technische universität dortmund

IT in Produktion und Logistik

Literaturrecherche zu Entscheidungsunterstützungsmethoden in der Produktionslogistik

Bachelorarbeit zur Erlangung des Grades B. Sc.

Vorgelegt von:	Phil Beaven Grothe
Matrikelnummer:	227549
Studiengang:	Wirtschaftsingenieurwesen

Ausgabedatum:	22.01.2025
Abgabedatum:	16.04.2025

Erstprüfer:	Dr.-Ing.Dipl.-Inform. Anne Antonia Scheidler
Zweitprüfer:	Katharina Langenbach, M.Sc.

Technische Universität Dortmund

Fakultät Maschinenbau

Fachgebiet IT in Produktion und Logistik

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis 1
Tabellenverzeichnis 2
Abkürzungsverzeichnis 3
1 Einleitung 6
2 Grundlagen und Stand der Technik 8
2.1 Grundlagen der Produktionslogistik 8
2.1.1 Produktionslogistik 8
2.1.2 Aufgaben der Produktionslogistik 9
2.1.3 Herausforderungen und Einflussfaktoren in der Produktionslogistik 13
2.1.4 Informationssysteme in der Produktionslogistik 15
2.2 Grundlagen der Entscheidungsunterstützung 18
2.2.1 Definition und Bedeutung der Entscheidungsunterstützung 18
2.2.2 Bestandteile des Entscheidungsprozess 19
2.2.3 Entscheidungsunterstützungsmethoden 21
2.3 Entscheidungsunterstützung in der Produktionslogistik 23
3 Methodik der systematischen Literaturrecherche 25
3.1 Ansätze einer systematischen Literaturrecherche 25
3.2 Durchführung der systematischen Literaturrecherche 28
4 Ergebnisse 33
4.1 Identifizierte Entscheidungsunterstützungsmethoden 33
4.2 Entscheidungsunterstützungsmethoden in der Praxis 51
4.3 Anwendungshäufigkeit von Entscheidungsunterstützungsmethoden 54
4.4 Fazit 57
5 Zusammenfassung und Ausblick 59
6 Literaturverzeichnis 61
Anhang 65
Anhang A: 65
Anhang B: 68
Eidesstattliche Versicherung 70

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Produktionslogistik in der Lieferkette (in Anlehnung an Bauer 2014, S.2) 9

Abbildung 2: Hauptaufgaben der Produktionslogistik (in Anlehnung an Bauer (2014), S.3) 9

Abbildung 3: Grundstrukturen von Produktionslogistiksystemen (in der Anlehnung an (Pfohl 2010), S. 6) 10

Abbildung 4: Ein Modell der Fertigungssteuerung (in Anlehnung an Lödding (2019), S.114) 13

Abbildung 5: Typische Stolpersteine der Planung und Steuerung in der Produktionslogistik (in Anlehnung an Wiendahl (2008), S.287) 14

Abbildung 6: Zweiteilige Sicht der Informationssysteme: links, aus Sicht der Informationssysteme, recht aus Sicht der Organisation (in Anlehnung an Silver et al.1995, S. 160).....16

Abbildung 7: Nutzung und Detailgrad der Informationssysteme in der Produktionslogistik (in Anlehnung an Scheer 1990 und Roth 2016, S. 8 und S. 49).....17

Abbildung 8: Rahmenwerk für die Literaturrecherche (in Anlehnung an vom Brocke et al. (2009), S.7) 27

Abbildung 9: Darstellung der multivariaten Methode und dem Datenfluss (in Anlehnung an Mehrjoo und Bashiri (2013), S. 5).....34

Abbildung 10: Systemarchitektur mit im LAS implementierten OTD-NET (in Anlehnung an Liebler et al. (2013), S.447) 37

Abbildung 11: Hierarchie des SuperDecision DSS an einem Beispiel (in Anlehnung an Li et al. (2020), S.3) 40

Abbildung 12: Konzeptionelle verteilte Systemarchitektur (in Anlehnung an (Utz and Falcioni, 2018), S. 810).....43

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Beispielhafte Grundstrukturen für das Entscheidungsproblem Gebrauchtwagenkauf (in Anlehnung an Geldermann und Lerche 2014, S. 4) 20

Tabelle 2: Beispielhafte Softwareanwendungen für Entscheidungsunterstützungsmethoden (in Anlehnung an Geldermann und Lerche 2014, S. 14) 23

Tabelle 3: Erweiterung der Konzeptmatrix durch Subkategorien, hier beispielhaft S1, S2 und S3 genannt (in Anlehnung an Webster und Watson (2002), S. 17) 26

Tabelle 4: Vorläufige Liste der englischen/deutschen Schlüsselwörter 29

Tabelle 5: Schematische Suchkette 30

Tabelle 6: Finale Suchbegriffe 30

Tabelle 7: Suchfelder der Datenbanken 31

Tabelle 8: Finale Liste der ausgewählten Literatur 65

Tabelle 9: Verschiedene DSS-Anwendungen sortiert 68

Tabelle 10: Verschiedene DSS-Anwendungen sortiert nach dem Durchschnittserscheinungsjahr 69

Abkürzungsverzeichnis

AHP	Analytischer Hierarchie Prozess
APS	Advanced Planning Systems
ATC	Analytical Target Cascading
BT	Blockchain Technologie
CA	Cluster Analysis
DEA	Data Envelopment Analyse
DES	Diskrete Ereignissimulation
DPC	Digital Production Capability
DQN	Deep-Q-Networks
DSS	Decision-Support_Systems
DT	Digital Twin
EDV	Elektronische Datenverarbeitung
EDS	Extend Decision Support
ELECTRE	Elimination Et Choix Tradusaint la Rèalitè
ERP	Enterprise Resource Planning
ESS	Executive Support Systems
FVL	Fertigfahrzeuglogistik
FSN	Feld Service Netzwerkes
GA	Genetische Algorithmen
GDS	Group Decision Support
IIoT	Industrial Internet of Things
IoT	Internet of Things
IT	Informationstechnologie
KI	Künstliche Intelligenz

KPI	Key-Performance-Indicators
LAS	Logistische Assistenzsysteme
MADM	Multi-Attribute Decision Making
MAVT	Multi-Attribute Value Theory
MAS	Multi-Agentensystem
MCDA-Methoden	Multicriteria-Decision-Aiding
MDP	Markov Decission Processes
MES	Manufacturing Execution Systems
ML	Maschinelles Lernen
MODM	Multi-Objective Decision Making
MPS	Master Production Schedule
MRP	Material Requirements Planning
OTD-NET	Order-to-Delivery Network
PAC	Produktions-Aktivitäten-Kontroll
PCA	Principal Component Analysis
PMS	Produktionsmanagementsysteme
PPS	Produktionsplanung- und Steuerungssysteme
PROMETHEE	Preference ranking organization method for enrichment evaluation
QMS	Qualitätsmanagementsysteme
ReL	Reinforcement-Learning
RL	Reverse Logiostic
RST	Rough Set Theory
SCM	Supply-Chain Management

SPLS	Sozial Produktionslogistische Systeme
SVN	neutrosophische Mengen
TMS	Transport Management Systems
TOPSIS	Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution
WMS	Warehouse Management Systems

1 Einleitung

Die fortschreitende Globalisierung, die Reife der Märkte, die steigenden Kundenanforderungen und die wandelnden Markterfordernisse stellen global agierende Unternehmen vor verstärkten Anforderungen an die strategische Ausrichtung (Bretzke et al. 2001). Angesichts der steigenden Komplexität der produktionslogistischen Prozesse, sowie des intensiven Wettbewerbsdrucks wird die Fähigkeit, schnelle und präzise Entscheidungen bei dem Auftreten von Unsicherheiten zu treffen, immer wichtiger (Bretzke et al. 2001). Erschwerend hinzu kommen ein verkürzter Produktlebenszyklus und die Zunahme der Variantenvielfalt, bei gleichzeitig steigender Amortisationsdauer für Entwicklungs- und Anlageinvestitionen (Bretzke et al. 2001). Um sich diesen Erfordernissen anzupassen, ist eine reibungslose und schnittstellen-optimierte Produktionslogistik unabdingbar (Bretzke et al. 2001). Die Produktionslogistik befasst sich mit der Planung und Steuerung aller Waren- und Informationsflüsse, die in einem Zusammenhang mit der Versorgung des Produktionsprozesses stehen (Bauer 2014; Pfohl 2018). Sie ist eine wesentliche Voraussetzung für den Unternehmenserfolg (Bauer 2014). Finanzperspektivisch fördert sie wichtige Erfolgsgrößen eines Unternehmens, wie z. B. den Unternehmensgewinn, die Kapitalrendite und der Liquidität (Bauer 2014). Durch den Einsatz von in der Produktion integrierten Informationstechnologien, wie z. B. Entscheidungsunterstützungsmethoden, verspricht man sich eine höhere Effizienz in der Produktionslogistik (Bauer 2014). Sie gewinnen daher zunehmend an Bedeutung, da sie helfen, große Datenmengen auszuwerten und Produktionsprozesse zu optimieren (Bauer 2014).

Ziel dieser Bachelorarbeit ist es einen umfassenden Überblick über die Entscheidungsunterstützungsmethoden in der Produktionslogistik zu gewinnen. Die Ergebnisse dieser Arbeit sollen zur theoretischen Fundierung des Themas beitragen, indem sie den aktuellen Forschungsstand sowie die methodischen Ansätze in der Entscheidungsunterstützung in der Produktionslogistik detailliert aufzeigen. Dafür werden die Grundlagen der Produktionslogistik und der Entscheidungsunterstützung recherchiert. Zunächst wird die Produktionslogistik anhand ihrer Aufgaben, Herausforderungen und Einflussfaktoren, sowie den eingesetzten Informationssystemen vorgestellt. Ebenso werden die Grundlagen der Entscheidungsunterstützung durch die Recherche der Definition und Bedeutung der Entscheidungsunterstützung, der Bestandteile eines Entscheidungsprozesses, sowie den Entscheidungsunterstützungsmethoden, dargelegt. Weiterführend wird ein grundlegender Einblick darüber gegeben, in welcher Form und mit welcher Funktion die Entscheidungsunterstützung in der Produktionslogistik vorkommt.

Um Verständnis und einen Überblick über die Methodik der Arbeit zu schaffen, werden die grundlegenden Charakteristika, sowie die verschiedenen Arten und Herangehensweisen einer systematische Literaturrecherche in dem Kapitel der Methodik beleuchtet. Nach Erläuterung und detaillierter Darstellung der ausgewählten Methode, wird die diese angewendet und die Thematik der Arbeit untersucht. Für die Analyse der Entscheidungsunterstützungsmethoden in der Produktionslogistik werden die Anwendungsbereiche von Entscheidungsunterstützungsmethoden, Praxisbeispiele, sowie die Anwendungshäufigkeiten einzelner Entscheidungsunterstützungsmethoden analysiert. Ein besonderer Fokus liegt auf den Einsatzmöglichkeiten der einzelnen Methoden sowie der Darstellung wissenschaftlicher Erkenntnisse, die den theoretischen Nutzen dieser Systeme in der Produktionslogistik verdeutlichen. Anschließend werden die erarbeiteten Ergebnisse in einem Fazit diskutiert und dargestellt. Abschließend wird in der Zusammenfassung ein Überblick über die Ergebnisse der Arbeit sowie ein kritischer Ausblick in die zukünftige Entwicklung von Entscheidungsunterstützungsmethoden in der Produktionslogistik gegeben.

Um dieses Ziel zu erreichen, wird eine systematische Literaturrecherche durchgeführt. Die Methodik umfasst die gezielte Suche wissenschaftlicher Artikel, die kritische Analyse aktueller Fachpublikationen sowie die Synthese der gewonnenen Erkenntnisse. Diese Vorgehensweise ermöglicht es, den aktuellen Stand der Forschung darzustellen und Einsatzmöglichkeiten und Vorkommen aktuell genutzter Entscheidungsunterstützungsmethoden zu bündeln sowie zukünftige Entwicklungspotenziale im Bereich der Entscheidungsunterstützung herauszuarbeiten.

2 Grundlagen und Stand der Technik

Im Folgenden werden die benötigten Grundlagen für die Analyse und Untersuchung der Entscheidungsunterstützungsmethoden in der Produktionslogistik erarbeitet. Dabei wird insbesondere auf die Grundlagen, Aufgaben, Herausforderungen und Einflussfaktoren der Produktionslogistik sowie einer Auswahl von in der Produktionslogistik vorkommenden Informationssystemen eingegangen. Weiterführend werden die Grundlagen und die Definition der Entscheidungsunterstützung, die Bestandteile eines Entscheidungsprozesses, die Entscheidungsunterstützungsmethoden und den Bezug dieser zur Produktionslogistik beleuchtet.

2.1 Grundlagen der Produktionslogistik

2.1.1 Produktionslogistik

Allgemein lässt sich die Produktionslogistik als eine prozessorientierte Führungslehre auffassen (Steven 2015). Die Produktionslogistik ist Teil der Supply Chain und somit Teil des Supply Chain Managements (SCM), welches den kompletten Materialfluss von der Rohstoffquelle bis zum Endkunden plant, steuert und optimiert (Günther et al. 2005; Mentzer et al. 2001). Die Produktionslogistik befasst sich hingegen übergeordnet damit der operativen Ebene, dem Führungs- und Ausführungssystem eines Unternehmens, einen zielgerichteten und abgestimmten Produktionsfluss zu ermöglichen (Steven 2015). Die Produktionslogistik ist eine wesentliche Voraussetzung für den Unternehmenserfolg (Bauer 2014). Wegen sinkender Differenzierungsmöglichkeiten über Funktionalität, Qualität oder Preis bei Verkaufsgütern, rückt die Produktionslogistik als Wettbewerbsfaktor in den Vordergrund (Wiendahl 2008). Zu den wesentlichen Anforderungen an modernen Industrieunternehmen zählen neben finanziellen und qualitativen Aspekten, ausgeprägte logistische Fähigkeiten (Wochinger et al. 2010). Eine angemessene Liefertreue und -fähigkeit sind Voraussetzungen für diese Aspekte (Wochinger et al. 2010). Des Weiteren ist aus dem Nutzen von Arbeitsteilung und Warenaustausch eine Steigerung der Produktivität und des Wohlstandes zu erwarten (Bauer 2014). Aus diesem Grund ist eine reibungslose Produktionslogistik ein wichtiger Faktor für Unternehmen, um wettbewerbsfähig zu bleiben (Wochinger et al. 2010). Nach Bauer (2014) fördert aus der Finanzperspektive eine effektive Produktionslogistik wichtige Erfolgsgrößen in Unternehmen, wie den Unternehmensgewinn, die Kapitalrendite und die Liquidität. Aus Kundenperspektive beeinflusst sie Erfolgsgrößen wie die Kundenbindung, die Kundenzufriedenheit und die Neukundengewinnung (Bauer 2014). Die Arbeitszufriedenheit und Motivation der am Produktionsprozess beteiligten Mitarbeiter, wird ebenfalls wesentlich von der Produktionslogistik beeinflusst (Bauer 2014). Um die Bestrebungen zu erreichen, ist

es nötig, eine effiziente Steuerung und Kontrolle der Produktionsabläufe zu sichern (Bauer 2014). Die betriebliche Informationstechnik, insbesondere Softwaresysteme zur Prozessoptimierung, nehmen dabei eine Schlüsselrolle ein. (Bauer 2014). In der Arbeit von Pfohl (2010) wird die Produktionslogistik in die Subkategorien Mikrologistik und Unternehmenslogistik geteilt. Dabei kann man die Produktionslogistik in die innerbetriebliche- und zwischenbetriebliche Logistik teilen (Pfohl 2010). Final kategorisiert er die Produktionslogistik, wie die Literatur von Lödding (2019) sowie die von Bauer (2014), neben der Distributions- und Beschaffungslogistik (s. Abbildung 1).

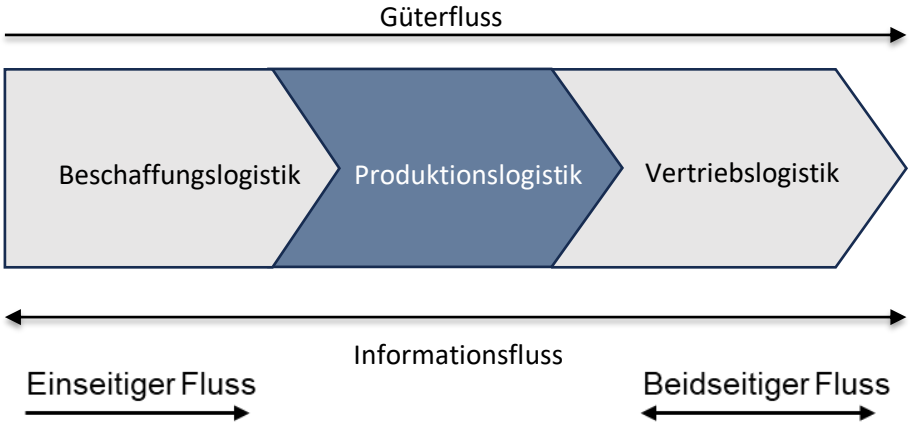


Abbildung 1: Produktionslogistik in der Lieferkette (in Anlehnung an Bauer 2014, S.2)

Die Produktionslogistik verbindet diese miteinander und ist nach den Phasen des Güterflusses angeordnet (Wochinger et al. 2010).

2.1.2 Aufgaben der Produktionslogistik

Die Produktionslogistik befasst sich mit der Planung, Steuerung und Koordination der mit der Produktion verbundenen Raum/Zeit-Transformationsprozessen (Steven 2015). Die Hauptaufgaben der Produktionslogistik wurden in der Literatur von Bauer (2014) in sechs Bereiche unterteilt (s. Abbildung 2).

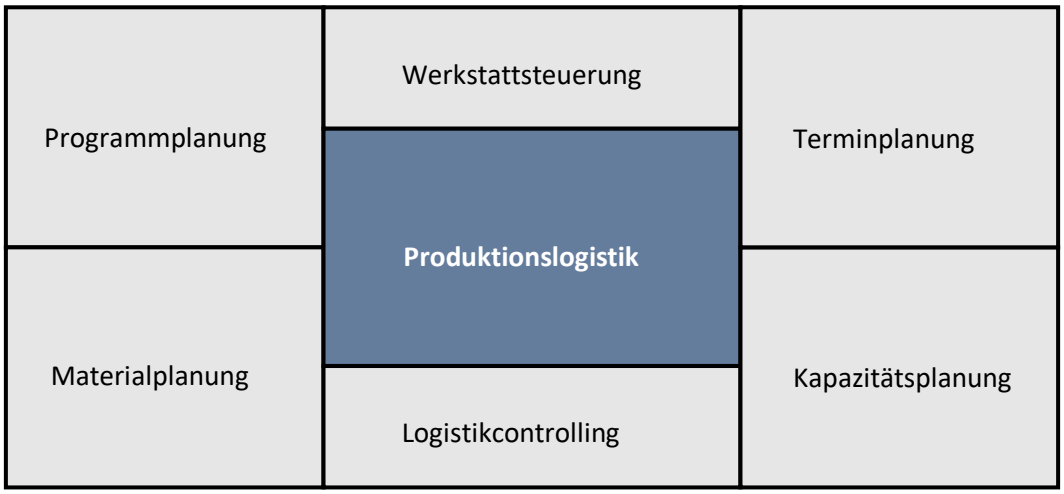


Abbildung 2: Hauptaufgaben der Produktionslogistik (in Anlehnung an Bauer (2014), S.3)

Nach der Literatur von Bauer (2014) stellt die Programmplanung aus einem gegebenen Produktsortiment die unter der Vorgabe eines zeitlichen Rahmen zu fertigen Produkte zusammen. Dabei ist darauf zu achten, dass das Produktionsprogramm so aufgestellt wird, dass die Auslastungsgrenzen der Produktionsanlagen nicht überschritten werden und die vorgegebene Zielgröße (bspw. Umsatz oder Gewinn) maximiert wird (Herrmann 2009). Der Prozess erfolgt in Zusammenarbeit mit dem Vertrieb (Bauer 2014). Die Materialplanung sorgt für die Lagerung und Bereitstellung der benötigten Materialien wie Baugruppen, Einzelteile und Rohstoffe (Bauer 2014). Die Terminplanung ermittelt Liefer- und Fertigungstermine innerhalb der Produktion (Bauer 2014). Die Verwaltung und Abstimmung der Kapazitätsbelegungen der Produktionsmaschinen ist die Aufgabe der Kapazitätsplanung (Bauer 2014). Das Logistikcontrolling befasst sich mit der Aufgabe die Produktionsabläufe, im Hinblick auf die Optimierungsziele, zu überwachen und zu planen (Bauer 2014). In all den Prozessen stellt die Güterverteilung das Bindeglied zwischen der Güterbereitstellungen und der Güterverwendung dar (Pfohl 2018). In der Literatur von Pfohl (2010) werden die Grundstrukturen von Logistiksystemen und dem verbunden Güterfluss in der Produktion in drei verschiedene Kategorien unterteilt (s. Abbildung 3).

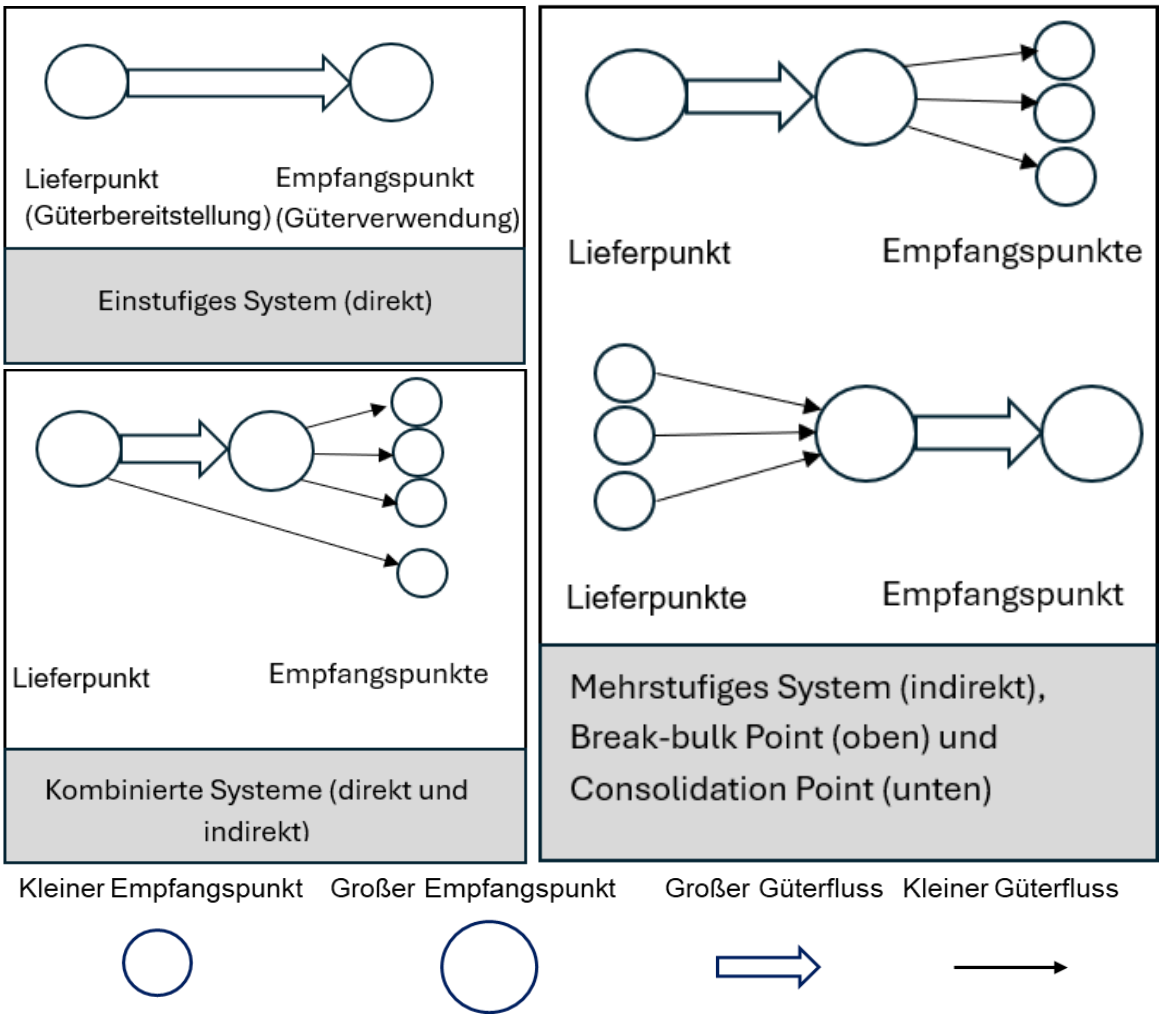


Abbildung 3: Grundstrukturen von Produktionslogistiksystemen (in der Anlehnung an (Pfohl 2010), S. 6)

In einem mehrstufigen System erfolgt die Raum- und Zeitüberbrückung durch einen indirekten Güterfluss zwischen Liefer- und Empfangspunkt (Pfohl 2010). Der Break-bulk- und Consolidation Point stellen zusätzliche Lager- oder Zustellschritte dar (Pfohl 2010). Bei dem Break-bulk Point handelt es sich um einen Auflösungspunkt von dem Güter, produktionsbezogene Zwischenprodukte oder Verarbeitungsmittel an mehrere Subempfangspunkte verteilt werden (Pfohl 2010). Der Consolidation Point beschreibt das Bereitstellen einzelner Güter an einem Empfangspunkt, an dem sie gebündelt weiterverarbeitet werden (Pfohl 2010). Die Güterverteilung wird als Transformationsprozess der Güter nicht qualitativ sondern zeitlich verändert definiert (Pfohl 2010).

Lödding (2019) ordnen der Produktionslogistik weitere Aufgabenfelder, wie die Layoutplanung sowie die Produktionsplanung und -steuerung zu. Erreicht wird das mit der Handhabung und Abstimmung konkreter Material- und Informationsströme im Werk, bzw. Unternehmen (Steven 2015). Der Informationsfluss kann dabei durch Transportaufträge oder durch individuelle Auftragslösungen im Werk gestellt werden (Lödding 2019). Diese liefern Informationen darüber, welches Material wo benötigt wird, in was für Dimensionen es gebraucht wird und wie der Transport koordiniert wird (Lödding 2019). Neben der Materialversorgung ist die Produktionslogistik auch für den Abtransport und Transport von Verpackungen und Produktionsabfällen verantwortlich (Lödding 2019). In der einstufigen Einzel- und Kleinserienfertigung ist es üblich, das gesamte Rohmaterial für einen Auftrag bereitzustellen und zum Start der Produktion zu bringen (Lödding 2019). Bei der Produktion von Großserien wird das Material in vorgepackten, kleineren, Transportlosen bereitgestellt (Lödding 2019). Die Materialbereitstellung findet in der Regel mit der Auftragsfreigabe statt (Lödding 2019). Nach der Fertigstellung eines Vorgangs wird das Fertigungslos von dem einen Arbeitssystem zum nächsten transportiert (Lödding 2019). In der Einzel- und Kleinserienfertigung ist es dabei üblich, das gesamte Los zu transportieren. In der Großserienfertigung werden die Transportlose bis zur Losgröße eins aufgeteilt und transportiert, so dass ein sogenannter Ein-Teile-Fluss (One-Piece-Flow) entsteht (Lödding 2019). Die Materialflüsse der einstufigen Produktion sind über die Fertigung hinaus mit dem Versand, dem Erzeugnislager und dem Rohmateriallager verbunden. Die mehrstufige Produktion ist darüber hinaus mit dem Halbfabrikatelager und der Montage verbunden (Lödding 2019). Es ist zudem möglich die Montage direkt aus der Teilefertigung oder von einem Lieferanten zu beliefern, was jedoch mit einem organisatorischen Aufwand verbunden ist (Lödding 2019). Je nach Arbeitsplatz (Fertigungsinsel, Fließfertigung, Gruppenfertigung etc.) variiert der Anteil an Teile und die Komplexität der Bereitstellung dieser (Lödding 2019). Damit ein Transport durchgeführt wird und eine konstante Bereitstellung von Material gewährleistet werden kann, benötigt man einen Transportauftrag (Lödding 2019). Methoden, um Transportaufträge zu erzeugen sind Transportkanbans, Auftragsfreigaben, die Fertigstellung eines Arbeitsvorgangs oder Auftrags

und weitere Transportaufträge (Lödding 2019). Zum Beispiel bieten sich Transportkanbans für Materialien an, die ein festes Bereitstellungslager in der Fertigung haben (Lödding 2019). Dabei erhält jeder Behälter einen Kanban, auf dem das Transportgut, die Transportmenge, der Lagerort im Rohlager und der Verbrauchsort angegeben sind (Lödding 2019). Bei Entnahme des Transportkanbans wird dieser in einen Kanbanbriefkasten gelegt und autorisiert somit den Transport eines neuen Behälters (Lödding 2019). Bei der Auftragsfreigabe werden die benötigten Materialien und die Menge, der Stückliste des Produkts, auf den Bestand geprüft und bei Materialverfügbarkeit freigegeben (Lödding 2019). Erst dann werden die erforderlichen Transport- und Kommissionieraufträge erzeugt (Lödding 2019). Bei der Fertigstellung von Arbeitsvorgängen oder Aufträgen wird der Auftrag zum nächsten Arbeitssystem bzw. zum Versand in ein Lager transportiert (Lödding 2019). Die weiteren Aufträge können durch ein Betriebserfassungssystem oder in der Praxis mit Transportflaggen oder -signalen erzeugt werden (Lödding 2019). Weitere Transportaufträge treten mit der Auslagerung von Rohmaterialien, Halbfabrikaten, Produktionsabfällen, Betriebsstoffen oder Erzeugnissen auf (Lödding 2019). Zur Produktionslogistik gehört zudem die Fertigungssteuerung (Lödding 2019). Sie übernimmt die Produktionsplanung und agiert auf etwaige Störungen, wie Maschinenausfälle, Abwesenheit von Mitarbeitern und Lieferantenversagen (Lödding 2019). Abbildung 4 beschreibt, wie die Stellgrößen die Regelgrößen beeinflussen (s. Seite 13). Es gibt drei Regelgrößen in der Fertigungssteuerung: der Bestand, der sich aus der Differenz von Ist-Zugang und Ist-Abgang ergibt, wirkt auf die Auslastung der Arbeitssysteme und auf die mittlere Durchlaufzeit der Aufträge und ist eine logistische Zielgröße (Lödding 2019). Der Rückstand ergibt sich aus der Differenz von Plan- und Ist-Abgang (Lödding 2019). Bleibt der Ist-Abgang hinter dem Plan-Abgang zurück, entsteht ein Rückstand, der sich negativ auf die Termintreue auswirken kann (Lödding 2019). Die Reihenfolgeabweichung beschreibt die Differenz von geplanter und tatsächlicher Reihenfolge (Lödding 2019). Die Abweichung von der Reihenfolge bewirkt eine Streuung der Terminabweichung und reduzieren so die Termintreue der Fertigung (Lödding 2019). Die Zusammenhänge zwischen Stell-, Regel- und Zielgrößen im Kontext von mathematischen Modellen hat für die Unternehmenspraxis den Vorteil, Maßnahmen vorab einschätzen zu können (Lödding 2019).

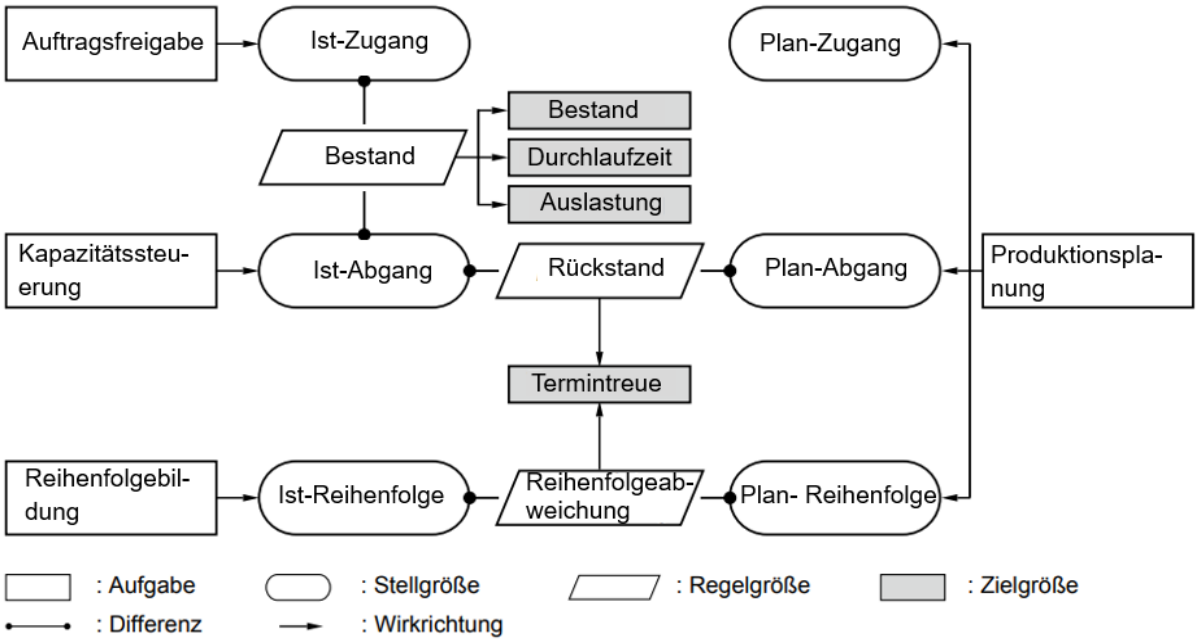


Abbildung 4: Ein Modell der Fertigungssteuerung (in Anlehnung an Lödding (2019), S.114)

Zusammengefasst sind die Aufgaben der Produktionslogistik vielfältig und kritische Variablen eines reibungslosen Prozessablaufs. Von der Planung, Steuerung, Rechtzeitigkeit, Transport bis hin zur Müllentsorgung sorgt die Produktionslogistik für Ordnung und einen geregelten Material- sowie Fertigungsfluss in der Produktion.

2.1.3 Herausforderungen und Einflussfaktoren in der Produktionslogistik

Die Herausforderung der Produktionslogistik besteht darin standardisierte Prozesse und die Koordination der Transportmittel für komplexartige Produkte bzw. Produkte, die aus vielen Einzelteilen bestehen, zu stellen (Lödding 2019). Das wichtigste Ziel der Produktionslogistik ist die rechtzeitige Anlieferung der Materialien (Lödding 2019). Das Verfehlen von internen Lieferfristen kann hohe Folgekosten in der Produktion verursachen (Lödding 2019). Ferner erfordert die Produktionslogistik meist hohe Investitionen in die Lagerinfrastruktur sowie in die Transportinfrastruktur und verursacht hohe Personalkosten (Lödding 2019). Lödding (2019) beschreibt die Ziele der Produktionslogistik anhand der Rechtzeitigkeit der Anlieferung, der Kosten für die Materialbeschaffung und der Arbeitssicherheit. Die Bedeutung der Rechtzeitigkeit wird insbesondere an der Montage deutlich, trifft nur ein kleiner Teil verspätet ein, kann die Montage nicht rechtzeitig beginnen und es entstehen Folgekosten in Form von bspw. Produktionsstillstand oder Konventionalstrafen (Lödding 2019). Ebenso bringt ein zu frühes liefern der Materialien Nachteile mit sich (Lödding 2019). Dadurch nimmt die von Material belegten Fläche proportional mit dem Bereitstellungsvorlauf zu (Lödding 2019). Dies führt zu einem erhöhten Flächenbedarf in der Produktion, mit entsprechenden Kosten (Lödding 2019). Das Werkslayout wird dadurch ebenfalls gestört und es können längere Greif- sowie Gehwege entstehen, die sich in Zeit und Kosten zum Nachteil des Unternehmens

widerspiegeln (Lödding 2019). Ein wesentlicher Bestandteil der „Just-in-Time-Anlieferung“ innerhalb der Produktion liegt z. B. darin, die Arbeitsplätze der Mitarbeiter so ergonomisch wie möglich gestalten zu können, was durch Verspätungen gestört wird (Lödding 2019). Des Weiteren erhöht sich mit dem Bestand im Werk auch der Suchaufwand, was sich insbesondere in der Montage, bei Kleinserienteilen (Unikaten) sehr nachteilig auf die Produktivität auswirken kann (Lödding 2019). Um nicht die Termintreue zu gefährden sollte sich die Materialversorgung an den tatsächlichen Produktionsabläufen orientieren (Koether 2018; Lödding 2019). Dazu bedarf es einer hohen Transportfrequenz um einen kurzen Bereitstellungsvorlauf zu ermöglichen (Lödding 2019). Die Kosten für die Materialbereitstellung äußern sich insbesondere in der Großserienproduktion großer und komplexer Produkte (Lödding 2019). Der Aufwand für die Materialbereitstellung in der Produktion ist sehr hoch, was sich zum einen in der Mitarbeiteranzahl und in den Kosten der Transportmittel sowie in der Lager- und Transportinfrastruktur bemerkbar macht (Lödding 2019). Die Literatur von Wiendahl (2008) stellt grundlegende Herausforderungen der Produktionslogistik („Stolpersteine“) wie folgt dar (s. Abbildung 5).

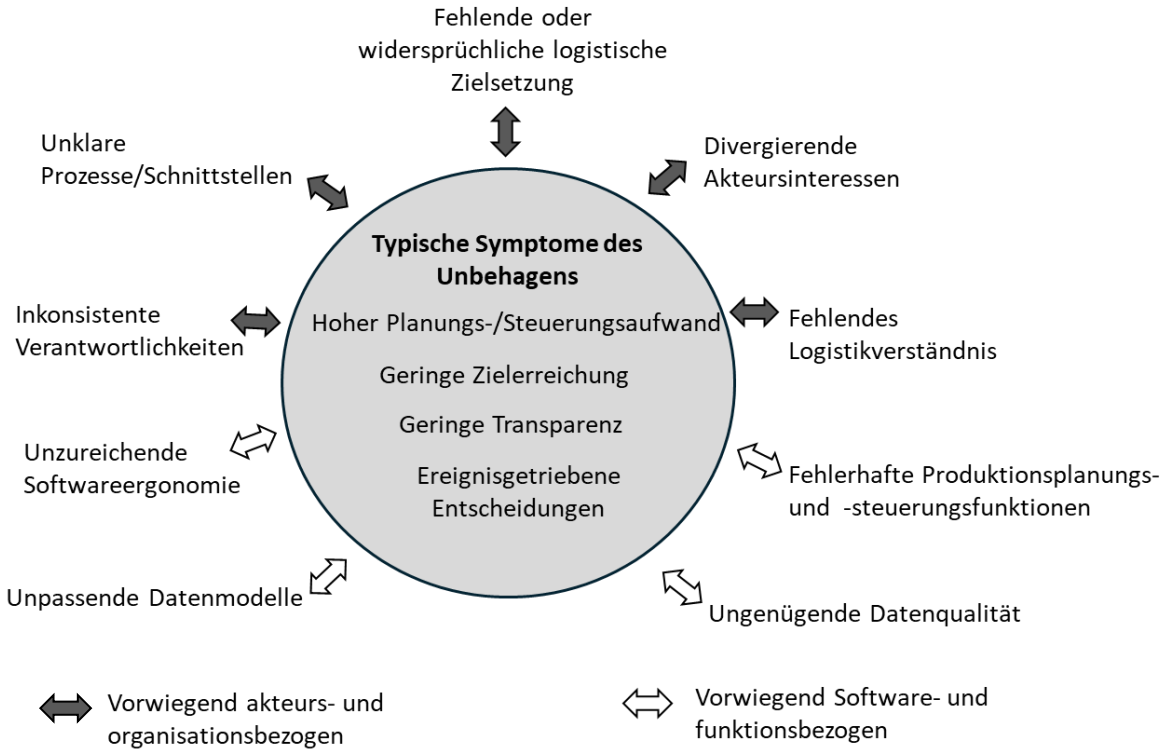


Abbildung 5: Typische Stolpersteine der Planung und Steuerung in der Produktionslogistik (in Anlehnung an Wiendahl (2008), S.287)

Nach Wiendahl (2008) sind typische „Stolpersteine“, die die Produktionslogistik beeinflussen in vorwiegend akteurs- und organisationsbezogene Stolpersteine und vorwiegend software- und funktionsbezogene Stolpersteine einzuteilen (s. Abbildung 5) (Wiendahl 2008). Im Folgenden werden die Probleme der Produktionslogistik nach der Literatur von Wiendahl

(2008) beleuchtet (Wiendahl 2008). Ausgangspunkt der genannten Stolpersteine sind grundlegende Basisprobleme: ein hoher Planungs- und Steuerungsaufwand, eine geringe Zielerreichung, geringe Transparenz und ereignisgetriebene Entscheidungen sind klassische Basisprobleme für möglich auftretende Fehler in der Produktionslogistik. Diese Basisprobleme haben Auswirkungen auf verschiedenste Bereiche der Produktionslogistik und haben ebenso verschiedene Entstehungsquellen. Unklare Prozesse oder Schnittstellen, fehlende oder widersprüchliche logistische Zielsetzungen, divergierende Akteursinteressen, fehlendes Logistikverständnis und inkonsistente Verantwortlichkeiten sind vorwiegend akteuers- und organisationsbezogene Fehler. Sie erschweren das Durchführen von reibungslosen Prozessen in der Produktionslogistik durch Prioritätsänderungen von Aufträgen oder fehlerhaften Führungsweisen. Das wirkt sich auf wichtige Faktoren wie bspw. die interne und externe Liefertreue, Mitarbeiterzufriedenheit und einen ungeordneten Kapazitätsaufbau aus. Die Terme Akteure und Organisation beziehen sich dabei primär auf das Management, bzw. auf Geschäftsführer oder Bereichsleiter eines Produktionsbereichs einer Firma. Unpassende Datenmodelle, unzureichende Softwareergonomie, fehlerhafte Produktionsplanungs- und Steuerungsfunktionen sowie eine ungenügende Datenqualität sind hingegen vorwiegend Software- und funktionsbezogen Fehler, bzw. Stolpersteine. Das zeigt, dass das verwendete Datenmodell dem jeweiligen Unternehmen entsprechend seiner Architektur, Datenaufnahme und Datenverarbeitung angepasst werden muss, bzw. soll. Das Datenmodell ist weiterführend für die Strukturierung der zur Planung und Steuerung erforderlicher Daten zuständig. Die Softwareergonomie beschreibt, wie intuitiv und simpel die Bedienungssoftware einer Produktionsmaschine für den Mitarbeiter ist. Eine schlechte Softwareergonomie haben beispielsweise Bildschirme, auf denen die Wurzel alphanumerischer Darstellungen sowie tabellenbasierte Darstellungen erkennbar sind. Sie erschweren ein dispositionsstufenübergreifendes Controlling und ebenso die Arbeit der direkten Bediener an der Maschine (Wiendahl 2008).

2.1.4 Informationssysteme in der Produktionslogistik

Informationssysteme bilden die Grundlage von datenverarbeitenden Tätigkeiten in Unternehmen (Popp 2021). Hierbei ist eine Vernetzung von unterschiedlichen Informationssystemen, die in unterschiedlichen Kapazitätsplanungsbereichen eingesetzt werden, unbedingt erforderlich, um eine integrative Sicht auf die geplanten Einzel-Kapazitäten zu gewährleisten (Popp 2021). Informationssysteme sind komplexe Systeme, welche die Effektivität und Effizienz von Unternehmen verbessern sollen (Popp 2021). Laut Popp (2021) existiert keine allgemeingültige Definition für Informationssysteme. Sie werden typischerweise als Systeme definiert, welche Informationen generieren, präsentieren sowie die Kommunikation innerhalb einer Organisation ermöglichen (Popp 2021). Der Begriff der

Informationssysteme umfasst dabei die technische Infrastruktur, konkrete Applikationen sowie das technische Personal (Popp 2021). Die Kombination der Ressourcen ermöglicht die Unterstützung von Transaktionen, Operationen, sowie administrativen Tätigkeiten durch Informationssysteme (Popp 2021). Daher sind Informationssysteme komplexe sozio-technische Systeme, die aus zwei wesentlichen Elementen bestehen: dem System, welches eine Leistung erbringt, sowie das System, welches die Leistung empfängt (Popp 2021). Die Leistungsempfänger sind Personen, welche durch das jeweilige System unterstützt werden (Popp 2021). Silver et al. (1995) folgen ebenfalls einer zweiteiligen Sicht auf Informationssysteme, der Sicht der Informationssysteme (IS-Centered View) und der Sicht der Organisation (Managerial View) (s. Abbildung 6) (Silver et al. 1995).

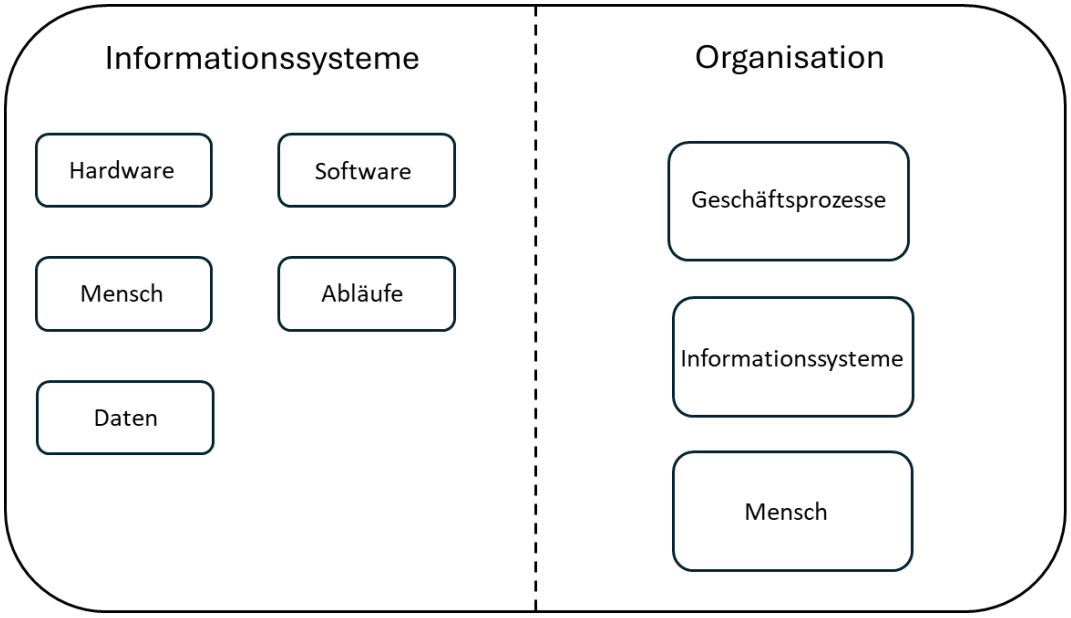


Abbildung 6: Zweiteilige Sicht der Informationssysteme: links, aus Sicht der Informationssysteme, recht aus Sicht der Organisation (in Anlehnung an Silver et al.1995, S. 160)

Informationssysteme sind demnach sozioökonomische Systeme, bestehend aus der Hard- und Software sowie Daten, Menschen und Prozessen (Popp 2021). Für eine erfolgreiche Wertschöpfung müssen diese Komponenten reibungslos zusammenarbeiten (Popp 2021). Aus diesem Grund ist die Integration der Mitarbeiter für eine erfolgreiche Einführung von Anwendungssystemen unerlässlich (Popp 2021). Die angewandten Informationssysteme in der Produktionslogistik werden nach Scheer (1990) häufig in Administrations-, Dispositions-, Informations- und Planungssysteme unterschieden (Scheer 1990). Sie alle sind EDV (Elektrische Datenverarbeitung) -Systeme (Scheer 1990). Ein Administrationssystem ist ein System, welches zur Verarbeitung von simplen Massenvorgängen, wie Adressanschreiben oder Tabellendrucken, eingesetzt wird (Scheer 1990). Werden mit dem EDV-System strukturierte, innerbetriebliche Abläufe gesteuert, wie bspw. die Bestellpolitik oder der Vertrieb, so handelt es sich um ein Dispositionssystem (Scheer 1990). Ein Informationssystem ist ein System, welches Führungsinformation bereitstellt (Scheer 1990). Planungssysteme werden

für langfristige, schwer zu strukturierende Prozesse eingesetzt (Wochinger et al. 2010; Scheer 1990). Die allgemeinen Informationssysteme greifen, je nach Benutzung und Kontext, auf die Daten der anderen EDV-Systeme zu (s. Abbildung 7) (Scheer 1990).

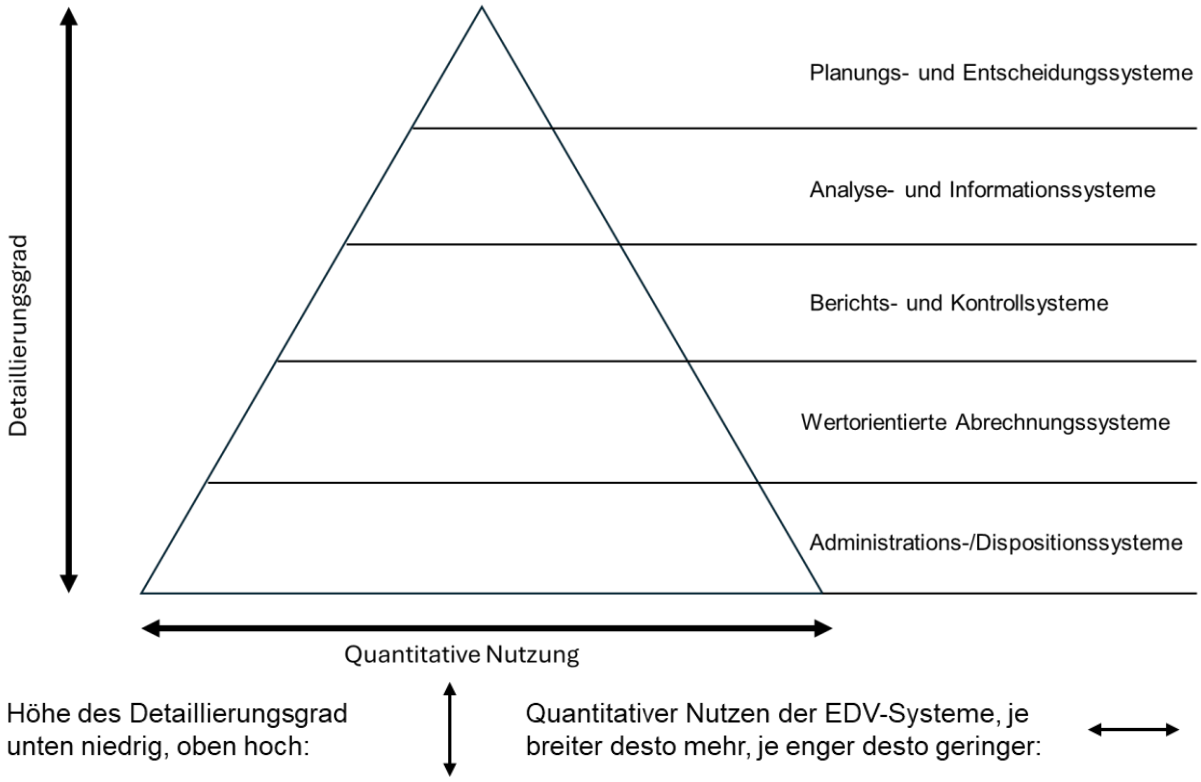


Abbildung 7: Nutzung und Detailgrad der Informationssysteme in der Produktionslogistik (in Anlehnung an Scheer 1990 und Roth 2016, S. 8 und S. 49)

Die Abbildung 7 stellt in der Breite, unter dem quantitativen Nutzen, die Häufigkeit des Nutzens in der Produktionslogistik dar und in der Höhe den Detaillierungsgrad, also die Komplexität der Systeme, dar (Scheer 1990; Roth 2016). Demnach sind die Administrations- und Dispositionssysteme die meistgenutzten Systeme in der Produktionslogistik (Roth 2016; Scheer 1990). Die Nutzung nimmt nach oben hin, zu den Planungs- und Entscheidungssystemen, ab und der Detaillierungsgrad nimmt bis zu diesen zu (Scheer 1990; Roth 2016). Das liegt daran, dass die Administrations- und Dispositionssysteme, wie anfangs erklärt, genutzt werden, um Massenanforderungen zu bearbeiten und u.a. von den operativen Mitarbeitern bedient werden, was die Häufigkeit der Nutzung erklärt (Roth 2016; Scheer 1990). Die Planungs- und Entscheidungssysteme hingegen werden von der Managerebene, wie bspw. Fertigungssteuerern oder Produktionsplanern, genutzt, welche detailreiche Einblicke in Produktionsbezogene Daten brauchen und weniger im Werk vertreten sind, im Vergleich zu Maschinenbedienern, oder Materialbereitstellern (Scheer 1990; Roth 2016).

Es gibt verschiedene Systeme, die zur Planungs- und Entscheidungsunterstützung benutzt werden können (Popp 2021). *Enterprise-Resource-Planning* (ERP)-Systeme unterstützen Prozesse, speichern Transaktions- und Stammdaten und unterstützen damit wertschöpfende

Tätigkeiten in Organisationen auf einer großen Ebene (Popp 2021). *Manufacturing Execution Systems* (MES) und Produktionsplanungs- und Steuerungssysteme (PPS) sind für die feinere Planung und Unterstützung bereichsspezifischer Prozesse relevant (Popp 2021). Insbesondere die Produktionsplanung, welche eine direkte feingranulare Unterstützung der Produktionsabläufe gewährleistet, ist von diesen Systemen abhängig (Popp 2021). Diese Systeme verfügen über eine direkte Integration der Produktionsmaschinen und können so die direkte Steuerung aller Fertigungsaktivitäten übernehmen und mit anderen Informationssystemen kommunizieren (Popp 2021). Außerdem können diese Systeme mit *Advanced Planning Systems* (APS) erweitert und verfeinert werden (Herrmann 2009).

2.2 Grundlagen der Entscheidungsunterstützung

Im Folgenden werden die Grundlagen der Entscheidungsunterstützung erläutert. Dazu werden die Definitionen und Bedeutung der Entscheidungsunterstützung, die Bestandteile eines Entscheidungsprozesses und die Entscheidungsunterstützungsmethoden beleuchtet.

2.2.1 Definition und Bedeutung der Entscheidungsunterstützung

Nach der Literatur von Blutner et al. (2009) beschreibt die Entscheidungsunterstützung den Prozess der systematischen Unterstützung von Entscheidungsträgern bei der Auswahl zwischen verschiedenen Handlungsvarianten (Blutner et al. 2009). Im Folgenden wird die Bedeutung der Entscheidungsunterstützung, anhand der Literatur von Blutner et al. (2009), weitergehend beleuchtet (Blutner et al. 2009). Terminologisch kann der Begriff *Decision Support System* (DSS) als Synonym für Entscheidungsunterstützungssysteme verwendet werden. Unter ihnen wird das Ideal einer menschen- und rechnerverteilten Problemlösung verstanden. DSS sind rechenbasierte Assistenzsysteme, die den Menschen bei der Entscheidungsfindung und -durchführung unterstützen. Sie sind integraler Bestandteil der Mensch-Maschine Systemtechnik, welche sich durch informationelle Verkopplung von Maschinen und Operateuren kennzeichnet. Ein Merkmal der Entscheidungsunterstützung ist die Unterteilung in verschiedene Stufen der Automatisierung von reinen Informationssystemen bis hin zu autonomen Entscheidungsagenten. Es spielen sowohl qualitative als auch quantitative Methoden eine Rolle, um die Entscheidungsfindung zu verbessern. Dabei ist die Unterscheidung zu treffen zwischen DSS, die bei der Auswahl von Entscheidungsalternativen unterstützen und denen die zusätzlich Handlungsalternativen hervorbringen. Diese spezifische Leistungsfähigkeit unterscheidet derartige Systeme von Unterstützungssystemen, die keine Alternativen generieren. DSS sind unter anderem durch die Merkmale: Identifikation einer Lösungsmenge, Auswahl und Bewertung von Alternativen sowie autonomes Agieren gekennzeichnet. DSS beziehen ihr hohes Leistungspotenzial aus der Fähigkeit intelligente Prozeduren durchzuführen, bei deren Ausführung Menschen angesichts hoher

Schwierigkeitsgrade und (System-)Komplexitäten, aufgrund ihrer begrenzten kognitiven Fähigkeiten, systematisch scheitern. Varianten der DSS bieten Ausdifferenzierungsmöglichkeiten, die *Executive Support Systems* (ESS), *Extend Decision Support* (EDS) und *Group Decision Support* (GDS). Dabei dienen ESS dem Topmanagement, EDS integrieren qualitatives Expertenwissen und GDS unterstützen gruppenförmig-organisierte Prozesse. Blutner et al. (2009) stellten zur Systematisierung der Entscheidungsunterstützungsarten sechs Varianten auf: Erzeugen und Aufbereiten (inkl. Filtern) von Informationen, Erzeugen von Alternativen (Transformation von Daten in Entscheidungsalternativen), Bewerten von Alternativen (Bewertungskriterien durch den Menschen festgelegt), Auswählen von Alternativen (Entscheidung), Überwachen der Entscheidungsausführung (Einhaltung Zielkriterien), kontrollieren der Entscheidungsausführung (Blutner et al. 2009). T.B. Sheridan und W.L. Verplank (1978) stellen zur weiteren Einteilung der DSS eine Skala vor, die die Automation in zehn Stufen aufteilt. Endsley (1997) teilt diese Skala zusätzlich in vier Aufgabenbereiche (Überwachen des Systemzustandes, Generieren von Wahlmöglichkeiten, Strategien der Zielerreichung, Auswählen von Alternativen und Strategien, Durchführen und Umsetzen) auf (Endsley 1997; T.B. Sheridan und W.L. Verplank 1978). Die Anwendung dieser Taxonomien stellte sich jedoch als schwierig heraus, da die Begriffe der Aufgabenbereiche zu grob, nicht trennscharf genug und zu detailreich sind (Blutner et al. 2009).

Die Einsatzgebiete von DSS für die Entscheidungsunterstützung in großen Netzen der Logistik sind vielfältig (Blutner et al. 2009). Eine einfache Übertagung von Erkenntnisse auf andere Assistenzsysteme ist, ohne Berücksichtigung des Einsatzgebiet, nicht möglich, aufgrund der Gefahr von Fehlschlüssen (Blutner et al. 2009). Um die passenden DSS auf die richtigen Einsatzgebiete einsetzen zu können, bedarf es einer Systematisierung der Einsatzgebiete (Blutner et al. 2009). Nach der Literatur von Hellingrath (2002) und Blutner (2009) werden die Einsatzgebiete in drei Ebenen unterteilt. Zum einen in die Gestaltung, worunter die Standortplanung, die Gestaltung von Transportnetze und weitere Layoutplanungen fallen (Blutner et al. 2009; Hellingrath 2002). Zudem In die Taktische Planung, welche die Absatzplanung, Produktionsplanung und die Beschaffungsplanung abdecken (Hellingrath 2002; Blutner et al. 2009). Sowie in die operative Steuerung, zu der die Auftragsabwicklung, Transportüberwachung, Behältermanagement, etc. zählen (Blutner et al. 2009; Hellingrath 2002).

2.2.2 Bestandteile des Entscheidungsprozess

Der Prozess der Entscheidungsfindung ist von verschiedenen Bestandteilen wie Kriterien und Alternativen abhängig. Im Folgenden Abschnitt werden die Bestandteile des Entscheidungsprozesses näher beleuchtet. Unter einer Entscheidung versteht man, nach der

Literatur von Blutner et al. (2009) eine bewusste und rationale Auswahl zwischen mindestens zwei Alternativen. Während der Entscheidung dominiert jedoch die menschliche subjektive Erwartung am antizipierten Nutzen die Wahl der Alternative („bounded rationality“) (Blutner et al. 2009). Näher werden bei dem Umgang mit komplexen Entscheidungsproblemen, mehrere Alternativen, mit unterschiedlichen Konsequenzen gleichzeitig betrachtet, was für Menschen schwer abzuwägen ist (Geldermann und Lerche 2014). Bestandteile des Entscheidungsprozess sind die Informationsverdichtung und das Abwägen der Alternativen, um eine Entscheidung zu finden (Geldermann und Lerche 2014). Diese mögliche Fülle an Alternativen kann schnell zu einer Überforderung des Menschenverstandes führen (Geldermann und Lerche 2014). In diesem Kontext wurde von Geldermann und Lerche (2014) kritisch die These von Miller (1956) hinterfragt, die besagt, dass ein Mensch maximal sieben Informationen verarbeiten kann. Die These gilt nicht als bewiesener Richtwert, sondern verdeutlicht eher, dass die menschlichen Möglichkeiten zur Problemlösung eingeschränkt sind (Geldermann und Lerche 2014). Der gesamte Entscheidungsprozess lässt sich in die Teilprozesse Entscheidungsvorbereitung, Entscheidung und Entscheidungsausführung einteilen (Blutner et al. 2009). Um Entscheidungsprozesse strukturiert ablaufen zu lassen, ist es von Vorteil, für das jeweilige Problem Strukturelemente zu definieren (s. Tabelle 1) (Geldermann und Lerche 2014). Anhand dieser sollen die möglichen Alternativen nachvollziehbar und einheitlich abgewogen werden (Geldermann und Lerche 2014).

Tabelle 1: Beispielhafte Grundstrukturen für das Entscheidungsproblem Gebrauchtwagenkauf (in Anlehnung an Geldermann und Lerche 2014, S. 4)

Strukturelemente	**Gebrauchtwagenkauf**
Alternativen	Wagen A, Wagen B, …
Zielsystem	Schnelligkeit
Kriterien	Motor, Leistung, …
Präferenzen	z. B. Je mehr PS, desto besser
Kriteriengewichtung	z. B. Leistung wichtiger als Komfort

In Tabelle 1 ist ein Beispiel für einen strukturierten Entscheidungsprozess dargestellt, welches im Folgenden anhand der Literatur von Geldermann und Lerche (2014) näher erläutert wird. Um das Entscheidungsproblem des Gebrauchtwagenkaufs zu optimieren, wurden fünf relevante Strukturelemente als Faktoren in Betracht gezogen. Nach den Autoren stellen die Alternativen Wahlmöglichkeiten die Lösung des Entscheidungsproblems dar. Das Zielsystem ist eine wichtige Entscheidungsunterstützung für die Klärung der verfolgten Ziele. Das Ziel stellt hierbei den vom Status quo verschiedenen und erwünschten Zustand dar. In dem

Beispiel aus Tabelle 1 ist das Zielsystem beispielsweise die Schnelligkeit des Gebrauchtwagens. Im Verlauf des Entscheidungsprozesses bei komplexen Entscheidungsproblemen, wie Mehrzielproblemen, wird anfangs ein Oberziel definiert, welches sich im Verlauf des Prozesses in mehrere logisch zusammenhängende Unterziele unterteilt. Mittels dieser Unterzielen werden im Verlauf die exakten Ziele konkretisiert. Auf Basis der definierten Ziele erfolgt die Erschließung relevanter Kriterien. Unter Berücksichtigung der definierten Kriterien soll geprüft werden, zu welchem Grad ein Ziel erreicht werden kann. Bei der Wahl der Kriterien ist jedoch darauf zu achten, dass ein logischer Zusammenhang zu dem jeweilig entsprechenden Ziel besteht. Um bei mehreren Zielen die Struktur und Zusammenhänge zu verdeutlichen, bietet es sich an eine Kriterienhierarchie darzustellen. Hierbei werden die Kriterien den bereits erwähnten Oberzielen und Unterzielen zugeteilt, um eine klare Differenzierung und kausale Zusammenhänge darzustellen. Die Präferenzen repräsentieren die Einstellung des Entscheidungsträgers gegenüber den Konsequenzen, die mit den Alternativen auf Basis der gestellten Ziele einhergehen. Sie kann sowohl positiv als auch negativ sein. Die Kriteriengewichtung gibt dem Entscheidungsträger die Möglichkeit eine subjektive Einschätzung hinsichtlich der Wichtigkeit der Kriterien für das Ziel, bzw. für die Entscheidungsfindung einfließen zu lassen (Geldermann und Lerche 2014).

Zusammenfassend erfordert der Entscheidungsprozess bewusst die Abwägung von Alternativen, wobei die subjektiven Erwartungen oft dominieren. Aufgrund der begrenzten Informationsverarbeitung des menschlichen Verstandes, fällt es Menschen schwer komplexe Alternativen zu bewerten. Assistenzsysteme sollen dabei diesen Prozess durch verdichten der Informationen, Analyse der Alternativen und einer Entscheidungsfindung verbessern und erleichtern.

2.2.3 Entscheidungsunterstützungsmethoden

DSS sind logische Methoden, die dem Menschen dabei helfen bei komplexen Entscheidungsproblemen eine möglichst optimale Entscheidung zu finden (Blutner et al. 2009). Sie können grob in passive und aktive DSS eingeteilt werden (Hättenschwiler 2001). Passive DSS sind Methoden die keine Entscheidungsvorschläge, bzw. Lösungen hervorbringen, jedoch den Entscheidungsprozess unterstützen (Hättenschwiler 2001). Von aktiven DSS spricht man, wenn die Methode eine Lösung, bzw. Entscheidung hervorbringen kann (Hättenschwiler 2001). DSS können nach verschiedenen Kriterien klassifiziert werden: Quantitative Methoden basieren auf mathematischen Modellen (Blutner et al. 2009). Mittels der mathematischen Modelle wird das zu lösende Problem, bzw. der Entscheidungsraum dargestellt (Hättenschwiler 2001). Dieser Raum wird unter der Benutzung von leistungsfähigen Algorithmen nach Lösungsmöglichkeiten durchsucht (Hättenschwiler 2001). Wenn bereits eine Zielfunktion vorliegt, analysieren die Algorithmen die beste Lösung (Hättenschwiler 2001).

Beispiele dafür sind unter anderem die lineare Programmierung, zum Zweck der Problemdarstellung sowie der Simplex Algorithmus zur Optimierung (Hättenschwiler 2001). Qualitative und heuristische Methoden fokussieren sich in ihrer Lösungsfindung auf Expertenwissen, Simulationsverfahren und praktikable Näherungslösungen (Blutner et al. 2009). Expertensysteme auf Basis von künstlicher Intelligenz (KI) und regelbasierten Systemen erlauben den Zugriff auf Erfahrungswissen, welches in Form von „Wenn-dann-Regeln“ dargestellt werden kann, um Hypothesen zu testen (Hättenschwiler 2001). Deterministische Methoden gehen wiederum von festen Eingabewerten aus, während stochastische Methoden Unsicherheiten berücksichtigen (Blutner et al. 2009).

Die Literatur von Geldermann und Lerche (2014) befasst sich mit den Methoden der multikriteriellen Entscheidungsunterstützung, welche im Folgenden näher erklärt wird (Geldermann und Lerche 2014). MCDA-Methoden werden eingesetzt, wenn bei Entscheidungsproblemen mehrere teilweise konfliktäre Zielsetzungen parallel verfolgt werden. Mit MCDA-Methoden können zudem Kompromisse identifiziert werden, die bei konfliktären Zielsetzungen möglichst vielen Zielen gerecht werden. Das Ziel der MCDA-Methoden liegt darin, dem Entscheidungsträger unter Berücksichtigung von mindestens zwei Kriterien und auf Basis der individuellen Präferenzen, eine Entscheidungsunterstützung bereitzustellen. Ein positives Merkmal der MCDA-Methoden besteht darin, dass sie verschiedene Aspekte quantitativer und/oder qualitativer Natur in den Entscheidungsunterstützungsprozess einbeziehen können. Innerhalb der MCDA-Methoden wird zwischen den Bereichen MODM (Multi-Objectice Decision Making) und MADM (Multi-Attribute Decision Making) differenziert. Bei MODM- Methoden wird aus einer stetigen Menge an Alternativen, mittels mathematischer Verfahren wie bspw. den Vektoroptimierungsmodellen, unter Berücksichtigung mehrerer Zielfunktionen eine optimale Lösung ermittelt. MADM-Methoden hingegen vergleichen eine diskrete, klar voneinander abgrenzbare Menge bereits bekannter Alternativen. Das Impliziert, dass die Alternativen vor der Bewertung exakt definiert sein müssen und bezüglich der unterschiedlichen Kriterien verglichen werden. Das Ziel liegt somit darin, zwischen zu realisierenden Alternativen eine bestmögliche Auswahl zu treffen. Tabelle 2 gibt eine Übersicht über einige Entscheidungsunterstützungssoftwares und ihre angewendeten Entscheidungsunterstützungsmethoden. Die *Outranking*-Methoden ELECTRE (*Elimination Et Choix Tradusaint la Rèalitè*) und PROMETHEE (*Preference ranking organization method for enrichment evualation*) werden bei Gruppenentscheidungsträgern für komplexe Entscheidungsprobleme angewendet. Die Methodiken basieren auf der Mathematik sowie der Soziologie und unterstützen den Entscheidungsträgern dabei eine Alternative zu finden, die am besten zu ihren Zielen und ihrem Verständnis des Problems passt, anstatt eine Entscheidung vorzugeben. Sie stellen neben den Präferenzen der Alternativen die Unvergleichbarkeiten dieser heraus. Die MAVT (Multi-Attribute Value Theory) und der AHP

(Analytischer Hierarchie Prozess) sind klassische Verfahren die der Ausprägung, die eine Alternative bezüglich jedes Kriteriums aufweist, ein entsprechender Nutzenwert zugeordnet. Die Alternative mit dem höchsten Gesamtnutzen, im Vergleich zu den Alternativen, stellt somit die beste Alternative dar (Geldermann und Lerche 2014).

Tabelle 2: Beispielhafte Softwareanwendungen für Entscheidungsunterstützungsmethoden (in Anlehnung an Geldermann und Lerche 2014, S. 14)

Software	**Methode**
DataScope	MAVT
D-Sight	PROMETHEE und nutzwertbasierte Methoden
Decision Explorer	Qualitative Datenanalyse
Decision Lab 2000	PROMETHEE
DEFINITE	MAVT; Kosten-Nutzenanalyse, Outranking
ELECTRE TRI	ELECTRE
EQUITY	MAVT
MACBETH 1.1	MACBETH
Visual PROMETHEE	PROMETHEE
Web-HIPRE	MAVT und AHP
WINPRE	Interaktive Methoden
WWW-NIMBUS	Interaktive und Referenzpunktmethoden

Zusammenfassend helfen Entscheidungsunterstützungsmethoden bei komplexen Entscheidungen und lassen sich in aktive und passive Methoden unterteilen. Sie funktionieren auf Basis quantitativer und qualitativer Methoden und sind teilweise in der Lage Expertenwissen zu nutzen und daraus Maßnahmen für den Entscheidungsprozess abzuleiten.

2.3 Entscheidungsunterstützung in der Produktionslogistik

Die Entscheidungsunterstützung hat in der Produktionslogistik die Funktion, die in der Produktion anfallenden Informationen über Material, Beschäftigte und Maschinen zu erfassen und in sogenannten *Data Lakes* zusammenzuführen (Mühge 2018; Müller et al. 2022). *Data Lakes* sind zentrale Depots, die große Rohdatenmengen aufnehmen und speichern (Müller et al. 2022). Diese Rohdaten werden unter anderem in der Entscheidungsunterstützung als

Datenquelle genutzt (Müller et al. 2022). Bspw. werden Maschinenbelegungs- sowie Auftragsablaufplanungen, mit der Hilfe von Computersimulationen, auf Basis der genannten Rohdaten, analysiert und bewertet (Mühge 2018; Müller et al. 2022). Die Systeme der Entscheidungsunterstützung sind durch ein breites Informationsnetzwerk mit den entscheidenden Datenträgern der Produktionslogistik verbunden und ermöglichen das kommunizieren untereinander (Mühge 2018; Müller et al. 2022). Sie erfassen Produktionsdaten auf Basis von Netzwerktechnologien, simulieren Produktionsprozesse in Echtzeit und berechnen dynamische, virtuelle Abbilder der Produktionsprozesse (Mühge 2018). Das ermöglicht die Echtzeit-Erkennung von Abweichungen vom Soll-Prozess (Müller et al. 2022). Die eingesetzten Systeme identifizieren die Ursachen der Unregelmäßigkeiten und benennen potenzielle Lösungen (Müller et al. 2022). Typische Entscheidungsprobleme, die mit der Entscheidungsunterstützung in der Produktionslogistik gelöst, bzw. entschieden werden, sind das Anfallen von Wartungsarbeiten oder die Reparatur von Produktionsmaschinen (Mühge 2018). Alternativen, die dort abgewogen werden, sind bspw. ob andere Maschine umgerüstet werden müssen oder ob die Auftragsabfolge angepasst werden muss (Mühge 2018). Konkret wird die Frage geklärt, welche Konsequenzen sich für vor- oder nachgelagerte Produktionsbereiche ergeben (Mühge 2018). Die Hauptaufgabe der Entscheidungsunterstützung in der Produktionslogistik ist es, die Treffsicherheit der Entscheidungen in der Produktionslogistik zu verbessern und dadurch die Robustheit der Produktion zu erhöhen (Mühge 2018; Müller et al. 2022). Ein reibungsloses Ablaufen der Entscheidungsunterstützung kann die Anpassungsfähigkeit der Produktion und die Laufzeiten der Maschinen erhöhen und die möglichen Fehlentscheidungen im mittleren Management minimieren (Mühge 2018). Um das zu erreichen, erhalten die verschiedenen Akteure, bzw. die Entscheidungsträger in der Produktion, eine Simulation der Ergebnisse (Mühge 2018).

Zusammengefasst wird die Entscheidungsunterstützung in der Produktionslogistik genutzt, um anfallende Informationen in der gesamten Produktion zusammenzuführen und auf dieser Entscheidungsgrundlagen fundierte Handlungsoptionen anzubieten. Das Ziel der Entscheidungsunterstützung in der Produktionslogistik ist, die Wahrscheinlichkeit von wirtschaftlich suboptimalen Maschinenbelieferungs-, Maschinenbelegungs- und Wartungsentscheidungen zu verringern. Unter der Nutzung virtueller Abbildungen von Produktionsprozessen in Echtzeit und nachgelagerter Simulationsverfahren ist es möglich die Komplexität von Entscheidungsprozessen und Fehlentscheidungen zu reduzieren.

3 Methodik der systematischen Literaturrecherche

Im Folgenden wird die Methodik der vorliegenden Arbeit erläutert. Dazu werden im ersten Kapitel drei Ansätze zur Durchführung einer Literaturrecherche beleuchtet. Anschließend wird anhand der vorgestellten Ansätze die Vorgehensweise dieser Arbeit erläutert und die Durchführung beschrieben.

3.1 Ansätze einer systematischen Literaturrecherche

Für die holistische Betrachtung der Entscheidungsunterstützungsmethoden in der Produktionslogistik bedarf es einer verlässlichen Datenbasis, für deren nachvollziehbare Erarbeitung die systematische Literaturrecherche angewendet wird (Heß 2021). Diese deckt die für das Thema relevanten Quellen auf, um einen Beitrag zu der Stringenz und Genauigkeit der Forschung zu leisten (Heß 2021; vom Brocke et al. 2009). Im Folgenden werden verschiedene Vorgehensweisen vorgestellt, um eine systematische Literaturrecherche durchzuführen.

Die folgenden Ansätze entstammen der Literatur von Webster und Watson (2002). Nach den Autoren umfasst eine Literaturrecherche im Wesentlichen die Abfrage wissenschaftlicher Datenbanken mit Hilfe von Schlüsselwörtern und Rückwärts- oder Vorwärtssuche auf der Grundlage relevanter Artikel. Im ersten Schritt wird die relevante Literatur für das Forschungsthema identifiziert. Das Thema soll dabei vollumfänglich betrachtet werden. Um die Literatur auf das Forschungsthema zu limitieren, werden zielgerichtete Suchbegriffe zur Suche angewendet. Um weitere Literatur zu erschließen, nennen die Autoren die Vorwärts- und Rückwärtssuche. Bei der Rückwärtssuche werden die Zitationen aus den zuvor gefundenen Artikeln untersucht, um weitere Artikel zu bestimmen, die in Betracht gezogen werden sollten. Die Vorwärtssuche sucht nach Artikeln, die die Schlüsselartikel zitieren und identifiziert so weitere relevante Quellen. Um die Literatur zu sammeln, stellen die Autoren zwei Ansätze vor, den Konzept-zentrierten- und den Autoren-zentrierten Ansatz. Nach Webster und Watson (2002) ist der Konzept-zentrierte Ansatz der zu favorisierender Ansatz, da er die erschlossene Literatur synthetisiert. Im Vergleich dazu stellt der Autoren-zentrierte Ansatz einen Mehraufwand in Form von der Überführung in den Konzept-zentrierten Ansatz dar. Um die gesammelte Literatur zu strukturieren, stellen die Autoren eine Konzeptmatrix vor (Webster und Watson 2002; Salipante et al. 1982). Webster und Watson (2002) haben die Grundzüge der Konzeptmatrix aus der Literatur von Salipante et al. (1983) entnommen. In dieser Konzeptmatrix werden die Artikel durchnummeriert und den zugehörigen Konzepten zugeordnet. Dadurch vereinfacht sich das Synthetisieren der Artikel und die Überprüfung der Aussagen verschiedener Artikel bei überlappenden Konzepten. Um zu prüfen, welche Artikel

die gleichen Themen behandeln, fügt man für eine spezifischere Einteilung Subkategorien ein (s. Tabelle 3) (Webster und Watson 2002).

Tabelle 3: Erweiterung der Konzeptmatrix durch Subkategorien, hier beispielhaft S1, S2 und S3 genannt (in Anlehnung an Webster und Watson (2002), S. 17)

Konzeptmatrix

Artikel	**Konzepte**								
	A			B			C		
Subkategorien	S1	S2	S3	S1	S2	S3	S1	S2	S3
1		✖	✖			✖		✖	
2	✖			✖	✖		✖		✖

In Tabelle 3 ist die Einteilung der Artikel nach Konzepten und deren Subkategorien schematisch dargestellt. Die Bezeichnungen S1, S2 und S3 stellen dabei eine beispielhafte Benennung der Subkategorien dar. Durch die spezifischere Einteilung lassen sich Überschneidungen der Artikel in feinere Themen, bzw. eben diesen Subkategorien finden und die Struktur weiter verbessern (Webster und Watson 2002). Nach der Sortierung und Strukturierung der Literatur wird die Ausarbeitung einer Forschungslücke als Ziel einer systematischen Literaturrecherche genannt (Webster und Watson 2002). Darüber hinaus werden Themen für die zukünftige Forschung aufgestellt (Webster und Watson 2002). Als letzter Schritt wird die Evaluation der vorher erstellten Theorie durchgeführt wozu, wenn vorhanden, Kollegen eine Bewertung abgeben können (Webster und Watson 2002).

Kitchenham (2004) definiert die Literaturrecherche als eine Methode zur Identifizierung, Bewertung und Interpretation aller verfügbaren Forschungsergebnisse, die für eine bestimmte Forschungsfrage, Themengebiet oder Phänomen relevant sind. Kitchenham (2004) teilt die Durchführung einer Literaturrecherche in fünf Phasen ein, die teilweise parallel oder sequenziell bearbeitet werden können. Der erste Schritt ist das Ermitteln einer Suchstrategie, sowie die anschließende Suche nach Primärstudien, die sich auf die Forschungsfrage beziehen (Kitchenham 2004). Mit Primärstudien sind dabei die Studien gemeint, die zu der Erstellung einer systematischen Literaturrecherche beitragen (Kitchenham 2004). In Phase zwei werden die Suchkriterien für die Suche festgelegt (Kitchenham 2004). Sie dienen dazu die Primärstudien zu identifizieren, die direkte Beweise oder Inhalte zu der Forschungsfrage liefern (Kitchenham 2004). In Phase drei wird die Studienqualität bewertet (Kitchenham 2004). Die Studien bzw. Quellen werden nach ihrer Voreingenommenheit und Validität bewertet,

hierbei gilt je minimal voreingenommen und maximal validiert (intern und extern) eine Quelle ist, desto höher ist ihre Qualität (Kitchenham 2004). Phase vier behandelt die Extraktion von Informationen aus den Quellen (Kitchenham 2004). Dabei geht es um die Daten rund um die Quelle, wie das Erscheinungsdatum, die Ausführungsart, den Titel, die Autoren und weitere Details (Kitchenham 2004). Im fünften und letzten Schritt werden die Informationen analysiert, zusammengefasst und dargestellt (Kitchenham 2004).

In der Literatur von vom Brocke et al. (2009) werden ebenfalls fünf Phasen vorgestellt, die eine systematische Literaturrecherche durchlaufen soll, welche im Folgenden vorgestellt werden. Im ersten Schritt gilt es die Forschungsfrage sowie den Forschungsumfang zu definieren. Vom Brocke et al. (2009) schlagen dazu bspw. die Taxonomie nach Cooper (1998) vor. In der zweiten Phase wird ein Konzept für die Bearbeitung der Forschungsfrage gestellt (vom Brocke et al. 2009). Relevante Schlüsselwörter, Datenbanken sowie Ein- und Ausschlusskriterien werden hier festgelegt (vom Brocke et al. 2009). In Phase drei findet die Literaturrecherche statt (vom Brocke et al. 2009). Darauf folgend wird die Literatur in der vierten Phase analysiert sowie synthetisiert (vom Brocke et al. 2009). In der fünften und letzten Phase werden die Ergebnisse zusammengefasst und ein Ausblick für die Forschung erstellt (vom Brocke et al. 2009). Der gesamte Zyklus von vom Brocke et al. (2009) ähnelt dem Prozess von Kitchenham (2004) deutlich, jedoch ergänzen sie sich im Detail. Es eignet sich somit beide Ansätze für den weiteren Verlauf zu nutzen. Des Weiteren ist der fünfteilige Zyklus zur Bearbeitung einer Literaturrecherche bzw. das Rahmenwerk von vom Brocke et al. (2009) in Abbildung 8 schematisch dargestellt, um den sequenziellen Ablauf in Form der fünf Phasen zu verdeutlichen.

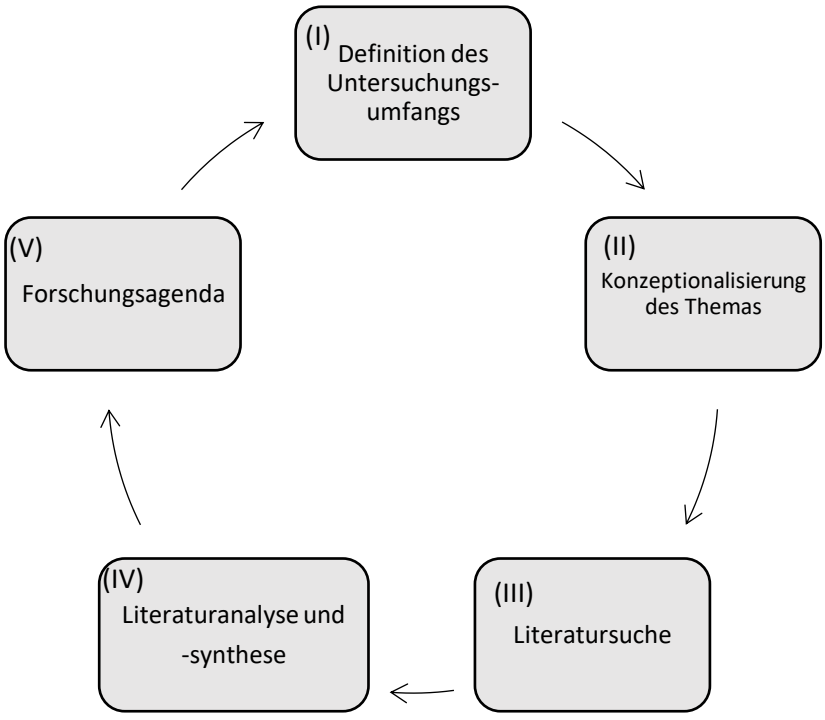


Abbildung 8: Rahmenwerk für die Literaturrecherche (in Anlehnung an vom Brocke et al. (2009), S.7)

3.2 Durchführung der systematischen Literaturrecherche

Die Literaturrecherche dieser Arbeit wird auf Grundlage des vorgestellten Ansatzes von vom Brocke et al. (2009) aufgebaut und wird in diesem Abschnitt näher erläutert. Als erstes werden die Forschungsfrage sowie der Untersuchungsumfang bzw. das Ziel der Forschung genau definiert. Im zweiten Schritt wird ein Konzept für die Literaturrecherche erstellt, das heißt, dass Datenbanken, Suchbegriffe sowie Ein-/Ausschlusskriterien festgelegt werden. Im dritten Schritt beginnt die Dokumentation und Suche der Literatur, auf den festgelegten Datenbanken. Im vierten Schritt werden die Literaturen hinsichtlich ihrer Qualität untersucht und synthetisiert. Im fünften und letzten Schritt wird die vorher ausgewählte Literatur analysiert, ausgewertet und dargestellt.

Definition des Forschungsziels und Untersuchungsumfangs:

Das Ziel dieser Arbeit ist es eine Übersicht über DSS in der Produktionslogistik zu erstellen. Dabei werden Anwendungsbereiche von DSS, anschauliche Beispiele aus der Praxis und die Analyse der Häufigkeit in der Anwendung von einzelnen DSS als Schwerpunkte definiert. Zur Eingrenzung der Analyse werden KI-Methoden in dieser Literaturrecherche nicht im Detail behandelt.

Konzeptionalisierung:

In Folge der definierten Forschungsfrage und dem Untersuchungsumfang wird eine erste grobe Suche auf *Google Scholar* durchgeführt, um die Grundlagen für die weitere Bearbeitung der Forschungsfrage zu schaffen. Nachdem der Überblick geschaffen wurde, wird eine breitere Auswahl an Datenbanken vorbereitet, die im weiteren Verlauf der Informationsbeschaffung dienen bzw. unterstützen sollen. Die ausgewählten Datenbanken sind: *Google Scholar, Scopus, SpringerLink, EBSCOhost, IEEE Xplore und ScienceDirect.*

Außerdem werden die für die Suche benötigten Schlüsselwörter bzw. Suchbegriffe aufgelistet. Um eine aussagekräftige Literaturrecherche durchführen zu können, wurden dabei sowohl deutsche als auch englische Suchbegriffe in Betracht gezogen. Diese wurden in vier Ebenen kategorisiert und eingegliedert (s.Tabelle 4, Seite 29). Ebene eins bezieht sich dabei auf die thematischen Oberkategorien des Forschungsthemas. Die zweite Ebene beinhaltet die Unterteilung nach methodischen Ansätzen. Ebene drei bezieht sich auf die Anwendungsebene der Entscheidungsunterstützungsmethoden innerhalb der Produktionslogistik. Abschließend enthält die Ebene vier Suchbegriffe zur Datenanalyse. Die erste Suche mit den deutschen Suchbegriffen auf der Datenbank *Scopus* und *ScienceDirect* ergaben keine relevanten Ergebnisse, bzw. Literatur. Im Gegensatz zu *Google Scholar*, wo mit den deutschen Begriffen relevante Literatur gefunden werden konnte. Mit den englischen Suchbegriffen konnte auf allen Datenbanken Ergebnisse generiert werden.

Tabelle 4: Vorläufige Liste der englischen/deutschen Schlüsselwörter

Ebene 1	**Ebene 2**	**Ebene 3**	**Ebene 4**
Production logistics/ Produktionslogistik	Optimization/ Optimierung	Production Planning and Controlling/ Produktionsplanung und -steuerung	Data Mining
Ebene 1	**Ebene 2**	**Ebene 3**	**Ebene 4**
Decision Support Systems/ Entscheidings-unterstützungsmethoden	AHP/ Simulation	Warehouse/Lager Inventory/Bestand Supply Chain	Big Data Analysis Data Analysis Predictive/ Prescriptive Data
Optimization Methods/ Optimierungsmethoden Information Systems/ Informationssysteme	Model/Modell	Smart Manufacturing Industry 4.0/ Industrie 4.0	Data Warehousing
	Algorithm/ Algorithmus Data Mining/ Data Mining Business Intelligence Support/ Untersützung		Cluster Analysis Machine Learning Digital Twin Survey Performance

Mittels der Datenbank Scopus wurde im weiteren Verlauf der Einfluss der englischen Suchbegriffe auf die Literaturgenerierung untersucht. Dabei wurden alle Suchbegriffe einer Ebene mit dem Operator *OR* und die vier Ebenen mit dem Operator *AND* untereinander zu einer Suchkette verknüpft (s. Tabelle 5)

Tabelle 5: Schematische Suchkette

Operator	Suchkette
	(Production logistics OR Decision Support Systems OR Optimization Methods OR Information Systems)
AND	(Optimization OR Support OR AHP OR Simulation OR Algorithm OR Data Mining OR Business Intelligence)
AND	(Production Planning OR Production Controlling OR Warehouse* OR Inventory* OR Supply Chain* OR Smart Manufacturing OR Industry*)
AND	(Data* OR Big* OR Predictive Data OR Prescriptive Data OR Cluster Analysis OR Machine* OR Performance)

Um den Einfluss der Suchbegriffe auf die Literatursuche zu testen, wurden einzelne Suchbegriffe experimentell aus der Suchkette entfernt. Je nach Einfluss des Suchbegriffs auf die Suche wurde dieser bei niedrigen bis keinen Einfluss aus der zugehörigen Ebene entfernt. Außerdem können bei der Analyse der generierten Literatur weitere relevante Schlüsselwörter entnommen werden und in die eigene Liste der Suchbegriffe eingeordnet werden.

Das Sternchen in den Suchketten dient dazu flächendeckender nach Begriffen zu suchen, die bis zum Sternchen gleich sind, danach jedoch andere Änderungen haben können. Somit können mit einem Schlüsselwort mehrere relevante Schlüsselwörter abgefragt werden. Aus diesem Vorgehen ergibt sich eine finale Liste der Suchbegriffe (s. Tabelle 6).

Tabelle 6: Finale Suchbegriffe

Ebene 1	Ebene 2	Ebene 3	Ebene 4
Production logistics	Optimization	Production	Data
Decision Support Systems	AHP	Warehouse	Digital Twin
	Simulation	Inventory	Machine
Optimization Methods	Mode	Industry 4.0	Mining
	Algorithm		Performance
	Internet of Things		

Die deutschen finalen Begriffe sind denen aus Tabelle 6 gleich. Da sie jedoch nur für *Google Scholar* brauchbar sind, sind sie der Übersicht halber nicht noch einmal aufgeführt.

Literatursuche

Nach der Festlegung der Suchbegriffe für die Literatursuche kann die Literatursuche auf den Datenbanken durchgeführt werden. Um möglichst präzise und relevante Ergebnisse zu erhalten, werden dabei die verschiedenen Suchfelder der jeweiligen Datenbanken spezifisch durchsucht. Einen Überblick über die verschiedenen Suchfelder und somit den Suchvorgehensweisen bietet Tabelle 7. Mit den spezifischen Suchfeldern ist die spezifische Aufstellung des Suchketten auf den jeweiligen Datenbanken gemeint. *Google Scholar, SpringerLink und ScienceDirect* bieten Suchfelder ohne Beschränkung an, was den Spielraum bei der Anordnung der Suchkriterien erhöht und eine freie Wahl bei der Gestaltung der Suchkette, sowie dem Hinzufügen von Füllwörtern, zulässt. *Scopus* hingegen sucht die Literatur nach festen aufgestellten Suchstrings ab, die mittels *OR*- und *AND*- Operatoren verknüpft werden und stellt sich als weniger flexibel heraus (s. Tabelle 7).

Tabelle 7: Suchfelder der Datenbanken

Datenbank	Suchfelder	Beschreibung
Scopus	TITLE-ABS-KEY	Titel, Zusammenfassung, Keywords
Google Scholar	Keine Beschränkung	
SpringerLink	Keine Beschränkung	
EBSCOhost	Titel (TI), Abstract (AB)	Titel, Zusammenfassung
IEEE Xplore	All Metadata	Titel, Zusammenfassung, Keywords
ScienceDirect	Keine Beschränkung	

In einer ersten Suche auf der Datenbank *Scopus* werden die Ebene eins, zwei und drei in den Suchfeldern Artikeltitel, Zusammenfassung und den Schlüsselwörtern und Ebene vier in den Schlüsselwörtern gesucht. Das Ergebnis dieser Suche ergibt 13 Literaturen, die rein oberflächlich zu dem Thema passen. Eine gröbere Suche, bei der nach den Ebenen eins und zwei gesucht wird, liefert 119 Ergebnisse. *Google Scholar ScienceDirect* und *SpringerLink* liefern mittels Suchketten eine große Auswahl an englischer, *Google Scholar* zudem auch deutsche, Literatur. Mit der Datenbank *EBSCOhost*, ist die Eingabe langer Suchketten möglich, die eine präzise Suche ermöglichen. Das Ergebnis der Suche mit der Datenbank *EBSCOhost,* ergibt 43 Literaturen. Die Suche mit der Datenbank IEEE Xplore, mit einer ähnlichen Suchkette, ergibt 43 weitere Literaturen.

Qualitätsbewertung der Literatur

Im ersten Schritt werden die Literaturen anhand ihrer Titel und Schlüsselwörter aussortiert. Dazu wurden die ersten 30 Ergebnisse der sechs Suchen, zur Bewertung, inspiziert. Da die siebte Suche mit der Datenbank *Scopus* nur 13 Literaturen ergab, werden in diesem Fall nur diese analysiert. Nach der ersten Bewertung blieben 41 Literaturen übrig. In einem Folgeschritt wurden die Literaturen nach ihrem Inhalt bewertet und weiter gefiltert. Mittels einer anschließenden Vor- und Rückwärtssuche konnte weitere Literatur gefunden werden, sodass nach diesen Schritten 23 Literaturen zur ausgiebigen Analyse vorliegen (s. Anhang A). In den folgenden Kapiteln werden die Literaturen hinsichtlich der Anwendung von Entscheidungsunterstützungsmethoden, Praxisbeispielen und der Beliebtheit von Entscheidungsunterstützungsmethoden analysiert.

4 Ergebnisse

Im Folgenden Kapitel werden die DSS identifiziert, die in den recherchierten Literaturen vorkommen. Außerdem werden fünf Fallbeispiele vorgestellt, in dem DSS in Unternehmen angewendet werden. Des Weiteren wird die Häufigkeit der Anwendung von DSS-Methoden, anhand der recherchierten Literaturen, analysiert. Abschließend werden die Ergebnisse und Durchführung der Literaturrecherche in einem Fazit gespiegelt und diskutiert. Eine Übersicht der analysierten Literaturen kann im Anhang A eingesehen werden.

4.1 Identifizierte Entscheidungsunterstützungsmethoden

DSS werden im Rahmen der Produktionslogistik in der Planung und Steuerung von Produktionsprozessen, dem Supply-Chain Management und weiteren Produktionslogistikverwandten Prozessen angewendet (Mehrjoo und Bashiri 2013). Es gibt eine Vielzahl von Methoden, die mittels komplexer Datenauswertung und Informationsaustäuschen, die Entscheidungsfindung qualitativ im Punkt der optimalen Entscheidung, sowie der Schnelligkeit zur Evaluierung dieser, unterstützen (Florin Gaiseanu 2024). Im Verlauf dieses Kapitels werden mehrere Arten von DSS in der Produktionslogistik sowie deren Funktionsweise und Entwicklung vorgestellt.

Im folgenden Absatz wird das angewendete DSS von Mehrjoo und Bashiri (2013) untersucht. Nach Mehrjoo und Bashiri (2013) ist ein wesentlicher Bestandteil von DSS, die erfolgreiche Planung unter Unsicherheit sowie die Bewältigung und Verarbeitung komplexer Informationsstrukturen. Um mit allen Komplexitäten und Unsicherheiten umgehen zu können bedarf es ein Feinplanungssystem, welches mit den notwendigen Entscheidungshilfen ausgestattet ist (Mehrjoo und Bashiri 2013). Mehrjoo und Bashiri (2013) sahen sich dem Problem entgegen, das MRP- (Material Requirements Planning) basierte Systeme nicht dazu in der Lage sind großen Schwankungen in der Produktion zu folgen. Das resultierende Folgeproblem ist, dass sich die Produktionsleiter der komplexen Aufgabe der Umplanung der Produktion stellen müssen (Mehrjoo und Bashiri 2013). Systeme in der Produktion wie das Produktions-Aktivitäten-Kontroll-(PAC) System legen zwar die Reihenfolge der Aufträge mit ihren Freigabe- und Fälligkeitszeiten für den Produktionsleiter fest, sind jedoch nicht dazu in der Lage den tatsächlichen Zustand der Produktionsumgebung zu berücksichtigen (Mehrjoo und Bashiri 2013). Die Autoren wirken diesem Problem mit einer multivariaten statistischen Analyse entgegen (Mehrjoo und Bashiri 2013). Die Autoren verknüpfen die Unterstützungssysteme: Hauptkomponentenanalyse und Clusteranalyse (CA) zur Verbesserung der Wirksamkeit der Effektivität der DSS und der Entscheidungsfindung (Mehrjoo und Bashiri 2013). Unter Berücksichtigung dieser Anforderungen stellen Mehrjoo und

Bashiri (2013) die multivariate Nutzung von DSS vor und verknüpft die heuristischen Algorithmen mit Entscheidungs-Hilfswerkzeugen, um die Produktionsplaner zu unterstützen (s. Abschnitt 2.2.3). Der Prozess bedient sich dabei einer hierarchischen Struktur und ist in Abbildung 9 schematisch dargestellt (Mehrjoo und Bashiri 2013).

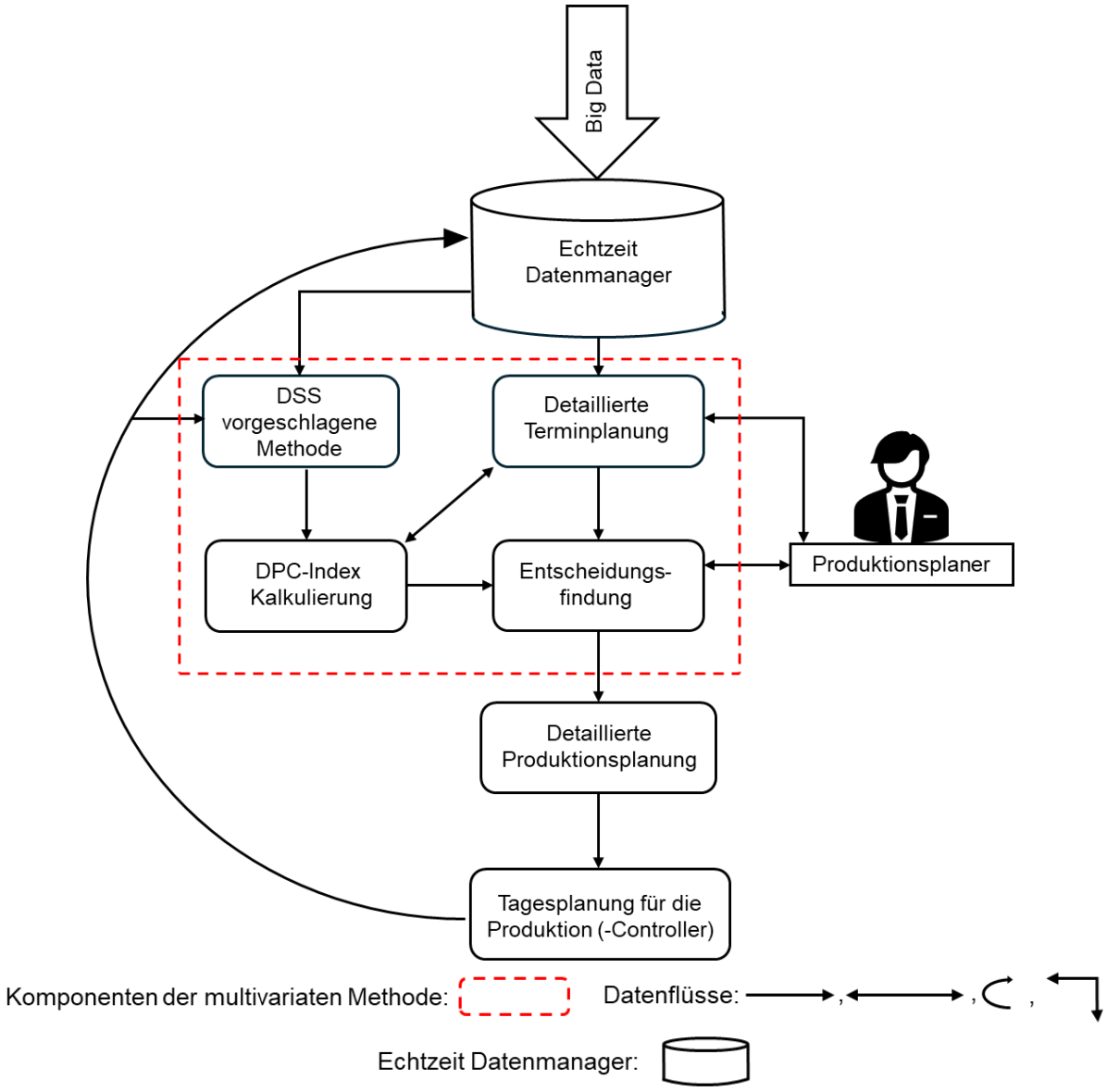


Abbildung 9: Darstellung der multivariaten Methode und dem Datenfluss (in Anlehnung an Mehrjoo und Bashiri (2013), S. 5)

Der rot gestrichelte Kasten in der Abbildung 9 stellt die multivariate Methode dar. Big Data, wird in Echtzeit Datenmanagern gesammelt und zur Verarbeitung an die DSS geleitet (Mehrjoo und Bashiri 2013). Zusätzlich erhalten sie durch eine rekursive Schleife direkt Daten aus dem Tagesgeschehen (Mehrjoo und Bashiri 2013). Dadurch sind die DSS in der Lage die optimale und passende Entscheidung auf die jeweilige Situation zu finden (Mehrjoo und Bashiri 2013). Die aus den Daten abgeleiteten Methoden und Handlungsvorschläge werden mittels Clusteranalyse (*Density Peak Clustering*) sortiert (Mehrjoo und Bashiri 2013). Dabei werden

die Daten in Gruppen geordnet, auf Basis der Dichte der Datenpunkte und der Distanz zwischen ihnen (Mehrjoo und Bashiri 2013). Dieser Produktionsplanungsindex kann den Entscheidungsprozess der Feinplanung erleichtern (Mehrjoo und Bashiri 2013). Parallel dazu steht der DPC (*Digital Production Capability*) -Index in Korrespondenz mit der detaillierten Terminplanung, zur feineren und effektiveren Abstimmung (Mehrjoo und Bashiri 2013). Die korrespondierenden Systeme DPC und detaillierte Terminplanung fließen beide in die Entscheidungsfindung ein (Mehrjoo und Bashiri 2013). Der Produktionsleiter ist nicht direkt in der multivariaten Methode eingeschlossen, korrespondiert aber mit der detaillierten Terminplanung und der Entscheidungsfindung (Mehrjoo und Bashiri 2013). Er entscheidet, welche der vorgestellten Entscheidungsalternativen umgesetzt werden sollen (Mehrjoo und Bashiri 2013). Bei getroffener Entscheidung fließen die Informationen in die detaillierte Produktionsplanung und die Tagesplanung der Produktion, sowie zu den Produktionscontrollern (Mehrjoo und Bashiri 2013). Bei dynamischen Ereignissen (z. B. Ausfall einer Maschine, Eintreffen eines Eilauftrags oder Terminüberschreitung eines Subunternehmers), laufen diese Information zurück in das multivariate DSS und der Produktionsleiter kann Umplanungen vornehmen (Mehrjoo und Bashiri 2013).

Die Literatur von Liebler et al. (2013) und Kaup et al. (2024) nutzen kombinierte DSS, die mit ähnlichen Methoden arbeiten. Das grobe Ziel von Liebler et al. (2013) und Kaup et al. (2024) ist es die Zusammenarbeit und Kommunikation der Prozessbeteiligten transparenter zu gestalten und zu optimieren. Zudem sollen Planungs- und Entscheidungsprozesse unterstützt werden (Liebler et al. 2013; Kaup et al. 2024). Um das zu erreichen, implementieren beide Transport-Management-Systeme (TMS) und Lager-Management-Systeme (WMS) in Ihre DSS (Liebler et al. 2013; Kaup et al. 2024). Für die zentrale Datenverwaltung wird ein ERP-System eingesetzt (Liebler et al. 2013; Kaup et al. 2024). Liebler et al. (2014) stellen einen simulationsbasierten Ansatz als DSS vor. Simulationsbasierte DSS werden von Kasie et al. (2017), die ebenfalls ein simulationsbasiertes DSS entwickeln, als besonders effektiv, in der Planungssteuerung beschrieben. Genauer stellen die Autoren eine *Order-to-Delivery Network* (OTD-NET) Simulation als Ansatz vor, um Einblicke in globale Netzwerke zu gewinnen (Liebler et al. 2013). OTD-NET Simulationen unterstützen die täglichen Planungsprozesse in der Produktionslogistik und decken zusätzlich den kurz- als auch langfristigen Planungshorizont ab (Liebler et al. 2013). Dies wird dadurch erreicht, in dem Entscheidungsträgern vollständige Transparenz der Material- und Informationsflüssen gewährleistet wird, so dass sie leere Lagerbestände vermeiden können (Liebler et al. 2013). Sie ermöglichen es unternehmensinterne und -übergreifende Prozesse, Strukturen und Strategien in Wertschöpfungsnetzwerken ganzheitlich zu spezifizieren, die Netzwerkbedingungen zu variieren und nach Leistungskriterien und Kosten-Nutzen-Überlegungen zu bewerten (Liebler et al. 2013). Die OTD-NET Simulationen werden in logistischen Assistenzsystemen (LAS)

implementiert, da sie etwas einfacher im operativen Management einzuführen sind (Liebler et al. 2013). Grundsätzlich handelt es sich bei LAS um Planungs- und Softwaresysteme, die mit geringem Aufwand an neue Planungssituationen angepasst und einfach in die Unternehmensorganisation integriert werden können (Liebler et al. 2013). Aufbauend auf dem OTD-NET Framework unterstützen LAS Planungsexperten in wiederkehrenden Entscheidungssituationen, indem sie alle relevanten Informationen einer Supply Chain transparent machen und spezifische Entscheidungsunterstützungssysteme (OTD-NET) sowie Planungsansätze in einen kombinierten Planungsansatz integrieren (Liebler et al. 2013). Für die maximale Transparenz in der gesamten Lieferkette integriert das LAS die Informationen für den fokussierten Teil der Lieferkette der verschiedenen Operativen Systemen wie ERP, WMS, TMS, etc. (Liebler et al. 2013). Durch die Integration von Daten aus verschiedenen Systemen und die logische Umwandlung all dieser Daten kann das LAS einen einzigen Punkt der Wahrheit bieten (Liebler et al. 2013). Alle Planer, die das LAS verwenden, nutzen dieselbe Datenbank und können das LAS als integrierte und ganzheitliche Kommunikationsplattform nutzen (Liebler et al. 2013). Das LAS wendet die Entscheidung des Planers automatisch auf das Simulationsmodell an und maskiert damit die Komplexität und erhöht die Bedienerfreundlichkeit für den Nutzer(Liebler et al. 2013). Die Entscheidungen werden mittels systemeigener „Planersprache“ als Eingabemittel eingegeben (Liebler et al. 2013). Anschließend prüft die Simulation selbst die Konsequenzen der Entscheidung in ganzheitlicher Weise (Liebler et al. 2013). Die resultierenden Ergebnisse werden dem Entscheidungsträger präsentiert und zusätzlich unterstützt die Simulation bei der Wahl der richtigen Entscheidung (Liebler et al. 2013). Sobald eine Entscheidung getroffen wurde, wird die Information vom LAS an die operativen Systeme weitergeleitet (Liebler et al. 2013). Fortlaufend können die Netzdaten aktualisiert werden, um die Maßnahme zu verfolgen und Erkenntnisse zu den Netzdaten zu gewinnen (Liebler et al. 2013).

In Abbildung 10 wird die Systemarchitektur von Liebler et al. (2013) schematisch dargestellt (s. Seite 37). Das Data-Warehouse-Modul ermöglicht die Speicherung mehrerer Versionen der für die Planung relevanten Daten (Liebler et al. 2013). So können die Planungsinformationen tagesaktuell automatisch, aber auch bedarfsorientiert aktualisiert werden (Liebler et al. 2013). Dabei wird ein ETL-Prozess (Extract-Transform-Load) initiiert, der eine Vielzahl von Datenquellen (z.B. operative IT-Systeme, öffentliche Datenbanken, Webservices) abfragt und die Daten zu einem integrierten und konsistenten Modell, den sogenannten "Master-Szenarien", zusammenführt (Liebler et al. 2013). Die Benutzer können auch ihre eigenen "Benutzerszenarien" aus den Master-Szenarien generieren, um Experimente durchzuführen (Liebler et al. 2013).

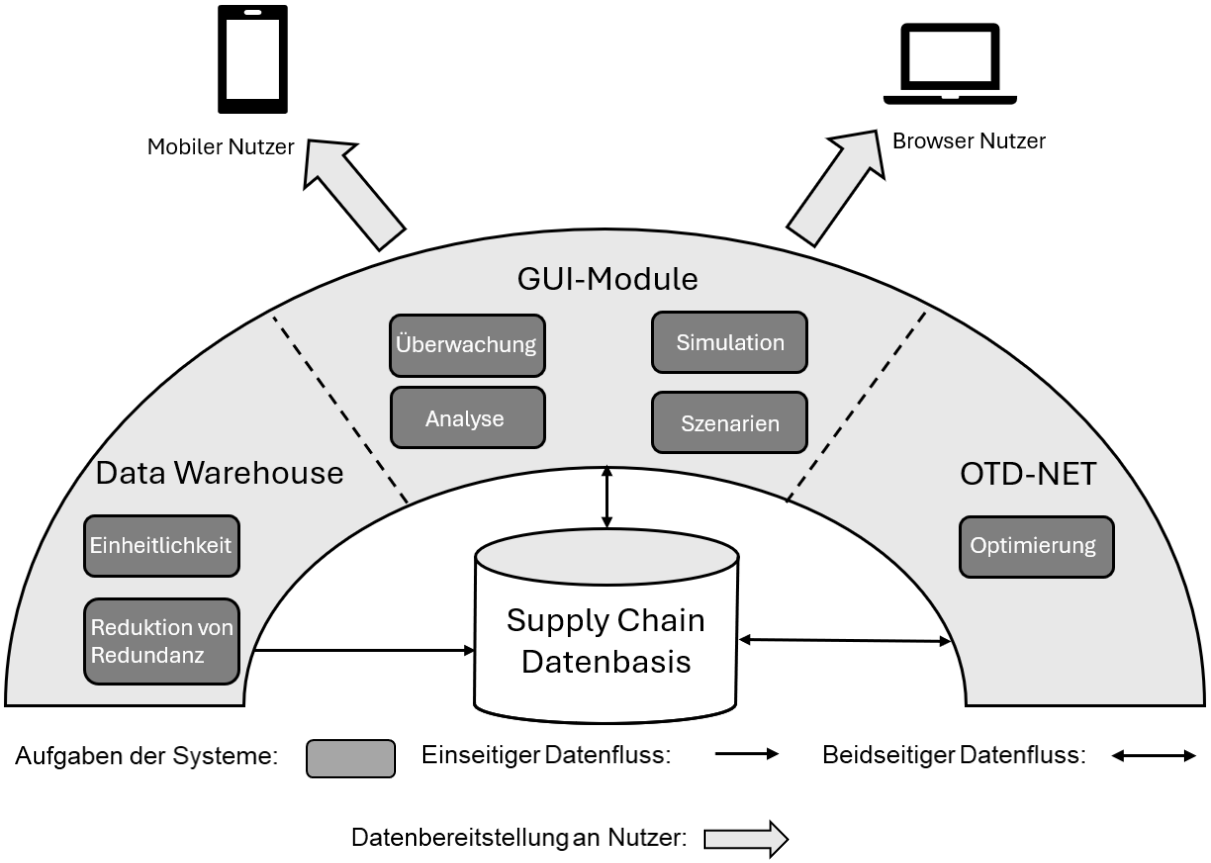


Abbildung 10: Systemarchitektur mit im LAS implementierten OTD-NET (in Anlehnung an Liebler et al. (2013), S.447)

Das GUI-Modul ermöglicht dem Benutzer den Zugriff auf alle planungsrelevanten Daten, die entweder direkt im *Data Warehouse* oder nach einem Simulationslauf zur Verfügung stehen (Liebler et al. 2013). Das Modul ermöglicht es dem Benutzer auch, Szenarien über eine Schnittstelle einfach zu ändern und Analysen zu erhalten (Liebler et al. 2013). Die Simulationskomponente von OTD-NET ermöglicht eine dynamische und tiefgreifende Analyse von Master- oder Benutzerszenarien (Liebler et al. 2013). Dabei werden alle Prozessschritte abgebildet (Liebler et al. 2013). Ein dediziertes Modul in der LAS-Geschäftsschicht übergibt die Daten an die Simulationskomponente, die alle relevanten Aspekte der Lieferkette und deren Management modelliert (Liebler et al. 2013). In der Literatur von Kaup et al. (2024) wurden sechs Methoden, respektive Systeme, zu einem DSS kombiniert. Wie anfangs erwähnt, wurde zum einen ein ERP-System eingesetzt, um die zentrale Datenverwaltung zu gewährleisten. Supply Chain Management (SCM)-Systeme dienen der Optimierung von Lieferketten, in dem es die Zusammenarbeit zwischen den Produzenten, Lieferanten und Distributoren verbessert (s. Abschnitt 2.1.1) (Kaup et al. 2024). Transport Management Systeme (TMS) unterstützen die Routenplanung, das Flottenmanagement und die Sendungsverfolgung (Kaup et al. 2024). Dabei nutzen TMS künstliche Intelligenz (KI), um eine Optimierung der Transportwege und somit eine Reduktion der Kosten zu erreichen (Kaup et al. 2024). KIs und maschinelles Lernen werden zusätzlich eingesetzt, um aus großen

Datenmengen Prognosen für Nachfrage, Lagerbestände und Lieferzeiten zu erstellen (Kaup et al. 2024). Zusätzlich automatisieren sie Entscheidungsprozesse, indem sie Verhaltensmuster in Logistikprozessen identifizieren und optimieren (Kaup et al. 2024). Das IIoT und die Echtzeit Datenübertragung bieten sensorbasierte Überwachung von Transportmitteln und Lagerbeständen (Kaup et al. 2024). Dadurch wird die Transparenz zwischen den Systemen und Akteuren erhöht (Kaup et al. 2024). Die genannten Teilsysteme werden zu einem hybriden DSS kombiniert (Kaup et al. 2024). Die Kombination aus ERP, SCM, WMS, TMS, IIoT und KI ermöglichen eine effizientere Steuerung logistischer Abläufe und trägt zur Kostensenkung, Prozessautomatisierung und Transparenzsteigerung bei (Kaup et al. 2024). Zusätzlich erleichtert es die Entscheidungsfindung für die Entscheidungsträger (Kaup et al. 2024). Das vorgestellte DSS ist primär für reine Logistikunternehmen entwickelt worden, kann aber vom Prinzip und unter Anpassung einiger Parameter, ebenso erfolgreich in der Produktionslogistik eingesetzt werden (Kaup et al. 2024).

Die Ansätze zur Entwicklung eines DSS der Autoren Li et al. (2023), Kara et al. (2024) sowie Li et al. (2020) haben gemeinsam, dass sie die MCDA-Methode in ihr DSS implementiert haben (s. Abschnitt 2.2.3). Im Folgenden werden die unterschiedlichen Herangehensweisen an Entscheidungsproblemen, mittels Nutzung der MCDA-Methode analysiert. Das kombinierte DSS von Li et al. (2023) enthält *Blockchain* Technologie (BT), digitale Zwillinge (DT), sowie das *q-rung orthopair fuzzy sets* (q-ROFSs) -Modell, *weighted aggregated sum product assessment* (WASPAS)-Modell und *Stepwise weight assessment ratio* (SWARA)-Modell, die zu einem *rung orthopair fuzzy subjective and objective weight integrated approach* (q-ROF-SOWIA) – DSS kombiniert wurden (Li et al. 2023). Laut Li et al. (2023) ist das Industrielle Internet der Dinge (IIoT) ein mächtiges Paradigma, welches dazu in der Lage ist, Industrien zu dem Status Industrie 4.0 umzuwandeln. Essenziell dafür ist die effektive Anwendung von sensorgestützter Technologie, wie z.B. drahtlose Sensornetzwerke, in verschiedenen Bereichen (Li et al. 2023). Die Möglichkeiten der Implementierung intelligenter Geräte in die Produktion erhöht parallel durch die zunehmende Komplexität die Unsicherheit für verschiedene Herausforderungen, sodass der subjektive Entscheidungsträger nicht in der Lage ist bei multikriteriellen Entscheidungsproblemen, die richtige Wahl zu liefern (Li et al. 2023). BT kann dabei als große Hilfe für das Konzept der DTs angesehen werden, da es für Transparenz, die Unveränderlichkeit von Daten, die Dezentralisierung der Datenspeicherung und die *Peer-to-Peer*-Kommunikation in industriellen Bereichen sorgen kann (Li et al. 2023). DT bezieht sich auf die integrierte multiphysikalische, multiskalige und probabilistische Darstellung einer realen physikalischen Komponente (Li et al. 2023). DT visualisieren Entwürfe in 3D und führen die erforderlichen Tests und Simulationen in einer virtuellen Umgebung durch, bevor ein physisches Bauteil erstellt wird (Li et al. 2023). Auf diese Weise spielen sie eine Simulation durch (Li et al. 2023). Für die Entscheidungsfindung, Risiko- und

Leistungsbewertung sind industrielle Prozesse nach Li et al. (2023) auf die Erfassung von Sensordaten angewiesen. Die Infrastruktur muss aus den gesammelten Daten verwertbare Erkenntnisse gewinnen, um die Verbreitung vertrauenswürdiger Daten zu gewährleisten (Li et al. 2023). Um vollständig vertrauenswürdig zu sein, müssen physische Daten durch mehrere Sensorquellen mit sich überschneidenden Sichtfeldern kreuzvalidiert werden (Li et al. 2023). Danach könnten die Daten auf dem BT gespeichert werden, um die Vertrauenswürdigkeit und Integrität der Daten zu gewährleisten (Li et al. 2023). Anhand von Experten definierten Kriterien werden die Daten dann mittels MCDA-Methode verarbeitet und bewertet (s**.** Abschnitt 2.2.3) (Li et al. 2023). Aus dieser Bewertung lässt sich dann die optimalen Entscheidungen ableiten (Li et al. 2023).

Zusammenfassend bezieht sich der Ansatz von Li et al. (2023) auf die Entscheidungsunterstützung in der Produktionslogistik im Teilen der Leistungs- und Risikobewertung in der Industrie 4.0. Die Autoren stellen den Ansatz auf, dass durch den Einsatz von BT-Daten sicher und in großen Mengen gespeichert werden können (Li et al. 2023). Diese Daten sollen mittels mehrerer DSS in einem MCDA-Format verarbeitet werden und zur Entscheidungsunterstützung beitragen (Li et al. 2023).

Die Literatur von Li et al. (2020) beschreibt einen Ansatz DSS einzusetzen, um Big Data Analysen für industrielle Anwendungen zu verbessern und ausgehend von der Analyse passende Entscheidungen abzuleiten. Das Volumen der Daten häuft sich über die Zeit an und erschwert die Erstellung ordnungsgemäßer Analysen und das Extrahieren aussagekräftiger Informationen für einen bestimmten Zweck (Li et al. 2020). Das DSS unterstützt dabei die Analyse und Organisation großer Datenmengen, um daraus bessere Geschäftsentscheidungen, im Hinblick auf die Produktionslogistik, abzuleiten (Li et al. 2020). Die aus dem IIoT entstandene Big-Data liegt in den Formen strukturiert, unstrukturiert und semistrukturiert vor (Li et al. 2020). Mittels einem *SuperDecision* DSS, welches unter anderem MCDA-Methoden verwendet, werden unter einer hierarchischen Entscheidungsstruktur und der Verwendung von Experten aufgestellten Kriterien die Daten verarbeitet (Li et al. 2020).

Abbildung 11 zeigt die Hierarchie des *SuperDecision* DSS an einem Beispiel zu Lieferantenauswahl (s. Seite 40) (Li et al. 2020). Das DSS geht systematischen von den Zielen aus zu den Kriterien und den Alternativen und evaluiert unter Austausch der Daten die besten Ziele (Li et al. 2020). Der Einsatz dieses DSS vereinfacht die Analyse und Weiterverarbeitung von Big Data (Li et al. 2020).

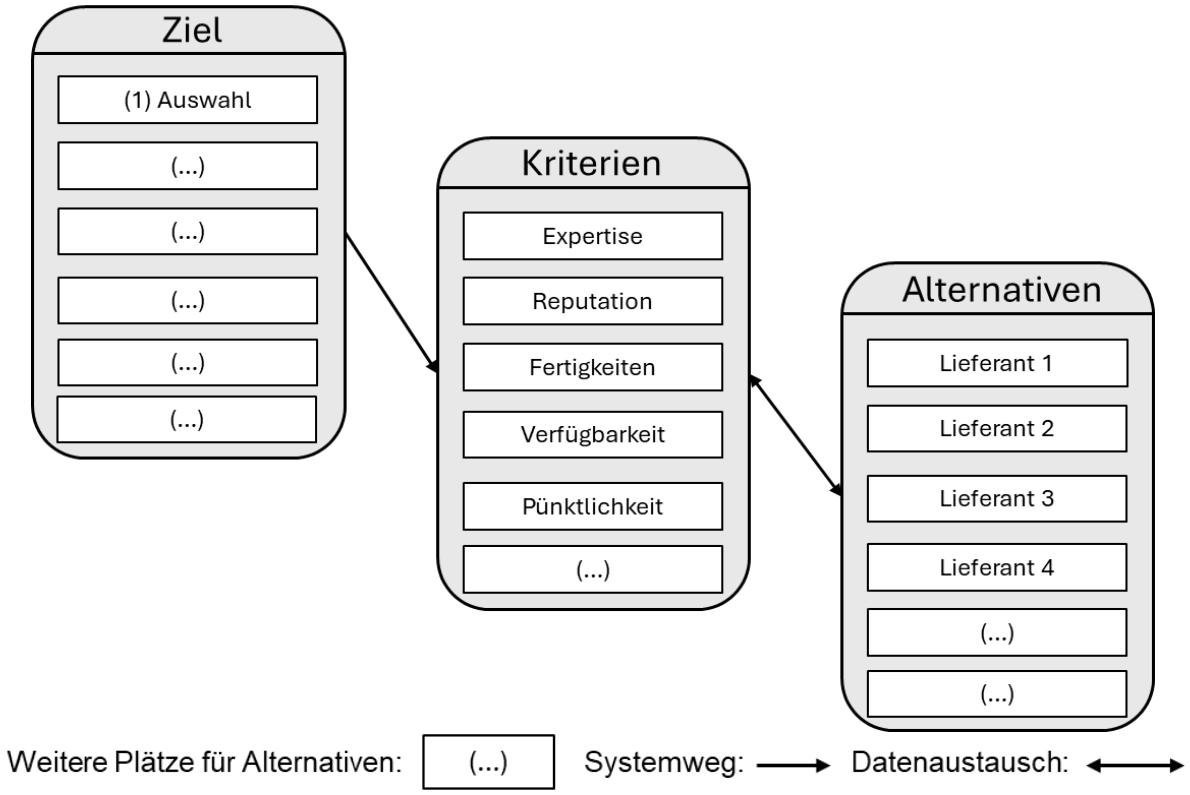


Abbildung 11: Hierarchie des SuperDecision DSS an einem Beispiel (in Anlehnung an Li et al. (2020), S.3)

Die Literatur von Kara et al. (2024) nutzt hybride DSS für die Auswahl von Dienstleistern in der Fertigfahrzeuglogistik (FVL), die ebenso in der Produktionslogistik unter anderen Ausgangspunkten genutzt werden können (Kara et al. 2024). Die eingesetzten DSS von Kara et al. (2024) werden im Folgenden beleuchtet. Zur Veranschaulichung des Nutzens der DSS in dieser Studie wird das Problem kurz erläutert. Die FVL ist ein essenzieller Bestandteil der Automobilindustrie, die die effiziente und termingerechte Auslieferung von produzierten Fahrzeugen an die Abnehmer sicherstellt. Aufgrund der steigenden Anforderungen an Zuverlässigkeit, Nachhaltigkeit und Kosteneffizienz, wird die Auswahl eines geeigneten FVL-Dienstleisters immer komplexer. Der Auswahlprozess umfasst sowohl quantitative als auch qualitative Kriterien, die verschiedene Akteure aus der Lieferkette betreffen. Um eine objektive und datenbasierte Entscheidungsfindung zu ermöglichen, wurde in der Studie von Kara et al. (2024) ein DSS entwickelt, das auf neutrosophischen Mengen (SVN-Sets), Multi-Kriterien-Entscheidungsmodellen (MCDA) und einem hybriden Algorithmus (SVN-Dombi Bonferroni-ARLON) basiert. In die SVN-Sets wurde als mathematische Grundlagen, die Bewertung der Experten, als sprachliche Eindrücke eingepflegt. Dadurch ermöglichen sie eine Messung und Berücksichtigung von Unsicherheiten mit den Expertenmeinungen. Die SVN-Sets bewerten die Situationen durch Zustimmungs-, Ablehnungs- und Unbestimmtheitswerten. Für eine flexible Gewichtung der Auswahlkriterien wird der *Dombi Bonferroni Mean* Aggregationsoperator eingesetzt. Dieser berücksichtigt sowohl individuelle Expertenmeinungen als auch Gruppenentscheidungen und aggregiert sie, um eine

nachvollziehbare Gewichtung der Auswahlkriterien zu haben. Das ARLON Modell nutzt eine zweistufige logarithmische Normalisierung, um eine präzisere Rangfolge der FVL-Dienstleister zu berechnen. Zusätzlich erlaubt es die Möglichkeit Sensitivitätsanalysen durchzuführen, um die Robustheit der Ergebnisse zu prüfen. Der hybride Algorithmus (SVN-Dombi Bonferroni-ARLON) kombiniert die genannten Methoden und ermöglicht die strukturierte Entscheidungsfindung. Zudem gewährleistet er ein hohes Maß an Objektivität und Konsistenz in der Auswahlentscheidung. Außerdem ermöglicht das System die Simulation verschiedener Szenarien, um die Stabilität der Entscheidungen zu testen. Das von Kara et al. (2020) entwickelte DSS wurde zusätzlich durch eine Fallstudie validiert, wobei unter anderem die Robustheit des Systems getestet wurde. Zusammenfassend bietet das hybride DSS eine strukturierte Entscheidungsgrundlage, durch eine präzise Modellierung der Expertenmeinung, die Minimierung subjektiver Einschätzungen und ganzheitliche Betrachtung der Auswahlkriterien (Kara et al. 2024). Der Ansatz von Li et al. (2023) optimiert die Entscheidungsunterstützung in der Produktionslogistik im Teilen der Leistungs- und Risikobewertung in der Industrie 4.0. Der Ansatz von Li et al. (2020) optimiert die Entscheidungsfindung mittels Big Data-Analysen (Li et al. 2020; Li et al. 2023). Die unterschiedlichen Ziele bei teilweise gleichen Teilsystemen zeigt die Einsatzvielfalt und Flexibilität der DSS in Industrien (Li et al. 2020; Li et al. 2023; Kara et al. 2024).

In der Literatur von Utz und Falcioni (2018) werden DSS eingesetzt, um für die Domänen Fachexperten eine hybride konzeptionelle Modellierungsmethode einzuführen. Diese sollen den Domänen Fachexperten bei Entscheidungen unterstützen, die im Bezug zum industriellen Geschäftsprozessmanagement und der Produktionslogistik stehen (Utz und Falcioni 2018). Die Umsetzung wird im Folgenden, anhand der Literatur von Utz und Falcioni (2018), erläutert. Als Visualisierungsmethode wurden Dashboards eingesetzt, die die von wissensbasierten DSS annotierten Datenströme in einheitlichen Qualitätsdaten darstellen. Hinter dem DSS verbergen sich hybride konzeptionelle Modellierungsmethoden, die die Fachexperten bei der Verarbeitung und gezielten Interpretation von daten unterstützen. Sie erfassen das Produktionssystem in einem semantisch reichhaltigen Format, entwerfen eine Transformation, um Datenströme semantisch zu Datenbeständen zu erheben und stellen Entscheidungsunterstützungsfunktionen auf der Grundlage des Modell-Artefakts zur Verfügung. Die Evaluierung des dabei verwendeten Konzepts wird in Form einer *Proof-of-Concept*- Implementierung durch Injektions- und Kompositionstechniken, unter Verwendung abstrakter Metamodellierungsbausteine, auf der Metamodellierungsplattform *ADOxx* durchgeführt. Die konzeptionellen Modelle wandeln implizites Wissen in explizites Wissen um und ermöglichen so die Wissensverarbeitung. Zur Interpretation der Datenströme, werden die bereits erwähnten Dashboards eingesetzt. Sie stellen die Qualitätsdaten für die Entwicklung wissensbasierter Maßnahmen für menschliche Akteure bereit. Für die Umwandlung von

Datenströmen in Datenbestände geben Utz und Falcioni (2018) fünf Modellierungsmethoden an: zum einen die Erfassung von Datenströmen als Datenservices, durch die Anwendung semantischer Anreicherungstechniken (z.B. Annotationen). Des Weiteren die Anwendung von Transformations- und Aggregationstechniken auf die ursprünglichen Services, um daraus komplexe zusammengesetzte Datenservices mit einem *Plug-In*-basierten Ansatz zu erstellen. Dazu die Erfassung von Herkunfts- und *Governance*-Informationen während der Verarbeitung der Datenressourcen. Außerdem können die Daten in einer *Service-Engine* zur Speicherung von persistenten Zeitreihendaten und Verwendung gängiger Serialisierungsformate als Eingabe für weitere Analysen erfasst werden. Zuletzt ist es auch möglich nach dem *Decision Model and Notation* 1.1 (DMN 1.1) eine wissensbasierte Entscheidungsunterstützungsumgebung, die auf Geschäftsregeln basiert zu formalisieren. Bei Anwendung dieser konzeptionellen Systemstruktur, entsteht eine Lücke zwischen den beiden technologischen Sphären. Genauer bezeichnen die Technologischen Sphären die Informationstechnologie (Zentrales Datenmanagement und Wissensmanagement) und die operationale Technologie (Multi-Ebenen Produktion und Qualitätskontrolle). Um die beiden Sphären miteinander korrespondieren zu lassen, wird ein Multi-Agenten System (MAS) eingesetzt, welches ein Verbund vieler DSS darstellt. Genutzt werden dabei unter anderem Clusteranalysen, Korellationstechniken, Wissen von Domänenexperten und intelligente Verarbeitungsmethoden (Utz und Falcioni 2018). In Abbildung 12 wird die Funktionsweise der konzeptionell verteilten Systemarchitektur schematisch dargestellt (s. Seite 43) (Utz und Falcioni 2018). Die Abbildung verdeutlicht die verschiedenen Technologiesphären innerhalb einer Produktion und zeigt den Nutzen der MAS (Utz und Falcioni 2018). Die MAS vermitteln die Daten der operativen- (blau gestrichelter Umriss) und Informationstechnologie (rot gestrichelter Umriss) und ermöglichen die Kommunikation sowie den Datenaustausch untereinander (Utz und Falcioni 2018). Die Lücke, die die MAS füllen, sind durch unterschiedliche Abstraktionsebenen der Datenströme gekennzeichnet (Utz und Falcioni 2018). Sie können sich durch die Agenten, welche sich in Ressourcen-, Produkt- und Produkttypen Agenten einteilen die Daten von der Produktion ziehen (Utz und Falcioni 2018). Die Qualitätsexperten und Qualitätsmanager können auf die Daten zugreifen und sind dafür zuständig aus den gezogenen Daten Schlussfolgerungen und Bedeutungen abzuleiten (Utz und Falcioni 2018). Dies hilft dem Qualitätsexperten die aktuelle Situation in der Produktion zu verstehen, Trends zu erkennen und wissensbasierte Aktionen interaktiv zu entwickeln und eventuelle Störfaktoren bzw. Unsicherheiten zu beheben (Utz und Falcioni 2018).

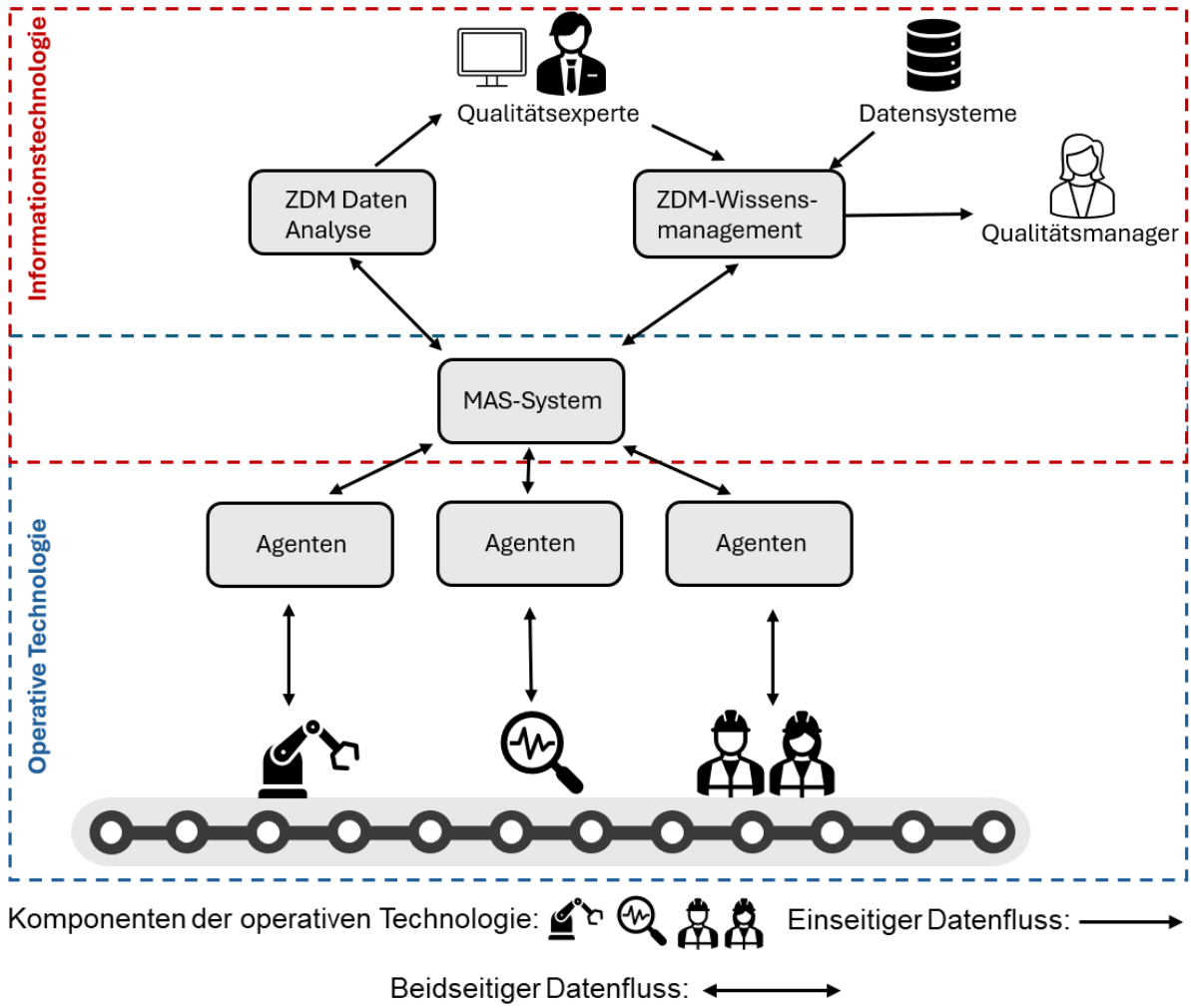


Abbildung 12: Konzeptionelle verteilte Systemarchitektur (in Anlehnung an (Utz and Falcioni, 2018), S. 810)

Zusätzlich kann das Wissensmanagement auf Daten der globalen Netzwerke, in Abbildung 12 als Datensysteme bezeichnet, zugreifen (Utz und Falcioni 2018). Die Qualitätsmanager können dadurch auf Daten der Qualitätsmanagement Systeme (QMS), Produktionsmanagementsysteme (PMS), ERP und SCM zugreifen und ihre Aktionen bzw. Entscheidungen feiner abstimmen (Utz und Falcioni 2018). Weiterführend können Sie die Daten auf den Dashboards visualisieren lassen, um einen klaren Überblick über die Schlüssel Performance Informationen (KPI) zu erhalten (Utz und Falcioni 2018). Der konzeptionelle Einsatz von DSS bringt somit einige Vorteile, wie die tiefe Kommunikation der Produktions- und Entscheidungsträgerebene, die Abstraktion und Verarbeitung sowie Visualisierung von Daten mit sich (Utz und Falcioni 2018).

Die Literatur von Hertz et al. (2014) untersucht die Entscheidungsunterstützung in Form von DSS, die zeiteffizienten Simulationen erstellen. Näher untersuchen die Autoren den Einsatz dieser DSS bei Industriellen Wartungs- und Reparaturarbeiten von Maschinen (Hertz et al. 2014). Diese müssen nämlich sorgfältig geplant werden, damit keine Produktionsstaus, vermeidbare Stillstände und ähnliche Störfaktoren entstehen (s. Abschnitt 2.1.3) (Hertz et al. 2014). Das hier benutzte DSS basiert auf einem flexiblen Datenmodell, das verschiedene

Kernelemente eines Feld Service Netzwerkes (FSN) umfasst (Hertz et al. 2014). Dazu gehören: Mitarbeiter-Modelle, Asset-Modelle, Service-Ticket-Modelle, Information- und Materialfluss-Strategien, KPI-Daten und die Berechnung von Reaktion- und Reisezeiten (Hertz et al. 2014). Um das DSS an die Bedürfnisse eines Unternehmens anzupassen, wurden in der Studie von Hertz et al. (2014) umfangreiche Workshops und Interviews mit Experten des Unternehmens durchgeführt, um die wichtigsten Herausforderungen der Netzwerkplanung zu identifizieren. Zusätzlich wurden Daten aus ERP-Systemen, historische Leistungskennzahlen und Prozessdokumentationen analysiert (Hertz et al. 2014). Aus dieser Grundlage wurde ein generisches Prozessmodell für die FSN entwickelt (Hertz et al. 2014). Ein wesentlicher Bestandteil des DSS ist die diskrete Ereignissimulation (DES) (Hertz et al. 2014). Aufgrund der hohen Dynamik und Unsicherheiten in FSNs sind analytische Methoden nur eingeschränkt anwendbar und aus diesem Grund nicht empfehlenswert für diese Art von Simulation (Hertz et al. 2014). Die Simulation ermöglicht eine detaillierte Modellierung der Netzwerkstruktur, Serviceprozesse und Entscheidungsvariablen, um realitätsnahe Szenarien zu testen (Hertz et al. 2014). In der Entwicklungsphase wurden verschiedene "Was-wäre-wenn"-Analysen durchgeführt, um die Auswirkungen von unterschiedlichen Dispositionsstrategien, Standortplanungen und Personalqualifikationen zu bewerten (Hertz et al. 2014). Zur Sicherstellung der Genauigkeit und Zuverlässigkeit der Simulationsergebnisse wurden umfangreiche Verifikations- und Validierungsmethoden angewendet (Hertz et al. 2014). Dabei orientierte sich das Team an den etablierten Validierungsrichtlinien von Banks et al. sowie Law und Kelton (Hertz et al. 2014). Die Ergebnisse der Simulation wurden mit realen historischen Daten abgeglichen und es wurden Sensitivitätsanalysen durchgeführt, um die Stabilität der Modelle zu bewerten (Hertz et al. 2014). Das DSS unterstützt somit die Prüfung von neuen Ideen, die vorher nicht quantitativ untersucht werden konnten und reduziert das Risiko für die Einführung von Änderungen (Hertz et al. 2014).

Das entwickelte DSS von Sheikhkhoshkar et al. (2025) kombiniert datengetriebene Analysen mit einem regelbasierten Expertensystem. Die Kernkomponenten des DSS sind ein Wissensrepositorium, das aus Expertenwissen und Projektdaten aufgebaut wird, ein Inferenzsystem, das mit einer regelbasierten Logik arbeitet und auf der *Rough Set Theory* (RST) basiert, sowie einem mathematischen Optimierungsmodell, dass Vorschläge des DSS bewertet und verbessert (Sheikhkhoshkar et al. 2025). Die Kombination dieser Kernelemente ermöglicht es auf Basis von Projektanforderungen und Expertenwissen eine maßgeschneiderte Auswahl von Planungs- und Steuerungsmethoden zu treffen (Sheikhkhoshkar et al. 2025). Die RST-Methode wurde genutzt, um Regeln zu generieren, die die Eignung bestimmter Planungsmethoden für verschiedene Projektszenarien beschreiben (Sheikhkhoshkar et al. 2025). Die Regeln wurden anschließend in einem Inferenzsystem implementiert, um datenbasierte Entscheidungen zu ermöglichen (Sheikhkhoshkar et al.

2025). Dabei nutzt das Inferenzsystem das *Pyke*-Rahmenwerk, welches ein regelbasiertes Expertensystem in *Python* ist (Sheikhkhoshkar et al. 2025). Die Regeln werden in eine strukturierte Wissensbasis umgewandelt, um automatisierte Entscheidungsvorschläge für Projekte oder Produktionslogistik-bezogene Anliegen zu generieren (Sheikhkhoshkar et al. 2025). Ein multi-objektives mathematisches Modell optimiert, mithilfe eines linearen Optimierungsverfahrens (Gurobi Solver), die vorgeschlagenen Lösungen weiter (Sheikhkhoshkar et al. 2025). Dabei werden die Anzahl der Planungsmethoden und die Kontrollmetriken minimiert, ohne die Funktionalität zu beeinträchtigen (Sheikhkhoshkar et al. 2025). Der Nutzen dieses DSS ist eine verbesserte Planungsgenauigkeit, eine effektivere Ressourcennutzung sowie die Reduktion von Verzögerungen (Sheikhkhoshkar et al. 2025).

Die Literatur von Zhang et al. (2025) nutzt wie Li et al. (2023) BT- und DT-basierte DSS jedoch für Sozial Produktionslogistische Systeme (SPLS). SPLS entstehen dadurch, dass Hersteller externe Ressourcen in ihre Produktionsprozesse integrieren (Zhang et al. 2025). Durch die zunehmende enge Zusammenarbeit von Herstellern, Logistikdienstleistern und Lagerbetreibern entstehen die SPLS (Zhang et al. 2025). Da Diese Systeme hochkomplex sind und dynamischen Veränderungen unterliegen, sind traditionelle DSS ineffizient (Zhang et al. 2025). Die BT wird benutzt um eine sichere Erfassung der Daten sowie die Verarbeitung von Echtzeitdaten aus verschiedenen Produktions-, Logistik- und Lagerungsknoten zu gewährleisten (Zhang et al. 2025). BTS nutzen eine dezentrale Datenstruktur, um eine vertrauenswürdige Datentransaktionen zwischen den Partnern zu ermöglichen (Zhang et al. 2025). Die DTs erzeugen eine digitale Repräsentation der physischen Produktions- und Logistikprozesse (Zhang et al. 2025). Sie simulieren dynamische Änderungen und Störungen, um optimale Anpassungsstrategien in Echtzeit zu entwickeln (Zhang et al. 2025). Zusätzlich wird ein *Smart-Contract*-basierter Simulationsmechanismus designt, in dem ein regelbasiertes Steuerungssystem, dass in Echtzeit auf Änderungen reagieren kann, implementiert wird (Zhang et al. 2025). *Smart-Contract*-basierte Simulationsmechanismen führen automatische, regelbasierte Steuerungen durch und erzeugen eine vertrauenswürdige und fälschungssichere Vertragsabwicklung zwischen den Beteiligten (Zhang et al. 2025). In das System wird zusätzlich ein zweistufiges iteratives Optimierungsverfahren implementiert, welches eine bessere Koordination zwischen den Produktions-, Distributions- und Logistikprozessen ermöglicht (Zhang et al. 2025). Das BT- und DT- basierte DSS ermöglicht eine sichere und transparente und fälschungssichere Datenerfassung, was die effizientere Zusammenarbeit erhöht (Zhang et al. 2025). Es zeichnet sich außerdem durch eine dynamische Entscheidungsfindung und Flexibilität aus und reagiert in Echtzeit auf Nachfrageänderungen und unvorhergesehene Ereignisse (Zhang et al. 2025). Des Weiteren werden Produktions- und Logistikabläufe optimiert, sodass Störungen durch Simulationen proaktiv erkannt und Anpassungsstrategien entwickelt werden können (Zhang et al. 2025).

Pan et al. (2024) und González Rodríguez et al. (2020) entwickelten ein intelligentes DSS, welches bspw. in der industriellen Produktion und dem Ressourcenmanagement eingesetzt wird (González Rodríguez et al. 2020; Pan et al. 2024). Die entwickelten DSS der beiden Autorenteams weisen einen ähnliche Systemaufbau auf. Unter anderem beziehen beide DSS-Daten aus IoT-Sensoren, nutzen Cloud-Computing & Big Data als Verarbeitungssystem sowie weitere Elemente der Industrie 4.0 (González Rodríguez et al. 2020; Pan et al. 2024). Im Folgenden wird ein intelligentes DSS, anhand der Literatur von Pan et al. (2024) vorgestellt. Das von den Autoren entwickelte intelligente DSS wird in der Steuerung für die Kitting-Produktion in der Produktionslogistik eingesetzt wird. Das Kitting-Produktionsmodell ermöglicht eine flexible Produktion, bei dem verschiedene Komponenten zu Baugruppen oder Sets kombiniert werden. Dieses Produktionsmodell bringt jedoch komplexe Planungs- und Steuerungsprobleme mit sich. Die Unternehmen müssen sowohl die horizontale Koordination zwischen Produktion, Transport und Lagerhaltung als auch die vertikale Koordination innerhalb der Produktionslinie sicherstellen. Hinzu kommen dynamische Störungen im Produktionsprozess, die zu Fehlbeständen, Produktionsverzögerungen und ineffizienter Nutzung von Lagerkapazitäten führen können. Das in der Literatur von Pan et al. (2014) vorgestellte DSS kombiniert DT, eine mehrstufige Synchronisationsmechanik, einen Optimierungsalgorithmus auf Basis genetischer Algorithmen (GA) sowie *Analytical Target Cascading* (ATC). Die Architektur des DT ist ebenfalls mehrstufig aufgebaut und ist für die Echtzeit-Steuerung zuständig. Es erfasst und spiegelt den aktuellen Betriebszustand des Produktionslogistiksystems in Echtzeit. *Cloud-Computing* sorgt für die Steuerung, während *Edge-* und *Fog-Computing* eine dezentrale Verarbeitung und schnelle Reaktionsfähigkeit ermöglichen. Der „Zwei-Stufen-Drei-Ebenen"-Synchronisationsmechanismus dient der dynamischen Anpassung. Er ermöglicht eine globale Steuerung für die langfristige Produktionsplanung sowie eine detaillierte Steuerung für kurzfristige Prozessanpassungen. Unter der Berücksichtigung dynamischer Störungen justiert das System in Echtzeit Produktions-, Transport – und Logistikprozesse. Auf der Basis von GA operierende Optimierungsalgorithmen sorgen für die hierarchische Optimierung des Produktionslogistiksystems. Es passt sich an veränderte Kundenaufträge, Materialverfügbarkeiten und betrieblichen Einschränkungen an und optimiert dadurch die Ressourcennutzung, die Produktionszeiten sowie die Lagerbestände. Das ATC ist ein mathematisches Modell zur Optimierung von Synchronisationsentscheidungen. Es analysiert und optimiert die Abhängigkeiten zwischen verschiedenen Produktionsstufen, dabei berücksichtigt es die Wechselwirkungen zwischen der Produktion, Montage und Logistik. Unter dem Einsatz dieses hybriden DSS werden Probleme wie Kohärenzprobleme zwischen verschiedenen Produktionsstufen, in Form von bspw. Asynchronität von Materialflüssen, Engpässen und Überbeständen bewältigt. Damit die Echtzeit Analyse reibungslos

funktionieren kann, müssen im Vorfeld IoT-Sensoren und *Cloud-Computing* in die Organisation integriert werden. Das Nutzen dieses DSS für ein Unternehmen sind eine erhöhte Produktions- und Logistikeffizienz, durch die Reduzierung von Asynchronitäten in den Produktionslogistischen Prozessen. Des Weiteren sind dynamische Reaktionen in Echtzeit auf Störungen, eine optimierte Ressourcennutzung durch die präzisere Planung, eine Maximierung der Nutzung von Produktionskapazitäten sowie eine verringerte Ausschussquote möglich. Die DTs ermöglichen zudem Simulationen, wodurch Fehler präventiv vermieden werden können (Pan et al. 2024).

Duta und Enache (2024), sowie Onwujekwe und Weistroffer (2025) untersuchen intelligente-DSS (IDSS) zur Optimierung logistischer Prozesse. Wie bereits Li et al. (2023), Li et al. (2020) und Kara et al. (2024) nutzen die beiden Autorenpaare Duta und Enache (2024) und Onwujekwe und Weistroffer (2025) MCDA-Methoden zur Entscheidungsunterstützung, jedoch unter der Nutzung weiterer Systeme und Methoden. Duta und Enache (2024) gehen speziell auf die *Reverse*-Logistik 4.0 (RL) ein. RL spielt eine entscheidende Rolle im Übergang zur Kreislaufwirtschaft, in dem sie den Produktlebenszyklus schließt und eine nachhaltige Nutzung von Ressourcen ermöglicht (Duta und Enache 2024). Sie führt Waren vom Kunden zurück zum Hersteller und umfasst die Rückgewinnung, Reparatur, Wiederverwertung oder Entsorgung von in der Vergangenheit ausgelieferten Produkten (Duta und Enache 2024). Onwujekwe und Weistroffer (2025) untersuchen den Einsatz von einem DSS in einem allgemeinem Logistiksystemen. Dieses soll eine datenbasierte Entscheidungsfindung ermöglichen und durch die Integration verschiedener Methoden eine effiziente Steuerung der logistischen Haupt- und Unterstützungsaktivitäten gewährleisten (Onwujekwe und Weistroffer 2025). Wie in den meisten vorherig vorgestellten DSS werden in diesen Artikeln ebenfalls multivariate DSS untersucht, die verschiedenen DSS-Methoden vereinen (Duta und Enache 2024; Onwujekwe und Weistroffer 2025). Das DSS von Duta und Enache (2024) besteht aus Cyber-physischen Systemen (CPS), dem IoT, Big-Data Analysen und KI sowie BT und MCDA-Methoden. CPS ermöglichen die Echtzeit-Überwachung und Steuerung von Rückführungsprozessen (Duta und Enache 2024). Zudem verbindet es Maschinen, Sensoren und Datenbanken, um einen durchgängigen Informationsfluss zu gewährleisten (Duta und Enache 2024). Das IoT ist für die Echtzeit-Datenanalyse und Nachverfolgbarkeit zuständig (Duta und Enache 2024). Es erleichtert die automatische Erfassung von Produktzuständen und die Rückverfolgbarkeit entlang der *Reverse*-Supply-Chain (Duta und Enache 2024). Dadurch ist eine bessere Planung von Abhol-, Transport-, und Recyclingprozessen möglich (Duta und Enache 2024). Die Big-Data Analysen in Verbindung mit KI nutzen maschinelles Lernen und *Data Mining,* um Muster in Rückführungsprozessen zu erkennen (Duta und Enache 2024). Zusätzlich unterstützt es die automatische Klassifizierung von zurückgegebenen Produkten und verbessert die Prognosegenauigkeit für Retourenmengen

(Duta und Enache 2024). Die BT ist wie in den vorherigen DSS für die fälschungssichere und transparente Speicherung der Daten zuständig und erleichtert smarte Verträge zwischen Akteuren der Reverse-Supply-Chain (Duta und Enache 2024). Die MCDA-Methoden sind für die strategische Planung zuständig (Duta und Enache 2024). Sie kombinieren AHP, TOPSIS *(Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution),* PROMETHEE *und* Bayesian Netzwerke zur Bewertung verschiedener Entscheidungsalternativen (Duta und Enache 2024). Das DSS von Onwujekwe und Weistroffer (2025) nutzt bis auf die Bayesian Netzwerke dieselben vorgestellten MCDA-Methoden, wie die des DSS von Duta und Enache (2024) (Onwujekwe und Weistroffer 2025). Außerdem verfügt das DSS von Onwujekwe und Weistroffer (2025) über Prognose- und Simulationsmethoden. Genauer setzt es ABC-Analysen, zur Bestimmung wichtiger Produktionsfaktoren und mathematische Prognosemodelle zur Optimierung von Lagerbeständen und Produktionskapazitäten ein (Onwujekwe und Weistroffer 2025). Diese Kombination der verschiedenen DSS bietet erhebliche Vorteile für die Logistik und Produktionslogistik von Unternehmen, die das reverse Logistik 4.0 Modell nutzen, oder ihre Logistiksysteme optimieren wollen (Duta und Enache 2024; Onwujekwe und Weistroffer 2025). Der Einsatz der DSS führen zu einer erhöhten Widerstandsfähigkeit gegenüber Unsicherheiten in der Lieferkette, da durch KI-gestützte Risikoanalysen Störungen frühzeitig erkannt und proaktive Maßnahmen ergriffen werden können (Duta und Enache 2024; Onwujekwe und Weistroffer 2025). Außerdem wird die Entscheidungsfindung optimiert, die Transparenz und Nachverfolgbarkeit der Produkte und Materialflüsse wird verbessert, sowie eine erhöhte Effizienz der Automatisierung von Retourenprozesse erreicht (Duta und Enache 2024).

Zeydan und Çolpan (2009) stellen ebenfalls ein DSS vor, das auf der TOPSIS-Methode basiert. Die Autoren erweitern jedoch die TOPSIS Methode um Fuzzy-Logik und kombinieren sie mit einer DEA (*Data Envelopment Analyse*) (Zeydan und Çolpan 2009). Das daraus resultierende DSS wird speziell für die Leistungsmessung und Entscheidungsunterstützung eingesetzt (Zeydan und Çolpan 2009). Mittels der Fuzzy-TOPSIS analysiert die DSS-Unsicherheiten und subjektive Einschätzungen und berücksichtigt sie in der Bewertung von Leistungskriterien (Zeydan und Çolpan 2009). Die DEA dient dazu, die Effizienz von Entscheidungseinheiten zu berechnen, indem es multiple Input- und Output Faktoren analysiert (Zeydan und Çolpan 2009). Vom Nutzen her erfüllt das DSS von Zeydan und Çolpan (2009) einen ähnlichen Nutzen wie die bereits vorgestellten DSS. Es bietet eine strukturierte und quantitative Methode zur Leistungsbewertung, unterstützt die Entscheidungsträger und hilft die Produktivität und Effizienz in verschiedenen Bereichen zu messen und zu vergleichen (Zeydan und Çolpan 2009). Die Nutzung von Fuzzy-Logik in der Kombination mit der TOPSIS-Methode ermöglicht jedoch zusätzlich eine Reduzierung der subjektiven Verzerrung in Entscheidungsprozessen (Zeydan und Çolpan 2009).

In den Artikeln von Kayvanfar et al. (2024) und Ling et al. (2024) werden verschiedene Arten von DSS, die IoT-gestützt sind, vorgestellt. Verwendet wird ein IoT -Adopter II Rahmenwerk, welches DSS-Technologien in speziell für IoT-gestützte Lieferketten einbettet und von einfachen regelbasierten Entscheidungen zu analytischen übergeht (Kayvanfar et al. 2024; Ling et al. 2024). Zu den untersuchten DSS gehören Big Data-basierte DSS, webbasierte DSS und *Edge-Computing*-DSS (Kayvanfar et al. 2024). Die Big Data-basierten DSS nutzen Big Data-Analysen, um große Mengen an Daten aus IoT-Sensoren zu analysieren und umsetzbare Erkenntnisse für SCM-Entscheidungen zu liefern (Kayvanfar et al. 2024). Die webbasierten DSS ermöglichen die Echtzeitverfolgung der Lieferkette und unterstützen Manager bei fundierten Entscheidungen (Kayvanfar et al. 2024). Sie sind ortsunabhängig nutzbar und basieren auf Datenanalysen und Modellierungen (Kayvanfar et al. 2024). Dazu ermöglichen sie eine kollaborative Entscheidungsfindung, das heißt dass mehrere Nutzer gemeinsam Daten auswerten und Szenarien durchspielen können (Kayvanfar et al. 2024). Das *Edge-Computing*-DSS analysiert IoT-Sensordaten in Echtzeitdaten mittels lokalen Verarbeitungstechnologien (Kayvanfar et al. 2024). Die Autoren führten zusätzlich eine Fallstudie durch, in der die vorgestellten DSS getestet wurden. Die Ergebnisse der Studie sind ähnlich zu den Ergebnissen der anderen Artikel. Die Ergebnisse zeigen, dass Entscheidungsprozesse deutlich verbessert werden konnten sowie durch die bessere Datenverarbeitung und die daraus abgeleiteten Maßnahmen Produktionslogistische Prozesse optimiert werden konnten (Kayvanfar et al. 2024). Ling et al. (2024) vermerken, dass die hohen Datenverarbeitungsgeschwindigkeiten und die komplexen sowie heterogenen Datenstrukturen eine Herausforderung bei der Nutzung dieses DSS-Typus darstellen (s. Abschnitt 2.1.3). Als Lösungsansatz kombinieren die Autoren Big Data- Analysen-, *Edge Computing*- und KI-Technologien zur Echtzeitverarbeitung von IoT-Sensordaten (Ling et al. 2024). Um weiterhin die Produktionslogistik zu optimieren, setzen sie zusätzlich eine *Manufacturing Task Data Chain* in das DSS ein, welches eine datengetriebene Analyse von Fertigungsprozessen durchführt (Ling et al. 2024). Dies kann als wichtige Grundlage für die Produktionsplanung und Entscheidungsprozesse dienen (Ling et al. 2024). Zudem liefern Ling et al. (2025) eine Lösung für die Steuerung autonomer Fahrzeuge, die in Produktionslogistischen Prozessen verwickelt sind. Die Optimierung der Transportwege und Fahrzeugauslastung können durch nicht-linearen gemischten Integer Programmen ausgeführt werden und können optional in das DSS implementiert werden (Ling et al. 2024).

Die Literatur von Rabe und Dross befasst sich mit der Entwicklung eines DSS, welches auf einem *Reinforcement-Learning* (ReL) Ansatz basiert. Es dient der Optimierung von Logistiknetzwerken, durch die Implementierung und Verbesserung dynamischer und adaptiver Entscheidungsfindungen (Rabe und Dross 2015). Außerdem werden die Ressourcennutzung, sowie die Automatisierung der Entscheidungsprozesse optimiert (Rabe und Dross 2015). ReL

ist eine weitere Methode des maschinellen Lernens und nutzt Systeme wie *Deep-Q-Networks* (DQN), *Markov Decission Processes* (MDP) und Simulationstechniken (Rabe und Dross 2015). DQNs werden wie die zuvor genannten Systeme, die KI-lernen nutzen, zur Modellierung von Entscheidungsstrategien eingesetzt (Rabe und Dross 2015). MDP werden zur Darstellung von Zuständen und Aktionen in der Logistik genutzt und bieten einen allgemeinen Überblick über die Situation im gewählten Einsatzort (Rabe und Dross 2015). Somit beschreibt die Literatur von Rabe und Dross (2015) eine weitere Variante des maschinellen Lernens in DSS. Das DSS liefert ähnlich positive Ergebnisse, wie die anderen identifizierten DSS (Rabe und Dross 2015). Es unterstützt bei der optimalen Entscheidungsfindung und verbessert durch die schnellere und optimale Auswahl einer Entscheidungsalternative die Ressourcennutzung (Rabe und Dross 2015). Durch die bessere Ressourcennutzung und der dynamischen und adaptiven Entscheidungsfindungen ist außerdem eine Senkung der Produktions- und Lagerkosten sowie den Lieferzeiten für interne oder externe Zwecke möglich (Rabe und Dross 2015).

Fanti et al. (2015) entwickelten ebenfalls ein DSS, welches wie das ReL-DSS von Rabe und Dross (2015) Logistikprozesse optimieren soll. Genauer stellen die Autoren ein multimodales Logistikmanagement DSS vor, welches speziell für die Optimierung von multimodalen Logistikprozessen entwickelt wurde (Fanti et al. 2015). Das DSS unterstützt bei der Entscheidungsfindung in komplexen Lieferketten mit verschiedenen Transportmodi (Straße, Schiene, Wasser, Luft) (Fanti et al. 2015). Das DSS kombiniert mathematische Optimierungsmodelle, Datenanalysen und KI, Simulationstechniken sowie visuelle Dashboards, um eine Echtzeitüberwachung zu gewährleisten, die schnellen Anpassungen an Störungen ermöglichen (Fanti et al. 2015). Eine Verbesserung der Nachhaltigkeit durch eine intelligentere Ressourcennutzung, die Reduzierung der Transportkosten durch optimierte Routenplanungen sowie die erhöhte Effizienz durch datengetriebene Entscheidungsfindung gehen ebenfalls bei der Implementierung des DSS mit einher (Fanti et al. 2015). Der Aufbau dieses DSS unterscheidet sich in Teilen zu dem von Rabe und Dross (2015), jedoch erzielen beide ähnlich positive Effekte in Logistikprozessen (Fanti et al. 2015). Die DSS wurden in Logistikprozessen erfolgreich implementiert und getestet, könnten aufgrund ihrer vielseitigen und anpassungsfähigen Funktionen auch in der Produktionslogistik Anwendung finden.

Währen der Analyse der ausgewählten Literaturen ist aufgefallen, dass jedes entwickelte DSS mehrere Methoden und Systeme miteinander kombiniert. Manche Autoren benennen sie hybride, intelligente, multikonzeptionelle oder kombinierte DSS wie z. B. Utz und Falcioni (2018) und Kara et al. (2024). Andere Autoren wiederum bezeichnen die untersuchten oder entwickelten DSS nicht explizit als eine Kombination mehrerer DSS. Jedoch kam bei der Analyse heraus, dass jede Studie mehrere DSS-Methoden und -Systeme nutzt wie bspw. in Kaup et al. (2024), Kayvanfar et al. (2024) und Duta und Enache (2024). Dieser Umstand

erklärt die vielseitigen Ausprägungen von DSS, Die Anpassungsfähigkeit der DSS und die Freiheit individuelle Informationssysteme dem DSS hinzuzufügen, ermöglichen viele verschiedene DSS, die jeweils einen spezifischen Nutzen erfüllen, insgesamt jedoch dieselben positiven Effekte auf die Produktionslogistik haben. Ebenfalls aufgefallen ist, dass MCDA-Methoden, sowie Big Data-Analysesysteme und IIoT/IoT-Systeme, vergleichsweise häufig eingesetzt wurden (s. Tabelle im Anhang B). Zusammenfassend ermöglichen DSS die Optimierung der Entscheidungsqualität und -effizienz, Zeiteinsparungen in Entscheidungsprozessen durch Effizienzsteigerung und die Reduktion von Unsicherheiten (Friemann 2015). Zusätzlich ermöglichen die optimierten Entscheidungsprozesse Kostenreduktionen, eine verbesserte Nachhaltigkeit sowie in vielen Fällen die Echtzeit-Überwachung von Prozessen. Beim Betrachten des Nutzens der einzelnen DSS ist die Bandbreite der Funktionen und die vielseitigen Anwendungsmöglichkeiten von DSS und die Bedeutung dieser im industriellen Umfeld deutlich geworden.

4.2 Entscheidungsunterstützungsmethoden in der Praxis

Im Folgenden werden fünf Fallbeispiele von DSS, die in Unternehmen getestet wurden, vorgestellt. Die Grundlagen, Entwicklung und Funktionsweisen dieser Beispiele wurden in dem vorherigen Kapitel, jeweils erklärt und entstammen derselben Literatur.

Mehrjoo und Bashiri (2013), sowie Kara et al. (2024) untersuchen beide den Einsatz von DSS bei Automobilherstellern. Mehrjoo und Bashiri (2013) untersuchen den Einsatz von DSS in der SAIPA Kooperation, der Einsatz wird im Folgenden vorgestellt (Mehrjoo und Bashiri 2013). Die Holdinggesellschaft SAIPA Kooperation ist ein iranischer Automobilhersteller, die verschiedene Arten von Personenkraftwagen, Lastkraftwagen und Lieferwagen herstellt. Wegen Schwierigkeiten in der Produktionsplanung, Unsicherheiten in der Chargenproduktion, Versorgungsunsicherheiten und einer fehlender IT-Infrastruktur in der Produktion entstehen nahezu täglich Fehler in der Materialbereitstellung oder Stillstände in der Produktion. Vor diesem Hintergrund entwickeln die Autoren einen Ansatz auf der Grundlage eines maßgeschneiderten DSS, welche statistischen multivariaten Techniken verwendet, Produktionsplanungsprozesse entwickelt und sowohl mit dem PPS-System als auch mit dem vorhandenen Softwarepaket vollständig kompatibel ist. Der vorgestellte integrierte Ansatz von den Autoren bietet Möglichkeiten zur Analyse von Daten, die in dem derzeitigen Planungssystem nicht direkt verfügbar sind. Dieser Ansatz wird durch die Verwendung von PCA zur Verringerung der Dimension der inputunabhängigen Variablen und die Verwendung der logistischen Regression, zur Vorhersage der ersten Priorität der verfügbaren und geeigneten Produkttypen, eingeführt, die zur Erstellung eines praktischen und effektiven detaillierten Produktionsplans ausgewählt werden können. Damit dieser statistische Ansatz funktioniert, war es erforderlich, tägliche Betriebsdaten und historische Daten des vom

Produktionsplaner ausgegebenen Tagesplans zu sammeln. Die historischen Daten über den Lack-Bestand, die vorhandene Lack-Menge und die Lack-Typen in der Lackiererei, die Online-Verkaufsanfragen, die Bestandsdaten, der MRP-Wochenplan, der freigegebene tägliche Produktionsplan und die zugehörigen Aufträge mit der tatsächlichen Produktion waren die wichtigsten Datenfelder, die für diese Analyse gesammelt wurden. Jedoch erhöhten das hohe Volumen an Daten und die Dimension der Datenmatrix die Komplexität der Analyse. Zur Dimensionsreduktion wurde die PCA eingesetzt. Der Kerngedanke der PCA besteht darin, die Dimensionalität eines Datensatzes zu reduzieren, der eine große Anzahl miteinander verbundener Variablen umfasst, wobei die Varianz des Datensatzes so weit wie möglich erhalten bleibt. Das Verfahren berechnet neue Hauptkomponenten, die aus mehreren Variablen, unter verschiedenen Gewichtungen, bestehen. Die Verringerung der Komplexität wir durch die Durchführung der PCA auf gesammelte Bestandsdaten erreicht. Die Vorhersage der Fähigkeit der täglichen Produktionsplanung erleichtert die Entscheidungsfindung des PPS-Systems, so dass das maßgeschneiderte DSS definiert und angewendet werden kann. Die MPS berechnet den langfristigen Bedarf an Endartikeln und speist das PPS-System, das den Produktionsauftragsbestand gemäß den MRP-Verfahren aufbaut. Die wöchentlichen Produktionspläne werden vom Dispositionsmodul ausgegeben und fließen in die Feinterminierung ein. Die Ergebnisse des eingesetzten DSS, zur Vorhersagbarkeit der PPS-Prozesse, wurden alle vier Wochen auf ihre akkurate Tagesplanung verglichen. Es kam heraus, dass 109 von 124 Tagesplanungen akkurat von dem DSS geplant worden sind und dass es im Schnitt 25,8 % akkuratere Produktionstagespläne erstellt hat, als einzelne klassische DSS-Methoden (Mehrjoo und Bashiri 2013).

In dem Praxisbeispiel von Kara et al. (2024) sollten mittels dem hybriden DSS geeignete Logistikdienstleister für den Transport von Fertigfahrzeugen für einen türkischen Automobilhersteller ausgewählt werden (Kara et al. 2024). Die Identifikation der Auswahlkriterien wurde gemeinsam mit Experten aus der Branche durchgeführt (Kara et al. 2024). Die Gewichtung der Kriterien geschah mithilfe der *Dombi Bonferroni Mean Aggregation* (Kara et al. 2024). Dabei war das Kriterium mit der höchsten Gewichtung die Anzahl der Schiffe eines Logistikdienstleisters (Kara et al. 2024). Die potenziellen Dienstleister wurden mit SVN-Sets bewertet und modelliert, um Unsicherheiten festzustellen (Kara et al. 2024). Die Rangfolge der Dienstleister wurde durch die ARLON-Methodik mit zweistufiger logarithmischer Normalisierung berechnet und erstellt (Kara et al. 2024). Um die Robustheit des DSS zu überprüfen, wurden die Ergebnisse mit alternativen Entscheidungsmodellen verglichen (Kara et al. 2024). Die Vergleichsanalyse hat ergeben, dass das hybride DSS von Kara et al. (2024) eine höhere Konsistenz und Stabilität in seinen getroffenen Entscheidungen als der Einsatz von einzelnen DSS (Kara et al. 2024). Durch die robusteren und präziseren Entscheidungen

wurden die Effizienz und Nachhaltigkeit der Fertigfahrzeuglogistik bzw. die beste Auswahl des Logistikdienstleisters gewährleistet (Kara et al. 2024).

Das von Liebler et al. (2013) entwickelte DSS mit OTD-NET wurde eingesetzt, um die Verfügbarkeit zur Lieferung und die Fähigkeit zur Lieferung von Teilen des Personenkraftwagens Amarok der Firma Volkswagen, zu prüfen. Das eingesetzte LAS koordiniert Materiallieferungen mittels Schiffe und Lastkraftwagen und ermöglicht zeitgleich den Zugang sowie die Kommunikation eines großen Nutzerkreises in Echtzeit (Liebler et al. 2013). Die Systemarchitektur kann dabei der Abbildung 10 (s. Abschnitt 4.1) entnommen werden. Die für einen fertigen Amarok benötigten Teile werden aus verschiedenen Ländern (Argentinien, Brasilien und Deutschland/Europa) bezogen, die sich erschwerend auf verschiedenen Kontinenten in Lagerhallen befinden (Liebler et al. 2013). Sich die Größe des Transportnetzes vor Augen zu halten, verdeutlicht wie abhängig die Produktion von einem reibungslos laufendem Materialfluss ist (Liebler et al. 2013). Wenn sich eine Teilelieferung auf dem Weg verzögert oder gar ausfällt, sei es von Zulieferer-Seite aus oder von eigenen Logistikzentren aus, stehen ohne Umplanungen und rechtzeitigem Datenaustausch die von der betroffen Lieferung abhängigen Produktionsprozesse still (Liebler et al. 2013). Die einhergehenden Produktionsstillstände und Verzögerung oder Ausfälle der Lieferungen sorgen für hohe Kosten und eventuelle Unzufriedenheit bei den Kunden, aufgrund der langen Lieferzeit (Liebler et al. 2013). Durch den transparenten Datenzugang, durch das OTD-NET, ist eine Überwachung des Materialflusses und somit ein frühes Eingreifen in die Produktionsplanung möglich (Liebler et al. 2013). Das LAS System unterstützt dabei, mittels Modellierung, eine neue, möglichst effiziente Produktionsplanung (Liebler et al. 2013). Unter der Nutzung des OTD-NET und des LAS konnte somit eine bessere Produktionsstabilität erreicht werden und mit Unsicherheiten souverän umgegangen werden (Liebler et al. 2013). Des Weiteren lassen sich durch die schnellere Planung und ganzheitliche Kommunikation anfallende Kosten, durch Produktionsstillstände minimieren und die Robustheit, sowie Konstanz der Produktionsstabilität verbessern (Liebler et al. 2013).

Das intelligente DSS von Pan et al. (2024), welches für die Steuerung von Kitting-Produktionen in der Produktionslogistik entwickelt wurde, wurde an einem Chemieunternehmen angewendet. Die Effektivität des DSS wurde mittels einer Simulation basierend auf realen Auftragsdaten eines Chemieunternehmens überprüft (Pan et al. 2024). Ziel war es die Synchronisation der Kitting-Produktion für Lackprodukte zu optimieren (Pan et al. 2024). In dem Unternehmen traten nämlich häufig Lagerüberbestände, Produktionsengpässe und Asynchronitäten zwischen Montage und der Lagerung auf (Pan et al. 2024). Durch Einsatz des intelligenten DSS, welches DTs, mehrstufige Synchronisationsmechaniken und genetische Algorithmen verwendet, konnte die Kohärenz zwischen Produktionsstufen verbessert werden (Pan et al. 2024). Dies führte zu einer Reduzierung von Engpässen (Pan

et al. 2024). Der Einsatz von genetischen Algorithmen und ATC führte zu einer verbesserten Abstimmung zwischen der Produktion, Montage und Logistik (Pan et al. 2024). Des Weiteren konnten durch die von dem DSS erstellten Simulationen Wartezeiten und Ausschussquoten reduziert werden (Pan et al. 2024). Außerdem konnte durch die Implementierung der mehrstufigen Synchronisationsmechanik eine effizientere Steuerung des gesamten Produktionslogistiksystems erreicht werden (Pan et al. 2024). Die Ergebnisse der Fallstudie zeigen, dass das System nicht nur Produktionsstörungen minimiert, sondern auch Kosten reduziert und die betriebliche Effizienz steigert (Pan et al. 2024).

Onwujekwe und Weistroffer (2025) untersuchten den Einsatz von DSS zur Optimierung logistischer Prozesse an einem Industrieunternehmen. Das in dem Fallbeispiel verwendete Unternehmen hatte Probleme mit einer ineffizienten Lagerverwaltung und suboptimalen Lieferkettenentscheidungen (Onwujekwe und Weistroffer 2025). Durch die Implementierung und Nutzung von DSS konnten die Lagerhaltungskosten um 15% reduziert werden (Onwujekwe und Weistroffer 2025). Die Lieferzeiten konnten um 20% gesenkt werden, wodurch Produktionsprozesse effizienter geplant werden konnten (Onwujekwe und Weistroffer 2025). Außerdem konnten strategische Investitionsentscheidungen durch Nutzung des DSS und der MCDA-Methode, schneller und qualitativer getroffen werden (Onwujekwe und Weistroffer 2025). Diese Verbesserungen der logistischen Prozesse im Ganzen haben positive aktive und passive Effekte auf die Produktionslogistik und unterstreichen nochmals den Nutzen von DSS.

Die Ergebnisse der Praxisbeispiele und Fallstudien zeigen den positiven Nutzen von DSS für die Produktionslogistik. Sie stellen eine leistungsfähige Lösung zur Optimierung von Entscheidungs- und Planungsprozessen dar. Die Herausforderungen bei der Implementierung der DSS in ein bestehendes Unternehmen besteht hauptsächlich darin eine geeignete Infrastruktur, für die Informationsnetzte und Systeme zu haben. Sie sind auf der Operativen- und Managementebene einsetzbar und können anhand der Berechnungsparameter für die Modellierung und Berechnung von Simulationen oder zukünftigen Ereignissen für die individuellen Unternehmensinteressen eingesetzt werden.

4.3 Anwendungshäufigkeit von Entscheidungsunterstützungsmethoden

Im Rahmen dieser Arbeit wurden verschiedene Systeme vorgestellt, die in DSS eingesetzt werden. Im Folgenden Abschnitt werden die Anwendungshäufigkeiten der in den vorgestellten DSS implementierten Informationssysteme und Methoden (s. Abschnitt 4.1) analysiert und miteinander verglichen. Die Analyse bezieht sich unter anderem auf die Tabellen 9 und 10 im Anhang B. Aus Tabelle 9 kann entnommen werden, wie viele der 23 analysierten Literaturen das gleiche Informationssystem oder die gleiche Methode in ihr jeweiliges DSS implementiert haben. In Tabelle 10 werden die Informationssysteme und Methoden auf die Aktualität, anhand

des Durchschnittserscheinungsjahr der Literaturen, die diese verwenden, untersucht. Zur Vereinheitlichung wurden die Informationssysteme und Methoden nach Oberbegriffen eingeordnet.

Bei der Analyse der Literatur kam heraus, dass acht Literaturen Big-Data/Big-Data Analysen verwendet haben. Das entspricht 34,78% der 23 analysierten Literaturen. Systeme, die Daten aus IoT und Industrie 4.0 Komponenten beziehen, wurden in sechs Literaturen angewendet, was 26,08% entspricht. Diese Technologien stellen zentrale Elemente moderner und digitaler Infrastrukturen dar und bilden in vielen Fällen die Datenbasis, der in dieser Arbeit behandelten, Entscheidungsprozesse. Insbesondere Big Data mit einem Durchschnittserscheinungsjahr von 2021,5 zeigt eine hohe Relevanz in der Anwendung von DSS in der Produktionslogistik. Das liegt daran, dass die Fähigkeit große und heterogene Datenmengen zu verarbeiten, zunehmend als Schlüsselkompetenz gilt (s. Abschnitt 4.1).

Die MCDA-Methode wurde am vierthäufigsten eingesetzt und ist die am häufigsten eingesetzte Methode, mit fünf Anwendungen, was 21,73 % der gesamten Literatur entspricht. Ebenfalls zeigen Methoden wie AHP, TOPSIS und PROMETHEE eine signifikante Präsenz. Diese Methoden zeichnen sich dadurch aus, komplexe Entscheidungsprobleme lösen zu können, in denen multiple und teils konfligierende Kriterien berücksichtigt werden (s. Abschnitt 4.1). Ihr vergleichsweise spätes Durchschnittserscheinungsjahr (z.B. AHP:2024,5) weist auf eine zunehmende Integration solcher Entscheidungsverfahren in modernen DSS hin.

Technologien wie BT, DT und KI gewinnen zunehmend an Bedeutung, wobei deren Durchschnittserscheinungsjahre (2023-2024) auf eine aktuelle bis sehr junge Forschungs- und Anwendungsdynamik schließen lassen. Diese Entwicklungen spiegeln den technologischen Fortschritt und den zunehmenden Einsatz von Industrie 4.0-Komponenten und Automatisierungsprozessen in der Industrie wider.

Klassische Systeme wie ERP, SCM und MRP zeigen hingegen ein früheres Durchschnittserscheinungsjahr (ERP: 2016, SCM: 2019,5, MRP: 2014), was ihre langjährige Etablierung in Unternehmen unterstreicht. Trotz ihrer geringen Häufigkeit im Vergleich zu modernen Technologien bleiben sie ein essenzieller Bestandteil ganzheitlicher DSS-Architekturen. Besonders hervorzuheben sind neuere Konzepte wie mehrstufige Synchronisationsmechanismen sowie das IoT-Adopter Framework II, welche mit Erscheinungsjahren ab 2023 und mehrfacher Nennung auf innovative Lösungsansätze zur Integration und Koordination verteilter Systeme hinweisen.

Dem aktuellen technologischen Fortschritt entsprechend sind moderne sowie komplexe Systeme und Methoden, die fähig sind große Datenmengen aufzunehmen und zu verarbeiten, die am häufigsten verwendeten. Durch die Kommunikation verschiedener komplexer Systeme ergibt sich in modernen DSS ein komplexes Netzwerk, mit konstantem und voluminösem

Datenfluss, wodurch noch mehr Daten generiert werden können. Aus diesem Grund sind Big Data und Big Data-Analysen die am häufigsten eingesetzte Methode in den vorgestellten DSS. Das IoT und die Industrie 4.0 sind Beispiele in denen Big Data generiert wird und bspw. mittels der MCDA-Methode in einem Entscheidungsprozess verarbeitet werden. Die Tabellen 9 und 10 stellen noch einmal das breite Anwendungsfeld der DSS dar sowie die Anzahl an verschiedenen Komponenten, die identifiziert werden konnten.

Aufgefallen ist, dass je neuer das Publikationsdatum der Studie ist, desto mehrere und komplexartigere DSS angewendet worden sind. Nach Li et al. (2023) liegt das an dem Einsatz von DSS im Zeitalter der IIoT und Industrie 4.0. Das Volumen der Datenmenge und die komplexe Systemarchitektur kann nur mit einer breiten Kombination von verschiedenen DSS verarbeitet werden, um möglichst präzise Entscheidungen oder Simulationen zu entwickeln (Li et al. 2023). Die klassischen DSS, die eine weniger hybride Form, wie die modernen DSS aufweisen, sind nicht dazu nicht in der Lage bzw. können keine ganzheitlich betrachtete Lösung liefern. Sie unterstützen lediglich semi-strukturierte oder strukturierte Daten durch Daten- und Modellanalysen und kommen bei unstrukturierten *Data-Lakes* schnell an ihre Grenzen (Merkert et al. 2015). Ein weiterer, wenn man die Publikationsjahre betrachtet, recht moderner Ansatz ist die Implementierung des maschinellen Lernens. In Kombination mit DT und weiteren Simulationsmodellierungssystemen kann das System auf Basis getroffener Entscheidungen in der Vergangenheit Rückschlüsse auf zukünftige Ereignisse schließen, was für die Produktionsplanung und weitere Entscheidungsprobleme von großer Bedeutung sein kann (Merkert et al. 2015).

Die Ergebnisse dieser Arbeit werden durch die umfangreiche Analyse von Straka und Fill (2017), welche 2093 Artikel von 2014-2024 analysiert haben, in Teilen gestützt. Die Autoren stellten ebenfalls fest, dass die Verarbeitung von Big Data mit einer der häufigsten Anwendungsmethoden sind (Straka und Fill 2017). Sie benenne dabei jedoch explizit das *Data Mining*, künstliche neuronale Netze und evolutionäre Algorithmen als die am häufigsten eingesetzten Methoden, zur Big Data Verarbeitung (Straka und Fill 2017).

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass die einzelnen DSS- Komponenten teilweise großen Einsatz in mehreren DSS finden. Während klassische Systeme weiterhin Bestandteil der Unternehmens- und DSS- Infrastruktur sind, verschiebt sich der Fokus der eingesetzten Technologien. Bei der Analyse ist aufgefallen, dass sich der Fokus zunehmend auf datengetriebene, intelligente und vernetzte Technologien verschiebt, die dazu in der Lage sind, große Datenmengen zu generieren, analysieren und zu verarbeiten.

4.4 Fazit

In dieser Arbeit wurde die Bedeutung und Anwendung von Entscheidungsunterstützungssystemen in der Produktionslogistik untersucht. Dabei wurde aufgezeigt, dass DSS einen erheblichen Einfluss auf die Optimierung von Entscheidungsprozessen in der Produktionslogistik haben. Durch die Analyse verschiedener DSS konnten sowohl die Vorteile als auch Rahmenwerke zur Implementierung der DSS in bestehende Unternehmensstrukturen herausgearbeitet werden.

Die Untersuchungen ergaben, dass DSS insbesondere auf operativer und strategischer Ebene von Entscheidungsträgern genutzt werden und dort zur Optimierung der Produktions- und Produktionsplanungsprozesse beitragen. Die Systeme ermöglichen es Unternehmen, große Datenmengen effizient zu verarbeiten, daraus Entscheidungsalternativen zu simulieren und fundierte Entscheidungen auf Basis quantitativer und qualitativer Analysen zu treffen. Dabei wurden verschiedene methodische Ansätze betrachtet, darunter simulationsbasierte DSS, MCDA-Entscheidungsmodelle sowie datengetriebene Systeme, die mit Methoden der künstlichen Intelligenz und Big-Data Analysen kombiniert werden. Zusätzlich wurde beobachtet, dass der Einsatz von Blockchain-basierten Datenbanken bzw. Systemen eine immer häufigere Anwendung in modernen Studien findet, um eine sichere Datenverwaltung und Kommunikation zu gewährleisten. Die weitreichenden Vorteile der DSS konnten mittels der Implementierung in fünf realen Unternehmen getestet und bestätigt werden (s. Abschnitt 4.2).

Durch die Analyse der Häufigkeit der Anwendung von Systemen und Methoden in verschiedenen DSS konnte zudem ein Trend zu datengetriebenen, intelligenten und vernetzten Technologien erkannt werden. Ebenfalls aufgefallen ist, dass der Einsatz von BT in modernen DSS einen häufigen Einsatz erfahren hat. Hier liegt die Vermutung nahe, dass immer mehr Daten in Cloud-basierten Netzwerken hochgeladen, verarbeitet und mit verschiedenen Parteien kommuniziert werden. Durch den Einsatz von BT reduzieren Unternehmen den unbefugten Datenzugriff und gewährleisten eine sichere Speicherung von betriebsinternen Daten. Weiterhin sind klassische Systeme, wie ERP, MRP oder SCM immer noch fester Bestandteil einer DSS- Infrastruktur.

Trotz der zahlreichen Vorteile stehen Unternehmen vor der Herausforderung bei der Implementierung von DSS in die eigene Organisation. Dazu gehören insbesondere die Anforderungen an eine geeignete IT-Infrastruktur, die Integration der DSS in bestehende Systeme, sowie die Schulung der Mitarbeiter zur effektiven Nutzung der DSS. Zudem zeigen die Analysen der Artikel, dass der Erfolg eines DSS maßgeblich von der Qualität der zugrunde liegenden Daten abhängt.

Die Ergebnisse dieser Arbeit sollten jedoch auch kritisch betrachtet werden. Da bei der Literaturauswahl ein Schwerpunkt auf aktuelle Publikationen gelegt wurde, könnte die Einordnung der betrachteten Systeme und Methoden nach ihrem durchschnittlichen Erscheinungsjahr verzerrt sein. Es besteht die Möglichkeit, dass bereits etablierte Technologien fälschlicherweise als modern klassifiziert wurden. Darüber hinaus war in einigen Quellen nicht eindeutig ersichtlich, welche Systeme oder Methoden konkret zum Einsatz kamen. Hier ist es denkbar, dass grundlegende Systeme wie ERP, MRP, KPI oder Big-Data-Ansätze vorausgesetzt, aber nicht explizit genannt wurden. Dies könnte ebenso für gängige Entscheidungsunterstützungsmethoden wie AHP oder MCDA gelten, die möglicherweise genutzt, aber nicht benannt wurden.

Ein bewusster methodischer Schwerpunkt dieser Arbeit lag auf klassischen Entscheidungsunterstützungsmethoden, während KI-basierte DSS zwar erwähnt, jedoch nicht vertiefend analysiert wurden. Diese bewusste Eingrenzung diente dazu, den Fokus auf praxiserprobte und breit einsetzbare Systeme zu richten, ohne den Rahmen der Arbeit durch die noch dynamisch wachsende, teils theoriedominierte KI-Thematik zu überfrachten. Dennoch zeigt sich bereits heute, dass der Einsatz von KI-Methoden in der Produktionslogistik erheblich an Bedeutung gewinnt.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass diese Arbeit im Rahmen einer systematischen Literaturrecherche einen umfassenden Überblick über die in der Produktionslogistik eingesetzten Entscheidungsunterstützungsmethoden gegeben hat. Es wurden nicht nur die grundlegenden Strukturen, Funktionsweisen und Anwendungsbereiche dieser Systeme herausgearbeitet, sondern auch deren Vorteile, Anwendungshäufigkeiten und zentrale methodische Komponenten detailliert dargestellt. Die Ergebnisse verdeutlichen den hohen Stellenwert von Entscheidungsunterstützungsmethoden für die Effizienz und Qualität von Entscheidungsprozessen in der Produktionslogistik. Sie zeigen, wie vielseitig und flexibel diese Systeme zur Lösung komplexer Planungs- und Steuerungsaufgaben beitragen können.

5 Zusammenfassung und Ausblick

Im Zuge der komplexer werdenden Prozesse in der Produktionslogistik durch den technischen Fortschritt und der globalen Ausweitung von Prozessen, ist es für Entscheidungsträger eine Herausforderung, optimale Entscheidungen zu treffen. DSS sollen den Entscheidungsträgern bei Entscheidungsproblemen unterstützen, um die optimale Entscheidungsalternative auszuwählen. In der vorliegenden Arbeit wurde eine systematische Literaturrecherche zu Entscheidungsunterstützungsmethoden in der Produktionslogistik, durchgeführt. Die Arbeit beginnt mit der Einleitung, die die Motivation, das Ziel und die Methodik der Arbeit vorstellt. Um mit der systematischen Literaturrecherche beginnen zu können, sind zunächst die Grundlagen im Bereich der Anwendungsdomäne, also den DSS und der Produktionslogistik zu untersuchen. Da in dieser Arbeit die DSS in der Produktionslogistik untersucht werden, wurde als erstes die Produktionslogistik selbst betrachtet (s. Abschnitt 2.1.1). Zunächst wird der Nutzen und die Auffassung der Produktionslogistik beleuchtet und in den Wertschöpfungsprozess eines Produzierenden Unternehmens eingeordnet (s. Abbildung 1). Um einen tieferen Einblick in die Aufgaben der Produktionslogistik zu erlangen, wurden diese anhand von drei Abbildungen erläutert (s. Abschnitt 2.1.2). In diesen werden die Hauptaufgaben der Produktionslogistik, das Produktionslogistiksystemen sowie die Fertigungssteuerung näher erläutert. Um hervorzuheben, warum DSS so wichtig für die Produktionslogistik sind, wurden zusätzlich die Herausforderungen und Einflussfaktoren in der Produktionslogistik untersucht (s. Abschnitt 2.1.3). Ferner wurde durch die Diskussion von Informationssystemen im Allgemeinen unter besonderer Berücksichtigung von Produktionslogistik-Informationssystemen, die sich anschließende Ausweitung der Betrachtung auf DSS vorbereitet (s. Abschnitt 2.1.4). Die Grundlagen für die Entscheidungsunterstützung wurden ebenfalls erläutert: es werden die Definition und Bedeutung der Entscheidungsunterstützung (s. Abschnitt 2.2.1), die Bestandteile eines Entscheidungsprozess (s. Abschnitt 2.2.2) und die DSS (s. Abschnitt 2.2.3) vorgestellt. Um eine Verbindung zwischen der Produktionslogistik und den DSS herzustellen, wurde der Nutzen und Einsatz der Entscheidungsunterstützung in der Produktionslogistik beleuchtet (s. Abschnitt 2.3). Um ein Verständnis für die Vorgehensweise bei der systematischen Literaturrecherche zu geben, wurden die Ansätze von vom Brocke et al. (2009), Kitchenham (2004) und Webster und Watson (2002), zur Durchführung dieser vorgestellt (s. Abschnitt 3.1). Weiterführend wird die Durchführung einer systematischen Literaturrecherche unter der Nutzung des fünf-Phasen-Zyklus von vom Brocke et al (2009) durchlaufen (s. Abschnitt 3.2). Nach der Durchführung der systematischen Literaturrecherche wurde die finale Auswahl, der Fachliteratur analysiert (s. Abschnitt 4.1, Anhang A). Bei der Analyse wurden die jeweils eingesetzten DSS identifiziert und anhand der Dimension, ihres Nutzens und verbundenen

Systemkomponenten charakterisiert. Dem Abschnitt folgend wurden fünf Fallbeispiele vorgestellt, in denen DSS in verschiedenen Bereichen in Unternehmen getestet worden sind (s. Abschnitt 4.2). Anschließend wurde die Anwendungshäufigkeit der DSS in produktionslogistischen Prozessen untersucht. Um diesem Thema nachzugehen, wird die Menge der Anwendung an dem Vorkommen der DSS in den analysierten Literaturen untersucht und verglichen. Parallel dazu wird das Vorkommen der verschiedenen DSS in Verhältnis zu dem jeweiligen Publikationsdatum gestellt, um zeitlich bezogene Trends zu untersuchen (s. Abschnitt 4.3). Anschließend wird in einem Fazit die Forschungsfrage anhand der Ergebnisse diskutiert und die Kernergebnisse herausgestellt (s. Abschnitt 4.4).

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass DSSs essenzielle Werkzeuge für die moderne Produktionslogistik darstellen. Für zukünftige Forschungsarbeiten empfiehlt sich insbesondere eine tiefergehende Auseinandersetzung mit KI-basierten DSS. Es ist davon auszugehen, dass deren Bedeutung in den kommenden Jahren im Zuge der fortschreitenden Digitalisierung weiter zunehmen wird. Eine umfassende Einbindung und Analyse von KI-gestützten DSS, wie sie beispielsweise in der Studie von Straka und Fill (2017) thematisiert wurden, könnte zukünftige Forschungsergebnisse maßgeblich erweitern und die hier gewonnenen Erkenntnisse differenzieren. Darüber hinaus könnten Untersuchungen zu adaptiven Algorithmen und selbstlernenden Systemen einen wichtigen Beitrag dazu leisten, Entscheidungsprozesse in dynamischen Produktionsumgebungen noch flexibler, robuster und datengetriebener zu gestalten. Ebenso sollten zukünftige DSS in der Lage sein, mit stetig komplexeren und umfangreicheren Datenpaketen effizient umzugehen und dabei gleichzeitig die Qualität der Entscheidungsgrundlagen sicherzustellen.

6 Literaturverzeichnis

Bauer, Jürgen (2014): Produktionslogistik/Produktionssteuerung kompakt. Schneller Einstieg in die Produktionslogistik mit SAP-ERP. Wiesbaden: Springer Vieweg (SpringerLink Bücher).

Blutner, Doris; Cramer, Stephan; Krause, Sven; Mönks, Tycho; Nagel, Lars; Reinholz, Andreas; Witthaut, Markus (2009): Assistenzsysteme für die Entscheidungsunterstützung. In: Peter Buchholz und Uwe Clausen (Hg.): Große Netze der Logistik. Die Ergebnisse des Sonderforschungsbereichs 559. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 241–270. Online verfügbar unter https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-540-71048-6_10.

Bretzke, W. R.; Roelofsen, V.; Gärtner, A. (2001): Advanced Planning Systems: Eine elementare Voraussetzung für ein erfolgreiches Supply Chain Management. In: Thorsten Blecker und Hans Georg Gemünden (Hg.): Innovatives Produktions- und Technologiemanagement. Berlin, Heidelberg, s.l.: Springer Berlin Heidelberg (Springer eBook Collection Business and Economics), S. 170–198.

Duta, L.; Enache, D. (2024): Decision Support Systems for Reverse Logistics in Industry 4.0. In: Valentina E. Balas, Gintautas Dzemyda, Smaranda Belciug und Janusz Kacprzyk (Hg.): Decision Making and Decision Support in the Information Era. Dedicated to Academician Florin Filip. 1st ed. 2024. Cham: Springer Nature Switzerland; Imprint Springer (Studies in Systems, Decision and Control, 534), S. 109–118.

Endsley, Mica R. (1997): Level of Automation: Integrating Humans and Automated Systems. In: *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting* 41 (1), S. 200–204. DOI: 10.1177/107118139704100146.

Fanti, M.; Iacobellis, G.; Ukovich, W. (2015): A decision support system for multimodal logistic management. In: Qing-Shan Jia (Hg.): 2015 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE 2015). Gothenburg, Sweden, 24 - 28 August 2015. 2015 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). Gothenburg, Sweden, 8/24/2015 - 8/28/2015. Institute of Electrical and Electronics Engineers. Piscataway, NJ: IEEE, S. 63–68.

Florin Gaiseanu (2024): Information and Informational Organization of the Living Structures: From Decision Making to Decisional Big Data-Assisted Informational Era. In: Valentina E. Balas, Gintautas Dzemyda, Smaranda Belciug und Janusz Kacprzyk (Hg.): Decision Making and Decision Support in the Information Era. Dedicated to Academician Florin Filip. 1st ed. 2024. Cham: Springer Nature Switzerland; Imprint Springer (Studies in Systems, Decision and Control, 534), S. 49–68.

Friemann, Felix Mark Sebastian (2015): Strategische Lagerkapazitätsplanung. Ein Konzept zur stärkeren Integration in den strategischen Suply Chain Planungsprozessen am Beispiel der pharmazeutischen Industrie. Dissertation. ETH Zürich, Zürich. Online verfügbar unter https://www.research-collection.ethz.ch/bitstream/handle/20.500.11850/104931/1/ETH22951.pdf.

Geldermann, Jutta; Lerche, Nils (2014): Leitfaden zur Anwendung von Methoden der multikriteriellen Entscheidungsunterstützung. In: *Methode: Promethee*.

González Rodríguez, Germán; Gonzalez-Cava, Jose M.; Méndez Pérez, Juan Albino (2020): An intelligent decision support system for production planning based on machine learning. In: *J Intell Manuf* 31 (5), S. 1257–1273. DOI: 10.1007/s10845-019-01510-y.

Günther, Hans-Otto; Mattfeld, Dirk C.; Suhl, Leena (2005): Supply Chain Management und Logistik. Optimierung, Simulation, Decision Support: Springer Science & Business Media.

Hättenschwiler, Pius (2001): Neues anwenderfreundliches Konzept der Entscheidungsunterstützung. In: Hansjürg Mey (Hg.): Absturz im freien Fall - Anlauf zu neuen Höhenflügen. Gutes Entscheiden in Wirtschaft, Politik und Gesellschaft. Zürich: vdf

Hochsch.-Verl. an der ETH (Publikation der Akademischen Kommission der Universität Bern), S. 189–207.

Hellingrath, Bernd (2002): Supply Chain Management. Optimierte Zusammenarbeit in der Wertschöpfungskette. Unter Mitarbeit von Axel Kuhn. 1st ed. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin / Heidelberg.

Herrmann, Frank (2009): Logik der Produktionslogistik. München: De Gruyter. Online verfügbar unter https://www.degruyter.com/isbn/9783486848564.

Hertz, Philipp; Cavalieri, Sergio; Finke, Gandolf R.; Duchi, Aldo; Schönsleben, Paul (2014): A simulation-based decision support system for industrial field service network planning. In: *SIMULATION* 90 (1), S. 69–84. DOI: 10.1177/0037549713512685.

Heß, Joseph (2021): Regionale Erfolgsfaktoren entlang des Gründungsprozesses. Dissertation. Technische Universität Chemnitz; Springer Fachmedien Wiesbaden.

Kara, Karahan; Yalcin, Galip Cihan; Gurol, Pinar; Simic, Vladimir; Pamucar, Dragan (2024): Enhancing decision support system for finished vehicle logistics service provider selection through a single-valued neutrosophic Dombi Bonferroni-based model. In: *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 138, S. 109441. DOI: 10.1016/j.engappai.2024.109441.

Kasie, Fentahun Moges; Bright, Glen; Walker, Anthony (2017): Decision support systems in manufacturing: a survey and future trends. In: *JM2* 12 (3), S. 432–454. DOI: 10.1108/JM2-02-2016-0015.

Kaup, Magdalena; Wiktorowska-Jasik, Anna; Smacki, Andrzej; Baszak, Karolina (2024): Information systems and technologies supporting decision-making processes in logistics companies. In: *Procedia Computer Science* 246, S. 5506–5515. DOI: 10.1016/j.procs.2024.09.699.

Kayvanfar, Vahid; Elomri, Adel; Kerbache, Laoucine; Vandchali, Hadi Rezaei; El Omri, Abdelfatteh (2024): A review of decision support systems in the internet of things and supply chain and logistics using web content mining. In: *Supply Chain Analytics* 6, S. 100063. DOI: 10.1016/j.sca.2024.100063.

Kitchenham, Barbara (2004): Procedures for Performing Systematic Reviews. Joint Technical Report. Keele University. Department of Computer Science. Online verfügbar unter https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=29890a936639862f45cb9a987dd599dce9759bf5.

Koether, Reinhard (2018): Logistikaufgaben. In: Reinhard Koether (Hg.): Taschenbuch der Logistik. 5., aktualisierte Auflage. München: Fachbuchverlag Leipzig im Carl Hanser Verlag (Hanser eLibrary), S. 37–54.

Li, Ju; Nazir Jan, Muhammad; Faisal, Mohammad (2020): Big Data, Scientific Programming, and Its Role in Internet of Industrial Things: A Decision Support System. In: *Scientific Programming* 2020, S. 1–7. DOI: 10.1155/2020/8850096.

Li, Yi; an Da Su; Mardani, Abbas (2023): Digital twins and blockchain technology in the industrial Internet of Things (IIoT) using an extended decision support system model: Industry 4.0 barriers perspective. In: *Technological Forecasting and Social Change* 195, S. 122794. DOI: 10.1016/j.techfore.2023.122794.

Liebler, Klaus; Beissert, Ulrike; Motta, Marco; Wagenitz, Axel (2013): Introduction OTD-NET and LAS: Order-to-delivery network simulation and decision support systems in complex production and logistics networks. In: 2013 Winter Simulations Conference (WSC). 2013 Winter Simulation Conference - (WSC 2013). Washington, DC, USA, 08.12.2013 - 11.12.2013: IEEE, S. 439–451.

Ling, Lin; Song, Zhe-Ming; Zhang, Xi; Cao, Peng-Zhou; Wang, Xiao-Qiao; Liu, Cong-Hu; Liu, Ming-Zhou (2024): Manufacturing task data chain-driven production logistics trajectory

analysis and optimization decision making method. In: *Adv. Manuf.* 12 (1), S. 185–206. DOI: 10.1007/s40436-023-00454-0.

Lödding, Hermann (2019): Produktionslogistik. In: Kai Furmans und Christoph Kilger (Hg.): Betrieb von Logistiksystemen. Berlin: Springer Vieweg (Fachwissen Logistik), S. 107–131.

Mehrjoo, Saeed; Bashiri, Mahdi (2013): An application of principal component analysis and logistic regression to facilitate production scheduling decision support system: an automotive industry case. In: *J Ind Eng Int* 9 (1). DOI: 10.1186/2251-712X-9-14.

Mentzer, John T.; DeWitt, William; Keebler, James S.; Min, Soonhong; Nix, Nancy W.; Smith, Carlo D.; Zacharia, Zach G. (2001): DEFINING SUPPLY CHAIN MANAGEMENT. In: *J of Business Logistics* 22 (2), S. 1–25. DOI: 10.1002/j.2158-1592.2001.tb00001.x.

Merkert, Johannes; Mueller, Marcus; Hubl, Marvin (2015): A Survey of the Application of Machine Learning in Decision Support Systems.

Mühge, Gernot (2018): Einzug der Rationalität in die Organisation? Digitale Systeme der Entscheidungsunterstützung in der Produktion. In: *WSI* 71 (3), S. 189–195. DOI: 10.5771/0342-300X-2018-3-189.

Müller, Kai; Buschmann, Daniel; Cramer, Simon; Enslin, Chrismarie; Fischer, Markus; Janke, Tim et al. (2022): Entscheidungsunterstützung im Produktionsmanagement. In: *Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb* 117 (3), S. 98–103. DOI: 10.1515/zwf-2022-1015.

Onwujekwe, Gerald; Weistroffer, Heinz Roland (2025): Intelligent Decision Support Systems: An Analysis of the Literature and a Framework for Development. In: *Inf Syst Front*. DOI: 10.1007/s10796-024-10571-1.

Pan, Yanghua; Zhong, Ray Y.; Qu, Ting; Ding, Liqiang; Zhang, Jun (2024): Multi-level digital twin-driven kitting-synchronized optimization for production logistics system. In: *International Journal of Production Economics* 271, S. 109176. DOI: 10.1016/j.ijpe.2024.109176.

Pfohl, Hans-Christian (2010): Logistiksysteme. Betriebswirtschaftliche Grundlagen. 8. Aufl. 2010. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. Online verfügbar unter http://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:bsz:31-epflicht-1581551.

Pfohl, Hans-Christian (2018): Logistiksysteme. Betriebswirtschaftliche Grundlagen. 9. Aufl. 2018. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. Online verfügbar unter http://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:bsz:31-epflicht-1611506.

Popp, Laurell (2021): Teil III Planung und Handel von Produktionskapazitäten. KMU-Informationssysteme in der Produktion. In: Axel Winkelmann, Christoph Flath und Frédéric Thiesse (Hg.): Sharing Economy in der Industrie. Unternehmensübergreifende Auslastung von Produktionskapazitäten am Beispiel der additiven Fertigung. Wiesbaden, Heidelberg: Springer Gabler, S. 157–175.

Rabe, Markus; Dross, Felix (2015): A Reinforcement Learning approach for a Decision Support System for logistics networks. In: Levent Yilmaz (Hg.): Proceedings of the 2015 Winter Simulation Conference, December 6 - 9, 2015, Huntington Beach, CA. 2015 Winter Simulation Conference (WSC). Huntington Beach, CA, 12/6/2015 - 12/9/2015. Association for Computing Machinery. Piscataway, NJ, Madison, Wis.: IEEE; Omnipress, S. 2020–2032.

Roth, Armin (2016): Einführung und Umsetzung von Industrie 4.0. Grundlagen, Vorgehensmodell und Use Cases aus der Praxis. Berlin, Heidelberg: Springer Gabler. Online verfügbar unter http://www.springer.com/.

Salipante, P.; Notz, W.; Bigelow, J. (1982): A matrix approach to literature reviews. In: B. Staw und L. Cummings (Hg.): Research in organizational Behaviour. Greenwich.

Scheer, August-Wilhelm (1990): Wirtschaftsinformatik. Informationssysteme im Industriebetrieb. Dritte, neu bearbeitete Auflage. Berlin, Heidelberg, s.l.: Springer Berlin Heidelberg (Springer eBook Collection Business and Economics).

Sheikhkhoshkar, Moslem; El-Haouzi, Hind Bril; Aubry, Alexis; Hamzeh, Farook; Rahimian, Farzad (2025): A data-driven and knowledge-based decision support system for optimized construction planning and control. In: *Automation in Construction* 173, S. 106066. DOI: 10.1016/j.autcon.2025.106066.

Silver, Mark S.; Markus, M. Lynne; Beath, Cynthia Mathis (1995): The Information Technology Interaction Model: A Foundation for the MBA Core Course. In: *MIS Quarterly* 19 (3), S. 361. DOI: 10.2307/249600.

Steven, Marion (2015): Produktionslogistik. 1. Auflage. Stuttgart: Kohlhammer Verlag. Online verfügbar unter http://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:bsz:24-epflicht-1294312.

Straka, Martin; Fill, Maroš (2017): Information System as a Tool of Decision Support. In: *Period. Polytech. Transp. Eng.* DOI: 10.3311/PPtr.9091.

T.B. Sheridan; W.L. Verplank (1978): Human/computer control of undersea teleoperators. Online verfügbar unter https://ntrs.nasa.gov/citations/19790007441.

Utz, Wilfrid; Falcioni, Damiano (2018): Data Assets for Decision Support in Multi -Stage Production Systems Industrial Business Process Management using ADOxx. In: 2018 IEEE 16th International Conference on Industrial Informatics (INDIN). 2018 IEEE 16th International Conference on Industrial Informatics (INDIN). Porto, 18.07.2018 - 20.07.2018: IEEE, S. 809–814.

vom Brocke, Jan; Simons, Alexander; Niehaves, Bjoern; Niehaves, Björn; Riemer, Kai; Plattfaut, Ralf; und Anne Cleven (2009): Reconstructing the giant: On the importance of rigour in documenting the literature search process. Online verfügbar unter https://aisel.aisnet.org/cgi/viewcontent.cgi?article=1145&context=ecis2009.

Webster, Jane; Watson, Richard T. (2002): Analyzing the past to prepare for the future: Writing a literature review. In: *MIS Quarterly* 26, Jun.,2002 (2), S. 1–11. Online verfügbar unter https://www.jstor.org/stable/4132319?casa_token=2n-favecwryaaaaa:opfvrmk5bewtfldqjg_qq3rcxjvtojbt4sala00jyhlkqiotkqvowqwb0y8t5_aic9hyhjvc4ehxfsn4jb36tdwwvz1pvvsgjwcown9c-bpddfqwqw.

Wiendahl, Hans-Hermann (2008): Stolpersteine der PPS – ein sozio-technischer Ansatz für das industrielle Auftragsmanagement. In: Peter Nyhuis (Hg.): Beiträge zu einer Theorie der Logistik. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 275–301.

Wochinger, Thomas; Münzberg, Ben; Kennemann, Marco (2010): Die Güte der Produktionslogistik reifegradorientiert bewerten. In: *Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb* 105 (3), S. 222–226. DOI: 10.3139/104.110274.

Zeydan, Mithat; Çolpan, Cüneyt (2009): A new decision support system for performance measurement using combined fuzzy TOPSIS/DEA approach. In: *International Journal of Production Research* 47 (15), S. 4327–4349. DOI: 10.1080/00207540802662870.

Zhang, Zhongfei; Qu, Ting; Huang, George Q.; Zhang, Yongheng; Zhao, Kuo; Zhang, Jun (2025): Towards a trusted synchronized decision-making method for social production logistics systems based on blockchain and digital twin. In: *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing* 94, S. 102965. DOI: 10.1016/j.rcim.2025.102965.

Anhang

Anhang A:

Tabelle 8: Finale Liste der ausgewählten Literatur

Nummer	Autor	Titel	Literatur	Datenbank
1	Mehrjoo und Bashiri (2013)	An application of principal component analysis and logistic regression to facilitate production scheduling decision support system: an automotive industry case	Zeitschriftenartikel	Scopus
2	Liebler et al. (2013)	Introduction OTD-NET and LAS: Order-to-delivery network simulation and decision support systems in complex production and logistics networks	Konferenzprotokoll	Scopus
3	Li et al. (2023)	Digital twins and blockchain technology in the industrial Internet of Things (IIoT) using an extended decision support system model: Industry 4.0 barriers perspective	Zeitschriftenartikel	Scopus
4	Li et al. (2020)	Big Data, Scientific Programming, and Its Role in Internet of Industrial Things: A Decision Support System	Zeitschriftenartikel	Scopus
5	Utz und Falcioni (2018)	Data Assets for Decision Support in Multi -Stage Production Systems Industrial Business Process Management using ADOxx	Konferenzprotokoll	Scopus
6	Hertz et al. (2014)	A simulation-based decision support system for industrial field service network planning	Zeitschriftenartikel	Scopus
7	Sheikhkhoshkar et al. (2025)	A data-driven and knowledge-based decision support system for optimized construction planning and control	Zeitschriftenartikel	ScienceDirect

Tabelle 8: Finale Liste der ausgewählten Literatur

Nummer	Autor	Titel	Literatur	Datenbank
8	Zhang et al. (2025)	Towards a trusted synchronized decision-making method for social production logistics systems based on blockchain and digital twin	Zeitschriftenartikel	ScienceDirect
9	Kara et al. (2024)	Enhancing decision support system for finished vehicle logistics service provider selection through a single-valued neutrosophic Dombi Bonferroni-based model	Zeitschriftenartikel	ScienceDirect
10	Kaup et al. (2024)	Information systems and technologies supporting decision-making processes in logistics companies	Zeitschriftenartikel	ScienceDirect
11	Pan et al. (2024)	Multi-level digital twin-driven kitting-synchronized optimization for production logistics system	Zeitschriftenartikel	ScienceDirect
12	Kayvanfar et al. (2024)	A review of decision support systems in the internet of things and supply chain and logistics using web content mining	Zeitschriftenartikel	ScienceDirect
13	Ling et al. (2024)	Manufacturing task data chain-driven production logistics trajectory analysis and optimization decision making method	Zeitschriftenartikel	SpringerLink
14	Duta und Enache (2024)	Decision Support Systems for Reverse Logistics in Industry 4.0	Zeitschriftenartikel	SpringerLink
15	Onwujekwe und Weistroffer (2025)	Intelligent Decision Support Systems: An Analysis of the Literature and a Framework for Development	Zeitschriftenartikel	SpringerLink
16	Straka und Fill (2017)	Information System as a Tool of Decision Support	Zeitschriftenartikel	EBSCOhost
17	Merkert et al. (2015)	A Survey of the Application of Machine Learning in Decision Support Systems	Zeitschriftenartikel	Google Scholar

Tabelle 8: Finale Liste der ausgewählten Literatur

Nummer	Autor	Titel	Literatur	Datenbank
18	Friemann (2015)	Strategische Lagerkapazitätsplanung - Ein Konzept zur stärkeren Integration in den strategischen Supply Chain Planungsprozess am Beispiel der pharmazeutischen Industrie	Dissertation	Google Scholar
19	Kasie et al. (2017)	Decision support systems in manufacturing: a survey and future trends	Zeitschriftenartikel	Google Scholar
20	Zeydan und Çolpan (2009)	A new decision support system for performance measurement using combined fuzzy TOPSIS/DEA approach	Zeitschriftenartikel	Google Scholar
21	González Rodríguez et al. (2020)	An intelligent decision support system for production planning based on machine learning	Zeitschriftenartikel	Google Scholar
22	Rabe und Dross (2015)	A Reinforcement Learning approach for a Decision Support System for logistics networks	Konferenzprotokoll	Google Scholar
23	Fanti et al. (2015)	A decision support system for multimodal logistic management	Konferenzprotokoll	Google Scholar

Anhang B:

Tabelle 9: Anzahl der Literaturen (Häufigkeit), die dieselben DSS-Informationssysteme in ihr DSS implementiert haben.

Informationssystem	Häufigkeit	Durchschnittserscheinungsjahr
Big DATA	8	2021,5
IoT	6	2022,5
Industrie 4.0	6	2023
MCDA	5	2023,2
BT	4	2024
ERP	4	2016
DT	4	2024
SCM-Systeme	4	2019,5
KI	3	2023,6
TOPSIS	3	2019,3
IIoT	3	2022,3
ML	3	2021
mehrstufige Synchronisationsmechanismen	2	2024,5
WMS	2	2018
TMS	2	2018,5
IoT-Adopter Framework II	2	2023,5
AHP	2	2024,5
KPI	2	2016
PROMETHEE	2	2021
MRP	1	2014
DES	1	2014

Tabelle 10:Verschiedene DSS-Informationssysteme sortiert nach dem Durchschnittserscheinungsjahr

Gemeinsamkeiten	Häufigkeit	Durchschnittserscheinungsjahr
Mehrstufige Synchronisationsmechanismen	2	2024,5
AHP	2	2024,5
BT	4	2024
DT	4	2024
KI	3	2024
IoT-Adopter Framework II	2	2024
MCDA	5	2023,2
Industrie 4.0	6	2023
IoT	6	2022,5
IIoT	3	2022,3
Big DATA	8	2021,5
ML	3	2021
PROMETHEE	2	2021
SCM-Systeme	4	2019,5
TOPSIS	3	2019,3
TMS	2	2018,5
WMS	2	2018
ERP	4	2016
KPI	2	2016
MRP	1	2014
DES	1	2014