\theta_{X|Y}$ für jedes potenzielle Kontext-Merkmal Y in Bezug auf ein Ziel-Merkmal X vor:

$$\theta_{X|Y} = \frac{H(X) \cdot H(Y)}{N}$$

Dabei steht N für die Anzahl der Objekte im Datensatz⁷⁴. Für alle Merkmalskombinationen der Datensätze A bis F liegt dieser automatisch berechnete Schwellwert $\theta_{X|Y}$ maximal bei 0,00015. So würden in allen Datensätzen jeweils sämtliche übrigen Merkmale als ausreichend korrelierend eingestuft und eine Auswahl würde praktisch nicht erfolgen. Der Korrelationsfaktor könnte in diesem Fall lediglich als Gewichtung der Kontext-Merkmale dienen, wie bspw. in Gong et al. (2020) gezeigt wird.

Abbildung 5-6 zeigt eine Häufigkeitsverteilung unterschiedlicher Anzahlen von Kontext-Merkmalen je (Ziel-)Merkmal in Abhängigkeit des Schwellwerts. Bei einem Schwellwert von 0,02 – wie von Ring et al. (2015b) vorgeschlagen – weisen die Merkmale in allen sechs Datensätzen mindestens drei Kontext-Merkmale auf. Der Großteil der Ziel-Merkmale weist sogar sechs oder sieben Kontext-Merkmale auf. Dies bedeutet, dass bei einem Schwellwert von 0,02 jeweils beinahe alle übrigen Merkmale als ausreichend korrelierend eingestuft sind, um zu der Menge der Kontext-Merkmale zu zählen. Die geringste Korrelation weist das Merkmal Einparkhilfe im Datensatz E auf. Der größte Korrelationsfaktor liegt hier bei rund 0,082 für das Merkmal Leistung. Ab einem Schwellwert von ca. 0,08 gäbe es demnach in den vorliegenden Datensätzen für jedes Merkmal mindestens ein Kontext-Merkmal. Liegt der Schwellwert mit 0,5 relativ hoch zeigt sich, dass viele Merkmale kein oder maximal ein Kontext-Merkmal aufweisen. So würde ein Großteil der Informationen aus korrelierenden Merkmalen ungenutzt bleiben, was dem Ziel eines Kontext-sensitiven Distanzmaßes widerspricht. Ein Schwellwert von 0,2 stellt dagegen einen guten Mittelweg zwischen der Nutzung beinahe aller potenziellen Kontext-Merkmale und der Nutzung von sehr wenigen, stark korrelierenden Kontext-Merkmalen dar.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass zur Abstandsberechnung variantenreicher Produkte ein Kontext-sensitives Verfahren gut geeignet ist. Die Auswirkung unterschiedlich großer Schwellwerte sollte in einer numerischen Analyse weiter untersucht werden. Dazu scheinen die Werte $\{0,02; 0,08; 0,2\}$ geeignet, um die zuvor beschriebenen Fälle abzudecken. Bei einem Schwellwert von 0,2 gibt es in den vorliegenden sechs Datensätze Merkmale, die keine Kontext-Merkmale aufweisen. Für diesen Fall sollte das Distanzmaß ebenfalls eine Abstandsberechnung ermöglichen. Im Anwendungsfall variantenreicher, konfigurierbarer Produkte scheinen unabhängige Merkmale jedoch eine Ausnahme zu sein. Daher erscheint das Vorgehen von Ring et al.

⁷⁴ Die Autoren begründen die Wahl dieser Berechnungsmethodik wie folgt: Der Schwellwert wird mit der Anzahl der Datenpunkte kleiner, da die Aussagekraft in großen Datensätzen statistisch stärker abgesichert ist und auch Merkmale mit kleinen Korrelationsfaktoren valide Informationen liefern. Des Weiteren wächst der Schwellwert mit steigender Entropie der beiden Merkmale. Die Entropie reflektiert sowohl die Anzahl möglicher Ausprägungen eines Merkmals (nachfolgend „Mächtigkeit“) als auch die Wahrscheinlichkeitsverteilung. Es gilt, je größer die Mächtigkeit der Merkmale, desto mehr Datenpunkte werden für eine korrekte Schätzung der Wahrscheinlichkeitsverteilungen benötigt. Daher steigt der Schwellwert mit steigender Mächtigkeit und somit steigender Entropie der Merkmale Ring et al. 2015a, S. 57f..

(2015b, S. 256), das Ziel-Merkmal selbst zu der Menge der Kontext-Merkmale zu zählen, ausreichend. Im Fall von fehlenden anderen Kontext-Attributen reduziert sich deren Abstandsmaß ConDIST dann auf einen einfachen, binären Vergleich.

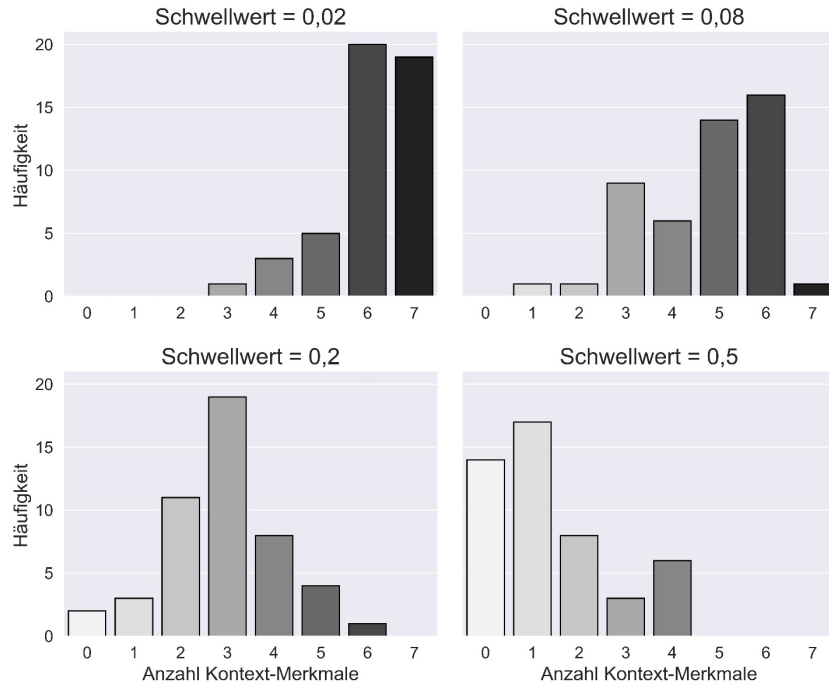


Abbildung 5-6: Auswirkungen unterschiedlicher Schwellwerte auf die Anzahl der Kontext-Merkmale

5.2.3 Analyse der Skalenniveaus

In vielen Fällen kann eine Rangfolge in Bezug auf die Wertigkeit, Qualität oder den Funktionsumfang eines Merkmals abgeleitet werden, sodass die Merkmale ordinalskaliert sind. Allgemein kann in folgende Abstufungen unterteilt werden:

1. Unmittelbar ordinalskalierte Merkmale:

Diese Merkmale sind klar ordinalskaliert. Ein Beispiel aus dem Datensatz C ist das Merkmal Antriebs-Batterie, welche sich aus Kundensicht maßgeblich in der Kapazität der Batterie unterscheidet. Die Antriebs-Batterie bietet die möglichen Ausprägungen $\{55kWh, 62kWh, 82kWh\}$. Dabei ist offensichtlich, dass $55kWh < 62kWh < 82kWh$ gilt.

2. Mittelbar ordinalskalierte Merkmale:

Diese Merkmale bilden eine Rangfolge in Bezug auf ihre Wertigkeit, Qualität oder ihren Funktionsumfang. Ein Beispiel aus dem Datensatz A ist das Merkmal Spurhalteassistent. Dieses bietet folgende Auswahlmöglichkeiten:

$$\left\{ \begin{array}{l} SA_0: \text{Ohne Spurhalteassistent} \\ SA_1: \text{Spurhalteassistent} \\ SA_2: \text{Spurhalteassistent plus Stauassistent} \\ SA_3: \text{Spurhalteassistent plus Emergency Assist und Stauassistent} \end{array} \right\}$$

Dabei kann angenommen werden, dass $SA_0 \preceq SA_1 \preceq SA_2 \preceq SA_3$ gilt, da ein zusätzlicher Funktionsumfang aus Sicht des Kunden immer als besser oder zumindest gleichwertig bewertet werden sollte, aber nicht als schlechter.

Des Weiteren sei an dieser Stelle auf die Möglichkeit verwiesen, Merkmale auf Basis ihrer Be-
preisung in eine Rangfolge zu bringen. In der Regel existiert eine Basisausstattung und die wei-
teren Ausstattungsoptionen sind mit einem Aufpreis verbunden. Aus der Höhe des Aufpreises
ließe sich eine Rangfolge innerhalb der Merkmalsausprägungen ableiten. Ob dieses Vorgehen
valide Rückschlüsse auf das Kundenverhalten zulässt, müsste allerdings individuell für jedes
Merkmal von Experten mit entsprechendem Domänenwissen bewertet werden (vgl. nachfol-
gendes Beispiel unter 3.).

3. Nicht ordinalskalierte (nominalskalierte) Merkmale:

Diese Merkmale können nicht in eine allgemeingültige Rangfolge gebracht werden. Bei-
spiele hierfür sind die Antriebsart $\{\text{Benzin}, \text{Diesel}, \text{Elektro}, \text{Gas}\}$ oder das Getriebe
 $\{\text{Manuell}, \text{Automatik}\}$. Zwar können unterschiedlich hohe Kosten auftreten (bspw.
sind Automatikgetriebe hochpreisiger als manuelle Schaltgetriebe). Dennoch lässt sich
hieraus keine allgemeingültige Rangfolge ableiten, da einem Automatikgetriebe nicht
generell ein höherer Kundennutzen zugeschrieben werden kann. Manche Kunden prä-
ferieren ein Schaltgetriebe unabhängig davon, dass dieses ggf. günstiger ist.

Zuletzt sei darauf verwiesen, dass es sinnvoll sein kann, verschiedene Eigenschaften einer Aus-
stattungsoption zu trennen, um unterschiedliche Informationen nutzbar zu machen. Z.B. wählt
ein Kunde eine bestimmte Motorvariante als Ausprägung des Merkmals Motor. Diese Motorva-
riante bestimmt zum einen die Antriebsart und zum anderen die Leistung. Sowohl die Antriebs-
art (nominalskaliert) als auch die Motorleistung (ordinalskaliert) enthalten wichtige Informatio-
nen, die getrennt voneinander besser genutzt werden können. Beispielsweise könnte die Lei-
stung stark mit anderen Merkmalen korreliert sein und für diese Merkmale wichtige Informatio-
nen zur Abstandsbestimmung liefern. Ist die Antriebsart dagegen nicht mit diesen Merkmalen
korreliert, würde die Information verwaschen, wenn die Antriebsart und Leistung nicht getrennt
betrachtet werden. Aus diesem Grund kann es sinnvoll sein, Merkmale zu zerlegen, ggf. auch zu
bündeln oder bestimmte Aspekte aus ihnen zu extrahieren. Im Bereich Data Science wird dieser
Schritt als Feature Engineering bezeichnet (Géron 2019, S. 27). Für ein erfolgreiches Feature En-
gineering ist häufig Expertenwissen erforderlich.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass in den vorliegenden Datensätzen einige ordinalskalierte Merkmale zu finden sind. Die Verteilung der Merkmale nach Skalenniveau (Abbildung 5-7) zeigt jedoch, dass die überwiegende Anzahl der Merkmale nominalskaliert ist. Eine gesonderte Betrachtung der ordinalskalierten Daten scheint damit nicht zwingend notwendig. Dennoch ist es von Interesse, inwiefern eine solche Vorgehensweise positiv auf die Abstandsergebnisse wirkt. Aus diesem Grund stellen die nachfolgenden Absätze Möglichkeiten vor, die Rangfolgeinformationen zur Distanzberechnung zu nutzen.

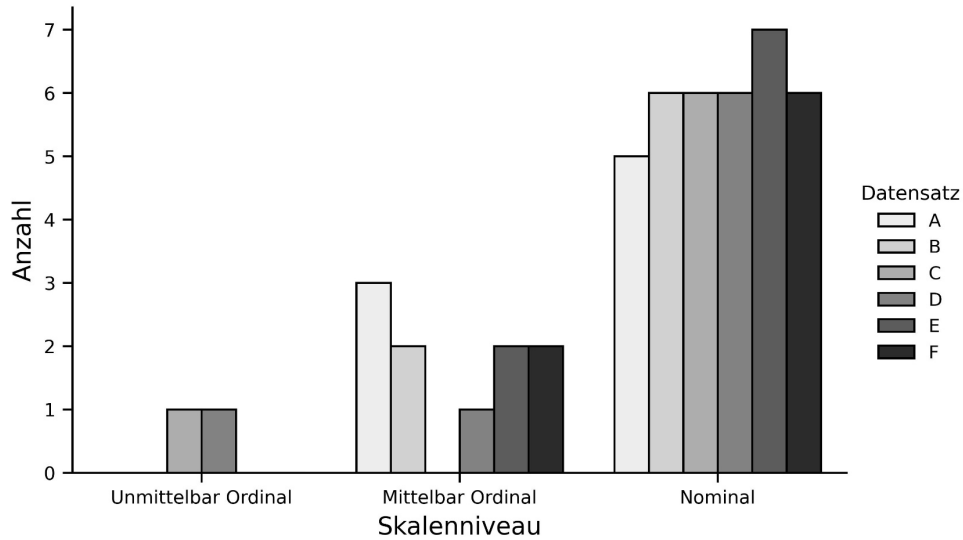


Abbildung 5-7: Anzahl Merkmale nach Skalenniveau

Nutzen von Rangfolgeinformationen in Distanzmaßen

Zhang und Cheung (2021, 2020) sowie Zhang et al. (2020) beschäftigen sich mit der Nutzung der Rangfolgeinformationen ordinalskalierter Daten zur Berechnung von Abständen. Dabei lassen sich zwei Aspekte unterscheiden: Zum einen die Berücksichtigung der Rangfolge von Merkmalsausprägungen des Ziel-Merkmals. Hierbei ist das Ziel, die Rangfolge innerhalb der berechneten Abstände zu erhalten. Ist eine Menge ordinalskalierter Merkmalsausprägungen $(x_1, x_2, x_3, x_4) \in X^{ord}$ gegeben und gilt $x_1 < x_2 < x_3 < x_4$ oder $x_1 > x_2 > x_3 > x_4$, dann soll u.a. gelten $\delta(x_1, x_4) > \delta(x_2, x_3)$. Um dies zu gewährleisten wählen Zhang und Cheung (2020) einen Ansatz, der die Distanz zwischen zwei Ausprägungen anhand der Summe der Distanzen aller aufeinanderfolgenden, ggf. zwischen den zwei Ausprägungen liegenden Merkmalsausprägungen berechnet. Zum Beispiel würde die Distanz zwischen x_2 und x_4 über die Summe der Distanzen zwischen x_2 und x_3 sowie x_3 und x_4 berechnet werden, entsprechend der Formel:

$$\delta_{ordinal}(x_i, x_j) = \sum_{k=\min(i,j)}^{\max(i,j)-1} \delta(x_k, x_{k+1}), \tag{5-6}$$

mit

$\delta(\cdot, \cdot)$ Abstandsberechnung nach gewählter Abstandsfunktion

Zum anderen kann die Information der Rangfolge genutzt werden, wenn ein ordinalskaliertes Merkmal als Kontext-Merkmal in einem Kontext-sensitiven Verfahren zur Distanzberechnung

5 Distanzmaß für konfigurierbare Produkte zur Quantifizierung der Marktattraktivität von Substituten

herangezogen wird. Wie im vorangegangenen Abschnitt dargelegt, berechnen Kontext-sensitive Verfahren den Abstand zweier Ausprägungen x_i, x_j eines Ziel-Merkmals X anhand eines Vergleichs der Wahrscheinlichkeitsverteilungen $p(Y|X = x_i)$ und $p(Y|X = x_j)$. Werden dabei, wie bisher vorgestellt, euklidische Distanzen einzelner Wahrscheinlichkeiten addiert oder eine Divergenz berechnet, findet die Rangfolge keine Berücksichtigung.

Abbildung 5-8 zeigt die Distanzberechnung in zwei Beispielen, in denen jeweils zwei Wahrscheinlichkeitsverteilungen verglichen werden. In beiden Beispielen ist der Abweichungsbetrag von $p(Y|X = x_i)$ zu $p(Y|X = x_j)$ gleich groß. Der Unterschied besteht lediglich in der Position der Abweichung, welche im Beispiel 2 wesentlich weiter auseinanderliegt. Wäre Y ein ordinalskaliertes Kontext-Merkmal, würde die Verteilung in Beispiel 2 auf einen größeren Abstand hinweisen. Die Informationen auf der rechten Seite der Abbildung 5-8 zeigen, dass bei einer Distanzberechnung ohne Berücksichtigung von Rangfolgeinformationen kein Unterschied zwischen beiden Beispielen existiert (die verwendeten Abstandsfunktionen werden im nachfolgenden Unterabschnitt definiert).

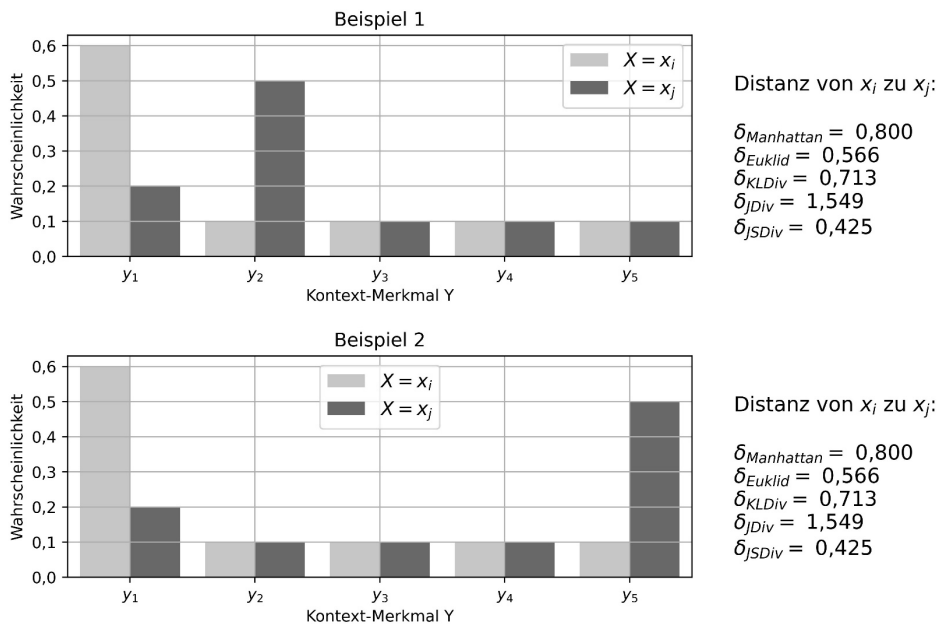


Abbildung 5-8: Unabhängigkeit der Abstandsfunktionen von der Rangfolge eines Kontext-Merkmals

Um die Rangfolgeinformationen von ordinalskalierten Kontext-Merkmalen zu berücksichtigen, definieren Zhang und Cheung (2021) ein Berechnungsverfahren, welches im übertragenen Sinne die Kosten zur Transformation von $p(Y|X = x_i)$ zu $p(Y|X = x_j)$ berechnet (genannt „Minimum Moving Cost“, nachfolgend ψ_{MMC}).

$$\psi_{MMC}(x_i, x_j) = \frac{\sum_{t=1}^{\#Y-1} \left| \sum_{g=1}^t (p(y_g|x_i) - p(y_g|x_j)) \right|}{\#Y - 1} \quad (5-7)$$

mit

$\#Y$ Anzahl Ausprägungen des Merkmals Y (nachfolgend „Mächtigkeit“)

Das Prinzip wird von den Autoren in einem einfachen, anschaulichen Beispiel verdeutlicht (Zhang und Cheung 2021, S. 6). In Abbildung 5-9 und dem nachfolgenden Absatz wird dieses Beispiel erläutert.

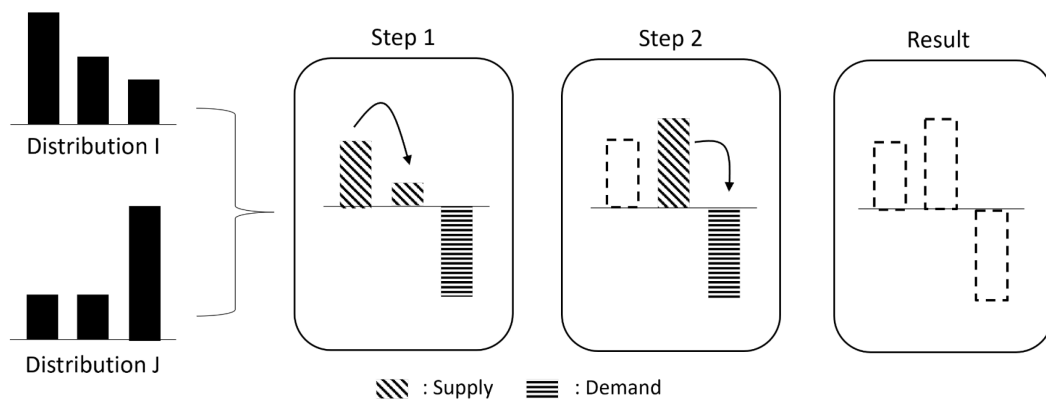


Abbildung 5-9: Illustration der Minimum Moving Cost (Zhang und Cheung 2021, S. 6)

Beschreibung des Beispiels (Zhang und Cheung 2021, S. 6):

Die Ausgangssituation zeigt die Histogramme $p(Y|X = x_i) = [0,5; 0,3; 0,2]$ („Distribution I“) und $p(Y|X = x_j) = [0,2; 0,2; 0,6]$ („Distribution J“). Um die erste Verteilung in die Zweite zu überführen, erfolgt zunächst die Berechnung der Differenz im Schritt 1 mit dem Ergebnis $[0,3; 0,1; -0,4]$. Im übertragenen Sinne werden positive Werte als Bestand und negative Werte als Bedarf betrachtet. Nun werden die Kosten berechnet, den Bestand zum Bedarf zu bewegen. Die Schrittweite zwischen zwei aufeinanderfolgenden Rängen ist dabei 1. Schritt 2 bewegt 0,3 überschüssigen Bestand um 1 nach rechts.

Die Kosten dafür berechnen sich nach:

$$\frac{|(p(y_1|x_i) - p(y_2|x_j))| \cdot 1}{\#Y - 1} = \frac{|(0,5 - 0,2)| \cdot 1}{2} = 0,15$$

$\#Y$ steht erneut für die Mächtigkeit von Y . Nach Schritt 2 befinden sich 0,4 Bestand auf Position zwei. Dieser wird im Schritt 3 auf Position drei geschoben und erfüllt dort den Bedarf. Die Kosten des 3. Schrittes betragen $\frac{|(0,4-0)| \cdot 1}{2} = 0,2$. Die Transformation ist damit zu den Kosten $0,15 + 0,2 = 0,35$ abgeschlossen.

Zusammenfassend ist es wahrscheinlich, dass die Nutzung von Rangfolgeinformationen aus ordinalskalierten Merkmalen zu einer besseren Abbildung des Substitutionsverhaltens von Kunden durch die Abstandsfunktion führt. Die Auswirkungen einer gesonderten Betrachtung der Rangfolgeinformation ordinalskalierter Ziel- oder Kontext-Merkmale werden daher im Rahmen einer numerischen Analyse untersucht (siehe Abschnitt 5.3.3).

5.2.4 cpDist: Kontext-sensitives Distanzmaß für variantenreiche Produkte

Die bisherige Betrachtung zeigt, dass sich ein unüberwachtes, Kontext-sensitives Verfahren zur Berechnung von Abständen zwischen variantenreichen, konfigurierbaren Produkten eignet. Die nachfolgenden Absätze fassen die Vorgehensweise dazu übersichtlich zusammen und orientieren sich dabei am Aufbau und der Notation des Distanzmaßes ConDIST (Ring 2020; Ring et al.

2015b). Darüber hinaus erfolgt eine Zusammenfassung der Gestaltungsaspekte, die durch eine numerische Analyse weiter untersucht werden.

Der Abstand zwischen zwei konfigurierten Produkten sei definiert als die Summe der Abstände zwischen den Ausprägungen eines jeden Produktmerkmals:

$$D(\mathbf{o}_i, \mathbf{o}_j) = \sum_{m=1}^d \omega_m \hat{\delta}_m(x_{im}, x_{jm}), \quad (5-8)$$

mit

$\hat{\delta}_m(x_{im}, x_{jm})$ normierter Abstand zwischen den Merkmalsausprägungen x_{im} und x_{jm} des Merkmals m

$\mathbf{o}_i, \mathbf{o}_j$ Produktkonfigurationen mit $i, j \in PP$

ω_m Gewichtungsfaktor für das Merkmal M_m

m Merkmal aus der Menge aller Merkmale $\mathcal{M} = \{M_1, M_2, \dots, M_d\}$

Der normierte Abstand $\hat{\delta}_m(x_{im}, x_{jm})$ sei wie folgt definiert:

$$\hat{\delta}_m(x_{im}, x_{jm}) = \frac{\delta_m(x_{im}, x_{jm})}{\max_{k,l \in \text{dom}(M_m)} (\delta_m(x_{km}, x_{lm}))} \quad (5-9)$$

Die Abstandsberechnung $\delta_m(\cdot, \cdot)$ setzt sich zusammen aus:

$$\delta_m(x_{im}, x_{jm}) = \sum_{Y \in \text{context}_m} \text{impact}_m(Y) * \delta(x_{im}, x_{jm}), \quad (5-10)$$

mit

$\delta(x_{im}, x_{jm})$ Abstandsfunktion

$\text{impact}_m(Y)$ Einflussfaktor des Kontext-Merkmals Y auf das Ziel-Merkmal M_m

context_m Menge der Kontext-Merkmale für das Ziel-Merkmal M_m

Die Menge der Kontext-Merkmale wird definiert als die Menge aller Merkmale, für die der Korrelationsfaktor mit dem Ziel-Merkmal mindestens den vorgeschriebenen Schwellwert erreicht.

$$\text{context}_m = \{Y | Y \in \mathcal{M} \wedge \text{cor}(M_m | Y) \geq \theta\}$$

mit

$\text{cor}(M_m | Y)$ Korrelationsfaktor des Merkmals Y für das Ziel-Merkmal M_m

θ Schwellwert

Damit ist auch das Ziel-Merkmal selbst Teil der Menge der Kontext-Merkmale. Der Korrelationsfaktor wird definiert als (siehe (5-5)):

$$\text{cor}(M_m | Y) = \frac{MI(M_m, Y)}{H(M_m)}$$

Der Einflussfaktor für ein Kontext-Merkmal Y des Ziel-Merkmals m wird nach Ring et al. (2015b, S. 259) definiert als:

$$\text{impact}_m(Y) = \text{cor}(M_m|Y)(1 - 0,5 \cdot \text{cor}(M_m|Y))^2$$

Diese Funktion lässt den Einflussfaktor mit steigendem Korrelationsfaktor ansteigen, sodass stärker korrelierten Merkmalen eine höhere Bedeutung zugemessen wird. Der Einfluss sehr stark korrelierender Merkmale wird wiederum begrenzt, da diese zu sehr großen Distanzen zwischen unterschiedlichen Ausprägungen eines Merkmals führen. Im Extremfall des Ziel-Merkmals selbst ($\text{cor}(M_m|M_m) = 1$) reduziert sich die Distanzberechnung auf einen scharfen Vergleich, der für alle unterschiedlichen Ausprägungen eine Distanz von 1 zurückgibt. Um diesen Effekt abzuschwächen, fällt die Einflussfunktion nach Ring et al. (2015b, 258 f.) bei sehr hohen Korrelationsfaktoren wieder ab. Abbildung 5-10 zeigt den Graphen der Funktion. Der maximale Wert impact_{max} liegt bei $\frac{8}{27}$.

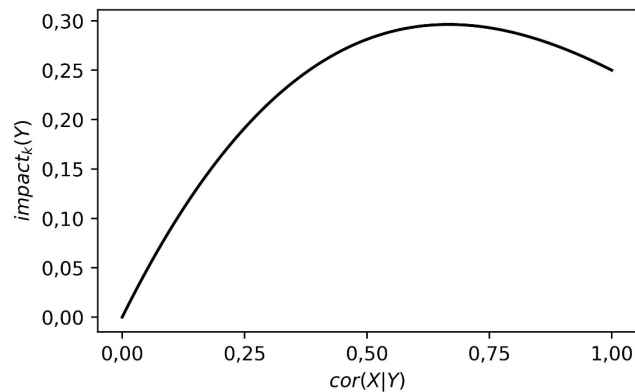


Abbildung 5-10: Graph der Funktion des Einflussfaktors (Ring et al. 2015b, S. 259)

Der Gewichtungsfaktor ω_m steuert die Bedeutung des Beitrags, den ein Merkmal M_m zur Berechnung der Gesamtdistanz von Objekten (bspw. Produktkonfigurationen) beiträgt. Der Grundgedanke hierbei ist, dass Merkmale gerade dann einen größeren Beitrag zur Gesamtdistanz leisten sollten, wenn für sie ausreichend Informationen aus Kontext-Merkmalen vorliegen, da die Distanzberechnung dann auf einer soliden Informationsbasis beruht und besonders aussagekräftig ist. Die Informationsbasis wird dabei anhand der Anzahl an Kontext-Merkmalen und der Höhe der Einflussfaktoren der Kontext-Merkmale bemessen. Der Gewichtungsfaktor basiert daher auf dem Verhältnis der Summe der Einflussfaktoren aller Kontext-Merkmale zu der maximal möglichen Informationsgrundlage (=Anzahl aller Merkmale multipliziert mit dem maximalen Einflussfaktor) (vgl. Ring et al. 2015b, 256 f.).

$$\omega_m = 1 + \frac{\sum_{Y \in \text{context}_m} \text{impact}_m(Y)}{d \cdot \text{impact}_{max}}$$

Für die Abstandsfunktion $\delta(x_{im}, x_{jm})$ kommen zunächst zwei unterschiedliche Berechnungsmethoden in Frage: Zum einen die Berechnung der Distanz zwischen den bedingten Wahrschein-

lichkeiten $p(y|M_m = x_{im})$ und $p(y|M_m = x_{jm})$ für jedes Ausprägungsmerkmal y eines Kontext-Merkmals $Y \in context_m$ wie bspw. in Ring et al. (2015b). Hierbei kann neben der von Ring et al. verwendeten euklidischen Distanz auch die Manhattan Distanz genutzt werden. Zum anderen kann die Berechnung einer Distanz anhand einer Divergenz zwischen bedingten Wahrscheinlichkeitsverteilungen erfolgen. Hierzu kommen die Kullback-Leibler Divergenz, die symmetrische Variante Jeffrey Divergence, sowie die Quadratwurzel der Jensen-Shannon Divergenz, welche die metrischen Eigenschaften erfüllt, in Frage.

Inwiefern die metrischen Eigenschaften notwendig oder förderlich sind, um das Substitutionsverhalten von Kunden anhand einer Abstandsfunktion korrekt abzubilden, ist nicht offensichtlich. Einerseits sind zwar Abstände leichter zu interpretieren, wenn sie in einem metrischen Raum definiert sind, da sie dann dem natürlichen Verständnis von einem räumlichen Abstand entsprechen. Auf der anderen Seite ist aber eine Symmetrie im Substitutionsverhalten nicht zwingend gegeben, da Kunden bspw. eher von einer geringer wertigen Ausstattungsoption A zu einer höheren Ausstattung B wechseln würden als umgekehrt. Die Distanz zwischen A und B könnte sich also je nach Substitutionsrichtung unterscheiden. Die Dreiecksungleichung beschreibt (bildlich gesprochen), dass der direkte Weg zwischen zwei Punkten A und B nicht länger sein darf, als der Weg von A über C nach B. Übertragen auf das Substitutionsverhalten von Kunden würde dies bedeuten, dass eine zweifache, sequenzielle Substitution (von Wunsch-Konfiguration zu Substitut 1 und von dort zu Substitut 2) nicht gegenüber einer direkten Substitution (von Wunsch-Konfiguration zu Substitut 2) bevorzugt werden dürfte. Eine solche Einschränkung ist intuitiv sinnvoll, sodass die Einhaltung der Dreiecksungleichung für ein Distanzmaß zur Abbildung des Substitutionsverhaltens vorteilhaft erscheint. Eine weitere positive Eigenschaft einer Metrik wie der Jensen-Shannon Divergenz ist, dass sie beidseitig beschränkt ist (Nielsen 2019, S. 3). Die Kullback-Leibler Divergenz und die Jeffrey Divergence können dagegen den Wert ∞ annehmen.

Um die Unterschiede in der Abstandsberechnung für variantenreiche Produkte genauer zu untersuchen und die Eignung der unterschiedlichen Divergenzen zu bewerten, werden alle drei zuvor genannten Divergenzen in die nachfolgende Betrachtung einbezogen. Zusammenfassend sollen die in Tabelle 5-3 aufgeführten Abstandsfunktionen im nachfolgenden Abschnitt geprüft werden. Die Abstandsfunktionen sind dafür wie folgt definiert.

$$\delta_{Manhattan}(x_{im}, x_{jm}) = \sum_{y \in Y} |p(y|x_{im}) - p(y|x_{jm})| \quad (5-11)$$

$$\delta_{Euklid}(x_{im}, x_{jm}) = \sqrt{\sum_{y \in Y} (p(y|x_{im}) - p(y|x_{jm}))^2} \quad (5-12)$$

$$\delta_{KLDiv}(x_{im}, x_{jm}) = D_{KL}(p(Y|x_{im}) || p(Y|x_{jm})) \quad (5-13)$$

$$\delta_{JDiv}(x_{im}, x_{jm}) = D_{KL}(p(Y|x_{im}) || p(Y|x_{jm})) + D_{KL}(p(Y|x_{jm}) || p(Y|x_{im})) \quad (5-14)$$

$$\delta_{JSDiv}(x_{im}, x_{jm}) = \sqrt{JS(p(Y|x_{im}); p(Y|x_{jm}))} \quad (5-15)$$

Tabelle 5-3: Ausgewählte Berechnungsmethoden für eine Abstandsfunktion variantenreicher Produkte

Bezeichnung	Art der Distanzberechnung
„Manhattan“ $\delta_{Manhattan}(\cdot, \cdot)$	Manhattan Distanz zwischen bedingten Wahrscheinlichkeitsverteilungen
„Euklidische Distanz“ $\delta_{Euklid}(\cdot, \cdot)$	Euklidische Distanz zwischen bedingten Wahrscheinlichkeitsverteilungen (vgl. Ring et al. 2015b)
„Kullback-Leibler Divergenz“ $\delta_{KLDiv}(\cdot, \cdot)$	Kullback-Leibler Divergenz zwischen bedingten Wahrscheinlichkeitsverteilungen (vgl. Khorshidpour et al. 2010)
„Jeffrey Divergenz“ $\delta_{JDiv}(\cdot, \cdot)$	Symmetrisierte Kullback-Leibler Divergenz („Jeffrey Divergence“) zwischen bedingten Wahrscheinlichkeitsverteilungen (vgl. Le und Ho 2005)
„Jensen-Shannon Divergenz“ $\delta_{JSDiv}(\cdot, \cdot)$	Metrische Divergenz („Jensen-Shannon-Divergence“) zwischen bedingten Wahrscheinlichkeitsverteilungen

Ergänzend soll die Möglichkeit betrachtet werden, Rangfolgeinformationen ordinalskaliert Merkmale zu berücksichtigen. Zum einen betrifft dies die Rangfolgeinformationen der Ziel-Merkmale. Hierfür wird die Abstandsfunktion (5-10) gemäß (5-6) ergänzt:

$$\delta_m(x_{im}, x_{jm}) = \sum_{Y \in context_m} impact_m(Y) \cdot \begin{cases} \delta_{ordinal}(x_{im}, x_{jm}), & m \in \mathcal{M}^{ord} \\ \delta(x_{im}, x_{jm}), & m \notin \mathcal{M}^{ord} \end{cases} \quad (5-16)$$

Zur Berücksichtigung der Rangfolgeinformationen von Kontext-Merkmalen wird die Abstandsfunktion gemäß (5-7) ergänzt:

$$\delta_m(x_{im}, x_{jm}) = \sum_{Y \in context_m} impact_m(Y) \cdot \begin{cases} \omega_{ord}(\delta) * \psi_{MMC}(x_{im}, x_{jm}), & Y \in \mathcal{M}^{ord} \\ \delta(x_{im}, x_{jm}), & Y \notin \mathcal{M}^{ord} \end{cases}, \quad (5-17)$$

mit

$$\omega_{ord}(\delta) = \max(\delta(\cdot, \cdot)) \quad \text{Gewichtungsfaktor zur Angleichung des Wertebereichs von } \psi_{MMC}(\cdot, \cdot)$$

Der Gewichtungsfaktor $\omega_{ord}(\delta)$ ist dabei erforderlich, da $context_m$ sowohl ordinalskalierte als auch nominalskalierte Merkmale enthalten kann. Somit ist es möglich, dass innerhalb der Abstandsberechnung für ein Ziel-Merkmal sowohl $\delta(\cdot, \cdot)$ als auch $\psi_{MMC}(\cdot, \cdot)$ zum Einsatz kommen. Da $\psi_{MMC}(\cdot, \cdot)$ auf das Intervall $[0,1]$ begrenzt ist und dies nicht für jede Abstandsfunktion $\delta(\cdot, \cdot)$ gilt, sollten die Berechnungsergebnisse angeglichen werden. Der hier gewählte Ansatz multipliziert dazu die $\psi_{MMC}(\cdot, \cdot)$ mit dem maximal möglichen Wert für $\delta(\cdot, \cdot)$.

Der nachfolgende Abschnitt präsentiert eine numerische Analyse des vorgestellten Abstandsrechnungsverfahrens anhand der sechs Datensätze der Volkswagen AG. Tabelle 5-4 zeigt die noch nicht festgelegten Gestaltungsaspekte und deren Gestaltungsoptionen, die durch die numerische Analyse untersucht werden sollen.

Tabelle 5-4: Gestaltungsaspekte zur Betrachtung in einer numerischen Analyse

Gestaltungsaspekte	Gestaltungsoptionen				
	Manhattan	Euklid	KLDiv	JDiv	JSDiv
Art der Distanzberechnung					
Schwellwert θ	0,02 (vgl. Ring et al. 2015b)		0,08	0,2	
Besondere Betrachtung der Rangfolge des Ziel-Merkmals	Ja (vgl. Zhang und Cheung 2020)			Nein	
Besondere Betrachtung der Rangfolge eines Kontext-Merkmals	Ja (vgl. Zhang und Cheung 2021)			Nein	

5.3 Evaluierung und numerische Analyse

Ein Distanzmaß für variantenreiche, konfigurierbare Produkte soll das Substitutionsverhalten der Kunden möglichst gut abbilden. Um eine Eignung diesbezüglich direkt zu bewerten, bedarf es Daten, die das Kundenverhalten beschreiben. Liegen solche Daten vor, ist ein Vergleich der berechneten Abstände mit dem Substitutionsverhalten möglich und die Abstandsfunktion, welche das Kundenverhalten am besten abbildet, kann ausgewählt werden. Dies ist ein häufig gewähltes Vorgehen im Bereich Data Science, aus welchem die vorgestellten Methoden zur Abstandsberechnung überwiegend stammen⁷⁵. Im Bereich variantenreicher Produkte liegen allerdings häufig keine detaillierten Daten zum Substitutionsverhalten für verschiedene Produktklassen, Märkte und Kundensegmente vor (vgl. Matzke 2016, S. 18). Daher betrachtet dieser Abschnitt Möglichkeiten, die Eignung der Abstandsfunktionen indirekt zu evaluieren.

Die Evaluierung der Abstandsfunktionen erfolgt in vier Ansätzen. Erstens können die strukturellen Unterschiede der definierten Abstandsfunktionen verglichen werden. Zweitens werden die Ergebnisse der Abstandsberechnung für die vorgestellten Datensätze direkt untereinander verglichen. Hierzu zeigt eine Analyse auf, wie groß die Unterschiede zwischen den Abstandsfunktionen sind und für welche Daten diese besonders groß ausfallen. Die Ursache für die unterschiedlichen Ergebnisse lässt ggf. Rückschlüsse auf die Eignung der jeweiligen Abstandsfunktionen zu. Drittens kann die korrekte Abbildung der Rangfolge innerhalb ordinalskalierten Merkmale bewertet werden. Da zu erwarten ist, dass Kunden entlang der Rangfolge substituieren, lässt eine korrekte Abbildung der Rangfolge durch die berechneten Abstände auf eine korrekte Abbildung des Kundenverhaltens schließen. Viertens werden auf Grundlage von Expertenwissen konkrete

⁷⁵ Folgendes Beispiel verdeutlicht das Vorgehen: Ein Clustering-Algorithmus nutzt eine Abstandsfunktion, um Datenpunkte einer Gruppe zuzuordnen. Für einen möglichst repräsentativen Satz aus Datenpunkten ist die Gruppenzuordnung bekannt. Anhand dieses Datensatzes wird ein Clustering mit Nutzung der Abstandsfunktion durchgeführt und die Ergebnisse mit der tatsächlichen Gruppenzuordnung verglichen. Auf diese Weise kann die Evaluation direkt über die Anzahl der korrekt zugeordneten Datenpunkte erfolgen. Genügt das Ergebnis den Anforderungen, kann die Abstandsfunktion genutzt werden, um andere, „unbekannte“ Daten zuzuordnen.

Fallbeispiele für erwartbares Kundenverhalten formuliert. Anhand dieser kann analysiert werden, welche Abstandsfunktion das erwartbare Kundenverhalten am besten abbildet. Die nachfolgende Analyse folgt diesen vier Ansätzen.

5.3.1 Strukturelle Unterschiede der Abstandsfunktionen

Die nachfolgenden Analysen greifen strukturelle Unterschiede in der Berechnungsmethodik der Abstandsfunktionen auf Basis von fiktiven Beispielen auf. Die Beispiele bestehen jeweils aus zwei Wahrscheinlichkeitsverteilungen $p(Y|X = x_i)$ und $p(Y|X = x_j)$ und den berechneten Distanzen zwischen diesen beiden Verteilungen auf Basis der Abstandsfunktionen.

Zunächst muss berücksichtigt werden, dass die Kullback-Leibler Divergenz (KLDiv) und die Jeffrey Divergence (JDiv) nicht nach oben beschränkt sind, d.h. den Wert ∞ annehmen können. Dies geschieht genau dann, wenn die zweite Wahrscheinlichkeitsverteilung $p(Y|X = x_j)$ an Stellen 0 ist, wo die erste Verteilung $p(Y|X = x_i)$ nicht 0 ist (für JDiv gilt dies in beide Richtungen). Um in solchen Fällen ein verwertbares Ergebnis zu erreichen, kann ein Korrekturfaktor ε definiert werden. Die Addition von ε zu allen Wahrscheinlichkeitswerten sorgt dafür, dass kein Wert 0 ist. Die erste Intuition für die Festlegung des Korrekturfaktors ist, diesen möglichst klein zu wählen, um die Wahrscheinlichkeitsverteilung möglichst gering zu manipulieren. Je näher ε jedoch an 0 liegt, desto größer werden die Werte für KLDiv und JDiv. In Verbindung mit der Normalisierung nach (5-9) haben solche großen Werte als Ausreißer den negativen Effekt, dass die übrigen Abstandswerte sehr klein werden und somit ihre Aussagekraft geschwächt wird.

Nachfolgendes Beispiel verdeutlicht die Auswirkungen von ε . Abbildung 5-11 zeigt die Ergebnisse der Abstandsberechnung der unterschiedlichen Abstandsfunktionen in Abhängigkeit der Werte $\{0,01; 0,001; 0,00000001\}$ für ε . Während sich Wahrscheinlichkeitsverteilungen durch die Addition von ε nur marginal verändern, ist das Berechnungsergebnis von $\delta_{\text{KLDiv}}(\cdot, \cdot)$ und $\delta_{\text{JDiv}}(\cdot, \cdot)$ stark von ε abhängig. Um die Schwächung der Aussagekraft der übrigen Abstandsergebnisse abzumildern und gleichzeitig die Manipulation der Wahrscheinlichkeitsverteilung gering zu halten, wird im weiteren Verlauf ein ε von 0,001 bei der Berechnung von $\delta_{\text{KLDiv}}(\cdot, \cdot)$ und $\delta_{\text{JDiv}}(\cdot, \cdot)$ eingesetzt. Dennoch stellt die Unbeschränktheit einen Nachteil der Abstandsfunktionen $\delta_{\text{KLDiv}}(\cdot, \cdot)$ und $\delta_{\text{JDiv}}(\cdot, \cdot)$ dar.

Eine weitere Besonderheit der KLDiv ist die Asymmetrie, also die Richtungsabhängigkeit der Berechnung. Abbildung 5-12 zeigt die Distanzberechnung in zwei Beispielen, wobei das Beispiel 2 die beiden Wahrscheinlichkeitsverteilungen aus Beispiel 1 tauscht. Die Überschneidung der beiden Verteilungen bleibt unabhängig von der Reihenfolge gleich. Dies spiegelt sich in den identischen Berechnungsergebnissen aller übrigen Abstandsfunktionen wider. Wie in Abschnitt 5.2.4 dargelegt, muss das Substitutionsverhalten von Kunden nicht symmetrisch sein. Allerdings zeigen die vorliegenden Beispiele, dass es keine intuitive Logik gibt, weshalb sich die Abstandsergebnisse in Abhängigkeit der Richtung unterscheiden. Es lässt sich mit Hinblick auf die vorliegende Problemstellung nicht ableiten, weshalb die Distanz im Beispiel 2 kleiner sein sollte als im Beispiel 1. Inwiefern die Asymmetrie der KLDiv ein asymmetrisches Substitutionsverhalten plausibel aus Auftragsdaten herleiten kann, wird im Rahmen der numerischen Analyse in den nachfolgenden Abschnitten anhand der vorgestellten Datensätze untersucht.

5 Distanzmaß für konfigurierbare Produkte zur Quantifizierung der Marktattraktivität von Substituten

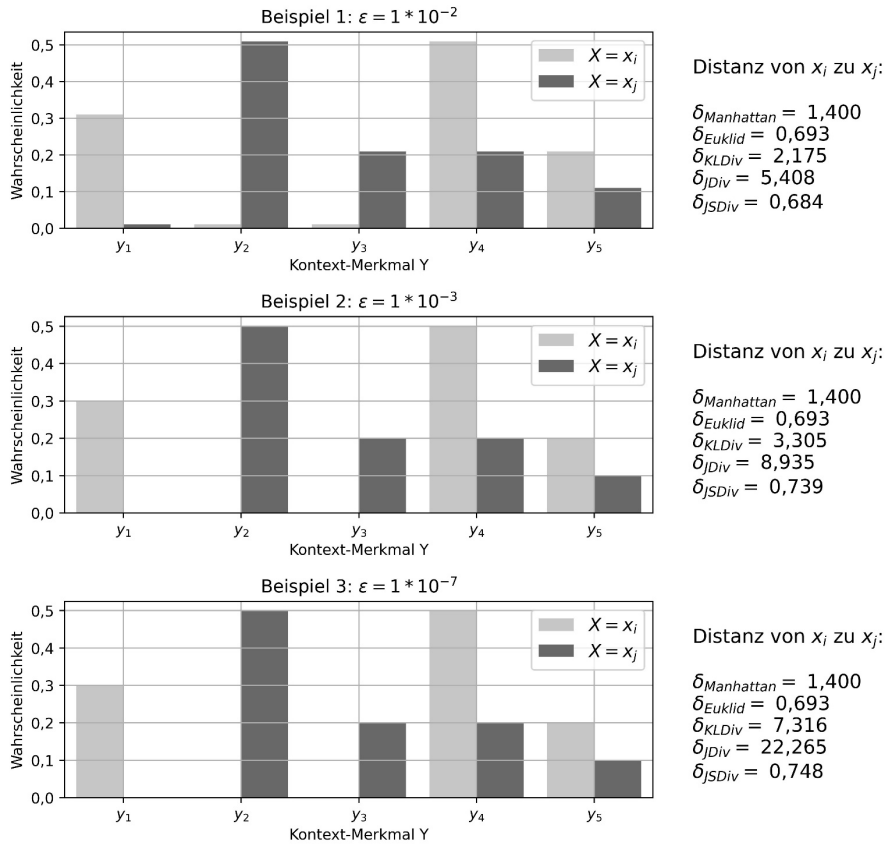


Abbildung 5-11: Strukturelle Unterschiede der Abstandsfunktionen - Beispiel Unbeschränktheit

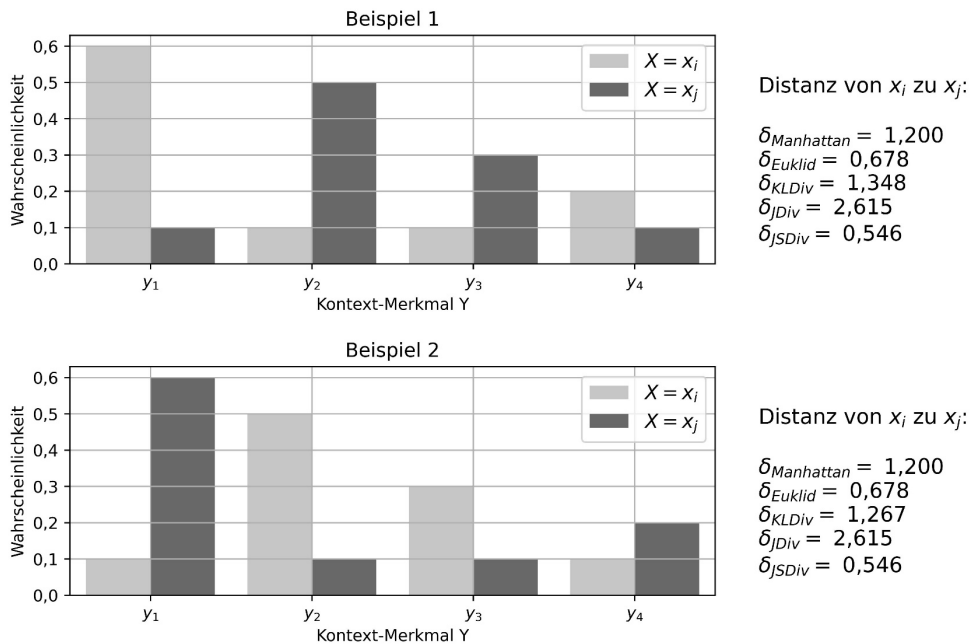


Abbildung 5-12: Strukturelle Unterschiede der Abstandsfunktionen – Beispiel Richtungsabhängigkeit

Weitere strukturelle Unterschiede der Abstandsfunktionen zeigt Abbildung 5-13. Im Beispiel 1 sind die Abweichungen zwischen den zwei Wahrscheinlichkeitsverteilungen gleichmäßig über die Ausprägungen von Y verteilt, während Abweichungen im Beispiel 2 lediglich bei y_1 und y_2 auftreten und dafür höher ausfallen. Die Abstandsfunktion $\delta_{\text{Euklid}}(\cdot, \cdot)$ gewichtet höherer Abweichungen zwischen den einzelnen Wahrscheinlichkeitswerten stärker, da die Abweichungen quadriert in die Abstandssumme einfließen. Die Divergenz-basierten Abstandsfunktionen gewichten höhere Abweichungen ebenfalls stärker. Die Ergebnisse der Abstandsfunktion $\delta_{\text{Manhattan}}(\cdot, \cdot)$ unterscheiden sich dagegen nicht, da der Abweichungsbetrag in Beispiel 1 und 2 derselbe ist. Die numerische Analyse in den nachfolgenden Abschnitten zeigt, inwiefern einer der zwei Ansätze besser geeignet ist, das Substitutionsverhalten von Kunden aus Auftragsdaten herzuleiten.

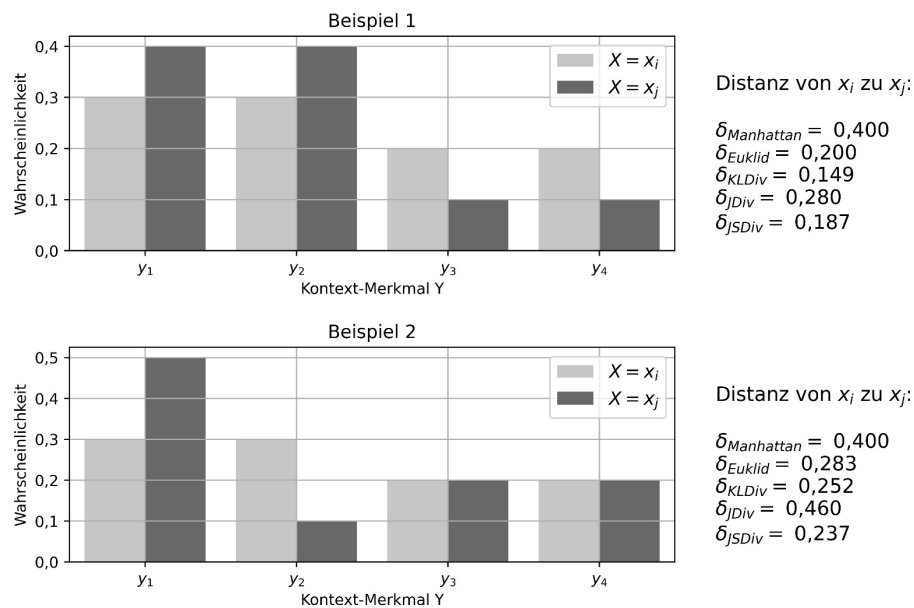


Abbildung 5-13: Strukturelle Unterschiede der Abstandsfunktionen – Beispiel Abweichungsbetrag

Einen letzten strukturellen Unterschied in einer besonderen Ausgangssituation zeigen die Beispiele in Abbildung 5-14. Die Beispiele 1 und 2 unterscheiden sich lediglich in den Werten für $p(y_2|X = x_j)$ und $p(y_3|X = x_j)$, während die Wahrscheinlichkeiten $p(y_2|X = x_i)$ und $p(y_3|X = x_i)$ gleich 0 sind. In einer solchen Situation gewichtet die Abstandsfunktion $\delta_{\text{KLDiv}}(\cdot, \cdot)$ die höhere Abweichung im Beispiel 1 nicht stärker als die gleichmäßigere Abweichung in Beispiel 2 und verhält sich somit gegensätzlich zu der Beobachtung im vorangegangenen Vergleich. Hintergrund dieser Beobachtung ist, dass die KLDiv ausgehend von der Verteilung $p(Y|X = x_i)$ den Vergleich auf den Bereich begrenzt, in dem sich beide Verteilungen überlappen. Da in der Verteilung $p(Y|X = x_i)$ die Werte $p(y_2|X = x_i)$ und $p(y_3|X = x_i)$ gleich 0 sind und es demnach keine Datenpunkte bei y_2 und y_3 gibt, wird die Verteilung dieser Werte in $p(Y|X = x_j)$ nicht betrachtet. Bezogen auf den vorliegenden Anwendungsfall könnte eine solche Eigenschaft sinnvoll sein. Ist eine Wunsch-Ausstattung x_i des Merkmals X nicht verfügbar, so wird ein Substitut x_j gesucht, welches eine möglichst geringe Distanz zu x_i aufweist und somit mit möglichst hoher Wahrscheinlichkeit als Substitut akzeptiert wird. Bei einer Distanzberechnung mit einer Kontext-

5 Distanzmaß für konfigurierbare Produkte zur Quantifizierung der Marktattraktivität von Substituten

sensitiven Abstandsfunktion werden Distanzen anhand des Vergleichs der Wahrscheinlichkeitsverteilung eines Kontext-Merkmals Y ermittelt. Wenn nun auf Basis der Auftragsdaten keiner der Kunden, die für das Merkmal X die Ausprägung x_i wählen, für das Merkmal Y die Ausprägung y_2 oder y_3 wählen, so ist es in Bezug auf die Distanzbewertung eines möglichen Substituts x_j nicht relevant, wie die Werte $p(y_2|X = x_j)$ und $p(y_3|X = x_j)$ verteilt sind, sondern lediglich um welchen Betrag sich die Verteilungen $p(Y|X = x_i)$ und $p(Y|X = x_j)$ nicht überlappen. Die stärkere Gewichtung höherer Abweichungen kommt bei der Abstandsfunktion $\delta_{\text{KLDiv}}(\cdot, \cdot)$ demnach nur dann zum Tragen, wenn die „Ausgangsverteilung“ (die erste Wahrscheinlichkeitsverteilung, d.h. $p(Y|X = x_i)$) dort nicht 0 ist. Inwiefern sich diese theoretisch positiv zu beurteilende Eigenschaft tatsächlich positiv auf die Abstandsberechnung auswirkt, zeigt die numerische Analyse in den nachfolgenden Abschnitten.

Der dargestellte Aspekt betrifft ebenfalls die Abstandsfunktionen $\delta_{\text{JDiv}}(\cdot, \cdot)$ und $\delta_{\text{JSDiv}}(\cdot, \cdot)$, da diese auf der Kullback-Leibler Divergenz basieren. Er ist hier jedoch abgemildert, da die Unterschiede zwischen den zwei Verteilungen beidseitig berechnet werden und der Effekt nur auftritt, wenn Werte in der ersten Verteilung 0 sind. Um den Sachverhalt unverfälscht darzustellen, sind die Beispiele in Abbildung 5-14 ohne den Korrekturwert ε berechnet, weshalb die Abstandsfunktion $\delta_{\text{JDiv}}(\cdot, \cdot)$ den Wert ∞ („inf“) zurückgibt.

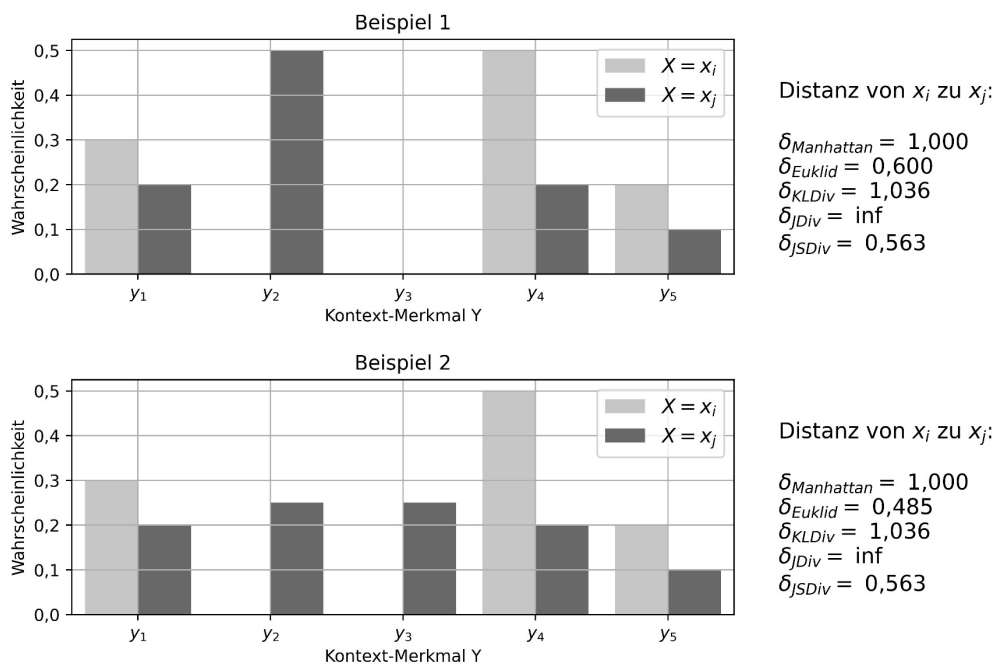


Abbildung 5-14: Strukturelle Unterschiede der Abstandsfunktionen – Beispiel Überlappung

Tabelle 5-5 fasst die strukturellen Unterschiede der Abstandsfunktionen zusammen. Die Beschränkung nach oben ist als vorteilhaft zu bewerten. Inwiefern sich die symmetrische Eigenschaft positiv auswirkt, untersucht die numerische Analyse in den nachfolgenden Abschnitten. Eine stärkere Gewichtung von größeren Abweichungen erscheint besonders sinnvoll, wenn diese auf Abweichungen bei Ausprägungen, die in der Ausgangs-Verteilung nicht 0 sind, beschränkt ist. Ob dies sich in der numerischen Analyse bestätigt, zeigen die nachfolgenden Abschnitte.

Tabelle 5-5: Strukturelle Unterschiede der Abstandsfunktionen

Abstandsfunktion	Nach oben beschränkt	Symmetrie	Stärkere Gewichtung größerer Abweichungen
$\delta_{Manhattan}(\cdot, \cdot)$	Ja	Ja	Nein
$\delta_{Euklid}(\cdot, \cdot)$	Ja	Ja	Ja
$\delta_{KLDiv}(\cdot, \cdot)$	Nein (Korrekturfaktor ε notwendig)	Nein	Ja, wenn innerhalb der ersten Wahrscheinlichkeitsverteilung
$\delta_{JDiv}(\cdot, \cdot)$	Nein (Korrekturfaktor ε notwendig)	Ja	Ja, wenn innerhalb der ersten Wahrscheinlichkeitsverteilung
$\delta_{JSDiv}(\cdot, \cdot)$	Ja	Ja	Ja, wenn innerhalb der ersten Wahrscheinlichkeitsverteilung

5.3.2 Direkter Vergleich der Ergebnisse der Abstandsberechnung

Der Unterschied zweier Abstandsfunktionen 1 und 2 lässt sich anhand des Abweichungsbetrags der berechneten Abstände zwischen zwei Merkmalsausprägungen x_i und x_j bewerten.

$$\text{Abweichungsbetrag}_{x_i, x_j}^{1,2} = |\delta_1(x_i, x_j) - \delta_2(x_i, x_j)|$$

Die Vergleichbarkeit der Abstandsfunktionen 1 und 2 ist durch die Normalisierung der Abstände auf das Intervall $[0,1]$ innerhalb der Berechnung (siehe (5-9)) gewährleistet. Die Abweichungsbeträge können für jedes Merkmal in einer Matrix dargestellt werden. Tabelle 5-6 zeigt zunächst die berechneten Abstände der Abstandsfunktionen $\delta_{Euklid}(\cdot, \cdot)$ und $\delta_{KLDiv}(\cdot, \cdot)$ für das Merkmal Antrieb im Datensatz A. Tabelle 5-7 zeigt die zugehörige Matrix der Abweichungsbeträge. Der Vergleich zeigt, dass die beiden Abstandsfunktionen zu ähnlichen Ergebnissen kommen. Lediglich der Abstand von „Gas“ zu „Benzin“ differiert mit 0,3 deutlicher.

Tabelle 5-6: Distanzen innerhalb des Merkmals Antrieb aus dem Datensatz A

	Euklid			KLDiv		
	Benzin	Diesel	Gas	Benzin	Diesel	Gas
Benzin	0,000	0,705	0,911	0,000	0,741	0,878
Diesel	0,705	0,000	1,000	0,679	0,000	1,000
Gas	0,911	1,000	0,000	0,611	0,940	0,000

Tabelle 5-7: Abweichungsbetrag zwischen $\delta_{Euklid}(\cdot, \cdot)$ und $\delta_{KLDiv}(\cdot, \cdot)$

	Benzin	Diesel	Gas
Benzin	0,000	0,037	0,033
Diesel	0,026	0,000	0,000
Gas	0,300	0,006	0,000

Um einen hohen Abweichungsbetrag zu erklären, ist eine detaillierte Betrachtung der einzelnen Bestandteile des Abstandsergebnisses notwendig. Bevor diese für das vorliegende Beispiel

5 Distanzmaß für konfigurierbare Produkte zur Quantifizierung der Marktattraktivität von Substituten

durchgeführt wird, zeigen die nachfolgenden Absätze einen generellen Überblick über die Abweichungen der Berechnungsergebnisse der Abstandsfunktionen. Eine solche Analyse gibt Aufschluss darüber, welche Abstandsfunktionen besonders unterschiedliche Ergebnisse erzielen, sodass eine Detailanalyse sinnvoll ist.

Abbildung 5-16 zeigt die Verteilung der Abweichungsbeträge je Merkmal des Datensatzes A für jede paarweise Kombination der fünf Abstandsfunktionen. Es lassen sich zwei Gruppen unterscheiden, welche untereinander geringe Abweichungen aufweisen. Zum einen sind dies $\delta_{\text{Manhattan}}(\cdot, \cdot)$, $\delta_{\text{Euklid}}(\cdot, \cdot)$ und $\delta_{\text{JSDiv}}(\cdot, \cdot)$ und zum anderen $\delta_{\text{KLDiv}}(\cdot, \cdot)$ und $\delta_{\text{JDiv}}(\cdot, \cdot)$ (siehe Abbildung 5-16 linke Spalte). Der gruppenübergreifende Vergleich zeigt dagegen deutlich höhere Abweichungsbeträge (siehe Abbildung 5-16 mittlere und rechte Spalte). Eine durchschnittliche Betrachtung über alle Merkmale aller Datensätze bestätigt diese Tendenz (siehe Abbildung 5-15). Gemeinsames Unterscheidungsmerkmal der zwei Gruppen ist zum einen die Erfüllung der Anforderungen an eine Metrik, welche lediglich für $\delta_{\text{Manhattan}}(\cdot, \cdot)$, $\delta_{\text{Euklid}}(\cdot, \cdot)$ und $\delta_{\text{JSDiv}}(\cdot, \cdot)$ gegeben ist. Zum anderen sind lediglich $\delta_{\text{KLDiv}}(\cdot, \cdot)$ und $\delta_{\text{JDiv}}(\cdot, \cdot)$ nach oben unbeschränkt, weshalb nur hier der Einsatz des Korrekturfaktors ε notwendig ist. Um die bestgeeignete Abstandsfunktion zur Abbildung des Kundenverhaltens bei der Substitution von konfigurierbaren, variantenreichen Produkten zu ermitteln, erscheint es sinnvoll, den direkten Vergleich zunächst auf den Unterschied dieser zwei Gruppen zu fokussieren. Die beschriebenen Analysen wurden mit einem Schwellwert $\theta = 0,08$ und einem Korrekturfaktor $\varepsilon = 0,001$ durchgeführt. Die wesentlichen Erkenntnisse weichen bei einer anderen Parametrisierung allerdings nicht signifikant ab.

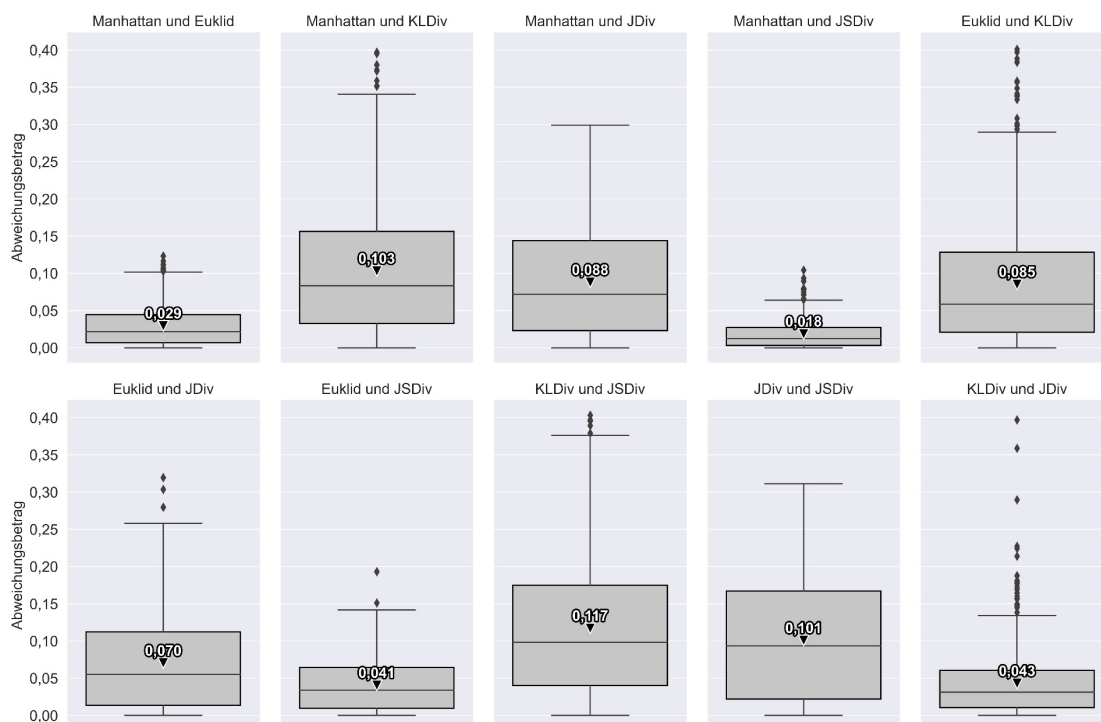


Abbildung 5-15: Verteilung des Abweichungsbetrags über alle Datensets und Merkmale

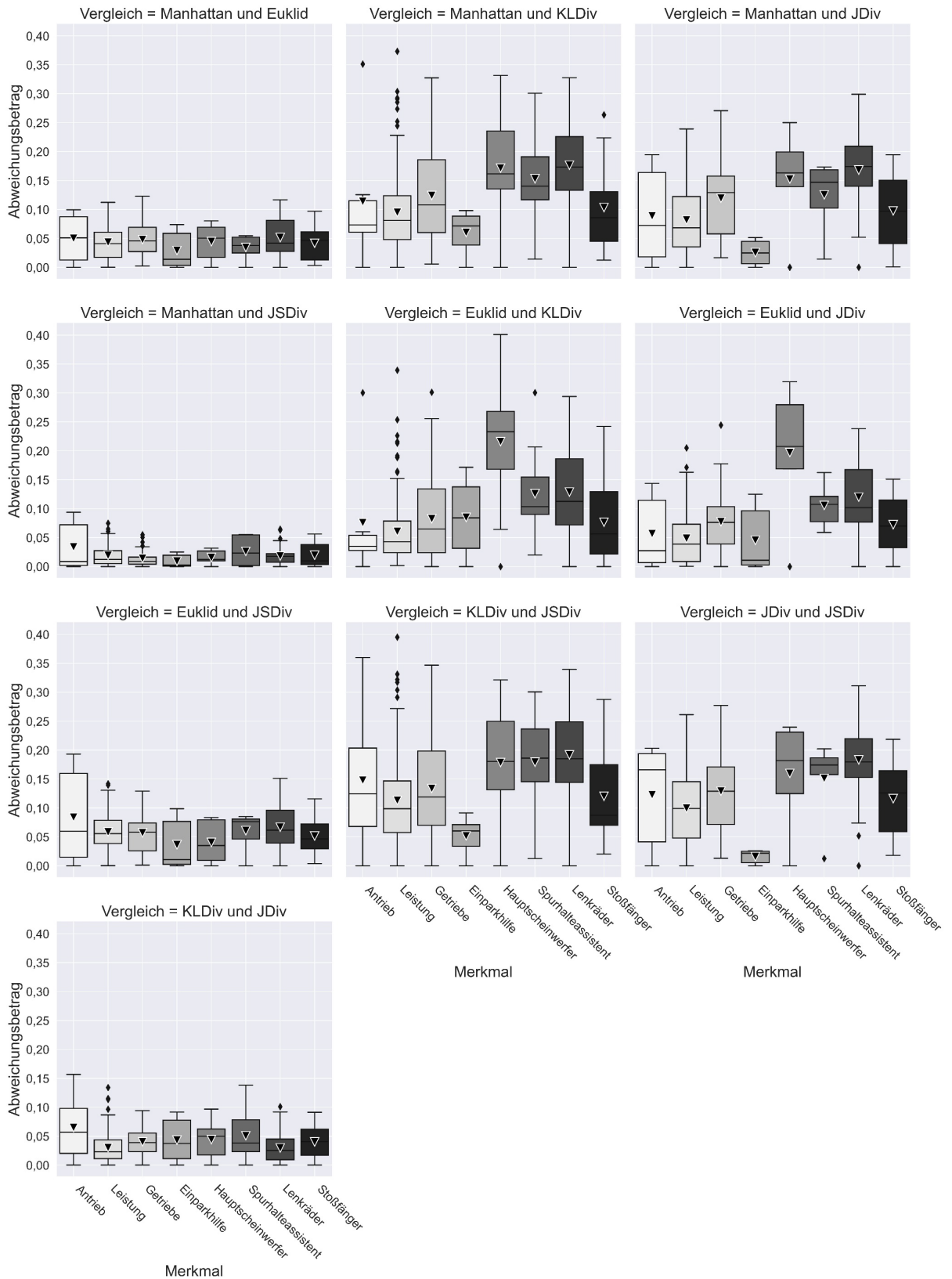


Abbildung 5-16: Verteilung der Abweichungsbeträge je Merkmal im Datensatz A

5 Distanzmaß für konfigurierbare Produkte zur Quantifizierung der Marktattraktivität von Substituten

Der nachfolgende Absatz greift das Beispiel aus Tabelle 5-7 erneut auf und vergleicht die Abstandsfunktionen $\delta_{\text{Euklid}}(\cdot, \cdot)$ und $\delta_{\text{KLDiv}}(\cdot, \cdot)$. Um den *Abweichungsbetrag* $\delta_{\text{Gas, Benzin}}^{\text{Euklid, KLDiv}} = 0,3$ zu erklären, ist eine detaillierte Betrachtung der einzelnen Bestandteile des Abstandsergebnisses notwendig. Abbildung 5-17 zeigt für jedes Kontext-Merkmal Y die zwei Wahrscheinlichkeitsverteilungen $p(Y|\text{Antrieb} = \text{"Gas"})$ und $p(Y|\text{Antrieb} = \text{"Benzin"})$. Die nebenstehende Texttafel zeigt je Abstandsfunktion den originären Distanzwert sowie den normierten und anhand des merkmalspezifischen Gewichtungsfaktors gewichteten Distanzwert. Zudem ist die Differenz zwischen den normierten und gewichteten Distanzwerten beider Abstandsfunktionen angezeigt. Neben dem Merkmal Antrieb selbst sind die Merkmale Leistung, Getriebe und Stoßfänger Teil der Kontext-Merkmale. Aufgrund der teilweise sehr langen Bezeichnungen der Merkmalsausprägungen sind diese für die Beschriftung der X-Achsen in der Abbildung 5-17 kodiert. „A-2-01“ steht dabei bspw. für die erste Ausprägung des zweiten Merkmals im Datensatz A.

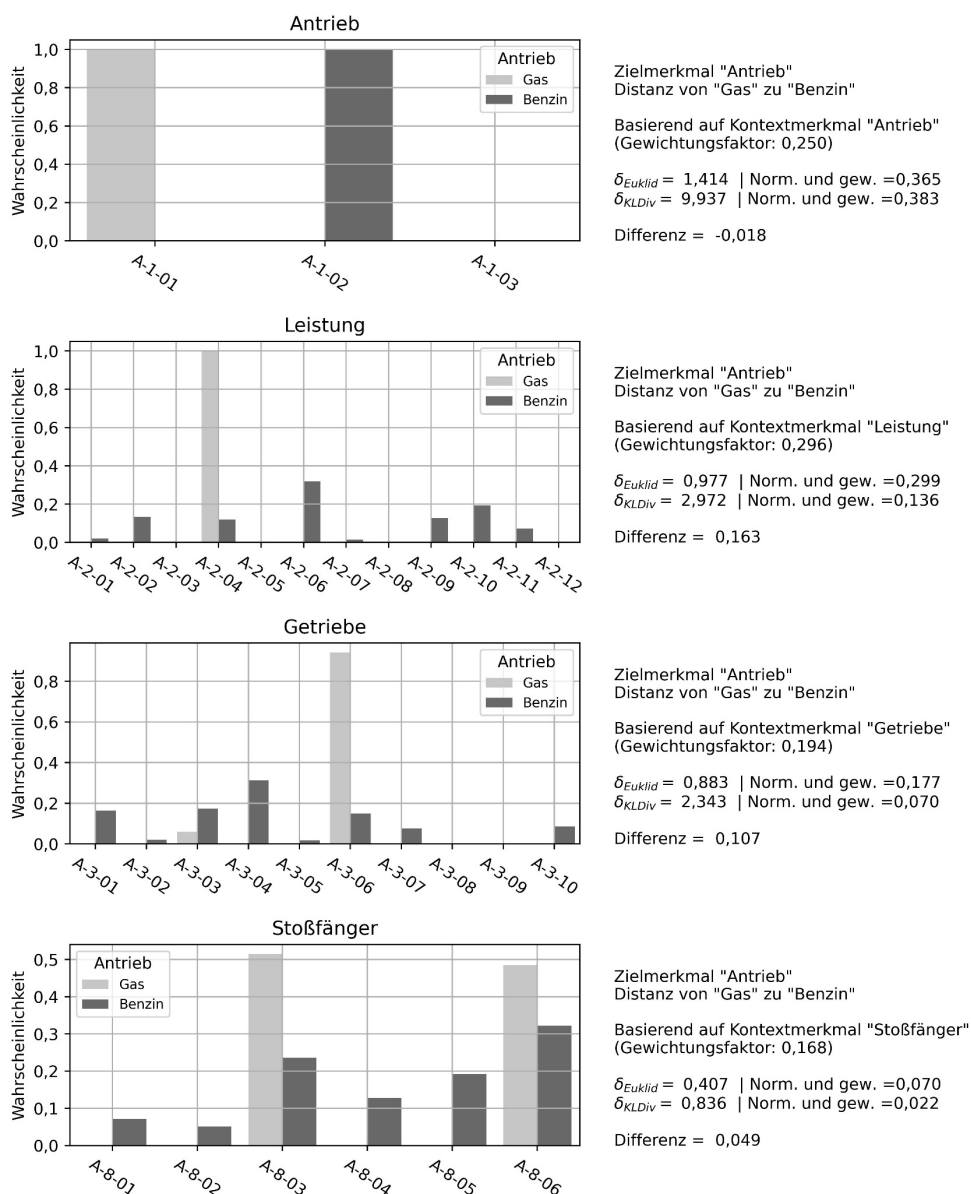


Abbildung 5-17: Vergleich der Distanzberechnung des Merkmals „Antrieb“ im Datensatz A

Für die größeren Abweichungen sind die Kontext-Merkmale Leistung und Getriebe verantwortlich. Es fällt auf, dass die Verteilung $p(\text{Leistung}|\text{Antrieb} = \text{"Gas"})$ nur eine Ausprägung aufweist und auch die Verteilung $p(\text{Getriebe}|\text{Antrieb} = \text{"Gas"})$ lediglich zwei, wobei der Großteil der Wahrscheinlichkeit auf einer Ausprägung liegt. Die Verteilungen $p(\text{Leistung}|\text{Antrieb} = \text{"Benzin"})$ bzw. $p(\text{Getriebe}|\text{Antrieb} = \text{"Benzin"})$ weisen dagegen eine breitere Streuung über alle Ausprägungen des Merkmals Leistung auf. Im Vergleich sind die Wahrscheinlichkeitsverteilungen also sehr unterschiedlich und die Distanzberechnung sollte hohe Werte ergeben.

Hier zeigt sich nun eine negative Auswirkung der Richtungsabhängigkeit von $\delta_{\text{KLDiv}}(\cdot, \cdot)$: Bei der Berechnung der Distanz von „Gas“ zu „Benzin“ ergibt sich bei $\delta_{\text{KLDiv}}(\cdot, \cdot)$ ein Distanzwert von 0,136. Die Abstandsfunktion $\delta_{\text{Euklid}}(\cdot, \cdot)$ berechnet einen Distanzwert von 0,299. Im entgegengesetzten Fall, d.h. einer Distanzberechnung von „Benzin“ zu „Gas“, ist das Berechnungsergebnis bei $\delta_{\text{Euklid}}(\cdot, \cdot)$ dasselbe (= 0,299; siehe Abbildung 5-18), da $\delta_{\text{Euklid}}(\cdot, \cdot)$ symmetrisch ist. Für $\delta_{\text{KLDiv}}(\cdot, \cdot)$ liegt die Distanz diesmal mehr als doppelt so hoch (= 0,281). Die Ursache dafür ist, dass bei der Berechnung der Distanz von „Benzin“ zu „Gas“ eine größere Anzahl Ausprägungen mit Wahrscheinlichkeitswerten $\gg 0$ in $p(Y|\text{Antrieb} = \text{"Benzin"})$ mit Wahrscheinlichkeitswerten = 0 in $p(Y|\text{Antrieb} = \text{"Gas"})$ verglichen wird. Zwar wird ε addiert, um $\delta_{\text{KLDiv}}(\cdot, \cdot) = \infty$ in solchen Fällen zu verhindern. Dennoch führt ein solcher Fall zu sehr großen Distanzwerten für $\delta_{\text{KLDiv}}(\cdot, \cdot)$ (in diesem Beispiel 6,154). Alle übrigen Abstandsergebnisse werden anhand des Maximalwerts normiert (siehe Normalisierungsfaktor nach (5-9)). Das Distanzergebnis im erstgenannten Fall (Distanzen „Gas“ zu „Benzin“) wird aufgrund des hohen Normalisierungsfaktors infolge des hohen Maximalwerts kleiner. Dies ist im vorliegenden Beispiel nicht zielführend, da sich die Wahrscheinlichkeitsverteilungen $p(Y|\text{Antrieb} = \text{"Gas"})$ und $p(Y|\text{Antrieb} = \text{"Benzin"})$ kaum überlappen und damit sehr unähnlich sind. Somit muss auch für die Distanz von „Gas“ zu „Benzin“ eine große Distanz ermittelt werden, und nicht nur für die entgegengesetzte Berechnung.

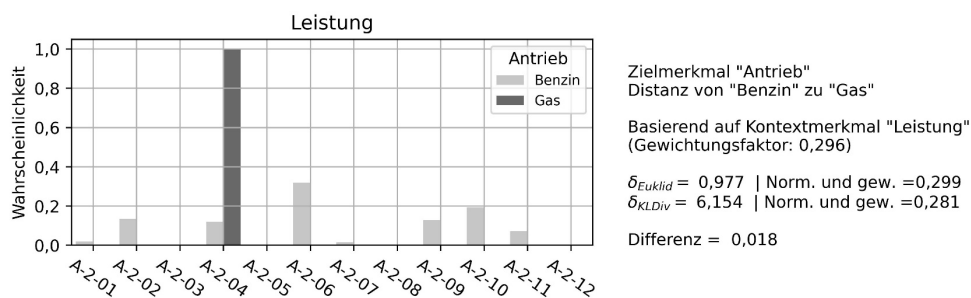


Abbildung 5-18: Vergleich der Distanzberechnung des Merkmals „Antrieb“ aus dem Kontext-Merkmal Leistung

Das detaillierte Beispiel zeigt, dass die Asymmetrie sowie die Unbeschränktheit und die resultierende Notwendigkeit des Korrekturfaktors ε negative Auswirkungen auf die Distanzberechnung haben. Aufgrund der hohen Korrelation und der angebotsseitigen Restriktion der gültigen Kombinationen von Merkmalen in konfigurierbaren, variantenreichen Produkten ist davon auszugehen, dass bedingte Wahrscheinlichkeiten von 0 ($p(Y|X = x_i) = 0$) regelmäßig zu beobachten sind. Daher scheinen die unbeschränkten Abstandsfunktionen für den vorliegenden Anwendungsfall weniger geeignet. Für die weitere Analyse werden die Abstandsfunktionen $\delta_{\text{KLDiv}}(\cdot, \cdot)$ und $\delta_{\text{JDiv}}(\cdot, \cdot)$ nicht weiter berücksichtigt.

Anhand eines direkten Vergleichs allein ist es schwierig zu bestimmen, welcher Distanzwert das Substitutionsverhalten der Kunden am besten abbildet. Daher setzen die nachfolgenden Abschnitte die Analyse mit den verbleibenden Abstandsfunktionen $\delta_{\text{Manhattan}}(\cdot, \cdot)$, $\delta_{\text{Euklid}}(\cdot, \cdot)$ und $\delta_{\text{JSDiv}}(\cdot, \cdot)$ fort.

5.3.3 Analyse der Einhaltung der Rangfolge ordinalskalierten Merkmale

Da die Abstandsfunktion das Substitutionsverhalten der Kunden abbilden soll, sollten bei ordinalskalierten Merkmalen die Abstände zwischen Ausprägungen, deren Rang nah beieinanderliegt, kleiner sein als die Abstände zwischen Ausprägungen, deren Rang weiter auseinanderliegt. Unabhängig von der Möglichkeit, die Rangfolgeinformationen direkt zur Abstandsberechnung zu nutzen, kann die Rangfolgeinformation daher zur Evaluation des Abstandsmaßes genutzt werden.

Die Evaluation erfolgt anhand der Kennzahl Reihenfolgeabweichung (RFA). Diese wird nachfolgend definiert und fußt auf dem vertauschungsbasierten Sortieralgorithmus „Bubble Sort“ (Knuth 1998, 106 f.). Um zu berechnen, wie genau eine Abstandsfunktion die Rangfolge eines ordinalskalierten Merkmals abbildet, werden die Merkmalsausprägungen, bspw. ausgehend von der Ausprägung mit dem kleinsten Rang, gemäß ihrem berechneten Abstand aufsteigend sortiert. Anschließend erfolgt ein Vergleich der auf diese Weise gebildeten Reihenfolge mit der Rangfolge der Ausprägungen. Die RFA beschreibt die Anzahl der Schritte, die nötig sind, um die Reihenfolge gemäß der Rangfolge zu sortieren, und setzt diese ins Verhältnis zu der Anzahl möglicher Ausprägungen („Mächtigkeit“) des Merkmals minus 1. Da die Berechnung von einer der Merkmalsausprägungen ausgeht und nur die übrigen Ausprägungen gemäß der Rangfolge sortiert werden müssen, wird der Wert 1 von der Mächtigkeit abgezogen. Das Ausgangselement besitzt im übertragenen Sinne den Rang 0 und nimmt in der Reihenfolge immer die Position 0 ein. Die RFA lässt sich als durchschnittliche Anzahl notwendiger Sortierschritte je Reihenfolgeelement interpretieren. Die Berechnung erfolgt anhand der folgenden Formel:

$$RFA = \frac{1}{\#m - 1} \sum_{r=1}^{\#m-1} n^{\text{sort}}(r),$$

$$\text{mit } n^{\text{sort}}(r) = \begin{cases} \text{pos}(r) - r, & r < \text{pos}(r) \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

- mit $\text{pos}(r)$ = Position des Elements mit Rang r in der nach Abständen sortierten Reihenfolge
- mit $\#m - 1$ = Mächtigkeit des Merkmals abzüglich 1

Abbildung 5-19 verdeutlicht die Prozedur anhand zweier Beispiele.

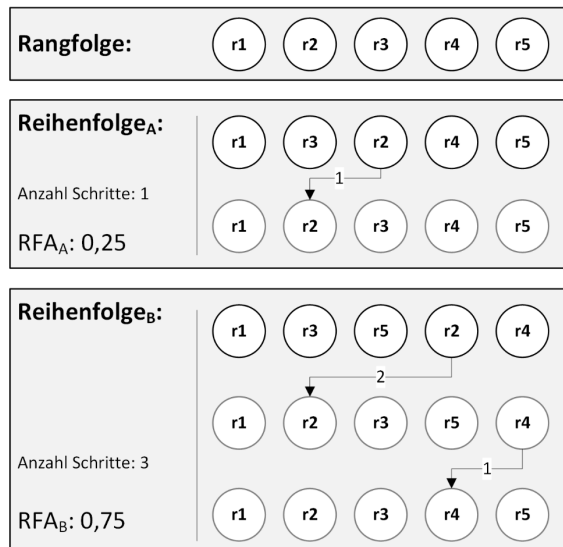


Abbildung 5-19: Beispielhafte Berechnung der Reihenfolgeabweichung

Eine Berechnung der RFA ausgehend von der Merkmalsausprägung mit dem niedrigsten Rang erfasst lediglich die Abstände, welche zwischen dieser und den übrigen Merkmalsausprägungen berechnet wurden. Die Berechnung bezieht sich somit lediglich auf einen Teil der berechneten Abstände. Dieser Anteil ist umso kleiner, je größer die Mächtigkeit des Merkmals ist. Zur Verdeutlichung zeigt Tabelle 5-8 die Abstandsmatrix für das Merkmal „Leistung“ des Datensatzes A. Eine Berechnung der RFA ausgehend von der Ausprägung mit dem niedrigsten Rang („66kW“) betrachtet lediglich die Abstandswerte in der ersten Zeile der Kreuztabelle. Die nachfolgende Untersuchung betrachtet daher zusätzlich zu der aufsteigenden Reihenfolge ausgehend von der Ausprägung mit dem niedrigsten Rang ($RFA_{r=1}$) ebenfalls die absteigende Reihenfolge ausgehend von der Ausprägung mit dem höchsten Rang ($RFA_{r=\#m}$) und bildet einen Mittelwert. Dieses Vorgehen wird definiert als beidseitige Reihenfolgeabweichung:

$$\overleftarrow{RFA} = \frac{RFA_{r=1} + RFA_{r=\#m}}{2}$$

Für Merkmale mit großer Anzahl an möglichen Ausprägungen kann es sinnvoll sein, weitere Abstandswerte mit in die Analyse einzubeziehen, indem von Ausprägungen mit einem mittleren Rang ausgehend sowohl die absteigende Reihenfolge der Ausprägungen mit niedrigerem Rang als auch die aufsteigende Reihenfolge der höherrangigen Ausprägungen betrachtet wird. Da in den vorliegenden Beispielen allerdings vorrangig Merkmale mit einer Mächtigkeit von 3 bis 5 vorliegen, verzichtet die nachfolgende Untersuchung auf eine komplexere Definition der RFA.

5 Distanzmaß für konfigurierbare Produkte zur Quantifizierung der Marktattraktivität von Substituten

Tabelle 5-8: Abstandsmatrix des Merkmals "Leistung" aus dem Datensatz A nach $\delta_{JSDiv}(\cdot, \cdot)$

	66 kW	81 kW	85 kW	96 kW	105 kW	110 kW	140 kW	147 kW	180 kW	221 kW	235 kW	245 kW
66 kW	0,000	0,633	0,718	0,682	0,819	0,774	0,876	0,991	0,885	0,887	0,893	0,893
81 kW	0,633	0,000	0,485	0,309	0,880	0,590	0,772	0,852	0,850	0,860	0,858	0,860
85 kW	0,718	0,485	0,000	0,571	0,766	0,575	0,882	0,763	0,955	0,965	0,963	0,964
96 kW	0,682	0,309	0,571	0,000	0,869	0,524	0,715	0,830	0,814	0,836	0,844	0,847
105 kW	0,819	0,880	0,766	0,869	0,000	0,819	0,843	0,806	0,847	0,913	0,999	1,000
110 kW	0,774	0,590	0,575	0,524	0,819	0,000	0,620	0,683	0,731	0,743	0,852	0,854
140 kW	0,876	0,772	0,882	0,715	0,843	0,620	0,000	0,599	0,570	0,546	0,716	0,715
147 kW	0,991	0,852	0,763	0,830	0,806	0,683	0,599	0,000	0,602	0,487	0,879	0,880
180 kW	0,885	0,850	0,955	0,814	0,847	0,731	0,570	0,602	0,000	0,502	0,770	0,774
221 kW	0,887	0,860	0,965	0,836	0,913	0,743	0,546	0,487	0,502	0,000	0,765	0,765
235 kW	0,893	0,858	0,963	0,844	0,999	0,852	0,716	0,879	0,770	0,765	0,000	0,194
245 kW	0,893	0,860	0,964	0,847	1,000	0,854	0,715	0,880	0,774	0,765	0,194	0,000

Die folgende Analyse der beidseitigen Reihenfolgeabweichung bezieht sich auf alle ordinalskalierten Merkmale der sechs Datensätze, die mehr als zwei Ausprägungen aufweisen⁷⁶. Dies sind elf Merkmale. Abbildung 5-20 zeigt die Streuung der \overline{RFA} in Form eines Box-Plots je Abstandsfunktion bei unterschiedlichen Schwellwerten. Die Unterschiede zwischen den Abstandsfunktionen sind moderat. Die geringste mittlere \overline{RFA} von 0,219 weist die Abstandsfunktion $\delta_{JSDiv}(\cdot, \cdot)$ (bei $\theta = 0,02$) auf, der größte Mittelwert von 0,395 ist der Abstandsfunktion $\delta_{Manhattan}(\cdot, \cdot)$ (bei $\theta = 0,2$) zuzuordnen. Bezüglich der unterschiedlichen Schwellwerte zeigt Abbildung 5-20, dass die mittlere \overline{RFA} bei einem geringeren Schwellwert bei allen Abstandsfunktionen kleiner ist. Bei einem Schwellwert von $\theta = 0,2$ ist die mittlere \overline{RFA} jeweils am größten.

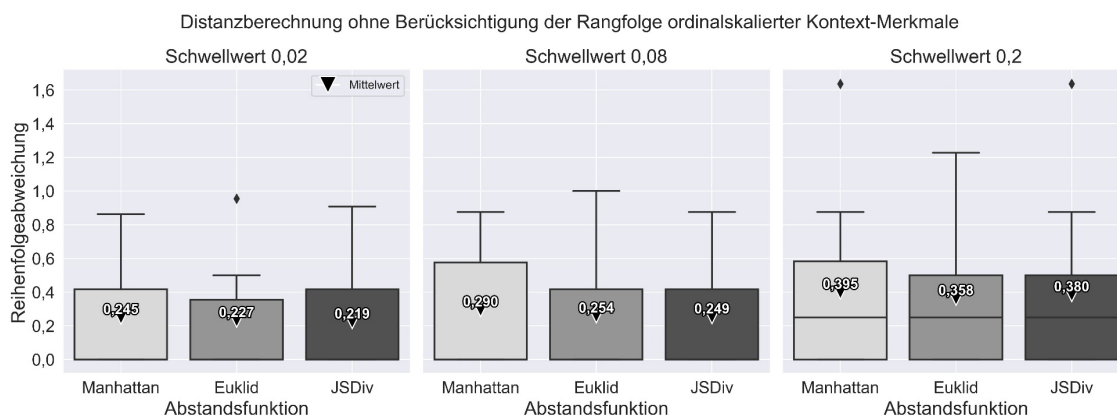


Abbildung 5-20: Verteilung der \overline{RFA} bei Berechnung ohne Rangfolgeinformationen

⁷⁶ Erst ab einer Anzahl von drei Ausprägungen kann ausgehend von einer Ausprägung die Reihenfolge der übrigen Ausprägungen betrachtet werden.

Zur Einordnung der Größenordnung der Werte dient die folgende Veranschaulichung: Einerseits weisen bereits Werte kleiner 1 auf deutliche Abweichungen der Reihenfolge hin (vergleiche zweites Beispiel in Abbildung 5-19). Eine RFA von 0,25 bspw. bedeutet, dass im Schnitt jedes 4. Reihenfolgeelement um eine Position verschoben werden muss, um die Rangfolge korrekt abzubilden. Andererseits liegt der Erwartungswert $E(RFA)$ einer zufälligen Reihenfolge (Zufallsp permutation) deutlich höher. Dieser lässt sich berechnen mit $E(RFA) = 0,25(\#m - 1)$ und steigt somit linear mit der Mächtigkeit eines Merkmals an⁷⁷. Für ein Merkmal der Mächtigkeit 3 liegt der Erwartungswert demnach bei 0,5 und für ein Merkmal der Mächtigkeit 12 bei 2,75.

In den vorliegenden Datensätzen liegt die \overline{RFA} für alle Abstandsfunktionen deutlich unter den Erwartungswerten. Daraus lässt sich schließen, dass die untersuchten Abstandsfunktionen in der Lage sind, die Rangfolge ordinalskaliert Merkmale aus Auftragsdaten herzuleiten. Da anzunehmen ist, dass sich das Substitutionsverhalten der Kunden bei ordinalskalierten Merkmalen nach deren Rangfolge richtet, kann den vorgestellten Abstandsfunktionen die Eignung zur Abbildung des Kundenverhaltens in Bezug auf ordinalskalierte Produktmerkmale grundsätzlich zugeschrieben werden. Die bisher vorgestellten Ergebnisse werden zudem ohne eine direkte Nutzung der Rangfolgeinformation von ordinalskalierten Ziel- oder Kontext-Merkmalen erreicht. Die Abstandsfunktionen behandeln bis hierhin alle Merkmale als nominalskaliert. Damit ist eine Übertragbarkeit der festgestellten Eignung zur Abbildung des Kundenverhaltens auf nominalskalierte Produktmerkmale gegeben.

Die bisherige Betrachtung stellt die Daten zur \overline{RFA} für jede Abstandsfunktion aggregiert dar. Die Merkmale unterscheiden sich allerdings in ihrer Mächtigkeit und damit auch in der Schwierigkeit, die Reihenfolge korrekt abzubilden. Je mehr Ausprägungen ein Merkmal aufweist, desto schwieriger ist es, diese klar voneinander abzugrenzen⁷⁸. Daher stellt Tabelle 5-9 die beidseitige Reihenfolgeabweichung für jedes ordinalskalierte Merkmal separat dar (Beispiel $\theta = 0,08$). Der linke Teil der Tabelle zeigt die Berechnungsergebnisse ohne Berücksichtigung der Rangfolge ordinalskaliert Kontext-Merkmale. Durch Multiplikation der \overline{RFA} mit der Mächtigkeit abzüglich 1 erhält man die Anzahl der Sortierschritte. Für das Merkmal „Leistung“ im Datensatz A sind demnach im besten Fall 9 Schritte ($0,818 \cdot 11$) notwendig, um die Reihenfolge nach $\delta_{\text{Manhattan}}(\cdot, \cdot)$ der Rangfolge nach zu sortieren. Der größte Sortieraufwand ist für die Reihenfolge nach $\delta_{\text{Euklid}}(\cdot, \cdot)$ notwendig, hier sind es 11 Schritte.

⁷⁷ Anhang E bietet eine Herleitung des Erwartungswerts $E(RFA)$.

⁷⁸ Dieser Sachverhalt spiegelt sich in dem linear ansteigenden Erwartungswert ebenfalls wider. Es kann angenommen werden, dass dies nicht nur für den Prozess der Datenanalyse gilt, sondern auch für die Kunden, die eine Präferenzreihenfolge festlegen möchten.

5 Distanzmaß für konfigurierbare Produkte zur Quantifizierung der Marktattraktivität von Substituten

Tabelle 5-9: Wertetabelle der beidseitigen Reihenfolgeabweichung ($\theta = 0,08$)

Daten-satz	Attribut	Mäch-tigkeit	Erwar-tungswert RFA	Ohne Berücksichtigung der Rangfolge ordinalskaliierter Kontext-Merkmale			Mit Berücksichtigung der Rangfolge ordinalskaliierter Kontext-Merkmale		
				Man-hattan	Euklid	JSDiv	Man-hattan	Euklid	JSDiv
A	Einpark-hilfe	3	0,50	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Leistung	12	2,75	0,818*	1,000	0,864	0,682	0,727	0,636*
	Spurhalte-assistent	4	0,75	0,833	0,500*	0,500*	0,167	0,167	0,167
B	Einpark-hilfe	3	0,50	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Leistung	3	0,50	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
C	Antriebs-Batterie	4	0,75	0,333	0,333	0,333	0,333	0,333	0,167*
D	Spurhalte-assistent	4	0,75	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
E	Einpark-hilfe	3	0,50	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Leistung	5	1,00	0,875	0,625*	0,875	0,125*	0,250	0,125*
F	Einpark-hilfe	3	0,50	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Leistung	4	0,75	0,333	0,333	0,167*	0,167*	0,333	0,167*

* = bestes Ergebnis im Vergleich

Insgesamt bildet die Abstandsfunktion $\delta_{\text{JSDiv}}(\cdot, \cdot)$ die Rangfolge am besten ab. Ohne Berücksichtigung der Rangfolge ordinalskaliierter Kontext-Merkmale erreicht $\delta_{\text{JSDiv}}(\cdot, \cdot)$ lediglich in zwei Fällen nicht die geringste \overline{RFA} . Mit Berücksichtigung der Rangfolge ordinalskaliierter Kontext-Merkmale erreicht $\delta_{\text{JSDiv}}(\cdot, \cdot)$ stets den besten Wert.

Die folgenden Absätze betrachten die Auswirkungen einer zusätzlichen Berücksichtigung von Rangfolgeinformationen in der Abstandsberechnung. Rangfolgeinformationen von Kontext-Merkmalen können gemäß (5-16) berücksichtigt werden. Dies hat in der vorliegenden Analyse einen positiven Einfluss auf die Reihenfolgeabweichung (siehe Abbildung 5-21 sowie Tabelle 5-9, rechte Seite). Die \overline{RFA} verbessert sich um einen Faktor von ca. 1,5 bis 2 bei einem θ von 0,02 oder 0,08 und um einen Faktor von ca. 2,5 bis 3 bei einem θ von 0,2 (vergleiche Abbildung 5-20 und Abbildung 5-21). Die Anzahl der mindestens notwendigen Sortierschritte im Beispiel des Merkmals „Leistung“ im Datensatz A mit einem θ von 0,08 verbessert sich durch die Berücksichtigung der Rangfolgeinformationen ordinalskaliierter Kontext-Merkmale auf 7 ($0,636 \cdot 11$). Diesen Wert erreicht die Abstandsfunktion $\delta_{\text{JSDiv}}(\cdot, \cdot)$.

Neben den Rangfolgeinformationen von Kontext-Merkmalen kann die Rangfolge des Ziel-Merkmals selbst in die Abstandsberechnung einfließen, falls dieses ordinalskaliert ist. Eine Berechnung nach (5-17) stellt sicher, dass die Rangfolge durch die berechneten Abstände gewahrt bleibt. Daraus folgt zwingend eine RFA von 0. Dies stellt zunächst ein optimales Ergebnis dar. Der Vergleich der berechneten Abstände am Beispiel des Merkmals „Leistung“ aus dem Datensatz A zeigt jedoch, dass die Berücksichtigung der Rangfolge durch (5-17) zu einer Angleichung aller Distanzen zwischen zwei aneinandergrenzenden Rängen führt. Die Ausprägungsmerkmale

werden gleichmäßig auf das Distanzintervall $[0,1]$ verteilt. Die nachfolgenden Abbildungen verdeutlichen dies.

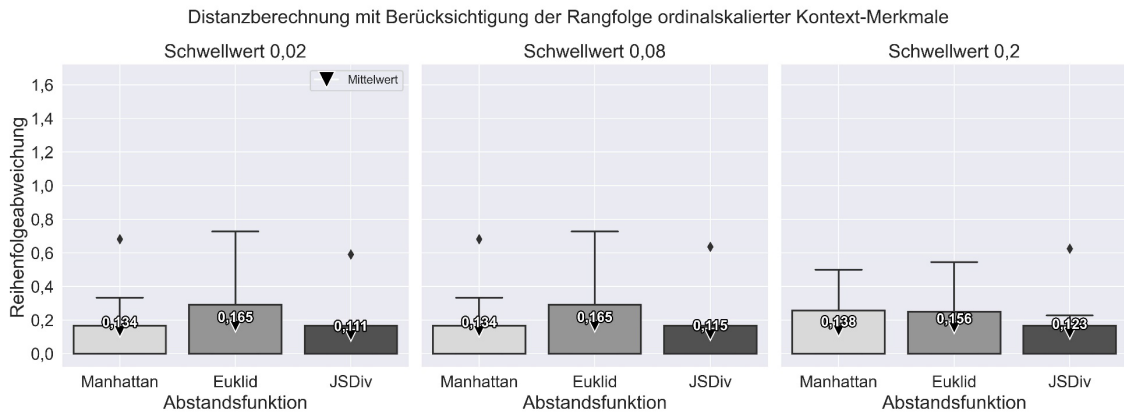


Abbildung 5-21: Verteilung der \overline{RFA} bei Berechnung mit Rangfolgeinformationen

Abbildung 5-22 zeigt die Ergebnisse der Abstandsberechnung ausgehend von der Ausprägung mit dem niedrigsten Rang („66kW“) und stellt die Berechnungsmethoden mit und ohne Berücksichtigung von Rangfolgeinformationen des Ziel-Merkmals und/oder der Kontext-Merkmale einander gegenüber. Als Abstandsfunktion ist $\delta_{JSDiv}(\cdot; \cdot)$ gewählt, da diese die Rangfolge in den bisherigen Ergebnissen am besten abbildet.

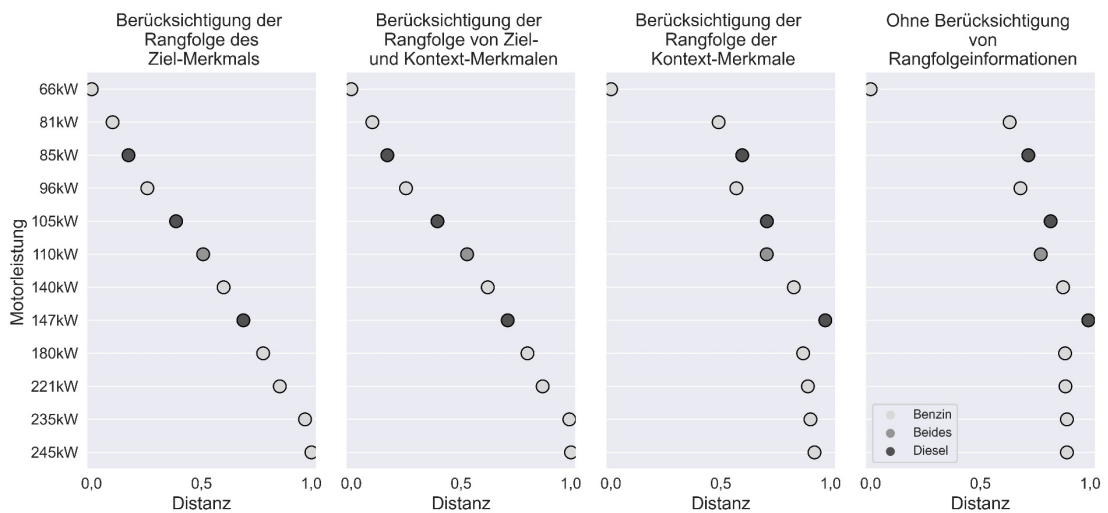


Abbildung 5-22: Distanz $\delta_{JSDiv}(66kW, \cdot)$ für das Merkmal „Leistung“ (Datensatz A)

Abbildung 5-23 zeigt dieselbe Analyse ausgehend von der Ausprägung mit dem höchsten Rang („245kW“). Beide Abbildungen zeigen, dass eine Berücksichtigung der Rangfolge des Ziel-Merkmals die Fehler in der Abbildung der Rangfolge durch die Abstandsfunktion verhindert (siehe jeweils die linken Graphen). Gleichzeitig ist der Effekt der Gleichverteilung anhand des beinahe linearen Anstiegs der Abstände abzulesen. Werden zusätzlich zu der Berücksichtigung der Rangfolge des Ziel-Merkmals auch die Rangfolgeinformationen der Kontext-Merkmale genutzt, wird dieser Effekt leicht abgeschwächt und die Ausprägungen sind nicht mehr so stark gleichmäßig auf das Intervall $[0,1]$ verteilt (siehe jeweils 2. Graph von links).

5 Distanzmaß für konfigurierbare Produkte zur Quantifizierung der Marktattraktivität von Substituten

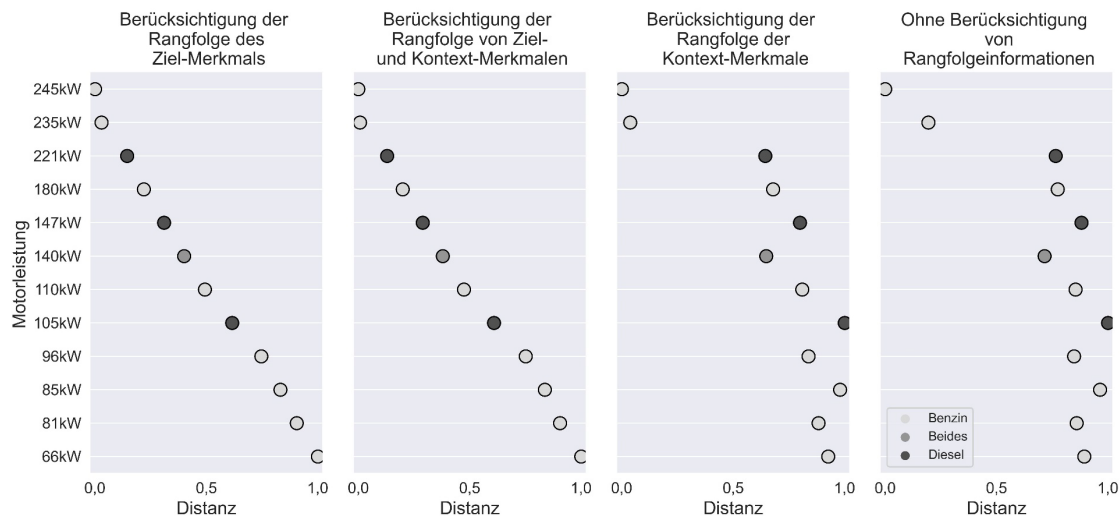


Abbildung 5-23: Distanz $\delta_{JSDiv}(\cdot, 245kW)$ für das Merkmal „Leistung“ (Datensatz A)

Des Weiteren zeigen Abbildung 5-22 und Abbildung 5-23, dass ein Kontext-sensitives Distanzmaß auch ohne Informationen zu der Rangfolge des Ziel-Merkmals Distanzen berechnet, die diese Rangfolge gut abbilden (siehe jeweils die zwei rechten Graphen). Dies gilt im vorliegenden Beispiel besonders, wenn hinsichtlich unterschiedlicher Antriebsarten (Benzin oder Diesel) differenziert wird. Die Berücksichtigung der Rangfolge von Kontext-Merkmalen führt im Vergleich zu einer Berechnung ohne Berücksichtigung von Rangfolgeinformationen zu einer leichten Verbesserung der Ergebnisse hinsichtlich der korrekten Abbildung der ordinalen Rangfolge.

Die Merkmale konfigurierbarer, variantenreicher Produkte sind meist höchstens ordinalskaliert, nicht aber intervallskaliert. Daher ist der Effekt der Gleichverteilung durch die Berücksichtigung der Rangfolgeinformationen des Ziel-Merkmals als nachteilig zu bewerten. So gehen bspw. in Abbildung 5-22 die großen Abstände von der kleinen Motorvariante mit 66 kW zur nächsthöheren Variante mit 81 kW verloren. Diese und die folgenden Ränge rücken näher an die Basis-Variante 66 kW heran, obwohl vorstellbar ist, dass Kunden, die sich für den kleinsten Motor entscheiden, besonders sparsam sind und bei einer kostenintensiven Ausstattungsoption wie dem Motor ungern Kompromisse eingehen.

Deutlich wird der Nachteil des Effekts der Gleichverteilung auch im nachfolgenden Beispiel des Merkmals „Spurhalteassistent“ im Datensatz A. Ausgehend von der Ausprägung „Ohne Spurhalteassistent“ zeigt Tabelle 5-10 die Distanzen nach $\delta_{JSDiv}(\cdot, \cdot)$ bei einer Berechnung mit einem Schwellwert $\theta = 0,08$. Die beiden rechten Spalten zeigen die Distanzen ohne Berücksichtigung der Rangfolge des Ziel-Merkmals „Spurhalteassistent“. Alle Distanzwerte liegen sehr hoch. Dies erscheint sinnvoll, da aus Sicht eines Kunden der Unterschied zwischen verschiedenen Funktionsumfängen des Assistenzsystems kleiner sein sollte als der Unterschied zu Konfigurationen, die gar kein Assistenzsystem vorweisen. Das Beispiel zeigt zudem den positiven Effekt der Berücksichtigung von Rangfolgeinformationen der Kontext-Merkmale, da die Distanzen in der zweiten Spalte von rechts wesentlich differenzierter ausfallen als in der rechten Spalte und zudem der Rangfolge entsprechen. Die beiden linken Spalten zeigen die Ergebnisse der Distanzberechnung unter Berücksichtigung der Rangfolgeinformationen des Ziel-Merkmals „Spurhalteassistent“. Hier ist zu erkennen, dass die Ausprägungen gleichmäßig auf das Abstandsintervall $[0,1]$

verteilt liegen und die Distanzen das beschriebene, erwartbare Kundenverhalten nicht widerspiegeln.

Tabelle 5-10: Beispiel „Spurhalteassistent“ im Datensatz A

	Mit Berücksichtigung der Rangfolge des Ziel-Merkmals	Mit Berücksichtigung der Rangfolge von Ziel- und Kontext-Merkmalen	Mit Berücksichtigung der Rangfolge der Kontext-Merkmale	Ohne Berücksichtigung von Rangfolgeinformationen
Distanz von "Ohne Spurhalteassistent" zu:				
Spurhalteassistent	0,338	0,338	0,768	0,896
Spurhalteassistent plus Stauassistent	0,611	0,627	0,879	0,886
Spurhalteassistent plus Emergency Assist und Stauassistent	1,000	1,000	0,961	0,908

Zusammenfassend lässt sich aus der Analyse der Einhaltung der Rangfolge ordinalskalierter Merkmale keine eindeutig am besten geeignete Vorgehensweise zur Distanzberechnung konfigurierbarer, variantenreicher Produkte ableiten. Festzustellen ist, dass das Kontext-sensitive Verfahren in der Lage ist, eine gute Abbildung der Rangfolge ordinalskalierter Merkmale unüberwacht aus Auftragsdaten herzuleiten. Da angenommen werden kann, dass sich das Substitutionsverhalten von Kunden an der Rangfolge ausrichtet, ist das Kontext-sensitive Verfahren demnach in der Lage ein plausibles Substitutionsverhalten durch Distanzen abzubilden. Am besten funktioniert dies, wenn Informationen zur Rangfolge in die Analyse einfließen. Die Berücksichtigung der Rangfolgeinformationen aus Kontext-Merkmalen führt in jedem Fall zu einer höheren Abbildungsgüte. Die Berücksichtigung der Rangfolgeinformation des Ziel-Merkmals selbst sichert die korrekte Abbildung der Rangfolge, führt allerdings auch zu einer Gleichverteilung der Merkmalsausprägungen auf dem Distanzintervall $[0,1]$, was nicht immer dem erwartbaren Kundenverhalten entspricht. Daher sollte in Abhängigkeit des Anwendungsfalls entschieden werden. Bei Produkten mit zahlreichen ordinalskalierten Ausstattungsmerkmalen und/oder mit ordinalskalierten Merkmalen, welche eine hohe Anzahl an Auswahlmöglichkeiten aufweisen, scheint die Berücksichtigung der Rangfolgeinformation des Ziel-Merkmals sinnvoll.

Die Variation des Schwellwerts θ zur Auswahl der Kontext-Merkmale hat keine starke Auswirkung auf die RFA gezeigt. Daher scheint, auch unter Berücksichtigung der Diskussion in Unterabschnitt 5.2.2, der mittige Schwellwert θ von 0,08 gut geeignet. Ein noch kleinerer Schwellwert θ von 0,02 hat bei den Analysen mit Berücksichtigung der Rangfolgeinformationen aus Kontext-Merkmalen keine wesentliche Verbesserung gezeigt. Hinsichtlich der Auswahl der Abstandsfunktion ist festzuhalten, dass $\delta_{\text{JSDIV}}(\cdot, \cdot)$ die besten Ergebnisse erzielt.

5.3.4 Übereinstimmung mit einem erwartbaren Kundenverhalten

Die Abstandsergebnisse für nominalskalierte Merkmale können nicht anhand der Reihenfolgeabweichung evaluiert werden, da es für sie keine Rangfolge gibt. Um dennoch eine Einschätzung zu gewinnen, wie gut die berechneten Distanzen das Substitutionsverhalten von Kunden abbil-

den, können Szenarien für erwartbares Kundenverhalten formuliert werden. Diese Beispiele lassen sich aus verfügbaren Studienergebnissen (bspw. Umfragen) ableiten. Liegen keine geeigneten Daten vor, können Szenarien für erwartbares Kundenverhalten von Experten definiert werden. Ein Beispiel für ein solches Szenario ist die Vorgabe des Substitutes, das am wahrscheinlichsten oder am wenigsten wahrscheinlich für eine nicht verfügbare Merkmalsausprägung gewählt würde. Anschließend erfolgt die Evaluation der Übereinstimmung der Ergebnisse der Distanzberechnung mit den beschriebenen Szenarien.

Die vorliegende Arbeit verfolgt den Ansatz, das Kundenverhalten möglichst unabhängig von Marktstudien aus Auftragsdaten herzuleiten. Auch mit diesem Ansatz ist es möglich, Szenarien für erwartbares Kundenverhalten zu definieren. Die nachfolgenden Absätze zeigen zwei Beispiele von nominalen Merkmalen, die dennoch eine gewisse Ordnung in der Wertigkeit bzw. im Funktionsumfang haben. Zum einen ist dies das Merkmal „Lenkrad“ und zum anderen das Merkmal „Sitzbezüge“. Die nachfolgenden Analysen beruhen auf einer Distanzberechnung mit Berücksichtigung der Rangfolgeinformationen ordinalskalierten Kontext-Merkmale und einem Schwellwert $\theta = 0,08$.

Tabelle 5-11 zeigt die möglichen Ausprägungen des Merkmals „Lenkrad“ im Datensatz A und deren Distanz zur einfachsten Ausprägung „Multifunktionslenkrad“. Die Lenkräder weisen verschiedene Eigenschaften bzgl. des Designs (Lederausstattung; Sportausstattung) und des Funktionsumfangs (beheizbare Ausführung; Ausführung mit Schaltwippen („Tiptronic“)) auf. Es ist zu erkennen, dass die Distanz von der Basis-Ausstattung ausgehend mit steigendem Design- und Funktionsumfang steigt. Dies entspricht dem erwartbaren Kundenverhalten bei einer Substitution.

Tabelle 5-11: Beispiel "Lenkrad" im Datensatz A - Teil 1

	Manhattan	Euklid	JSDiv
Distanz von "Multifunktionslenkrad" zu:			
Multifunktionslenkrad	0,00	0,00	0,00
Ledermultifunktionslenkrad	0,35	0,35	0,38
Ledermultifunktionslenkrad, beheizbar	0,51	0,51	0,53
Ledermultifunktionslenkrad mit Tiptronic	0,63	0,58	0,65
Ledermultifunktionslenkrad, beheizbar mit Tiptronic	0,74	0,68	0,75
Ledersportmultifunktionslenkrad	0,76	0,75	0,78
Ledersportmultifunktionslenkrad, beheizbar	0,78	0,76	0,81
Ledersportmultifunktionslenkrad mit Tiptronic	0,79	0,72	0,79
Ledersportmultifunktionslenkrad, beheizbar mit Tiptronic	0,92	0,85	0,91
Ledersportmultifunktionslenkrad mit Tiptronic, beheizbar	1,00	1,00	1,00

Tabelle 5-12 zeigt die Berechnungsergebnisse ausgehend von der Ausführung „Ledersportmultifunktionslenkrad mit Tiptronic“. Zu erwarten wäre hier, dass ein Kunde eher zu Alternativen tendiert, die zumindest eine der zwei gewünschten Eigenschaften Sportausführung und „Tiptronic“ bieten. Die Berechnungsergebnisse bilden auch dieses Szenario gut ab: Die Alternative „Ledersportmultifunktionslenkrad, beheizbar mit Tiptronic“ bietet beide Ausführungen und ist zu-

sätzlich beheizbar. Diese ist auf Grundlage der Distanzen die Ausstattung mit der höchsten Substitutionswahrscheinlichkeit. Es folgen diejenigen Varianten, die entweder eine Sportausführung oder „Tiptronic“ aufweisen. Höhere Distanzen bestehen zu den übrigen Varianten⁷⁹. Neben der übergreifend guten Abbildung des erwartbaren Kundenverhaltens zeigt der Vergleich der einzelnen Abstandsfunktionen lediglich geringe Unterschiede. Die deutlichste Differenzierung, bezogen auf das beschriebene Szenario, bietet die Abstandsfunktion $\delta_{\text{JSDiv}}(\cdot; \cdot)$.

Tabelle 5-12: Beispiel "Lenkrad" im Datensatz A - Teil 2

	Manhattan	Euklid	JSDiv
Distanz von			
"Ledersportmultifunktionslenkrad mit Tiptronic" zu:			
Multifunktionslenkrad	0,79	0,72	0,79
Ledermultifunktionslenkrad	0,74	0,67	0,74
Ledermultifunktionslenkrad, beheizbar	0,72	0,65	0,73
Ledermultifunktionslenkrad mit Tiptronic	0,57	0,55	0,59
Ledermultifunktionslenkrad, beheizbar mit Tiptronic	0,59	0,58	0,61
Ledersportmultifunktionslenkrad	0,61	0,53	0,62
Ledersportmultifunktionslenkrad, beheizbar	0,65	0,55	0,65
Ledersportmultifunktionslenkrad mit Tiptronic	0,00	0,00	0,00
Ledersportmultifunktionslenkrad, beheizbar mit Tiptronic	0,42	0,43	0,41
Ledersportmultifunktionslenkrad mit Tiptronic, beheizbar	0,82	0,78	0,81

Im Datensatz F ist die Auswahl der Merkmalsausprägungen kleiner. Tabelle 5-13 zeigt die Ergebnisse der Distanzberechnung ausgehend von der Basisausstattung „Multifunktionslenkrad“. Auch hier steigt die Distanz mit steigendem Design- und Funktionsumfang an. Lediglich die geringere Distanz zwischen „Multifunktionslenkrad“ und „Ledermultifunktionslenkrad“ im Vergleich zur Distanz zwischen „Multifunktionslenkrad“ und „Kunstledermultifunktionslenkrad“ widerspricht einem erwartbaren Kundenverhalten. Es kann angenommen werden, dass Kunden, deren Präferenz die Basisausstattung ist, eher für eine günstigere Kunstledervariante entscheiden als für eine höherwertige Option mit echtem Leder. Diese Vertauschung ist bei allen Abstandsfunktionen zu beobachten. Bei der Abstandsfunktion $\delta_{\text{JSDiv}}(\cdot; \cdot)$ liegen die Distanzen zu beiden möglichen Substitute zumindest sehr nah beieinander.

Das zweite Beispiel zur Ableitung von Szenarien für erwartbares Kundenverhalten basiert auf dem Merkmal „Sitzbezüge“ aus dem Datensatz E. Tabelle 5-14 zeigt die Ergebnisse der Distanzberechnung ausgehend von der Basisausstattung „Sitzbezüge in Stoff“. Es kann angenommen werden, dass von Kunden mit Präferenz für die Basisausstattung am ehesten die Sitzbezüge aus Kunstleder als nächstgünstigere Ausstattungsvariante gewählt werden, gefolgt von Ausstattungen in Teilleder bis hin zur Volllederausstattung. Da auf Basis einer reinen Datenanalyse nicht bekannt ist, wie genau die „Sitzbezüge für Aktionsausführungen“ gestaltet sind, ist diese Merkmalsausprägung schwer zu interpretieren. Die Abstandsfunktionen $\delta_{\text{Manhattan}}(\cdot; \cdot)$, $\delta_{\text{Euklid}}(\cdot; \cdot)$

⁷⁹ Ausnahme ist hier die Ausführung „Ledersportmultifunktionslenkrad mit Tiptronic, beheizbar“. Diese bietet ausgehend von der Bezeichnung denselben Funktionsumfang wie „Ledersportmultifunktionslenkrad, beheizbar mit Tiptronic“. Da auch dem Autor nicht bekannt ist, inwiefern sich die zwei Optionen unterscheiden, sind hier die Distanzergebnisse schwer zu interpretieren.

5 Distanzmaß für konfigurierbare Produkte zur Quantifizierung der Marktattraktivität von Substituten

und $\delta_{\text{JSDiv}}(\cdot, \cdot)$ bilden das aufgezeigte Szenario korrekt ab. Andersherum ist davon auszugehen, dass Kunden, die Sitzbezüge in Leder präferieren, am ehesten zu einer Ausstattung in Teilleder als Substitut tendieren würden. Tabelle 5-15 zeigt, dass auch hier die Abstandsfunktionen ein solches Substitutionsverhalten durch die Distanzen abbilden.

Zusammenfassend bestätigen die vorgestellten Beispiele die Eignung des Kontext-sensitiven Verfahrens zur Distanzberechnung. Die Unterschiede zwischen den Abstandsfunktionen fallen sehr moderat aus. Dennoch lässt sich herausstellen, dass die Abstandsfunktion $\delta_{\text{JSDiv}}(\cdot, \cdot)$ für alle Szenarien eine hohe Abbildungsgüte des erwartbaren Kundenverhaltens zeigt.

Tabelle 5-13: Beispiel "Lenkrad" im Datensatz F

	Manhattan	Euklid	JSDiv
Distanz von "Multifunktionslenkrad" zu:			
Multifunktionslenkrad	0,00	0,00	0,00
Kunstledermultifunktionslenkrad	0,64	0,68	0,63
Ledermultifunktionslenkrad	0,57	0,59	0,60
Kunstledermultifunktionslenkrad, beheizbar	0,79	0,81	0,79
Kunstledermultifunktionslenkrad mit Tiptronic	0,87	0,90	0,88
Ledermultifunktionslenkrad, beheizbar	0,89	0,95	0,89
Ledersportmultifunktionslenkrad mit Tiptronic	1,00	1,00	1,00

Tabelle 5-14: Beispiel "Sitzbezüge" im Datensatz E - Teil 1

	Manhattan	Euklid	JSDiv
Distanz von "Sitzbezüge in Stoff" zu:			
Sitzbezüge in Stoff	0,00	0,00	0,00
Sitzbezüge in Kunstleder	0,70	0,71	0,74
Sitzbezüge in Teilleder	0,77	0,79	0,77
Sitzbezüge in Leder	1,00	1,00	1,00
Sitzbezüge für Aktionsausführungen	0,68	0,70	0,69

Tabelle 5-15: Beispiel "Sitzbezüge" im Datensatz E - Teil 2

	Manhattan	Euklid	JSDiv
Distanz von "Sitzbezüge in Leder" zu:			
Sitzbezüge in Stoff	1,00	1,00	1,00
Sitzbezüge in Kunstleder	0,92	0,97	0,93
Sitzbezüge in Teilleder	0,88	0,95	0,89
Sitzbezüge in Leder	0,00	0,00	0,00
Sitzbezüge für Aktionsausführungen	0,93	0,99	0,92

5.4 Fazit

Im Abschnitt 5.1 wird die grundlegende Idee, die Marktattraktivität alternativer Produktkonfigurationen über deren Distanz zur Wunschkonfiguration eines Kunden zu quantifizieren, vorgestellt. Empirische Studien aus der Literatur zeigen, dass sich das Substitutionsverhalten von Kunden durch ein geeignetes Distanzmaß abbilden lässt.

Abschnitt 5.2 verdeutlicht, dass die Ausstattungsmerkmale konfigurierbarer Produkte häufig nominal- oder ordinalskaliert sind und untereinander Korrelationen aufweisen. Aufgrund dieser Merkmalsstruktur wird ein kontextsensitives Verfahren zur Distanzberechnung gewählt. Dieses leitet die Distanzen zwischen Ausprägungen eines Zielmerkmals aus Ähnlichkeiten in den Wahrscheinlichkeitsverteilungen korrelierender Kontext-Merkmale ab. In Unterabschnitt 5.2.4 wird darauf aufbauend das Distanzmaß „cpDist“ für konfigurierbare Produkte definiert.

Die theoretische Analyse in Unterabschnitt 5.2.2 sowie die empirische Untersuchung in Unterabschnitt 5.3.3 zeigen, dass ein Schwellwert von 0,08 zur Auswahl relevanter Kontext-Merkmale gut geeignet ist. Die Unterabschnitte 5.3.1 und 5.3.2 belegen anhand struktureller Unterschiede und direkter Vergleiche, dass die Abstandsfunktionen $\delta_{\text{KLDiv}}(\cdot; \cdot)$ und $\delta_{\text{JDiv}}(\cdot; \cdot)$ aufgrund ihrer unbeschränkten Wertebereiche und der damit verbundenen Notwendigkeit des Einsatzes von Korrekturfaktoren weniger geeignet sind, um das Substitutionsverhalten aus Auftragsdaten abzuleiten.

In Unterabschnitt 5.3.3 wird zudem untersucht, inwieweit das Distanzmaß geeignet ist, Rangfolgen innerhalb ordinalskalierter Merkmale korrekt abzubilden. Auch ohne explizite Nutzung von Rangfolgeinformationen gelingt dies in hohem Maße. Da davon ausgegangen werden kann, dass sich das Substitutionsverhalten an solchen Rangfolgen orientiert, lässt sich dem Distanzmaß eine hohe Eignung zur Abbildung des Kundenverhaltens in Bezug auf ordinalskalierte Merkmale zuschreiben.

Die explizite Berücksichtigung von Rangfolgeinformationen der Kontext-Merkmale führt zu einer weiteren Verbesserung der Ergebnisse. Wird zusätzlich die Rangfolge des Zielmerkmals berücksichtigt, wird eine korrekte Abbildung der Rangfolge erzwungen. Gleichzeitig tritt jedoch eine gleichmäßige Verteilung der Merkmalsausprägungen über das Intervall $[0, 1]$ auf, welche nicht gewünscht ist. Bei Produkten mit vielen ordinalskalierten Merkmalen und hoher Merkmalsvielfalt erscheint die Berücksichtigung der Zielmerkmal-Rangfolge dennoch sinnvoll. Die besten Ergebnisse bei der Rangfolgeableitung aus Auftragsdaten erzielt die Abstandsfunktion $\delta_{\text{JSDiv}}(\cdot; \cdot)$.

Unterabschnitt 5.3.4 untersucht anhand definierter Szenarien, inwieweit die Abstandsfunktionen bei nominalskalierten Merkmalen ein erwartbares Kundenverhalten korrekt abbilden. Die Analyse zeigt, dass das entwickelte Distanzmaß auch in diesem Kontext in der Lage ist, das Substitutionsverhalten hinreichend realitätsnah abzubilden. Die Unterschiede zwischen den untersuchten Abstandsfunktionen fallen dabei moderat aus. Die besten Ergebnisse zeigt erneut die Abstandsfunktion $\delta_{\text{JSDiv}}(\cdot; \cdot)$.

Auf dieser Grundlage wird $\delta_{\text{JSDiv}}(\cdot; \cdot)$ als Basis für das im weiteren Verlauf der Arbeit eingesetzte Distanzmaß cpDist gewählt. Die Abstandsfunktion $\delta_{\text{JSDiv}}(\cdot; \cdot)$ erfüllt zudem die Anforderungen an eine Metrik, womit eine einfache Interpretation der Distanzwerte möglich ist.

6 Integration von Substitution in die Produktionsprogrammplanung

Dieses Kapitel befasst sich mit der Frage, wie das in Kapitel 5 entwickelte Distanzmaß $cpDist$ in ein herkömmliches Optimierungsmodell zur Produktionsprogrammplanung integriert werden kann (zweite Forschungsfrage). Ziel ist es, Kundensubstitution zu berücksichtigen und damit das Handlungsfeld der Modell-Mix Anpassung [B22] in die Produktionsprogrammplanung zu integrieren. Das Distanzmaß dient dabei als Instrument zur Quantifizierung der Attraktivität von alternativen Produktkonfigurationen und somit als Grundlage für die Antizipation des Substitutionsverhaltens von Kunden.

Zur Vereinfachung der Notation im Optimierungsmodell stehen die Indizes i und j in diesem Kapitel für zwei Produktvarianten aus der Menge aller Produktkonfigurationen P .

6.1 Modellierung des Substitutionsverhaltens von Kunden

Die Marktattraktivität eines einzelnen Substituts in Bezug auf eine Wunsch-Konfiguration kann aus der Distanzmatrix abgelesen werden. Um die Anpassung des Modell-Mix als aktive Handlungsoption in das Optimierungsmodell zu integrieren, muss aus dem Distanzwert eine Substitutionsentscheidung abgeleitet werden. Konkret müssen folgende Fragen beantwortet werden:

- In welchem Fall sollten Substitute eingeplant werden?
- Welche Substitute sollten ausgewählt werden?

Um Antworten auf diese Fragen zu finden wäre es hilfreich, einen Zusammenhang zwischen der Marktattraktivität (Distanz) und der Wirtschaftlichkeit (Deckungsbeiträge der Produkte und Kosten) zu schaffen. Eine Option hierzu ist die Herleitung von Preisnachlässen, die erforderlich wären, um Kunden vom Kauf eines Substituts zu überzeugen. Ein solcher Ansatz hat den Vorteil, dass die Einplanung von Substituten unmittelbar monetär bewertet ist, und die Substitution damit direkt in ein klassisches Gewinnmaximierungsmodell integriert werden kann.

Die Kenntnis einer Funktion $f(D_{i,j}) = R_{i,j}$, welche den Zusammenhang zwischen der Distanz $D_{i,j}$ eines Substituts j zum ursprünglichen Kundenwunsch i und dem erforderlichen Preisnachlass $R_{i,j}$ modelliert, hätte viele Vorteile: Die Frage, wann Substitute eingeplant werden sollen, wäre einfach zu beantworten, da nur dann Substitute ausgewählt würden, wenn nach dem Preisnachlass ein positiver Deckungsbeitrag verbleibt. Die Frage nach der richtigen Auswahl der Substitute könnte durch die Maximierung des Gesamtdeckungsbeitrags (nach Abzug des Preisnachlasses) gelöst werden. Zudem könnte die Abwägung zwischen einer Substitution und der Nutzung anderer Handlungsfelder unmittelbar bewertet werden. Gibt es bspw. neben der Substitution noch die Möglichkeit, zusätzliche Ressourcen zur Auflösung eines Engpasses zu beschaffen, könnte über einen direkten Vergleich der Kosten pro Einheit und dem erforderlichen Preisnachlass die bessere Handlungsoption ausgewählt werden. Auch eine Kombination von Handlungsfeldern wäre möglich. Bspw. könnte die Beschaffung von zusätzlichen Ressourcen zur

Produktion von Substituten wirtschaftlich sein, wenn die Kosten pro Einheit und der erforderliche Preisnachlass den Deckungsbeitrag eines Substituts nicht übersteigen.

Den genannten Vorteilen steht der Aufwand gegenüber, eine Preisnachlass-Funktion herzuleiten. Aufgrund der hohen Anzahl an Varianten ist es bei konfigurierbaren Produkten besonders aufwendig, ausreichende Marktforschungsdaten zu gewinnen (vgl. Argumentation in Abschnitt 3.2). Demzufolge fehlt bei variantenreicher Serienfertigung häufig die Kenntnis der Preissensibilität der einzelnen Kunden (Matzke 2016, S. 18). Dies begründet die Motivation der vorliegenden Arbeit, eine Methode zu entwickeln, die ohne Marktforschungsdaten auskommt. Dennoch wird auf die Möglichkeit, eine Preisnachlass-Funktion herzuleiten, kurz eingegangen, da die Kombination aus dem auf Auftragsdaten basierenden Distanzmaß und einer Preisnachlass-Funktion den Aufwand der Marktforschung verringern kann: Die aus dem Distanzmaß hergeleitete Distanzmatrix zeigt die (Un-)Ähnlichkeit aller Produktkonfigurationen zueinander. Daher wäre es nicht notwendig, Preisnachlässe für alle möglichen Kombinationen von Wunschkonfiguration und Substitut empirisch zu erheben. Kunden könnten ausgehend von ihrer Wunschkonfiguration dazu befragt werden, mit welchem Preisnachlass sie einige exemplarische Alternativen akzeptieren würden. Auf Basis der gesammelten Datenpunkte wäre anschließend eine Regressionsanalyse durchzuführen, um eine Funktion herzuleiten. Besteht in der Vertriebsstruktur zwischen Hersteller und Kunden zusätzlich eine Händler-Ebene, könnte auch diese nach einer Einschätzung der erforderlichen Preisnachlässe für exemplarische Substitute befragt werden.

Die Schwierigkeit einer solchen Vorgehensweise ist die Gewährleistung einer repräsentativen Datenbasis. Je weniger Datenpunkte gesammelt werden, desto unwahrscheinlicher bilden diese einen gesamten Markt ab. Andersherum erfordert eine hohe Anzahl an Datenpunkten wiederum einen hohen Marktforschungsaufwand. Zudem müsste die Analyse für verschiedene Märkte oder Vertriebsregionen separat erfolgen, um lokale Unterschiede abbilden zu können. Die vorliegende Arbeit verfolgt daher das Ziel, anstelle eines Zusammenhangs zwischen Distanz und Preisnachlass einen Zusammenhang zwischen der Distanz und einer Akzeptanzquote für Substitute herzuleiten.

Das in Kapitel 5 entwickelte Distanzmaß $cpDist$ ermöglicht es, alle potenziellen Substitute in eine Rangfolge zu bringen. Die Frage, ob überhaupt Substitute eingeplant werden sollten, kann durch die Kenntnis der Rangfolge allein noch nicht beantwortet werden. Weicht auch das Substitut mit der geringsten Distanz stark von der Wunschkonfiguration ab, ist ggf. keine Alternative attraktiv genug für einen Kunden. Daher ist es notwendig, eine maximale Distanz zu definieren, um unrealistische Substitute auszuschließen (Unterabschnitt 6.1.1).

Die Akzeptanzquote wird in Unterabschnitt 6.1.2 definiert als der Anteil aller Kunden, der ein Substitut mit einer bestimmten Distanz akzeptiert. Es wird angenommen, dass das Substitut mit der geringsten Distanz zur ursprünglichen Wunschkonfiguration den Kunden die beste Alternative bietet und damit die höchste Akzeptanzquote aufweist. Die Frage, welche Substitute aus der Menge der zulässigen Substitute bevorzugt eingeplant werden sollen, kann im Einzelfall anhand der geringsten Distanz in der Distanzmatrix abgelesen werden. Konkurrieren jedoch verschiedene Substitute ihrerseits um knappe Ressourcen, so ist das Gesamtoptimum bzgl. der Akzeptanzquote vom Verlauf der Akzeptanzquotenfunktion abhängig. Unterabschnitt 6.1.2 diskutiert diesen Sachverhalt.

6.1.1 Abgrenzung der zulässigen Substitute

Es wird angenommen, dass Kunden mögliche Substitute nur bis zu einer gewissen Distanz akzeptieren und Alternativen mit einer größeren Distanz nicht als attraktiv genug ansehen. Die Menge der verfügbaren Substitute muss daher in die zwei Teilmengen „zulässige Substitute“ und „unzulässige Substitute“ unterteilt werden. Im Extremfall könnte jeweils eine der Teilmengen leer sein.

Die Unterscheidung, ob ein Substitut zulässig ist, erfolgt anhand einer maximalen Distanz D^{max} . Die Menge aller zulässigen Substitute für eine Produktkonfiguration i (notiert als P_i^{Subs}) sei definiert als:

$$P_i^{Subs} = \{j \in P \mid j \neq i \wedge D(i, j) \leq D^{max}\} \quad (6-1)$$

Abbildung 6-1 stellt den Zusammenhang zwischen der Distanz und D^{max} schematisch dar.

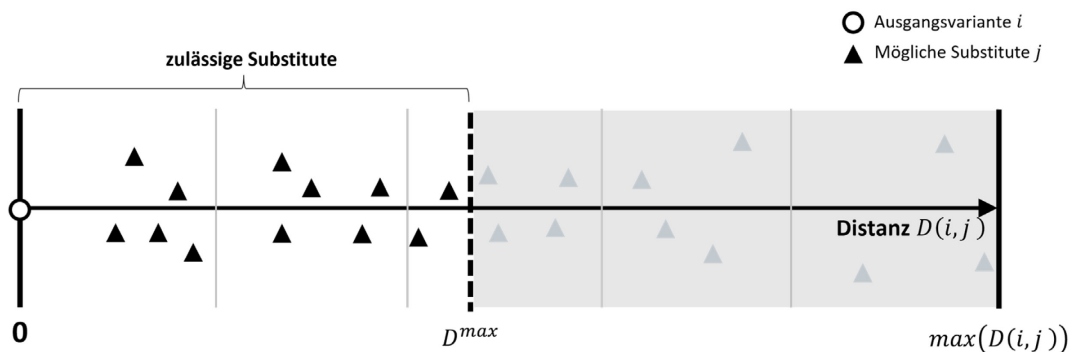


Abbildung 6-1: Schematische Darstellung der Abgrenzung der zulässigen Substitute

Der Wert für D^{max} kann nicht allein aus Auftragsdaten hergeleitet werden. Daher bedarf es einer Einschätzung von Markt-Experten, welche Alternativen für eine Substitution zugelassen werden sollten. Dafür sollte die Einschätzung von D^{max} auf die Merkmalebene heruntergebrochen werden. Diese merkmalspezifischen Werte sollen, angelehnt an die Notation des Distanz-Bestandteils eines Merkmals m im Distanzmaß cpDist (siehe(5-8)), als δ_m^{max} bezeichnet werden.

Die merkmalspezifische Vorgehensweise hat zwei Gründe: Zum einen ist es übersichtlicher, die maximale Distanz für die Menge aller Ausprägungen eines Merkmals festzulegen, als dies für die viel größere Anzahl vollständig konfigurierter Produkte mit diversen Produkteigenschaften zu tun. Die Einschätzung wird damit für Markt-Experten einfacher.

Zum anderen spiegeln merkmalspezifische Maximalwerte wider, dass Kunden bei einigen Merkmalen weniger Kompromissbereitschaft zeigen (bspw. bei Kernmerkmalen wie der Motorisierung eines PKW), als bei anderen. Ist die Maximaldistanz klein, ist die Kompromissbereitschaft klein, und andersherum. Die Expertenschätzung bzgl. δ_m^{max} gibt somit auch eine Einschätzung bzgl. der Merkmalsgewichtung von Merkmal m . In der ursprünglichen Definition von cpDist bestimmt der Gewichtungsfaktor ω_m , wie stark der Distanzanteil eines Merkmals in der Gesamtdistanz gewichtet wird. Die Distanzanteile der Merkmale fließen als $\hat{\delta}_m(x_{im}, x_{jm})$ normiert in die Gesamtdistanz ein. Die Normierung erfolgt anhand des maximalen Distanzwertes innerhalb

des Merkmals, sodass die Distanzen zwischen allen Ausprägungen im Intervall $[0,1]$ liegen. Abweichend davon soll die Normierung hier anhand von δ_m^{max} erfolgen:

$$\hat{\delta}_m(x_{im}, x_{jm}) = \frac{\delta_m(x_{im}, x_{jm})}{\delta_m^{max}} \quad (6-2)$$

Die Distanz $\hat{\delta}_m(x_{im}, x_{jm})$ zwischen zwei Ausprägungen eines Merkmals kann somit auch >1 sein (wenn $\delta_m(x_{im}, x_{jm})$ größer ist als δ_m^{max}). Alle Werte >1 sind jedoch keine zulässigen Substitutionspaare. Das Distanzmaß (siehe (5-8)) wird wie folgt angepasst:

$$D(i, j) = \sum_{m=1}^d \hat{\delta}_m(x_{im}, x_{jm}) \quad (6-3)$$

Bei der Verwendung merkmalspezifischer Werte für D^{max} ist zu berücksichtigen, dass die Gesamtheit aller abweichenden Merkmale für die Substitutionsentscheidung eines Kunden ausschlaggebend ist. Es ist anzunehmen, dass Kunden nicht bereit sind, bei allen Merkmalen gleichzeitig die maximale Abweichung zu akzeptieren. Vielmehr ist es realistisch, dass entweder eine starke Abweichung bei einem Merkmal oder geringere Abweichungen bei mehreren Merkmalen akzeptiert werden. Um dieses Verhalten abzubilden, soll die Gesamtdistanz auf den Maximalwert 1 begrenzt werden ($D^{max} = 1$). Sobald die Distanz innerhalb eines Produktmerkmals größer als 1 ist (d.h. die Merkmalsausprägung ist kein zulässiges Substitut), ist auch die Gesamtdistanz $D(\cdot, \cdot)$ größer 1 und die gesamte Produktkonfiguration ist kein zulässiges Substitut.

Substitution kommt als Handlungsoption in der Programmplanung immer dann in Frage, wenn die verbleibenden Ressourcen zur Einplanung eines zulässigen Substituts ausreichen. Gibt es mehrere zulässige Substitute, muss eine Auswahl erfolgen. Die nachfolgenden Unterabschnitte diskutieren die Frage, wie Substitute ausgewählt werden sollten.

6.1.2 Definition einer Akzeptanzquote auf Basis von Kundengruppen

Im vorhergehenden Unterabschnitt wurde eine Maximaldistanz eingeführt, anhand welcher zulässige Substitute identifiziert werden. Stehen ausreichend Ressourcen zur Fertigung dieser Substitute zur Verfügung, kann Substitution eingesetzt werden. Dieser Unterabschnitt befasst sich mit der Frage, wie die Auswahl der Substitute in einem Optimierungsprogramm der Produktionsprogrammplanung modelliert werden sollte. Ausgehend von dem in Unterabschnitt 5.1.2 dargelegten Kundenverhalten kann angenommen werden, dass alternative Produktkonfigurationen mit einer geringeren Distanz attraktiver sind als Alternativen mit einer größeren Distanz. In der Optimierung der Produktionsprogrammplanung könnte daher die Gesamtdistanz aller Substitute minimiert werden. Im Folgenden wird dieser Ansatz diskutiert. Anhand von Beispielen wird aufgezeigt, dass dieser Ansatz dazu führen kann, dass für bestimmte Produkte eine große Anzahl von Substituten mit hoher Distanz eingeplant werden.

Im Optimierungsmodell, in welches die Substitution integriert werden soll, wird die Zielfunktion maximiert (siehe Unterabschnitt 6.2.1). Daher wird die Distanz zur Vereinfachung in die Ähnlichkeitskennzahl $AE(\cdot, \cdot)$ gewandelt. Diese Kennzahl kann ebenfalls maximiert werden.

$$AE(i, j) = 1 - 0,999 \cdot D(i, j) \quad (6-4)$$

Die Ähnlichkeitskennzahl nimmt den Wert 1 an, wenn die Distanz 0 und das Substitut damit praktisch identisch mit der Wunschkonfiguration ist. Eine Ähnlichkeit von 0 soll für ein unzulässiges Substitut stehen, also eine Produktkonfiguration mit einer Distanz *größer* als 1 (vgl. vorhergehender Unterabschnitt). Daher wird der Distanzwert mit 0,999 multipliziert, um das Distanzintervall auf $[0; 0,999]$ zu stauchen. Eine Produktkonfiguration mit einer Distanz von 1 bleibt damit ein gültiges Substitut mit einer Ähnlichkeit von 0,001.

Die Maximierung der Summe der Ähnlichkeit aller eingeplanten Substitute ist zielführend, solange unterschiedliche Substitutions-Optionen nicht miteinander in Konkurrenz stehen: Sind für alle Optionen zur Substitution mehrerer Produkte ausreichend Ressourcen vorhanden, kann die jeweils beste Option gewählt werden. Das Gesamt-Maximum ist dann gleich der Summe aller Einzel-Maxima. Anders verhält es sich, wenn unterschiedliche Substitutions-Optionen ihrerseits um knappe Ressourcen konkurrieren. In solchen Fällen ist es möglich, dass nicht alle von Engpässen betroffenen Produktkonfigurationen mit dem jeweilig bestmöglichen Substitut bedient werden können.

Zur Verdeutlichung werden nachfolgend konkrete Beispiele diskutiert (siehe Tabelle 6-1). Die zwei Produktkonfigurationen *a* und *b* sollen substituiert werden. Es gibt es zwei Substitutions-Optionen: Option 1 mit den Substituten s_1^a und s_1^b sowie Option 2 mit s_2^a und s_2^b . Eine Kombination der Optionen ist nicht möglich, da bspw. s_1^a und s_2^b um dieselbe knappe Ressource konkurrieren. Beispiel 1 zeigt eine Situation, bei der Option 1 eine höhere Gesamt-Ähnlichkeit aufweist. Würde diese Option gewählt, wird für Produkt *b* nicht das bestmögliche Substitut eingeplant, sondern eines mit einer Ähnlichkeit von lediglich 0,2. In Beispiel 2 ist die Gesamt-Ähnlichkeit beider Optionen gleich. Hier stellt sich die Frage, ob eine der Optionen zu bevorzugen wäre. Im Beispiel 3 gibt es bei Option 1 ein sehr gutes Substitut für *a*, jedoch kein Substitut für *b*. Ein solches Szenario wäre denkbar, wenn es für *b* nur das Substitut s_2^b gibt, dieses aber um eine knappe Ressource mit s_1^a konkurriert.

Tabelle 6-1: Beispiele zur Substitution bei Konkurrenz um knappe Ressourcen

	Option 1	Option 2
Beispiel 1	$AE(a, s_1^a) = 0,8$ $AE(b, s_1^b) = 0,2$ Gesamt-Ähnlichkeit = 1,0	$AE(a, s_2^a) = 0,4$ $AE(b, s_2^b) = 0,5$ Gesamt-Ähnlichkeit = 0,9
Beispiel 2	$AE(a, s_1^a) = 0,7$ $AE(b, s_1^b) = 0,1$ Gesamt-Ähnlichkeit = 0,8	$AE(a, s_2^a) = 0,4$ $AE(b, s_2^b) = 0,4$ Gesamt-Ähnlichkeit = 0,8
Beispiel 3	$AE(a, s_1^a) = 0,9$ - Gesamt-Ähnlichkeit = 0,9	$AE(a, s_2^a) = 0,4$ $AE(b, s_2^b) = 0,4$ Gesamt-Ähnlichkeit = 0,8

Die Beispiele 1 und 2 zeigen Situationen, in denen eine Entscheidung zwischen der Substitutions-Option mit zwei Substituten mittlerer Ähnlichkeit und der Substitutions-Option mit jeweils einem Substitut mit sehr großer und einem Substitut mit geringer Ähnlichkeit getroffen werden muss. Beispiel 3 zeigt den Fall, dass ein einzelnes Substitut eine höhere Gesamt-Ähnlichkeit aufweist als zwei Substitute mit geringerer Ähnlichkeit.

Um solche Entscheidungssituationen differenziert bewerten zu können, wird ein Zusammenhang zwischen der Ähnlichkeit und der Absatzwahrscheinlichkeit in Form einer Akzeptanzquote hergestellt. Die Akzeptanzquote soll ausdrücken, wie viele der prognostizierten Kunden ein Substitut mit einer gewissen Ähnlichkeit akzeptieren würden. Die Akzeptanzquote wird somit definiert als Anteil des prognostizierten Bedarfs einer Produktvariante i , der mit dem Substitut j bedient werden kann:

$$\begin{aligned} \text{Akzeptanzquote: } AQ(i, j) \\ = \frac{\text{Kunden mit Wunschkonfiguration } i, \text{ die } j \text{ akzeptieren}}{\text{Kunden mit Wunschkonfiguration } i} \end{aligned} \quad (6-5)$$

Die Akzeptanzquote wird aus der Ähnlichkeitskennzahl abgeleitet:

$$AQ(i, j) = f(AE(i, j))$$

Durch eine Maximierung der Gesamtähnlichkeit aller Substitute wäre nicht ausgeschlossen, dass eine große Anzahl Substitute mit sehr geringer Ähnlichkeit eingeplant wird. Es erscheint allerdings unrealistisch, einen großen Anteil der Nachfrage mit Substituten mit geringer Ähnlichkeit zu bedienen. Vielmehr erscheint es plausibel, dass nur ein geringer Anteil der prognostizierten Kunden diese Substitute akzeptiert. Dennoch dürfen diese Substitute nicht unberücksichtigt bleiben, da sie das Potenzial haben, zumindest einen Teil der Kunden zu bedienen. Substitute mit einer sehr großen Ähnlichkeit dürften dagegen von einem Großteil der Kunden akzeptiert werden.

Bezüglich des Verlaufs der Akzeptanzquote ist somit folgendes festzuhalten: Substitute mit einer Ähnlichkeit von 0 werden nicht mehr akzeptiert. Mit steigender Ähnlichkeit steigt die Akzeptanz monoton an, bis sie bei einer Ähnlichkeit von 1 den Wert 1 (100%) erreicht. Die Funktion der Akzeptanzquote in Abhängigkeit der Ähnlichkeit ist somit monoton steigend und es sind zwei Punkte bekannt: Zum einen gilt

$$AE(i, j) = 1 \rightarrow AQ(i, j) = 1,$$

zum anderen gilt:

$$AE(i, j) = 0 \rightarrow AQ(i, j) = 0.$$

Der Verlauf der Funktion zwischen diesen zwei Punkten ist zunächst nicht bekannt. Verliefe die Funktion linear, so wäre stets $AE(i, j) = AQ(i, j)$. Um hier genauer zwischen Ähnlichkeit und Akzeptanzquote zu differenzieren, wird die Substitutionsbereitschaft von Kunden aus einer Kundensegmentierung abgeleitet (vgl. Abay et al. 2024 oder Ervolina et al. 2009).

Das Ähnlichkeitsintervall $[0,1]$ wird dazu, gemäß der Anzahl an Kundensegmenten, ebenfalls in Segmente eingeteilt. Zur Verdeutlichung des Ansatzes dient ein Beispiel mit vier Kundengruppen

(κ_1 , κ_2 , κ_3 und κ_4). Dabei sind Kunden der Gruppe κ_1 besonders loyal, d.h. für sie ist der Wert der Marke des Herstellers sehr hoch (siehe Tabelle 6-2). Dementsprechend ist ihre Substitutionsbereitschaft hoch, da sie eher bei einzelnen Produktmerkmalen Kompromisse eingehen, als ein anderes Produkt bzw. eine andere Marke zu wählen. Dagegen sind Kunden der Gruppe κ_4 nur sehr begrenzt bereit, Kompromisse bei den Produktmerkmalen einzugehen, bevor sie sich für ein Konkurrenzprodukt entscheiden. Die Gruppen κ_2 und κ_3 liegen entsprechend zwischen κ_1 und κ_4 .

Tabelle 6-2: Kundensegmentierung bzgl. Substitutionsverhalten

Gruppe	Markenwert	Substitutionsbereitschaft	Akzeptierte Ähnlichkeit	Szenarien der Kundensegmentierung				
				I	II	III	IV	V
κ_1	Sehr hoch	Sehr hoch	> 0	65%	5%	25%	40%	5%
κ_2	Eher hoch	Eher hoch	> 0,25	20%	45%	25%	10%	10%
κ_3	Eher gering	Eher gering	> 0,5	10%	45%	25%	10%	20%
κ_4	Sehr gering	Sehr gering	> 0,75	5%	5%	25%	40%	65%

Liegen bzgl. der Kundensegmentierung keine konkreten Daten vor und muss diese daher abgeschätzt werden, sollten verschiedene Szenarien betrachtet werden. Im Sinne einer Entscheidungsunterstützung für Planende erscheint es sinnvoll, mehrere Szenarien parallel zu betrachten, um anschließend bspw. eine eher optimistische oder eher pessimistische Planung auszuwählen (zum Thema Szenario-Technik/„scenario planning“ siehe auch Götze 1991 oder Cordova-Pozo und Rouwette 2023).

Tabelle 6-2 zeigt fünf Szenarien. Diese leiten sich aus hypothetischen Verläufen der Akzeptanzquotenfunktion ab (siehe Tabelle 6-3 und Abbildung 6-3). Szenario I beschreibt den optimistischen Fall, dass es viele loyale Kunden gibt, die zu den Gruppen κ_1 oder κ_2 gehören. Daher steigt die Akzeptanzquote bereits in der ersten Hälfte des Distanzintervalls stark an (siehe Abbildung 6-2). Da nur wenige Kunden den Gruppen κ_3 und κ_4 angehören, kann der Großteil der prognostizierten Nachfrage durch Substitute mit einer Ähnlichkeit < 0,5 bedient werden. Die zugehörige Funktion ist ein oberer Kreisbogen.

Abbildung 6-2 zeigt die Kundengruppen und deren Anteil an der Gesamtmenge der Kunden jeweils auf dem Segment des Ähnlichkeitsintervalls, welches diese Kundengruppe maximal akzeptiert. Die Kundengruppe κ_1 ist bspw. im ersten Viertel des Ähnlichkeitsintervalls aufgetragen. Dies dient zur optischen Herleitung des Funktionsverlaufs der Akzeptanzquote in Abhängigkeit der Ähnlichkeit. Die Akzeptanzquotenfunktion kumuliert die Anteile der Kundengruppen, da bspw. die Kundengruppe κ_1 auch Substitute aus den weiteren Segmenten (also Substitute mit höherer Ähnlichkeit) akzeptiert.

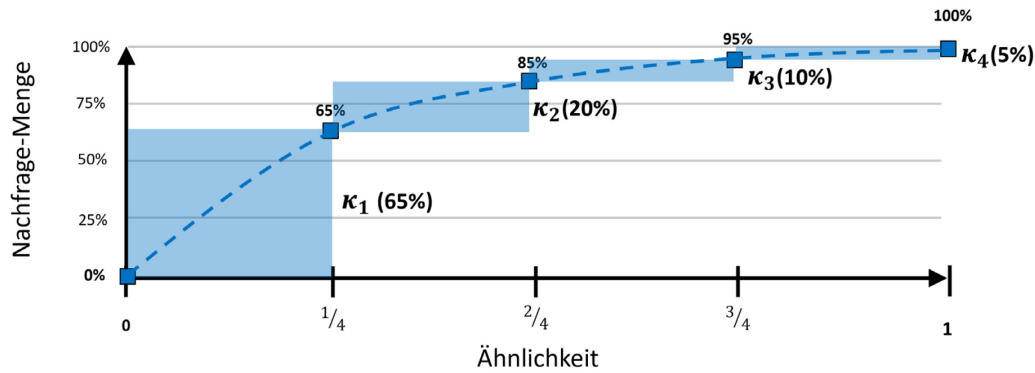


Abbildung 6-2: Schematische Darstellung der Akzeptanzquote in Szenario I

Dem Szenario V ist ein pessimistisches Szenario (unterer Kreisbogen) zugrunde gelegt. Hier kann der Großteil der Kunden erst durch Substitute mit sehr hoher Ähnlichkeit erreicht werden, da viele Kunden der Gruppe κ_4 angehören und wenig Markenloyalität zeigen. Das Szenario II beschreibt den Fall, dass es weder besonders viele loyale Kunden noch besonders viele Kunden gibt, für die die Marke einen geringen Stellenwert hat. Der Hauptteil der Kunden gehört also den Gruppen κ_2 und κ_3 an. Daher steigt die Akzeptanzkurve hier vor allem im zweiten und dritten Ähnlichkeitsintervall stark an. Die zugehörige Funktion ist eine logistische Funktion. Das gegenteilige Szenario IV ist eine Logit Funktion. Hier besteht der Großteil der Kundschaft zu einer Hälfte aus loyalen Kunden und zur anderen aus Kunden, die wenig Substitutionsbereitschaft zeigen. Szenario III bildet einen linearen Zusammenhang zwischen Ähnlichkeit und Akzeptanzquote ab. Hier ist die Kundschaft gleichmäßig auf die Kundengruppen verteilt. Die Funktionen der fünf Szenarien sind in Tabelle 6-3 aufgeführt. Abbildung 6-3 stellt diese schematisch dar.

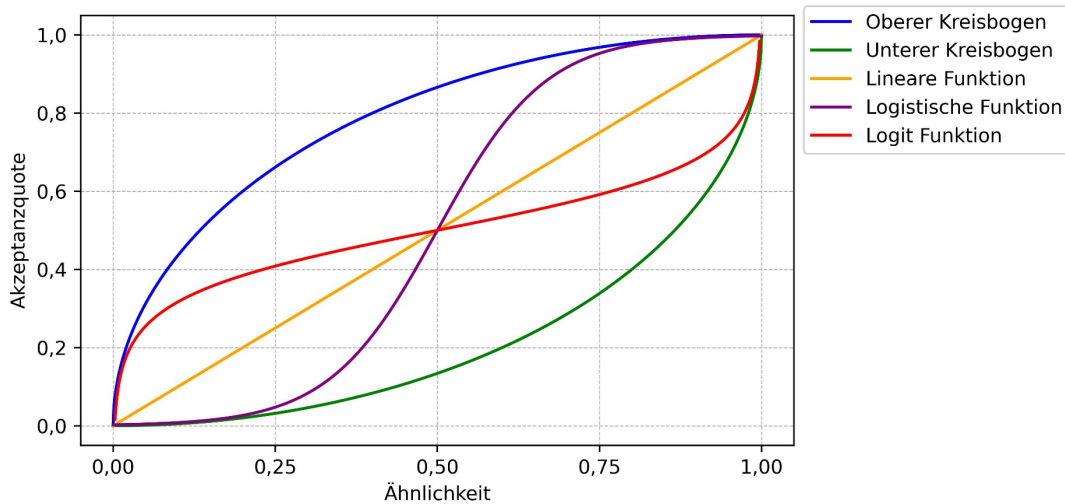


Abbildung 6-3: Verlauf unterschiedlicher Funktionen der Akzeptanzquote

Die in Tabelle 6-3 aufgeführten Funktionen sollen vorrangig als Orientierungshilfe dienen, um den Zusammenhang zwischen einer Kundensegmentierung und dem Abwanderungsverhalten von Kunden in Abhängigkeit der Ähnlichkeit zu verdeutlichen. Den exakten Verlauf der Akzeptanzquotenfunktion abzuschätzen, erfordert intensive Marktkenntnisse. Kann die Funktion va-

lde geschätzt werden, könnte in der Optimierung anstelle der Ähnlichkeit direkt die Akzeptanzquote maximiert werden. Da dies jedoch in der Praxis selten der Fall sein dürfte, wird nachfolgend lediglich die etwas leichter abzuschätzende Kundensegmentierung zugrunde gelegt. In Unterabschnitt 6.2.4 wird gezeigt, wie die Substitution auf Basis der Kundengruppen modelliert werden kann.

Tabelle 6-3: Mögliche Funktionen der Akzeptanzquote

Funktionsbezeichnung	Allgemeine Form	Akzeptanzquotenfunktion
Linearfunktion	$f(x) = mx + b$	$AQ(i, j) = 1 * AE(i, j) + 0$
Oberer Kreisbogen	$f(x) = \sqrt{r^2 + (x - a)^2} + b$	$AQ(i, j) = \sqrt{r^2 + (AE(i, j) - a)^2} + b$
Unterer Kreisbogen	$f(x) = -\sqrt{r^2 + (x - a)^2} + b$	$AQ(i, j) = -\sqrt{r^2 + (AE(i, j) - a)^2} + b$
Logistische Funktion	$f(x) = a + \frac{-a}{1 + e^{-mx+b}}$	$AQ(i, j) = 1 + \frac{-1}{1 + e^{12 * AE(i, j) - 6}}$
Logit Funktion	$f(x) = m \cdot -\ln \frac{x}{1-x} + b$	$AQ(i, j) = -1 \cdot -\ln \frac{AE(i, j)}{1 - AE(i, j)} + 0,5$

Mithilfe der Akzeptanzquote kann in den oben genannten Entscheidungssituationen differenzierter entschieden werden, welche Substitutionsoption aus den Beispielen der Tabelle 6-1 vorzuziehen ist. Abbildung 6-4 zeigt für das Beispiel 1 und jede der fünf Funktionsverläufe jeweils die beiden Substitute für Option 1 (durchgezogene Linien) und Option 2 (gestrichelte Linien).

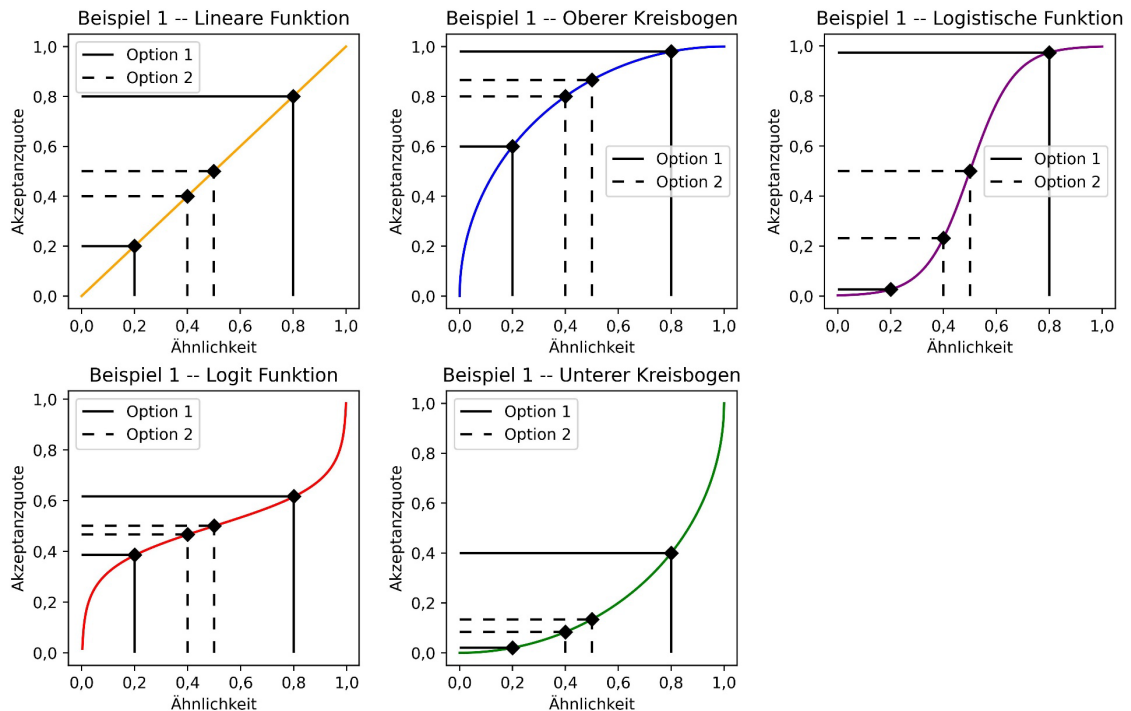


Abbildung 6-4: Ähnlichkeit und Akzeptanzquote der Substitutionsbeispiele

Man nehme an, im Beispiel 1 sollen für zwei Produktkonfigurationen a und b jeweils 40% der Nachfrage substituiert werden. Im Fall eines linearen Verlaufs der Akzeptanzquote könnte bei Option 2 die Fehlmenge beider Produkte vollständig substituiert werden, da die Ähnlichkeit der Substitute s_2^a (0,4) und s_2^b (0,5) jeweils eine Akzeptanzquote von mindestens 0,4 aufweisen (siehe Tabelle 6-4). Bei Option 1 könnte das Substitut s_1^b aufgrund der Ähnlichkeit von 0,2 lediglich in Höhe von 20% der Gesamtnachfrage eingeplant werden. Hier könnten somit weniger Substitute eingeplant werden und der Produktionsplan müsste aufgrund des Engpasses reduziert werden. Daher ist Option 2 vorzuziehen, auch wenn die Gesamt-Ähnlichkeit der eingeplanten Substitute bei Option 1 größer wäre. Die große Ähnlichkeit von s_1^a ist hier kein Vorteil, da nur 40% der Nachfrage kompensiert werden müssen und basierend auf der Akzeptanzquote davon ausgegangen wird, bereits ab einer Ähnlichkeit der Substitute von 0,4 ausreichend Kunden erreichen zu können.

Beschreibt die Akzeptanzquote einen oberen Kreisbogen, liegt die Akzeptanzquote des Substituts s_1^b bei 0,6, sodass bis zu 60% der Nachfrage substituiert werden kann. Damit kann bei beiden Substitutionsoptionen der Engpass vollständig durch Substitution kompensiert werden. In dieser Situation sollte die Option mit der höheren Gesamtähnlichkeit gewählt werden (Option 1).

Beschreibt die Akzeptanzquote einen unteren Kreisbogen, können für s_1^a die vollen 40% der vom Engpass betroffenen Nachfrage substituiert werden (Akzeptanzquote 0,4). Alle anderen Substitute können nur einen Bruchteil der Nachfrage bedienen, sodass Option 1 insgesamt das bessere Substitutionsergebnis, d.h. eine höhere Anzahl Substitute und eine geringere Anzahl verlorener Aufträge, aufweist. Beschreibt die Akzeptanzkurve eine logistische Funktion, ist Option 2 deutlich vorzuziehen, da hier der Engpass für Produkt b vollständig und für Produkt a immerhin zu 23% des Bedarfs substituiert werden kann. Bei einer Logit Funktion bietet Option 2 ebenfalls ein knapp besseres Ergebnis, auch wenn der Unterschied sehr gering ausfällt und in beiden Fällen beinahe der gesamte Engpass durch Substitute kompensiert werden kann.

Tabelle 6-4: Ähnlichkeiten und Akzeptanzquoten in Beispiel 1

	Option 1		Option 2	
	s_1^a	s_1^b	s_2^a	s_2^b
Ähnlichkeit $AE(\cdot, \cdot)$	0,80	0,20	0,40	0,50
Akzeptanzquote $AQ(\cdot, \cdot)$				
Lineare Funktion	0,80	0,20	0,40	0,50
Oberer Kreisbogen	0,98	0,60	0,80	0,87
Logistische Funktion	0,97	0,03	0,23	0,50
Logit Funktion	0,62	0,39	0,47	0,50
Unterer Kreisbogen	0,40	0,02	0,08	0,13

Das Beispiel 2 beschreibt eine Situation, in der die Gesamtähnlichkeit gleich hoch ist. Auch hier kann die Akzeptanzquote ausschlaggebend für die Wahl der besseren Substitutions-Option sein. Ist die Summe der Akzeptanzquote ebenfalls gleich, so könnte argumentiert werden, dass ein gleichmäßiger Abstand des vom Engpass betroffenen Anteils des Gesamtbedarfs zur Akzeptanzquote vorteilhaft ist. Soll, wie im vorangegangenen Beispiel, der Bedarf für zwei Produkte zu jeweils 40% kompensiert werden, so könnte es von Vorteil sein, jeweils Substitute mit einer

Akzeptanzquote von 0,5 einzuplanen, anstatt für das eine Produkt Substitute mit einer höheren Akzeptanzquote und für das andere Produkt Substitute mit einer knapp ausreichenden Akzeptanzquote von 0,4 zu nutzen. Im ersten Fall gäbe es eine Art Puffer, welcher die Auswahl robuster macht. Da es allerdings sehr unwahrscheinlich ist, dass zwei Substitutions-Optionen dieselbe Gesamtähnlichkeit (und damit dieselbe Summe der Akzeptanzquoten) aufweisen, ist diese theoretische Überlegung für die Optimierung der Produktionsprogrammplanung in der Praxis nicht ausschlaggebend.

Das Beispiel 3 wirft darüber hinaus die Frage auf, ob es vorteilhaft ist, ein einzelnes Substitut mit sehr hoher Ähnlichkeit anstelle von zwei Substituten mit geringer Ähnlichkeit einzuplanen. Auch hier kann die Akzeptanzquote eine Entscheidungshilfe bieten: Gibt es noch genügend prognostizierte Kunden, die die Alternativen mit geringer Ähnlichkeit akzeptieren würden, so sollte diese eingeplant werden. So wäre die Anzahl der verlorenen Aufträge kleiner. Das vorrangige Ziel ist es, Engpässe möglichst vollständig zu kompensieren, solange Substitute eine ausreichende Ähnlichkeit aufweisen, um nachgefragt zu werden.

Zusammenfassend soll das Substitutionsverhalten wie folgt modelliert werden: Kunden akzeptieren Substitute nur, wenn diese eine bestimmte Ähnlichkeit mit der Wunschkonfiguration haben. Hier schließt die definierte Maximaldistanz unattraktive Alternativen aus. Innerhalb der zulässigen Substitute bevorzugen Kunden Alternativen mit höherer Ähnlichkeit. Dabei wird nach Kundengruppen differenziert festgelegt, wie hoch der Anteil der Substitution – bezogen auf den prognostizierten Gesamtbedarf – maximal sein kann (Akzeptanzquote). Durch die Betrachtung einer Akzeptanzquote wird vermieden, dass zu viele Substitute mit geringer Ähnlichkeit eingeplant werden. Stehen mehrere Substitutions-Optionen miteinander in Konkurrenz um knappe Ressourcen, wird verhindert, dass Optionen gewählt werden, bei denen für ein Produkt zahlreiche Substitute mit geringer Ähnlichkeit eingeplant werden, auch wenn dies die Einplanung von Substituten mit sehr hoher Ähnlichkeit für andere Produkte ermöglicht. Letztere „übererfüllen“ ggf. die Anforderungen an die Ähnlichkeit, was keinen Vorteil bringt, während es nachteilig ist, Substitute mit geringer Ähnlichkeit einzuplanen, für die keine Nachfrage besteht. Zudem sollen Optionen mit zwei Substituten gegenüber Optionen mit nur einem Substitut stets bevorzugt werden. Das Ziel ist hier, verlorene Nachfrage möglichst umfangreich zu kompensieren.

6.2 Optimierungsmodelle für die integrierte Produktions- und Absatzplanung

Die folgenden Abschnitte zeigen die Umsetzung unterschiedlicher Anwendungsfälle zur Integration der Substitution (Handlungsfeld [B22] – Anpassung des Modell-Mix) in die Produktionsprogrammplanung. Unterabschnitt 6.2.1 definiert das Grundmodell ohne Substitution. In den Unterabschnitten 6.2.2 bis 6.2.4 wird Substitution mit steigendem Detailgrad integriert.

6.2.1 Grundmodell einer Produktionsprogrammplanung bei Ressourcenengpässen

Das Grundmodell berücksichtigt alle herkömmlichen Handlungsfelder eines auf Wirtschaftlichkeit ausgerichteten Produktionsprogrammplanungsmodells. Eine Modellierung der zugehörigen Handlungsoptionen ist bereits vielfach in der Literatur sowie auch in der betrieblichen Praxis erfolgt. Dazu gehören der Ausbau von Kapazitäten ([K11] und [K21], vgl. z.B. Albrecht und Steiner (2020); Almeida et al. (2022)), die Vorproduktion ([K12], vgl. z.B. Gansterer (2015)), die Inventarisierung von Zulieferteilen ([K22], vgl. z.B. Feng et al. (2008)), eine verspätete Auslieferung ([B32], vgl. z.B. Buergin et al. (2019)) und die Nicht-Erfüllung des Bedarfs ([B21], vgl. z.B.

Lim et al. (2014)). Alle diese Handlungsoptionen sind mit Kosten belegt, sodass diese in einer Zielfunktion, welche den Gesamt-Deckungsbeitrag maximiert, berücksichtigt werden können. Eine Möglichkeit, den prognostizierten Bedarf mit einem alternativen Modell-Mix zu bedienen, ist im Grundmodell noch nicht gegeben.

Optimierungsmodell

Die Struktur variantenreicher, konfigurierbarer Produkte (Anforderung [Ü1]) wird im Grundmodell durch eine Indizierung abgebildet. Jede gültige Produktvariante, die im betrachteten Prognosezeitraum einen Bedarf aufweist, ist durch einen Index i gekennzeichnet. Die Gesamtheit der Produktvarianten bildet die Menge P . Jedem Produkt ist ein Deckungsbeitrag DB_i zugeordnet.

Die Planungsperioden sind durch die Menge T gegeben. Der prognostizierte Bedarf D_{it} gibt an, welche Anzahl einer Produktkonfiguration pro Periode voraussichtlich abgesetzt werden kann. Die zu produzierende Anzahl p_{it} ist begrenzt durch Kapazitätsrestriktionen der Produktion [R1] und durch die Verfügbarkeit von Zulieferteilen [R2]. Beide Fälle sind verallgemeinert als Ressourcen in der Menge R zusammengefasst. Für jede Periode t bestimmt der Parameter CAP_{rt} die verfügbare Kapazität einer Ressource r . Der Parameter RD_{ir} bestimmt, wie viele Einheiten der Ressource r für die Produktion einer Einheit des Produkts i benötigt werden (vgl. Wochner et al. 2016). Wird die Ressource nicht benötigt, ist $RD_{ir} = 0$.

Das Handlungsfeld Kapazität [K] wird im Grundmodell vollständig abgebildet. Handlungsspielraum bietet zum einen der Ausbau der Kapazitäten [K11]/[K21]. Die Menge S_r beinhaltet alle wählbaren Ausbaustufen s_r einer Ressource r . Eine binäre Variable $b_{s_r,t}^{cap+}$ bestimmt, ob die Ausbaustufe in der Periode t gewählt wird oder nicht. Für jede Ausbaustufe s_r ist die Anzahl an zusätzlich verfügbaren Einheiten pro Periode t definiert als $CAP_{s_r,t}^+$. Die Kosten einer Ausbaustufe sind durch $C_{s_r}^{cap+}$ festgelegt und fallen für jede Periode an, in der die Stufe gewählt wird.

Des Weiteren ist die Vorproduktion und Lagerung von Endprodukten [K12] eine Handlungsoption. Diese wird, wie in zahlreichen anderen Modellen in der Literatur, im vorliegenden Modell als „Banking“ bezeichnet. Werden Produkte in einer Periode produziert und nicht abgesetzt, muss zwischen der Produktionsmenge und der Absatzmenge differenziert werden. Daher wird neben der zu produzierenden Anzahl p_{it} die abzusetzende Anzahl v_{it} eingeführt (vgl. Biazi 2021). Über die Differenz der beiden Variablen lässt sich die Anzahl der Produkte errechnen, die in einer Periode für das Lager produziert werden. Die am Beginn einer Periode im Lager verfügbare Anzahl ist definiert als BAN_{it} . Die Lagerkapazität für alle Fertigprodukte ist durch BAN^{max} begrenzt. Die Lagerkosten (= Bankingkosten) je Einheit und Periode sind durch C_i^{ban} gegeben.

Die dritte Handlungsoption im Handlungsfeld Kapazität ist die Inventarisierung von Zulieferteilen [K22]. Dabei beschreiben die Entscheidungsvariablen x_{rt}^{inv+} und x_{rt}^{inv-} die Entscheidung, wie viele Einheiten der Ressource r in Periode t zu inventarisieren bzw. aus dem Inventar zu entnehmen sind. INV_{rt} beschreibt die Anzahl der im Inventar verfügbaren Einheiten von Ressource r zu Beginn der Periode t . Das Inventar ist begrenzt durch eine Maximal-Kapazität INV_r^{max} . Die Inventarkosten je Einheit und Periode sind durch C_r^{inv} gegeben.

Bedarf, der in der aktuellen Periode nicht bedient wird, aber später bedient werden soll, wird im Modell als Rückstand (Englisch: „back orders“) bezeichnet. Das zugehörige Handlungsfeld [B23] wird wie folgt umgesetzt: Die Entscheidungsvariablen x_{it}^{bo+} und x_{it}^{bo-} beschreiben die Entscheidung, eine Anzahl Einheiten aus dem Bedarf zurückzustellen bzw. zur Bedienung von rückständigem Bedarf zu fertigen. BO_{it} beschreibt die Anzahl der rückständigen Aufträge für Produkt i in Periode t . Die Verspätungskosten pro Periode sind als Faktor C^{bo} definiert, der mit DB_i multipliziert wird. Eine solche Modellierung des Rückstands zeigt bspw. auch Gansterer (2015). Chen-Ritzo et al. (2010, S. 610) wählen bspw. einen Faktor von 5% des Umsatzes eines Auftrags. Alternativ wäre es auch möglich, eine Anzahl an Planungsperioden festzulegen, um die ein Auftrag maximal aufgeschoben werden kann (vgl. z.B. Ghasemy Yaghin 2020).

Tabelle 6-5: Notationstabelle des Grundmodells

Mengen/ Indizes		
i	Index der Produktkonfigurationen mit $i \in P$	
r	Index der Ressourcen mit $r \in R$	
s_r	Index der Ausbaustufen mit $s_r \in S_r$	
t	Indizes der Perioden mit $t \in T$	
Parameter		[Einheit]
BAN^{max}	Maximale Lagerkapazität für Fertigprodukte	[Stück]
C_i^{ban}	Bankingkosten des Produktes i pro Einheit und Periode	[€]
C^{bo}	Verspätungskostenfaktor	[%]
$C_{s_r}^{cap+}$	Kosten der Ausbaustufe s_r	[€]
C_r^{inv}	Inventarkosten der Ressource r pro Einheit und Periode	[€]
CAP_{rt}	(ohne Inventar) Verfügbare Menge der Ressource r in Periode t	[Stück]
$CAP_{s_r}^+$	Zusätzliche Kapazität durch Ausbaustufe s_r	[Stück]
D_{it}	Bedarf von Produkt i in Periode t	[Stück]
DB_i	Deckungsbeitrag von Produkt i	[€]
INV_r^{max}	Maximale Inventarkapazität der Ressource r	[Stück]
RD_{ir}	Bedarf von Ressource r für Produkt i	[Stück]
Variablen		[Einheit]
$b_{s_r t}^{cap+}$	1, wenn Ausbaustufe s_r in Periode t genutzt wird; sonst 0	[binär]
p_{it}	(nicht aus dem Rückstand) Produzierte Anzahl von Produkt i in Periode t	[Stück]
v_{it}	Ausgelieferte Menge von Produkt i in Periode t	[Stück]
x_{rt}^{inv+}	Inventarisierte Menge von Ressource r in Periode t	[Stück]
x_{rt}^{inv-}	Aus dem Inventar genutzte Menge von Ressource r in Periode t	[Stück]
x_{it}^{bo+}	Zurückzustellende Menge von Produkt i in Periode t	[Stück]
x_{it}^{bo-}	Aus dem Rückstand produzierte Menge von Produkt i in Periode t	[Stück]
BAN_{it}	Anzahl der gelagerten Produkte i in Periode t	[Stück]
BO_{it}	Anzahl der rückständigen Aufträge für Produkt i in Periode t	[Stück]
INV_{rt}	Inventar der Ressource r in Periode t	[Stück]

Die Handlungsoption Menge [B21] steht für die Entscheidung, einen Teil des prognostizierten Bedarfs nicht zu bedienen („lost sales“). Der nicht bediente Marktbedarf ergibt sich aus der Differenz zwischen Bedarf und der Absatzmenge inkl. zurückgestellter Aufträge. Eine Bestrafung, die über den verlorenen Deckungsbeitrag hinaus geht, ist nicht vorgesehen.

Eine Übersicht über die im Grundmodell verwendete Notation wird in der Tabelle 6-5 gegeben. Die Variablen BAN_{it} , BO_{it} und INV_{rt} sind in Großbuchstaben benannt, da sie keine direkten Entscheidungsvariablen, sondern abgeleitete Größen darstellen.

Das Grundmodell ist definiert durch die Zielfunktion (6-6), die Kostenbestandteile (6-7) bis (6-10) und die Restriktionen (6-11) bis (6-30):

$$\max \sum_{i=1}^P \sum_{t=1}^T DB_i \cdot v_{it} - \bar{C}^{ADD} - \bar{C}^{INV} - \bar{C}^{BAN} - \bar{C}^{BO} \quad (6-6)$$

$$\text{Ausbaukosten: } \bar{C}^{ADD} = \sum_{t=1}^T \sum_{r=1}^R \sum_{s_r=1}^{S_r} C_{s_r}^{cap+} \cdot b_{s_r t}^{cap+} \quad (6-7)$$

$$\text{Inventarkosten: } \bar{C}^{INV} = \sum_{t=1}^T \sum_{r=1}^R C_r^{inv} \cdot INV_{rt} \quad (6-8)$$

$$\text{Bankingkosten: } \bar{C}^{BAN} = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^P C_i^{ban} \cdot BAN_{it} \quad (6-9)$$

$$\text{Backorderkosten: } \bar{C}^{BO} = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^P C^{bo} \cdot DB_i \cdot BO_{it} \quad (6-10)$$

Nebenbedingungen:

$$v_{i,t} \leq p_{i,t} + BAN_{it} + x_{it}^{bo-} \quad \forall i \in P, t \in T \quad (6-11)$$

$$v_{i,t} \leq D_{i,t} + x_{it}^{bo-} \quad \forall i \in P, t \in T \quad (6-12)$$

$$\sum_{i=1}^P RD_{ir} \cdot (p_{it} + x_{it}^{bo-}) + x_{rt}^{inv+} \leq CAP_{rt} + \sum_{s_r=1}^{S_r} CAP_{s_r}^+ \cdot b_{s_r t}^{cap+} + x_{rt}^{inv-} \quad \forall r \in R, t \in T \quad (6-13)$$

$$p_{i,t}, v_{i,t} \geq 0 \quad \forall i \in P, t \in T \quad (6-14)$$

Banking:

$$BAN_{i,t=1} = 0 \quad \forall i \in P \quad (6-15)$$

$$BAN_{i,t} = BAN_{i,t-1} + \left((p_{i,t-1} + x_{i,t-1}^{bo-}) - v_{i,t-1} \right) \quad \forall i \in P, t \in \{2, \dots, T\} \quad (6-16)$$

$$\sum_{i=1}^P BAN_{it} \leq BAN^{max} \quad \forall t \in T \quad (6-17)$$

$$BAN_{i,t} \geq 0 \quad \forall i \in P, t \in T \quad (6-18)$$

Inventarisierung:

$$INV_{r,t=1} = 0 \quad \forall r \in R \quad (6-19)$$

$$INV_{r,t} = INV_{r,t-1} + x_{r,t-1}^{inv+} - x_{r,t-1}^{inv-} \quad \forall r \in R, t \in \{2, \dots, T\} \quad (6-20)$$

$$x_{r,t}^{inv-} \leq INV_{r,t} \quad \forall r \in R, t \in T \quad (6-21)$$

$$INV_{r,t} \leq INV_r^{max} \quad \forall r \in R, t \in T \quad (6-22)$$

$$INV_{r,t}, x_{rt}^{inv+}, x_{rt}^{inv-} \geq 0 \quad \forall r \in R, t \in T \quad (6-23)$$

Rückstand:

$$BO_{i,t=1} = 0 \quad \forall i \in P \quad (6-24)$$

$$BO_{it} = BO_{i,t-1} + x_{i,t-1}^{bo+} - x_{i,t-1}^{bo-} \quad \forall i \in P, t \in \{2, \dots, T\} \quad (6-25)$$

$$x_{it}^{bo+} \leq D_{it} - (v_{it} - x_{it}^{bo-}) \quad \forall i \in P, t \in T \quad (6-26)$$

$$x_{i,t}^{bo-} \leq BO_{i,t} \quad \forall i \in P, t \in T \quad (6-27)$$

$$x_{i,t=T}^{bo+} = 0 \quad \forall i \in P \quad (6-28)$$

$$x_{i,t=T}^{bo-} = BO_{i,t=T} \quad \forall i \in P \quad (6-29)$$

$$BO_{it}, x_{it}^{bo+}, x_{it}^{bo-} \geq 0 \quad \forall i \in P, t \in T \quad (6-30)$$

Die Zielfunktion (6-6) maximiert den Deckungsbeitrag, der über die ausgelieferten Einheiten v_{it} erzielt wird. Von diesem werden Kosten für den Kapazitätsausbau, die Inventarisierung, das Banking von Fertigprodukten sowie die Backorder-Kosten abgezogen.

Die Nebenbedingungen (6-11) und (6-12) begrenzen v_{it} . Zum einen dürfen nicht mehr Einheiten versendet werden, als in der jeweiligen Periode ($p_{i,t}$) oder aus dem Rückstand (x_{it}^{bo-}) gefertigt wurden, zzgl. der im Lager zur Verfügung stehenden Fertigprodukte (BAN_{it}). Zum anderen darf v_{it} nur dann den Bedarf überschreiten, wenn Bedarf aus vorherigen Perioden zurückgestellt wurde. Ein vorzeitiges Versenden ist nicht zugelassen und vorzeitig gefertigte Produkte müssen gelagert werden.

Die Kapazitätsrestriktionen werden in (6-13) definiert. Die linke Seite des Terms beschreibt den Kapazitätsbedarf, d.h. die Anzahl Einheiten einer Ressource, die für die Produktion des Bedarfs

der jeweiligen Periode und aus dem Rückstand ($p_{it} + x_{it}^{bo-}$) sowie die Befüllung des Inventars (x_{rt}^{inv+}) benötigt werden. Der Kapazitätsbedarf muss kleiner oder gleich der verfügbaren Kapazität (CAP_{rt}) inkl. ggf. gewählter Ausbaustufen und zzgl. der aus dem Inventar entnommenen Einheiten (x_{rt}^{inv-}) sein. Die Nebenbedingungsgruppe (6-14) zeigt die Nicht-Negativitäts-Bedingungen für die Produktions- und Auslieferungsmengen.

In (6-15) wird die initiale Lagermenge der Fertigprodukte gleich 0 gesetzt. Die Nebenbedingungen (6-16) regeln das Fortschreiben der Lagermenge. Die Anzahl der im Lager verfügbaren Fertigprodukte zum Anfang einer Periode entspricht der Anzahl aus der vorhergehenden Periode und der Differenz von Produktionsmenge ($p_{i,t-1} + x_{i,t-1}^{bo-}$) und Versandmenge $v_{i,t-1}$. Wird mehr produziert als versendet, baut sich der Bestand auf; andersherum wird er abgebaut. Die Nebenbedingungen (6-17) begrenzen die Lagermenge auf das Maximum BAN^{max} und (6-18) zeigt die Nicht-Negativitäts-Bedingungen.

Das Inventar in der Startperiode wird durch (6-19) gleich 0 gesetzt. Die Nebenbedingungen (6-20) regeln das Fortschreiben des Inventars. Durch (6-21) ist gewährleistet, dass nur so viele Einheiten aus dem Inventar entnommen werden können, wie zu Beginn der Periode verfügbar. Die Nebenbedingungen (6-22) begrenzen die Lagermenge auf das Maximum INV_r^{max} und (6-23) zeigt die Nicht-Negativitäts-Bedingungen.

Der Rückstand in der Startperiode wird durch (6-24) gleich 0 gesetzt. Die Nebenbedingungen (6-25) regeln das Fortschreiben des Rückstands. Dieser ergibt sich aus dem Rückstand der Vorperiode abzüglich der in der Vorperiode aus dem Rückstand gefertigten Produkte $x_{i,t-1}^{bo-}$ bzw. zuzüglich der in der Vorperiode zurückgestellten Produktionsmenge $x_{i,t-1}^{bo+}$. Dabei steht $x_{i,t}^{bo+}$ positiv und $x_{i,t}^{bo-}$ negativ auf der rechten Seite der Gleichung. Es ist also möglich, rückständige Bedarfe für die Fertigung einzuplanen und gleichzeitig denselben Betrag an Bedarfen zurückzustellen. Dabei wird nicht nachvollzogen, aus welcher Periode ein Bedarf stammt. Es werden lediglich absolute Mengen betrachtet. Das heißt, es wird nicht differenziert, ob in zwei hintereinanderliegenden Perioden der Bedarf einer Produktvariante zurückstellt wird, oder ob ein Bedarf über eine Periode und ein anderer in der zweiten Periode zurückgestellt wird.

Die Nebenbedingungen (6-26) stellen sicher, dass die zurückgestellte Produktionsmenge nicht größer ist als der nicht erfüllte Bedarf einer Periode. Dazu wird $x_{i,t}^{bo+}$ kleiner oder gleich gesetzt mit der Differenz zwischen dem Bedarf D_{it} und den versendeten Produkten v_{it} . Von v_{it} werden die aus dem Rückstand gefertigten Produkte x_{it}^{bo-} abgezogen, da diese sich auf den Bedarf der vergangenen Perioden beziehen. Die Nebenbedingungen (6-27) beschränken x_{it}^{bo-} auf die rückständige Bedarfsmenge zu Beginn der Periode ($BO_{i,t}$). Am Ende des Planungshorizonts dürfen keine rückständigen Bedarfsmengen verbleiben. Kann ein Bedarf auch in der letzten Periode $t = T$ nicht versorgt werden, geht er verloren. Dazu erzwingen die Nebenbedingungen (6-29), dass der gesamte Rückstand in der letzten Periode ($BO_{i,t=T}$) bedient wird. Zudem verhindert (6-28), dass in der letzten Periode noch Rückstand gebildet wird. Die Nebenbedingungen (6-30) zeigen die Nicht-Negativitäts-Bedingungen bzgl. des Rückstands.

6.2.2 Substitutionsmodell mit unbegrenzter Substitution

Im einfachsten Fall beschränkt sich die Modellierung der Substitution auf den Gebrauch der Distanzmatrix als Resultat des in Kapitel 5 definierten Distanzmaßes. Die aus der Matrix abgeleitete Substitut-Rangfolge ist zur Modellierung des Substitutionsverhaltens der Kunden ausreichend, wenn im Anwendungsfall vorgegeben ist, dass verfügbare Substitute in jedem Fall genutzt werden sollen. Ein solcher Anwendungsfall ist denkbar, wenn die Fixkosten der Produktion sehr hoch sind und eine hohe Ressourcenauslastung daher oberste Priorität hat. Ein weiterer Anwendungsfall besteht, wenn die Produktalternativen nicht sehr stark diversifiziert sind und daher angenommen werden kann, dass Kunden aus dem gesamten Produktsortiment substituieren. Die Substitutionsentscheidung ist in solchen Fällen begrenzt auf die Frage, welche Substitute eingeplant werden sollen, und klammert die Frage, ob eine Substitution überhaupt erfolgsversprechend ist, aus. Somit wird das Handlungsfeld [B21] („lost sales“) nicht aktiv berücksichtigt und Aufträge gehen nur dann verloren, wenn die Ressourcen auch für die Produktion von Substituten nicht ausreichen. Gleichzeitig wird Substitution nur dann eingeplant, wenn Aufträge auch unter Berücksichtigung aller übrigen Handlungsfelder nicht gefertigt werden können und daher aus dem Produktionsplan gestrichen werden müssten. Eine Abwägung, ob Substitution eine bessere Handlungsalternative darstellt, als eine Nutzung der übrigen, mit Kosten belegten Handlungsfelder (des Grundmodells), ist nicht möglich, da die Distanz nicht unmittelbar mit Kosten verglichen werden kann.

Alternative Konfigurationen kommen nur dann als Substitut in Frage, wenn sie in der Bedarfsprognose enthalten sind. Somit ist es nicht notwendig, die technische oder vertriebsstrategische Gültigkeit der Konfigurationen zu prüfen, da ungültige Konfigurationen nicht Teil der Prognose sind. Alle in der Prognose enthaltenen Konfigurationen bilden die Menge der zu betrachtenden Konfigurationen. Die Distanzmatrix zeigt als Kreuzmatrix jeweils die Distanz zwischen allen Konfigurationen.

Zusammenfassend stellt die Einschränkung auf die Fragestellung, welche Substitute eingeplant werden sollen, einen Anwendungsfall dar, in dem nur dann substituiert wird, wenn es keine anderen Möglichkeiten gibt, die prognostizierte Nachfrage zu bedienen. In diesem Fall wird allerdings immer substituiert, solange dazu ausreichend Ressourcen vorhanden sind.

Optimierungsmodell

Um die Möglichkeit der Substitution zu eröffnen, wird die Versandvariable v_{it} aus dem Grundmodell um einen Index $j \in P$ ergänzt. Dabei steht i für die Bedarfs-Konfiguration, also den prognostizierten Kundenwunsch. Der Index j gibt an, durch welche Produktvariante der Bedarf bedient wird. Ist $j \neq i$, wird der Bedarf substituiert. Chen-Ritzo et al. (2010) zeigen eine ähnliche Modellierung mit einer Versandvariablen $v_{t',t}$. Diese gibt an, welche Aufträge aus der Periode t' in der Periode t erfüllt werden.

Da Substitute mit vollem Deckungsbeitrag und ohne Substitutionskosten eingeplant werden (siehe Abschnitt 4.4), stellt die Substitution für ein Optimierungsprogramm, welches den Deckungsbeitrag maximiert, im Falle von Engpässen die beste Handlungsoption dar. Um zu gewährleisten, dass dennoch nur dann substituiert wird, wenn der Bedarf auch mit Einsatz der übrigen Handlungsfelder nicht gedeckt werden kann, wird der Deckungsbeitrag im Falle einer Substitu-

tion für die Zielfunktion angepasst. Der Parameter DB_i wird durch eine Zielfunktionskoeffizientenmatrix TF_{ij} ersetzt. Dies ist eine Kreuzmatrix aller Produktvarianten. Sie zeigt im Fall der Bedarfserfüllung durch die Bedarfsvariante ($j = i$) weiterhin den Deckungsbeitrag der Produktvariante i . Für den Fall der Substitution ($j \neq i$) wird dagegen das aus der Distanz abgeleitete Ähnlichkeitsmaß $AE(i, j)$ (siehe (6-4)) herangezogen. Die Ähnlichkeit kann in der Zielfunktion ebenfalls maximiert werden, um die besten Substitute auszuwählen.

Die Zielfunktionskoeffizientenmatrix ist definiert als:

$$TF_{ij} = \begin{cases} DB_i, & i = j \\ AE(i, j), & i \neq j \end{cases} \quad (6-31)$$

Die Funktionsweise der Zielfunktionskoeffizientenmatrix wird am Beispiel in der Tabelle 6-6 deutlich. Wird der prognostizierte Kundenwunsch erfüllt, geht weiterhin der Deckungsbeitrag der jeweiligen Produktvariante in die Zielfunktion ein. Wird ein Substitut eingeplant, so kann der Zielfunktionswert lediglich um einen Wert gesteigert werden, der von der Größenordnung mindestens um das tausendfache kleiner ist als die Deckungsbeiträge DB_i . Letztere liegen bspw. in der Automobilindustrie im vier- bis fünfstelligen € Bereich⁸⁰. Die Werte für das Ähnlichkeitsmaß liegen dagegen im Intervall [0,1]. Der Zielfunktionswert kann sich durch die Einplanung von Substituten demnach nur noch „hinter dem Komma“ verbessern. Dies hat den gewünschten Effekt, dass es immer vorteilhaft ist, zunächst den Kundenwunsch zu erfüllen. Dies ist auch der Fall, wenn Ressourcenengpässe durch Maßnahmen aus den Handlungsfeldern des Grundmodells aufgelöst werden müssen. Solange die Kosten für solche Maßnahmen die erzielbaren Deckungsbeiträge nicht übersteigen, ist der verbleibende Deckungsbeitrag stets eine Größenordnung größer als die Werte für Substitution in der Zielfunktionskoeffizientenmatrix. Somit wird das Ziel, nur dann Substitute einzuplanen, wenn sonst der prognostizierte Bedarf nicht erfüllt werden kann (= “lost sales”), erreicht. Am Ende dieses Unterabschnitts wird das Verhalten des Optimierungsmodells mit Blick auf die Zielfunktionskoeffizientenmatrix TF_{ij} nochmals detailliert diskutiert.

Tabelle 6-6: Beispielhafte Zielfunktionskoeffizientenmatrix TF_{ij}

Bedarfsvariante i	Auslieferungsvariante j				
	1	2	...	P-1	P
1	2.300 €	0,88	...	0,40	0,30
2	0,88	2.700 €	...	0,42	0,40
... €
P-1	0,40	0,42	...	3.800 €	0,80
P	0,30	0,40	...	0,80	4.000 €

⁸⁰ Zur Einordnung siehe die Angaben zum EBIT je Modell verschiedener Hersteller in der Pressemitteilung: Center of Automotive Management (CAM) 21.03.2025.

Das Grundmodell aus Abschnitt 6.2.1 wird für die Integration des Handlungsfelds [B22] (Substitution) wie folgt ergänzt bzw. angepasst (siehe Tabelle 6-7).

Tabelle 6-7: Ergänzungen der Notationstabelle für das Grundmodell mit Substitution

Mengen/ Indizes		
i, j	Index der Produkte mit $i \in P$	
Parameter		[Einheit]
$DIST_{ij}$	Distanz von i zu j	[-]
TF_{ij}	Zielfunktionskoeffizientenmatrix	[-]
Variablen		[Einheit]
v_{ijt}	Ausgelieferte Menge von Produkt j für Bedarf i in Periode t	[Stück]

Die Zielfunktion wird bezogen auf die neue Versandvariable v_{ijt} angepasst und DB_i wird durch die Einträge der Zielfunktionskoeffizientenmatrix TF_{ij} ersetzt:

$$\max \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^P \sum_{t=1}^T TF_{ij} v_{ijt} - \bar{C}^{ADD} - \bar{C}^{INV} - \bar{C}^{BAN} - \bar{C}^{BO} \quad (6-32)$$

Auch die Nebenbedingungen müssen angepasst werden. Die Nebenbedingungen (6-11) begrenzen die Versandmenge auf die verfügbaren Einheiten einer Produktvariante. Da es bei der Versandmenge um die tatsächlich versendeten Varianten geht (also im Falle von Substitution um das Substitut), wird die ausgelieferte Menge v_{ijt} einer Produktvariante j in (6-33) über alle Bedarfsvarianten $i \in P$ aufsummiert:

$$\sum_{i=1}^P (v_{ijt}) \leq p_{jt} + BAN_{jt} + x_{jt}^{bo-} \quad \forall j \in P, t \in T \quad (6-33)$$

Die Nebenbedingungen (6-12) dagegen stellen sicher, dass nur dann Einheiten zum Versand eingeplant werden, wenn ein Bedarf in der jeweiligen Planungsperiode prognostiziert oder zuvor zurückgestellt wurde. Da es hier um den originären Bedarf geht, wird die ausgelieferte Menge v_{ijt} für eine Bedarfsvariante i in (6-34) über alle Versandvarianten $j \in P$ aufsummiert:

$$\sum_{j=1}^P (v_{ijt}) \leq D_{i,t} + x_{it}^{bo-} \quad \forall i \in P, t \in T \quad (6-34)$$

Die Nebenbedingungen (6-16) regeln das Fortschreiben der Lagermenge. Da hier die tatsächlich versendeten Produktvarianten in die Rechnung einfließen sollen, wird die ausgelieferte Menge v_{ijt} einer Produktvariante j in (6-35) nun über alle Bedarfsvarianten $i \in P$ aufsummiert:

$$BAN_{j,t} = BAN_{j,t-1} + \left((p_{j,t-1} + x_{j,t-1}^{bo-}) - \sum_{i=1}^P (v_{i,j,t-1}) \right) \quad \forall j \in P, t \in \{2, \dots, T\} \quad (6-35)$$

Die Nebenbedingungen (6-26) stellen sicher, dass die zurückgestellte Produktionsmenge nicht größer ist als der nicht erfüllte Bedarf einer Periode. Da hier die Zurückstellung des ursprünglichen Bedarfs geregelt wird, wird die ausgelieferte Menge v_{ijt} für eine Bedarfsvariante i in (6-36) nun über alle Versandvarianten $j \in P$ aufsummiert:

$$x_{it}^{bo+} \leq D_{it} - \left(\sum_{j=1}^P (v_{ijt}) - x_{it}^{bo-} \right) \quad \forall i \in P, t \in T \quad (6-36)$$

Zu beachten ist, dass der Zielfunktionswert dieses Modells nicht mehr den Gesamtdeckungsbeitrag des Produktionsprogramms widerspiegelt. Dieser kann anhand der Formel

$$DB_j \cdot \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^P v_{ijt} \quad (6-37)$$

berechnet werden.

6.2.3 Substitutionsmodell mit begrenzter Substitution

Bei der Produktionsprogrammplanung für variantenreiche, konfigurierbare Produkte sind hohe Fixkosten durch teure Produktionsanlagen (z.B. im Automobilbau) oder hohe Entwicklungskosten (z.B. Softwareentwicklung in der Unterhaltungselektronik) durchaus zu beobachten, sodass der Anwendungsfall der unbegrenzten Substitution aus dem vorhergehenden Unterabschnitt grundsätzlich gegeben sein könnte. Das Portfolio aus Produktkonfigurationen ist jedoch stark diversifiziert. Daher erscheint es unrealistisch, dass sämtliche Produktkonfigurationen gegenseitig als Substitute eingeplant werden können (wie im vorhergehenden Modell angenommen). Bezugnehmend auf das Beispiel Automobilfertigung ist es unrealistisch, dass Kunden, die ein preisgünstiges Basismodell bevorzugen, im Fall der Nichtverfügbarkeit Interesse an einer hochmotorisierten und umfangreich ausgestatteten Modellkonfiguration haben. Dies gilt andersherum ebenso. Folglich sind nicht alle Modellkonfigurationen, die aufgrund ausreichender Ressourcen noch in die Produktion eingeplant werden könnten, zulässige Substitute. Stehen nur Alternativen zur Verfügung, die von dem engpassbetroffenen Kundenspektrum nicht nachgefragt würden, sollte keine Substitution eingeplant werden. Somit muss im Fall von variantenreichen, konfigurierbaren Produkten bei der Antizipation des Substitutionsverhaltens von Kunden nicht nur die Frage beantwortet werden, welche Substitute eingeplant werden sollen, sondern zuvor erst einmal, ob Substitution als Handlungsfeld überhaupt eingesetzt werden soll.

Um die Substitution im Vergleich zum vorherigen Anwendungsfall auf ein Maß zu begrenzen, das den Absatz der eingeplanten Substitute wahrscheinlich macht, werden zwei Parameter eingeführt. Zum einen soll der bereits in Unterabschnitt 6.1.1 eingeführte Parameter D^{max} die Substitutionsbereitschaft begrenzen. Kunden sind nur bis zu einer gewissen Distanz bereit, Substitute zu akzeptieren. Alle übrigen Alternativen werden bei der Substitution nicht berücksichtigt. Zum anderen soll die Gesamtmenge der Substitution begrenzt werden. Ein Parameter SUB^{max} beschreibt den Anteil des prognostizierten Bedarfs, für den Substitute eingeplant werden sollen (vgl. Wochner et al. 2016). Abbildung 6-5 stellt die Begrenzung der Substitution schematisch dar.

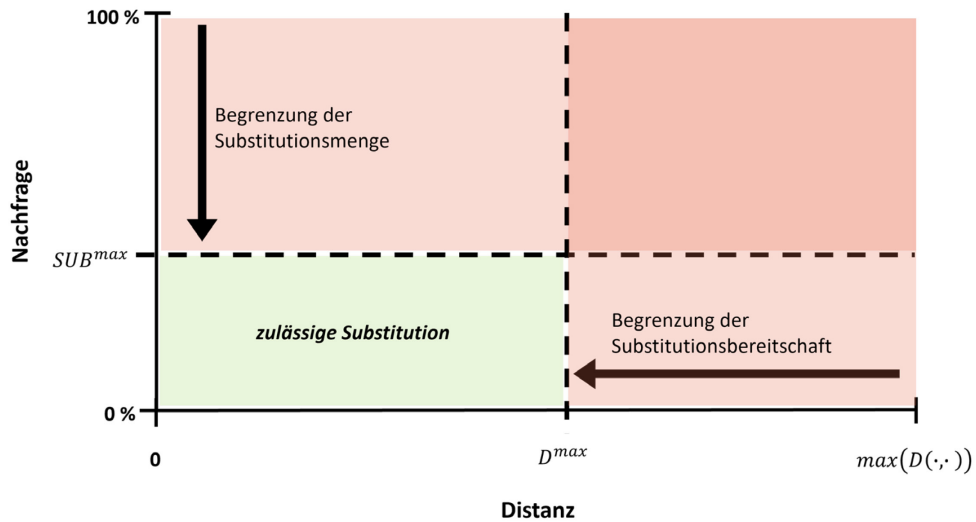


Abbildung 6-5: Begrenzung der Substitution

Optimierungsmodell

Das Modell mit unbegrenzter Substitution (Unterabschnitt 6.2.2) wird durch die zwei Parameter zur Begrenzung der Substitution wie folgt ergänzt:

Tabelle 6-8: Ergänzungen der Notationstabelle für das Modell mit begrenzter Substitution

Mengen/ Indizes		
P_i^{Subs}	Menge der zulässigen Substitute für Produktvariante i	
Parameter		[Einheit]
D^{max}	Maximale zulässige Distanz für mögliche Substitute	[-]
SUB^{max}	Faktor, der den maximal zu substituierenden Anteil am Bedarf festlegt	[0..1]

Zur Berücksichtigung des Parameters D^{max} und damit zur Beschränkung der Substitution auf die Menge der zulässigen Substitute P_i^{Subs} (siehe (6-1)) wird die Zielfunktionskoeffizientenmatrix angepasst:

$$TF_{ij} = \begin{cases} DB_i, & i = j \\ AE(i, j), & j \in P_i^{Subs} \\ -1, & j \notin P_i^{Subs} \end{cases} \quad (6-38)$$

Ein Zielfunktionskoeffizient von -1 verhindert, dass Substitute, deren Distanz größer ist als D^{max} , eingeplant werden. Diese würden den Zielfunktionswert verschlechtern. Tabelle 6-9 verdeutlicht die Anpassung anhand eines Beispiels. Für die Bedarfsvariante 1 kämen die Auslieferungsvarianten P-1 und P nicht mehr als Substitute in Frage, und umgekehrt.

Tabelle 6-9: Beispiel für die angepasste Zielfunktionsmatrix

Bedarfsvariante i	Auslieferungsvariante j				
	1	2	...	P-1	P
1	2.300 €	0,88	...	-1	-1
2	0,88	2.700 €	...	-1	-1
... €
P-1	-1	-1	...	3.800 €	0,80
P	-1	-1	...	0,80	4.000 €

Zur Berücksichtigung des Parameters SUB^{max} ist eine zusätzliche Nebenbedingungsgruppe erforderlich:

$$\sum_{j=1}^{p_i^{Subs}} (v_{ijt}) \leq SUB^{max} \cdot D_{it} \quad \forall i \in P, t \in T \quad (6-39)$$

Diese Nebenbedingungen begrenzen die Summe aller eingeplanten Substitute je Produktvariante i in jeder Periode t auf den durch SUB^{max} festgelegten Anteil des prognostizierten Bedarfs D_{it} .

6.2.4 Substitutionsmodell mit Kundengruppen-spezifischem Abwanderungsverhalten

Das Substitutionsmodell mit Kundengruppen-spezifischem Abwanderungsverhalten stellt das antizipierte Substitutionsverhalten der Kunden am detailreichsten dar. Hier fließen alle in den Unterabschnitten 6.1.1 und 6.1.2 beschriebenen Konzepte ein. Die Modellierung fußt auf dem Auftragsdaten-basierten Distanzmaß und der Experteneinschätzung bzgl. der maximal akzeptierten Distanz D^{max} sowie der Kundensegmentierung.

Die Kundensegmentierung bestimmt die Akzeptanzquote (siehe 6.1.2). Die Kundengruppen-spezifische Akzeptanzquote soll die Substitution in Abhängigkeit der Ähnlichkeit begrenzen. Dazu definiert dieser Unterabschnitt eine Obergrenze für die Substitution in Form von Nebenbedingungen. Am Beispiel der vier Kundengruppen und des Szenarios V aus Unterabschnitt 6.1.2 wird die Begrenzung der Substitution im Folgenden erläutert.

Den Kundengruppen werden unterschiedliche Segmente des Ähnlichkeitsintervalls zugeordnet (siehe akzeptierte Ähnlichkeit in Tabelle 6-2, Seite 145). Mit Bezug auf die maximal akzeptierte Distanz D_g^{max} einer Kundengruppe g sollen diese Segmente im Optimierungsmodell als „Distanzintervall einer Kundengruppe κ_g “ bezeichnet werden⁸¹. Während Kunden der Gruppe κ_1 alle zulässigen Substitute akzeptieren (Ähnlichkeit größer als 0), akzeptiert die Gruppe κ_4 lediglich Substitute im letzten Viertel des Ähnlichkeitsintervalls (Ähnlichkeit größer als 0,75). Abbildung

⁸¹ Auch wenn sich die Herleitung der Akzeptanzquoten auf die „Ähnlichkeit“ bezieht, beziehen sich die Begriffe Maximaldistanz und Kundengruppen-spezifisches Distanzintervall auf „Distanz“, ausgehend von dem Konzept der Maximaldistanz in Unterabschnitt 6.1.1. Distanz und Ähnlichkeit unterscheiden sich lediglich durch ihre Betrachtungsrichtung lassen sich durch (6-4) ineinander umrechnen.

6-6 zeigt die Zuordnung der Kundengruppen zu den Segmenten auf dem Ähnlichkeitsintervall. Im letzten Segment können die Substitute für alle Kunden eingeplant werden. Substitute im ersten Segment können nur für Kunden der Gruppe κ_1 eingeplant werden. Durch die Zerlegung des Ähnlichkeitsintervalls in vier Abschnitte wird die Akzeptanzquote zu einer Treppenfunktion (siehe Abbildung 6-6). Diese ist sprungfix und bildet den Verlauf einer Akzeptanzquote in einem Detailgrad ab, der der Kundensegmentierung entspricht (vier Kundengruppen = vier Abschnitte mit konstanter Nachfrage-Menge).

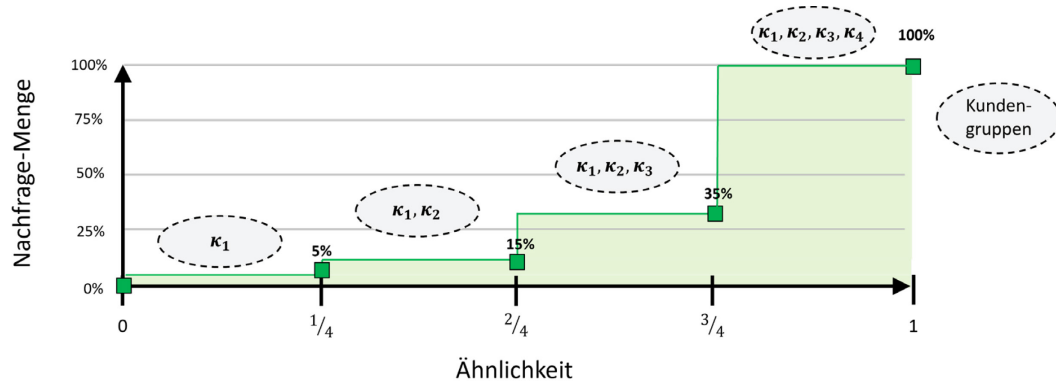


Abbildung 6-6: Treppenfunktion der Akzeptanzquote für das Szenario V der Kundensegmentierung

Das nachfolgende Beispiel verdeutlicht anhand des Szenarios V (siehe Unterabschnitt 6.1.2 und Abbildung 6-6), wie das Modell des Substitutionsverhaltens funktioniert: Für eine Produktkonfiguration i wurde ein Bedarf von 1.000 Einheiten prognostiziert. Aufgrund eines Engpasses können in der betreffenden Planungsperiode keine Einheiten von i eingeplant werden. Als Alternative stehen bis zu 250 Einheiten von j_1 und bis zu 500 Einheiten von j_2 zur Verfügung. Die Ähnlichkeit ist $AE(i, j_1) = 0,7$ bzw. $AE(i, j_2) = 0,2$. Vom Substitut j_1 können aufgrund der Ähnlichkeit von 0,7 und der Akzeptanzquote (Abbildung 6-6) bis zu 35% der Nachfragemenge (350 Einheiten) substituiert werden. Daher werden alle 250 verfügbaren Einheiten eingeplant. Vom Substitut j_2 können aufgrund der Ähnlichkeit von 0,2 lediglich 5% (50 Einheiten) eingeplant werden. Insgesamt werden also 300 Einheiten (250 Einheiten j_1 , 50 Einheiten j_2) substituiert. Der verbleibende Bedarf von 700 Einheiten kann nicht bedient werden.

Eine Anpassung des Beispiels soll den kumulativen Charakter der Substitutionskennlinie verdeutlichen: Läge die Ähnlichkeit des zweiten Substituts j_2 bei 0,4, könnten hier bis zu 15% (150 Einheiten) eingeplant werden. Die Kunden, die bei einer Ähnlichkeit von 0,4 substituieren (15% des Gesamtbedarfs), sind allerdings in den Kunden, die ein Substitut mit der Ähnlichkeit 0,7 akzeptieren würden (35% des Gesamtbedarfs), enthalten. Diesen Kunden können nicht doppelt beliefert werden und sie würden bei Verfügbarkeit immer das bessere Substitut wählen. Daher werden zunächst 25% des Gesamtbedarfs (250 Einheiten) durch das bessere Substitut j_1 versorgt. Anschließend können nur noch 10% (100 Einheiten) mit j_2 bedient werden.

Da die Experteneinschätzung (teilweise) subjektiv ist, sollen auch in diesem Modell vorrangig die Handlungsfelder aus dem Grundmodell herangezogen werden, um Absatzrisiken zu vermeiden. Nur wenn es nicht möglich ist, den prognostizierten Bedarf kostendeckend zu bedienen, sollen

Substitute eingeplant werden. Dabei werden die zulässigen Substitute je Kundengruppe gesteuert. Die Mindestanforderung an die Ähnlichkeit je Kundengruppe kann dazu als Nebenbedingung in ein Optimierungsprogramm einfließen. Substitute mit einer hohen Ähnlichkeit können für alle Kundengruppen und damit für die gesamte Bedarfsmenge eingeplant werden. Substitute mit geringer Ähnlichkeit sind dagegen auf eine oder wenige Kundengruppen begrenzt. Dies entspricht dem erwartbaren Kundenverhalten, denn besonders ähnliche Alternativen werden von vielen Kunden, Alternativen mit hohen Abweichungen dagegen von wenigen Kunden akzeptiert.

Stehen innerhalb der zulässigen Grenzen mehrere Substitute zur Auswahl, soll wiederum die Ähnlichkeit maximiert werden, um eine möglichst hohe Absatzquote zu erreichen. Zudem sollen Substitute mit geringerer Ähnlichkeit bevorzugt werden, wenn diese, ausgehend von der Akzeptanzquote, von Kunden akzeptiert würden und wenn durch diese Einplanung eine größere Anzahl von Engpässen betroffener Aufträge mit Substituten kompensiert werden können (siehe Beispiel 3, Unterabschnitt 6.1.2).

Zusammenfassend soll nur dann substituiert werden, wenn der Bedarf sonst nicht bedient werden kann. Dabei werden die zulässigen Substitute Kundengruppen-spezifisch begrenzt. Innerhalb der zulässigen Substitute sollen vorrangig möglichst viele Engpässe durch Substitute kompensiert werden.

Optimierungsmodell

Als Ausgangsmodell dient das Modell mit begrenzter Substitution (Unterabschnitt 6.2.3). Dieses wird um die Betrachtung der Kundensegmentierung ergänzt. Die übergreifende Begrenzung der Substitutionsmenge durch den Parameter SUB^{max} in (6-39) wird gestrichen, um auf Basis der Kundengruppen das Substitutionsverhalten detailreicher abzubilden. Das Modell wird wie folgt erweitert:

Tabelle 6-10: Ergänzungen der Notationstabelle für das Substitutionsmodell mit Kundengruppen-spezifischem Abwanderungsverhalten

Mengen/Indizes	
g	Index der Kundengruppen κ_g mit $g \in KG$
DI_g	Distanzintervall der Kundengruppe κ_g
P_{gi}^{DI}	Menge der im Distanzintervall DI_g liegenden Substitute für Produktvariante i
Parameter	[Einheit]
D_g^{max}	Kundengruppen-spezifische, maximal akzeptierte Distanz [-]
GA_g	Anteil der Kundengruppe g am Gesamtbedarf [%]
GA_g^{DI}	Anteil der Kunden, die zur einer der Kundengruppen $\leq g$ gehören [%]

Die Kundengruppen werden nach ihrer Substitutionsbereitschaft absteigend sortiert. Das heißt die Kundengruppe mit der größten akzeptierten Maximaldistanz D_g^{max} trägt den Index 1, etc. Dies ist Voraussetzung für die nachfolgenden Definitionen.

Es ist das Ziel, Substitute maximal in der Menge einzuplanen, die der Summe der Anteile GA_g aller Kundengruppen, die das Substitut akzeptieren, entspricht. Zur Verdeutlichung dient das Beispiel in der Tabelle 6-11. Hier sind zum einen vier Kundengruppen mit ihrem Anteil am Gesamtbedarf und den Kundengruppen-spezifischen Maximaldistanzen D_g^{max} (linker Teil der Tabelle) und zum anderen die aus den Kundengruppen abgeleiteten Distanzintervalle DI_g (rechter Teil) aufgeführt. Ein Distanzintervall umspannt dabei den Distanzbereich von $> D_{g+1}^{max}$ bis D_g^{max} . Das erste Distanzintervall erstreckt sich dementsprechend von $>0,75$ bis 1. Da der Index die Kundengruppen nach ihrer Substitutionsbereitschaft absteigend sortiert, akzeptieren auch alle Kundengruppen mit einem Index $< g$ die Substitute aus DI_g . Beispielsweise werden Substitute aus dem Distanzintervall 3 (mit Distanzen zwischen $>0,25$ und $0,5$) von den Gruppen κ_1, κ_2 und κ_3 akzeptiert (vgl. dazu auch Abbildung 6-6).

Tabelle 6-11: Beispiel zur Veranschaulichung der Kundengruppen und Distanzintervalle

Kunden- gruppe κ_g	Kunden- an- teil	D_g^{max}	Distanz- intervall DI_g	Kunden- gruppen, die Substi- tute aus DI_g akzep- tieren	GA_g^{DI}	P_{gi}^{DI}
κ_1	5%	1	$>0,75 - 1$	κ_1	5%	$\{j \in P 1 \geq D(i, j) > 0,75\}$
κ_2	10%	0,75	$>0,5 - 0,75$	κ_1, κ_2	15%	$\{j \in P 0,75 \geq D(i, j) > 0,5\}$
κ_3	20%	0,5	$>0,25 - 0,5$	$\kappa_1, \kappa_2, \kappa_3$	35%	$\{j \in P 0,5 \geq D(i, j) > 0,25\}$
κ_4	65%	0,25	$0 - 0,25$	$\kappa_1, \kappa_2, \kappa_3, \kappa_4$	100%	$\{j \in P 0,25 \geq D(i, j) > 0\}$

Die Distanzintervalle sollen wie folgt in der Optimierung genutzt werden: Kundengruppe κ_1 zeigt die höchste Substitutionsbereitschaft ($D_g^{max} = 1$) und hat daher den Index 1. Der Kundenanteil dieser Gruppe liegt bei 5%. Substitute im Distanzintervall DI_1 werden nur von der Kundengruppe κ_1 akzeptiert. Daher darf die eingeplante Menge dieser Substitute 5% des Gesamtbedarfs nicht überschreiten. Für die nachfolgende Kundengruppe κ_2 mit dem Index 2 liegt der Kundenanteil bei 10% und D_2^{max} bei 0,75. Das Distanzintervall DI_2 beinhaltet Substitute mit einer Distanz $>0,5$ und $\leq 0,75$. Die eingeplante Menge dieser Substitute darf den summierten Kundenanteil von Gruppe κ_1 und κ_2 , d.h. 15% ($GA_1 + GA_2$) des Gesamtbedarfs, nicht überschreiten. Weiter gilt für DI_3 eine Obergrenze von 35% ($GA_1 + GA_2 + GA_3$) des Gesamtbedarfs. Substitute im letzten Distanzintervall werden von allen Kundengruppen akzeptiert, daher kann der gesamte Bedarfsmenge mit diesen Substituten eingeplant werden.

Um eine allgemeingültige Nebenbedingungsgruppe zu formulieren, die die beschriebene Logik umsetzt, werden zwei neue Definitionen eingeführt: Zum einen beschreibt GA_g^{DI} den kumulierten Kundenanteil. So kann eine Summe über alle für ein Substitut relevanten Kundengruppen gebildet werden.

$$GA_g^{DI} = \sum_{k=1}^g GA_k \quad (6-40)$$

Zum anderen gilt es, je Kundengruppe diejenigen Substitute zu definieren, die von dieser und allen Kundengruppen mit kleinerem Index (=höherer Substitutionsbereitschaft) akzeptiert werden. Diese Menge heißt P_{gi}^{DI} . Zur Abgrenzung der Menge sind D_g^{max} und D_{g+1}^{max} maßgeblich. Zum Beispiel besteht die Menge der Substitute, die von den Kundengruppen κ_1 und κ_2 akzeptiert werden, aus allen potenziellen Substituten, deren Distanz größer ist als die von Kundengruppe κ_3 maximal akzeptierte Distanz und $\leq D_g^{max}$. Für die Kundengruppe mit dem höchsten Index ist die Menge begrenzt durch D_g^{max} und den Wert 0.

$$P_{gi}^{DI} = \begin{cases} \{j \in P | D_g^{max} \geq D(i, j) > 0\}, & g = GK \\ \{j \in P | D_g^{max} \geq D(i, j) > D_{g+1}^{max}\}, & \text{sonst} \end{cases} \quad (6-41)$$

Die neuen Nebenbedingungen (6-42) gewährleisten, dass Substitute nur für diejenigen Kundengruppen eingeplant werden, für die das Substitut die maximale Distanz D_g^{max} nicht überschreitet. Dazu wird je Kundengruppe g die Summe aller zum Versand eingeplanten Substitute aus der Menge P_{gi}^{DI} begrenzt auf den kumulierten Kundenanteil GA_g^{DI} am Gesamtbedarf:

$$\sum_{j \in P_{gi}^{DI}} (v_{ijt}) \leq GA_g^{DI} \cdot D_{it} \quad \forall i \in P, t \in T, g \in KG \quad (6-42)$$

Um zu gewährleisten, dass im Fall einer Konkurrenz um knappe Ressourcen zunächst eine möglichst hohe Anzahl an Substituten eingeplant wird, muss die Zielfunktionskoeffizientenmatrix angepasst werden. In den Feldern der zulässigen Substitute ($j \in P_i^{Subs}$) wird statt der $AE(i, j)$ (siehe (6-38)) der Wert $1 + AE(i, j)$ eingetragen:

$$TF_{ij} = \begin{cases} DB_i, & i = j \\ 1 + AE(i, j), & j \in P_i^{Subs} \\ -1, & j \notin P_i^{Subs} \end{cases} \quad (6-43)$$

Durch diese Modellierung wird ausgeschlossen, dass ein Substitut mit einer großen Ähnlichkeit gegenüber zwei Substituten mit einer weniger großen, addierten Ähnlichkeit bevorzugt wird. Denn auch in einem Extremfall wäre bei dieser Definition der Zielfunktionsbeitrag eines sehr ähnlichen Substituts mit $1 \cdot (1 + 0,99) = 1,99$ kleiner als der Beitrag zweier Substitute mit sehr geringer Ähnlichkeit mit $2 \cdot (1 + 0,01) = 2,02$.

6.3 Numerische Analyse I: Berechnungsbeispiel zur Veranschaulichung der Ansätze

Der erste Teil der numerischen Analyse soll anhand eines überschaubaren Beispiels die Optimierung mit cpDist veranschaulichen. Dazu wird in Unterabschnitt 6.3.1 zunächst ein Berechnungsbeispiel für das Grundmodell präsentiert. Anschließend werden in Unterabschnitt 6.3.2 die unterschiedlichen Umsetzungsstufen der Substitution anhand des Beispiels erläutert.

6.3.1 Grundmodell

Betrachtet wird ein Beispiel⁸² mit den Produktkonfigurationen p_i mit $i \in \{1, \dots, 30\}$ und den Planungsperioden $T = \{1, \dots, 10\}$ mit Index t . Die Produkte werden anhand der drei Merkmale r_1 , r_2 und r_3 konfiguriert. Je Merkmal können zwischen 2 und 5 Ausprägungen gewählt werden:

$$r_1 = \{r_{11}, r_{12}, r_{13}, r_{14}, r_{15}\}$$

$$r_2 = \{r_{21}, r_{22}, r_{23}\}$$

$$r_3 = \{r_{31}, r_{32}\}$$

Für r_{13} wird ein Engpass modelliert. Diese Ressource wird für sechs Produktkonfigurationen benötigt:

$$\{i | RD_{i,r_{13}} > 0\} = \{7, 8, 9, 22, 23, 24\}$$

Tabelle 6-12 zeigt die Anzahl der verfügbaren Einheiten von r_{13} sowie den Bedarf. In den Perioden 3, 4, 7 und 8 gibt es eine leichte Unterdeckung. Ein solches Szenario könnte bei unerwartet hohem Bedarf entstehen. Zudem gibt es eine deutliche Unterdeckung in Periode 6. Hier weicht die Anzahl der verfügbaren Einheiten von der Standard-Kapazität ab, wie es beispielsweise bei Störungen der Supply Chain der Fall ist.

Tabelle 6-12: Über-/Unterdeckung der Ressource r_{13}

Periode	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Verfügbare Einheiten	12000	12000	12000	12000	12000	8500	12000	12000	12000	12000
Bedarf:										
p_7	1600	1456	1728	1696	1520	1744	1552	1504	1456	1744
p_8	1500	1350	1365	1620	1500	1500	1440	1590	1350	1650
p_9	1400	1288	1456	1456	1344	1316	1526	1498	1344	1470
p_{22}	2400	2544	2352	2400	2472	2616	2376	2352	2496	2232
p_{23}	2500	2325	2575	2475	2475	2525	2675	2725	2575	2300
p_{24}	2600	2678	2730	2522	2366	2548	2652	2522	2548	2548
SUMME	12000	11641	12206	12169	11677	12249	12221	12191	11769	11944
Über/Unterdeckung	0	359	-206	-169	323	-3749	-221	-191	231	56

Zunächst werden die Handlungsfelder außerhalb der Substitution betrachtet, d.h. Investition in zusätzliche Ressourcen[K11]/[K21], Inventarisierung [K22], Banking [K12] sowie spätere Auslieferung [B23]. Sind diese ausgeschöpft, drohen lost sales [B21]. Es werden nachfolgende Parameter festgelegt.

Die Kapazität der Ressource r_{13} kann in zwei Stufen zu folgenden Kosten je Periode ausgebaut werden (Tabelle 6-13).

⁸² Das vollständige Datenbeispiel ist in Anhang F dargestellt.

Tabelle 6-13: Ausbaustufen der Ressource r_{13}

Stufe	Anzahl	Kosten pro Einheit	Gesamtkosten
1 r_{13}	80	400,00 €	32.000,00 €
2 r_{13}	40	1.200,00 €	48.000,00 €

Die Inventarisierungskosten $C_{r_{13}}^{inv}$ betragen 100€ pro Periode und Produkt. $INV_{r_{13}}^{max}$ beträgt 80 Einheiten. Der Verspätungskostenfaktor C_i^{bo} wird auf 0,25 festgelegt. Damit ist es ab der 4. Verspätungsperiode nicht mehr wirtschaftlich, einen Auftrag einzuplanen. Die Kosten des Bankings von Fertigprodukten pro Periode werden wie in Tabelle 6-14 aufgeführt festgesetzt. Sie setzen sich aus einem fixen Teil (Kosten für einen Lagerplatz) und einem variablen Teil (Kapitalbindungskosten) zusammen.

Das vorgestellte Datenbeispiel wird mit Hilfe des Optimierungsmodells aus Unterabschnitt 6.2.1 gelöst. Tabelle 6-15 stellt das Ergebnis in Form aller genutzten Handlungsoptionen und deren Beitrag zur Auflösung des Engpasses übersichtlich dar. Die nachfolgenden Absätze erläutern das Optimierungsergebnis im Detail. Dies dient zum einen der Veranschaulichung und zum anderen der Validierung des Modells.

Tabelle 6-14: Kosten für Banking und verspätete Auslieferung

Produkt-ID	DB	Banking-Kosten pro Periode	Backorder-Kosten pro Periode
7	4.150,00 €	463,00 €	1.037,50 €
8	4.550,00 €	471,00 €	1.137,50 €
9	4.850,00 €	477,00 €	1.212,50 €
22	4.250,00 €	465,00 €	1.062,50 €
23	4.750,00 €	475,00 €	1.187,50 €
24	5.150,00 €	483,00 €	1.287,50 €

Am günstigsten ist die Inventarisierung mit 100€ pro Einheit. Daher werden hier in den Perioden vor der Unterdeckung (Perioden 2 und 5) jeweils das Maximum von 80 Einheiten ins Inventar eingelagert und in den Folgeperioden genutzt. Die nächstgünstige Option ist der Ausbau der Kapazitäten. Mit Stufe 1 stehen weitere 80 Einheiten für 32.000€ zur Verfügung, was Stückkosten von 400€ bedeutet. Stufe 1 wird in allen Engpass-Perioden gewählt. In der zweiten Ausbaustufe betragen die Stückkosten 1.200€. Daher wird hier ein Banking vorgezogen, dessen Kosten pro Periode für alle Produkte darunter liegt. Dementsprechend wird die maximale Anzahl von 100 Einheiten des Produktes mit dem kleinsten Deckungsbeitrag und folglich den geringsten Banking-Kosten (p_7) in Periode 2 vorproduziert. Die Ressourcen zum Banking von 100 Fertigprodukten und zur Inventarisierung von 80 Einheiten sind in Periode 2 durch die Überdeckung von 359 Einheiten r_{13} gegeben.

Da das Banking pro Periode teurer ist, als Einheiten im Inventar zu halten, wird der Engpass in Periode 3 vorrangig aus den vorproduzierten Einheiten versorgt, und erst anschließend aus dem Inventar. Die fehlenden 206 Einheiten in Periode 3 werden somit aus 80 zusätzlichen Einheiten der Stufe 1, 100 Fertigprodukten aus dem Lager und 26 Einheiten aus dem Inventar gedeckt. In

Periode 4 stehen neben den 80 zusätzlichen Einheiten noch 54 Einheiten aus dem Inventar zur Verfügung. Die verbleibende Unterdeckung von 35 Einheiten wird in die Folgeperiode verschoben. Die Verspätungskosten betragen für p_7 1.037,50 € und sind damit günstiger als die Stufe 2 des Kapazitätsausbaus. Da es in Periode 5 wieder eine Überdeckung von r_{13} gibt, ist es möglich, die 35 Einheiten mit einer Periode Verspätung nachzuliefern.

Der zweite Engpass-Zeitraum beginnt in Periode 6 mit einer starken Unterdeckung von 3.749 Einheiten, gefolgt von zwei Perioden mit leichter Unterdeckung. Neben der Inventarisierung werden in den unterdeckten Perioden beide Ausbaustufen gewählt. Zudem wird die maximale Anzahl von 100 Einheiten p_{22} vorproduziert. Die Bankingkosten liegen bei p_{22} zwar höher als bei p_7 , allerdings können aufgrund der starken Unterdeckung im zweiten Engpass-Zeitraum nicht alle Aufträge erfüllt werden und Aufträge gehen verloren. Somit ist es wirtschaftlicher, das Produkt mit dem höheren Deckungsbeitrag vorzuproduzieren. Da die Unterdeckung den Bedarf der beiden günstigsten Produktvarianten p_7 und p_{22} nicht übersteigt, sind die höherwertigen Varianten nicht betroffen. Tabelle 6-15 zeigt dementsprechend für die Handlungsfelder Banking, Rückstand und Lost Sales nur die Produktvarianten p_7 und p_{22} .

Tabelle 6-15: Darstellung der gewählten Handlungsoptionen

Periode	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Über/Unterdeckung r_{13}	0	359	-206	-169	323	-3749	-221	-191	231	56
Ressourcenausbau:										
Stufe 1			80	80		80	80	80	80	
Stufe 2						40	40	40		
Inventarisierung:										
Einlagerung		-80			-80					
Entnahme			26	54		80				
Banking:										
p_7		-100	100							
p_{22}					-100	100				
Rückstand:										
p_7				35	-35		296	71	-311	-56
p_{22}						195	-195			
Lost Sales:										
p_7							1744			
p_{22}							1510			

Als letzte Handlungsoption verbleibt das Verschieben des Bedarfs in spätere Perioden. In Periode 6 werden 195 Einheiten p_{22} zurückgestellt. Hier wird das höherwertige Produkt gewählt, um den höheren Deckungsbeitrag zu sichern. Ab Periode 7 ist es wieder möglich, den gesamten Bedarf (unter Einsatz von Ressourcenausbau und Rückstand, siehe Tabelle 6-15) zu erfüllen. Dabei werden die Ressourcen in Periode 7 genutzt, um die zurückgestellten Einheiten von p_{22} zu produzieren und stattdessen Aufträge für die günstigere Variante p_7 zurückzustellen, welche geringere Verspätungskosten verursacht. Um die Anzahl der zurückgestellten Einheiten nachzuvollziehen, eignet sich eine Rückwärtsbetrachtung vom Ende des Planungshorizonts. In Periode 10 dürfen keine zurückgestellten Aufträge verbleiben. Das Aufholpotenzial ist somit auf die Überdeckung in den Perioden 9 (231 Einheiten) und 10 (56 Einheiten) begrenzt. Zudem wird in

Periode 9 die erste Ausbaustufe genutzt, sodass sich das Aufholpotenzial hier auf 311 Einheiten erhöht. In Periode 8 müssen 71 Aufträge zurückgestellt werden, denn die Unterdeckung von 191 Einheiten wird durch den Kapazitätsausbau um lediglich 120 Einheiten abgemildert. Als Aufholpotenzial verbleiben damit 296 Einheiten ($311 + 56 - 71$). In Periode 7 können daher maximal 296 Einheiten p_7 zurückgestellt werden, um Kapazitäten freizumachen. Der Unterdeckung von 221 Einheiten stehen der Kapazitätsausbau mit 120 zusätzlichen Einheiten sowie die 296 Einheiten aus zurückgestellten p_7 entgegen, sodass 195 Einheiten ($120 + 296 - 221$) noch verfügbar sind. Dies ist somit die maximale Anzahl an Aufträgen von p_{22} , die in Periode 6 zurückgestellt werden können.

Das Aufholpotenzial könnte erhöht werden, indem in Periode 10 die erste oder in Periode 9 die zweite Ausbaustufe zusätzlich gewählt würde. Beides ist jedoch unwirtschaftlich. Für die erste Ausbaustufe in Periode 10 fallen 32.000€ an. Die 80 zusätzlichen Einheiten ermöglichen, in Periode 7 80 weitere Aufträge mit p_7 zurückzustellen und in Periode 10 auszuliefern. Dabei entstehen Verspätungskosten über drei Perioden von 249.000€ ($80 \cdot 3 \cdot 0,25 \cdot 4.150€$). Dagegen stehen 80 Aufträge mit p_{22} , die nicht verloren gehen, sondern in Periode 6 zurückgestellt und in Periode 7 ausgeliefert werden. Mit einer Periode Verspätung beträgt der Deckungsbeitrag für p_{22} noch 3.188€, womit insgesamt 255.000€ erzielt werden könnten. Die Kosten (32.000€ + 249.000€) übersteigen somit den Ertrag von 255.000€.

Auch die Auswahl der 2. Ausbaustufe in Periode 9 ist nicht wirtschaftlich. Hier entstehen Kosten von 48.000€ für die Ausbaustufe sowie 83.000€ Verspätungskosten für die um 2 Perioden verspätete Auslieferung von 40 Aufträgen mit p_7 ($40 \cdot 2 \cdot 0,25 \cdot 4.150€$). Die Kosten betragen damit insgesamt 131.000€. Dagegen können in Periode 6 40 Aufträge mit p_{22} zusätzlich zurückgestellt werden, womit insgesamt 127.500€ erzielt werden ($40 \cdot 3.188€$). Hier übersteigen die Kosten den Ertrag um 3.500€.

In Periode 6 verbleibt nach dem Einsatz aller Handlungsoptionen eine Unterdeckung von 3.254 Einheiten r_{13} ($-3.749 + 120 + 80 + 100 + 195$). In diesem Umfang kann der Bedarf nicht bedient werden. Zunächst werden alle 1.744 Aufträge der Periode 6 für das Produkt mit dem geringsten Deckungsbeitrag (p_7) verworfen. Die verbleibende Unterdeckung von 1.510 Einheiten wird durch abgelehnte Aufträge des nächstgünstigeren Produkts p_{22} kompensiert.

Die Ergebnisse des Optimierungsmodells mit dem Beispieldatensatz zeigen, dass das Modell das gewünschte Vorgehen abbildet und alle unterschiedlichen Handlungsoptionen in bestmöglicher Weise nutzt und kombiniert.

6.3.2 Substitutionsmodelle mit cpDist

Substitution bietet eine zusätzliche Möglichkeit, Marktchancen zu realisieren und Ressourcen besser zu nutzen. In den Substitutionsmodellen aus den Unterabschnitten 6.2.2, 6.2.3 und 6.2.4 wird Substitution nur dann eingesetzt, wenn Aufträge sonst verloren gingen. Ziel ist es somit, die verlorenen Aufträge der Periode 6 (1.744 Aufträge mit p_7 und 1.510 Aufträge mit p_{22}) zu kompensieren.

Substitutionsmodell mit unbegrenzter Substitution

Im ersten Substitutionsmodell (Unterabschnitt 6.2.2) sind alle Substitute zulässig und werden nach ihrer Ähnlichkeit absteigend ausgewählt. Die verbleibende Unterdeckung von 3.254 Einheiten r_{13} in Periode 6 kann durch Produktkonfigurationen, die eine andere Ausprägung des Merkmals r_1 aufweisen (d.h. r_{11} , r_{12} , r_{14} oder r_{15}), substituiert werden. Hierfür stehen die in Tabelle 6-16 gezeigten Mengen zur Verfügung. Tabelle 6-16 zeigt außerdem die zugehörigen Substitute sowie deren Ähnlichkeit $AE(\cdot, \cdot)$ zu den beiden Bedarfsvarianten p_7 und p_{22} .

Tabelle 6-16: Ressourcenverfügbarkeit und mögliche Substitute

Ressource	Überdeckung	Substitute	Bedarfsvariante	
			p_7 Ähnlichkeit	p_{22}
r_{11}	377	p_1	0,825	0,685
		p_2	0,865*	0,805
		p_3	0,875	0,855
		p_{16}	0,785	0,715
		p_{17}	0,765	0,695
		p_{18}	0,865	0,865
r_{12}	455	p_4	0,700	0,810
		p_5	0,850	0,760
		p_6	0,870	0,900*
		p_{19}	0,760	0,700
		p_{20}	0,870*	0,790
		p_{21}	0,800	0,890
r_{14}	129	p_{10}	0,700	0,710
		p_{11}	0,610	0,760
		p_{12}	0,750	0,760
		p_{25}	0,720	0,850*
		p_{26}	0,780	0,790
		p_{27}	0,550	0,700
r_{15}	163	p_{13}	0,565*	0,535
		p_{14}	0,385	0,475
		p_{15}	0,335	0,525
		p_{28}	0,325	0,515
		p_{29}	0,325	0,365
		p_{30}	0,405	0,455

Die größte Ähnlichkeit kann durch die Substitution von p_{22} durch p_6 erreicht werden ($AE(p_{22}, p_6) = 0,9$). Da p_6 die Ressource r_{12} benötigt, können hier maximal 455 Einheiten eingeplant werden. Tatsächlich werden 450 eingeplant, da p_6 ebenfalls die Ressource r_{23} benötigt, von der in Periode 6 nur noch 450 Einheiten zur Verfügung stehen (siehe Tabellen im Anhang F). Die verbleibenden 5 Einheiten von r_{12} werden eingesetzt, um 5 Aufträge von p_7 mit dem Substitut p_{20} zu kompensieren ($AE(p_7, p_{20}) = 0,87$).

Tabelle 6-17 zeigt die weiteren gewählten Substitute für das Modell mit unbegrenzter Substitution. Insgesamt werden 1.124 Aufträge substituiert. Dies entspricht der Summe aller in Periode 6 noch zur Verfügung stehenden Alternativen zu r_{13} (siehe Tabelle 6-16, Spalte „Überdeckung“).

Tabelle 6-17: Substitutionsergebnis mit unbegrenzter Substitution

Substitution	Menge	Ähnlichkeit
$p_{22} \rightarrow p_6$	450	0,900
$p_7 \rightarrow p_{20}$	5	0,870
$p_7 \rightarrow p_2$	377	0,865
$p_{22} \rightarrow p_{25}$	129	0,850
$p_7 \rightarrow p_{13}$	163	0,565
	<u>1.124</u>	

Substitutionsmodell mit begrenzter Substitution

Im zweiten Substitutionsmodell (Unterabschnitt 6.2.3) wird die Substitution durch die Parameter D^{max} und SUB^{max} begrenzt. Die maximal zulässige Distanz wird $D^{max} = 0,2$ gesetzt, womit nur noch Substitute mit einer Ähnlichkeit von mindestens 0,802 (siehe (6-4)) gültige Substitute darstellen. Die Produktvarianten mit r_{15} kommen daher nicht mehr in Betracht (siehe Ähnlichkeit in Tabelle 6-16) und die 163 Einheiten r_{15} können nicht zur Kompensation eingesetzt werden. Die Anzahl der substituierten Aufträge verringert sich dadurch auf 961 (siehe Tabelle 6-18, linke Seite).

Der Parameter SUB^{max} begrenzt die Substitution auf einen Anteil des ursprünglichen Bedarfs. Ein SUB^{max} von 0,4 führt im dargestellten Beispiel zu keiner weiteren Begrenzung. Wird der Faktor auf 0,2 gesetzt, dürfen für die Variante p_7 lediglich 348 ($0,2 \cdot 1.744$) Aufträge und für die Variante p_{22} lediglich 523 ($0,2 \cdot 2.616$) Aufträge in Periode 6 substituiert werden. Folglich wird jeweils für p_7 und p_{22} die Anzahl der Substitute mit der kleinsten Ähnlichkeit reduziert (siehe Tabelle 6-18, rechte Seite). Insgesamt können so noch 871 Aufträge substituiert werden.

Tabelle 6-18: Substitutionsergebnis mit begrenzter Substitution

$SUB^{max} = 0,4$			$SUB^{max} = 0,2$		
Substitution	Menge	Ähnlichkeit	Substitution	Menge	Ähnlichkeit
$p_{22} \rightarrow p_6$	450	0,900	$p_{22} \rightarrow p_6$	450	0,900
$p_7 \rightarrow p_{20}$	5	0,870	$p_7 \rightarrow p_{20}$	5	0,870
$p_7 \rightarrow p_2$	377	0,865	$p_7 \rightarrow p_2$	343	0,865
$p_{22} \rightarrow p_{25}$	129	0,850	$p_{22} \rightarrow p_{25}$	73	0,850
	<u>961</u>			<u>871</u>	

Substitutionsmodell mit Kundengruppen-spezifischem Abwanderungsverhalten

Im dritten Substitutionsmodell (Unterabschnitt 6.2.4) wird der Parameter SUB^{max} gestrichen und die Substitution wird Kundengruppen-spezifisch begrenzt. Tabelle 6-19 zeigt die Kundensegmentierung. Der Großteil der Kunden gehört zur Gruppe mit der geringsten Substitutionsbereitschaft (Gruppe κ_4) und akzeptiert maximal eine Distanz von 0,05. Substitute mit einer Distanz $\leq 0,05$ werden damit von allen Kunden akzeptiert (siehe kumulierter Anteil). Substitute mit einer Distanz $\leq 0,1$ und $> 0,05$ werden noch von den Kundengruppen κ_1 , κ_2 und κ_3 akzeptiert, d.h. von 35% der Kunden. Bezogen auf Bedarf für p_7 aus der Periode 6 dürften maximal 610 solcher Substitute eingeplant werden.

Tabelle 6-19: Kundensegmentierung

Kunden- gruppe	D_g^{max}	Min. $AE(\cdot, \cdot)$	Anteil	Anteil (kumuliert)	Max. Anzahl Substitution p_7	p_{22}
κ_1	0,2	0,8	5%	5%	87	130
κ_2	0,15	0,85	10%	15%	261	392
κ_3	0,1	0,9	20%	35%	610	915
κ_4	0,05	0,95	65%	100%	1.744	2.616

Die Ergebnisse des Substitutionsmodells mit Kundengruppen-spezifischem Abwanderungsverhalten werden im Folgenden verglichen mit dem Substitutionsergebnis der begrenzten Substitution mit SUB^{max} von 0,4 (Vergleich Tabelle 6-18, linke Seite und Tabelle 6-20).

Die bisher eingeplante Substitution mit der höchsten Ähnlichkeit ($p_{22} \rightarrow p_6$ mit einer Ähnlichkeit von 0,9) wird von den Kundengruppen κ_1 , κ_2 und κ_3 akzeptiert. Diese machen zusammen 35% des ursprünglichen Bedarfs der Variante p_{22} und damit 915 potenzielle Kunden aus. Die 450 Substitute können daher wie zuvor eingeplant werden. Da die Menge von 450 allein durch Kunden der Gruppe κ_3 ($0,2 \cdot 2616 = 523,2$) abgenommen werden könnte, bleibt das Potenzial der Gruppen κ_1 und κ_2 bestehen. Daher kann auch die Substitution von 129 Aufträgen p_{22} mit p_{25} weiterhin eingeplant werden. Hier liegt die Ähnlichkeit bei 0,85 und p_{25} wird somit von den Kundengruppen κ_1 und κ_2 akzeptiert und es könnten 392 Aufträge substituiert werden. Die Begrenzung auf 129 Einheiten ergibt sich wie bisher aus der verbleibenden Kapazität der Ressource r_{14} .

Die Substitutionen für p_7 (5 Aufträge mit p_{20} sowie 377 Aufträge mit p_2) im vorhergehenden Modell fallen in den Bereich, der von den Kundengruppen κ_1 und κ_2 akzeptiert wird ($AE(p_7, p_{20}) = 0,87$; $AE(p_7, p_2) = 0,865$). Hier dürfen maximal 261 Aufträge substituiert werden (siehe Tabelle 6-19). Die Substitution von 5 Aufträgen mit p_{20} bleibt aufgrund der höheren Ähnlichkeit in vollem Umfang bestehen und nutzt die verbleibenden 5 Einheiten r_{12} . Mit der Produktvariante p_2 können anschließend nur noch 256 anstatt 377 Aufträge substituiert werden. Hier verbleiben nun 121 Einheiten r_{11} zur Verfügung.

Die so verbleibenden 121 Einheiten r_{11} könnten zur Produktion von Substituten für p_7 nur dann eingesetzt werden, wenn diese Substitute auch von der Kundengruppe κ_3 akzeptiert werden, da die Nachfrage der Kundengruppen κ_1 und κ_2 schon ausgeschöpft ist. Ein solches Substitut

mit der Ähnlichkeit von mindestens 0,9 ist hier allerdings nicht zu finden (siehe Tabelle 6-16). Daher können für p_7 keine weiteren Substitute eingeplant werden.

Für die Produktvariante p_{22} stehen noch Kunden aus den Gruppen κ_1 und κ_2 zur Einplanung von Substituten zur Verfügung. Die dafür in Frage kommenden Produkte sind p_{18} mit Ähnlichkeit 0,865, p_3 mit Ähnlichkeit 0,855 und p_2 mit Ähnlichkeit 0,805. Sowohl p_{18} als auch p_3 benötigen die Ressource r_{23} , welche schon für die höherwertige Substitution von 450 Aufträgen mit Substitut p_6 vollständig eingeplant ist. Für die Einplanung des Substituts p_2 stehen alle übrigen Ressourcen ausreichend zur Verfügung. Die Ähnlichkeit von 0,805 wird nur von der Kundengruppe κ_1 akzeptiert, weshalb maximal 130 Substitute eingeplant werden können (siehe Tabelle 6-19). Somit können hier die verbleibenden 121 Einheiten r_{11} vollständig zur Substitution genutzt werden (siehe Tabelle 6-20).

Tabelle 6-20: Substitutionsergebnis mit Kundengruppen-spezifischem Abwanderungsverhalten

Substitution	Menge	Ähnlichkeit
$p_{22} \rightarrow p_6$	450	0,900
$p_7 \rightarrow p_{20}$	5	0,870
$p_7 \rightarrow p_2$	256	0,865
$p_{22} \rightarrow p_{25}$	129	0,850
$p_{22} \rightarrow p_2$	121	0,805
	<u>961</u>	

Zusammenfassend zeigt die Substitution mit Kundengruppen-spezifischem Abwanderungsverhalten dieselbe Anzahl an Substituten wie im Modell mit begrenzter Substitution (siehe Tabelle 6-18, linke Seite). Die Auswahl der Substitute erfolgt allerdings differenzierter, da nicht nur die Summe der eingeplanten Substitute pro Produktkonfiguration, sondern auch deren Ähnlichkeit Berücksichtigung findet. Im vorliegenden Beispiel führt dies dazu, dass weniger Substitute für p_7 eingeplant werden, da hier keine Alternativen mit sehr hoher Ähnlichkeit zur Verfügung stehen. Stattdessen werden mehr Substitute für p_{22} eingeplant, da hier mit p_6 ein großer Anteil der Substitute eine hohe Ähnlichkeit aufweist und somit auch von der Kundengruppe κ_3 noch akzeptiert würden. Tatsächlich wird die Substitution von 121 Aufträgen p_7 mit p_2 (Ähnlichkeit 0,87) getauscht in eine Substitution von 121 Aufträgen p_{22} mit p_2 (Ähnlichkeit 0,805).

Es werden also Substitute mit geringerer Ähnlichkeit eingeplant, allerdings für eine Produktvariante, für die bisher nur wenig Substitute eingeplant sind, sodass hier mit mehr Nachfrage gerechnet werden kann. In Summe wird damit das Risiko, Substitute nicht am Markt absetzen zu können, reduziert. In diesem spezifischen Beispiel ist das Substitut in beiden Fällen p_2 . Der Produktionsplan ändert sich im Vergleich zur Substitution mit SUB^{max} von 0,4 daher nicht.

6.4 Numerische Analyse II: Vergleichsstudie

Der nachfolgende Abschnitt vergleicht die Ergebnisse des Substitutionsmodells mit Kundengruppen-spezifischem Abwanderungsverhalten (Unterabschnitt 6.2.4), welches auf cpDist basiert, mit Substitutionsstrategien, die ohne Datenanalyse auskommen und daher schnell und einfach anzuwenden sind.

Betrachtet werden dafür

- die Hamming Distanz (wie z.B. Müller-von der Ohe (2015)),
- ein Absatzmengen-basierter Ansatz (wie z.B. Alfieri et al. (2020)), sowie
- ein Deckungsbeitrags-basierter Ansatz.

Verglichen wird die Substitutionsauswahl zum einen hinsichtlich der Ähnlichkeit zur Wunschkonfiguration (gemessen anhand cpDist) und zum anderen hinsichtlich des Deckungsbeitrages des Substituts.

Abbildung 6-7 stellt die ausgewählten Substitute des Substitutionsmodells mit Kundengruppen-spezifischem Abwanderungsverhalten aus der numerischen Analyse I nochmals übersichtlich dar. Die Abbildung zeigt die fünf Substitutionsfälle (vgl. Tabelle 6-20), welche hinsichtlich der Ähnlichkeit im Bereich zwischen 0,9 und 0,805 liegen. Der Deckungsbeitrag liegt zwischen 2.500€ und 6.250€. Die durchschnittliche Ähnlichkeit beträgt 0,872 und der durchschnittliche Deckungsbeitrag 3.405€ (siehe rote Linien). Die Anzahl der eingeplanten Substitute je Substitutionsfall lässt sich an den Histogrammen am oberen bzw. am rechten Rand ablesen.

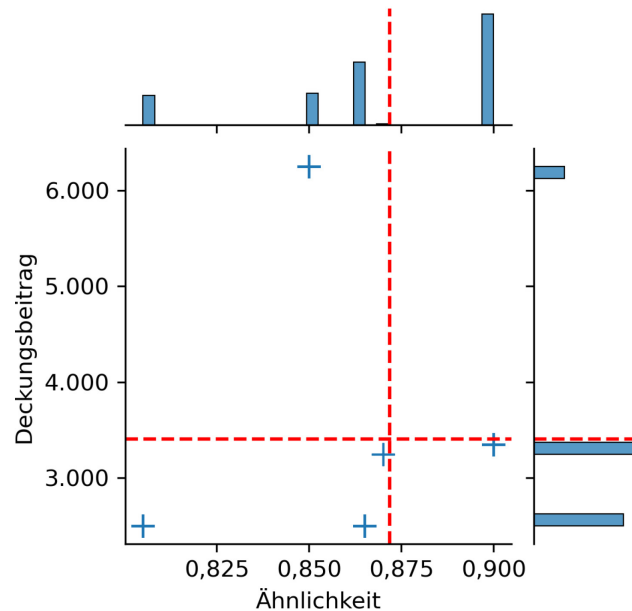


Abbildung 6-7: Eingeplante Substitute im Substitutionsmodell mit Kundengruppen-spezifischem Abwanderungsverhalten

6.4.1 Daten aus dem Berechnungsbeispiel

Die nachfolgende Analyse basiert auf dem numerischen Beispiel, welches in Unterabschnitt 6.3.1 eingeführt wurde (numerische Analyse I). Zur Optimierung wird das Modell aus 6.2.2 eingesetzt, wobei die Zielfunktionskoeffizientenmatrix für die unterschiedlichen Vergleichsansätze angepasst wird.

Ansatz mit Hamming Distanz

Die Hamming Distanz (siehe Unterabschnitt 5.1.3) wird, analog zur Vorgehensweise des in dieser Arbeit vorgestellten Ansatzes, dazu eingesetzt, die Menge der zulässigen Substitute zu begrenzen. Durch den scharfen Vergleich der Ausprägungen der einzelnen Produktmerkmale ist ein Einsatz der Hamming Distanz begrenzt auf die Festlegung, in wie vielen Merkmalen sich die Ausprägungen unterscheiden dürfen. Der Parameter $n_{max}^{Hamming}$ soll die maximal zulässige Anzahl von abweichenden Merkmalen darstellen.

Die Zielfunktionskoeffizientenmatrix (6-43) wird wie folgt angepasst:

$$TF_{ij}^{Hamming} = \begin{cases} DB_i, & i = j \\ 1 + 0,00001 DB_i, & \sum_{m=1}^d \delta_{Hamming}(x_{im}, x_{jm}) \leq n_{max}^{Hamming} \\ -1, & sonst \end{cases} \quad (6-44)$$

Für alle zulässigen Substitute (Anzahl abweichender Merkmale $\leq n_{max}^{Hamming}$) wird der Deckungsbeitrag um eine Größenordnung verringert (Multiplikation mit 0,00001), damit Substitution als nachrangiges Ziel nur dann genutzt wird, wenn die Ressourcen nicht ausreichen, um den prognostizierten Modell-Mix einzuhalten (Vorgehen analog Abschnitt 6.2.4). Zudem wird der Wert 1 addiert, um eine größere Anzahl an Substituten vorzuziehen (vgl. (6-43), Seite 164). Für nicht zulässige Substitute ((Hamming Distanz $> n_{max}^{Hamming}$) zeigt die Zielfunktionskoeffizientenmatrix den Wert -1. Der Zielfunktionswert wird maximiert.

Tabelle 6-21 zeigt alle zulässigen Substitute für den Ansatz mit Hamming Distanz. Der Parameter $n_{max}^{Hamming}$ wird für diese Analyse auf 1 gesetzt, um die Substitution auf sehr ähnliche Produktalternativen zu beschränken. Aufgrund dieser Beschränkung sowie aufgrund der Ressourcenbeschränkungen verbleiben nur sieben mögliche Substitutionsfälle.

Tabelle 6-21: Deckungsbeitrag zulässiger Substitute (Ansatz: Hamming Distanz)

Ressource	Überdeckung	Substitute	Bedarfsvariante	
			p_7	p_{22}
			Deckungsbeitrag	
r_{11}	377	p_1	2.100€	
		p_{16}		2.200€
r_{12}	455	p_4	2.650€	
		p_{19}		2.750€
r_{14}	129	p_{25}		6.250€
r_{15}	163	p_{13}	8.900€	
		p_{28}		9.500€

Für jede der noch freien Ressourcen wird jeweils das Substitut mit dem größten Deckungsbeitrag gewählt und die restliche verfügbare Menge eingeplant (siehe Tabelle 6-22). Diese Substitute haben eine durchschnittliche Ähnlichkeit von 0,695 und einen durchschnittlichen Deckungsbeitrag von 3.946€ (siehe Abbildung 6-8).

Tabelle 6-22: Substitutionsergebnis mit Hamming Distanz

Substitution	Menge	Ähnlichkeit	Deckungsbeitrag
$p_{22} \rightarrow p_{25}$	129	0,850	6.250€
$p_{22} \rightarrow p_{16}$	377	0,715	2.200€
$p_{22} \rightarrow p_{19}$	455	0,700	2.750€
$p_{22} \rightarrow p_{28}$	163	0,515	9.500€
	<u>1.124</u>		

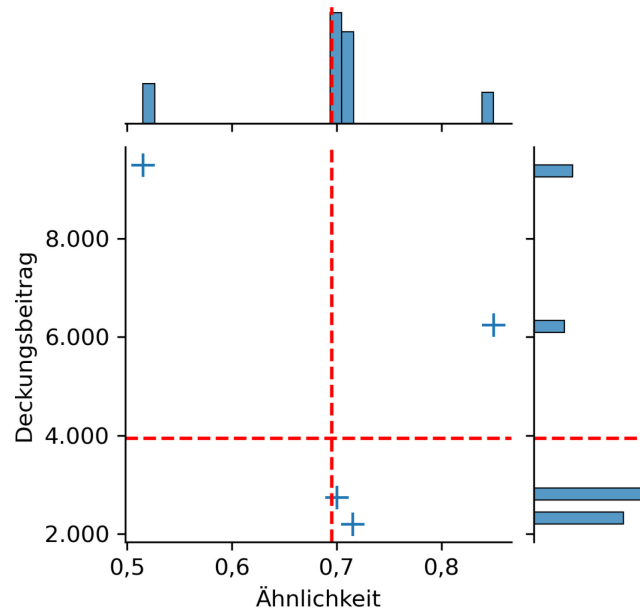


Abbildung 6-8: Eingeplante Substitute im Ansatz mit Hamming Distanz

Absatzmengen-basierter Ansatz

Der Absatzmengen-basierte Ansatz verfolgt das Ziel, Substitute anhand ihrer Bestellhäufigkeit in einem festgelegten Zeitraum der Vergangenheit auszuwählen (vgl. Alfieri et al. 2020). Je häufiger eine Produktvariante bestellt wurde, desto attraktiver ist sie als Substitut. Die abgesetzte Menge sei definiert als n_i^{Absatz} . Um den Wertebereich der Absatzmenge dem Deckungsbeitrag in der Zielfunktion unterzuordnen, wird die Absatzzahl auf den Bereich $[0,1]$ normiert:

$$\overline{n_i^{Absatz}} = \frac{n_i^{Absatz}}{\max_{j \in P} n_j^{Absatz}}$$

Auf diese Weise wird gewährleistet, dass Substitute nur ausgewählt werden, wenn der originäre Bedarf nicht erfüllt werden kann. Erneut wird der Wert 1 addiert, um eine größere Anzahl an Substituten vorzuziehen (vgl. (6-43), Seite 164). Der Zielfunktionswert wird maximiert.

$$TF_{ij}^{QTY} = \begin{cases} DB_i, & i = j \\ 1 + \overline{n_i^{Absatz}}, & sonst \end{cases} \quad (6-45)$$

Tabelle 6-23 zeigt die ausgewählten Substitute für das numerische Beispiel. Es werden erneut alle noch verfügbaren Ressourcen genutzt und somit 1.124 Substitute eingeplant. Die Auswahl der Substitute ist zum einen abhängig von dem Ressourcenbedarf der Substitute und der Verfügbarkeit der übrigen Ressourcen (Merkmale r_2 und r_3). Zum anderen richtet sie sich nach der Absatzmenge der Substitute (vergleiche Tabelle 6-25).

Tabelle 6-23: Substitutionsergebnis mit Absatzmengen-basiertem Ansatz

Substitution	Menge	Ähnlichkeit	Deckungsbeitrag
$p_7 \rightarrow p_5$	174	0,850	3.050 €
$p_7 \rightarrow p_{21}$	87	0,800	3.650 €
$p_{22} \rightarrow p_1$	377	0,685	2.100 €
$p_{22} \rightarrow p_5$	123	0,760	3.050 €
$p_{22} \rightarrow p_{21}$	71	0,890	3.650 €
$p_{22} \rightarrow p_{27}$	129	0,700	7.150 €
$p_{22} \rightarrow p_{30}$	163	0,455	10.200 €
	1.124		

Im Absatzmengen-basierten Ansatz haben die Substitute eine durchschnittliche Ähnlichkeit von 0,709 und einen durchschnittlichen Deckungsbeitrag von 4.323€ (siehe Abbildung 6-9).

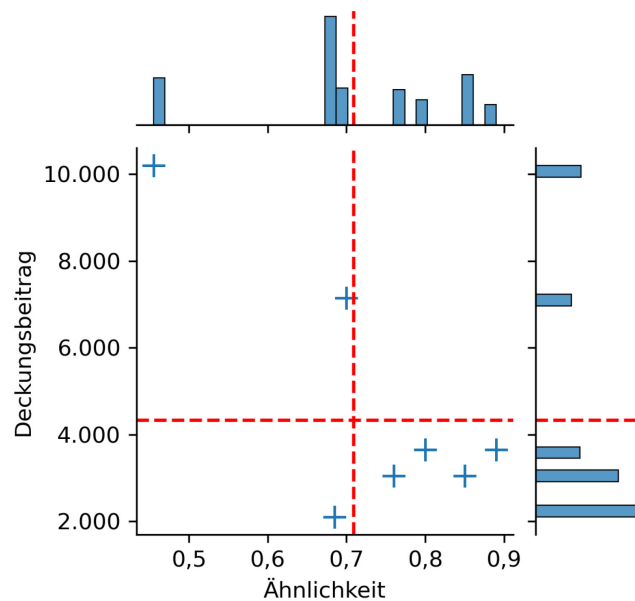


Abbildung 6-9: Eingeplante Substitute im Absatzmengen-basierten Ansatz

Deckungsbeitrag-basierter Ansatz

In diesem Ansatz werden die Substitute anhand des Deckungsbeitrags ausgewählt. Dieser wird in der Zielfunktionskoeffizientenmatrix erneut für alle Substitute um eine Größenordnung verkleinert. Zudem wird, wie bisher, der Wert 1 addiert. Der Zielfunktionswert wird maximiert.

$$TF_{ij}^{DB} = \begin{cases} DB_i, & i = j \\ 1 + 0,00001 DB_i, & sonst \end{cases} \quad (6-46)$$

Tabelle 6-24 zeigt die ausgewählten Substitute für das numerische Beispiel. Es werden erneut alle noch verfügbaren Ressourcen genutzt und somit 1.124 Substitute eingeplant. Neben der Ressourcenverfügbarkeit richtet sich die Substitut-Auswahl nach dem Deckungsbeitrag der Substitute (vergleiche Tabelle 6-25).

Tabelle 6-24: Substitutionsergebnis mit Deckungsbeitrag-basiertem Ansatz

Substitution	Menge	Ähnlichkeit	Deckungsbeitrag
$p_7 \rightarrow p_{17}$	56	0,765	2.700 €
$p_7 \rightarrow p_{27}$	129	0,550	7.150 €
$p_7 \rightarrow p_{28}$	32	0,325	9.500 €
$p_7 \rightarrow p_{29}$	131	0,325	9.900 €
$p_{22} \rightarrow p_{18}$	321	0,865	3.100 €
$p_{22} \rightarrow p_{20}$	455	0,790	3.250 €
	1.124		

Im Deckungsbeitrag-basierten Ansatz haben die Substitute eine durchschnittliche Ähnlichkeit von 0,715 und einen durchschnittlichen Deckungsbeitrag von 4.580€ (siehe Abbildung 6-10).

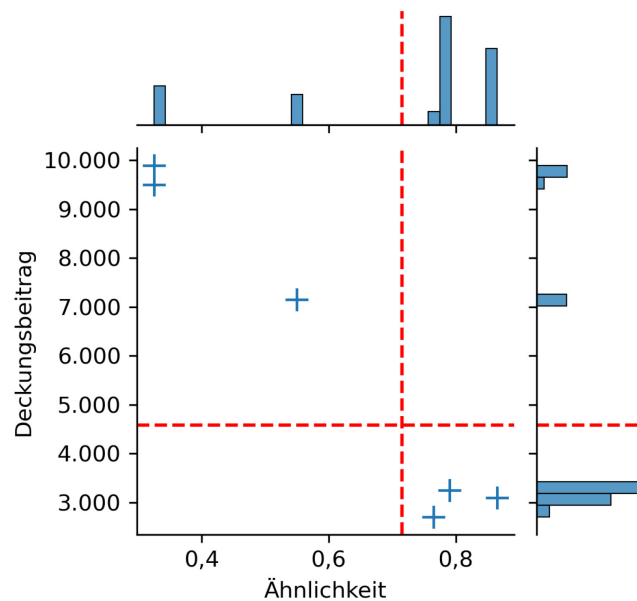


Abbildung 6-10: Eingeplante Substitute im Deckungsbeitrag-basierten Ansatz

Zusammenfassung

In der Auswahl der Substitute zeigen sich die unterschiedlichen Zielsetzungen der Ansätze deutlich. Tabelle 6-25 zeigt die Ähnlichkeit, den Deckungsbeitrag und die Absatzmenge aller mögli-

chen Substitute sowie die ausgewählten Substitute der jeweiligen Ansätze⁸³. Die unterschiedlichen Ansätze führen in den meisten Fällen zu einer abweichenden Substituts-Auswahl. Zu beachten ist, dass nicht immer das beste Substitut ausgewählt wird, da neben dem Merkmal r_1 auch die Verfügbarkeit der Ressourcen der Merkmale r_2 und r_3 berücksichtigt werden müssen.

Tabelle 6-25: Ähnlichkeit, Deckungsbeitrag und Absatzmenge der Substitute

Alternative Ressource für r_{13}	Substitute	Ähnlichkeit		Deckungs- beitrag	Absatzmenge
		Bedarfsvariante p_7	p_{22}		
r_{11}	p_1	0,825	0,685	2.100 €	***12.595
	p_2	0,865*	0,805	2.500 €	11.904
	p_3	0,875	0,855	2.800 €	10.929
	p_{16}	0,785	0,715	2.200 €	2.502
	p_{17}	0,765	0,695	**2.700 €	5.619
	p_{18}	0,865	0,865	**3.100 €	8.812
r_{12}	p_4	0,700	0,810	2.650 €	12.514
	p_5	0,850	0,760	3.050 €	***14.341
	p_6	0,870	0,900*	3.350 €	12.128
	p_{19}	0,760	0,700	2.750 €	10.513
	p_{20}	0,870*	0,790	**3.250 €	12.870
	p_{21}	0,800	0,890	3.650 €	***15.060
r_{14}	p_{10}	0,700	0,710	6.150 €	5.397
	p_{11}	0,610	0,760	6.550 €	6.626
	p_{12}	0,750	0,760	6.850 €	7.404
	p_{25}	0,720	0,850*	6.250 €	7.508
	p_{26}	0,780	0,790	6.750 €	9.350
	p_{27}	0,550	0,700	**7.150 €	***11.964
r_{15}	p_{13}	0,565*	0,535	8.900 €	970
	p_{14}	0,385	0,475	9.300 €	794
	p_{15}	0,335	0,525	9.500 €	567
	p_{28}	0,325	0,515	**9.500 €	2.100
	p_{29}	0,325	0,365	**9.900 €	3.241
	p_{30}	0,405	0,455	10.200 €	***5.968

* Ausgewähltes Substitut bei Substitutionsmodell mit unbegrenzter Substitution (siehe Tabelle 6-17)

** Ausgewähltes Substitut bei Deckungsbeitrag-basiertem Ansatz (siehe Tabelle 6-24)

*** Ausgewähltes Substitut bei Absatzmengen-basiertem Ansatz (siehe Tabelle 6-23)

Bezüglich der Ähnlichkeit der gewählten Substitute zeigt Abbildung 6-11, dass alle Vergleichsansätze auch Substitute mit geringer Ähnlichkeit auswählen. Dies ist das erwartbare und beabsichtigte Ergebnis, denn lediglich das Substitutionsmodell mit Kundengruppen-spezifischem Abwanderungsverhalten, welches auf cpDist basiert, ermöglicht eine Quantifizierung der Ähnlichkeit und somit eine Begrenzung der Substitution auf Produktalternativen mit hoher Ähnlichkeit. Hier sind explizit nur Substitute mit einer Ähnlichkeit $\geq 0,8$ zugelassen. Aufgrund dieser Begrenzung

⁸³ Für einen Vergleich des Hamming-Ansatzes (bzw. Anzahl abweichender Merkmale) mit cpDist siehe Unterabschnitt 6.4.2 Seite 191.

können nur 961 Substitute eingeplant werden. In allen übrigen Ansätzen werden die verbleibenden Ressourcen des Merkmals r_1 vollständig genutzt und 1.124 Substitute eingeplant (siehe Tabelle 6-26). Daher fällt die Summe der Deckungsbeiträge aller Substitute beim Modell mit Kundengruppen-spezifischem Abwanderungsverhalt deutlich geringer aus.

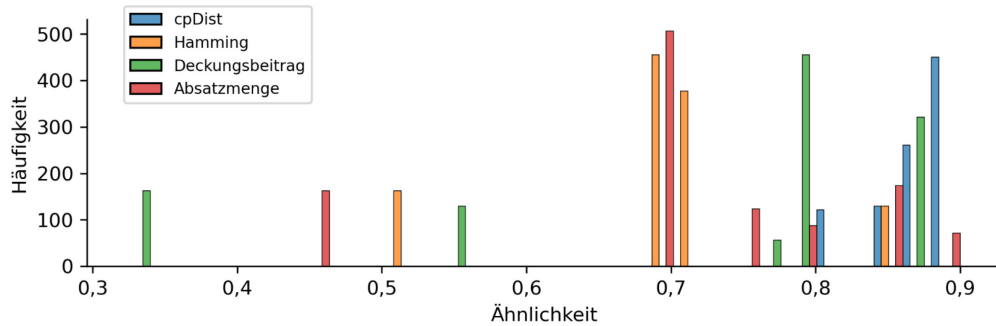


Abbildung 6-11: Häufigkeitsverteilung der Substitute nach Ähnlichkeit

Die geringere Deckungsbeitragssumme ist neben der geringeren Anzahl an eingeplanten Substituten auch durch einen geringeren durchschnittlichen Deckungsbeitrag je Substitut begründet. Im Gegenzug dazu erreicht der Ansatz mit cpDist eine deutlich höhere mittlere Ähnlichkeit der Substitute (siehe Abbildung 6-12). Somit werden weniger Substitute mit hohem Deckungsbeitrag, dafür aber Substitute mit einer höheren Marktattraktivität und damit einer höheren Absatzwahrscheinlichkeit eingeplant. Die Vergleichsansätze erzielen zwar einen höheren Deckungsbeitrag, planen aber ggf. Produktkonfigurationen ein, die für die entsprechenden Kundengruppen kaum als Substitut in Frage kommen. Das Substitutionsmodell mit Kundengruppen-spezifischem Abwanderungsverhalt erreicht dagegen das Ziel, das Absatzrisiko durch die Einplanung von Substituten zu verringern.

Tabelle 6-26: Vergleich der Substitutionsergebnisse

Ansatz	Anzahl Substitute	Deckungsbeitrag		Ähnlichkeit
		Summe	Mittelwert	Mittelwert
cpDist	961	3.272.500€	3.405€	0,872
Hamming	1.124	4.435.400€	3.946€	0,695
Absatzmenge	1.124	4.859.200€	4.323€	0,709
Deckungsbeitrag	1.124	5.148.300€	4.580€	0,715

Die hier gezeigten Ergebnisse sind offensichtlich vom Datensatz abhängig. Maßgeblich ist, welche Produktvarianten von einem Engpass betroffen sind und für welche Alternativen noch ausreichend Ressourcen zur Verfügung stehen. Betrachtet man bspw. ein Szenario mit einem Engpass bei einer Produktvariante mit sehr hochwertiger Ausstattung, so wird diese Variante meist einen hohen Deckungsbeitrag aufweisen⁸⁴. Kunden, deren Wunschkonfiguration sehr hoch ausgestattet ist, bevorzugen Alternativen, die ebenfalls hoch ausgestattet sind (vgl. Unterabschnitt 5.1.2). Dies wird vom Distanzmaß cpDist abgebildet, indem hoch ausgestattete Substitute eine

⁸⁴ Eine positive Korrelation zwischen Preis und Deckungsbeitrag entspricht der Praxiserfahrung des Autors und lässt sich auch in der Betrachtung der EBIT-Margen in folgender Pressemitteilung finden: Center of Automotive Management (CAM) 21.03.2025.

hohe Ähnlichkeit untereinander aufweisen. Gleichzeitig liefern hoch ausgestattete Substitute sehr wahrscheinlich ebenfalls einen hohen Deckungsbeitrag. Die Auswahl der Substitute beim Substitutionsmodell mit cpDist und beim Deckungsbeitrag-basierten Ansatz dürften daher sehr nah beieinander liegen. Anders verhält es sich, wenn der Engpass eine Produktvariante mit geringer Ausstattung betrifft. Es ist zu erwarten, dass dort Alternativen mit einer hohen Ähnlichkeit ebenfalls nicht sehr hoch ausgestattet sind. Ein Deckungsbeitrag-basierter Ansatz würde in dieser Situation Substitute wählen, welche für die entsprechende Kundengruppe wenig attraktiv sind. Hier wird der Vorteil des Distanz-basierten Ansatzes auf Basis von cpDist deutlich.

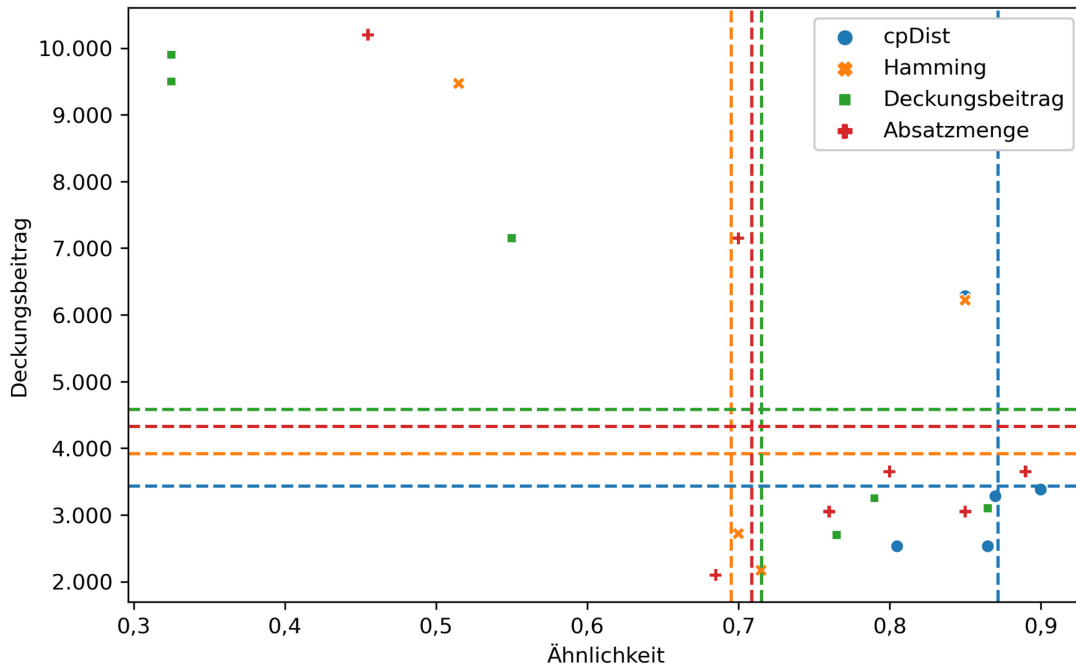


Abbildung 6-12: Vergleich der Substituts-Auswahl

Um die Ergebnisse der unterschiedlichen Ansätze noch detaillierter zu beleuchten, werden im nachfolgenden Abschnitt verschiedene Szenarien auf Basis von Industriedaten untersucht.

6.4.2 Industriedaten

Für den zweiten Teil der numerischen Vergleichsstudie werden Daten aus der Automobilindustrie herangezogen. Ziel dieses Abschnittes ist es, die unterschiedlichen Ansätze (siehe vorangehender Abschnitt) in Bezug auf die Auswahl der Substitute noch detaillierter und anhand eines Echtdatenbeispiels zu vergleichen. Dies dient zur Verdeutlichung der Unterschiede und zur Evaluierung des Mehrwerts einer Verwendung von cpDist im Vergleich zu den herkömmlichen Ansätzen.

Die Analyse wird wie folgt aufgebaut:

Datensätze

Es werden drei Datensätze betrachtet, welche jeweils sämtliche an Kunden ausgelieferte Produktkonfigurationen und deren Absatzmenge für ein Fahrzeugmodell umfassen. Der Datensatz

G bezieht sich auf einen PKW aus der Mittelklasse, Datensatz H auf einen Kleinwagen und Datensatz I auf einen höherwertigen SUV. Tabelle 6-27 zeigt die berücksichtigten Konfigurationsmerkmale sowie die Anzahl der möglichen Konfigurationen. Nicht alle theoretisch kombinierbaren Produktkonfigurationen sind tatsächlich wählbar. Alle in den historischen Auftragsdaten vorhandenen Produktkonfigurationen werden berücksichtigt. Jeder Datensatz beinhaltet drei ordinale Merkmale. Die Daten wurden jeweils für einen fixen Zeitraum und einen homogenen Absatzmarkt erhoben. Die Deckungsbeiträge wurden aus Gründen der Geheimhaltung auf das Intervall $[0, 100]$ skaliert⁸⁵. Für jede Kombination von Produktkonfigurationen wird die Distanz anhand cpDist berechnet und in einer Distanzmatrix dem Optimierungsmodell bereitgestellt.

Tabelle 6-27: Datensätze zur numerischen Analyse II

Datensätze	Anzahl Aufträge	Anzahl mögl. Konfigurationen	Anzahl Konfigurationsmerkmale (jeweils Anzahl Merkmalsausprägungen)
Datensatz G	102.091	967	10 (13, 11, 3, 3, 7, 10, 4, 3, 2, 5)
Datensatz H	105.646	601	10 (7, 5, 3, 3, 6, 7, 3, 3, 2, 5)
Datensatz I	46.758	1.907	9 (9, 10, 6, 4, 6, 8, 3, 3, 3)

Optimierungsmodell

Für die Optimierung des Produktionsprogramms werden die historischen Auslieferungsdaten als prognostizierte Nachfrage betrachtet. Anschließend wird ein Engpass in der Ressourcenverfügbarkeit modelliert. Dazu wird für eine Periode im Betrachtungszeitraum die Verfügbarkeit einer Ressource für eine Ausprägung eines Produktmerkmals auf 0 gesetzt. Als ordinale Merkmal mit einer hohen Anzahl an Ausprägungen eignet sich die Motorleistung für die Analyse. Es wird daher nach und nach jede Ausprägung der Motorleistung als Engpass-Ressource definiert und deren Kapazität in einer Periode auf 0 gesetzt. Alle übrigen Ressourcen sind ausreichend verfügbar, sodass die Auswahl der Substitute nicht durch Kapazitätsgrenzen eingeschränkt ist. Anschließend werden für jeden Ressourcenengpass vier Optimierungsläufe gerechnet, die die Substitution für cpDist und die drei Vergleichsansätze berechnet.

Um den Fokus auf das Substitutionsergebnis zu legen, bleiben alle anderen Handlungsoptionen unberücksichtigt. Die Handlungsfelder Rückstand, Lagerung von Endprodukten, Inventarisierung von Zulieferteilen und Kapazitätserweiterungen wurden bereits in der numerischen Analyse I detailliert beschrieben. Die genannten Handlungsfelder sind unabhängig vom Substitutions-Ansatz und würden für cpDist und die drei Vergleichsansätze dieselben Ergebnisse liefern. Die Analyse begrenzt sich auf die Substitutionsergebnisse, da diese vom eingesetzten Distanzmaß abhängig sind.

Ein Ausschluss der oben genannten Handlungsoptionen wird wie folgt umgesetzt: Eine Vorproduktion und Lagerung von Endprodukten („banking“) wird ausgeschlossen, indem der Faktor $BAN^{max} = 0$ gesetzt wird. Ein Ausbau der Kapazitäten ist nicht möglich, d.h. es stehen keine Zusatz-Stufen zur Verfügung. Die Inventarisierung wird unterbunden, indem der Faktor $INV_r^{max} = 0$ gesetzt wird für alle $r \in R$. Durch einen Faktor $C^{bo} > 1$ ist die Option, Bedarf in

⁸⁵ Für die Berechnung der skalierten Deckungsbeiträge wurden diese durch den größten Deckungsbeitrag aller Produktkonfigurationen geteilt und anschließend mit 100 multipliziert.

späteren Perioden zu bedienen („back orders“), unwirtschaftlich. Es entstünden für jede Periode, die ein Auftrag aufgeschoben wird, Kosten, die den Deckungsbeitrag übersteigen.

Ergebnisse

Die Ergebnisse sind in Abbildung 6-13 (Datensatz G), Abbildung 6-15 (Datensatz H) und Abbildung 6-16 (Datensatz I) dargestellt. Jeder Datenpunkt zeigt die mittlere Ähnlichkeit bzw. den mittleren Deckungsbeitrag aller eingeplanten Substitute für jeweils einen Optimierungslauf mit einem Engpass und einem Substitutions-Ansatz. Im Datensatz G bspw. erreichen die eingeplanten Substitute bei einem Engpass bei 63kW Motorleistung und der Optimierung nach cpDist einen mittleren Deckungsbeitrag von ca. 40 (Abbildung 6-13). Im Deckungsbeitrags-basierten Ansatz liegt der mittlere Deckungsbeitrag dagegen bei 100. Ein fehlender Datenpunkt bedeutet, dass keine Substitute eingeplant werden konnten. Dies ist bei cpDist der Fall, wenn keine alternative Produktkonfiguration die Mindestähnlichkeit erfüllt. Beim Hamming Ansatz kann kein Substitut eingeplant werden, wenn es keine alternative Produktkonfiguration gibt, die in nur einem Merkmal abweicht⁸⁶.

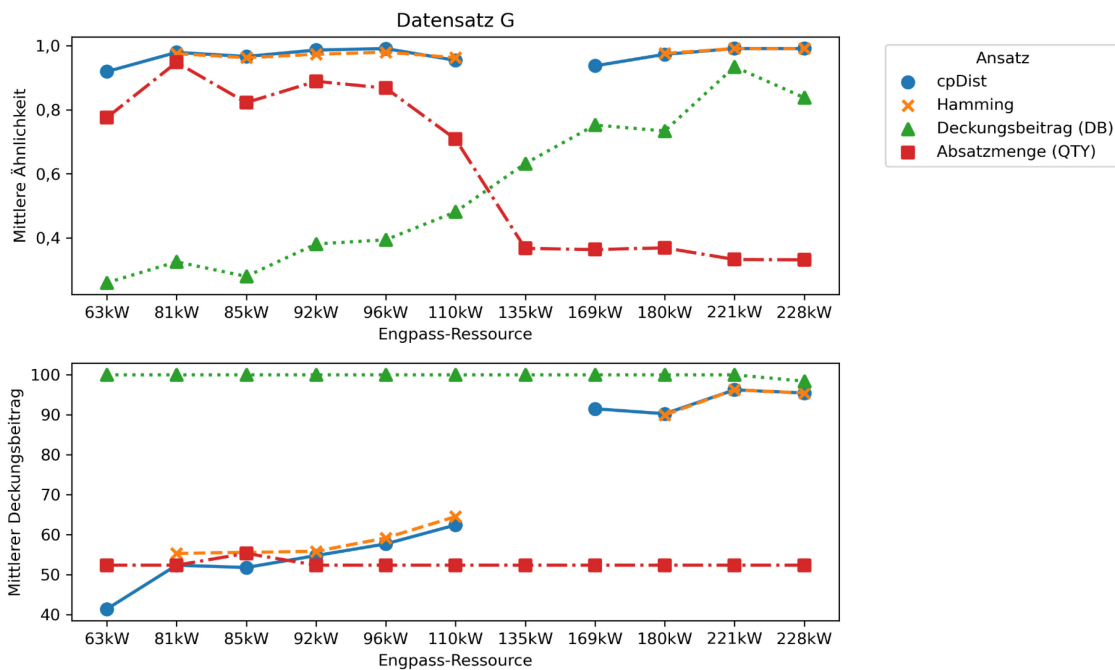


Abbildung 6-13: Ähnlichkeit und Deckungsbeitrag der Substitute (Datensatz G)

Vergleich von cpDist mit dem Deckungsbeitrags-basierten Ansatz (DB)

In allen Datensätzen erreicht der Ansatz DB meist den maximal möglichen Deckungsbeitrag. Dieser fällt erst bei der höchsten Ausprägung etwas ab, da hier die Varianten mit den höchsten Deckungsbeiträgen selbst vom Engpass betroffen sind. Die Ähnlichkeit ist dagegen bei den geringerwertigen Merkmalsausprägungen sehr gering (die geringste mittlere Ähnlichkeit im Vergleich aller Ansätze), steigt dann aber entlang der ordinalen Skala an. Sie bleibt jedoch stets

⁸⁶ Wie bisher wird $n_{max}^{Hamming} = 1$ gesetzt.

deutlich unterhalb der mittleren Ähnlichkeit bei cpDist. Letztere ist für alle Datensätze durchgehend auf einem hohen Niveau. Der mittlere Deckungsbeitrag bei cpDist verläuft erwartungsgemäß ansteigend, ausgehend von einem geringen Niveau (der geringste mittlere Deckungsbeitrag aller Ansätze bei der ersten Ausprägung). Beim Datensatz G erreicht cpDist annähernd das Niveau von DB. Bei den anderen Datensätzen liegt der mittlere Deckungsbeitrag auch bei den hochwertigen Ausprägungen der Motorleistung deutlich unterhalb der Ergebnisse mit DB.

Auch die Ergebnisse der numerischen Analyse mit Industriedaten bestätigen damit, dass sich die Ansätze DB und cpDist gemäß ihrer Zielstellung verhalten: Der Ansatz DB wählt durchgehend Substitute mit einem hohen Deckungsbeitrag, welche bei Engpässen in geringwertigen Merkmalsausprägungen eine geringe Ähnlichkeit aufweisen. Mit steigender Wertigkeit der Engpass-Ressource steigt die Ähnlichkeit der ausgewählten Substitute an. Die Ergebnisse mit cpDist verhalten sich umgekehrt: Es werden stets Substitute mit einer hohen Ähnlichkeit gewählt. Bei Engpässen in geringwertigen Merkmalsausprägungen führt dies zu niedrigen Deckungsbeiträgen. Mit steigender Wertigkeit der Engpass-Ressource steigt der mittlere Deckungsbeitrag der ausgewählten Substitute an.

Dieses Verhalten ist durch die Korrelation zwischen der Distanz und der Abweichung des Deckungsbeitrags zweier Produktkonfigurationen begründet. Konfigurationen, die eine geringe Distanz zueinander aufweisen, weichen auch bezüglich des Deckungsbeitrags gering voneinander ab. Abbildung 6-14 zeigt die Distanz nach cpDist sowie die absolute Abweichung des Deckungsbeitrags für jede Kombination von Produktkonfigurationen in den drei Datensätzen. Hieraus lässt sich eine solche Tendenz grundsätzlich ableiten. Am schwächsten fällt sie im Datensatz I aus, mit einem ρ (Korrelationskoeffizient nach Bravais-Pearson) von 0,56.

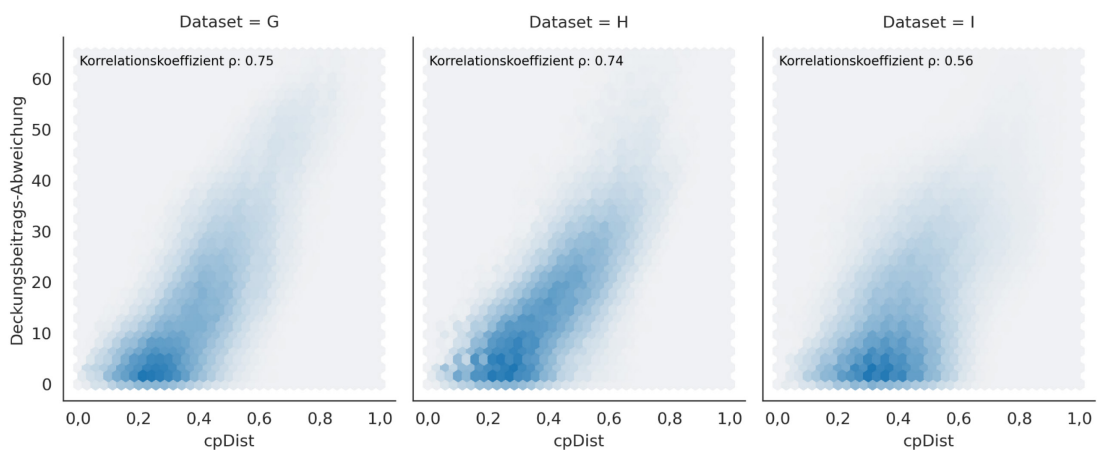


Abbildung 6-14: Distanz und Abweichung im Deckungsbeitrag aller Substitutionsoptionen

Die Ansätze DB und cpDist unterscheiden sich somit stark bei Engpässen in geringwertigen Merkmalsausprägungen, während die Unterschiede bei hochwertigen Ausstattungen geringer ausfallen. Während der Ansatz DB bei Engpässen in hochwertigen Merkmalsausprägungen noch einigermaßen ähnliche Substitute wählt, so werden bei Engpässen bei geringwertigen Ausprägungen ebenfalls sehr hochwertige Substitute gewählt, welche kaum Ähnlichkeit haben. Dies widerspricht allerdings dem erwartbaren Substitutionsverhalten der Kunden (vgl. Kapitel 5.1.1). Der

Ansatz mit cpDist vermeidet hier wie gewünscht hohe Absatzrisiken und plant auch für geringwertige Produktkonfigurationen realistische Substitute. Die Ergebnisse zeigen die Eignung des Optimierungsmodells mit cpDist.

Absatzmengen-basierter Ansatz (QTY)

Der Ansatz QTY wählt Substitute weder anhand der Ähnlichkeit noch anhand des Deckungsbeitrags aus. Die Orientierung an der Absatzmenge lässt sich im Datensatz G gut erkennen: Die in den historischen Auftragsdaten am häufigsten gewählte und damit von QTY stets bevorzugte Produktkonfiguration ist eine Konfiguration mit einer Motorleistung von 85kW. Die geringste Distanz zu 85kW hat die Ausprägung 81kW, gefolgt von 92kW. Bei einem Engpass in den Ausprägungen 81kW oder 92kW weist das Substitut mit 85kW somit eine sehr hohe Ähnlichkeit auf. Im Falle der Engpass-Ressource 81kW ist die Ähnlichkeit daher nah am Niveau von cpDist. Dies ist jedoch insofern „zufällig“, als das hier der Engpass zu dem ausgewählten Substitut passt, und nicht umgekehrt. Die Variante mit 85kW wird aufgrund ihrer Bestellhäufigkeit und unabhängig von ihrer Ähnlichkeit gewählt. Hinzu kommt, dass die Ähnlichkeit auch von den Ausprägungen der übrigen Merkmale abhängig ist. Hier kann es zufällig eine hohe, oder nur eine geringe Übereinstimmung mit der am häufigsten bestellten Konfiguration geben. Die Ergebnisse von QTY im Datensatz G zeigen neben der hohen Ähnlichkeit bei 81kW und 92kW, dass die Ähnlichkeit sinkt, je weiter die Engpass-Ressource auf der Ordinalskala von 85kW entfernt liegt. Bezogen auf die Ähnlichkeit passen die weiter entfernten Engpass-Ressourcen weniger gut zum stets ausgewählten Substitut mit 85kW.

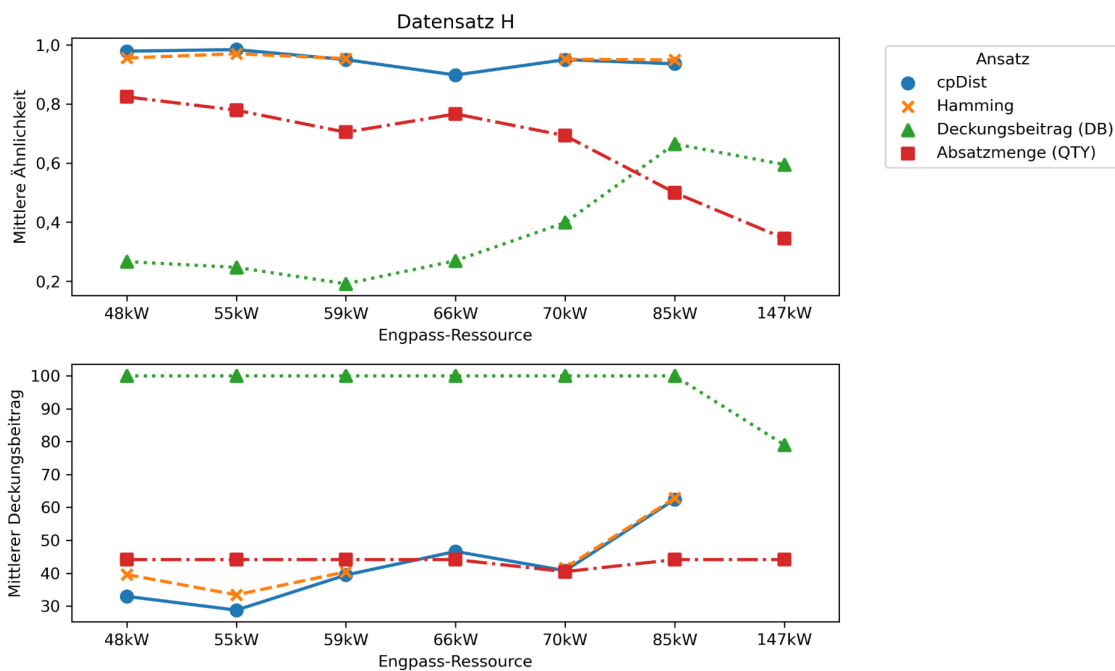


Abbildung 6-15: Ähnlichkeit und Deckungsbeitrag der Substitute (Datensatz H)

Zusammenfassend zeigen die Ergebnisse, dass beim Ansatz QTY Substitute mit einer geringeren mittleren Ähnlichkeit eingeplant werden als bei cpDist oder Hamming. Bzgl. des mittleren Deckungsbeitrags erreicht QTY bei den geringerwertigen Ausprägungen der Motorleistung ähnliche bis leicht bessere Werte als cpDist und Hamming. Bei Ausprägungen in der zweiten Hälfte

der Ordinalskala der Motorleistung weist QTY jedoch sowohl bezüglich der Ähnlichkeit als auch bezüglich des Deckungsbeitrags das schlechteste Ergebnis der vier Ansätze auf (besonders deutlich in den Datensätzen G und I).

Der Absatzmengen-orientierte Ansatz ist somit den anderen Substitutionsstrategien unterlegen. Es kann zwar vorkommen, dass ein ausgewähltes Substitut „zufällig“ gleichzeitig eine große Absatzmenge und einen hohen Deckungsbeitrag bzw. eine hohe Ähnlichkeit aufweist. In solchen Fällen würde QTY beim mittleren Deckungsbeitrag dem Ansatz DB bzw. bei der mittleren Ähnlichkeit dem Ansatz mit cpDist nahekommen. Betrachtet man viele verschiedene Substitutions-Situationen, dürfte QTY allerdings deutlich schlechter abschneiden als cpDist (bezogen auf die mittlere Ähnlichkeit) bzw. als DB (bezogen auf den mittleren Deckungsbeitrag).

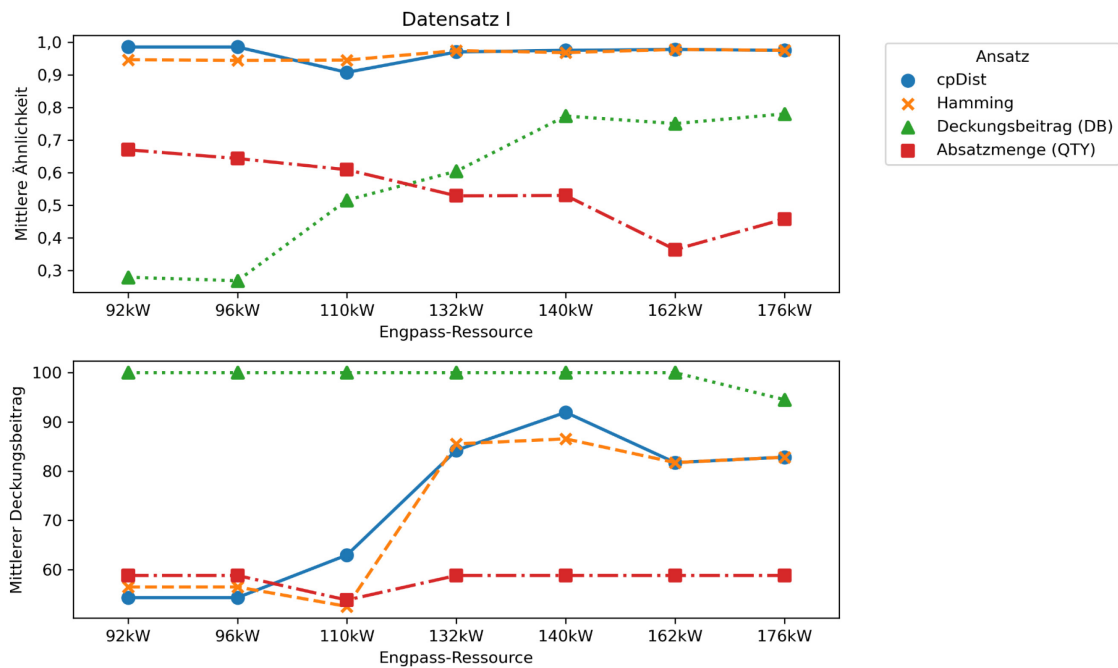


Abbildung 6-16: Ähnlichkeit und Deckungsbeitrag der Substitute (Datensatz I)

Ansatz mit Hamming Distanz

Der Ansatz mit Hamming Distanz schränkt die zulässigen Substitute auf diejenigen Produktkonfigurationen ein, die in nur einem Merkmal abweichen. Aus dieser Menge werden Substitute anhand ihres Deckungsbeitrags gewählt. Die Substitutionsergebnisse sollten daher zwischen dem Distanz-orientierten cpDist und dem Deckungsbeitrags-orientierten Ansatz DB liegen: Da sich bei DB die Konfiguration in allen Merkmalen unterscheiden darf, ist hier der Spielraum, Alternativen mit hohem Deckungsbeitrag zu wählen, viel größer. Dementsprechend sollte der mittlere Deckungsbeitrag bei Anwendung des Hamming Ansatzes geringer ausfallen als bei DB. Bzgl. der Ähnlichkeit sollte cpDist höhere Werte erzielen als der Hamming Ansatz. Im Hamming Ansatz darf mit $n_{max}^{Hamming} = 1$ zwar nur ein Merkmal abweichen. Bzgl. dieses einen Merkmals darf jedoch auch die alternative Ausprägung mit der größten Distanz gewählt werden.

Die Ergebnisse zeigen, dass der Ansatz mit Hamming Distanz bei allen Datensätzen sehr nah an cpDist liegt. Abbildung 6-17 zeigt den Unterschied bzgl. der Ähnlichkeit noch detaillierter auf.

Der Unterschied fällt geringer aus als erwartet. Dies ist ein Hinweis darauf, dass die Einschränkung auf maximal ein abweichendes Merkmal beim Hamming Ansatz die Auswahl der Substitute in den vorliegenden Datensätzen stark einschränkt. Theoretisch könnte im Hamming Ansatz auch für eine geringwertige Engpass-Ressourcen eine sehr hochwertige und damit stark unterschiedliche Alternative gewählt werden. Da die Substitute aber in allen anderen Merkmalen gleich sein müssen, stehen solche Konfigurationen offensichtlich in den Industrie-Datensätzen nicht zur Verfügung. Im Datensatz I bedeutet dies beispielsweise, dass ein Substituieren der Motorleistung von 92kW mit 176kW bei gleichzeitiger Beibehaltung aller übrigen Merkmalsausprägungen zu einer Produktkonfiguration führt, die nicht zulässig ist. Diese Konfiguration kann entweder durch technische oder vermarktungsstrategische Vorgaben ungültig sein, oder sie wurde in dem zur Distanzbildung herangezogenen Zeitraum von keinem Kunden gewählt. Produktvarianten mit 176kW, die einen hohen Deckungsbeitrag aufweisen, können daher nicht als Substitut für eine Variante mit 92kW ausgewählt werden, wenn $n_{max}^{Hamming} = 1$. Eine solche Substitution wäre auch sehr unrealistisch. Der Vorteil des Ansatzes mit cpDist ist es, genau solche unrealistischen Substitutionen durch die Distanzbetrachtung auszuschließen und damit das Absatzrisiko zu reduzieren. Dieser Vorteil wird hier im Vergleich jedoch nur abgeschwächt sichtbar, da der theoretische Nachteil des Ansatzes mit Hamming Distanz, solche Substitutionsfälle zuzulassen, nicht zum Tragen kommt, da entsprechende Konfigurationen in den Datensätzen, wie oben dargestellt, ungültig sind.

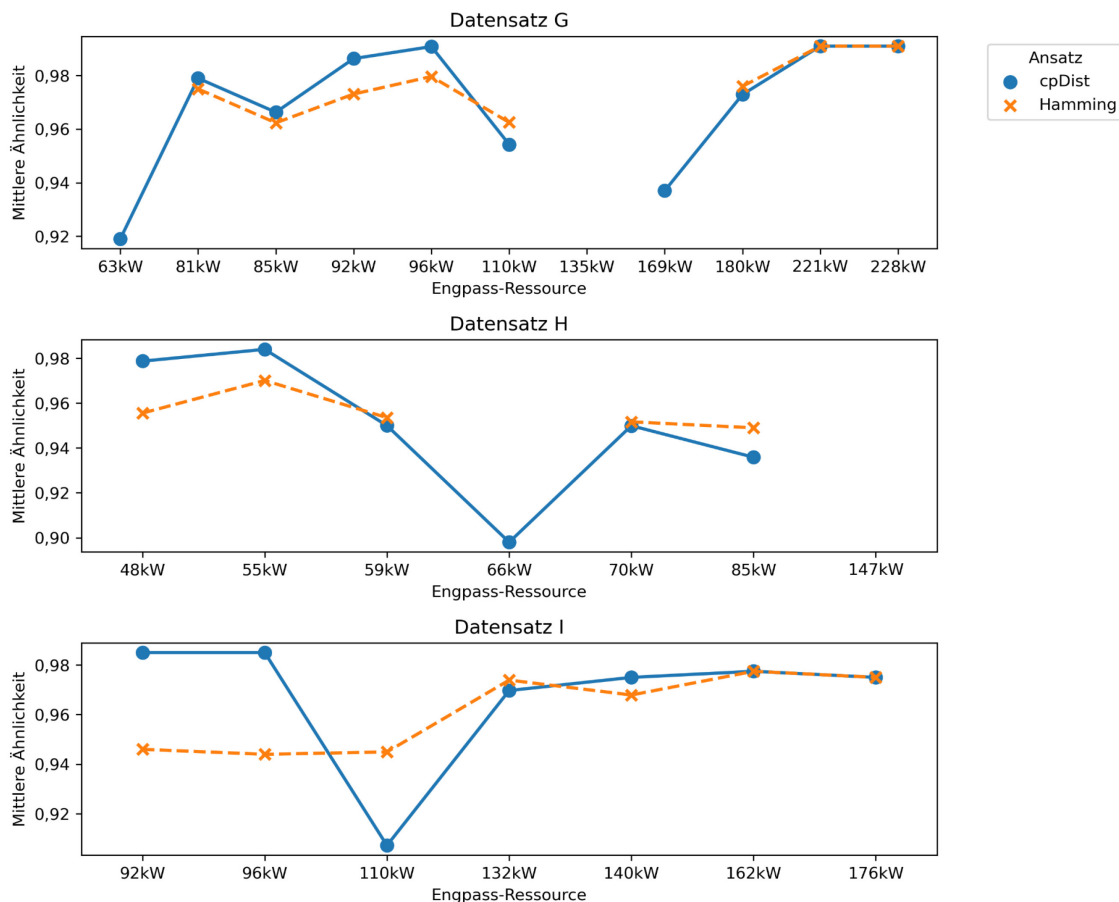


Abbildung 6-17: Vergleich der mittleren Ähnlichkeit bei cpDist und Hamming Distanz

Abbildung 6-17 zeigt weiter, dass der Ansatz Hamming in einigen Fällen eine höhere mittlere Ähnlichkeit erreicht als cpDist. Zudem zeigt sich in zwei Fällen, dass der Ansatz mit cpDist einen besseren mittleren Deckungsbeitrag erreicht (siehe Abbildung 6-16, Engpass-Ressourcen 110kW und 140kW). Dies sind jedoch Ausnahmefälle, die die grundsätzliche Aussagekraft der Ergebnisse nicht beeinträchtigen und durch die Datenkonfiguration erklärbar sind⁸⁷.

Des Weiteren zeigt sich, dass beim Ansatz mit Hamming Distanz häufiger (fünf Fälle) keine zulässigen Substitute gefunden werden als beim Ansatz mit cpDist (zwei Fälle). In den Fällen, wo cpDist eine Substitution einplanen kann, kann eine hohe mittlere Ähnlichkeit der Substitute erreicht werden. Das bedeutet, dass die Distanz nach cpDist mit steigender Anzahl an unterschiedlichen Merkmalen nicht zwangsläufig auch steigt. Abbildung 6-18 zeigt die Verteilung von cpDist in Abhängigkeit der Anzahl der abweichenden Merkmale für den Datensatz G. Hier wird deutlich, dass auch Substitute mit mehreren unterschiedlichen Merkmalen eine geringe Distanz nach cpDist aufweisen. Beispielsweise gibt es Substitute, die mit vier abweichenden Merkmalen eine geringere cpDist aufweisen als andere Substitute mit zwei abweichenden Merkmalen. Dies ist insofern nachvollziehbar, als dass die Summe der Distanzen einer größeren Anzahl geringfügig abweichender Merkmale kleiner sein kann als die Summe der Distanzen einer kleineren Anzahl stark abweichender Merkmale.

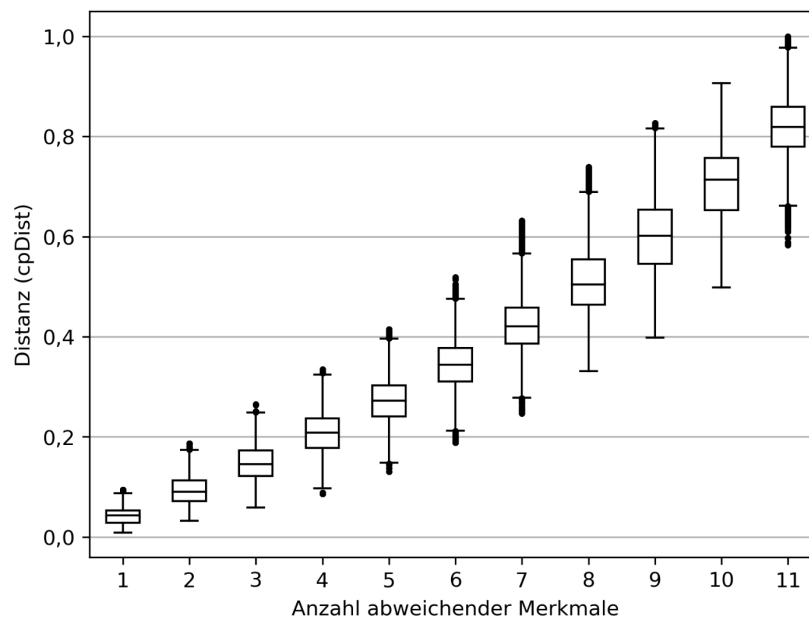


Abbildung 6-18: Verteilung der cpDist in Abhängigkeit der Anzahl abweichender Merkmale

⁸⁷ Eine höhere Ähnlichkeit beim Hamming Ansatz im Vergleich zu cpDist liegt im Optimierungsmodell mit cpDist begründet. Dieses berücksichtigt das Kundengruppen-spezifische Abwanderungsverhalten und schränkt daher ggf. die Substitution für eine Kundengruppe ein, wenn für diese bereits zahlreiche Substitute eingeplant sind (vergleiche Unterabschnitt 6.3.1, letzter Absatz).

Ein höherer Deckungsbeitrag bei cpDist ist dann möglich, wenn ein Substitut mit $D_{Hamming} > 1$ vom Hamming Ansatz ausgeschlossen wird, aufgrund einer höheren Ähnlichkeit jedoch vom Ansatz mit cpDist bevorzugt wird, und gleichzeitig einen höheren Deckungsbeitrag als die Substitute des Hamming Ansatzes aufweist.

Wird $n_{max}^{Hamming} \geq 2$ gesetzt, werden für den Datensatz G auch im Hamming Ansatz stets zulässige Substitute gefunden (siehe Abbildung 6-19). Eine Variation des Faktors $n_{max}^{Hamming}$ zeigt, dass sich die Ergebnisse im Vergleich zu cpDist stärker differenzieren, wenn der Spielraum durch einen größeren Faktor $n_{max}^{Hamming}$ weniger stark begrenzt ist. Abbildung 6-19 zeigt eine Variation von $n_{max}^{Hamming}$ im Datensatz G. Je größer $n_{max}^{Hamming}$, desto mehr Spielraum ergibt sich, den Deckungsbeitrag zu steigern. Eine höhere Anzahl abweichender Merkmale führt im Ansatz mit Hamming Distanz jedoch zu einer geringeren mittleren Ähnlichkeit der eingeplanten Substitute, da innerhalb der zulässigen Substitute der Deckungsbeitrag maximiert wird. Mit steigendem $n_{max}^{Hamming}$ entfernt sich der Hamming Ansatz daher von den Ergebnissen mit cpDist und nähert sich den Ergebnissen des Ansatzes DB an.

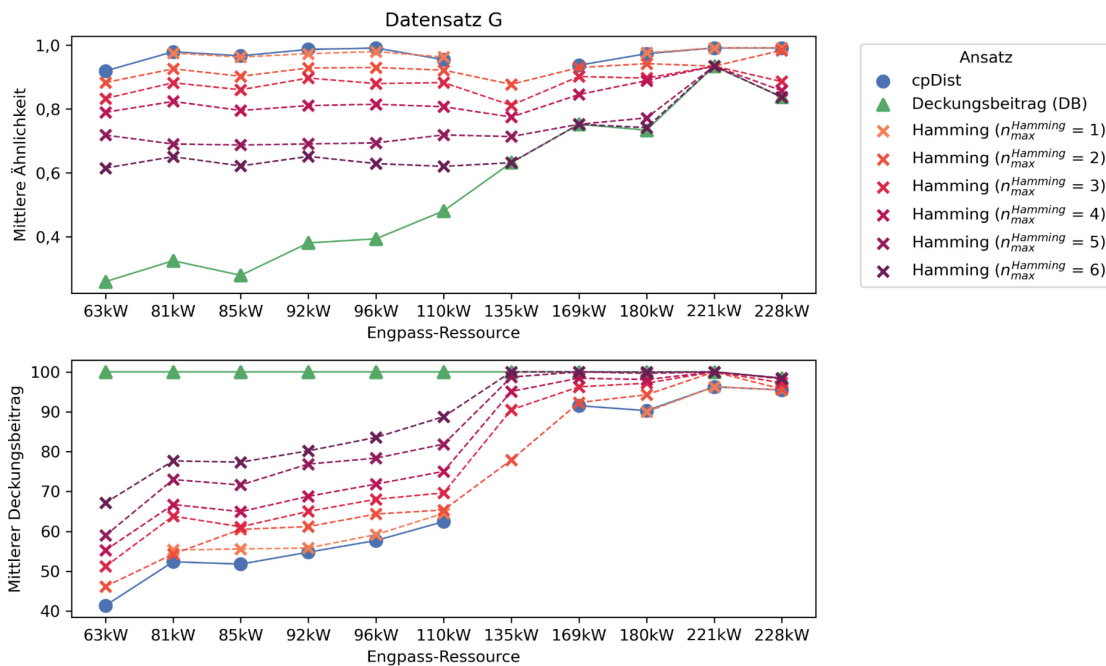


Abbildung 6-19: Variation von $n_{max}^{Hamming}$ im Datensatz G

Zusammenfassend zeigt die numerische Analyse, dass die vier getesteten Ansätze Ergebnisse gemäß ihrer jeweiligen Zielsetzung liefern. Dies validiert das entwickelte Modell und zeigt den Nutzen des entwickelten Distanzmaßes cpDist. Die Modellierung bildet das Verhalten der Produktionsprogrammplanung mit Substitution wie vorgesehen ab. Ein rein Deckungsbeitrags-orientierter Ansatz plant erwartungsgemäß Substitute mit geringer Absatzwahrscheinlichkeit ein, wenn Engpässe in Ressourcen für geringwertige Merkmalsausprägungen auftreten. Der Absatzmengenbasierte Ansatz liefert weder bzgl. der Absatzwahrscheinlichkeit noch bzgl. des Deckungsbeitrags verlässlich gute Ergebnisse. Der Ansatz mit Hamming Distanz mit $n_{max}^{Hamming} = 1$ liegt überraschend nah an den Ergebnissen des Optimierungsmodells mit Kundengruppen-spezifischem Abwanderungsverhalten auf Basis cpDist. Dies ist allerdings stark von den Daten abhängig. Weicht die Produktdatenstruktur von der in der Automobilbranche üblichen (viele korrelierende, ordinale Merkmale, vgl. Abschnitt 5.2) ab, können die Ergebnisse anders ausfallen. Durch den „scharfen Vergleich“ der Hamming Distanz können Substitute mit geringer Ähnlich-

keit berücksichtigt oder Substitute mit hoher Ähnlichkeit ausgeschlossen werden. In den Ergebnissen der numerischen Analyse konnten im Hamming Ansatz mehrmals keine Substitute eingeplant werden, obwohl attraktive Alternativen zur Verfügung gestanden hätten. Die Substitution auf Basis von cpDist macht hier eine Unterscheidung möglich.

7 Zusammenfassung und Ausblick

Im abschließenden Kapitel werden die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit zusammengefasst. Zudem werden Limitationen diskutiert und Möglichkeiten zur weiterführenden Forschung aufgezeigt.

7.1 Zusammenfassung der Ergebnisse

Ausgangspunkt dieser Forschungsarbeit ist das für Hersteller konfigurierbarer Produkte praxisrelevante Planungsproblem der Abstimmung von Bedarf und Kapazitäten im mittelfristigen Planungshorizont. Zum einen müssen sie ein sehr komplexes Kapazitätsgerüst koordinieren. Dabei kommt es regelmäßig zu Störungen in den Lieferketten, sodass Kapazitäten nicht wie geplant zur Verfügung stehen. Zum anderen erfordern lange Bedarfsvorlaufzeiten eine Planung auf Basis von Absatzprognosen. Da diese aufgrund der hohen Variantenvielfalt schwer zu erstellen sind, kommt es regelmäßig zu Änderungen des Modell-Mix in der Prognose. Auf das resultierende Ungleichgewicht zwischen prognostiziertem Bedarf und geplanter Kapazität müssen Unternehmen adäquat reagieren.

Auf Basis der theoretischen Grundlagen der Produktions- und Absatzplanung im Kontext konfigurierbarer Produkte – insbesondere in der Automobilindustrie – wurden Handlungsoptionen identifiziert, die auf der Bedarfs- oder der Kapazitäts-Seite eingesetzt werden können, um eine bessere Abstimmung zu erreichen. Die Anforderungen an eine integrierte Planung, die beide Seiten simultan berücksichtigt, wurden in einem Bezugsrahmen festgehalten. Dieser diente als Bewertungsgrundlage für bestehende Modelle aus der Literatur. Ein zentrales Ziel war die Entwicklung eines quantitativen Modells zur integrierten Produktions- und Absatzplanung, das auf der Kapazitätsseite sowohl den Ausbau von Kapazitäten als auch die Nutzung nachfrageschwacher Perioden zur Einlagerung von Zulieferteilen oder Fertigerzeugnissen ermöglicht. Auf der Bedarfsseite sollte das Modell die Möglichkeit bieten, Bedarfe aufzuschieben, teilweise unbedient zu lassen oder durch alternative Produktkonfigurationen zu substituieren.

Zur Identifikation geeigneter Lösungsansätze und zur Aufdeckung bestehender Forschungslücken wurde eine systematische Literaturrecherche durchgeführt. Das Themenfeld wurde zunächst konzeptualisiert, um relevante Forschungsbereiche und Suchbegriffe zu definieren. Dabei zeigte sich eine starke Fragmentierung der Forschung. Als zentrale Forschungsfelder wurden die aggregierte Produktionsprogrammplanung (APP), das Sales & Operations Planning (S&OP) sowie die Auftragseinplanung mit Substitution identifiziert. Diese Felder sind in der Literatur bisher weitgehend voneinander isoliert. Die APP fokussiert primär die Kapazitätssteuerung, berücksichtigt jedoch kaum bedarfsseitige Steuerungsmechanismen. Der Bereich S&OP zielt auf die bereichsübergreifende Integration von Planungsaufgaben, bietet jedoch nur begrenzt quantitative Modelle zur Planung eines alternativen Modell-Mix. Der Bereich der Auftragseinplanung mit Substitution adressiert diese Problematik zwar, beschränkt sich jedoch meist auf einfache

Substitutionsmechanismen und eine geringe Produktvarianz. Keines der bestehenden Modelle bietet somit eine adäquate Lösung für die vorliegende Problemstellung.

Eine zentrale Forschungslücke besteht daher in der systematischen Einplanung alternativer Produktkonfigurationen (Substitute), wenn der prognostizierte Bedarf nicht durch die verfügbaren Kapazitäten gedeckt werden kann. Daraus ergeben sich zwei zentrale Forschungsfragen. Erstens soll untersucht werden, wie die Marktattraktivität alternativer Konfigurationen quantifiziert werden kann, um geeignete Substitute zu identifizieren. Zweitens stellt sich die Frage, wie ein quantitatives Modell der Produktionsprogrammplanung, das sowohl Substitution als auch Kapazitätssteuerung simultan integriert, gestaltet sein muss.

Zur Beantwortung der ersten Forschungsfrage wurden Ansätze zur Beschreibung der Ähnlichkeit von Produkten durch eine Distanz aufgegriffen (siehe u.a. Müller-von der Ohe 2015 und Schuh et al. 2014). Da die Merkmale konfigurierbarer Produkte häufig kategorial sind und miteinander korrelieren, wurde ein Kontext-sensitives Distanzmaß entwickelt. Verschiedene Gestaltungsparameter eines solchen Distanzmaßes wurden identifiziert und auf Basis von historischen Auftragsdaten aus der Automobilindustrie getestet. Die Evaluierung erfolgte primär durch den Abgleich der Rangfolge ordinalskaliertter Merkmalsausprägungen mit der Rangfolge, die sich aus den berechneten Distanzen ergibt. Zusätzlich wurden erwartbare Substitutionsszenarien formuliert und geprüft, inwieweit diese durch die Distanzen abgebildet werden.

Die Ergebnisse zeigen, dass das entwickelte, Kontext-sensitive Distanzmaß „cpDist“ geeignet ist, die Attraktivität alternativer Konfigurationen als Distanz zur ursprünglichen Wunschkonfiguration zu quantifizieren. Es basiert auf der Jensen-Shannon-Divergenz und nutzt einen Schwellwert θ , um basierend auf einem Korrelationsfaktor Kontext-Merkmale zu selektieren, die zur Berechnung von Distanzen zwischen Ausprägungen eines Ziel-Merkmals herangezogen werden. Dabei zeigt sich, dass es vorteilhaft ist, die Rangfolgeinformationen ordinalskaliertter Kontext-Merkmale bei der Distanzberechnung zu berücksichtigen.

Das Distanzmaß cpDist ist grundsätzlich auf konfigurierbare Produkte verschiedener Branchen übertragbar. Das in dieser Arbeit gezeigte Vorgehen bei der Entwicklung von cpDist kann bei Bedarf herangezogen werden, um das Distanzmaß hinsichtlich Branchenspezifika anzupassen.

Die zweite Forschungsfrage bezieht sich auf die Anwendung von cpDist in einem quantitativen Modell der Produktionsprogrammplanung. Ziel war die Entwicklung eines Optimierungsmodells, das Handlungsoptionen der Kapazitäts- und Absatzsteuerung integriert berücksichtigt. Im Zentrum stand dabei die Möglichkeit, bei Ressourcenengpässen durch die gezielte Einplanung von Substituten einen alternativen Modell-Mix herzustellen und am Markt anzubieten.

Kern der zweiten Forschungsfrage ist die Antizipation des Substitutionsverhaltens von Kunden auf Basis der durch cpDist quantifizierten Marktattraktivität. Hierzu wurde domänenspezifisches Wissen von Marktexperten einbezogen: Zum einen wurden für jedes Produktmerkmal maximal zulässige Distanzen definiert. Aggregiert auf Produktebene können so zulässige von unzulässigen Substituten unterschieden werden. Dies verhindert die Einplanung von Konfigurationen mit zu großer Abweichung. Zum anderen wurde eine Kundensegmentierung angenommen, die Gruppen mit unterschiedlicher Substitutionsbereitschaft unterscheidet. Kunden mit hoher Bereitschaft akzeptieren alle zulässigen Substitute, während Kunden mit geringer Bereitschaft nur

sehr ähnliche Konfigurationen akzeptieren. Eine Nebenbedingungsgruppe im Optimierungsmodell begrenzt die zulässige Substitution entsprechend der Segmentverteilung: Je höher der Anteil substitutionsbereiter Kunden, desto größer der Spielraum für die Einplanung entfernterer Substitute. Durch dieses Vorgehen soll das Risiko, eingeplante Substitute später nicht absetzen zu können, verringert werden.

Zur Modellierung dieses Verhaltens wurde eine Zielfunktionskoeffizientenmatrix eingeführt. Bei direkter Erfüllung des prognostizierten Bedarfs fließt der Deckungsbeitrag der jeweiligen Konfiguration in die Zielfunktion ein. Wird der Bedarf durch ein Substitut gedeckt, so wird eine aus der Distanz abgeleitete Ähnlichkeitskennzahl berücksichtigt. Diese liegt im Intervall $[0, 1]$ und stellt sicher, dass attraktivere Substitute (geringere Distanz bzw. größere Ähnlichkeit) bevorzugt werden. Da die Deckungsbeiträge in den numerischen Beispielen stets mindestens dreistellig sind und damit größer als die Ähnlichkeitskennzahlen, bleibt die direkte Bedarfserfüllung das primäre Optimierungsziel. Substitute sollen nur dann eingeplant werden, wenn die direkte Erfüllung des Bedarfs aufgrund mangelnder Kapazitäten nicht möglich ist.

Das Modell wurde anhand numerischer Beispiele validiert. Zunächst wurde ein fiktives Beispiel zur Veranschaulichung der Funktionsweise des Modells vorgestellt. Anschließend erfolgte eine Analyse mit drei realen Datensätze aus der Automobilindustrie. In einer Vergleichsstudie wurde cpDist drei alternativen Ansätzen zur Quantifizierung der Marktattraktivität von Substituten gegenübergestellt: (1) Hamming-Distanz, (2) Deckungsbeitrag und (3) historische Absatzmengen. Die numerische Analyse bestätigt, dass die untersuchten Ansätze die gewünschten Ergebnisse hinsichtlich ihrer Zielstellung liefern. Dies validiert die Modellierung.

Die Ergebnisse zeigen, dass der deckungsbeitragsorientierte Ansatz zwar hohe Gesamtdeckungsbeiträge erzielt, jedoch häufig Substitute mit großer Distanz einplant. Es ist unwahrscheinlich, dass diese hohen Deckungsbeiträge realisiert werden können. Der Ansatz mit cpDist dagegen gewährleistet die Einplanung marktattraktiver Substitute mit geringer Distanz. Zwar fällt der Gesamtdeckungsbeitrag hier geringer aus, jedoch wird das Absatzrisiko signifikant reduziert. Mithin ist davon auszugehen, dass diese Deckungsbeiträge tatsächlich erzielt werden können. Der absatzmengenbasierte Ansatz liefert keine konsistenten Ergebnisse. Vereinzelt gute Ergebnisse kommen hier eher zufällig zustande. Die Ergebnisse mit Hamming-Distanz liegen zwischen den Ansätzen mit cpDist und Deckungsbeitrag. Je nach Anzahl der maximal zulässigen abweichenden Produktmerkmale nähern sich die Ergebnisse entweder dem Ansatz mit cpDist (wenn wenige abweichende Merkmale erlaubt sind) oder dem Deckungsbeitragsorientierten Ansatz (wenn viele abweichende Merkmale erlaubt sind) an. Ein direkter Vergleich zeigt, dass cpDist die Ähnlichkeit zwischen Konfigurationen wesentlich differenzierter abbildet und somit eine effektivere Steuerung des Absatzrisikos ermöglicht. Die beschriebenen Vorteile unterstreichen den praktischen Nutzen des entwickelten Distanzmaßes gegenüber den alternativen Ansätzen.

Zusammenfassend bietet das in dieser Arbeit entwickelte Vorgehen einen integrativen Planungsansatz, der Produktions- und Absatzentscheidungen simultan berücksichtigt. Besonders im Kontext variantenreicher, konfigurierbarer Produkte eröffnet die Möglichkeit zur Planung eines alternativen Modell-Mix einen entscheidenden Mehrwert. Durch die Ableitung von Distanzen aus historischer Auftragsdaten mithilfe des Distanzmaßes cpDist und dem Hinzuziehen von

domänenspezifischem Expertenwissen kann ein marktattraktives Produktionsprogramm erstellt werden, das sowohl wirtschaftliche Zielgrößen als auch Absatzrisiken berücksichtigt.

7.2 Limitationen und Ausblick auf weiterführende Forschungsthemen

Das in dieser Arbeit entwickelte Optimierungsmodell erfüllt die in Abschnitt 3.3 formulierten Anforderungen weitgehend (Abbildung 7-1). Die Modellierung von Kapazitäten und zugehörigen Handlungsoptionen erfolgte bewusst generisch, sodass spezifischere Aspekte unberücksichtigt bleiben. So könnten etwa im Bereich der Produktionskapazitäten die Personaleinsatzplanung oder die Austaktung von Produktionslinien integriert werden. Bezüglich der Teilekapazitäten könnten Mindestabnahmemengen berücksichtigt werden. Auch bei der Modellierung von Kapazitätserweiterungen könnten zusätzliche Restriktionen wie minimale Vorlaufzeiten oder maximale Laufzeiten einbezogen werden. Diese und weitere Aspekte wurden in der einschlägigen Literatur vielfach behandelt (siehe Kapitel 2 und 4) und lassen sich bei Bedarf problemlos in das bestehende Modell integrieren.

Die Anforderung, die hohe Produktvarianz konfigurierbarer Produkte abzubilden ([Ü1]), wird vom Distanzmaß cpDist erfüllt. Die Methode kann problemlos auf größere Problem instanzen als in dieser Arbeit gezeigt angewendet werden. Eine ggf. steigende Laufzeit zur Berechnung der Distanzmatrix ist unerheblich, da die Berechnung einmalig im Vorfeld, d.h. außerhalb des Optimierungsprogramms, stattfinden kann. Das Optimierungsmodell (Unterabschnitt 6.2.4) konnte für die vorgestellten Problem instanzen mit herkömmlicher Optimierungssoftware⁸⁸ innerhalb weniger Minuten gelöst werden. Weiterführend könnte die Laufzeit für größere Problem instanzen analysiert und bei Bedarf durch den Einsatz heuristischer Verfahren verbessert werden.

	HANDLUNGSFELDER							ZIELE		RESTRIKTIONEN		Sonst.	
	Bedarf			Prod.-kapazität		Teilekapazität		Wirtschaftlichkeit	Marktattraktivität	Kapazitätsgrenzen Produktion	Kapazitätsgrenzen Teile		ATO-Umfeld (Produktkomplexität)
	Verfügbarkeit (Menge)	Modell-Mix	Liefertermin	Mengen-Anpassung	Zeit-Anpassung	Mengen-Anpassung	Zeit-Anpassung						
	B21	B22	B23	K11	K12	K21	K22	Z1	Z2	R1	R2	Ü1	
<i>Eigenes Modell</i>	✓	✓	✓			(✓)	✓	✓	✓		✓	✓	
	✓ Anforderung erfüllt			(✓) Anforderung teilw. erfüllt		Anforderung nicht erfüllt							

Abbildung 7-1: Erfüllung der Anforderungen durch das eigene Modell

Die bedeutendste Einschränkung betrifft die Evaluierung des entwickelten Distanzmaßes cpDist. Im Kontext variantenreicher, konfigurierbarer Produkte stehen marktforschungsbasierte Modelle des Substitutionsverhaltens häufig nicht zur Verfügung oder sind nur mit erheblichem Aufwand zu erstellen. Dies begründet die Entscheidung, auf historische Auftragsdaten zurückzugreifen. Die Anwendbarkeit von cpDist stützt sich daher auf zwei Säulen: Erstens auf die Validierung des Ansatzes, auf Basis historischer Auftragsdaten die Ähnlichkeit von Produktkonfigurationen anhand einer Distanz zu quantifizieren, und zweitens auf die theoretische Herleitung, dass Kunden ähnliche Produkte als attraktivere Substitute wahrnehmen. Eine direkte Prüfung, wie gut

⁸⁸ Das Optimierungsmodell wurde mit Python programmiert und mithilfe des Gurobi Solvers (Version 12) gelöst.

die berechneten Distanzen das tatsächliche Substitutionsverhalten von Kunden abbildet, ist jedoch nicht möglich, da dieses unbekannt ist. Die Evaluierung erfolgte daher indirekt, primär über den Vergleich der Rangfolgen ordinaler Produktmerkmale.

Zusätzlich wurden Expertenschätzungen zur Substitutionsbereitschaft herangezogen. Diese Einschätzungen sind subjektiv und abhängig vom Erfahrungsstand der jeweiligen Experten. Eine exakte Quantifizierung des Absatzrisikos in Form konkreter Wahrscheinlichkeiten ist daher nicht möglich. Um diesem Umstand Rechnung zu tragen, wurden verschiedene Szenarien der Kundensegmentierung vorgestellt und jeweils eine Funktion für eine Akzeptanzquote aus diesen abgeleitet. Des Weiteren wird Substitution im Modell nur dann eingesetzt, wenn anderenfalls der Produktionsplan gekürzt werden müsste. Alternative Maßnahmen, die ein direktes Erfüllen des prognostizierten Bedarfs ermöglichen, werden stets bevorzugt. Herstellern konfigurierbarer Produkte wird empfohlen, Substitution zunächst mit konservativen Annahmen einzuführen und den Einsatz schrittweise zu intensivieren, sofern sich keine Absatzprobleme zeigen.

Liegt belastbares Wissen über maximal akzeptierte Distanzen und Kundensegmentierungen vor, kann der Substitutionseinsatz gezielt ausgeweitet werden. So könnte Substitution anderen Handlungsfeldern vorgezogen werden, etwa wenn sie wirtschaftlicher ist als die Beschaffung zusätzlicher Kapazitäten. Auch könnte die Auswahl der Substitute nicht nach Ähnlichkeit, sondern nach Deckungsbeitrag gesteuert werden – vorausgesetzt, die Abwanderungswahrscheinlichkeit lässt sich valide modellieren und unattraktive Substitute werden durch Nebenbedingungen ausgeschlossen. Theoretisch ist auch die Nutzung anderer Handlungsfelder denkbar, um zusätzliche Substitution zu ermöglichen.

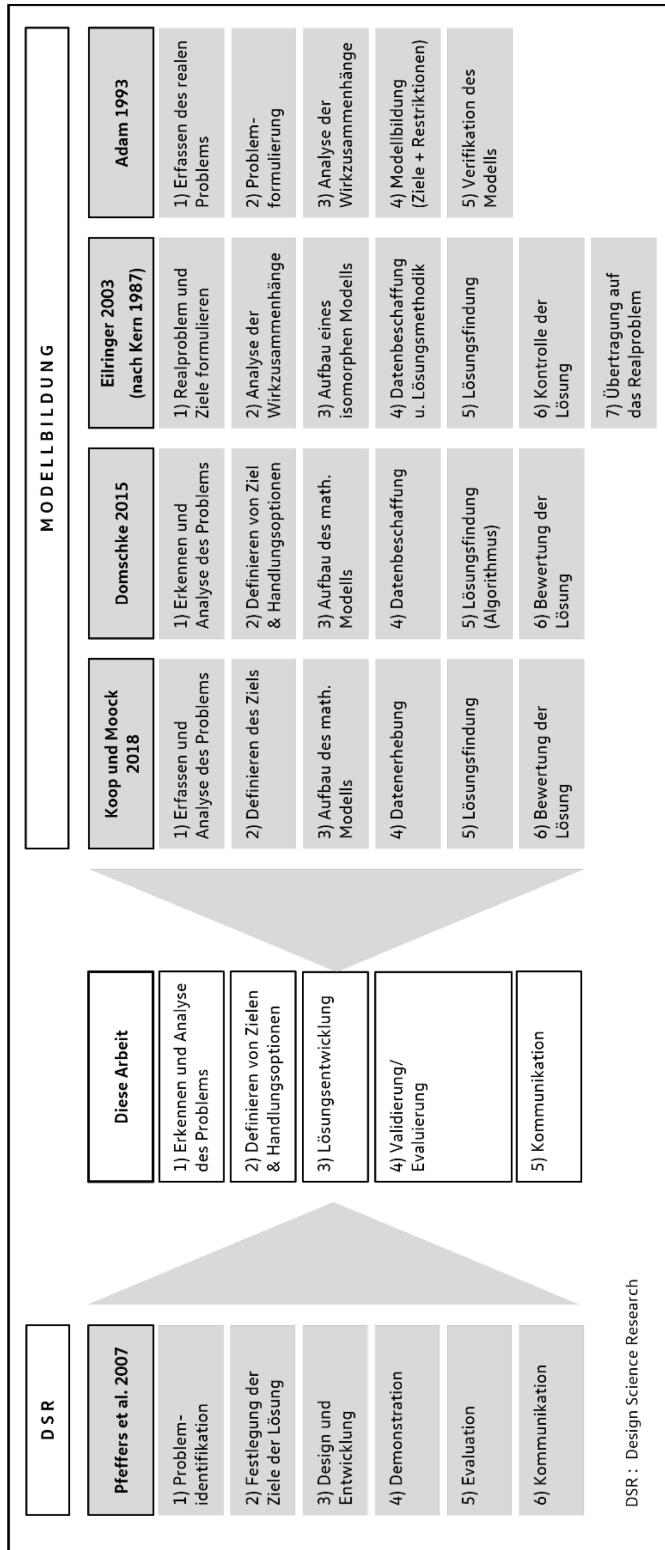
Eine weitere Limitation ergibt sich aus der ausschließlichen Nutzung historischer Auftragsdaten. Für neue Produktmodelle oder bei der Erschließung neuer Märkte ist deren Aussagekraft begrenzt. Zudem ist zu beachten, dass vergangene Auftragsdaten bereits Substitutionen enthalten können und somit nicht zwingend den originären Kundenwunsch widerspiegeln. In diesem Zusammenhang erscheint es sinnvoll, den ergänzenden Einsatz von Methoden zur Bedarfsschätzung aus Auftragsdaten zu untersuchen (siehe z.B. Chen und Chao 2020 oder Vulcano et al. 2012).

Eine zusätzliche Möglichkeit zur Weiterentwicklung des Modells bietet die Integration des Liefertermins in den Merkmalsvektor. Dadurch könnte die Kundengruppen-spezifische Substitutionsbereitschaft auch in Bezug auf den Liefertermin modelliert werden, anstatt durch Strafkosten einen fixen Akzeptanz-Zeitraum festzusetzen. Darüber hinaus könnte die Marktattraktivität eines Substituts nicht nur relativ zu einer einzelnen, von Engpässen betroffene Produktkonfiguration betrachtet werden, sondern bezogen auf mehrere mögliche Engpass-Konfigurationen. Ein Substitut mit geringerer Ähnlichkeit, das jedoch mehrere Engpass-Konfigurationen abdecken kann, könnte unter Umständen vorteilhafter sein als ein sehr ähnliches Substitut mit begrenztem Einsatzbereich. Hier wären Entscheidungen auf Basis aggregierter Substitutionswahrscheinlichkeiten denkbar.

Nicht zuletzt offenbart die systematische Literaturrecherche eine stark fragmentierte Forschungslandschaft. Ein vielversprechender Ansatz für zukünftige Arbeiten liegt daher in der stärkeren Vernetzung bestehender Forschungsfelder und der Integration bislang isolierter Forschungsströme.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass diese Arbeit eine konzeptionelle Grundlage für den Einsatz eines Distanzmaßes zur integrierten Produktions- und Absatzplanung im Kontext konfigurierbarer Produkte geschaffen hat. Aufgrund des geringen Implementierungsaufwands ist das Modell insbesondere für Hersteller mit hoher Variantenvielfalt attraktiv. Gleichwohl besteht weiterer Validierungs- und Entwicklungsbedarf. Die vorgestellte Methodik bietet zahlreiche Anknüpfungspunkte für zukünftige Forschung und praxisnahe Weiterentwicklungen.

A. Vergleich des Vorgehens mit anderen Prozessmodellen



B. Ergänzung zu den Literaturergebnissen aus Abschnitt 4.3.1

Nachfolgend werden diejenigen Arbeiten, die in der Literaturrecherche im Forschungsfeld aggregierte Produktionsprogrammplanung zur genaueren Analyse ausgewählt wurden, jedoch wenig Relevanz bzgl. der Problemstellung der vorliegenden Arbeit aufweisen, kurz zusammengefasst.

Chern et al. (2024) präsentieren ein Modell zur Haupt-Programmplanung, welches neben wirtschaftlichen Zielen auch Fairness und Flexibilität berücksichtigt. Produktionskapazitäten sollen mit Hinblick auf Fälligkeitsdatum, benötigte Menge und Deckungsbeiträge fair auf Kundenaufträge verteilt werden. Dabei wird zudem ein Flexibilitätsindex betrachtet. Der Algorithmus stellt sicher, dass Kapazitäten nicht vollständig ausgeschöpft werden, sondern ein Teil als Sicherheitskapazität zurückgehalten wird, um auf unvorhergesehene Anforderungen reagieren zu können. Dabei können verschiedene Szenarien mittels einer Heuristik in kurzer Laufzeit gelöst werden. Das Szenario mit der höchsten Produktvielfalt betrachtet 60 Produktvarianten. Die betrachteten Kapazitäten sind interne Produktionskapazitäten und keine Zulieferkapazitäten. Ebenfalls werden die Kapazitäten als fix betrachtet und die Flexibilisierung erfolgt lediglich durch die zunächst nicht vollständige Ausschöpfung. Der Bedarf darf unerfüllt bleiben, er darf allerdings nicht verspätet bedient werden. Eine aktive Steuerung der Absatzplanung ist somit nicht gegeben.

Tirkolae et al. (2024) zeigen ein APP Modell mit Fokus auf Nachhaltigkeit. Die Mehrzieloptimierung minimiert die Kosten und die Treibhausgasemissionen durch eine optimale Inventarisierung. Es werden klassische Handlungsfelder der Kapazitätssteuerung genutzt (Personalaufbau und Abbau, Outsourcing, Lagerung von Fertigerzeugnissen). Es ist möglich, den Bedarf in späteren Perioden zu erfüllen. Weiterer Handlungsoptionen der Absatzplanung werden jedoch nicht berücksichtigt. Es werden numerische Tests mit bis zu 20 Produkten gerechnet.

Khalaf und Ali (2023) zeigen ein APP-Modell für Molkereiprodukte. Mit der ARIMA Methode werden Prognosen erstellt und anschließend wird eine Mehrziel-Optimierung mit MATLAB durchgeführt. Es werden 15 Produkte betrachtet. Das Modell ist sehr einfach aufgebaut und berücksichtigt keine Handlungsfelder bzgl. der Absatzplanung.

Santibanez Gonzalez et al. (2023) präsentieren ein Modell zur APP von zwei Produkten mit besonderem Fokus auf Versorgungsstörungen in der Lieferkette (als Beispiel wird die COVID-19 Pandemie genannt). Dabei werden die zwei Ziele Kosten-Minimierung und Liefertreue-Maximierung berücksichtigt. Es werden klassische Handlungsfelder der Kapazitätssteuerung integriert (Personalaufbau und Abbau, Lagerung von Zulieferteilen und Fertigerzeugnissen, Transportkosten). Bzgl. des Bedarfs scheint es möglich, diesen nicht vollständig zu erfüllen, da es einen Fehlmengen-Parameter mit zugehörigen Strafkosten gibt. Wie dieser definiert ist, ist allerdings nicht angegeben. Eine Integration der Handlungsfelder einer Absatzplanung im Sinne der vorliegenden Problemstellung ist nicht gegeben.

Dohale et al. (2022) präsentieren ein klassisches APP-Modell zur Produktionsplanung mit mehreren Produkten und Planungsperioden und führen Simulationen im Rahmen einer Fallstudie für einen Automobilzulieferer durch. Es werden jedoch lediglich vier Produktvarianten betrachtet. In der Zielfunktion werden Produktionskosten und Lieferzeit minimiert. Auch wenn die Anpassung des Bedarfs in der Konzeptualisierung einer APP erwähnt wird (siehe dort Abbildung 1), gibt es dazu im Modell keinen Handlungsspielraum. Der prognostizierte Bedarf muss erfüllt werden. Es wird zwar ein Strafkostenparameter in der Notationstabelle aufgeführt, allerdings wird dieser nicht weiter beschrieben. Die bzgl. der Kapazitäten implementierten Handlungsspielräume fokussieren die Produktionskapazitäten (Überstunden, Lagerbestände) und Produktionskapazitäten bei externen Subunternehmen. Zulieferteile werden nicht berücksichtigt.

Ibrahim und Kaml (2021) analysieren ein APP-Modell, welches die Lieferkette eines Industrieunternehmens bzgl. Beschaffung, Produktion und Distribution integriert betrachtet. Dabei werden vorrangig die klassischen Handlungsfelder einer APP (Personalaufbau und Abbau inkl. Trainingskosten, Lagerung von Zulieferteilen und Fertigerzeugnissen, Transportkosten) berücksichtigt. Es werden lediglich fünf unterschiedliche Produkte betrachtet. Der Bedarf muss nicht vollständig erfüllt werden. Fehlmengen werden mit Strafkosten belegt und in die Folgeperiode fortgeschrieben. Eine explizite Entscheidung, Bedarf unerfüllt zu lassen, ist nicht modelliert.

Sutthibutr und Chiadamrong (2020) präsentieren ein APP mit Berücksichtigung von Unsicherheit in den Planungsdaten mittels Fuzzy-Logik. Es werden klassische Handlungsfelder der Kapazitätssteuerung integriert (Personalaufbau und Abbau sowie die Lagerung von Fertigerzeugnissen). Der Bedarf darf auch in späteren Planungsperioden erfüllt werden („backorders“). Tuan und Chiadamrong (2021) präsentieren ein ähnliches Modell. Eine Integration der Handlungsfelder einer Absatzplanung im Sinne der vorliegenden Anforderungen ist jedoch in beiden Arbeiten nicht gegeben.

Darvishi et al. (2020) präsentieren ein Modell zur Planung der Produktion und der Versorgungskette eines Bekleidungsherstellers. Die betrachtete Supply Chain enthält mehrere Zulieferer, Verteilzentren, Produktionsstätten und Kunden. Ziel ist es, die Gesamtkosten zu minimieren. Dabei werden klassische APP Entscheidungen (Überstunden, Anpassung der Belegschaft, Berücksichtigung von Produktions- und Rohstoffkapazitäten) mit Beschaffungsentscheidungen (Auswahl Lieferant und Bestellmengen unter Berücksichtigung von Mengenrabatten) gekoppelt. Zudem werden parallel die Transporte in der Supply Chain optimiert. Das Modell wird in Ghasemy Yaghin und Darvishi (2022) weiterentwickelt. Da der Bedarf in beiden Modellen zwingend erfüllt werden muss und damit das Handlungsfeld [B2] nicht berücksichtigt wird, bieten diese keine Lösungsansätze für die vorliegende Problemstellung.

Fiasché et al. (2016) zeigen ein APP-Modell zur Integration einer flexiblen Fertigungszelle in eine bestehende Werkstattfertigung. Der Fokus der Arbeit liegt u.a. in der Betrachtung der Kapazitätsauslastung. In einer multikriteriellen Optimierung werden Gewinne maximiert, Kosten minimiert und die Auslastung maximiert. Der Bedarf ist vorgegeben und muss erfüllt sein. Insgesamt weicht die betrachtete Problemstellung stark von der vorliegenden Problemstellung ab.

Gansterer (2015) zeigt ein hierarchisches Planungssystem eines Automobilzulieferers mit zwölf Produkten aus 16 Komponenten. Ein klassisches APP-Problem wird mittels linearer Optimierung gelöst. Die Ergebnisse werden anschließend an die operative Ebene weitergegeben, wo die

Produktionspläne disaggregiert werden. Mithilfe einer Simulation werden dort die Auswirkungen verschiedener Nachfrageszenarien und APP-Strategien auf Logistik-KPI (Servicegrad und Lagerkosten) ermittelt. Die Autorin zeigt, dass in Szenarien mit Überkapazität eine APP keinen Vorteil liefert. Sind Kapazitäten knapp oder ist der Bedarf sehr volatil, wird eine APP Strategie mit auf Zeitreihenanalyse basierender Prognose empfohlen. Eine alternative Bedarfserfüllung wird nicht modelliert.

Díaz-Madroño et al. (2017) erweitern ein klassisches Produktionsplanungsmodell um Entscheidungen zur Beschaffungsplanung. Dabei liegt der Fokus auf Bestellmengen und einer Optimierung der Transporte und somit auf der kurzfristigen Planungsebene. Der Bedarf wird fix vorgegeben und muss erfüllt werden (Verspätungen sind unter Strafkosten erlaubt).

Lanza und Peters (2012) zeigen ein Kapazitätsplanungsmodell, mit welchem kostenoptimale Investitionsentscheidung bzgl. Maschinenkapazitäten im volatilen Marktumfeld eines Automobilzulieferers getroffen werden können. Der Bedarf wird durch verschiedene Szenarien beschrieben, wird aber nicht beeinflusst und muss vollständig erfüllt werden. Das Modell weicht somit stark von der vorliegenden Problemstellung ab.

C. Ergänzung zu den Literaturergebnissen aus Abschnitt 4.3.2

Nachfolgend werden diejenigen Arbeiten, die in der Literaturrecherche im Forschungsfeld Sales & Operations Planning zur genaueren Analyse ausgewählt wurden, jedoch wenig Relevanz bzgl. der Problemstellung der vorliegenden Arbeit aufweisen, kurz zusammengefasst.

Im Kontext der Automobilindustrie beschäftigt sich eine Serie von Arbeiten mit dem Zielkonflikt zwischen Kosten und Kundenzufriedenheit mithilfe einer Optimierung, die an eine Simulation gekoppelt ist. Lim et al. simulieren für ein vorgegebenes Set an Parametern (u.a. Bedarfsvariabilität und Prognosefehler, Zielniveau des Sicherheitsbestands) den Auftragsannahmeprozess (Lim et al. 2014, 2013). Dabei berechnet die Simulation die angefallenen Logistikkosten (Lagerhaltungskosten und Kosten für kurzfristige Eiltransporte) sowie verschiedene KPI zur Kundenzufriedenheit. Das Simulationsmodell wird anschließend um eine Optimierung ergänzt (Lim et al. 2017, 2015). Optimiert werden die Erreichung des Zielniveaus des Sicherheitsbestands und die Flexibilität im Produktionssystem. Die Zielfunktion minimiert die Logistikkosten, ohne dabei ein durch Nebenbedingungen festgelegtes Niveau an Kundenzufriedenheit zu unterschreiten. Aiassi et al. (2020) ergänzen die Arbeit geringfügig, u.a. um die Betrachtung von Unsicherheit im Beschaffungsprozess. Obwohl ein Praxisbezug zur Automobilindustrie beschrieben wird, arbeiten die Modelle nur mit einem Produkt und einer Zulieferressource von einem Lieferanten. Die Betrachtung wird gewissermaßen auf jeweils ein Zulieferteil reduziert und das Produkt umfasst gedanklich alle Endprodukte, die eben dieses Teil benötigen. Damit liegt der Fokus auf der Optimierung der Logistikkosten in der Beschaffung einer einzelnen Ressource und übergeordnete Zusammenhänge bzgl. des Modell-Mix werden ausgeklammert.

Taşkın et al. (2015) untersuchen den S&OP-Prozess eines Herstellers von konfigurierbaren Fernsehgeräten und betrachten somit ein CTO-Umfeld inkl. der entsprechend hohen Produktkomplexität. Es wird ein Entscheidungsunterstützungssystem aufgebaut, das nach Angabe der Autoren in der Praxis erfolgreich eingesetzt wird. Grundlage ist ein mathematisches Optimierungsmodell, dessen Zielfunktion die Produktions- und Beschaffungskosten minimiert. Dabei werden zwar Produktions- und Kapazitätsrestriktionen beachtet, allerdings gibt es keinen Entscheidungsspielraum, diese anzupassen. Auch der Bedarf ist fix, es werden weder Rückstand noch eine alternative Bedarfserfüllung zugelassen. Daher erfüllt die Arbeit trotz des vergleichbaren Umfelds die in der vorliegenden Arbeit formulierten Anforderungen nicht.

Wang et al. (2012), aufbauend auf Wang und Hsu (2010), präsentieren ein mathematisches Modell zur integrierten Planung von Absatz, Beschaffung, Produktion und Distribution im Kontext eines taiwanesischen Herstellers von Fernsehgeräten. Dabei werden die klassischen Aspekte wie das Einhalten von Produktions- und Zulieferkapazitäten, Berücksichtigung von Materialfluss- und Lagerkosten und -kapazitäten sowie die Möglichkeit, Aufträge aufzuschieben, modelliert. Die Zielfunktion maximiert den Profit oder minimiert die Kosten. Der Fokus der Arbeit liegt auf der Entwicklung einer Heuristik, welche anhand verschiedener Szenarien validiert wird und erhebliche Laufzeitverbesserungen bei akzeptablen Einbußen des Zielfunktionswerts erreicht. Das

Modell bietet allerdings keine Anhaltspunkte für die Ermittlung einer alternativen Bedarfserfüllung und berücksichtigt auch keine Kapazitätserweiterungen.

Außerhalb des Umfelds konfigurierbarer Produkte gibt es weitere, spezifische Anwendungsbeispiele für S&OP in der Literatur:

Pereira et al. (2022) modellieren eine Mehrzieloptimierung für einen Hersteller von Standardkabeln (MTS) sowie individuellen Spezialkabeln für Industrieanwendungen und den Aufbau elektrischer Netzwerke (MTO). Der Fokus der Arbeit liegt auf der differenzierten Betrachtung der MTS- und MTO-Anteile des Geschäfts. Dabei werden vier unterschiedliche Strategien definiert, die den Fokus auf jeweils den MTS- oder den MTO-Anteil und auf Kosten oder Servicegrad legen. Berücksichtigt werden dabei die Absatzplanung, Beschaffung, Produktion und Logistik (Verpackung). Aufträge können verspätet - zu entsprechenden Strafkosten - oder gar nicht in der Planungsperiode erfüllt werden. Es gibt eine Inventarisierung von Rohstoffen, Halbfertigerzeugnissen und Endprodukten. Es werden Kapazitätsgrenzen berücksichtigt, wobei lediglich die Produktionskapazitäten durch Überstunden erweitert werden können. Die Möglichkeit, alternative Konfigurationen anzubieten, wird nicht thematisiert.

Kim et al. (2023) zeigen ein zweistufiges Modell zur Lieferkettenoptimierung bei einem Hersteller von Elektronik-Artikeln. Im ersten Schritt werden die vorhandenen Ressourcen optimal eingesetzt, um den Bedarfsplan zu erfüllen. Dabei wird die Produkt-Menge maximiert. Im zweiten Schritt wird für den bislang unerfüllten Bedarf geprüft, ob zusätzliche Kapazitäten beschafft werden sollten. Hierfür werden einfache Kosten-Parameter mit den Umsatzerlösen der Produkte verrechnet. Interessant ist, dass es für ein Produkt mehrere Konfigurationen gibt und somit mehrere Lieferanten zur Versorgung mit Engpass-Teilen herangezogen werden. Dieser Ansatz wird mit einer Single-Sourcing Strategie verglichen. Die unterschiedlichen Konfigurationen bestehen allerdings nur „intern“ und das resultierende Produkt ist aus Kundensicht dasselbe (Abgrenzung Produktkomplexität und Angebotskomplexität, siehe Unterabschnitt 2.1.1). Daher bietet das gezeigte Modell keine Anhaltspunkte zur Anpassung des Modell-Mix konfigurierbarer Produkte (Anforderung [B22]).

Almeida et al. (2022) untersuchen die Supply Chain eines internationalen Stahlkonzerns. Sie maximieren den Gewinn in einer 4-stufigen Versorgungskette mit stochastischen Verkaufspreisen und Bedarfen. Almeida und Conceição (2021) zeigen ein sehr ähnliches Modell für denselben Anwendungsfall. In beiden Arbeiten werden rollierende Planungsintervalle betrachtet, wobei die erste Planungsperiode fix ausgeplant wird und für die nachfolgenden Perioden verschiedene Szenarien betrachtet werden. Herauszustellen ist die Modellierung von Kapazitätserweiterungen im Sinne der Handlungsfelder [K11] und [K21]. Hierfür werden ein Parameter für die maximal mögliche Zusatzkapazität und ein zugehöriger Kostenparameter definiert. Eine binäre Variable entscheidet über die Nutzung der zusätzlichen Kapazität. Eine direkte Übertragbarkeit des Modells ist aufgrund des Betrachtungsfelds der verfahrenstechnischen Industrie allerdings nicht gegeben.

Biazi (2021) stellt drei Modellvarianten (u.a. deterministisch und probabilistisch) zur integrierten Produktions-, Absatz- und Lagerplanung vor. Der Fokus liegt auf Ressourcenengpässen und der damit verbundenen Abwägung zwischen verpassten Marktchancen (lost sales; inkl. Strafkos-

ten), der Inventarisierung von Fertigprodukten in Perioden mit geringem Bedarf, und dem Ausbau von Kapazitäten. Die betrachtete Komplexität ist jedoch gering. Es werden zwei Produkte betrachtet und die Kapazität ist eine allgemeine Fertigungskapazität in Stunden, die von beiden Produkten genutzt wird. Eine Anwendbarkeit des Ansatzes im CTO-Umfeld scheint daher nicht gegeben.

Albrecht und Steinrücke (2020) untersuchen eine 4-stufige Supply Chain in der Herstellung von Photovoltaikanlagen. Aufgrund branchenspezifischer Gegebenheiten zielen die Autoren auf eine Betrachtung der gesamten Supply Chain bei gleichzeitig minutengenaue Einplanung von Produktionsaufträgen. Das resultierende, gemischt-ganzzahlige, lineare Programm ist aufgrund des Umfangs schwer zu lösen und die Autoren schlagen verschiedene relax-and-fix Heuristiken vor, um akzeptable Laufzeiten zu erreichen. Hervorzuheben ist auch hier die Modellierung von Kapazitätserweiterungen, die sich jeweils auf einen Knoten in dem SC-Netzwerk beziehen. Je Knoten wird ein Vektor mit den verfügbaren Kapazitätsleveln erstellt. Mithilfe einer binären Entscheidungsvariablen wird genau ein Level ausgewählt. Die zugehörigen Kapazitätskosten werden in der Zielfunktion, welche den Gewinn maximiert, berücksichtigt.

Darmawan et al. (2020) integrieren Absatz- und Produktionsplanungsentscheidungen, indem sie die Planung von verkaufsfördernden Maßnahmen („promotions“) in ein klassisches APP-Modell einbinden. Dabei wird das Kundenverhalten durch ein umfangreiches Nachfragemodell aus der Marketing-Literatur der Konsumgüterbranche abgebildet. Dieses wird bereits in Darmawan et al. (2018) eingesetzt und bildet die Kaufentscheidung von Konsumenten in Warenhäusern ab. Dabei werden auch Kannibalisierungseffekte berücksichtigt. Dies bildet zwar eine Erfüllung des Kundenbedarfs durch alternative Produkte ab, jedoch nicht als aktive Planungsentscheidung des Unternehmens, sondern als Kundenreaktion auf Veränderungen im Preis. Damit ist das Handlungsfeld [B22] hier nicht abgedeckt. Die Unternehmensentscheidung bezieht sich auf den Einsatz der verkaufsfördernden Maßnahmen. Die Autoren legen dementsprechend den Fokus auf die Untersuchung, ob diese Maßnahmen für verschiedene Produkte gleichzeitig oder sequenziell ergriffen werden sollten. Eine Übertragbarkeit auf die Automobilfertigung oder generell hochgradig konfigurierbare Produkte ist durch die Schwierigkeit, in diesen Bereichen entsprechende Nachfragemodelle aufzubauen, nicht gegeben. Darmawan et al. (2020) betrachten entsprechend lediglich zwei interne und ein Konkurrenzprodukt. Das Produktionsplanungsmodell umfasst klassische APP Entscheidungen wie Überstundeneinsatz und die Anstellung bzw. Freistellung von Personal. Teilekapazitäten werden nicht berücksichtigt. Betrachtet wird ein fixer Planungshorizont. Zur Lösung setzen die Autoren eine Heuristik auf Basis evolutionärer Algorithmen ein. Dennoch werten sie die Laufzeit als zu lang, um eine effektive Entscheidungsunterstützung bieten zu können.

Ben Ali et al. (2019, 2014) erstellen ein Modell zur horizontalen Integration von taktischen (S&OP) und operativen (Revenue Management) Entscheidungen. Entsprechend des mittelfristigen Fokus der vorliegenden Arbeit ist besonders der taktische Teil des Modells von Interesse. Hier maximieren die Autoren den Ertrag unter Berücksichtigung von Restriktionen in den Produktions-, Teile-, Lager- und Transportkapazitäten. Der Bedarf ist in Kundensegmente eingeteilt, die jeweils Mindestversorgungsmengen aufweisen. Darüber hinaus werden in einer rollierenden Planung zugesagte Aufträge aus der vorangegangenen Planungsperiode berücksichtigt. Der Bedarf darf maximal bis zur Höhe der Bedarfsprognose erfüllt werden. Eine alternative Erfüllung

der Bedarfe wird nicht implementiert. Das Anwendungsszenario bezieht sich auf die Holzindustrie und beinhaltet zehn Produkte, für die jeweils nur eine Zulieferressource betrachtet wird. Das Modell wird in Ben Ali et al. (2018a, 2017) eingesetzt, um aus einer Szenario-Betrachtung ein Metamodell abzuleiten und daraus Erkenntnisse über die Auswirkung von Faktoren wie z.B. Auftragsannahmepolitik, Prognosefehler oder Bedarfsvarianz zu gewinnen. Wesentliches Untersuchungsergebnis ist die bestätigte Überlegenheit einer Auftragsannahmepolitik mit nested booking limits ggü. einer simplen first-come-first-serve Politik. Ben Ali et al. (2018b) ergänzen die Arbeit um eine Substitutionspolitik bei der Auftragsannahme. Sie modellieren die mögliche Produktsubstitution dabei explizit als planerische Entscheidung des Unternehmens und nicht als preisgesteuertes Kundenverhalten. Dies entspricht der Anforderung, das Handlungsfeld [B22] auszunutzen und ist daher für die vorliegende Arbeit ggf. relevant. Da die Arbeit von Ben Ali et al. (2018b) auch im Forschungsbereich Substitution liegt, erfolgt die genauere Betrachtung im nachfolgenden Unterabschnitt (4.3.3).

Nemati et al. (2017a; 2017b) betrachten eine MTS Supply Chain in der verfahrenstechnischen Industrie (Milchverarbeitung bzw. Plastikherstellung) und integrieren die Bereiche Beschaffung, Produktion, Vertrieb und Distribution. Der Fokus liegt auf einem Vergleich zwischen dem vollständig integrierten Modell, einem teilweise integrierten Modell (integrierte Produktions- und Vertriebsentscheidungen) und einem entkoppelten Modell. Nemati und Alavidooost (2019) ergänzen die Ansätze um eine Fuzzy-Programmierung im Konsumgüterbereich. In allen Arbeiten werden mithilfe einer Mehrzieloptimierung die Kosten der gesamten Versorgungskette minimiert und der Servicegrad maximiert. Das vollständig integrierte Modell erreicht dabei stets die besten Ergebnisse. Da keine Ansätze zur Anpassung des Modell-Mix (Substitution, Kompensation) präsentiert werden und das verfahrenstechnische Umfeld im Vergleich zum CTO-Umfeld abweichende Grundvoraussetzungen aufweist, lassen sich die Erkenntnisse nicht auf die vorliegende Problemstellung übertragen.

Anand Jayakumar et al. (2016) präsentieren ein sehr einfaches, aggregiertes Produktionsplanungsproblem mit lediglich einem Produkt und ohne Berücksichtigung von Zulieferteilen. Der Fokus liegt auf der Beschäftigungsglättung (Überstunden, Anpassung der Belegschaft, Fremdvergaben) inklusive einer stark vereinfachten Möglichkeit, durch einen Preisnachlass den deterministischen Bedarf um einen fixen Betrag zu steigern. Der Ansatz ist inhaltlich dem Bereich APP zuzuordnen und bietet aufgrund der geringen Komplexität keine relevanten Anknüpfungspunkte.

In einer Serie von drei Arbeiten betrachten Feng et al. (2013; 2010, 2008) den Vergleich zwischen einem vollständig integrierten Modell, einem teilweise integriertem Modell und einem entkoppelten Modell. Dabei zeigen sie auf, dass das vollständig integrierte Modell den anderen überlegen ist. Alle drei Arbeiten betrachten eine mehrstufige Supply Chain in der Holzindustrie (Produktion von Grobspanplatten) anhand eines Fallbeispiels eines kanadischen Herstellers. Die Zielfunktion maximiert den Profit des Herstellers unter Berücksichtigung der Kosten für Produktion, Beschaffung und Distribution. Dabei werden zahlreiche Aspekte berücksichtigt, wie z.B. Produktions- und Zulieferkapazitäten, Materialfluss- und Lagerkosten von Zulieferteilen und Endprodukten sowie die Möglichkeit, Aufträge abzulehnen oder aufzuschieben. Feng et al. (2010) ergänzen die Untersuchung um einen rollierenden Planungshorizont und stellen fest, dass die Güte der Prognose wenig Auswirkungen auf die Leistungsunterschiede der drei Modelle hat.

Feng et al. (2013) legen den Fokus auf die Abwägung zwischen mittelfristigen Verträgen mit Kunden bzw. Lieferanten und der Möglichkeit, Produkte am „spot market“ zum aktuellen Marktpreis zu verkaufen. Da erstens das Geschäftsfeld Holzindustrie nur wenige Produktvarianten aufweist, zweitens Zulieferverträge lediglich durch eine Mindestabnahmemenge charakterisiert werden und somit unbegrenzt sind, und drittens die Möglichkeit, Produkte jederzeit unbegrenzt am „spot market“ zu verkaufen, gegeben ist, unterscheidet sich das Szenario stark von der vorliegenden Problemstellung.

Hahn und Kuhn (2011) erstellen ein Modell zur Integration von physischen und finanziellen Entscheidungen in einer 3-stufigen Supply Chain im Konsumgüterbereich. Die finanzielle Ausrichtung wird durch die Maximierung der Finanzkennzahl Economic Value Added (EVA)⁸⁹, in welche u.a. der cashflow, die operative Gewinnmarge oder die Kapitalbindung einfließen, erreicht. Produktionskapazitäten werden berücksichtigt und können durch Überstunden ausgebaut werden. Zulieferkapazitäten werden nicht als restriktiv betrachtet. Der Bedarf ist deterministisch gegeben und kann durch Marketingaktionen bis zu einem festgelegten Limit gesteigert werden. Es wird aufgezeigt, dass das integrierte Modell bessere Ergebnisse erzielt als eine sequenzielle Betrachtung von Material- und Finanzflüssen. Hahn und Kuhn (2012b) erweitern das Modell um unsicheren Marktbedarf in Form von verschiedenen, diskreten Szenarios und Eintrittswahrscheinlichkeiten und fokussieren die Analyse damit auf eine robuste Ausplanung und ein Risikomanagement. Betrachtet werden jedoch nur drei Produkte, die aus drei Komponenten zusammengesetzt werden. Hahn und Kuhn (2012a) erweitern das Modell darüber hinaus um den Fokus auf mittelfristige (Des-)Investitionsentscheidungen bzgl. Kapazitäten. Ziel ist es, den Zielkonflikt zwischen der Vermeidung von ungenutzten Überkapazitäten und der Vermeidung von unbefriedigtem Marktbedarf optimal aufzulösen. Dieser Ansatz scheint in Bezug auf die Handlungsfelder [K11] und [K21], also die mengenbezogene Anpassung der Produktions- und Zulieferkapazitäten, interessant. Allerdings liegt der Fokus auf einer detaillierten finanziellen Betrachtung unter Berücksichtigung von bspw. Abschreibungen und Finanzierung mit Krediten. Es wird lediglich eine einzelne Produktionsressource betrachtet, in welche investiert oder desinvestiert werden kann.

Genin et al. (2007) präsentieren ein Simulationsmodell mit klassischen APP-Elementen (Rückstand, Überstunden, Anpassung der Belegschaft, Berücksichtigung von Produktions- und Rohstoffkapazitäten). Betrachtet wird jedoch nur ein einzelnes Produkt, welches aus einem einzelnen Rohstoff und auf einer einzelnen Produktionslinie gefertigt wird. Der Fokus der Autoren liegt auf einer Simulationsstudie bzgl. verschiedener Konzepte zur Anpassung des Produktionsplans vor dem Hintergrund einer rollierenden Planung. Anstelle der üblicherweise verwendeten frozen zone für die Festlegung von Produktions- und Kapazitätsentscheidungen wird die Erstellung eines Referenzplans vorgeschlagen. Dieser Referenzplan ergibt sich aus dem letztgültigen Plan inkl. der darin bereits getroffenen Entscheidungen und dem jeweils für die aktuelle Periode optimalen (ohne Berücksichtigung der bereits in den Vorperioden getroffenen Entscheidungen) Plan. Dabei werden die Anpassungskosten für die Änderung und das Verbesserungspotenzial des aktuellen Plans ggü. dem optimalen Plan abgewogen. Thomas et al. (2008) sowie Thomas und Lamouri (2000) präsentieren ähnlich einfache Modelle. Thomas et al. (2008) thematisieren ebenfalls den Einsatz eines Referenzplans und modellieren ein Beispiel mit einer Produktfamilie,

⁸⁹ auf Deutsch „Geschäftswertbeitrag“, vgl. Klepzig 2010, S. 22.

die 14 Produkte enthält. Untersucht wird zudem die vertikale Integration, also das Zusammenspiel von S&OP und operativer Planung (MPS).

Einige Arbeiten setzen den Fokus auf Lagerhaltungsstrategien: Suemitsu et al. (2024) zeigen eine integrierte Planung von Absatz, Lagerhaltung und Distribution für eine Supply Chain mit drei Zulieferern, einem Lager und einem Zielmarkt. Dabei liegt der Fokus auf der Berechnung des optimalen Lagerbestands und der Ableitung optimaler Bestellmengen und -zeitpunkte (Bestellpolitik). In Bezug auf die Problemstellung der vorliegenden Arbeit gibt es nur geringe Schnittmengen, da der Bedarf als gegeben betrachtet wird und Produktionsplanung nicht Teil des Betrachtungsumfangs ist. Ballón-Echevarría et al. (2022) präsentieren ein Lagermanagement-Modell für die Bekleidungsindustrie mit Fokus auf Lagerumschlag. Allerdings wird kein quantitatives Entscheidungsmodell aufgebaut, sondern vorwiegend auf prozessualer Ebene gearbeitet. Medina et al. (2022) befassen sich mit Lagerhaltungsstrategien für Hersteller von Verpackungen aus Glas. Es wird allerdings kein quantitatives Modell aufgebaut, sondern auf prozessualer Ebene analysiert. Konkrete Anhaltspunkte zur Lösung der Problemstellung der vorliegenden Arbeit sind nicht zu erkennen.

Samouche et al. (2023) präsentieren eine Fallstudie eines Herstellers von Kabelbäumen und dokumentieren die Herausforderungen und Entscheidungen im S&OP-Prozess. Dabei werden keine Handlungsfelder thematisiert, die nicht in der vorliegenden Arbeit (Abschnitt 3.1) bereits aufgezeigt sind. Ein eigenes Modell wird nicht erstellt.

Furlan de Assis et al. (2023) erstellen ein Modell zur Simulation des S&OP-Prozesses im Kontext von zwei kollaborierenden Unternehmen. Der Anwendungsfall ist die Produktion eines Hammers, der aus zwei Komponenten besteht. Es wird kein Entscheidungsmodell aufgebaut, sondern ein Simulationsmodell, anhand dessen verschiedene Handlungsoptionen als Szenarien (z.B. Kapazitätserweiterung oder die Einführung von Sicherheitsbestand) simuliert und bewertet werden. Aufgrund des abweichenden Fokus und der geringen Produkt-Komplexität können die Ergebnisse nicht auf die vorliegende Problemstellung übertragen werden.

Sodhi und Tang (2011) präsentieren einen Risiko-basierten Ansatz, in dem sie das Risiko von unbefriedigtem Bedarf, Überproduktion und Überschuldung minimieren. Dabei wird Unsicherheit bzgl. des Bedarfs auf Basis eines Binomialmodells dargestellt und durch Aggregation vereinfacht. Da wiederum nur ein Produkt betrachtet wird und die Anwendbarkeit des Ansatzes im CTO-Umfeld nicht direkt gegeben scheint, wird die Arbeit nicht weiter betrachtet.

D. Ergänzung zu den Literaturergebnissen aus Abschnitt 4.3.3

Nachfolgend werden diejenigen Arbeiten, die in der Literaturrecherche im Forschungsfeld Auftragszeugung und Substitution zur genaueren Analyse ausgewählt wurden, jedoch wenig Relevanz bzgl. der Problemstellung der vorliegenden Arbeit aufweisen, kurz zusammengefasst.

Jiang et al. (2022) entwickeln ein robustes Optimierungsmodell, welches eine Supply Chain in der Automobilindustrie gegen Störfälle absichert. Die Autoren zeigen, dass das robuste Modell bessere Ergebnisse erzielt als sowohl ein deterministisches als auch ein stochastisches Vergleichsmodell. Der Fokus liegt auf der Sicherstellung der Versorgung aus einer Ressourcenfamilie (im Beispiel Siliziumchips). Das Modell bestimmt zunächst die Produktionsmengen je Fahrzeugmodell. Nachdem die zuvor unsichere Versorgungssituation bekannt wird, werden anschließend die Bestell- und Lagermengen sowie ggf. die Verwendung von Sicherheitsbestand bestimmt. Dabei wird insbesondere die Möglichkeit der Substitution fehlender Chips durch leistungsfähigere Chips berücksichtigt. Dies stellt eine unternehmensorientierte Komponentensubstitution dar und ist für den Kunden nicht sichtbar. Deshalb wird die Anforderung der Ausnutzung des Handlungsfelds [B22] nicht erfüllt. Zudem werden keine Entscheidungen über einen Ausbau von Kapazitäten getroffen.

Umpfenbach et al. (2018) beschreiben ein strategisches Sortimentsplanungsproblem in der Automobilindustrie. Das Modell bestimmt diejenigen Fahrzeugmodellkonfigurationen, die je Kundensegment und Vertriebsregion angeboten werden müssen, um den maximalen Gewinn zu erzielen. Dabei werden in stark aggregierter Form die Kosten einer dreistufigen Supply Chain (Zulieferer-Produktionsstätte-Kunde) durch die Auswahl von Zulieferern und Produktionsstätten optimiert. Des Weiteren berücksichtigen die Autoren Nachhaltigkeitsaspekte, indem sie eine Höchstgrenze für die Durchschnittswerte für CO₂ Emissionen und Kraftstoffverbrauch implementieren. Durch den strategischen Ansatz lässt sich das Modell nicht direkt auf die vorliegende Problemstellung übertragen. So werden z.B. keine Planungsperioden betrachtet. Kapazitäten werden als fix angesehen.

Kozinski et al. (2023) präsentieren einen Algorithmus zur Optimierung eines Produktionsplans im Kontext einer Losgrößenfertigung. Der Fokus liegt auf einer kurzfristig abgestimmten Maschinenbelegungs- und Lagerplanung. Es werden jedoch keine Ansätze zu konfigurierbaren Produkten oder zur Substitution gezeigt, weshalb die gezeigte Lösung nicht zu dem Problemfeld der vorliegenden Arbeit beiträgt.

Myrodia et al. (2015) betrachten das Themenfeld der unternehmensorientierte Komponentensubstitution. Allerdings präsentieren die Autoren kein eigenes Modell, sondern einen Bezugsrahmen zur Quantifizierung der Auswirkungen einer Einführung von Komponentensubstitution in die Produktionsplanung. Die Arbeit bietet daher keine Anknüpfungspunkte in Bezug auf die vorliegende Problemstellung.

E. Herleitung des Erwartungswerts der Reihenfolgeabweichung

Die Reihenfolgeabweichung ist definiert als

$$RFA = \frac{1}{m} \sum_{r=1}^m n^{sort}(r).$$

$$\text{mit } n^{sort}(r) = \begin{cases} pos(r) - r, & r < pos(r) \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

- Mit $pos(r)$ = Position des Elements mit Rang r in der nach Abständen sortierten Reihenfolge
- Mit $m = \#A - 1$ Mächtigkeit des Merkmals abzüglich 1

Der Erwartungswert $E(RFA)$ berechnet sich als der Summe der Produkte der Wahrscheinlichkeit und der RFA für jede Permutation $i \in \{1, 2, \dots, m!\}$ der Reihenfolgeelemente.

$$E(RFA) = \sum_{i=1}^{m!} p(i) * RFA(i)$$

Da alle Permutation i mit der gleichen Wahrscheinlichkeit auftreten ($p(i) = \frac{1}{m!} \forall i$) reduziert sich der Erwartungswert auf die durchschnittliche RFA , welche wiederum durch die Multiplikation $\frac{1}{m}$ und der durchschnittlich benötigten Anzahl Sortiervorgänge einer Permutation gegeben ist.

$$E(RFA) = \overline{RFA} = \frac{1}{m} \overline{n^{sort}}$$

Nach Knuth (1998, S. 109) kann die durchschnittlich benötigte Anzahl Sortiervorgänge wie folgt bestimmt werden:

$$\overline{n^{sort}} = \frac{1}{4} (m^2 - m)$$

Daraus folgt:

$$E(RFA) = \frac{1}{m} \frac{1}{4} (m^2 - m) = \frac{1}{4} \frac{(m^2 - m)}{m} = \frac{1}{4} \frac{m(m - 1)}{m} = 0,25 * (m - 1)$$

F. Daten des Berechnungsbeispiels

Übersicht über die Produkte:

Produkt-ID	Deckungsbeitrag	Banking-Kosten	Backorder-Kosten
1	2.100 €	422,00 €	525,00 €
2	2.500 €	430,00 €	625,00 €
3	2.800 €	436,00 €	700,00 €
4	2.650 €	433,00 €	662,50 €
5	3.050 €	441,00 €	762,50 €
6	3.350 €	447,00 €	837,50 €
7	4.150 €	463,00 €	1.037,50 €
8	4.550 €	471,00 €	1.137,50 €
9	4.850 €	477,00 €	1.212,50 €
10	6.150 €	503,00 €	1.537,50 €
11	6.550 €	511,00 €	1.637,50 €
12	6.850 €	517,00 €	1.712,50 €
13	8.900 €	558,00 €	2.225,00 €
14	9.300 €	566,00 €	2.325,00 €
15	9.500 €	570,00 €	2.375,00 €
16	2.200 €	424,00 €	550,00 €
17	2.700 €	434,00 €	675,00 €
18	3.100 €	442,00 €	775,00 €
19	2.750 €	435,00 €	687,50 €
20	3.250 €	445,00 €	812,50 €
21	3.650 €	453,00 €	912,50 €
22	4.250 €	465,00 €	1.062,50 €
23	4.750 €	475,00 €	1.187,50 €
24	5.150 €	483,00 €	1.287,50 €
25	6.250 €	505,00 €	1.562,50 €
26	6.750 €	515,00 €	1.687,50 €
27	7.150 €	523,00 €	1.787,50 €
28	9.500 €	570,00 €	2.375,00 €
29	9.900 €	578,00 €	2.475,00 €
30	10.200 €	584,00 €	2.550,00 €

F. Daten des Berechnungsbeispiels

Distanzmatrix:

1	0	0,040	0,070	0,055	0,095	0,125	0,205	0,245	0,275	0,405	0,445	0,475	0,680	0,720	0,740	0,010	0,060	0,100	0,065	0,115	0,155	0,215	0,265	0,305	0,415	0,465	0,505	0,740	0,780	0,810
2	0,040	0	0,030	0,015	0,055	0,085	0,165	0,205	0,235	0,365	0,405	0,435	0,640	0,680	0,700	0,030	0,020	0,060	0,025	0,075	0,115	0,175	0,225	0,265	0,375	0,425	0,465	0,700	0,740	0,770
3	0,070	0,030	0	0,015	0,025	0,055	0,135	0,175	0,205	0,335	0,375	0,405	0,610	0,650	0,670	0,060	0,010	0,030	0,005	0,045	0,085	0,145	0,195	0,235	0,345	0,395	0,435	0,670	0,710	0,740
4	0,055	0,015	0,015	0	0,040	0,070	0,150	0,190	0,220	0,350	0,390	0,420	0,625	0,665	0,685	0,045	0,005	0,045	0,010	0,060	0,100	0,160	0,210	0,250	0,360	0,410	0,450	0,685	0,725	0,755
5	0,095	0,055	0,025	0,040	0	0,030	0,110	0,150	0,180	0,310	0,350	0,380	0,585	0,625	0,645	0,085	0,035	0,095	0,030	0,020	0,060	0,120	0,170	0,210	0,320	0,370	0,410	0,645	0,685	0,715
6	0,125	0,085	0,055	0,070	0,030	0	0,080	0,120	0,150	0,280	0,320	0,350	0,555	0,595	0,615	0,115	0,065	0,025	0,060	0,010	0,030	0,090	0,140	0,180	0,290	0,340	0,380	0,615	0,655	0,685
7	0,205	0,165	0,135	0,150	0,110	0,080	0	0,040	0,070	0,200	0,240	0,270	0,475	0,515	0,535	0,195	0,145	0,105	0,140	0,090	0,050	0,100	0,150	0,200	0,260	0,300	0,535	0,575	0,605	0,605
8	0,245	0,205	0,175	0,190	0,150	0,120	0,040	0	0,030	0,160	0,200	0,230	0,435	0,475	0,495	0,235	0,185	0,145	0,180	0,130	0,090	0,030	0,020	0,060	0,170	0,220	0,260	0,495	0,535	0,565
9	0,275	0,235	0,205	0,220	0,180	0,150	0,070	0,030	0	0,130	0,170	0,200	0,405	0,445	0,465	0,265	0,215	0,175	0,210	0,160	0,120	0,060	0,010	0,030	0,140	0,190	0,230	0,465	0,505	0,535
10	0,405	0,365	0,335	0,350	0,310	0,280	0,200	0,160	0,130	0	0,040	0,070	0,275	0,315	0,335	0,395	0,345	0,305	0,340	0,290	0,250	0,190	0,140	0,100	0,010	0,060	0,100	0,335	0,375	0,405
11	0,445	0,405	0,375	0,390	0,350	0,320	0,240	0,200	0,170	0,040	0	0,030	0,235	0,275	0,295	0,435	0,385	0,345	0,380	0,330	0,290	0,230	0,180	0,140	0,030	0,020	0,060	0,295	0,335	0,365
12	0,475	0,435	0,405	0,420	0,380	0,350	0,270	0,230	0,200	0,070	0,030	0	0,205	0,245	0,265	0,465	0,415	0,375	0,410	0,360	0,320	0,260	0,210	0,170	0,060	0,010	0,030	0,265	0,305	0,335
13	0,680	0,640	0,610	0,625	0,585	0,555	0,475	0,435	0,405	0,275	0,235	0,205	0	0,040	0,060	0,670	0,620	0,580	0,620	0,565	0,525	0,465	0,415	0,375	0,265	0,215	0,175	0,060	0,100	0,130
14	0,720	0,680	0,650	0,665	0,625	0,595	0,515	0,475	0,445	0,315	0,275	0,245	0,040	0	0,020	0,710	0,660	0,620	0,655	0,605	0,565	0,505	0,455	0,415	0,305	0,255	0,215	0,020	0,060	0,090
15	0,740	0,700	0,670	0,685	0,645	0,615	0,535	0,495	0,465	0,335	0,295	0,265	0,060	0,020	0	0,730	0,680	0,640	0,675	0,625	0,585	0,525	0,475	0,435	0,325	0,275	0,235	0,000	0,040	0,070
16	0,010	0,030	0,060	0,045	0,085	0,115	0,195	0,235	0,265	0,395	0,435	0,465	0,670	0,710	0,730	0	0,050	0,090	0,055	0,105	0,145	0,205	0,255	0,295	0,405	0,455	0,495	0,730	0,770	0,800
17	0,060	0,020	0,010	0,005	0,035	0,065	0,145	0,185	0,215	0,345	0,385	0,415	0,620	0,660	0,680	0,050	0	0,040	0,005	0,055	0,095	0,155	0,205	0,245	0,355	0,405	0,445	0,680	0,720	0,750
18	0,100	0,060	0,030	0,045	0,005	0,025	0,105	0,145	0,175	0,305	0,345	0,375	0,580	0,620	0,640	0,090	0,040	0	0,035	0,015	0,055	0,115	0,165	0,205	0,315	0,365	0,405	0,640	0,680	0,710
19	0,065	0,025	0,005	0,010	0,030	0,060	0,140	0,180	0,210	0,340	0,380	0,410	0,615	0,655	0,675	0,055	0,005	0,035	0	0,050	0,090	0,150	0,200	0,240	0,350	0,400	0,440	0,675	0,715	0,745
20	0,115	0,075	0,045	0,060	0,020	0,010	0,090	0,130	0,160	0,290	0,330	0,360	0,565	0,605	0,625	0,105	0,055	0,015	0,050	0	0,040	0,100	0,150	0,190	0,300	0,350	0,390	0,625	0,665	0,695
21	0,155	0,115	0,085	0,100	0,060	0,030	0,050	0,090	0,120	0,250	0,290	0,320	0,525	0,565	0,585	0,145	0,095	0,055	0,090	0,040	0	0,060	0,110	0,150	0,260	0,310	0,350	0,585	0,625	0,655
22	0,215	0,175	0,145	0,160	0,120	0,090	0,010	0,030	0,060	0,190	0,230	0,260	0,465	0,505	0,525	0,205	0,155	0,115	0,150	0,100	0,060	0	0,050	0,090	0,200	0,250	0,290	0,525	0,565	0,595
23	0,265	0,225	0,195	0,210	0,170	0,140	0,060	0,020	0,010	0,140	0,180	0,210	0,415	0,455	0,475	0,255	0,205	0,165	0,200	0,150	0,110	0,050	0	0,040	0,150	0,200	0,240	0,475	0,515	0,545
24	0,305	0,265	0,235	0,250	0,210	0,180	0,100	0,060	0,030	0,100	0,140	0,170	0,375	0,415	0,435	0,295	0,245	0,205	0,240	0,190	0,150	0,090	0,040	0	0,110	0,160	0,200	0,435	0,475	0,505
25	0,415	0,375	0,345	0,360	0,320	0,290	0,210	0,170	0,140	0,010	0,030	0,060	0,265	0,305	0,325	0,405	0,355	0,315	0,350	0,300	0,260	0,200	0,150	0,110	0	0,050	0,090	0,325	0,365	0,395
26	0,465	0,425	0,395	0,410	0,370	0,340	0,260	0,220	0,190	0,060	0,020	0,010	0,215	0,255	0,275	0,455	0,405	0,365	0,400	0,350	0,310	0,250	0,200	0,160	0,050	0	0,040	0,275	0,315	0,345
27	0,505	0,465	0,435	0,450	0,410	0,380	0,300	0,260	0,230	0,100	0,060	0,030	0,175	0,215	0,235	0,495	0,445	0,405	0,440	0,390	0,350	0,290	0,240	0,200	0,090	0,040	0	0,235	0,275	0,305
28	0,740	0,700	0,670	0,685	0,645	0,615	0,535	0,495	0,465	0,335	0,295	0,265	0,060	0,020	0,000	0,730	0,680	0,640	0,675	0,625	0,585	0,525	0,475	0,435	0,325	0,275	0,235	0	0,040	0,070
29	0,780	0,740	0,710	0,725	0,685	0,655	0,575	0,535	0,505	0,375	0,335	0,305	0,100	0,060	0,040	0,770	0,720	0,680	0,715	0,665	0,625	0,565	0,515	0,475	0,365	0,315	0,275	0,040	0	0,030
30	0,810	0,770	0,740	0,755	0,715	0,685	0,605	0,565	0,535	0,405	0,365	0,335	0,130	0,090	0,070	0,800	0,750	0,710	0,745	0,695	0,655	0,595	0,545	0,505	0,345	0,305	0,070	0,030	0	0,000

Ressourcen-Bedarf RD_{ir} :

Pro- dukt- ID	r_{11}	r_{12}	r_{13}	r_{14}	r_{15}	r_{21}	r_{22}	r_{23}	r_{31}	r_{32}
1	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0
2	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0
3	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0
4	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0
5	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0
6	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0
7	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0
8	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0
9	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0
10	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0
11	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0
12	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0
13	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0
14	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0
15	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0
16	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1
17	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1
18	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1
19	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1
20	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1
21	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1
22	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1
23	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1
24	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1
25	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1
26	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1
27	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1
28	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1
29	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1
30	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1

F. Daten des Berechnungsbeispiels

Bedarf D_{it} :

Pro- dukt- ID	Periode										Summe
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1	1.230	1.242	1.353	1.181	1.169	1.205	1.267	1.328	1.304	1.316	12.595
2	1.200	1.104	1.188	1.188	1.284	1.116	1.152	1.272	1.212	1.188	11.904
3	1.080	1.166	1.026	1.145	1.048	1.177	994	1.166	1.069	1.058	10.929
4	1.250	1.263	1.300	1.225	1.313	1.225	1.375	1.200	1.213	1.150	12.514
5	1.440	1.296	1.570	1.440	1.411	1.339	1.483	1.526	1.310	1.526	14.341
6	1.230	1.144	1.341	1.267	1.119	1.156	1.156	1.292	1.107	1.316	12.128
7	1.600	1.456	1.728	1.696	1.520	1.744	1.552	1.504	1.456	1.744	16.000
8	1.500	1.350	1.365	1.620	1.500	1.500	1.440	1.590	1.350	1.650	14.865
9	1.400	1.288	1.456	1.456	1.344	1.316	1.526	1.498	1.344	1.470	14.098
10	550	517	517	495	578	495	605	534	550	556	5.397
11	650	657	585	702	696	696	670	689	683	598	6.626
12	750	720	750	683	758	690	728	750	780	795	7.404
13	96	91	105	99	89	92	100	105	93	100	970
14	80	76	80	74	82	88	87	78	77	72	794
15	56	52	54	62	60	53	62	58	59	51	567
16	250	268	230	255	270	228	255	228	273	245	2.502
17	550	567	556	545	605	534	600	600	550	512	5.619
18	890	970	935	819	917	863	863	819	917	819	8.812
19	1.050	1.071	1.050	977	1.029	1.103	987	1.124	1.019	1.103	10.513
20	1.300	1.300	1.287	1.430	1.339	1.222	1.326	1.235	1.183	1.248	12.870
21	1.500	1.350	1.425	1.560	1.530	1.500	1.635	1.530	1.410	1.620	15.060
22	2.400	2.544	2.352	2.400	2.472	2.616	2.376	2.352	2.496	2.232	24.240
23	2.500	2.325	2.575	2.475	2.475	2.525	2.675	2.725	2.575	2.300	25.150
24	2.600	2.678	2.730	2.522	2.366	2.548	2.652	2.522	2.548	2.548	25.714
25	750	690	758	825	675	795	765	675	810	765	7.508
26	950	903	893	969	922	1.007	884	893	960	969	9.350
27	1.200	1.236	1.116	1.080	1.140	1.188	1.224	1.296	1.248	1.236	11.964
28	210	197	191	223	225	214	206	227	214	193	2.100
29	315	337	293	321	343	331	337	318	315	331	3.241
30	588	606	629	641	617	559	582	553	623	570	5.968
Summe	31.165	30.464	31.438	31.375	30.896	31.125	31.564	31.687	30.748	31281	

Ressourcenübersicht:

Res-ID	Inventarisierungskosten C_r^{inv}	Max. Inventar INV_r^{max}
r_{11}	85,00 €	80
r_{12}	90,00 €	80
r_{13}	100,00 €	80
r_{14}	120,00 €	80
r_{15}	150,00 €	80
r_{21}	20,00 €	500
r_{22}	20,00 €	500
r_{23}	20,00 €	500
r_{31}	1,00 €	7.500
r_{32}	1,00 €	7.500

Ressourcen-Kapazität CAP_{rt} :

Res-ID	Periode									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
r_{11}	5.500	5.500	5.500	5.500	5.500	5.500	5.500	5.500	5.500	5.500
r_{12}	8.000	8.000	8.000	8.000	8.000	8.000	8.000	8.000	8.000	8.000
r_{13}	12.000	12.000	12.000	12.000	12.000	8.500	12.000	12.000	12.000	12.000
r_{14}	5.000	5.000	5.000	5.000	5.000	5.000	5.000	5.000	5.000	5.000
r_{15}	1.500	1.500	1.500	1.500	1.500	1.500	1.500	1.500	1.500	1.500
r_{21}	10.000	10.000	10.000	10.000	10.000	10.000	10.000	10.000	10.000	10.000
r_{22}	11.000	11.000	11.000	11.000	11.000	11.000	11.000	11.000	11.000	11.000
r_{23}	11.500	11.500	11.500	11.500	11.500	11.500	11.500	11.500	11.500	11.500
r_{31}	16.000	16.000	16.000	16.000	16.000	16.000	16.000	16.000	16.000	16.000
r_{32}	17.500	17.500	17.500	17.500	17.500	17.500	17.500	17.500	17.500	17.500

Ausbaustufen s_r :

Res	Stufe	Anzahl $CAP_{s_r}^+$	Stückkosten	Gesamtkosten $C_{s_r}^{cap+}$
r_{11}	1	100	250,00 €	25.000,00 €
r_{11}	2	50	750,00 €	37.500,00 €
r_{13}	1	80	400,00 €	32.000,00 €
r_{13}	2	40	1.200,00 €	48.000,00 €
r_{14}	1	50	350,00 €	17.500,00 €

Literaturverzeichnis

- Abay, Y.; Kaihara, T.; Kokuryo, D. (2024): A Discrete-Event Simulation Study of Multi-Objective Sales and Operation Planning Under Demand Uncertainty. A Case of the Ethiopian Automotive Industry. In: *International Journal of Automation Technology* 18 (1), S. 135–145.
- Adam, D. (1993): Planung und Entscheidung. Modelle - Ziele - Methoden. 3., vollständig überarbeitete und erweiterte Auflage. Wiesbaden: Gabler Verlag.
- Adediran, T.; Al-Bazi, A. (2022): Complex Production-Inventory Replenishment Problem With Uncertainty in Customer Behaviour. In: *International Journal of Industrial Engineering and Management* 13 (4), S. 265–282.
- Aiassi, R.; Sajadi, S. M.; Hadji-Molana, S. M.; Zamani-Babgohari, A. (2020): Designing a stochastic multi-objective simulation-based optimization model for sales and operations planning in built-to-order environment with uncertain distant outsourcing. In: *Simulation Modelling Practice and Theory* 104 (2), 102103.
- Alamuri, M.; Surampudi, B. R.; Negi, A. (2014): A survey of distance/similarity measures for categorical data. In: 2014 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Beijing, China, S. 1907–1914.
- Albrecht, M.; Rohde, J.; Wagner, M. (2015): Master Planning. In: H. Stadtler, C. Kilger und H. Meyr (Hg.): Supply chain management and advanced planning. Concepts, models, software, and case studies. 5. Auflage. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 155–175.
- Albrecht, W.; Steinrücke, M. (2020): Continuous-time scheduling of production, distribution and sales in photovoltaic supply chains with declining prices. In: *Flexible Services and Manufacturing Journal* 32 (3), S. 629–667.
- Alfieri, A.; Castiglione, C.; Pastore, E. (2020): A multi-objective tabu search algorithm for product portfolio selection. A case study in the automotive industry. In: *Computers & Industrial Engineering* 142, 106382.
- Almeida, J. F. d. F.; Conceição, S. V. (2021): A decomposition approach for the two-stage stochastic supply network planning in light of the rolling horizon practice. In: *Pesquisa Operacional* 41 (spe), e234451.
- Almeida, J. F. d. F.; Conceição, S. V.; Pinto, L. R.; Oliveira, B. R. P.; Rodrigues, L. F. (2022): Optimal sales and operations planning for integrated steel industries. In: *Annals of Operations Research* 315, 773-790.

- Altendorfer, K.; Felberbauer, T.; Jodlbauer, H. (2016): Effects of forecast errors on optimal utilisation in aggregate production planning with stochastic customer demand. In: *International Journal of Production Research* 54 (12), S. 3718–3735.
- Alvekrans, A.-L.; Lantz, B.; Rosén, P.; Siljemyr, L.; Snygg, J. (2016): From knowledge to decision – a case study of sales and operations planning in health care. In: *Production Planning & Control* 27 (12), S. 1019–1026.
- Anand Jayakumar, A.; Krishnataj, C.; Kasthuri Raj, S. R. (2016): LINGO based revenue maximization using aggregate planning. In: *ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences* 11 (9), S. 6075–6081.
- Arens, Z. G.; Hamilton, R. W. (2018): The substitution strategy dilemma. Substitute selection versus substitute effectiveness. In: *Journal of the Academy of Marketing Science* 46 (1), S. 130–146.
- Ball, M. O.; Chen, C.-Y.; Zhao, Z.-Y. (2004): Available to promise. In: D. Simchi-Levi, S. D. Wu und Z.-J. Shen (Hg.): *Handbook of Quantitative Supply Chain Analysis. Modeling in the E-Business Era*. Boston, MA: Springer US.
- Ballón-Echevarría, A.; Castillo-Tejada, J.; Hernández-Ugarte, C. (2022): Inventory management model to increase the rotation of textile products through the S&OP process and material requirements planning (MRP) in textile companies in Lima. In: 2022 Congreso Internacional de Innovación y Tendencias en Ingeniería (CONIITI). Bogota, Colombia: IEEE.
- Battiti, R. (1994): Using mutual information for selecting features in supervised neural net learning. In: *IEEE Transactions on Neural Networks* 5 (4), S. 537–550.
- Ben Ali, M.; D'Amours, S.; Gaudreault, J.; Carle, M.-A. (2014): A multi-level framework for demand fulfillment in a make-to-stock environment. A case study in Canadian softwood lumber industry. In: MOSIM 2014, 10ème Conférence Francophone de Modélisation, Optimisation et Simulation. Nancy, France.
- Ben Ali, M.; D'Amours, S.; Gaudreault, J.; Carle, M.-A. (2017): Kriging analysis of an integrated demand management process in softwood industry. In: *IFAC-PapersOnLine* 50 (1), S. 6190–6195.
- Ben Ali, M.; D'Amours, S.; Gaudreault, J.; Carle, M.-A. (2018a): Configuration and evaluation of an integrated demand management process using a space-filling design and Kriging meta-modeling. In: *Operations Research Perspectives* 5, S. 45–58.
- Ben Ali, M.; D'Amours, S.; Gaudreault, J.; Carle, M.-A. (2018b): Simulating an integrated revenue management approach in a production system with product substitution. In: 2018 Winter Simulation Conference (WSC). Gothenburg, Sweden, S. 3217–3228.

- Ben Ali, M.; D'Amours, S.; Gaudreault, J.; Carle, M.-A. (2019): Integrating revenue management and sales and operations planning in a Make-To-Stock environment. Softwood lumber case study. In: *INFOR: Information Systems and Operational Research* 57 (2), S. 314–341.
- Bendzioch, S.; Hinrichsen, S.; Bornewasser, M. (2020): Produktivität der Montagearbeit. In: M. Bornewasser und S. Hinrichsen (Hg.): *Informatrische Assistenzsysteme in der variantenreichen Montage. Theorie und Praxis*: Springer Berlin Heidelberg, S. 113–134.
- Biazzi, J. L. de (2021): Stochastic production planning with internal and external storage and ordering costs. In: *Gestão & Produção* 28 (4), 765.
- Biedermann, L. (2018): Supply Chain Resilienz. Konzeptioneller Bezugsrahmen und Identifikation zukünftiger Erfolgsfaktoren. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- Blecker, T.; Abdelkafi, N. (2006): Modularity and delayed product differentiation in assemble-to-order systems. In: T. Blecker und G. Friedrich (Hg.): *Mass Customization. Challenges and Solutions*. Boston, MA: Springer Science+Business Media Inc, S. 161–185.
- Blecker, T.; Abdelkafi, N.; Friedrich, G.; Kaluza, B.; Kreutler, G. (2005): *Information and Management Systems for Product Customization*. Boston, MA: Springer Science+Business Media Inc.
- BMW AG (2020): BMW Konfigurator. Online verfügbar unter <https://www.bmw.de/de/konfigurator.html>, zuletzt aktualisiert am 24.11.2020.
- Bo, V.; Bortolini, M.; Malaguti, E.; Monaci, M.; Mora, C.; Paronuzzi, P. (2021): Models and algorithms for integrated production and distribution problems. In: *Computers & Industrial Engineering* 154 (3), 107003.
- Bonvoisin, J.; Halstenberg, F.; Buchert, T.; Stark, R. (2016): A systematic literature review on modular product design. In: *Journal of Engineering Design* 27 (7), S. 488–514.
- Boriah, S.; Chandola, V.; Kumar, V. (2008): Similarity Measures for Categorical Data: A Comparative Evaluation. In: C. Apte, H. Park, K. Wang und M. J. Zaki (Hg.): *Proceedings of the 2008 SIAM International Conference on Data Mining*. Atlanta, S. 243–254.
- Bornewasser, M. (2020): Montage und Komplexität. In: M. Bornewasser und S. Hinrichsen (Hg.): *Informatrische Assistenzsysteme in der variantenreichen Montage. Theorie und Praxis*: Springer Berlin Heidelberg, S. 43–64.
- Boysen, N.; Flidner, M.; Scholl, A. (2007): Produktionsplanung bei Variantenfließfertigung. Planungshierarchie und Elemente einer hierarchischen Planung. In: *Journal of Business Economics* 77 (7/8), S. 759–793.
- Boysen, N.; Flidner, M.; Scholl, A. (2009): Sequencing mixed-model assembly lines. Survey, classification and model critique. In: *European Journal of Operational Research* 192 (2), S. 349–373.

- Boysen, N.; Fliedner, M.; Scholl, A. (2010): Production planning of mixed-model assembly lines. Overview and extensions. In: *Production Planning & Control* 20 (5), S. 455–471.
- Brabazon, P. G.; MacCarthy, B. (2006a): Fundamental behaviour of virtual-build-to-order systems. In: *International Journal of Production Economics* 104 (2), S. 514–524.
- Brabazon, P. G.; MacCarthy, B. (2006b): Order fulfillment models for the catalog mode of mass customization - a review. In: T. Blecker und G. Friedrich (Hg.): *Mass Customization. Challenges and Solutions*. Boston, MA: Springer Science+Business Media Inc, S. 211–232.
- Brabazon, P. G.; MacCarthy, B. (2017): The automotive Order-to-Delivery process. How should it be configured for different markets? In: *European Journal of Operational Research* 263 (1), S. 142–157.
- Brabazon, P. G.; MacCarthy, B.; Woodcock, A.; Hawkins, R. W. (2010): Mass Customization in the Automotive Industry. Comparing Interdealer Trading and Reconfiguration Flexibilities in Order Fulfillment. In: *Production and Operations Management* 19 (5), S. 489–502.
- Brammer, J.; Lutz, B.; Neumann, D. (2022): Permutation flow shop scheduling with multiple lines and demand plans using reinforcement learning. In: *European Journal of Operational Research* 299 (1), S. 75–86.
- Breidert, C.; Hahsler, M.; Reutterer, T. (2006): A Review of Methods for Measuring Willingness-to-Pay. In: *Innovative Marketing* 2 (4), S. 8–32.
- Brosch, M. (2014): Eine Methode zur Reduzierung der produktvarianteninduzierten Komplexität. Dissertation. Technische Universität Hamburg, Hamburg.
- Buergin, J.; Beisecker, J.; Fischer, S.; Geier, B.; Tutsch, H.; Mercamp, S.; Lanza, G. (2017): Generation of Planned Orders and their Matching with Customer Orders in Multi-variant Series Production. In: *Procedia CIRP* 61, S. 499–504.
- Buergin, J.; Hammerschmidt, A.; Hao, H.; Kramer, S.; Tutsch, H.; Lanza, G. (2019): Robust order planning with planned orders for multi-variant series production in a production network. In: *International Journal of Production Economics* 210, S. 107–119.
- Burnaby, T. P. (1970): On a method for character weighting a similarity coefficient, employing the concept of information. In: *Mathematical Geology* 2 (1), S. 25–38.
- Busse, M. R.; Silva-Risso, J. M.; Zettelmeyer, F. (2006): \$1,000 Cash Back: The Pass-Through of Auto Manufacturer Promotions. In: *The American economic review* 96 (4), S. 1253–1270.
- Busse, M. R.; Simester, D. I.; Zettelmeyer, F. (2010): “The Best Price You'll Ever Get”. The 2005 Employee Discount Pricing Promotions in the U.S. Automobile Industry. In: *Marketing Science* 29 (2), S. 268–290.
- Buxbaum, H.-J.; Kleutges, M. (2020): Evolution oder Revolution? Die Mensch-Roboter-Kollaboration. In: H.-J. Buxbaum (Hg.): *Mensch-Roboter-Kollaboration*. 1st ed. 2020, S. 15–33.

- Buxey, G. (1989): Production scheduling: Practice and theory. In: *European Journal of Operational Research* 39 (1), S. 17–31.
- Castiglione, C.; Alfieri, A.; Pastore, E. (2018): Decision Support System to balance inventory in customer-driven demand. In: *IFAC-PapersOnLine* 51 (11), S. 1499–1504.
- Center of Automotive Management (CAM) (21.03.2025): Performance-Vergleich von 14 globalen Automobilherstellern. Automobilindustrie vor Konsolidierungswelle. Online verfügbar unter <https://auto-institut.de/presse/performance-vergleich-von-14-globalen-automobilherstellern-automobilindustrie-vor-konsolidierungswelle/>, zuletzt geprüft am 22.04.2025.
- Charnes, A.; Cooper, W. W.; Mellon, B. (1955): A Model for Optimizing Production by Reference to Cost Surrogates. In: *Econometrica* 23 (3), 307.
- Chen, B.; Chao, X. (2020): Dynamic Inventory Control with Stockout Substitution and Demand Learning. In: *Management Science* 66 (11), S. 5108–5127.
- Chen-Ritzo, C.-H.; Ervolina, T.; Harrison, T. P.; Gupta, B. (2010): Sales and operations planning in systems with order configuration uncertainty. In: *European Journal of Operational Research* 205 (3), S. 604–614.
- Cheraghalikhani, A.; Khoshalhan, F.; Mokhtari, H. (2019): Aggregate production planning. A literature review and future research directions. In: *International Journal of Industrial Engineering Computations* 10 (2), S. 309–330.
- Chern, C.-C.; Leng, C.-Y.; Hsiao, B. (2024): A heuristic master planning algorithm that includes fairness and flexibility. In: *International Journal of Management Science and Engineering Management* 19 (2), S. 106–123.
- Copaciu, F. V. (2013): Analyse der Wirkzusammenhänge der Perlenkettenmethode in der Automobilindustrie. Dissertation. Technische Univesität Dortmund, Dortmund.
- Cordova-Pozo, K.; Rouwette, E. A.J.A. (2023): Types of scenario planning and their effectiveness. A review of reviews. In: *Futures* 149 (5), 103153.
- Cover, T. M.; Thomas, J. A. (2006): *Elements of Information Theory*. 2. Auflage. New York, NY: John Wiley & Sons.
- Crum, C.; Palmatier, G. E. (2003): *Demand management best practices. Process, principles and collaboration*. Boca Raton, Fla., London: J. Ross; Transatlantic.
- Damon, W. W.; Schramm, R. (1972): A Simultaneous Decision Model for Production, Marketing and Finance. In: *Management Science* 19 (2), S. 161–172.
- Darmawan, A.; Wong, H.; Thorstenson, A. (2018): Integration of promotion and production decisions in sales and operations planning. In: *International Journal of Production Research* 56 (12), S. 4186–4206.

- Darmawan, A.; Wong, H.; Thorstenson, A. (2020): Integrated sales and operations planning with multiple products. Jointly optimizing the number and timing of promotions and production decisions. In: *Applied Mathematical Modelling* 80, S. 792–814.
- Darvishi, F.; Ghasemy Yaghin, R.; Sadeghi, A. (2020): Integrated fabric procurement and multi-site apparel production planning with cross-docking. A hybrid fuzzy-robust stochastic programming approach. In: *Applied Soft Computing* 92 (1), 106267.
- Davis, S. M. (1987): *Future perfect*. Reading, Mass.: Addison-Wesley.
- Deloitte (2016): *Komplexitätsmanagement in der Automobilindustrie*. Hg. v. Deloitte & Touche GmbH Wirtschaftsprüfungsgesellschaft. Online verfügbar unter https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/de/Documents/operations/Complexity_Management.pdf, zuletzt geprüft am 17.11.2020.
- Demirel, E.; Özelkan, E. C.; Lim, C. (2018): Aggregate planning with Flexibility Requirements Profile. In: *International Journal of Production Economics* 202, S. 45–58.
- DER SPIEGEL (2014): „Sanierungsfall? Ich bitte Sie“ (42), S. 72–74.
- Derhami, S.; Montreuil, B.; Bau, G. (2021): Assessing product availability in omnichannel retail networks in the presence of on-demand inventory transshipment and product substitution. In: *Omega* 102 (4), 102315.
- Díaz-Madroñero, M.; Mula, J.; Peidro, D. (2017): A mathematical programming model for integrating production and procurement transport decisions. In: *Applied Mathematical Modelling* 52 (1), S. 527–543.
- Diels, J. L.; Wiebach, N.; Hildebrandt, L. (2013): The impact of promotions on consumer choices and preferences in out-of-stock situations. In: *Journal of Retailing and Consumer Services* 20 (6), S. 587–598.
- Ding, J.; Wang, M.; Zeng, X.; Qu, W.; Vassiliadis, V. S. (2021): Mass personalization strategy under Industrial Internet of Things. A case study on furniture production. In: *Advanced Engineering Informatics* 50 (11), 101439.
- Dinh, D.-T.; Huynh, V.-N.; Sriboonchitta, S. (2021): Clustering mixed numerical and categorical data with missing values. In: *Information Sciences* 571, S. 418–442.
- Dohale, V.; Ambilkar, P.; Gunasekaran, A.; Bilolikar, V. (2022): A multi-product and multi-period aggregate production plan. A case of automobile component manufacturing firm. In: *Benchmarking: An International Journal* 29 (10), S. 3396–3425.
- Dölle, J. E. (2013): *Lieferantenmanagement in der Automobilindustrie. Struktur und Entwicklung der Lieferantenbeziehungen von Automobilherstellern*. Zugl.: Eichstätt-Ingolstadt, Katholische Univ., Diss., 2011. Wiesbaden: Springer Gabler.

- Domschke, W.; Drexl, A.; Klein, R.; Scholl, A. (2015): Einführung in Operations Research. 9., überarbeitete und verbesserte Auflage. Berlin, Heidelberg: Springer Gabler.
- Dörmer, J. (2013): Produktionsprogrammplanung bei variantenreicher Fließproduktion. Untersuchung am Beispiel der Automobilendmontage. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- dos Santos, T. R.L.; Zárate, L. E. (2015): Categorical data clustering. What similarity measure to recommend? In: *Expert Systems with Applications* 42 (3), S. 1247–1260.
- Drexl, A.; Fleischmann, B.; Günther, H.-O.; Stadtler, H. (1993): Konzeptionelle Grundlagen kapazitätsorientierter PPS-Systeme. Manuskripte aus den Instituten für Betriebswirtschaftslehre der Universität Kiel. Hg. v. Universität Kiel. Institut für Betriebswirtschaftslehre. Kiel (315).
- Dufour, P.; Kistner, L.; Ulrich, C. (2020): Strategisches Management, Effizienzsteigerung und Expansion – Die Förderung von KMU im Hinblick auf die aktuellen Entwicklungen der Automobilindustrie am Beispiel des Wirtschaftsraums Heilbronn. In: J. Stember (Hg.): Innovative Wirtschaftsförderungen in Deutschland. Praxisberichte, Konzepte und Zukunftsstrategien, S. 421–438.
- ElMaraghy, H.; Schuh, G.; ElMaraghy, W.; Piller, F.; Schönsleben, P.; Tseng, M.; Bernard, A. (2013): Product variety management. In: *CIRP Annals* 62 (2), S. 629–652.
- Erengüç, Ş.S.; Simpson, N. C.; Vakharia, A. J. (1999): Integrated production/distribution planning in supply chains. An invited review. In: *European Journal of Operational Research* 115 (2), S. 219–236.
- Ervolina, T. R.; Ettl, M.; Lee, Y. M.; Peters, D. J. (2009): Managing product availability in an assemble-to-order supply chain with multiple customer segments. In: *OR Spectrum* 31 (1), S. 257–280.
- Esch, F.-R.; Rühl, V.; Spomer, O.; Brunner, C. (2013): Die Komplexität managen. In: F.-R. Esch (Hg.): Strategie und Technik des Automobilmarketing. Wiesbaden: Springer Gabler, S. 411–442.
- Fabian, M.; Fischer, K.; Rüpke, J. M. (2025): Anticipating customer substitution. A data-driven, distance-based approach for out-of-stock product configurations. In: *Journal of Modelling in Management* 20 (4), S. 1477–1509.
- Feldhütter, V.; Steck, C.; Hawer, S.; Hompel, M. ten (2017): Impacts of Product-driven Complexity on the Success of Logistics in the Automotive Sector. In: *Procedia CIRP* 62, S. 129–134.
- Feng, Y.; D’amours, S.; Beauregard, R. (2008): The value of sales and operations planning in oriented strand board industry with make-to-order manufacturing system. Cross functional

- integration under deterministic demand and spot market recourse. In: *International Journal of Production Economics* 115 (1), S. 189–209.
- Feng, Y.; D'amours, S.; Beauregard, R. (2010): Simulation and performance evaluation of partially and fully integrated sales and operations planning. In: *International Journal of Production Research* 48 (19), S. 5859–5883.
- Feng, Y.; Martel, A.; D'Amours, S.; Beauregard, R. (2013): Coordinated Contract Decisions in a Make-to-Order Manufacturing Supply Chain. A Stochastic Programming Approach. In: *Production and Operations Management* 22 (3), S. 642–660.
- Fiasché, M.; Ripamonti, G.; Sisca, F. G.; Taisch, M.; Tavola, G. (2016): A Novel Hybrid Fuzzy Multi-objective Linear Programming Method of Aggregate Production Planning. In: S. Bassis, A. Esposito, F. C. Morabito und E. Pasero (Hg.): *Advances in Neural Networks. Computational Intelligence for ICT*. Cham: Springer International Publishing, S. 489–501.
- Fleck, A. (1995): *Hybride Wettbewerbsstrategien. Zur Synthese von Kosten- und Differenzierungsvorteilen*. Gabler Edition Wissenschaft. Wiesbaden: Deutscher Universitäts-Verlag.
- Fleischmann, B.; Koberstein, A. (2015): Strategic Network Design. In: H. Stadtler, C. Kilger und H. Meyr (Hg.): *Supply chain management and advanced planning. Concepts, models, software, and case studies*. 5. Auflage. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 107–123.
- Fleischmann, B.; Meyr, H. (2004): Customer orientation in advanced planning systems. In: H. Dyckhoff, R. Lackes und J. Reese (Hg.): *Supply Chain Management and Reverse Logistics*: Springer Science+Business Media Inc, S. 297–321.
- Fleischmann, B.; Meyr, H.; Wagner, M. (2015): Advanced Planning. In: H. Stadtler, C. Kilger und H. Meyr (Hg.): *Supply chain management and advanced planning. Concepts, models, software, and case studies*. 5. Auflage. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 71–95.
- Focus (2019): VW und Ford kooperieren bei Pickups, Transportern und Elektroautos. Online verfügbar unter https://www.focus.de/auto/neuheiten/auto-giganten-tun-sich-zusammen-vw-und-ford-kooperieren-bei-pickups-transportern-und-elektroautos_id_10187105.html, zuletzt geprüft am 28.11.2020.
- Ford Motor Company (2020): Ford Konfigurator. Online verfügbar unter <https://www.ford.de/fahrzeuge?bnpShowroom=on>, zuletzt aktualisiert am 26.11.2020.
- Frisch, A.; Jochem, R. (2021): Datengestütztes Qualitäts- und Komplexitätsmanagement am Beispiel des automobilen Konfigurationsmanagements. In: R. H. Schmitt (Hg.): *Datengetriebenes Qualitätsmanagement. Bericht zur GQW-Jahrestagung 2019 in Aachen*. 1. Auflage 2021. Berlin: Springer Berlin; Springer Vieweg, S. 72–95.
- Fuchs, D.; Kuschmitz, S.; Kühlke, K.; Vietor, T. (2020): Identifikation von Zielkonflikten bei der Anwendung von Potenzialen additiver Fertigungsverfahren. In: R. Lachmayer, K. Rettschlag und S. Kaierle (Hg.): *Konstruktion für die Additive Fertigung 2019*. 1st ed. 2020, S. 223–244.

- Furlan de Assis, R.; Santa-Eulalia, L. A. de; Armellini, F.; Anholon, R.; Rampasso, I. S.; Guerrini, F. M. et al. (2023): A system dynamics approach to unlock the complexity of the S&OP in virtual enterprises. In: *Enterprise Information Systems* 17 (12), 614.
- Gallego-García, S.; García-García, M. (2021): Predictive Sales and Operations Planning Based on a Statistical Treatment of Demand to Increase Efficiency. A Supply Chain Simulation Case Study. In: *Applied Sciences* 11 (1), 233.
- Gansterer, M. (2015): Aggregate planning and forecasting in make-to-order production systems. In: *International Journal of Production Economics* 170, S. 521–528.
- Gebhard, M. (2009): Hierarchische Produktionsplanung bei Unsicherheit. 1. Aufl. Wiesbaden: Gabler Verlag / GWV Fachverlage GmbH Wiesbaden.
- Gebhardt, J.; Klose, A.; Wendler, J. (2013): Markov Network Revision: On the Handling of Inconsistencies. In: C. Moewes und A. Nürnberger (Hg.): *Computational Intelligence in Intelligent Data Analysis*. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 153–165.
- Gebhardt, J.; Rügheimer, F.; Detmer, H.; Kruse, R. (2004): Adaptable Markov Models in Industrial Planning. In: 2004 IEEE International Conference on Fuzzy Systems. Budapest, Hungary. Piscataway, N.J: IEEE, S. 475–479.
- Genin, P.; Thomas, A.; Lamouri, S. (2007): How to manage robust tactical planning with an APS (Advanced Planning Systems). In: *Journal of Intelligent Manufacturing* 18 (2), S. 209–221.
- Genster, B. (2014): Verkaufsförderung – Erfolgreiche Gestaltung in der Automobilindustrie. In: B. Ebel und M. B. Hofer (Hg.): *Automotive Management. Strategie und Marketing in der Automobilwirtschaft*. 2., überarb. und aktualisierte Aufl. Berlin: Springer Gabler, S. 403–415.
- Géron, A. (2019): Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems. Sebastopol, CA: O'Reilly Media.
- Ghasemy Yaghin, R. (2020): Enhancing supply chain production-marketing planning with geometric multivariate demand function (a case study of textile industry). In: *Computers & Industrial Engineering* 140 (19), 106220.
- Ghasemy Yaghin, R.; Darvishi, F. (2022): Integrated textile material and production management in a fuzzy environment. A logistics perspective. In: *The Journal of The Textile Institute* 113 (7), S. 1380–1400.
- Ghasemy Yaghin, R.; Torabi, S. A.; Fatemi Ghomi, S.M.T. (2012): Integrated markdown pricing and aggregate production planning in a two echelon supply chain. A hybrid fuzzy multiple objective approach. In: *Applied Mathematical Modelling* 36 (12), S. 6011–6030.
- Ghazi-Zahedi, K. (2019): *Morphological Intelligence*. Cham: Springer International Publishing.

- Ghrab, Y.; Sali, M. (2019): Sales and Operations Planning (S&OP) Performance Under Highly Diversified Mass Production Systems. In: Association for Computing Machinery (Hg.): Proceedings of the 2019 International Conference on Management Science and Industrial Engineering. Phuket, Thailand. New York, NY: The Association for Computing Machinery (ICPS), S. 42–47.
- Ghrab, Y.; Sali, M. (2020): A New S&OP Maturity Assessment Model for Mass Customization Production Systems: A Case Study of an Automotive OEM. In: G. Alpan, T. Ekin und J. Gonzalez-Feliu (Hg.): Interconnected Supply Chains in an Era of Innovation. Eight International Conference on Information Systems, Logistics and Supply Chain (ILS). Austin, Texas, US, S. 70–78.
- Godsell, J.; Birtwistle, A.; van Hoek, R. (2010): Building the supply chain to enable business alignment. Lessons from British American Tobacco (BAT). In: *Supply Chain Management: An International Journal* 15 (1), S. 10–15.
- Gonçalves, J. N.C.; Cortez, P.; Carvalho, M. S.; Frazão, N. M. (2021): A multivariate approach for multi-step demand forecasting in assembly industries. Empirical evidence from an automotive supply chain. In: *Decision Support Systems* 142, 113452.
- Gong, F.; Jiang, L.; Zhang, H.; Wang, D.; Guo, X. (2020): Gain ratio weighted inverted specific-class distance measure for nominal attributes. In: *International Journal of Machine Learning and Cybernetics* 11 (10), S. 2237–2246.
- Götze, U. (1991): Szenario-Technik. In: U. Götze (Hg.): Szenario-Technik in der strategischen Unternehmensplanung. Wiesbaden: Deutscher Universitäts-Verlag, S. 71–256.
- Gower, J. C. (1971): A General Coefficient of Similarity and Some of Its Properties. In: *Biometrics* 27 (4), S. 857–871.
- Grauer, M.; Schmalzried, D.; Alt, R.; Ebenhöf, M. (2019): Ist „Realtime“ schon real? In: *Wirtschaftsinformatik & Management* 11 (2), S. 72–80.
- Grimson, J. A.; Pyke, D. F. (2007): Sales and operations planning. An exploratory study and framework. In: *The International Journal of Logistics Management* 18 (3), S. 322–346.
- Grinninger, J. (2012): Schlanke Produktionssteuerung zur Stabilisierung von Auftragsfolgen in der Automobilproduktion. Dissertation. Technische Universität München, München.
- Günther, H.-O.; Tempelmeier, H. (2012): Produktion und Logistik. Berlin/Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Hahn, G. J.; Kuhn, H. (2011): Optimising a value-based performance indicator in mid-term sales and operations planning. In: *Journal of the Operational Research Society* 62 (3), S. 515–525.
- Hahn, G. J.; Kuhn, H. (2012a): Simultaneous investment, operations, and financial planning in supply chains. A value-based optimization approach. In: *International Journal of Production Economics* 140 (2), S. 559–569.

- Hahn, G. J.; Kuhn, H. (2012b): Value-based performance and risk management in supply chains. A robust optimization approach. In: *International Journal of Production Economics* 139 (1), S. 135–144.
- Hamilton, R.; Thompson, D.; Bone, S.; Chaplin, L. N.; Griskevicius, V.; Goldsmith, K. et al. (2019): The effects of scarcity on consumer decision journeys. In: *Journal of the Academy of Marketing Science* 47 (3), S. 532–550.
- Han, J.; Kamber, M.; Pei, J. (2012): Data mining. Concepts and techniques. 3rd ed. Burlington, Mass.: Elsevier.
- Hankammer, S.; Antons, D.; Kleer, R.; Piller, F. T. (2020): Taking Stock of Customization Research. A Computational Review and Interdisciplinary Research Agenda. In: *SSRN Electronic Journal*, 3632997.
- Hausladen, I. (2020): IT-gestützte Logistik. Systeme - Prozesse - Anwendungen. 4th ed. 2020. Wiesbaden, Germany: Springer Gabler.
- Hayler, C. (1999): Ein regelbasiertes System zur Generierung von Orders für Lagerfahrzeuge. Fallstudie bei einem deutschen Automobilhersteller. Dissertation, Universität Jena.
- Hegmanns, T. (2009): Dezentrales Planungs- und Prozesskonzept für ein kollaboratives Bedarfs- und Kapazitätsmanagement in Produktionsnetzwerken. Dissertation. Technische Univesität Dortmund, Dortmund.
- Hernández, K. A.; Peña, D. C.; Orozco, Á. A. (2021): A space-structure based dissimilarity measure for categorical data. In: *International Journal of Electrical and Computer Engineering* 11 (1), 620.
- Herold, L. (2005): Kundenorientierte Prozesssteuerung in der Automobilindustrie. Die Rolle von Logistik und Logistikcontrolling im Prozess „vom Kunden bis zum Kunden“. Dissertation. Universität Göttingen.
- Herrmann, A. (2019): Lust auf Zukunft - eine neue Vision für die deutsche Automobilindustrie. In: *ATZ Extra* 24 (Suppl 6), S. 16–19.
- Hevner, A. E.; March, S. T.; Park, J.; Ram, S. (2004): Design Science in Information Systems Research. In: *MIS Quarterly* 28 (1), S. 75–106.
- Hevner, A. R. (2007): A three cycle view of design science research. In: *Scandinavian Journal of Information Systems* 19 (2), S. 87–92.
- Hewing, M. (2014): Business process blueprinting. A method for customer-oriented business process modeling. Zugl.: Berlin, Freie Univ., Diss., 2013. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- Hoang, D.; Breugelmans, E. (2023): “Sorry, the product you ordered is out of stock”. Effects of substitution policy in online grocery retailing. In: *Journal of Retailing* 99 (1), S. 26–45.

- Hoffmann, C.-A. (2017a): Methodik zur Steuerung modularer Produktbaukästen. Dissertation. Technische Universität Braunschweig, Braunschweig.
- Hoffmann, U. (2017b): Kennzahlenbasierte Entscheidungsunterstützung für die aggregierte Produktionsprogrammplanung. Dissertation. Technische Universität Chemnitz, Chemnitz. Institut für Betriebswissenschaften und Fabrikssysteme.
- Holt, C. C.; Modigliani, F.; Simon, H. A. (1955): A Linear Decision Rule for Production and Employment Scheduling. In: *Management Science* 2 (1), S. 1–30.
- Holweg, M. (2000): The order fulfilment process in the automotive industry. Lean Enterprise Research Centre, Cardiff Business School. Online verfügbar unter <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.578.3771&rep=rep1&type=pdf>, zuletzt geprüft am 06.12.2020.
- Holweg, M.; Disney, S. M.; Hines, P.; Naim, M. M. (2005): Towards responsive vehicle supply. A simulation-based investigation into automotive scheduling systems. In: *Journal of Operations Management* 23 (5), S. 507–530.
- Holweg, M.; Pil, F. K. (2004): The second century. Reconnecting customer and value chain through build-to-order ; moving beyond mass and lean production in the auto industry. Cambridge, Mass: MIT Press.
- Holzer, H. (2024): Deshalb sinkt die Variantenvielfalt bei Neufahrzeugen. Steigende Komplexität und Kosten. Hg. v. AUTOMOBIL PRODUKTION. Online verfügbar unter <https://www.automobil-produktion.de/technologie/deshalb-sinkt-die-variantenvielfalt-bei-neufahrzeugen-324.html>, zuletzt aktualisiert am 13.11.2024, zuletzt geprüft am 16.05.2025.
- Homburg, C. (2020): Grundlagen des Marketingmanagements. Einführung in Strategie, Instrumente, Umsetzung und Unternehmensführung. 6th ed. 2020. Wiesbaden, Germany: Springer Gabler.
- Huber, W. (2016): Industrie 4.0 in der Automobilproduktion. Ein Praxisbuch. Wiesbaden: Springer Vieweg.
- Huels, C.; Thies, C.; Spengler, T. S.; Kieckhäfer, K. (2020): Strategische Planung der Antriebsportfoliotransformation von Automobilherstellern. In: H. Proff (Hg.): Neue Dimensionen der Mobilität. Technische und betriebswirtschaftliche Aspekte. 1st ed. 2020, S. 81–93.
- Huh, Y. E.; Vosgerau, J.; Morewedge, C. K. (2016): More Similar but Less Satisfying: Comparing Preferences for and the Efficacy of Within- and Cross-Category Substitutes for Food. In: *Psychological Science* 27 (6), S. 894–903.
- Hulthén, H.; Näslund, D.; Norrman, A. (2016): Framework for measuring performance of the sales and operations planning process. In: *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management* 46 (9), S. 809–835.

- Hüttenrauch, M.; Baum, M. (2008): Effiziente Vielfalt. Die dritte Revolution in der Automobilindustrie. Berlin: Springer.
- Ibrahim, M. S.; Kaml, B. S. (2021): Supply chain with fuzzy analytic hierarchy process (AHP). A case study. In: *International Journal of Nonlinear Analysis and Applications* 12 (2), S. 1699–1717.
- Ienco, D.; Pensa, R. G.; Meo, R. (2012): From Context to Distance. In: *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data* 6 (1), S. 1–25.
- Ienco, D.; Ruggero, G. P.; Meo, R. (2009): Context-Based Distance Learning for Categorical Data Clustering. In: N. M. Adams, C. Robardet, A. Siebes und J.-F. Boulicaut (Hg.): *Advances in Intelligent Data Analysis VIII*. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 83–94.
- Jacobs, F. R. (2011): *Manufacturing planning and control for supply chain management*. New York: McGraw-Hill.
- Jaikumar, R. (1974): An operational optimization procedure for production scheduling. In: *Computers & Operations Research* 1 (2), S. 191–200.
- Jain, A. K.; Murty, M. N.; Flynn, P. J. (1999): Data clustering. In: *ACM Computing Surveys* 31 (3), S. 264–323.
- Jamalnia, A.; Yang, J.-B.; Feili, A.; Xu, D.-L.; Jamali, G. (2019): Aggregate production planning under uncertainty. A comprehensive literature survey and future research directions. In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 102 (1), S. 159–181.
- Jansen, D. (2020): *Funktionale Sonderausstattungen in der Premium-Automobilindustrie. Eine empirische Kausalanalyse des Kaufentscheidungsverhaltens*. Dissertation. Westfälische Wilhelms-Universität, Münster, Westf.
- Jia, H.; Cheung, Y.-M.; Liu, J. (2016): A New Distance Metric for Unsupervised Learning of Categorical Data. In: *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems* 27 (5), S. 1065–1079.
- Jiang, Y.; Shu, J.; Song, M. (2022): Coping with shortages caused by disruptive events in automobile supply chains. In: *Naval Research Logistics* 69 (1), S. 21–35.
- Kampker, A.; Kreisköther, K.; Treichel, P.; Möller, T.; Boelsen, Y. (2020): Elektromobilität – Trends und Herausforderungen der zukünftigen Großserienproduktion. In: W. Frenz (Hg.): *Handbuch Industrie 4.0. Recht, Technik, Gesellschaft*: Springer Berlin Heidelberg, S. 661–680.
- Karmarkar, U. S.; Rajaram, K. (2012): Aggregate production planning for process industries under oligopolistic competition. In: *European Journal of Operational Research* 223 (3), S. 680–689.

- Kersten, W.; Lammers, T.; Skirde, H. (2012): Abschlussbericht zum Projekt Komplexitätsanalyse von Distributionssystemen. Hamburg. Online verfügbar unter <https://www.bvl.de/service/forschungsfoerderung/archiv-ablage-offline/projekte/16164-analyse-von-distributions-systemen>, zuletzt geprüft am 18.11.2020.
- Khalaf, W. S.; Ali, M. G. (2023): Aggregate production planning of Abu Ghraib Dairy factories based on forecasting and goal programming. In: *International Journal of Operational Research* 46 (2), S. 189–209.
- Khorshidpour, Z.; Hashemi, S.; Hamzeh, A. (2010): Distance learning for categorical attribute based on context information. In: 2010 2nd International Conference on Software Technology and Engineering, Bd. 2. San Juan, PR: IEEE, S. 296–300.
- Kilger, C.; Meyr, H. (2015): Demand Fulfilment and ATP. In: H. Stadtler, C. Kilger und H. Meyr (Hg.): *Supply chain management and advanced planning. Concepts, models, software, and case studies*. 5. Auflage. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 177–194.
- Kilger, C.; Wagner, M. (2015): Demand Planning. In: H. Stadtler, C. Kilger und H. Meyr (Hg.): *Supply chain management and advanced planning. Concepts, models, software, and case studies*. 5. Auflage. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 125–154.
- Kim, C.-K.; Lee, C.; Kim, D.; Cha, H.; Cheong, T. (2023): Enhancing Supply Chain Efficiency. A Two-Stage Model for Evaluating Multiple Sourcing and Extra Procurement Strategy Optimization. In: *Sustainability* 15 (22), 16122.
- Klabunde, S. (2003): *Wissensmanagement in der integrierten Produkt- und Prozessgestaltung. Best-Practice-Modelle zum Management von Meta-Wissen*. Wiesbaden: Deutscher Universitäts-Verlag.
- Klein, R.; Koch, S.; Steinhardt, C.; Strauss, A. K. (2020): A review of revenue management. Recent generalizations and advances in industry applications. In: *European Journal of Operational Research* 284 (2), S. 397–412.
- Klepzig, H.-J. (2010): *Working-Capital und Cash Flow. Finanzströme durch Prozessmanagement optimieren*. 2., überarbeitete Auflage. Wiesbaden: Gabler Verlag / GWV Fachverlage GmbH Wiesbaden.
- Klug, F. (2018): *Logistikmanagement in der Automobilindustrie. Grundlagen der Logistik Im Automobilbau*. 2nd ed. Berlin, Heidelberg: Vieweg.
- Knuth, D. E. (1998): *The art of computer programming, Volume 3, Sorting and searching*. Second edition. Upper Saddle River, NJ: Addison-Wesley.
- Kök, A. G.; Fisher, M. L.; Vaidyanathan, R. (2015): Assortment Planning: Review of Literature and Industry Practice. In: N. Agrawal und S. A. Smith (Hg.): *Retail Supply Chain Management*, Bd. 223. Boston, MA: Springer US, S. 175–236.

- Koop, A.; Moock, H. (2018): Lineare Optimierung - eine anwendungsorientierte Einführung in Operations Research. 2. Auflage. Berlin, Heidelberg: Springer Spektrum.
- Koren, Y. (2010): The Global Manufacturing Revolution. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc.
- Kozinski, O.; Kotyrba, M.; Volna, E. (2023): Improving the Production Efficiency Based on Algorithmization of the Planning Process. In: *Applied System Innovation* 6 (5), 77.
- Kreutler, G.; Jannach, D. (2006): Personalized Needs Elicitation in Web-based Configuration Systems. In: T. Blecker und G. Friedrich (Hg.): Mass Customization. Challenges and Solutions. Boston, MA: Springer Science+Business Media Inc, S. 27–42.
- Kristensen, J.; Jonsson, P. (2018): Context-based sales and operations planning (S&OP) research. In: *(International Journal of Physical Distribution & Logistics Management* 48 (1), S. 19–46.
- Krog, E.-H.; Statkevich, K. (2008): Kundenorientierung und Integrationsfunktion der Logistik in der Supply Chain der Automobilindustrie. In: H. Baumgarten und BVL e.V. (Hg.): Das Beste der Logistik. Innovationen, Strategien, Umsetzungen. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, S. 185–195.
- Kusiak, A.; Smith, M. R.; Song, Z. (2007): Planning Product Configurations Based on Sales Data. In: *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* 37 (4), S. 602–609.
- Lang, J. C. (2010): Production and inventory management with substitutions. Zugl: Darmstadt, Univ., Diss., 2009 u. d. T.: Lang, J. Christian: Production and inventory management with flexible bills-of-materials and substitutions. 1. Aufl. Heidelberg: Springer.
- Lang, J. C.; Domschke, W. (2010): Efficient reformulations for dynamic lot-sizing problems with product substitution. In: *OR Spectrum* 32 (2), S. 263–291.
- Lang, J. C.; Shen, Z.-J. M. (2011): Fix-and-optimize heuristics for capacitated lot-sizing with sequence-dependent setups and substitutions. In: *European Journal of Operational Research* 214 (3), S. 595–605.
- Lanza, G.; Peters, S. (2012): Integrated capacity planning over highly volatile horizons. In: *CIRP Annals* 61 (1), S. 395–398.
- Lawson, B.; Pil, F. K.; Holweg, M. (2018): Multi-Modal Order Fulfillment. Concept and Application. In: *Production and Operations Management* 27 (2), S. 269–284.
- Le, S. Q.; Ho, T. B. (2005): An association-based dissimilarity measure for categorical data. In: *Pattern Recognition Letters* 26 (16), S. 2549–2557.

- Lebreton, B.; Meyr, H.; Rosic, H.; Seipl, C.; Wetterauer, U. (2015): Architecture of Selected APS. In: H. Stadtler, C. Kilger und H. Meyr (Hg.): Supply chain management and advanced planning. Concepts, models, software, and case studies. 5. Auflage. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 341–362.
- Leitch, R. A. (1974): Marketing Strategy and the Optimal Production Schedule. In: *Management Science* 21 (3), S. 302–312.
- Levy, Y.; J. Ellis, T. (2006): A Systems Approach to Conduct an Effective Literature Review in Support of Information Systems Research. In: *Informing Science: The International Journal of an Emerging Transdiscipline* 9, S. 181–212.
- Leyer, I.; Wesche, K. (2008): Multivariate Statistik in der Ökologie. Eine Einführung. Korrigierter Nachdruck. Berlin, Heidelberg: Springer.
- Lim, L. L.; Alpan, G.; Penz, B. (2013): Coordinating sales and operations management in automobile industry under long procurement lead times. In: *IFAC Proceedings Volumes* 46 (9), S. 64–69.
- Lim, L. L.; Alpan, G.; Penz, B. (2014): Reconciling sales and operations management with distant suppliers in the automotive industry. A simulation approach. In: *International Journal of Production Economics* 151 (1), S. 20–36.
- Lim, L. L.; Alpan, G.; Penz, B. (2015): A simulation-optimization approach for managing the sales and operations planning in the automotive industry. In: Universite de Lorraine (Hg.): 45th International Conference on Computers and Industrial Engineering. Unter Mitarbeit von Imed Kacem. CIE 2015.
- Lim, L. L.; Alpan, G.; Penz, B. (2017): A simulation-optimization approach for sales and operations planning in build-to-order industries with distant sourcing. Focus on the automotive industry. In: *Computers & Industrial Engineering* 112, S. 469–482.
- Ling, R. C.; Goddard, W. E. (1988): Orchestrating success. Improve control of the business with sales & operations planning. New York, NY: Wiley.
- Lödding, H. (2016): Verfahren der Fertigungssteuerung. Grundlagen, Beschreibung, Konfiguration. 3. Auflage. Berlin, Heidelberg: Springer Vieweg.
- Lü, L.; Medo, M.; Yeung, C. H.; Zhang, Y.-C.; Zhang, Z.-K.; Zhou, T. (2012): Recommender systems. In: *Physics Reports* 519 (1), S. 1–49.
- Luczak, H.; Fricker, A. (1997): Komplexitätsmanagement - ein Mittel der strategischen Unternehmensgestaltung. In: G. Schuh und H.-P. Wiendahl (Hg.): Komplexität und Agilität. Steckt die Produktion in der Sackgasse? Berlin, Heidelberg: Springer, S. 309–323.

- Lund, C. T.; Raun, S. (2017): S&OP in Denmark. An investigation of the S&OP maturity level in Danish companies. Hg. v. Synchronic Management Consulting. Online verfügbar unter <https://www.synchronic.com/wp-content/uploads/2017/09/SOP-in-Denmark-Survey-Report-VF.pdf>, zuletzt geprüft am 15.09.2020.
- Maistor, S. I.; Negrea, R.; Mocan, M. L.; Turi, A. (2016): Aspects of Forecasting for the European Automotive Industry. In: V. E. Balas, L. C. Jain und B. Kovačević (Hg.): *Soft Computing Applications. Advances in Intelligent Systems and Computing*. Cham: Springer International Publishing, S. 981–992.
- Maiworm, T. (2014): Lines, Pakete, Sonderausstattungen – Wege der Fahrzeugdifferenzierung und Margenverbesserung durch Upselling. In: B. Ebel und M. B. Hofer (Hg.): *Automotive Management. Strategie und Marketing in der Automobilwirtschaft*. 2., überarb. und aktualisierte Aufl. Berlin: Springer Gabler, S. 527–535.
- Marmor, Y. N.; Bashkansky, E. (2020): Processing new types of quality data. In: *Quality and Reliability Engineering International* 36 (8), S. 2621–2638.
- Martin, G.; Lauras, M.; Baptiste, P.; Lamothe, J.; Fouqu, A.; Miclo, R. (2019): Process control and decision-making for Demand Driven Sales and Operations Planning. In: 2019 International Conference on Industrial Engineering and Systems Management (IESM). Shanghai, China, S. 1–6.
- Martínez-Costa, C.; Machuca, M. M.; Lusa, A. (2013): Integration of marketing and production decisions in aggregate planning: a review and prospects. In: *European Journal of Industrial Engineering* 7 (6), S. 755–776.
- Matzke, A. (2016): *Upgrade-Auktionen für die Nachfragesteuerung bei kundenindividueller Auftragsmontage. Mit Beispielen aus der Automobil- und Computerindustrie*. Wiesbaden: Springer Fachmedien.
- Medina, L.; Raaijen, B.; Peña, M.; Luna, A.; Chong, M. (2022): Inventory Management Optimization of a Container Glass Products Manufacturer. In: J. L. García Alcaraz und A. Realyvásquez Vargas (Hg.): *Algorithms and Computational Techniques Applied to Industry*. Cham: Springer International Publishing, S. 329–340.
- Meyr, H. (2004): Supply chain planning in the German automotive industry. In: *OR Spectrum* 26 (4), S. 447–470.
- Meyr, H. (2009): Supply chain planning in the German automotive industry. In: H. Meyr und H.-O. Günther (Hg.): *Supply Chain Planning. Quantitative Decision Support and Advanced Planning Solutions*. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 343–365.
- Meyr, H. (2015): ForecastMethods. In: H. Stadtler, C. Kilger und H. Meyr (Hg.): *Supply chain management and advanced planning. Concepts, models, software, and case studies*. 5. Auflage. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 513–523.

- Meyr, H.; Wagner, M.; Rohde, J. (2015): Structure of Advanced Planning Systems. In: H. Stadler, C. Kilger und H. Meyr (Hg.): Supply chain management and advanced planning. Concepts, models, software, and case studies. 5. Auflage. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 99–106.
- Monsees, H.; Saatmann, M.; Schorr, S. (2007): Das Flexibilitätsverständnis in der Automobilwirtschaft – aufgezeigt am Beispiel eines Zulieferunternehmens. In: W. A. Günthner (Hg.): Neue Wege in der Automobillogistik. Die Vision der Supra-Adaptivität. Berlin, Heidelberg: Springer.
- Müller, B. (2007): Porters Konzept generischer Wettbewerbsstrategien. Präzisierung und empirische Überprüfung. Wiesbaden: Deutscher Universitäts-Verlag.
- Müller, H.; Diels, J. (2016): Reversing the Similarity Effect in Stock-Outs. A New Look at a Renowned Phenomenon in Consumers' Brand Switching Behavior. In: *Psychology and Marketing* 33 (1), S. 48–59.
- Müller-von der Ohe, H. (2015): Bestellvorschläge für die variantenreiche Lagerfertigung in der Automobilindustrie. Dissertation. Fakultät Maschinenbau, Technische Universität Dortmund.
- Myrodia, A.; Bonev, M.; Hvam, L. (2015): Two-way substitution effects on inventory in configure-to-order production systems. In: 2015 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM). Singapore, S. 48–51.
- Nabil, L.; El Barkany, A.; El Khalfi, A. (2018): Sales and Operations Planning (S&OP) Concepts and Models under Constraints. Literature Review. In: *International Journal of Engineering Research in Africa* 34, S. 171–188.
- Nam, S.-j.; Logendran, R. (1992): Aggregate production planning — A survey of models and methodologies. In: *European Journal of Operational Research* 61 (3), S. 255–272.
- Naouali, S.; Ben Salem, S.; Chtourou, Z. (2020): Clustering Categorical Data. A Survey. In: *International Journal of Information Technology & Decision Making* 19 (1), S. 49–96.
- Nemati, Y.; Alavidooost, M. H. (2019): A fuzzy bi-objective MILP approach to integrate sales, production, distribution and procurement planning in a FMCG supply chain. In: *Soft Computing* 23 (13), S. 4871–4890.
- Nemati, Y.; Madhoshi, M.; Ghadikolaei, A. S. (2017a): The effect of Sales and Operations Planning (S&OP) on supply chain's total performance. A case study in an Iranian dairy company. In: *Computers & Chemical Engineering* 104, S. 323–338.
- Nemati, Y.; Madhoushi, M.; Ghadikolaei, A. S. (2017b): Towards Supply Chain Planning Integration: Uncertainty Analysis Using Fuzzy Mathematical Programming Approach in a Plastic Forming Company. In: *Iranian Journal of Management Studies* 10, 335–364.

- Nguyen, T.-P.; Ryoke, M.; Huynh, V.-N. (2018): A New Context-Based Similarity Measure for Categorical Data Using Information Theory. In: V.-N. Huynh, M. Inuiguchi, D. H. Tran und T. Denoeux (Hg.): *Integrated Uncertainty in Knowledge Modelling and Decision Making*. Cham: Springer International Publishing, S. 114–125.
- Nielsen, F. (2019): On the Jensen-Shannon Symmetrization of Distances Relying on Abstract Means. In: *Entropy* 21, 485.
- Noroozi, S.; Wikner, J. (2017): Sales and operations planning in the process industry. A literature review. In: *International Journal of Production Economics* 188, S. 139–155.
- Nurul Adzlyana, M. S.; Rosma, M. D.; Nurazzah, A. R. (2017): Review of Context-Based Similarity Measure for Categorical Data. In: *Pertanika Journal of Science and Technology* 25 (2), S. 619–629.
- Olhager, J. (2003): Strategic positioning of the order penetration point. In: *International Journal of Production Economics* 85 (3), S. 319–329.
- Oliva, R.; Watson, N. (2011): Cross-functional alignment in supply chain planning. A case study of sales and operations planning. In: *Journal of Operations Management* 29 (5), S. 434–448.
- Ortal, P.; Edahiro, M. (2020): Similarity Measure for Product Attribute Estimation. In: *IEEE Access* 8, S. 179073–179082.
- Padberg, J. (2020): Connected Car – Connected Customer. Die Automobilindustrie entdeckt den direkten Kundenkontakt. In: M. Stadelmann, M. Pufahl und D. D. Laux (Hg.): *CRM goes digital. Digitale Kundenschnittstellen in Marketing, Vertrieb und Service exzellent gestalten und nutzen*. Wiesbaden: Springer Gabler, S. 181–198.
- Palmatier, G. E. (2003): *Enterprise Sales and operations planning. Synchronizing demand, supply and resources for peak performance*: J. Ross Publishing.
- Pedroso, C. B.; da Silva, A. L.; Tate, W. L. (2016): Sales and Operations Planning (S&OP). Insights from a multi-case study of Brazilian Organizations. In: *International Journal of Production Economics* 182 (12), S. 213–229.
- Peeters, K.; van Ooijen, H. (2020): Hybrid make-to-stock and make-to-order systems. A taxonomic review. In: *International Journal of Production Research* 58 (15), S. 4659–4688.
- Peppers, K.; Tuunanen, T.; Rothenberger, M. A.; Chatterjee, S. (2014): A Design Science Research Methodology for Information Systems Research. In: *Journal of Management Information Systems* 24 (3), S. 45–77.
- Pentico, D. W. (2008): The assortment problem. A survey. In: *European Journal of Operational Research* 190 (2), S. 295–309.

- Pereira, D. F.; Oliveira, J. F.; Carravilla, M. A. (2020): Tactical sales and operations planning. A holistic framework and a literature review of decision-making models. In: *International Journal of Production Economics* 228, 107695.
- Pereira, D. F.; Oliveira, J. F.; Carravilla, M. A. (2022): Merging make-to-stock/make-to-order decisions into sales and operations planning. A multi-objective approach. In: *Omega* 107 (1), 102561.
- Pereira, D. F.; Oliveira, J. F.; Carravilla, M. A. (2023): Design of a sales plan in a hybrid contractual and non-contractual context in a setting of limited capacity. A robust approach. In: *International Journal of Production Economics* 260 (8), 108867.
- Pibernik, R. (2005): Advanced available-to-promise. Classification, selected methods and requirements for operations and inventory management. In: *International Journal of Production Economics* 93, S. 239–252.
- Piller, F. T. (2006): Mass customization. Ein wettbewerbsstrategisches Konzept im Informationszeitalter. 4., überarbeitete und erweiterte Auflage. Wiesbaden: Deutscher Universitäts-Verlag.
- Pitiot, P.; Aldanondo, M.; Vareilles, E. (2014): Concurrent product configuration and process planning. Some optimization experimental results. In: *Computers in Industry* 65 (4), S. 610–621.
- Pitiot, P.; Aldanondo, M.; Vareilles, E.; Gaborit, P. (2019): Product/Process Configuration Evolutionary Optimization: A Multiobjective Clustering in Order to Reduce Inconsistencies During Crossover. In: 2019 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM). Macao, S. 795–799.
- Pitiot, P.; Aldanondo, M.; Vareilles, E.; Gaborit, P.; Djefel, M.; Carbonnel, S. (2013): Concurrent product configuration and process planning, towards an approach combining interactivity and optimality. In: *International Journal of Production Research* 51 (2), S. 524–541.
- Plaue, M. (2021): Data Science. Berlin, Heidelberg: Springer.
- Plaue, M.; Scherfner, M. (2019): Mathematik für das Bachelorstudium II. Mehrdimensionale Analysis, Differenzialgleichungen, Anwendungen. 1st ed. 2019. Berlin, Heidelberg: Springer Spektrum.
- Porter, M. E. (1998): Competitive strategy. Techniques for analyzing industries and competitors ; with a new introduction. New York, NY: Free Press.
- Prakash, S.; Soni, G.; Jain, V.; Badhotiya, G. K.; Mittal, M. L. (2018): Multisite aggregate production and distribution planning. A review. In: *International Journal of Enterprise Network Management* 9 (3/4), 407.

- Quante, R.; Meyr, H.; Fleischmann, M. (2009): Revenue management and demand fulfillment. Matching applications, models and software. In: H. Meyr und H.-O. Günther (Hg.): *Supply Chain Planning. Quantitative Decision Support and Advanced Planning Solutions*. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 57–88.
- Quetschlich, M.; Moetz, A.; Otto, B. (2021): Optimisation model for multi-item multi-echelon supply chains with nested multi-level products. In: *European Journal of Operational Research* 290 (1), S. 144–158.
- Reichhuber, A. W. (2010): *Strategie und Struktur in der Automobilindustrie. Strategische und organisatorische Programme zur Handhabung automobilwirtschaftlicher Herausforderungen*. Zugl.: Eichstätt-Ingolstadt, Kath. Univ., Diss., 2009. Wiesbaden: Gabler.
- Reusch, P. (2006): *Abstimmungsmechanismen zwischen Programmplanung und Mengenplanung in der mehrstufigen Produktionsplanung*. Dissertation. Universität Duisburg-Essen.
- Reuter, B.; Rohde, J. (2015): Coordination and Integration. In: H. Stadtler, C. Kilger und H. Meyr (Hg.): *Supply chain management and advanced planning. Concepts, models, software, and case studies*. 5. Auflage. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 241–256.
- Ring, M. (2020): *Detektion sicherheitskritischer Ereignisse in Unternehmensnetzwerken mittels Data Mining*. Dissertation. Julius-Maximilians-Universität, Würzburg.
- Ring, M.; Landes, D.; Hotho, A. (2015a): Automatic threshold calculation for the categorical distance measure ConDist. In: R. Bergmann, S. Görg und G. Müller (Hg.): *Proceedings of the LWA 2015 workshops: KDML, FGWM, IR, and FGDB*. Trier, S. 52–63.
- Ring, M.; Otto, F.; Becker, M.; Niebler, T.; Landes, D.; Hotho, A. (2015b): ConDist: A Context-Driven Categorical Distance Measure. In: A. Appice, P. P. Rodrigues, V. Santos Costa, C. Soares, J. Gama und A. Jorge (Hg.): *Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases*. Cham: Springer International Publishing, S. 251–266.
- Rioul, O. (2021): This is IT: A Primer on Shannon’s Entropy and Information. In: B. Duplantier und V. Rivasseau (Hg.): *Information Theory*, Bd. 78. Cham: Springer International Publishing, S. 49–86.
- Rohde, J.; Meyr, H.; Wagner, M. (2000): Die supply chain planning matrix. In: *PPS-Management* 5 (1), S. 10–15.
- Rowe, F. (2014): What literature review is not: diversity, boundaries and recommendations. In: *European Journal of Information Systems* 23 (3), S. 241–255.
- Sali, M.; Ghrab, Y.; Chatras, C. (2023): Optimal product aggregation for sales and operations planning in mass customisation context. In: *International Journal of Production Economics* 263 (4), 108948.

- Samouche, H.; El Barkany, A.; Elkhafi, A. (2023): Improving Alignment Between Supply and Demand Through the Analysis of An Asian Model of Sales and Operations Planning (S&OP). In: *International Journal of Industrial Engineering & Production Research* 34 (2), 1-14.
- Santibanez Gonzalez, E.; Abbasi, S.; Azhdarifard, M. (2023): Designing a reliable aggregate production planning problem during the disaster period. In: *Sustainable Operations and Computers* 4 (2), S. 158–171.
- Santos, N. T.; Santos, G. T.; Silva, W. S.; Ferreira, W. R. (2020): A System Dynamics Model for Sales and Operations Planning. In: *International Journal of System Dynamics Applications* 9 (1), S. 1–17.
- Schneeweiß, C. (1999): Einführung in die Produktionswirtschaft. 7., neubearbeitete Auflage. Berlin, Heidelberg: Springer.
- K.-P. Schoeneberg (Hg.) (2014): Komplexitätsmanagement in Unternehmen. Herausforderungen im Umgang mit Dynamik, Unsicherheit und Komplexität meistern. Wiesbaden: Springer Gabler.
- Schrenk, J. (2017): Farbgebung. Christophorus - Das Porsche-Magazin (381, 08). Online verfügbar unter <https://www.porsche.com/germany/aboutporsche/christophorusmagazine/archive/381/articleoverview/article08/>, zuletzt geprüft am 16.11.2020.
- Schuh, G.; Riesener, M. (2017): Produktkomplexität managen. Strategien - Methoden - Tools. Unter Mitarbeit von Stefan Breunig, Christian Dölle, Manuel Ebi, Michael Gerrit Schiffer, Sebastian Schloesser und Elisabeth Schrey. 3., vollständig überarbeitete Auflage. München: Hanser.
- Schuh, G.; Rudolf, S.; Riesener, M. (2014): Similarity-based Product Configuration. In: *Procedia CIRP* 17, S. 290–295.
- Seidel, P. (2020): Letzter Aufruf für Europas Automobilindustrie. In: *ATZ Elektron* 15 (10), S. 66.
- Shin, H.; Park, S.; Lee, E.; Benton, W. C. (2015): A classification of the literature on the planning of substitutable products. In: *European Journal of Operational Research* 246 (3), S. 686–699.
- Shumsky, R. A.; Zhang, F. (2009): Dynamic Capacity Management with Substitution. In: *Operations Research* 57 (3), S. 671–684.
- Silkoset, R. (2023): Pricing. A Guide to Pricing Decisions. 1. Auflage. Berlin: De Gruyter.
- Sillekens, T. (2008): Aggregierte Produktionsplanung in der Automobilindustrie unter besonderer Berücksichtigung von Personalflexibilität. Dissertation. Universität Paderborn.
- Sillekens, T.; Koberstein, A.; Suhl, L. (2011): Aggregate production planning in the automotive industry with special consideration of workforce flexibility. In: *International Journal of Production Research* 49 (17), S. 5055–5078.

- Slamanig, M. (2011): Produktwechsel als Problem im Konzept der Mass Customization. Theoretische Überlegungen und empirische Befunde. Zugl.: Klagenfurt, Univ., Diss., 2010. Wiesbaden: Gabler Verlag / Springer Fachmedien.
- Sodhi, M. S.; Tang, C. S. (2011): Determining supply requirement in the sales-and-operations-planning (S&OP) process under demand uncertainty. A stochastic programming formulation and a spreadsheet implementation. In: *Journal of the Operational Research Society* 62 (3), S. 526–536.
- Sombultawee, K.; Boon-itt, S. (2018): Marketing-operations alignment. A review of the literature and theoretical background. In: *Operations Research Perspectives* 5 (5), S. 1–12.
- Stadtler, H. (1988): Hierarchische Produktionsplanung bei losweiser Fertigung. Heidelberg: Physica-Verlag HD.
- Stadtler, H. (2015): Production Planning and Scheduling. In: H. Stadtler, C. Kilger und H. Meyr (Hg.): Supply chain management and advanced planning. Concepts, models, software, and case studies. 5. Auflage. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 195–211.
- Stautner, U. (2001): Kundenorientierte Lagerfertigung im Automobilvertrieb. Ergänzende Ansätze zum Supply-chain-Management. Zugl.: Göttingen, Univ., Diss., 2001 u.d.T. Stautner, Ulrich: Lagerfertigung im Auftrag des Kunden. Wiesbaden: Deutscher Universitäts-Verlag.
- Stentoft, J.; Rajkumar, C.; Freytag, P. V.; Mikkelsen, O. S. (2020): Sales and operations planning. Empirical insights into perceived relevance and lack of implementation. In: *Supply Chain Forum: An International Journal* 21 (4), S. 246–259.
- Steven, M. (1994): Hierarchische Produktionsplanung. 2., überarbeitete und erweiterte Auflage. Heidelberg: Physica-Verlag HD.
- Stevens, S. S. (1946): On the Theory of Scales of Measurement. In: *Science* 103 (2684), S. 677–680.
- Stich, V.; Quick, J.; Cuber, S. (2013): Konfiguration logistischer Netzwerk. In: G. Schuh und V. Stich (Hg.): Logistikmanagement. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 35–75.
- Strotebeck, F. (2020): Einführung in die Mikroökonomik. Band I: Theoretische Grundlagen. 1st ed. 2020. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- Suárez, J. L.; García, S.; Herrera, F. (2021): A tutorial on distance metric learning. Mathematical foundations, algorithms, experimental analysis, prospects and challenges. In: *Neurocomputing* 425, S. 300–322.
- Suemitsu, I.; Miyashita, N.; Hosoda, J.; Shimazu, Y.; Nishikawa, T.; Izui, K. (2024): Integration of sales, inventory, and transportation resource planning by dynamic-demand joint replenishment problem with time-varying costs. In: *Computers & Industrial Engineering* 188, 109922.

- Sutthibutr, N.; Chiadamrong, N. (2020): Integrated Possibilistic Linear Programming with Beta-Skewness Degree for a Fuzzy Multi-Objective Aggregate Production Planning Problem Under Uncertain Environments. In: *Fuzzy Information and Engineering* 12 (3), S. 355–380.
- Tagesschau (2020): PSA und Fiat Chrysler beschließen Fusion. Tagesschau.de. Online verfügbar unter <https://www.tagesschau.de/wirtschaft/psa-fiat-chrysler-103.html>, zuletzt geprüft am 17.04.2020.
- Taghavi, A.; Chinnam, R. B. (2014): Assortment planning of automotive products with considerations for economic and environmental impacts of technology selection. In: *Journal of Cleaner Production* 70 (6), S. 132–144.
- Tang, C. S. (2010): A review of marketing–operations interface models. From co-existence to coordination and collaboration. In: *International Journal of Production Economics* 125 (1), S. 22–40.
- Taşkın, Z. C.; Ağralı, S.; Ünal, A. T.; Belada, V.; Gökten-Yılmaz, F. (2015): Mathematical Programming-Based Sales and Operations Planning at Vestel Electronics. In: *Interfaces* 45 (4), S. 325–340.
- Tate, M.; Furtmueller, E.; Evermann, J.; Bandara, W. (2015): Introduction to the Special Issue. The Literature Review in Information Systems. In: *Communications of the Association for Information Systems* 37, S. 103–111.
- Tavares Thomé, A. M.; Scavarda, L. F.; Fernandez, N. S.; Scavarda, A. J. (2012): Sales and operations planning. A research synthesis. In: *International Journal of Production Economics* 138 (1), S. 1–13.
- Tesla (2020): Tesla Konfigurator. Online verfügbar unter https://www.tesla.com/de_de/?redirect=no, zuletzt aktualisiert am 26.11.2020.
- Thomas, A.; Genin, P.; Lamouri, S. (2008): Mathematical Programming Approaches for Stable Tactical and Operational Planning in Supply Chain and APS Context. In: *Journal of Decision Systems* 17 (3), S. 425–455.
- Thomas, A.; Lamouri, S. (2000): New problem with sales, inventories, and operations planning in a supply chain environment. In: B. Gopalakrishnan und A. Gunasekaran (Hg.): *Intelligent Systems and Smart Manufacturing*. Boston, MA: SPIE (SPIE Proceedings), S. 321–329.
- Thommen, J.-P.; Achleitner, A.-K.; Gilbert, D. U. (2020): *Allgemeine Betriebswirtschaftslehre. Umfassende Einführung aus managementorientierter Sicht*. 9th ed. 2020. Wiesbaden: Springer Gabler Wiesbaden.
- Thompson, D. V.; Banerji, I.; Hamilton, R. W. (2020): Scarcity of Choice. The Effects of Childhood Socioeconomic Status on Consumers' Responses to Substitution. In: *Journal of the Association for Consumer Research* 5 (4), S. 415–426.

- Tian, Y.; Lautz, S.; Wallis, A. O. G.; Lambiotte, R. (2021): Extracting complements and substitutes from sales data. A network perspective. In: *EPJ Data Science* 10, 45.
- Tirkolaee, E. B.; Aydin, N. S.; Mahdavi, I. (2024): A Hybrid Biobjective Markov Chain Based Optimization Model for Sustainable Aggregate Production Planning. In: *IEEE Transactions on Engineering Management* 71, S. 4273–4283.
- Toyota Deutschland GmbH (2020): model filter. Online verfügbar unter <https://www.toyota.de/automobile/model-filter>, zuletzt aktualisiert am 24.11.2020.
- Tranfield, D.; Denyer, D.; Smart, P. (2003): Towards a Methodology for Developing Evidence-Informed Management Knowledge by Means of Systematic Review. In: *British Journal of Management* 14 (3), S. 207–222.
- Tuan, D. H.; Chiadamrong, N. (2021): A Fuzzy Credibility-Based Chance-Constrained Optimization Model for Multiple-Objective Aggregate Production Planning in a Supply Chain under an Uncertain Environment. In: *Engineering Journal* 25 (7), S. 31–58.
- Tuomikangas, N.; Kaipia, R. (2014): A coordination framework for sales and operations planning (S&OP). Synthesis from the literature. In: *International Journal of Production Economics* 154, S. 243–262.
- Tversky, A.; Shafir, E. (2004): Preference, belief, and similarity. Selected writings. Cambridge, MA: MIT Press.
- Ugarte, B. de; Genin, P.; Lamouri, S. (2006): A Fuzzy Approach to a Robust and Stable Updating Process of the Tactical Plan. In: 2006 International Conference on Service Systems and Service Management. Troyes, France, S. 1090–1096.
- Ulrich, H.; Probst, G. J. (1991): Anleitung zum ganzheitlichen Denken und Handeln. Ein Brevier für Führungskräfte. 3. Aufl. Bern: Haupt.
- Umpfenbach, E. L.; Dalkiran, E.; Chinnam, R. B.; Murat, A. E. (2018): Promoting sustainability of automotive products through strategic assortment planning. In: *European Journal of Operational Research* 269 (1), S. 272–285.
- Vajda, I. (2009): On metric divergences of probability measures. In: *Kybernetika* 45 (6), S. 885–900.
- van de Velden, M.; Iodice D'Enza, A.; Markos, A. (2019): Distance-based clustering of mixed data. In: *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics* 11 (3), e1456.
- van Heerde, H. J.; Neslin, S. A. (2017): Sales Promotion Models. In: B. Wierenga und R. van der Lans (Hg.): Handbook of marketing decision models. Second edition. Cham: Springer.
- van Suntum, U. (2019): Die volkswirtschaftliche Bedeutung von Automobilindustrie und Mobilität. In: W. Maus (Hg.): Zukünftige Kraftstoffe. Energiewende des Transports als ein weltweites Klimaziel. 1. Auflage 2019. Berlin: Springer, S. 100–113.

- Vidal, J.; Lauras, M.; Lamothe, J.; Miclo, R. (2020): Toward an Aggregate Approach for Supporting Adaptive Sales And Operations Planning. In: 2020 IEEE 7th International Conference on Industrial Engineering and Applications (ICIEA). Bangkok, Thailand, S. 1031–1038.
- Vogel, W. (2017): Complexity management approach for resource planning in variant-rich product development. In: C. Bode, R. Bogaschewsky, M. Eßig, R. Lasch und W. Stölzle (Hg.): Supply Management Research: aktuelle Forschungsergebnisse 2017. Wiesbaden: Springer Gabler, S. 83–128.
- Voigt, K.-I. (2008): Flexibilität und Stabilität in der automobilen Supply Chain. Anforderungen und Lösungsansätze. In: Operations Management in Theorie und Praxis : aktuelle Entwicklungen des Industriellen Managements ; Festschrift zum 65. Geburtstag von Karl-Werner Hansmann. Wiesbaden: Gabler, S. 185–201.
- Volkenstein, M. V. (2009): Entropy and Information. 1. Aufl. Basel, Boston, Berlin: Birkhäuser.
- Volkswagen AG (2018): Jahresend-Pressegespräch 2018. Wolfsburg. Online verfügbar unter https://www.volkswagenag.com/presence/investorrelation/publications/presentations/2018/12_december/Pressegespr%C3%A4ch_VW_gesamt_FINAL_Verteilung.pdf, zuletzt geprüft am 24.11.2020.
- Volkswagen AG (2020): Modelle und Konfigurator. Online verfügbar unter <https://www.volkswagen.de/de/modelle-und-konfigurator.html>, zuletzt aktualisiert am 24.11.2020.
- Volkswagen AG (2025): ID.AURA, ID.ERA und ID.EVO. Volkswagen präsentiert in Shanghai drei Konzeptfahrzeuge. Wolfsburg. Online verfügbar unter <https://www.volkswagen-newsroom.com/de/pressemittelungen/id-aura-id-era-und-id-evo-volkswagen-praesentiert-in-shanghai-drei-konzeptfahrzeuge-19202>, zuletzt geprüft am 15.05.2025.
- Volling, T. (2009): Auftragsbezogene Planung bei variantenreicher Serienproduktion. Eine Untersuchung mit Fallstudien aus der Automobilindustrie. 1. Aufl. Wiesbaden: Gabler Verlag / GWV Fachverlage GmbH Wiesbaden.
- Volling, T.; Matzke, A.; Grunewald, M.; Spengler, T. S. (2013): Planning of capacities and orders in build-to-order automobile production. A review. In: *European Journal of Operational Research* 224 (2), S. 240–260.
- Volling, T.; Spengler, T. S. (2011): Modeling and simulation of order-driven planning policies in build-to-order automobile production. In: *International Journal of Production Economics* 131 (1), S. 183–193.
- Vom Brocke, J.; Simons, A.; Niehaves, B.; Riemer, K.; Plattfaut, R.; Cleven, A. (2009): Reconstructing the giant: on the importance of rigour in documenting the literature search process. In: *ECIS 2009 Proceedings*, 161.

- Vom Brocke, J.; Simons, A.; Riemer, K.; Niehaves, B.; Plattfaut, R.; Cleven, A. (2015): Standing on the Shoulders of Giants. Challenges and Recommendations of Literature Search in Information Systems Research. In: *Communications of the Association for Information Systems* 37 (1), S. 205–224.
- Vulcano, G.; van Ryzin, G.; Ratliff, R. (2012): Estimating Primary Demand for Substitutable Products from Sales Transaction Data. In: *Operations Research* 60 (2), S. 313–334.
- Wagenitz, A. (2007): Modellierungsmethode zur Auftragsabwicklung in der Automobilindustrie. Dissertation. Technische Univesität Dortmund, Dortmund.
- Wagenitz, A.; Klingebiel, K.; Toth, M.; Motta, M.; Weibels, D. (2020): Integrierte Simulation von Auftragsabwicklungs- und Supply Chain-Prozessen. In: G. Mayer, C. Pöge und S. Spieckermann (Hg.): *Ablaufsimulation in der Automobilindustrie*. 1st ed. 2020. Berlin, Heidelberg: Springer.
- Wagner, H. (2006): Kollaboratives Bedarfs- und Kapazitätsmanagement am Beispiel der Automobilindustrie. Lösungsansatz zur Sicherstellung der Wandlungsfähigkeit. Zugl.: Stuttgart, Univ., Diss, 2006. 1. Aufl. München: Huss.
- Wallentowitz, H.; Freialdenhoven, A.; Olschewski, I. (2009): Strategien in der Automobilindustrie. Technologietrends und Marktentwicklungen. 1. Aufl. Wiesbaden: Vieweg + Teubner.
- Waller, B. (2004): Market responsive manufacturing for the automotive supply chain. In: *Journal of Manufacturing Technology Management* 15 (1), S. 10–19.
- Waller, B. (2017): Is selling from factory supply sustainable in the German market today? Hg. v. icdp (Executive Briefing 08/17). Online verfügbar unter <https://www.icdp.net/executive-briefings-2017>, zuletzt geprüft am 03.12.2020.
- Wang, J. Z.; Hsu, P. Y. (2010): Advanced sales and operations planning based on integration of physical and financial flows. In: 2010 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management. Macao, China, S. 70–74.
- Wang, J.-Z.; Hsieh, S.-T.; Hsu, P.-Y. (2012): Advanced sales and operations planning framework in a company supply chain. In: *International Journal of Computer Integrated Manufacturing* 25 (3), S. 248–262.
- Webster, J.; Watson, R. T. (2002): Analyzing the Past to Prepare for the Future: Writing a Literature Review. In: *MIS Quarterly* 26 (2), S. xiii–xxiii.
- Wiers, V. C. S.; Kok, A. G. d. (2018): *Designing, Selecting, Implementing and Using APS Systems*. Cham: Springer International Publishing.
- Winkler, H.; Slamanig, M. (2009): Generische und hybride Wettbewerbsstrategien im Überblick. In: *WiSt - Wirtschaftswissenschaftliches Studium* 38 (11), S. 546–552.

- Wittek, K. (2013): Standortübergreifende Programmplanung in flexiblen Produktionsnetzwerken der Automobilindustrie. Zugl.: Braunschweig, Techn. Univ., Diss., 2012. Wiesbaden: Springer Gabler.
- Wochner, S.; Grunow, M.; Staeblein, T.; Stolletz, R. (2016): Planning for ramp-ups and new product introductions in the automotive industry. Extending sales and operations planning. In: *International Journal of Production Economics* 182, S. 372–383.
- Yadav, A.; Jayswal, S. C. (2017): Modelling of flexible manufacturing system. A review. In: *International Journal of Production Research* 56 (7), S. 2464–2487.
- Yang, X.; Dong, M.; Guo, Y.; Xue, J. (2021): Metric Learning for Categorical and Ambiguous Features: An Adversarial Method. In: F. Hutter, K. Kersting, J. Lijffijt und I. Valera (Hg.): *Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases*: Springer Nature Switzerland, S. 223–238.
- Yao, L.; Xu, Z.; Zhou, X.; Lev, B. (2019): Synergies Between Association Rules and Collaborative Filtering in Recommender System: An Application to Auto Industry. In: F. P. García Márquez und B. Lev (Hg.): *Data Science and Digital Business*. Cham: Springer International Publishing, S. 65–80.
- Yenradee, P.; Piyamanothorn, K. (2011): Integrated aggregate production planning and marketing promotion: model and case study. In: *International Journal of Management Science and Engineering Management* 6 (2), S. 145–152.
- Zhang, G.; Shang, J.; Li, W. (2011): Collaborative production planning of supply chain under price and demand uncertainty. In: *European Journal of Operational Research* 215 (3), S. 590–603.
- Zhang, Y.; Cheung, Y.-M. (2020): A New Distance Metric Exploiting Heterogeneous Interattribute Relationship for Ordinal-and-Nominal-Attribute Data Clustering. In: *IEEE Transactions on Cybernetics* 52 (2), S. 758–771.
- Zhang, Y.; Cheung, Y.-M. (2021): Learnable Weighting of Intra-attribute Distances for Categorical Data Clustering with Nominal and Ordinal Attributes. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 44 (7), S. 3560–3576.
- Zhang, Y.; Cheung, Y.-M.; Tan, K. C. (2020): A Unified Entropy-Based Distance Metric for Ordinal-and-Nominal-Attribute Data Clustering. In: *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems* 31 (1), S. 39–52.
- Zhou, C.; Sridhar, S.; Becerril-Arreola, R.; Cui, T. H.; Dong, Y. (2019): Promotions as competitive reactions to recalls and their consequences. In: *Journal of the Academy of Marketing Science* 47 (4), S. 702–722.
- Zoellner, F.; Schaefers, T. (2015): Do Price Promotions Help or Hurt Premium-Product Brands? In: *Journal of Advertising Research* 55 (3), S. 270–283.