technische universität dortmund

IT in Produktion und Logistik

Bachelorarbeit

Systematische Untersuchung von Entscheidungsunterstützungsmethoden für Fragestellungen der Produktionslogistik

Bachelorarbeit zur Erlangung des Grades

Bachelor of Science (B. Sc.)

Vorgelegt von:	Daniel Jochim
Matrikelnummer:	220963
Studiengang:	Maschinenbau

Ausgabedatum:	29.11.2024
Abgabedatum:	21.02.2025

Erstprüferin:

Dr.-Ing. Dipl.-Inform. Anne Antonia Scheidler

Zweitprüferin:

Katharina Langenbach M. Sc.

Technische Universität Dortmund

Fakultät Maschinenbau

Fachgebiet IT in Produktion und Logistik

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis III

Tabellenverzeichnis IV

Abkürzungsverzeichnis V

1 Einleitung 1

2 Produktionslogistik und Entscheidungsunterstützung 3

2.1 Grundlagen der Produktionslogistik 3

2.1.1 Materialfluss 4

2.1.2 Lager- und Bestandsmanagement 5

2.1.3 Produktionsplanung und -steuerung 8

2.1.4 Kapazitätsplanung und Ressourceneinsatz 10

2.2 Entscheidungsunterstützung 13

2.2.1 Grundlagen der Entscheidungsunterstützung 13

2.2.2 Datenbasierte Entscheidungsunterstützung 15

2.2.3 Simulationsgestützte Entscheidungsunterstützung 17

2.2.4 Heuristische Entscheidungsunterstützung 19

2.2.5 Entscheidungsunterstützende Optimierungsverfahren 20

2.2.6 Bereiche der Produktionslogistik mit Entscheidungsunterstützung 22

3 Einsatz von Entscheidungsunterstützungsmethoden in der Produktionslogistik 24

3.1 Methodik der systematischen Literaturrecherche 24

3.2 Durchführung der Literaturrecherche 27

3.3 Analyse der Ergebnisse 35

3.3.1 Fragestellungen der Produktionslogistik 37

3.3.2 Untersuchung genutzter Entscheidungsunterstützungsmethoden 46

3.3.3 Fragestellungszuordnung zu Entscheidungsunterstützungsmethoden 55

4 Diskussion und Fazit 59

5 Zusammenfassung und Ausblick 61

Literaturverzeichnis 62

Eidesstattliche Versicherung 70

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 2.1: Einordnung der Produktionslogistik in der Supply Chain in Anlehnung an Bauer (2021, S. 1701)..... 3

Abbildung 2.2: Verdeckung von Planungsfehlern durch Lagerbestände in Anlehnung an Steven (2015, S. 49) 8

Abbildung 2.3: Ablauf eines Produktionsprozesses in Anlehnung an Thommen et al. (2020, S. 207) 12

Abbildung 2.4: Modell des allgemeinen Entscheidungsprozesses eines Problems (Alpar et al., 2019, S. 270)..... 14

Abbildung 2.5: Komponenten einer EUM (Feige, 2016 S. 25) 15

Abbildung 3.1: Modell der Literaturrecherche in Anlehnung an vom Brocke (2009, S. 6) 26

Abbildung 3.2: morphologischer Kasten mit seiner Farbskala 36

Tabellenverzeichnis

Tabelle 3.1: Taxonomie von Literatur-Reviews in Anlehnung an Cooper (1988, S. 109) 25

Tabelle 3.2: Taxonomie der Arbeit 27

Tabelle 3.3: Relevante und irrelevante Themenbereiche der verwendeten Datenbanken 29

Tabelle 3.4: Daten der analysierten Quellen 31

Tabelle 3.5: Einteilung der Quellen zu den einzelnen Produktionslogistikbereichen 37

Tabelle 3.6: Einteilung der Quellen zu den Fragestellungstypen 39

Tabelle 3.7: Identifizierte Fragestellungen der einzelnen Quellen 42

Tabelle 3.8: Zuordnung der EUM und technologischen Basis für die einzelnen Quellen 47

Tabelle 3.9: Einordnung der Datenquellen zu den analysierten Quellen 50

Tabelle 3.10: Identifizierung der EUM und Nutzeneffekte der jeweiligen Quellen 51

Tabelle 3.11: Einteilung der Fragestellungstypen zu den EUM 56

Abkürzungsverzeichnis

BDE	Betriebsdatenerfassung
DES	Diskrete-Ereignis-Simulation
ERP	Enterprise Resource Planning
EUM	Entscheidungsunterstützungsmethode
FTS	Fahrerlose Transportsysteme
IoT	Internet der Dinge
JIS	Just-in-Sequence
JIT	Just-in-Time
KI	Künstliche Intelligenz
LO	Lineare Optimierung
MDE	Maschinendatenerfassung
MCS	Monte-Carlo-Simulation
NLO	Nicht lineare Optimierung
PPS	Produktionsplanung und -steuerung
RFID	Radio-Frequenz-Identifikation
Scopus	Elvesier Scopus
WoS	Web of Science Core Collection

1 Einleitung

Die zunehmende Komplexität und das wachsende Volumen der Logistik und damit auch der Produktionslogistik, sowie der zu treffenden Entscheidungen, erschweren es zunehmend, Prozesse effizient zu gestalten und zu steuern (Feige, 2016). Globalisierte Lieferketten, kurze Produktlebenszyklen sowie schwankende Nachfrage erfordern effiziente Materialfluss- und Produktionssteuerungssysteme, um wettbewerbsfähig zu bleiben, insbesondere die Produktionslogistik nimmt hierbei eine zentrale Rolle ein, da sie als Bindeglied zwischen der Beschaffungs- und Distributionslogistik fungiert (Bauer, 2014). Ihr Ziel besteht darin, den Materialfluss innerhalb eines Unternehmens optimal zu organisieren und Engpässe zu vermeiden (Hohmann, 2022). Entscheidungen über die Steuerung und Überwachung von Produktionsabläufen sind jedoch häufig geprägt von Unsicherheiten und komplexen Zusammenhängen und können eine manuelle Organisation überfordern (Bauer, 2014).
Hierbei spielen Entscheidungsunterstützungsmethoden (EUM) eine zentrale Rolle, da sie es ermöglichen, Entscheidungen zu treffen, indem sie relevante Informationen analysieren und einen Entscheidungsträger durch Problemdaten, Modellen und Methoden unterstützen (Feige, 2016). Vor allem in der heutigen Industrie 4.0 bieten digitale Technologien neue Möglichkeiten zur Analyse und Steuerung Produktionslogistischer Prozesse (Brettel et al., 2014).
So können bspw. modellorientierte EUM durch Simulationsverfahren genutzt werden, um Produktionsabläufe zu analysieren und Engpässe frühzeitig zu erkennen (Bauer, 2014), während datenbasierte Analyseansätze dazu beitragen, Materialflussprozesse zu überwachen und die Ressourcennutzung zu verbessern (Sarabi und Darestani, 2021; Alpar et al., 2019). Eine systematische Untersuchung der Methoden ist von hoher Relevanz, um effiziente Lösungsansätze für die Herausforderungen der Produktionslogistik zu finden und zu erforschen. Das Ziel dieser Arbeit ist, Fragestellungen der Produktionslogistik zu identifizieren und zu untersuchen, welche dieser Fragestellungen mit EUM beantwortet werden. Dabei werden modell- bzw. methodenorientierte EUM und datenorientierte EUM untersucht, um deren Nutzen und Anwendungsgebiete aufzuzeigen. Neben der Zuordnung der erörterten EUM zu den einzelnen Fragestellungen der Produktionslogistik ist ein weiteres Ziel zu untersuchen, ob sich Gruppen identifizieren lassen, in denen Fragestellungen dieselbe EUM verwenden.
Zur Erreichung dieser Ziele wird in der vorliegenden Arbeit eine systematische Literaturrecherche genutzt. Zunächst werden die theoretischen Grundlagen der Produktionslogistik und Entscheidungsunterstützung erläutert, die für das Verständnis der Arbeit notwendig sind. Dies umfasst die Einführung in die Produktionslogistik (Abschnitt 2.1). Anschließend folgen die Grundlagen der Entscheidungsunterstützung (Abschnitt 2.2).
Abschnitt 3 beschreibt die methodische Vorgehensweise, um das Ziel zu erreichen. Hierbei

wird erläutert, wie die systematische Literaturrecherche durchgeführt wird, welche Kriterien zur Auswahl der Quellen angewendet wurden und warum diese Vorgehensweise zum Erreichen des Ziels führt. In Abschnitt 3.2 wird die in 3.1 erläuterte Methodik dann angewandt, um relevante Ergebnisse zu ermitteln. Darauf aufbauend wird in Abschnitt 3.3 eine Analyse der Ergebnisse erfolgen, um im ersten Schritt die Fragestellungen der Produktionslogistik zu identifizieren (Abschnitt 3.3.1). Als Nächstes wird untersucht, welche EUM in der Produktionslogistik verwendet werden (Abschnitt 3.3.2). Zuletzt wird angestrebt, durch eine Kombination der beiden Ergebnisse eine Zuordnung der ermittelten EUM zu den jeweiligen Fragestellungen zu ermöglichen (Abschnitt 3.3.3). In Abschnitt 4 werden die Ergebnisse der Analyse diskutiert und mit einem Fazit, in dem die genutzte Methodik kritisch bewertet wird, enden. Abschließend wird in Abschnitt 5 eine Zusammenfassung der wichtigsten Ergebnisse und ein Ausblick auf zukünftige Entwicklungen und Forschungsschwerpunkte gegeben.

2 Produktionslogistik und Entscheidungsunterstützung

Dieser Abschnitt widmet sich zunächst der Produktionslogistik. Nach einer allgemeinen Einführung werden die Grundlagen der relevantesten Bereiche der Produktionslogistik dargestellt. Hierbei werden ihre Funktionsweisen, Rollen und einzelnen Elemente behandelt. Als Nächstes wird die Entscheidungsunterstützung erläutert. In diesem Abschnitt werden zuerst die allgemeinen Grundlagen der Entscheidungsunterstützung dargestellt, um anschließend die verschiedenen Methoden der Entscheidungsunterstützung zu erläutern.

2.1 Grundlagen der Produktionslogistik

Die Supply Chain beschreibt die Gesamtheit aller Prozesse und Parteien, die an der Planung, Herstellung und Verteilung eines Produkts beteiligt sind (Chopra et al., 2014). Die Supply Chain setzt sich aus der Beschaffungslogistik, Produktionslogistik und Vertriebslogistik zusammen, die durch Güter- und Informationsfluss ergänzt werden (siehe Abbildung 2.1).

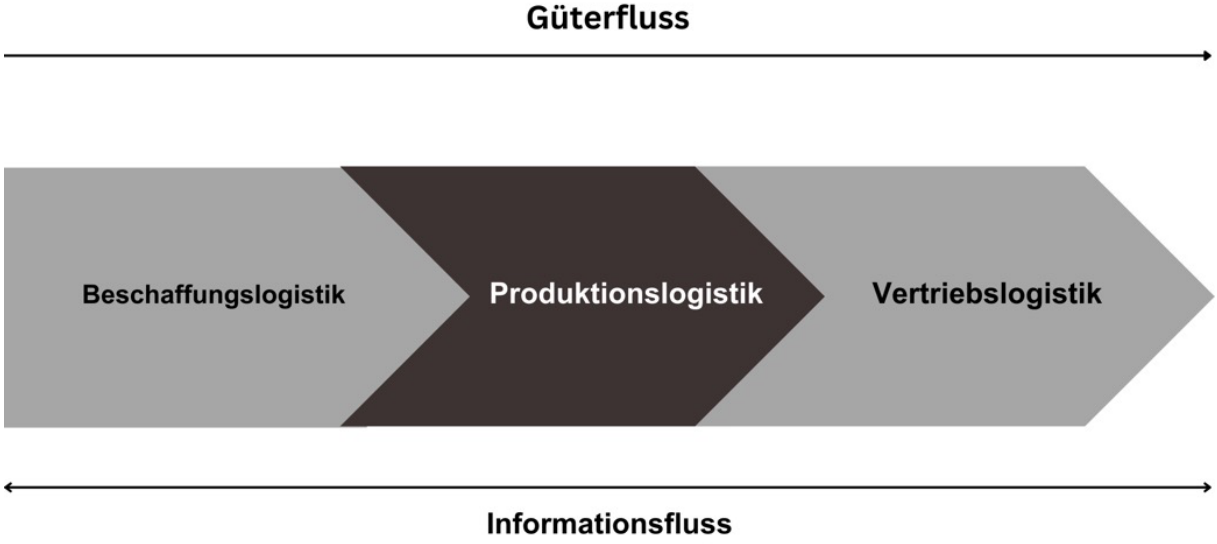


Abbildung 2.1: Einordnung der Produktionslogistik in der Supply Chain in Anlehnung an Bauer (2021, S. 1701)

Dabei wird in Abbildung 2.1 deutlich, dass die Produktionslogistik, die im Fokus dieser Arbeit steht, als Bindeglied zwischen der Beschaffungslogistik und der Vertriebslogistik fungiert. Das Ziel der Produktionslogistik besteht darin, den Materialfluss innerhalb eines Unternehmens,

von der Bereitstellung der Rohstoffe bis zur Fertigstellung der Produkte, effizient und reibungslos zu organisieren (Sarabi und Darestani, 2021). Laut Wenzel et al. (2024) ist die Logistikleistung der Produktionslogistik, neben dem Qualitäts- und Preisniveau, ein entscheidender Faktor für die Wettbewerbsfähigkeit eines Unternehmens. Eine der größten Herausforderungen besteht darin, die Durchlaufzeit, die sich aus der Zeit für die Bearbeitung, der Förderung und der Warte- und Lagerzeit zusammensetzt (Thommen et al., 2020), zu minimieren und die Kosten zu senken, ohne dabei die Flexibilität der Produktionsprozesse zu beeinträchtigen (Wenzel et al., 2024).

Die Produktionslogistik umfasst eine Vielzahl von Aufgaben, die darauf abzielen, die Materialflusssteuerung, das Lager- und Bestandsmanagement sowie die Produktionsplanung und -steuerung (PPS) effizient zu gestalten (Bauer, 2014). Der Materialfluss spielt aufgrund seiner logistischen Komponenten eine essenzielle Rolle für eine funktionierende Produktionslogistik (Sarabi und Darestani, 2021). Im Folgenden wird der Materialfluss näher betrachtet, um dessen Bedeutung für die Produktionslogistik zu verdeutlichen.

2.1.1 Materialfluss

Laut Arnold und Furmans (2019) beschreibt der Materialfluss die geordnete Bewegung von Materialien innerhalb eines Unternehmens und entlang der gesamten Supply Chain. Die technischen Vorgänge werden hierbei durch eine Vorgangsfolge miteinander verbunden, die alle notwendigen Vorgänge eines Produktionsprozesses wie Transport, Lagerung, Bearbeitung, Verteilung und Bereitstellung von Materialien umfasst (Arnold und Furmans, 2019). Dabei gilt folgende Definition: „Material steht hier als Oberbegriff für Roh-, Hilfs- und Betriebsstoffe, für angearbeitete und fertige Teile, für Baugruppen und Produkte aller Art, die noch einen Ortswechsel erlauben“ (Arnold und Furmans, 2019, S. 1). Der Materialfluss stellt somit einen essenziellen Aspekt der Produktionslogistik dar und trägt entscheidend zur Effizienz und Wirtschaftlichkeit von Prozessen bei (Sarabi und Darestani, 2021).

Hohmann (2022) beschreibt das Materialflusssystem als die Gesamtheit aller benötigten Fördersysteme zum Transportieren, Puffern und Verteilen. Um die Flexibilität und Wirtschaftlichkeit zu sichern, folgt ein Materialflusssystem mehreren Gestaltungsprinzipien:

1. **Geradlinige Transportwege:**
   Der Materialfluss sollte möglichst geradlinig und ohne kreuzende Materialflüsse sowie unfallsicher gestaltet sein, um unnötige Transportbewegungen und -behinderungen und zu vermeiden (Hohmann, 2022).
2. **Effizienter Materialfluss:**
   Durch kurze Wege, kurze Durchlaufzeiten und einer hohen Kapazitätsauslastung wird die Effizienz und Wirtschaftlichkeit gefördert (Hohmann, 2022).

3. **Automatisierung des Transports:**
   Durch den Einsatz von fahrerlosen Transportsystem (FTS) und automatisierten Lager- und Fördersystemen werden Personalkosten verringert, die Prozesssicherheiten erhöht und der Materialfluss verbessert (Fottner et al., 2022).
4. **Minimierung von Zwischenlagern und Wartezeiten:**
   Durch den Einsatz von Just-in-Time (JIT)-Systemen und geeigneten Steuerungsstrategien lässt sich die Anzahl der Zwischenlager und die Wartezeit reduzieren (Steven, 2015).

Materialflusselemente

Zu den Materialflusselementen zählen laut Arnold und Furmans (2019) technische Komponenten und Systeme wie Förderstrecken, Lagerbereiche und Umschlagsysteme, die den Transport und die Lagerung von Materialien innerhalb eines Produktionslogistiksystems unterstützen. Steuerungseinrichtungen spielen dabei eine zentrale Rolle, indem sie die Synchronisation und Koordination des Materialflusses sicherstellen (Arnold und Furmans, 2019). Laut Wehking (2020) ist ein zentrales Materialflusselement die Fördertechnik, die mechanische Systeme wie Förderbänder, Rollenbahnen und FTS umfasst. Die Fördersysteme ermöglichen eine automatisierte und meist kontinuierliche Bewegung von Materialien innerhalb des Systems (Wehking, 2020). Ergänzt wird dies durch Lager- und Pufferstrukturen, die dazu dienen, Materialien innerhalb der Produktionsstufen zu speichern oder kurzfristige Schwankungen zwischen Zu- und Abgängen auszugleichen (Martin et al., 2008).
Die Umschlagtechnik ist ein weiteres zentrales Materialflusselement (Dickmann, 2015). Das Umschlagen beschreibt den Materialfluss innerhalb einer Transportkette und bezeichnet den Wechsel von Gütern von einem Arbeitsmittel auf ein anderes (Wehking, 2020). Laut Wehking (2020) erfolgt der Wechsel zwischen verschiedenen Arbeitsmitteln, wie Lagermittel, Fördermittel, Handhabungsmittel, Verkehrsmittel und Produktionsmittel. Die Steuerung dieser Systeme wird zunehmend durch digitale Technologien unterstützt, die eine präzise Kontrolle der Materialbewegungen ermöglichen (Arnold und Furmans, 2019).
Da der Materialfluss eng mit der Lagerhaltung verknüpft ist, spielt das Lager- und Bestandsmanagement eine zentrale Rolle bei der Sicherstellung eines reibungslosen Produktionsprozesses (Hartmann, 2017). Deshalb werden in Abschnitt 2.1.2 die Grundlagen des Lager- und Bestandmanagements erläutert.

2.1.2 Lager- und Bestandsmanagement

Das Lager bzw. der Lagerbestand, stellt einen essenziellen Teil der Produktionslogistik dar, da es mehrere Funktionen bezüglich der Verfügbarkeit der Materialien erfüllt (Steven, 2015).

Laut Krieger (2018) beschreibt das Bestandsmanagement alle Entscheidungen und Handlungen, die die Lagerbestände beeinflussen. Die richtige Koordination ist zu einer wesentlichen Aufgabe der wirtschaftlichen Gestaltung logistischer Systeme geworden (Krieger, 2018). Steven (2015) betrachtet folgende Bestandsfunktionen. Die Ausgleichsfunktion dient dazu, zeitliche Unterschiede zwischen dem Eingang und der Ausgabe von Lagergütern zu überbrücken. Die Pufferfunktion gewährleistet, insbesondere den mengenmäßigen Ausgleich zwischen Lagerzufluss und Lagerabfluss. Die Sicherheitsfunktion dient dazu, unvorhersehbare Schwankungen bei Lagerzugang und Lagerabgang abzusichern. Die Umschlagfunktion ermöglicht die Zwischenlagerung eines Lagerobjekts beim Wechsel des Transportmittels. Die Veredlungsfunktion kommt in spezifischen Fällen zum Einsatz, wenn die Lagerung in den Produktionsprozess integriert ist und durch Alterung, Gärung oder Trocknung der Wert der gelagerten Objekte zunimmt. (Steven, 2015)

Es lassen sich drei grundlegende Lagerarten identifizieren. Vorratslager erfüllen vor allem die Ausgleichfunktion bei schwankender Nachfrage (Martin et al., 2008). Laut Martin et al. (2008) existieren zusätzliche Pufferlager, die häufig zwischen Bearbeitungsschritten positioniert sind und die zuvor genannten Pufferfunktionen übernehmen. Zuletzt übernehmen Verteillager eine erweiterte Funktion, die über die Bevorratung und Zeitüberbrückung hinausgeht, indem sie Ladeeinheiten durch Kommissionierung, also die kunden- oder auftragsbezogene Zusammenstellung von Waren, neu organisieren (Wehking, 2020). Laut Wehking (2020) können Unternehmen durch eine strukturierte Lagerhaltung und die präzise Verwaltung von Beständen ihre Produktionsprozesse effizient gestalten und auf Schwankungen in der Nachfrage oder Lieferengpässe reagieren. Das Lagermanagement umfasst die Planung und Verwaltung von Lagerprozessen, einschließlich der Überwachung, Steuerung und Dokumentation aller Warenbewegungen und -positionen (Wehking, 2020).

Ein erfolgreiches Lager- und Bestandsmanagement erfordert eine effiziente Bestandsverwaltung, da manuelle Anwendungen den heutigen Anforderungen nicht mehr gerecht werden (Gdali, 2024). Durch die Automatisierung von Lagerprozessen können Prozesse rationalisiert, Lagerbestände optimiert und bestandsbezogene Kosten reduziert werden (Kuuse, 2023).

Digitale Technologien und Automatisierung

Die Automatisierung des Bestandmanagements basiert meist auf einer Software, die durch die automatische oder halbautomatische Ausführung von verschiedenen Funktionen den Aufwand für die Verwaltung eines Bestands verringert (Kuuse, 2023). Diese Systeme ermöglichen eine zentrale Steuerung aller Lagerprozesse und bieten eine Übersicht über den aktuellen Lagerbestand, die Lagerorte und die Nachschubplanung (Martin et al., 2008). Dabei werden die

verschiedenen Systeme und Möglichkeiten gleichzeitig genutzt, um die Effizienz zu verbessern (Gdali, 2024). Gdali (2024) nennt FTS, Radio-Frequenz-Identifikation (RFID), Strichkodierung und das Internet der Dinge (IoT), als Systemvarianten die am effizientesten sind oder am häufigsten genutzt werden.

FTS übernehmen die allgemeinen Transportaufgaben innerhalb eines Lagers (Fottner et al., 2022). Strichcode-Systeme ermöglichen es, alle relevanten Daten über ein Lagerobjekt in einem sogenannten Barcode zu speichern, die mithilfe eines Barcode-Scanners erfasst und in digitale Daten umgewandelt werden, wodurch Ungenauigkeiten und Fehler durch Mitarbeiter reduziert werden (Gdali, 2024).

RFID-Systeme sind eine Erweiterung der Strichcode-Systeme und bieten die zusätzliche Möglichkeit, Transponder mit Sensoren an einem Objekt anzubringen, um bspw. die Temperatur des Objekts zu überwachen (Franke und Dangelmaier, 2006). Laut Franke und Dangelmaier (2006) arbeiten diese Systeme mithilfe eines elektromagnetischen Feldes, um an Objekten angebrachte Etiketten automatisch zu identifizieren und zu verfolgen. Hierdurch können Echtzeitdaten für Bestand und Lagerort mit höherer Geschwindigkeit ermittelt werden (Gdali, 2024).

IoT hat die Hauptaufgabe, Menschen, Maschinen, Sensoren und Produkte miteinander zu verbinden und die Daten über das Internet oder andere zentrale Systeme weiterzuleiten, wodurch ein schneller und effizienter Datentransfer entsteht (Babel, 2023). Dies ermöglicht eine Echtzeitüberwachung des Lagerbestands und eine proaktive Verwaltung, die Warnungen bei kritischen Ereignissen liefert und einen effizienten Betrieb ermöglicht (Gdali, 2024).

Zudem wird in der Produktionslogistik die Blockchain-Technologie genutzt, die es ermöglicht eine vertrauenswürdige Bedarfsmeldung, direkt an Lieferanten zu übermitteln (Schulte et al., 2020). Diese Technologie sorgt somit laut Schulte et al. (2020) für eine aktuelle Bedarfsübermittlung bei der Lieferanten die Sicherheit haben, Leistungen belegen zu können und die Produktion ihre Effizienz steigern kann.

Ein weiterer Vorteil von Lagerbeständen ist die Fähigkeit, kurzfristige Planungsfehler zu kompensieren (siehe Abbildung 2.2). Wie in Abbildung 2.2 dargestellt, können durch ausreichende Lagerbestände Probleme wie ineffiziente Arbeitsmethoden, häufige Maschinenausfälle, Qualitätsmängel, Produktionsengpässe, Ausschuss oder mangelhafte Liefertreue abgefedert werden. Wenn ein benötigtes Teil auf der nächsten Produktionsstufe fehlt, ist es möglich, dieses aus dem Lagerbestand zu entnehmen, wodurch der Produktionsfluss vorrübergehend aufrechterhalten bleibt. Laut Steven (2015) verhindert diese Pufferfunktion, dass das grundlegende Problem identifiziert wird und sorgt nicht für eine langfristige Lösung, sondern verdeckt das Problem für eine kurzfristige Zeit. Es wird allerdings angestrebt Lagerbestände nicht größt-

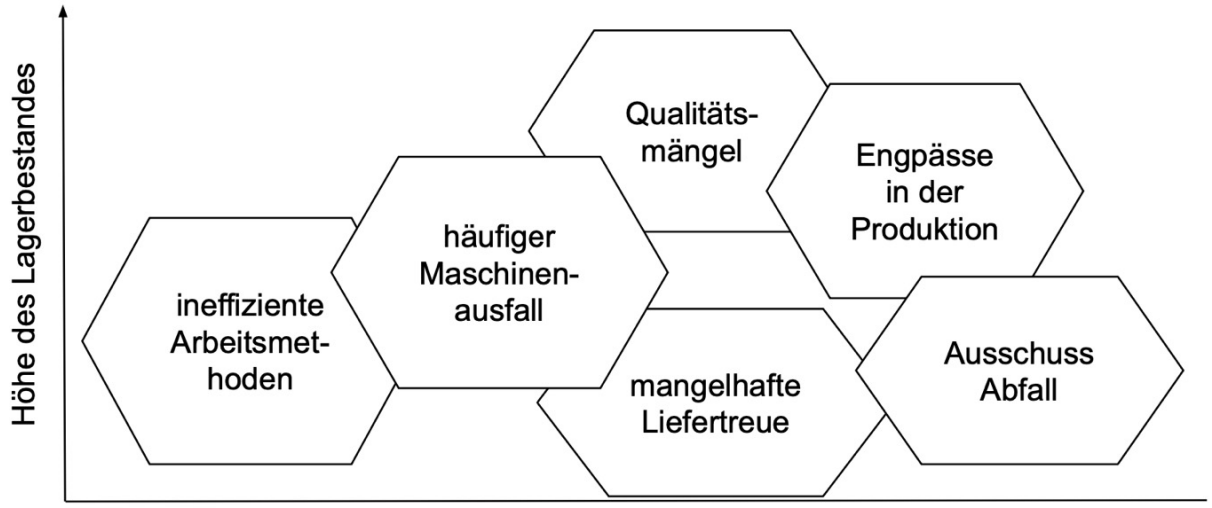


Abbildung 2.2: Verdeckung von Planungsfehlern durch Lagerbestände in Anlehnung an Steven (2015, S. 49)

möglich zu dimensionieren, da damit Lagererhaltungskosten und Kapitaleinbindungen, also die Hinderung an Investitionsmöglichkeiten, verbunden sind (Arnold und Furmans, 2019).
Laut Dickmann (2015) besteht das Ziel darin, die Lagerbestände so gering wie möglich zu halten. Dazu wird das JIT-Konzept oder das Just-in-Sequence (JIS)-Konzept verwendet. Im Allgemeinen beschreibt JIT, dass das richtige Produkt zur richtigen Zeit, am richtigen Ort und in der richtigen Menge bereitgestellt wird. Beim JIS-Konzept besteht zusätzlich die Möglichkeit, eine bestimmte Reihenfolge der angelieferten Produkte einzuhalten. (Dickmann, 2015)

2.1.3 Produktionsplanung und -steuerung

Die PPS umfasst laut Hohmann (2022) alle planerischen und ausführenden Tätigkeiten zur Produktion. Schuh (2007) zählt die Planung und Steuerung der Termine, Kapazitäten und Mengen der Fertigungs- und Montageprozesse zu den Aufgaben der PPS. Die Ziele der PPS sind somit eine hohe Termintreue, eine gleichmäßige Kapazitätsauslastung, kurze Durchlaufzeiten, geringe Lager- und Werkstattbestände und eine hohe Flexibilität (Schuh, 2007). Dabei teilt Hohmann (2022) die Produktionsplanung in drei Bereiche auf: Materialwirtschaft, Zeitwirtschaft und Bedarfsplanung.
Die Materialwirtschaft bezieht sich auf die Versorgung der Produktion mit Materialien, von der Steuerung des Materialflusses bis zur Auslieferung der Fertigungszeugnisse (Krieger, o. J.). Dabei besteht das Ziel darin, die erforderliche Menge und Qualität zum richtigen Zeitpunkt und möglichst kostengünstig bereitzustellen (Kiener, 2012). Die Zeitwirtschaft baut auf den Ergebnissen der Materialwirtschaft auf (Schuh, 2007).
Man spricht hier von der Planung aller im Unternehmen benötigten Zeitdaten, dabei gibt es die positive und negative Zeitwirtschaft. Die positive Zeitwirtschaft ist die Erfassung, Speicherung

und Verarbeitung sämtlicher Zeitdaten. Die negative Zeitwirtschaft berücksichtigt nur Abweichungen vom Sollwert durch bspw. Ausfall oder ähnlichen. („Zeitwirtschaft“, 2023)
Der Bedarf teilt sich in drei Arten auf, wobei der Primärbedarf für die verkaufsfähigen Erzeugnisse und Ersatzteile steht, die innerhalb eines Planungszeitraums herzustellen sind (Kiener, 2012; Schuh, 2007). Der Sekundärbedarf wird in PPS-Systemen aus Stücklisten ermittelt und ist die Menge und Art der Materialien, die für die Produktion eines Erzeugnisses benötigt werden (Kiener, 2012). Zuletzt beachtet man den Netto- und Bruttobedarf, wobei der Bruttobedarf die Summe aus Primär- und Sekundärbedarf, ohne eine Berücksichtigung der vorhandenen Lagerbestände ist (Kiener, 2012). Der Nettobedarf hingegen beachtet den Lagerbestand als auch andere geplante Zugänge bspw. durch Bestellungen. (Schuh, 2007)
Um diese Planungen und Steuerungen effizient durchführen zu können, gibt es mehrere Systeme die diese Vorgänge vereinfachen (Häusle, 2011).

Anwendungssysteme in der Produktionsplanung und -steuerung

Eines der ersten Systeme zur Produktionssteuerung ist das Material Requirement Planning (MRP), welches ermöglicht, Sekundärbedarfe durch Stücklistenauflösung und Nettobedarfe durch einen Vergleich mit dem Lagerbestand zu ermitteln (Schuh, 2007). Laut Kiener (2012) ist die Weiterentwicklung dieses Systems, das MRP II-Konzept, zusätzlich in der Lage, Planungsroutinen automatisiert auszuführen. Dadurch entfällt eine arbeits- und rechenaufwendige Stücklistenauflösung, die die Produktionsplanung entlastet und einem Mitarbeiter die Möglichkeit bietet, sich auf die Ausführung zu konzentrieren (Kiener, 2012). Ein weiteres Ziel des MRP II-Konzepts ist die Einhaltung der Terminvorgabe eines Kunden durch eine geeignete Abstimmung von Anfangs- und Endterminen der Arbeitsvorgänge (Thommen et al., 2020).
Ein anderes System ist das Enterprise Ressource Planning (ERP), welches Funktionen implementiert, um die Aufgaben der technischen und kaufmännischen Auftragsabwicklung zu unterstützen und somit das Geschäftswesen eines Unternehmens zu verbessern (Schuh, 2007). Leistungsfähige ERP-Systeme sind aber in der Lage, alle betrieblichen Teilfunktionen zu unterstützen und reichen von der Produktionsplanung über die Steuerung bis hin zum Qualitätsmanagement (Kiener, 2012). Falls diese Systeme nicht ausreichen, ist es möglich, sie durch ein Manufacturing Execution System (MES) zu ergänzen, welches bei grob terminierten Fertigungsaufträgen die Feinplanung und -steuerung übernimmt und anschließend die Fertigstellung des Auftrags zurückmeldet (Schuh, 2007).
Damit diese Systeme miteinander kommunizieren und selbstständig Daten aus der Produktion sowie weiteren Produktionslogistikbereichen erfassen können, gibt es die Maschinen- bzw. Betriebsdatenerfassung (MDE/BDE) (Schuh, 2007). Die BDE erfasst die Daten der Aufträge

und der Kapazitäten, um diese zu überwachen, während die MDE Informationen über Laufzeiten, produzierte Mengen, Stillstandzeiten, Störungen und Wartezeiten erfasst und diese nach ihren unterschieden differenziert (Kiener, 2012).
Außerdem ist mit der Digitalisierung die Nutzung von Cyber-physischen Systemen (CPS), die es ermöglichen, die physische und digitale Welt miteinander zu verbinden, von zunehmender Bedeutung geworden (Lanzinger, 2022). CPS nutzen Sensoren oder Messsysteme wie RFID oder ERP-Systeme, um physische Daten zu sammeln und mit digitalen Diensten, wie dem Internet, zu verknüpfen (Czichos, 2023). Dadurch erlangen CPS eine gewisse Intelligenz, die es ermöglicht, Echtzeitinteraktionen in einer realen Umgebung durchzuführen, indem sie Daten verarbeiten und steuernde Aktivitäten ausführen (Lanzinger, 2022).
CPS werden häufig mit Computing-Systemen verbunden (Czichos, 2023). Cloud Computing ist ein dezentralisiertes Modell, bei dem Rechenleistung, Speicherplatz und Anwendungen über das Internet bereitgestellt werden (Tank und Gandhi, 2023). Dadurch können leistungsstarke Rechenressourcen genutzt und durch die Dezentralisierung Wartungskosten für Unternehmen gesenkt werden (Al-Qamash et al., 2018). Aufgrund der Dezentralisierung gibt es auch Nachteile, wie eine hohe Latenz oder einen hohen Bandbreitenverbrauch, die durch Edge Computing reduziert werden sollen (Tank und Gandhi, 2023). Denn laut Tank und Gandhi (2023) wird bei Edge Computing die Datenverarbeitung näher an den Ort verlagert, an dem die Daten generiert werden, wodurch die Latenz und der Bandbreitenverbrauch verringert werden. Das Fog Computing verbindet die Vorteile der beiden Computing-Systeme und bietet eine bessere Echtzeitverarbeitung als Cloud Computing und eine flexiblere Architektur als Edge Computing (Al-Qamash et al., 2018).

2.1.4 Kapazitätsplanung und Ressourceneinsatz

Die Kapazitäts- und Ressourcenplanung ist ein Teil der Produktionsplanung (Kiener, 2012). Dangelmaier und Warnecke (1997, S. 457) definieren den Begriff Kapazitätsplanung wie folgt: „Bei der Kapazitätsplanung sind Beginn-(Start-, Anfangs-) Termin und Fertigstellungs-(End)Termin eines Fertigungsauftrags (der in der Mengenplanung definiert wurde) sowie die Zwischentermine (Anfangs- und Endtermine) der einzelnen (Arbeits-) Vorgänge unter Berücksichtigung eines begrenzten Kapazitätsangebots festzulegen.“ Daher spielt die Planung eine zentrale Rolle bei einem begrenzten Kapazitätsbestand, der zu den richtigen Zeitpunkten für den richtigen Produktionsprozess bereitgestellt werden muss (Höfelmeyer, 2023).
Der ermittelte Kapazitätsbedarf wird dem Kapazitätsangebot gegenübergestellt, um zu prüfen, ob Engpässe auftreten können (Bauer, 2021). Somit ist das Ziel der Kapazitätsplanung die bestmögliche und effiziente Auslastung der Ressourcen über einen definierten Zeitraum sowie die Sicherstellung der Verfügbarkeit von Produktionsmitteln (Böning, o. J.). Ein zentrales Ziel

ist es, Über- und Unterkapazitäten zu vermeiden, um Kosten, Lieferverzögerungen und Produktionsausfälle zu minimieren (Schuh, 2007). Zu den Ressourcen zählen neben den Materialien auch Maschinen, Anlagen und Personal (Schuh, 2007).
Man unterscheidet in der Kapazitätsplanung zwischen der operativen (kurz-/mittelfristigen) und der strategischen (langfristigen) Planung (Gallas, 2023). Laut Gallas (2023) bedeutet der Begriff operativ, dass sich die Planung auf die vorhandenen Kapazitäten im Unternehmen bezieht und diese effizient genutzt werden, während eine strategische Planung darauf abzielt, den zukünftigen Bedarf abzusehen und Maßnahmen einzuleiten, damit dieser gedeckt wird. Während die Kapazitätsplanung auf die Ressourcen der Mitarbeiter konzentriert ist, wird bei der Ressourcenplanung hingegen eine Zuteilung dieser an die jeweiligen Projekte vorgenommen (Plano, 2023). Dabei werden die zur Verfügung stehenden Ressourcen analysiert, geplant und verwaltet, um eine hohe Effizienz zu erreichen, sodass alle Ressourcen zum richtigen Zeitpunkt bereitgestellt werden (Höfelmeyer, 2023). Zu den Ressourcen zählen Betriebsmittel wie Material oder Werkzeuge, auch Maschinen können im Sinne ihrer Verfügbarkeit dazu gehören (Schuh, 2007). Außerdem ist es möglich, Personal als Ressource anzusehen, bei der es erforderlich ist, die Arbeitszeit zu planen (Kiener, 2012).
Laut Höfelmeyer (2023) lassen sich Betriebsmittel in zwei Kategorien unterteilen: materielle und immaterielle Güter. Materielle Güter umfassen Waren und Sachgüter, die sich verkaufen lassen oder im weiteren Produktionsverlauf verwendbar sind. Als immaterielle Güter hingegen bezeichnet Höfelmeyer (2023) Dienstleistungen, Beratungsleistungen und ähnliche Leistungen.

Technologien in der Kapazitäts- und Ressourcenplanung

Das Advanced Planning and Scheduling (APS)-System wird für die Planung von Beschaffung, Produktion, Distribution und Absatz genutzt (Kiener, 2012). Laut Kiener (2012) wird im APS-System unter Berücksichtigung der beschränkten Verfügbarkeit von Ressourcen geplant, wodurch APS als zusätzliche Unterstützung für PPS/ERP-Systeme genutzt wird, welche Kapazitäts- und Beschaffungsengpässe vernachlässigen.
Laut Strohmeier (2008) wird das Personaleinsatzplanungssystem verwendet, um die Arbeitszeiten und Aufgaben der Mitarbeiter zu koordinieren. Es hilft, die Verfügbarkeit des Personals mit den Anforderungen des Projekts zu verbinden und somit Über- oder Unterbesetzung zu vermeiden und die Produktivität zu steigern (Strohmeier, 2008). Ein solches System ist in der Lage, Qualifikationen, gesetzliche Vorgaben und Mitarbeiterwünsche zu berücksichtigen (Strohmeier, 2008).
Die in Abbildung 2.3 dargestellte Prozessübersicht veranschaulicht die einzelnen Schritte in-

nerhalb eines Produktionsprozesses, die von der Kapazitätsplanung beeinflusst werden. Abbildung 2.3 zeigt den Ablauf von der Bearbeitung eines Kundenauftrags über die Bedarfs-, Zeit- und Kapazitätsplanung bis hin zur Fertigung und Kontrolle. Relevant ist dabei die Rolle der Kapazitätsplanung, die den Übergang zwischen Bedarfsplanung und Fertigung steuert, indem sie eine effiziente Verteilung der Ressourcen auf die jeweiligen Arbeitsvorgänge sicher-

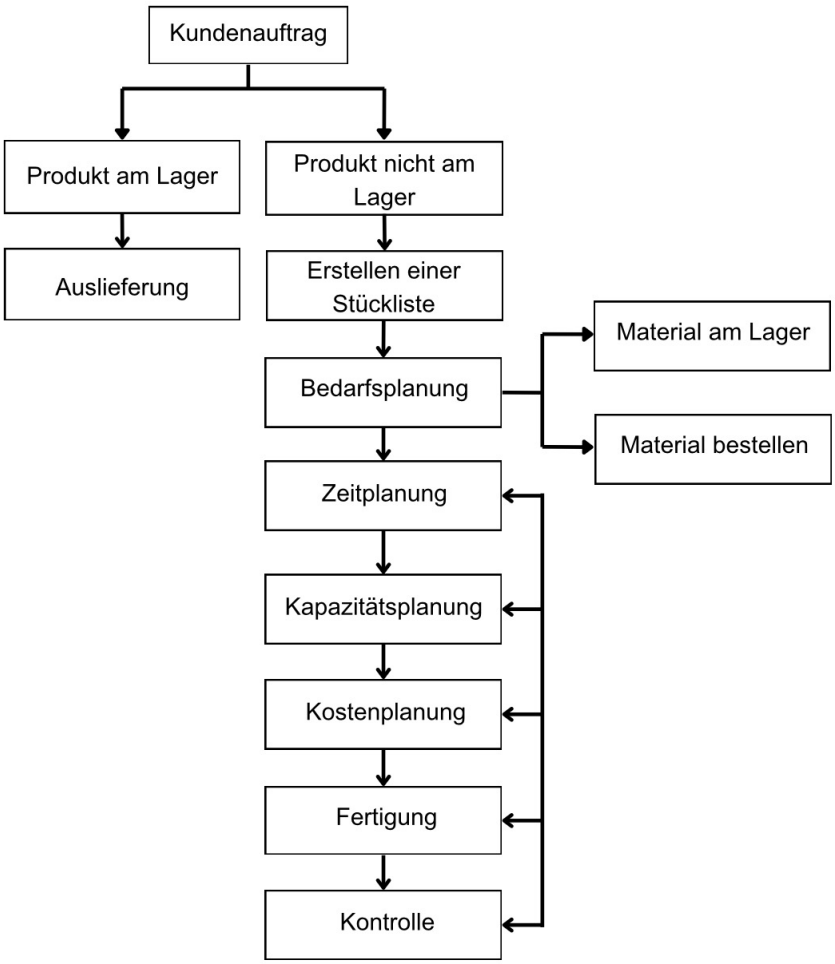


Abbildung 2.3: Ablauf eines Produktionsprozesses in Anlehnung an Thommen et al. (2020, S. 207)

stellt. In diesem Zusammenhang wird auch die Zeitplanung, oft als Scheduling bezeichnet, als Arbeitsschritt erwähnt. Sie dient zur effizienten Ressourcenverteilung und Verringerung der Durchlaufzeiten (Thommen et al., 2020).

Die Zeitplanung lässt sich analog zur Kapazitätsplanung in die kurz-, mittel- und langfristige Planung unterteilen, wobei die kurzfristige Planung für Lösungen binnen weniger Tage verantwortlich ist, während die mittelfristige Planung von mehreren Wochen bis zu Monaten reicht und die langfristige Planung zielführende Ansätze über mehrere Jahre anstrebt (Fristigkeit der Planung, 2024). Die Produktionslogistik nutzt zunehmend Systeme, um Entscheidungen zu unterstützen (Pawellek, 2007), weshalb sich der nächste Abschnitt mit diesen Systemen und der Entscheidungsunterstützung beschäftigt.

2.2 Entscheidungsunterstützung

Das Ziel des nächsten Abschnitts ist, die Grundlagen der Entscheidungsunterstützung sowie der verschiedenen Methoden zu erläutern und die Relevanz dieser Systeme für Entscheidungsprozesse aufzuzeigen. Nach einer grundlegenden Einführung in die einzelnen Methoden und deren Funktionsweise schließt der Abschnitt mit einer Darstellung der Bereiche der Produktionslogistik, in denen die EUM eingesetzt werden, ab.

2.2.1 Grundlagen der Entscheidungsunterstützung

EUM lassen sich als computergestützte Lösungen identifizieren, die eine Unterstützung bei der Entscheidungsfindung und der Lösung komplexer Problemstellungen bieten (Shim et al., 2002). Dazu werden die Entscheidungsträger mit Problemdaten, Modellen, Methoden, sowie Präsentationsansätzen unterstützt (Feige, 2016). Eine Entscheidung ist dabei als jede Handlung von Entscheidungsträgern zu verstehen, die eine Wahl zwischen mindestens zwei Entscheidungsmöglichkeiten haben (Alpar et al., 2019). Im betrieblichen Sinne sind dabei bewusste Entscheidungen gemeint, die Einfluss auf die Planung-, Steuerung- und Kontrollaufgaben haben. Ein solcher Entscheidungsprozess in einem Betrieb wird in Abbildung 2.4 verdeutlicht.
Zuerst wird das Problem identifiziert und anschließend in Begriffen definiert, sodass es vereinfacht wird, ein Modell zur Veranschaulichung des Problems zu erstellen (Shim et al., 2002). Ein Problem ist eine Abweichung des Ist-Zustands vom Soll-Zustand, wobei es nicht ersichtlich ist, wie der Soll-Zustand erreicht werden kann (Alpar et al., 2019). Im nächsten Schritt ist das Ziel, aus einer abzählbaren Menge an Handlungsalternativen diejenige auszuwählen, die zur Problemlösung führen kann, weswegen es erforderlich ist, Merkmale aller Alternativen zu definieren (Geldermann, 2014; Alpar et al., 2019). Anschließend werden diese Alternativen mithilfe entwickelter Modelle, wie z. B. Marktforschungsmethoden oder Produktionsprogrammplanung, analysiert und verglichen (Geldermann, 2014). Die Bewertung dieser Alternativen endet in einer endgültigen Entscheidung des Entscheidungsträgers, die es nun durchzusetzen gilt (Alpar et al., 2019). Laut Alpar et al. (2019) wird in der Durchsetzungsphase die Handlungsalternative realisiert und dabei überwacht. Mit einem abschließenden Soll-Ist-Vergleich wird überprüft, ob die Probleme abgebaut werden konnten und ob es möglich ist, die Ursache für die ursprüngliche Soll-Ist-Abweichung zu ermitteln (Alpar et al., 2019). Das Modell des Entscheidungsprozesses wird in der Regel mehrfach wiederholt oder es erfolgt eine Rückkehr in frühere Phasen, da Lösungen scheitern können oder zusätzliche Erkenntnisse über das Problem gewonnen werden (Shim et al., 2002). In den letzten beiden Phasen, der Entscheidungsphase und Durchsetzungsphase, kommen EUM zum Einsatz, um den Informationsbedarf der

Entscheidungsträger zu decken (Alpar et al., 2019). Dabei kommen je nach Anwendungsfall und Problemstellung unterschiedliche EUM zum Einsatz, die im weiteren Verlauf dieser Arbeit erläutert werden.

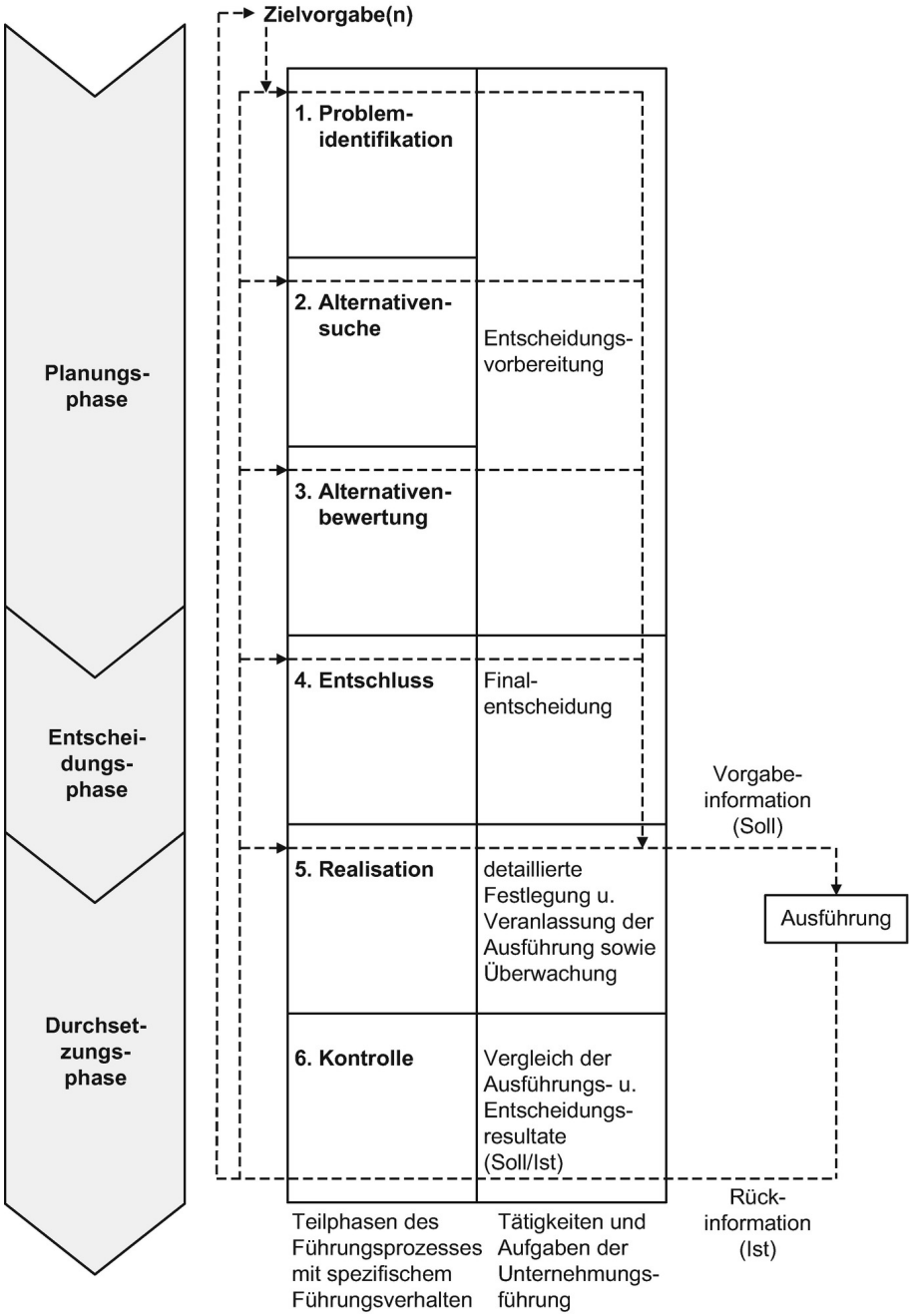


Abbildung 2.4: Modell des allgemeinen Entscheidungsprozesses eines Problems (Alpar et al., 2019, S. 270)

Laut Feige (2016) gibt es mehrere Funktionen, die in eine EUM implementiert werden können, um Entscheidungsprozesse zu unterstützen. Diese sind in Abbildung 2.5 vereinfacht dargestellt. Dabei wird die Datenkomponente verwendet, um Daten zu übernehmen, zu prüfen und zu speichern. Zusätzlich wird sie verwendet, um Daten zu analysieren und zu visualisieren.

Die Modellkomponente ist dazu vorgesehen, das Problem abzubilden. Die Methodenkomponente ist dazu da, das Projekt zu verwalten, zu optimieren oder zu simulieren. Die Berichtskomponente hat das Ziel, das Projekt zu bewerten und die Ergebnisse grafisch oder in Textform zu präsentieren. (Feige, 2016)

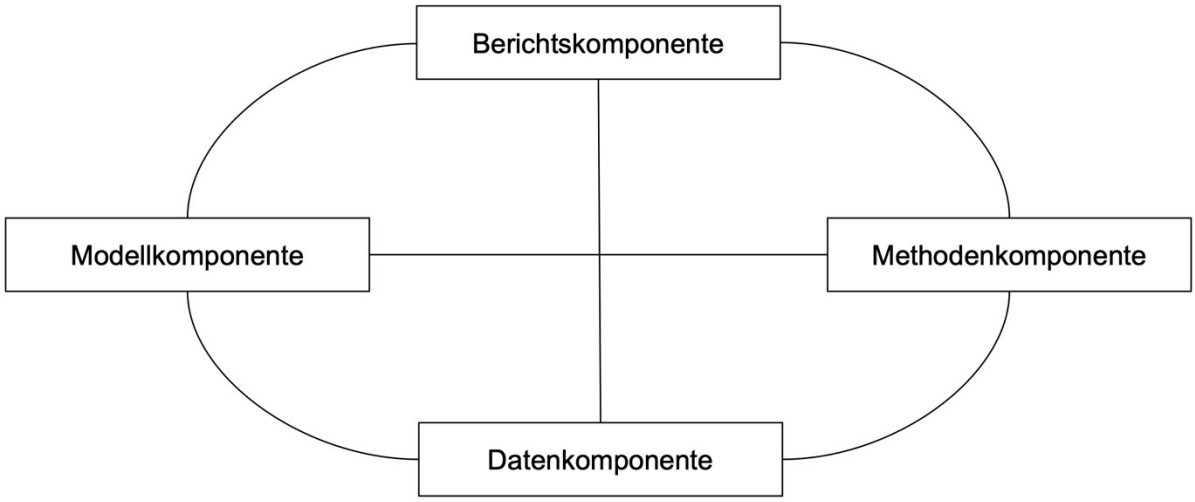


Abbildung 2.5: Komponenten einer EUM (Feige, 2016 S. 25)

Im Allgemeinen lassen sich EUM in zwei Kategorien unterteilen: die datenorientierten und modell- bzw. methodenorientierten EUM (Alpar et al., 2019). Laut Alpar et al. (2019) zählen zu den methodenorientierten EUM die simulationsbasierte, optimierungsbasierte und heuristische Entscheidungsunterstützung. Im weiteren Verlauf werden die einzelnen EUM-Kategorien tiefgehender in ihren Grundlagen und Funktionsweisen betrachtet.

2.2.2 Datenbasierte Entscheidungsunterstützung

Laut Alpar et al. (2019) zielt die datenbasierte Entscheidungsunterstützung darauf ab, Daten zu überwachen, zu beschaffen, aufzubereiten und zu verdichten. Dabei ist das Ziel, betriebswirtschaftliche Kennzahlen zu ermitteln und diese in Form von Berichten darzustellen. Deshalb wird diese EUM der Unterstützung der Problemidentifikation oder der Kontrollphase zur Durchführung einer Abweichungsanalyse zugeordnet (Alpar et al., 2019). Die Methode basiert auf einem mathematisch oder rechengestützten Modell, das ein reales Phänomen oder System darstellt (Xu, 2024).

Datenerhebung und Aufbereitung

Die Datenerhebung und -verarbeitung sind zentrale Bestandteile der vier jeweiligen EUM und sollen in diesem Abschnitt erläutert werden. Sie wird von mehreren Technologien bzw. Methoden dominiert: dem Data Warehouse, die analytische Online-Verarbeitung (OLAP), das Data Mining und der durch die Digitalisierung später hinzu gekommenen webbasierten Entscheidungsunterstützung (Shim et al., 2002). Das Data Warehouse bietet eine Infrastruktur für eine große Datenmenge und ist in der Lage, Daten aus einem operativen System zu erheben, zu korrigieren und zu speichern (Nemati et al., 2002). Data Mining ist eine softwaregestützte, automatisierte Methode zur Extraktion von Daten aus großen Datenmengen oder einem Data Warehouse mit unbekannten Zusammenhängen, Mustern und Trends (Farkisch, 2011). Laut Farkisch (2011) ist das Ziel von Data Mining die Datengewinnung, um auf deren Grundlage entscheidungsunterstützende Informationen zu erkennen.
OLAP ist eine Softwaretechnologie, die genutzt wird, um Rohdaten schnell, konsistent und interaktiv in eine Vielzahl von Information umzuwandeln und in eine vom Benutzer verständliche Ansicht darzustellen (Shim et al., 2002). Dazu steht ein OLAP-Server im Zentrum des Systems, um die Daten, die aus dem Data Warehouse oder anderen Quellen kommen, zu extrahieren und zu speichern, die dann durch Werkzeuge, sogenannte OLAP-Frontends, von den Benutzer betrachtet werden (Alpar et al., 2019).
Webbasierte Entscheidungsunterstützung ermöglicht es laut Bhargava et al. (2019), eine gesamte Sammlung von Entscheidungsmodellen, Dokumenten, Daten und Algorithmen auf einem Webserver zu speichern und dann standortunabhängig über einen Webbrowser abzurufen. Außerdem ist sie in der Lage, mehrere Quellen zu kombinieren, um eine verbesserte oder anwendungsspezifische Entscheidungsunterstützung zu bieten (Bhargava et al., 2007). Durch das Web kann eine Entscheidungsunterstützung auch auf andere Datenbanken zugreifen und die Daten für Entscheidungsprozesse nutzen (Alpar et al., 2019).
Ein weiterer zentraler Aspekt datenbasierter Entscheidungsunterstützung ist die Nutzung von Big Data. Alpar et al. (2019, S. 298) beschreiben diesen Begriff wie folgt: „Unter dem Sammelbegriff Big Data werden Ansätze und Techniken subsumiert, die sich mit der Speicherung, Verwaltung, Analyse und Visualisierung solcher Datenbestände beschäftigen, die aufgrund ihrer quantitativen und qualitativen Eigenschaften mit traditionellen, analytischen Informationssystemen nicht handhabbar sind.“ Durch die Digitalisierung werden die zu verarbeitenden Datenmengen immer größer, wodurch Lösungen geschaffen werden müssen, um diese großen und heterogenen Datenmengen effizient zu bereinigen und anschließend zu analysieren (Alpar et al., 2019). Big Data zeichnet sich allerdings nicht nur durch ihre Größe und Komplexität aus, sondern weist insgesamt fünf Eigenschaften auf, die auch als „fünf V´s“ bezeichnet werden (Hadi et al., 2015). Dabei zeichnen sich laut Hadi et al. (2015) Big Data

durch die Geschwindigkeit (Velocity), das Volumen (Volume), die Vielfalt (Variety), die Wahrhaftigkeit (Veracity) und den Wert (Value) aus.
Laut Alpar et al. (2019) gibt es verschiedene Analysemethoden der Daten. Die deskriptive Analyse ist eine berichterstattende Methode, die eine kennzahlorientierte Auswertung vergangenheitsorientierter Daten ermöglicht. Die prädiktive Methode ist in der Lage Prognosen zukünftiger Ereignisse abzuleiten. Die präskriptive Methode ermöglicht es, Empfehlungen oder Optimierungsvorschläge zu geben und konkrete Handlungsempfehlungen zu liefern. (Alpar et al., 2019)
Dabei wird unterschieden zwischen Echtzeitdaten, die unmittelbar nach ihrer Erfassung verarbeitet und analysiert werden und somit den Vorteil bieten, sofort Verfügbar zu sein (Lanzinger, 2022). Den historischen Daten, die als gespeicherte Daten frühere Vorgänge abbilden und den Vorteil bieten, das Verhalten von Produktionslogistikprozessen zu prognostizieren (Vojdani und Erichsen, 2019). Und den Batch-Updates, die Datensammlungen sind, die über Tage, Wochen oder Monate gesammelt werden und in eine entscheidungsunterstützende Datenhaltung übernommen werden können (Baars und Kemper, 2021).

2.2.3 Simulationsgestützte Entscheidungsunterstützung

Simulationstechniken sind computergestützte Methoden, die reale Prozesse, Systeme oder Szenarien nachbilden, um deren Verhalten unter verschiedenen Bedingungen zu untersuchen (Feige, 2016). Diese Techniken erlauben es, komplexe Abläufe in der Produktionslogistik zu modellieren und zu untersuchen, ohne physische Experimente durchführen zu müssen (Bauer, 2014). Simulationen bieten die Möglichkeit, Risiken zu minimieren und Engpässe im Vorfeld zu erkennen, was insbesondere in dynamischen und unsicheren Umgebungen von Vorteil ist (Hohmann, 2022).

Arten von Simulationstechniken

Es gibt verschiedene Arten von Simulationstechniken, die in der Produktionslogistik und Entscheidungsunterstützung eingesetzt werden und im Folgenden erläutert werden. Laut Lumivero (2023) basiert die Monte-Carlo-Simulation (MCS) auf der Wiederholung von Zufallsexperimenten, um Wahrscheinlichkeiten und Unsicherheiten in Entscheidungsprozessen zu modellieren und somit Risiken und Bedrohungen zu ermitteln, die mit der höchsten Eintrittswahrscheinlichkeit verbunden sind. Diese Methode eignet sich für Systeme mit stochastischem Verhalten, wie z. B. Änderungen der Verbrauchernachfrage oder Produktionsausfälle. (Lumivero, 2023)
Weitere Simulationstechniken lassen sich in zwei Arten unterteilen, die kontinuierliche und die

diskrete Simulation, wobei sich die diskrete in die zeit- und ereignisgesteuerte Simulation unterteilen lässt (Gutenschwager et al., 2017). Die ereignisdiskrete Simulation (DES) modelliert Systeme durch eine Sequenz von Ereignissen, die zu bestimmten Zeitpunkten eintreten, sie bilden also eine Abfolge von Ereignissen (Hohmann, 2022). Sie wird meistens für statistische Probleme eingesetzt, die keine analytische Lösung bieten (Law, 2015). In der Produktionslogistik wird diese Methode häufig eingesetzt, um Produktionslinien, Materialflüsse und Wartezeiten zu analysieren (Budde et al., 2022). Sie bietet eine detaillierte Abbildung von Prozessen und erlaubt die Untersuchung von Engpässen und Ressourcenauslastungen (Hohmann, 2022).

Bei der zeitgesteuerten Simulation schreitet die Simulationszeit in konstanten Zeitschritten voran, wobei alle innerhalb eines Intervalls auftretenden Zustandsänderungen erst am Ende gesammelt und verarbeitet werden (Gutenschwager et al., 2017). Die Auswahl der Zeitschritte muss gut durchdacht sein, denn zu kleine Schritte könnten zu einem erhöhten Rechenaufwand führen, während zu große Schritte dazu führen könnten, dass Ereignisse verzögert verbucht werden und somit Ergebnisse verfälscht werden (Gutenschwager et al., 2017).

Bei der kontinuierlichen Simulation ist im Gegensatz zur DES für jeden Zeitpunkt ein Zustand des Systems zu bestimmen (Weyers, 2007). Dabei spricht man von einem kontinuierlichen Modell, wenn die Änderung der Zustände im stetigen Verlauf in Abhängigkeit von der Zeit erfolgt (Wenzel, 2023).

Laut Hohmann (2022) modelliert die agentenbasierte Simulation individuelle Einheiten, sogenannte Agenten, die in einem System miteinander interagieren. Sie wird oft zur Analyse komplexer Systeme eingesetzt, bspw. im Supply Chain Management und damit auch in der Produktionslogistik. Agentenbasierte Simulationen können menschliches Verhalten und dessen Einfluss auf den Produktionsprozess abbilden. (Hohmann, 2022)

Zum Schluss gibt es noch die digitalen Zwillinge, die laut Wang et al. (2024) ein virtuelles Abbild eines Systems oder eines physischen Objekts beschreiben. Ein digitaler Zwilling wird zur Überwachung in Echtzeit, Steuerung, Optimierung und Entscheidungsunterstützung des abgebildeten Systems genutzt (Wang et al., 2024). Dabei ist für einen digitalen Zwilling die Existenz des abgebildeten Systems irrelevant, wodurch es möglich ist, bereits bei der Planung verschiedene Eigenschaften des Systems abzubilden (Kuhn, 2017). Ein digitaler Zwilling ermöglicht es, mit einem solchen System zu experimentieren und zu untersuchen, wie es auf verschiedene Bedingungen reagiert (Wang et al., 2024).

Alle Simulationstechniken haben gemeinsam, dass sie zunächst validiert und verifiziert werden müssen, um ihre Glaubwürdigkeit zu bestätigen (Weyers, 2007). Die Zuverlässigkeit von Simulationsergebnissen hängt maßgeblich von der Validierung und Verifizierung ab (Sargent, 2013). Verifizierung bedeutet, dass überprüft wird, ob das Modell seine Genauigkeit beibehält, wenn es von einer Form in eine andere transformiert wird (Rabe et al., 2008). Im Gegensatz

dazu stellt die Validierung laut Rabe (2008) sicher, dass das Modell die Realität hinreichend gut abbildet.

2.2.4 Heuristische Entscheidungsunterstützung

Der Begriff Heuristik beschreibt den Einsatz von Such- und Findeverfahren, um Erkenntnisse aus Erfahrung zu gewinnen, dabei stellen Heuristiken vereinfachte Entscheidungsregeln, um komplexe Problemstellungen zu lösen (Kleining, 2010). Im Gegensatz zu analytischen Entscheidungsmodellen, die alle möglichen Alternativen und Konsequenzen berücksichtigen, zeichnen sich heuristische Ansätze durch ihre Einfachheit und Schnelligkeit aus (Bhargava et al., 2007).

Grundlagen und Funktionsweise

Der Einsatz von Heuristiken in der Entscheidungsunterstützung ist besonders in dynamischen und komplexen Umfeldern wie der Logistik oder der Produktionsplanung relevant (Feige, 2016). Heuristische Methoden ermöglichen es, auch bei unvollständigen Informationen oder eingeschränkter Rechenkapazität tragfähige Entscheidungen zu treffen (Sarabi und Darestani, 2021). Dabei kommt es zu einer bewussten Abwägung, also einer Vernachlässigung der Genauigkeit, um die Effizienz zu erhöhen, wobei das ursprüngliche Modell vereinfacht wird (Recker, 2000). Diese Vereinfachung kann aber auch zu Fehlern führen, wodurch heuristischen Verfahren nicht für alle Zwecke einsetzbar sind (Onpulson, 2022).
Es gibt mehrere heuristische Verfahren, die nach dem Grad der Suboptimalität ausgewählt werden, dies bezeichnet den Grad der Nähe, mit der die Lösung des Problems an der bestmöglichen Lösung sein soll (Reckerm, 2000).
Nickel et al. (2022) heben dabei insbesondere die Konstruktionsheuristik hervor, die oft als Eröffnungsverfahren bezeichnet wird, und die Verbesserungsheuristik. Die Konstruktionsheuristik dient als Vorbereitung zur Verbesserungsheuristik und verfolgt das Ziel einen möglichst akzeptablen ersten Punkt zu finden, um die nachfolgende Rechenleistung zu minimieren. Zu den Verfahren zählen die zufällige Bestimmung eines zulässigen Punktes, das Greedy-Verfahren und das vorausschauende Verfahren. Durch diese Verfahren werden Ergebnisse erzielt, die dann von der Verbesserungsheuristik aufgearbeitet werden müssen, um zum Ziel zu gelangen. Die Verbesserungsheuristik teilt sich in die Lokalen Suchverfahren und die Metaheuristiken auf (Nickel et al., 2022).
Laut Carter et al. (2019) werden Metaheuristiken wie Simulated Annealing, Tabu-Suche und Genetische Algorithmen genutzt für die Optimierung komplexer Probleme, indem sie systematisch bessere Lösungen suchen und lokale Optima vermeiden. Simulated Annealing basiert auf einem Abschwächungsprozess, bei dem auch temporär schlechtere Lösungen akzeptiert

werden, um das globale Optimum zu finden. Tabu-Suche nutzt eine Gedächtnisfunktion, um bereits untersuchte Lösungen zu vermeiden und gezielt neue Suchräume zu erkunden. Genetische Algorithmen orientieren sich an der Evolutionstheorie, indem sie durch Selektion, Mutation und Rekombination iterativ bessere Lösungen erzeugen. Alle Methoden haben das Ziel, effiziente und möglichst optimale Lösungen für Probleme zu finden, bei denen exakte Berechnungen zu aufwendig wären. (Carter et al., 2019)

Heuristiken in der Entscheidungsunterstützung

Heuristiken spielen eine zentrale Rolle bei der Entscheidungsunterstützung, insbesondere in komplexen oder zeitkritischen Situationen, da sie einfache Regeln bereitstellen, um schnelle und effektive Entscheidungen zu treffen (Kleining, 2010). Sie helfen Entscheidungsträgern dabei, die kognitive Belastung zu reduzieren, indem sie nicht alle möglichen Alternativen analysiert, sondern sich auf begrenzte relevante Faktoren konzentriert (Gigerenzer und Gaissmaier, 2011). Ein weiterer Vorteil der Heuristik ist, dass sie Entscheidungsunterstützung bietet, auch wenn die verfügbaren Daten unvollständig oder unsicher sind (Feige, 2016).

2.2.5 Entscheidungsunterstützende Optimierungsverfahren

Entscheidungsunterstützende Optimierungsverfahren sind Modelle, die mathematische und algorithmische Ansätze nutzen, um komplexe Probleme effizient zu lösen und Entscheidungsprozesse zu verbessern (Feige, 2016). Diese Verfahren helfen Entscheidungsträgern sich, zwischen verschiedenen Alternativen zu entscheiden, indem sie Kompromisslösungen aufzeigen, bis eine gute oder gegebenenfalls die beste Lösung ermittelt wird (März et al., 2011). Zu den Optimierungsverfahren gehören die lineare Optimierung (LO), die ganzzahlige oder gemischt-ganzzahlige Optimierung, die nichtlineare Optimierung (NLO), die stochastische Optimierung und die dynamische Optimierung (Feige, 2016).
März et al. (2011, S. 21) definieren die Optimierung wie folgt: „Prinzipiell geht es bei allen mathematischen Verfahren der linearen und nicht linearen Optimierung darum, geeignete mathematische Ansätze zu finden, die mit minimalem Aufwand neue Suchschritte in Richtung der minimalen oder maximalen Lösung eines vorgegebenen analytischen Ziels mit Nebenbedingungen ermitteln."
Dabei beschreibt IBM (2024) die Schritte zur Lösung eines Problems mit Optimierungsmodellen wie folgt. Zuerst müssen klare Ziele und Variablen, die steuerbar und anpassbar sind, festgelegt werden. Außerdem ist es erforderlich, einen mathematischen Ausdruck zu formulieren, in dem Entscheidungsvariablen definiert sind. Dieser beschreibt das zu maximierende oder zu minimierende Ziel. Im nächsten Schritt müssen die Einschränkungen, oft als constraints be-

zeichnet, identifiziert werden. Einschränkungen sind alle Werte, die eine Entscheidungsvariable begrenzen können, z. B. eine Ressourcenbeschränkung. Nachdem dieser Grundstein gebaut ist, wird im nächsten Schritt eines der Optimierungsverfahren ausgewählt, wobei die Auswahl von der Art der Einschränkungen oder auch der Abhängigkeit der verschiedenen Variablen abhängt. Anschließend müssen alle erforderlichen Daten erhoben werden, falls diese noch nicht automatisch durch die Problemursache erhoben wurden. Daraufhin können die vorherigen Schritte kombiniert werden, um ein Modell zu erstellen, das das Optimierungsproblem beschreibt und durch eine Software gelöst werden kann**.** Am Ende bleibt die Interpretation der Ergebnisse, durch die Betrachtung der Werte der Entscheidungsvariablen und deren Einfluss auf die Zielfunktion, wodurch das bestmögliche Ergebnis erzielt wird. (IBM, 2024)

Nun stellt sich noch die Frage, welche Gegebenheiten des Problems welches Optimierungsverfahren erfordern. Die LO wird für lineare Optimierungsprobleme verwendet, wobei ein Modell erstellt wird, bei dem Nebenbedingungen und die Zielfunktion durch lineare Funktionen der Entscheidungsvariablen darstellbar sind (Müller-Funk und Kathöfer, 2017). Ein Vorteil ist, dass die LO auf „große“ Probleme anwendbar ist, die eine Vielzahl von Variablen und Nebenbedingungen haben und trotzdem eine akzeptable Lösung bieten (Nickel et al., 2022). Dabei lässt sich diese Methode laut Nickel et al. (2022) noch weiter eingrenzen. Wird bei der LO gefordert, dass alle Variablen ganzzahlig, natürlich oder binär sein dürfen, erhält man die ganzzahlige LO. Müssen alle Variablen ganzzahlig sein, spricht man von der ganzzahligen Optimierung und wenn sowohl ganzzahlige als auch kontinuierliche Variablen auftreten dürfen, spricht man von der gemischt-ganzzahligen Optimierung. (Nickel et al., 2022)

NLO beschreibt die Suche nach einer optimalen Lösung, bei der mindestens die Zielfunktion oder eine Nebenbedingung nicht linear ist oder die Variablen miteinander in Abhängigkeit stehen (Zimmermann, 2020). Die NLO wird verwendet, wenn ein Problem durch LO nicht beschreibbar ist (Nickel et al., 2022). Beispiele für nicht-lineare Systeme sind häufig anzutreffen, die Verdopplung der Düngermenge verdoppelt nicht unbedingt den Ertrag oder eine doppelte Rechenleistung halbiert nicht zwingend die Rechenzeit (Carter et al., 2019).

Bei der stochastischen Optimierung werden Probleme behandelt, die Ungewissheit oder zufälligen Ereignissen unterliegen, wobei die Zielfunktion und die Nebenbedingung durch zufällige Variablen beeinflusst werden, was den Lösungsprozess komplexer darstellt (IBM, 2024). Als Verdeutlichung beschreibt Clason (2023) die stochastische Optimierung am Beispiel eines Trafikanten. Er muss am Vortag Tageszeitungen bestellen, um diese verkaufen zu können, wobei der Einkaufspreis geringer ist als der Verkaufspreis. Um nun den Verlust zu minimieren, müsste er wissen, wie hoch die Nachfrage ist, da die Zeitungen am nächsten Tag nicht mehr verkauft werden. Allerdings handelt es sich bei der Nachfrage um einen stochastischen Wert, der im Vorhinein nicht bekannt ist. Somit muss die Nachfrage als Zufallswert angenommen werden. (Clason, 2023)

Dynamische Optimierungsprobleme sind Entscheidungsfragen, die nicht isoliert sind, also Konsequenzen für zukünftige Entscheidungen oder Systeme mit sich bringen (Nickel et al., 2022). Laut Müller-Funk und Kathöfer (2017) können die Charakteristika eines dynamischen Optimierungsproblems wie folgt dargestellt werden:

- Es handelt sich um Zustände die in Stufen, meist im zeitlichen Sinne, angeordnet werden.
- Es handelt sich um Entscheidungen, die zu einem neuen Zustand in der nächsten Stufe führen.
- Der Wert, dessen Optimierung angestrebt wird, ist die Summe der stufenweise angeordneten Zustände.

Laut Nickel et al. (2022) kann das dynamische Problem mithilfe des Beispiels eines Langestreckenläufers verdeutlicht werden. Der Läufer kann viele Entscheidungen treffen, die verhindern können, dass er sein Ziel erreicht. Läuft er am Anfang zu schnell, wird er das Tempo nicht halten und am Ende verlieren. Ist er am Anfang zu langsam, wird der Abstand zu groß und er kann die anderen Läufer nicht einholen. Er muss die Strecke daher stufenweise anordnen und sein Laufverhalten je nach Leistung der Konkurrenz, eigener Möglichkeiten und gegebenenfalls der Strecke anpassen. (Nickel et al., 2022)

2.2.6 Bereiche der Produktionslogistik mit Entscheidungsunterstützung

In der Produktionslogistik sind fundierte und schnelle Lösungen für Nicht-Routine-Entscheidungen von zentraler Bedeutung, um komplexe Prozesse zu optimieren und den steigenden Anforderungen an die Flexibilität und Effizienz gerecht zu werden (Feige, 2016). Auch die Fähigkeit, Entscheidungen unter künftigen, nicht vollständig prognostizierbaren Bedingungen zu treffen, muss laut Feige (2016) berücksichtigt werden. EUM spielen hierbei eine wesentliche Rolle, da sie es Unternehmen ermöglichen, große Datenmengen aus verschiedenen Quellen zu analysieren und daraus Entscheidungsalternativen zu erstellen (Chopra et al., 2014). Sie helfen dabei, Unsicherheiten zu reduzieren und Prozesse wie die Kapazitätsplanung oder das Bestandsmanagement präziser zu gestalten (Feige, 2016).

Wie bereits in den Abschnitten 2.1.1 bis 2.1.4 erläutert, ist die Produktionslogistik durch datenintensive Bereiche wie den Materialfluss, das Lager- und Bestandsmanagement, die Kapazitäts- und Ressourcenplanung, sowie die PPS geprägt (Arnold und Furmans, 2019; Bauer, 2021). EUM kommen in all diesen Bereichen zum Einsatz, um Abläufe effizienter zu gestalten und die Ressourcen bestmöglich zu nutzen (Steven, 2015). Beispielsweise ermöglichen sie in der Lager- und Bestandsverwaltung die Überwachung und Steuerung von Beständen sowie die Implementierung von JIT-Konzepten, um Lagerkosten zu reduzieren (Chopra et al., 2014). Die Fortschritte in der Digitalisierung haben die Einsatzmöglichkeiten von EUM erweitert, denn

Technologien wie Echtzeit-Datenanalysen und automatisierte EUM tragen dazu bei, sowohl die Geschwindigkeit als auch die Genauigkeit der Entscheidungen zu verbessern (Bauer, 2021). In der Produktionsplanung unterstützen EUM die Optimierung von Kapazitäten und Terminen, was zu einer besseren Ressourcennutzung und einer höheren Effizienz führt (Arnold und Furmans, 2019).

Hierfür ist es jedoch notwendig, zu verstehen, welche Fragestellungen in der Produktionslogistik aufkommen und mit welchen EUM diese beantwortet werden können. Deswegen wird eine systematische Literaturrecherche in Abschnitt 3 durchgeführt, um diese Fragestellungen und EUM zu identifizieren und zu analysieren.

3 Einsatz von Entscheidungsunterstützungsmethoden in der Produktionslogistik

In Abschnitt 2.2.6 wurden die Bereiche der Produktionslogistik aufgezeigt, in denen EUM eine Unterstützung bieten. Dafür ist es jedoch notwendig die spezifischen Fragestellungen, also zentralen Probleme bzw. Herausforderungen der Produktionslogistik, die durch EUM beantwortet werden können, zu verstehen. Um diese Zuordnung zu realisieren, wird in diesem Abschnitt der Ansatz der systematischen Literaturrecherche nach vom Brocke et al. (2009) verfolgt. Zunächst wird das methodische Vorgehen beschrieben, welches die Grundlage der Analyse bildet. Dabei wird erläutert, wie die Literaturrecherche geplant und durchgeführt wird und welche Methoden zur Suche und Auswahl relevanter Literatur genutzt werden können (Abschnitt 3.1). Aufbauend auf diesen methodischen Grundlagen erfolgt in Abschnitt 3.3 die Untersuchung der Fragestellungen in der Produktionslogistik, die sich durch den Einsatz von EUM beantworten lassen.
Dazu wird in Abschnitt 3.2 zunächst durch die systematische Literaturrecherche relevante Literatur gesammelt. Dies erfolgt durch eine Recherche in verschiedenen Datenbanken unter Verwendung von Schlüsselwörtern sowie Einschluss- und Ausschlusskriterien. Anschließend wird die Synthese der Literatur durchgeführt. Diese erfolgt durch die Identifikation der Fragestellungen (Abschnitt 3.3.1) sowie der Bestimmung der in der Produktionslogistik verwendeten EUM (Abschnitt 3.3.2). In Abschnitt 3.3.3 erfolgt dann die Zusammenführung der Ergebnisse, um eine fundierte Zuordnung der untersuchten EUM zu den identifizierten Fragestellungen der Produktionslogistik, zu ermöglichen.

3.1 Methodik der systematischen Literaturrecherche

Laut vom Brocke et al. (2009) ist die systematische Literaturrecherche ein zentraler Bestandteil der wissenschaftlichen Arbeit. Sie zielt darauf ab, relevante Quellen für ein untersuchtes Thema zu finden und ermöglicht eine umfassende Übersicht über den aktuellen Forschungsstand. Zudem verhindert eine systematische Literaturrecherche, dass bereits behandelte Forschungsaspekte erneut untersucht werden. Dabei betonen vom Brocke et al. (2009) die methodische Strenge und Nachvollziehbarkeit des Prozesses, um valide und zuverlässige Ergebnisse zu erzielen.
Bevor die Literaturrecherche beginnt, ist es erforderlich, sich mit den eigenen Forschungszielen und der geplanten Methodik zu befassen. Dazu bietet sich die Taxonomie nach Cooper (1988) an, deren Aspekte zur Klassifizierung in Tabelle 3.1 dargestellt sind.

Tabelle 3.1: Taxonomie von Literatur-Reviews in Anlehnung an Cooper (1988, S. 109)

Eigenschaft	**Ausprägungen**			
Fokus	Ergebnisse	Methoden	Theorien	Anwendung
Ziele	Integration	Kritisieren		Herausforderungen
Perspektive	neutrale Darstellung		Einnahme einer Position	
Abdeckung	vollständig	vollständig selektiv	repräsentativ	zentral
Organisation	historisch	konzeptuell		methodisch
Zielgruppe	Fachleute	Wissenschaft	Praxis/Politik	Öffentlichkeit

Die sechs Eigenschaften umfassen die in Tabelle 3.1 dargestellten Ausprägungen zur eigenen Einordnung. Der Fokus liegt auf der Art des Materials bzw. der Literatur, auf die während der Arbeit Bezug genommen wird. Die Ziele lassen sich in drei Kategorien unterteilen, wobei die Integration verschiedene Literaturen von Autoren vergleicht. Die Kritik bewertet das Werk der Autoren anhand zuvor definierter Kriterien. Herausforderungen beziehen sich auf Forschungsfragen der Vergangenheit und Zukunft oder auf Probleme, die den Fortschritt verhindern, um diese zu analysieren und daraus Rückschlüsse zu ziehen. Dabei kann eine neutrale Perspektive eingenommen werden, die existierende Literatur zusammenfasst oder es wird eine Position vertreten, um diese zu verteidigen. Die Abdeckung beschreibt den Grad der Nutzung aller existierenden Quellen zu einem Themengebiet. Diese Quellen können historisch dargestellt werden, um z. B. einen Fortschritt zu veranschaulichen. Bei einer konzeptionellen Organisation werden Quellen, die eine selbe Idee verfolgen, gemeinsam betrachtet. Bei einer methodischen Organisation werden Literaturen behandelt, die derselben Methodik folgen. Zuletzt bleibt die Zielgruppe, die durch die Arbeit adressiert wird. Diese können aus Fachleuten eines Forschungsgebiets, der allgemeinen Wissenschaft und Praxis oder der allgemeinen Öffentlichkeit bestehen. (Cooper, 1988)

Nach der Einordnung in die Taxonomie wird die Literaturrecherche durchgeführt. Das Vorgehen der systematischen Literaturrecherche nach vom Brocke et al. (2009), lässt sich in fünf Schritte unterteilen, die in Abbildung 3.1 dargestellt sind. Der erste Schritt besteht darin, den Umfang der Recherche zu definieren. Dabei wird festgelegt, welche Themenbereiche abgedeckt und welche Grenzen für die Untersuchung gezogen werden. Dies schafft eine klare Fokussierung und dient als Basis für die weiteren Schritte. Anschließend erfolgt die Konzeption der Literaturrecherche, in der die methodische Grundlage der Recherche geschaffen wird. Dafür werden geeignete Schlüsselwörter entwickelt, die zentrale Begriffe des Forschungsfeldes abdecken. Diese Schlüsselwörter bestimmen maßgeblich die Effizienz und Präzision der Literaturrecherche. Zudem wird festgelegt, welche wissenschaftlichen Datenbanken, Konferenzen oder Zeitschriften für die Recherche genutzt werden. (vom Brocke et al., 2009)

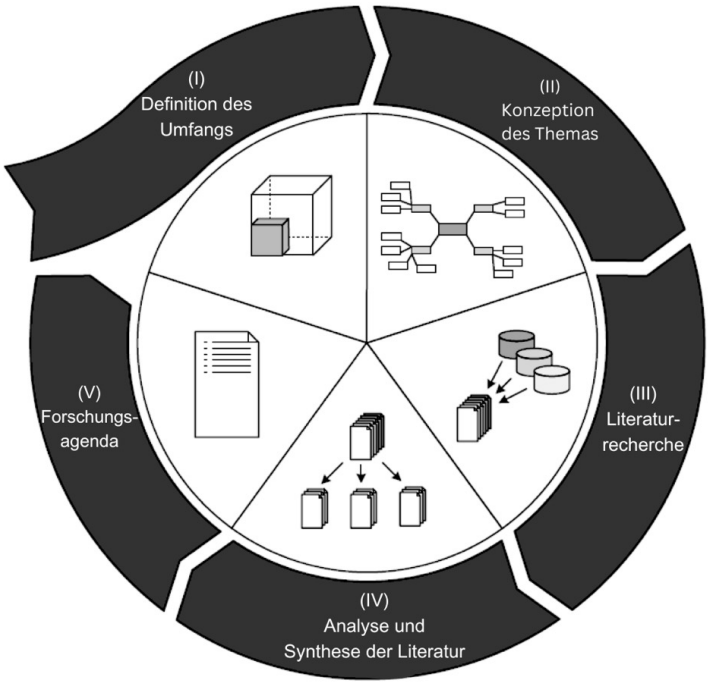


Abbildung 3.1: Modell der Literaturrecherche in Anlehnung an vom Brocke (2009, S. 6)

Die Durchführung der Literaturrecherche ist der nächste Schritt und basiert auf verschiedenen Methoden. Bei der Schlagwortsuche werden die zuvor definierten Schlüsselwörter verwendet, um relevante Artikel zu identifizieren. Diese Suche wird durch die Einschluss- und Ausschlusskriterien eingegrenzt. Zu diesen Kriterien zählen unter anderem das Erscheinungsjahr, die Sprache und die thematische Einteilung der Quelle. Darauf folgt die Durchsicht der gefundenen Literatur, indem der Abstract oder die gesamte Quelle gelesen wird, um zu bestätigen, dass sie relevant ist. Basierend auf den Ergebnissen der Schlagwortsuche fungiert die Rückwärts- und Vorwärtssuche, die genutzt werden, um weitere Quellen aus einer bereits gefundenen, zu identifizieren. Die Rückwärtssuche nutzt Referenzen der gefundenen Quelle, um weitere zu finden, während die Vorwärtssuche sich darauf konzentriert Quellen zu finden, die die gefundene Quelle zitieren, wodurch die Möglichkeit besteht die aktuelle Entwicklung des Themas zu erfassen. Es ist erforderlich, die dadurch gefundenen Quellen auch auf ihre Relevanz zu überprüfen. (vom Brocke et al., 2009)

Nachdem die Ergebnisse der Literaturrecherche selektiert worden sind, folgt die Synthese der Literatur. In der Synthese werden die gesammelten Ergebnisse analysiert, zusammengeführt und interpretiert. Dazu werden zunächst Themen und Kategorien identifiziert, um Gemeinsamkeiten und Unterschiede zwischen den Literaturen herauszuarbeiten. Anschließend werden Verknüpfungen zwischen den Erkenntnissen hergestellt und die Qualität der Quellen kritisch bewertet. Hierfür bewährt sich die Konzeptmatrix als übersichtliches Schaubild, um die verschiedenen Themen systematisch zu strukturieren. Das Ziel ist, ein schlüssiges Gesamtbild zu erstellen. Als letzter Schritt folgt die Entwicklung einer Forschungsagenda, wobei auf Basis

der identifizierten Wissenslücken, eine Strategie für künftige Forschungen entwickelt wird. Es wird festgelegt, was bereits bekannt ist, welche Bereiche nicht ausreichend untersucht worden sind und was als Nächstes untersucht werden sollte. (vom Brocke et al., 2009)
Zudem wurde die Methodik des morphologischen Kastens bzw. der Zwicky-Box nach Bitzer et al. (2019) angewandt. In dieser tabellarisch aufgebauten Box wird jeder relevante Aspekt durch eine Dimension in Form einer Zeile formuliert. Die jeweiligen Ausprägungen der einzelnen Dimensionen werden dann ebenfalls in der gleichen Zeile vermerkt. Dafür muss für den Aufbau eines solchen morphologischen Kastens zunächst die Forschungsfrage bzw. die Absicht, nach der geforscht wird, klar formuliert werden. Daraufhin werden die Dimensionen festgelegt, anhand derer die Analyse durchgeführt werden soll. Anschließend werden zu jeder dieser Dimensionen relevante Ausprägungen aufgelistet, welche die Dimensionen detaillierter darstellen. Auf diese Weise entsteht eine Matrix, die für die Fragestellung und die Forschungsabsicht verwendet werden kann. Zudem wurde diese Methodik angewandt, da damit eine Analyse der komplexen und multidimensionalen Forschungsthematik ermöglicht und vereinfacht wird. Innerhalb dieser Arbeit und der bearbeiteten Thematik wurden für den morphologischen Kasten die in Abbildung 3.2 ersichtlichen Dimensionen und Ausprägungen gewählt.

3.2 Durchführung der Literaturrecherche

Im Folgenden werden, wie eingangs in Abschnitt 3.1 erläutert, die in vom Brocke et al. (2009) spezifizierten Forschungsmethoden der systematischen Literaturrecherche durchgeführt. Der erste Schritt bestand darin, die eigene Arbeit in der Taxonomie nach Cooper (1988) einzuordnen. Hierzu wird die in Abschnitt 3.1 aufgeführte Tabelle 3.1 nochmals dargestellt, wobei die gewählten Ausprägungen farblich hinterlegt sind.

Tabelle 3.2: Taxonomie der Arbeit

Eigenschaft	Ausprägungen			
Fokus	Ergebnisse	Methoden	Theorien	Anwendung
Ziele	Integration	Kritisieren		Herausforderungen
Perspektive	neutrale Darstellung		Einnahme einer Position	
Abdeckung	vollständig	vollständig selektiv	repräsentativ	zentral
Organisation	historisch	konzeptuell		methodisch
Zielgruppe	Fachleute	Wissenschaft	Praxis/Politik	Öffentlichkeit

Der Fokus dieser Arbeit wird auf die Methoden gelegt, da eingesetzte EUM systematisch untersucht, bewertet und klassifiziert werden. Das Ziel wird in die Integration eingeordnet. Die

Gründe dafür sind sowohl die systematische Untersuchung als auch die strukturierte Übersicht und Ordnung der bestehenden Literatur. Ein weiterer Grund ist die darauf aufbauende Darstellung der Relevanz und Anwendbarkeit der verschiedenen Methoden. Es wird eine neutrale Darstellung angewandt, um Objektivität und wissenschaftliche Unvoreingenommenheit zu garantieren, während das Forschungsthema repräsentativ durch die wichtigsten und einflussreichsten Studien vorgestellt wird. Zuletzt soll die Arbeit der Wissenschaft dienen, denn diese Arbeit richtet sich an Forschende und Studierende, die einen Überblick über bestehende EUM in der Produktionslogistik erhalten möchten.

Nach der Klassifizierung der Arbeit wird als Nächstes die systematische Literaturrecherche nach vom Brocke (2009) durchgeführt. Der erste Schritt bestand darin, den Umfang der Recherche zu definieren. Der Zeitraum der Untersuchung wird dabei auf die Jahre 2018 bis 2025 beschränkt, um die Aktualität der Forschung zu sichern und den technologischen Fortschritt bezüglich der EUM zu berücksichtigen. Außerdem würde eine größere Zeitspanne die Arbeit unübersichtlich machen und möglicherweise irrelevante oder nicht mehr aktuelle Studien einbeziehen. Zur Durchführung wurden die beiden Datenbanken Elsevier Scopus (Scopus) und Web of Science Core Collection (WoS) genutzt, denn zum einen wird die Online-Verfügbarkeit der Literaturen sichergestellt, um die Reproduzierbarkeit zu gewährleisten. Zum anderen sind diese Datenbanken die umfangreichsten mit von Experten begutachteten Literaturen (Espinoza-Torres und Segarra-Oña, 2022). Die Sprachen der Literaturen werden grundsätzlich auf Deutsch und Englisch begrenzt, da diese beiden Sprachen im Kompetenzbereich liegen. Die Aus- und Einschlusskriterien der Themengebiete der gefundenen Literaturen werden gewählt, sobald die ersten Ergebnisse der Suche ermittelt wurden. Zuvor muss nämlich ein geeigneter „Suchstring“, welcher eine Kombination aus Schlüsselwörtern ist, die das Gebiet des Forschungsthemas grob abdecken, gewählt werden.

Als Schlüsselwörter für die Recherche werden für den Aspekt der EUM die Begriffe „decision support“, „Decision support system*“, „decision making“ und „DSS“ verwendet, um mehrere Formulierungsarten, die auf EUM zurückführen könnten, einzubeziehen. Außerdem wird im Hintergrund der Arbeit der Begriff „production logistic*“ als Schlüsselwort genutzt, um den Bereich der EUM einzugrenzen. Der sich ergebende Suchstring sieht durch die Kombination wie folgt aus: („decision support“ OR „Decision support system*“ OR „decision making“ OR „DSS“) AND („production logistic*“). Die Anführungszeichen werden gesetzt, damit ein Schlüsselwort aus mehreren Wörtern als ganzer Begriff gesucht wird. Der Operator „*“ schließt Begriffe mit ein, deren Endung weiter gefasst ist als die des Schlüsselwortes. So kann auch der Plural eines Begriffs in die Suche eingebunden werden. Der boolesche Operator „OR“ dient dazu, ein Ergebnis einzubeziehen, das eines der vier Schlüsselwörter bezüglich der EUM vorweist. Der Operator „AND“ sorgt dafür, dass ein Ergebnis angezeigt wird, wenn jedes der damit verbundenen Schlüsselwörter zu finden ist. Der Suchstring führt somit zu einem Ergebnis, wenn

eines der Schlüsselwörter zu den EUM in Verbindung mit dem Schlüsselwort „production logistic“ gefunden wird.

Der nächste Schritt besteht darin, eine Suchanweisung für den oben genannten Suchstring zu wählen. Es wurde die Suchfunktion „Article title, Abstract, Keywords“ gewählt, damit keine relevante Literatur vernachlässigt wird, die im Titel nicht zu einem Ergebnis durch den Suchstring führt. Ein Titel könnte sich bspw. auf die Lösung von Problemen der Produktionslogistik beziehen, was bei dem gewählten Suchstring zu keinem Ergebnis führen würde, sich inhaltlich allerdings mit dem Thema der EUM als Lösung dieser Probleme befassen könnte.

Die erste Suche mit dem Suchstring ergab in Scopus eine Sammlung von 138 Quellen und in WoS wurden 68 Quellen gefunden. Das Einschlusskriterium des Erscheinungsjahrs begrenzte die Ergebnisse in Scopus auf 92 Literaturen und in WoS auf 50. Die erfassten relevanten und irrelevanten Themenbereiche werden in Tabelle 3.3 dargestellt.

Tabelle 3.3: Relevante und irrelevante Themenbereiche der verwendeten Datenbanken

Datenbank	**relevant**	**irrelevant**
Scopus	„Engineering“, „Computer Science“, „Decision Science“, „Business, Management and Accounting“, „Economics, Econometrics and Finance“ und “Energy”	„Mathematics“, „Social Sciences“, „Environmental Science“, „Physics and Astronomy“, „Chemical Engineering“, „Arts and Humanities“, „Neuroscience”, “Earth and Planetary Sciences”, “Medicine” und “Materials Science”
WoS	Alle Themen im Bereich Engineering und Computer Science, „Operations Research Management Science“, „Automation Control Systems“, „Management“, „Business“, „Economics“, „Transportation“	Alle Themen im Bereich der Mathematik, „Telecommunications“, „Environmental Studies“, „Environmental Sciences“, „Green Sustainable Science Technology“, “Business”, “Education Scientific Disciplines”, “Neurosciences”, “Social Sciences Interdisciplinary”, “Multidisciplinary Sciences”, “Materials Science Multidisciplinary”, “Toxicology”.

Die Auswahl der relevanten Themenbereiche sichern, dass die Themen, die direkt in Bezug zur Produktionslogistik oder den EUM stehen, sowie die Bereiche, die als Ziel der Nutzung der EUM gesehen werden können, inkludiert sind.

Des Weiteren werden die in Tabelle 3.3 dargestellten Themenbereiche in Scopus und WoS ausgeschlossen, da sie nicht zum Themengebiet passen. Außerdem werden bei Scopus die „Book-chapters“ ausgeschlossen, um die Aktualität der Forschung zu gewährleisten, da Bü-

cher insbesondere fundiertes Wissen wiedergeben, der Fokus allerdings auf aktuellen Forschungen liegt. Nachdem die irrelevanten Themengebiete aussortiert wurden, bleiben in Scopus 76 und in WoS 33 Quellen, was zu einer Gesamtanzahl von 109 Quellen führt. Als nächster Schritt mussten einige doppelt vorkommende Literaturen aussortiert werden, da die beiden Datenbanken viele Überschneidungen aufweisen. Nach der Sortierung bleiben 78 Quellen, die als Nächstes auf ihren Inhalt überprüft werden, um weitere Literatur ausschließen zu können. Dabei werden die Titel, Abstracts und Keywords durchgearbeitet, um zu überprüfen, ob diese thematisch zur Arbeit passen und aussortiert, falls dies nicht der Fall ist. Nach der Aussortierung nicht passender Literaturen verblieben 32 Quellen. Allerdings waren vier dieser Literaturen hinter einer Paywall und waren somit nicht frei zugänglich. Zur Sicherstellung genügend relevanter Bezüge wurden in drei der 28 Quellen eine Rückwärtssuche mit jeweils einem Ergebnis durchgeführt und in einer Quelle eine Vorwärtssuche, wodurch die endgültige Literaturanzahl, auf die sich die folgende Analyse bezieht, 32 beträgt. Zu beachten ist, dass bei der Vor- und Rückwärtssuche einzig das Einschlusskriterium der Quellen gilt, die ab dem Jahr 2018 erschienen sind. Aufgrund der Untersuchung zitierter Quellen aus der bereits gefundenen Quelle kann davon ausgegangen werden, dass die Literatur, die durch eine Vor- oder Rückwärtssuche gefunden wird, sich im selben Themenbereich befindet.
Diese Literaturen wurden im nächsten Schritt inhaltlich untersucht, um eine Grundlage für die Analyse zu bilden. Außerdem wurden während der inhaltlichen Durcharbeitung, die essenziellsten Themenbereiche, die in den Quellen bearbeitet werden, notiert und der morphologische Kasten gefüllt, um auf dessen Grundlage die Analyse aufzubauen.
Nach der inhaltlichen Durcharbeitung der Literaturen, wurden sechs Quellen ausgeschlossen, da ihr Inhalt nicht dem des Forschungsthemas entsprach. Dabei war das Thema jeder dieser Quellen die Entwicklung bzw. Anwendung einer EUM für autonome Systeme, wodurch keine Entscheidungsunterstützung für einen Entscheidungsträger bestand, was in dieser Arbeit vertieft wird. Somit basiert die folgende Analyse auf insgesamt 26 Quellen. In Tabelle 3.4 sind die Autoren, Titel, Dokumentarten, Erscheinungsjahre und Informationen darüber, wo die Quelle veröffentlicht wurde, zu erkennen. Außerdem ist in der Spalte „Kürzel“ ein Buchstabe zu erkennen, der zu jeweils einer Literatur zugeordnet wurde. Dieses Kürzel wird im Verlauf dieser Arbeit vor allem in tabellarischen Darstellungen genutzt, um diese übersichtlicher zu gestalten.

Tabelle 3.4: Daten der analysierten Quellen

Autor (Jahr)	Titel	Dokumentart	Kürzel	Erschienen in
Wikarek et al., (2018)	A constraint-based framework for scheduling problems	Konferenzbeitrag	A	ACIIDS 2018
Jeong et al., (2020)	A design of Digital Twins for supporting decision-making in production logistics	Konferenzbeitrag	B	WSC 2020
Liu et al., (2020A)	A framework of data-driven dynamic optimisation for smart production logistics	Konferenzbeitrag	C	APMS 2020
Qiao et al., (2022)	Analysis of logistics linkage by Digital Twins technology and lightweight deep learning	Artikel	D	Hindawi Limited
Flores-García et al., (2020)	Analyzing the characteristics of Digital Twin and discrete event simulation in cyber physical systems	Konferenzbeitrag	E	APMS 2020
Lăzăroiu et al., (2022)	Artificial intelligence-based decision-making algorithms, Internet of Things sensing networks, and sustainable cyber-physical management systems in big data-driven cognitive manufacturing	Artikel	F	Oeconomia Copernicana
Zhang et al., (2022)	Big data-enabled intelligent synchronisation for the complex production logistics system under the opti-state control strategy	Artikel	G	International Journal of Production Research

Autor (Jahr)	Titel	Dokumentart	Kürzel	Erschienen in
Hauge et al., (2020)	Digital and physical testbed for production logistics operations	Konferenzbeitrag	H	APMS 2020
Zhang et al., (2024A)	Digital twin and blockchain-enabled trusted optimal-state synchronized control approach for distributed smart manufacturing system in social manufacturing	Artikel	I	Journal of Manufacturing Systems
Pan et al., (2021)	Digital Twin based real-time production logistics synchronization system in a multi-level computing architecture	Artikel	J	Journal of Manufacturing Systems
Hong et al., (2024)	Digital Twin-based cross-enterprise production-delivery synchronization in a highly dynamic environment	Artikel	K	Computers and Industrial Engineering
Zhang et al., (2024B)	Digital Twin-based multi-granularity synchronisation for production-warehousing under batch processing mode	Artikel	L	International Journal of Production Research
Tao et al., (2018)	Digital Twin-driven product design, manufacturing and service with big data	Artikel	M	International Journal of Advanced Manufacturing Technology
Jiang et al., (2020)	Digital-Twin-based implementation framework of production service system for highly dynamic production logistics operation	Artikel	N	IET Collaborative Intelligent Manufacturing
Pan et al., (2021)	Digital-Twin-driven production logistics synchronization system for vehicle routing problems with pick-up and delivery in industrial park	Artikel	O	International Journal of Computer Integrated Manufacturing

Autor (Jahr)	Titel	Dokumentart	Kürzel	Erschienen in
Liu et al., (2020B)	Discrete event-driven model predictive control for real-time work-in-process optimization in serial production systems	Artikel	P	Journal of Manufacturing Systems
Zhang et al., (2024C)	Dynamic multi-objective opti-state decision-making method for intermittent synchronized production operation system	Konferenzbeitrag	Q	APMS 2024
Hauge et al., (2020)	Employing Digital Twins within production logistics	Konferenzbeitrag	R	ICE/ITMC 2020
Zhang et al., (2024D)	Enhancing trusted synchronization in open production logistics: A platform framework integrating blockchain and Digital Twin social manufacturing	Artikel	S	Advanced Engineering Informatics
Nagulpelli et al., (2019)	Integrated traditional and additive manufacturing production profitability model	Konferenzbeitrag	T	NAMRC 2019
Zhao et al., (2020)	IoT edge computing-enabled collaborative tracking system for manufacturing resources in industrial park	Artikel	U	Advanced Engineering Informatics
Ling et al., (2024)	Manufacturing task data chain-driven production logistics trajectory analysis and optimization decision making method	Artikel	V	Advances in Manufacturing
Yi et al., (2023)	Production logistics in industry 3.X: bibliometric analysis, frontier case study, and future directions	Artikel	W	MDPI

Autor (Jahr)	Titel	Dokumentart	Kürzel	Erschienen in
Luo et al., (2019)	Synchronized scheduling of make to order plant and cross-docking warehouse	Artikel	X	Computers and Industrial Engineering
Makarova et al., (2018)	The concept of the decision support system to plan the reverse logistics in automotive industry	Konferenzbeitrag	Y	SoftCOM 2018
Zafarzadeh et al., (2023)	Data-driven production logistics: Future scenario in two swedish companies based on discrete event simulation	Konferenzbeitrag	Z	APMS 2023

3.3 Analyse der Ergebnisse

Die Analyse beginnt mit den identifizierten Fragestellungen, die behandelt wurden. Dabei werden die Ergebnisse dargestellt sowie die Unterschiede und Gemeinsamkeiten analysiert und interpretiert (Abschnitt 3.3.1). Als Nächstes werden in Abschnitt 3.3.2 die genutzten EUM aufgezeigt, wobei die Funktionsweise und Art der EUM in Betracht gezogen werden. Ziel des letzten Abschnitts dieser Analyse ist es, die erörterten EUM zu den identifizierten Fragestellungen zu kategorisieren, um zu analysieren, ob sich Trends erkennen lassen und welche EUM in welchen Bereichen der Produktionslogistik welchen Fragstellungen zugeordnet werden können (Abschnitt 3.3.3). Die Darstellung der Ergebnisse basiert dabei auf dem in Abschnitt 3.1 bereits eingeführten Prinzip des morphologischen Kastens. Dieser wird genutzt, um die Analyse zu strukturieren und die Ergebnisse mithilfe des Kastens zu bewerten. In der folgenden Abbildung 3.2 wird dieser Kasten mit seinen Dimensionen und möglichen Ausprägungen dargestellt. Dabei ist zu erkennen, dass die einzelnen Ausprägungen farblich hinterlegt sind. Mithilfe der darunter liegenden Farbskala ist es möglich, diesen Ausprägungen die Anzahl von Vorkommnissen in den analysierten Literaturen zuzuordnen. Der morphologische Kasten ermöglicht eine strukturierte Analyse durch die Dimensionen und Ausprägungen und dient insbesondere der quantitativen Darstellung der Analyseergebnisse. Dadurch lassen sich Trends, also häufige Vorkommnisse in untersuchten Quellen, aus denen eine Neigung zu einem bestimmten Thema abgeleitet werden kann, identifizieren.
Aufbauend auf dieser strukturierten Analyse wird zuerst untersucht, welche spezifischen Herausforderungen und Fragestellungen sich in der Produktionslogistik ergeben. Abschnitt 3.3.1 betrachtet daher die zentralen Fragestellungen, die in den Quellen erörtert werden konnten, und behandelt ihre Arten, Unterschiede und Gemeinsamkeiten.

Dimension	Mögliche Ausprägungen					
Bereich der Fragestellung	Lager- und Bestandsmanagement	PPS	Materialfluss	Kapazitäts- und Ressourcenmanagement		
Datenquellen	CPS (ERP, MES usw.)	Big Data	IoT & Sensoren	Echtzeitüberwachung		
EUM	Heuristik	Optimierung	Daten	Simulation		
Technologische Basis	Simulationstools	Blockchain	KI & Maschinelles lernen	Datenmanagement	digitaler Zwilling	
Nutzeneffekte	Effizienzsteigerung	Kostenreduktion	höhere Planungssicherheit	Nachhaltigkeit		
Nutzungstyp	Hybrid			Einzeln		
Datenverfügbarkeit	Echtzeitdaten		Batch-Updates		Historische Daten	
Zeitplanung	Kurzfristig		Mittelfristig		Langfristig	
Ressourcennutzung	Materialeffizienz		Energieeffizienz		Nachhaltige Ressourcennutzung	
Fragestellungstyp	Scheduling	Dynamische Störungen	Ressourcennutzung	Datenanalyse	Prozesssteuerung	Fehlererkennung und -behebung

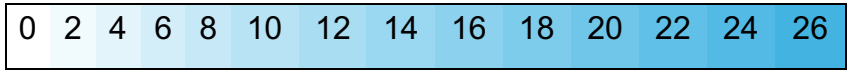


Abbildung 3.2: morphologischer Kasten mit seiner Farbskala

3.3.1 Fragestellungen der Produktionslogistik

Wie in Abschnitt 3.1 beschrieben, widmet sich dieser Abschnitt nach der Literaturrecherche der Präsentation und Interpretation der Ergebnisse aus den 26 inhaltlich untersuchten Literaturen, um die Arten der Fragestellungen, die in der Produktionslogistik auftauchen, zu analysieren. In dem morphologischen Kasten (Abbildung 3.2) ist zu erkennen, dass sich die Analyse auf vier Bereiche der Produktionslogistik beschränkt. Darunter fallen das Lager- und Bestandsmanagement, die PPS, der Materialfluss und das Kapazitäts- und Ressourcenmanagement. Zu diesen Bereichen wurden die Quellen den im morphologischen Kasten genannten Ausprägungen zugeordnet und in Tabelle 3.5 danach sortiert. Dabei ist zu beachten, dass die Bezeichnungen der Quellen anhand der Tabelle 3.4 nachvollzogen werden können und wie in Tabelle 3.5 zu erkennen ist, eine Quelle zu mehreren Ausprägungen zugeordnet werden kann. Dies gilt für alle behandelten Dimensionen.

Tabelle 3.5: Einteilung der Quellen zu den einzelnen Produktionslogistikbereichen

Quellen	Bereich der Produktionslogistik	Vorkommnisse
B, D, E, F, G, H, I, L, O, U, V, W, X, Y, Z	Materialfluss	15
H, J, O, P, Y,	Lager- und Bestandsmanagement	5
A, B, C, E, G, I, J, K, Q, R, S, T, V, Z	PPS	14
A, B, C, D, E, F, H, I, L, M, N, O, P, Q, S, T, U, V, W, X, Y, Z	Kapazitäts- und Ressourcenplanung	22

Es ist zu erkennen, dass die höchste Anzahl an Vorkommnissen die Kapazitäts- und Ressourcenplanung aufweist, mit 22 Erwähnungen in den 26 Quellen. Danach folgen der Materialfluss mit 15 und die PPS mit 14 Vorkommnissen. Das Lager- und Bestandsmanagement wird mit fünf Vorkommnissen am wenigsten erwähnt. Ein Ergebnis der Tabelle 3.5 ist, dass die einzelnen Bereiche miteinander in Verbindung stehen. Die Quellenbezeichnungen zeigen, dass die meisten Literaturen Fragestellungen aus mehreren Bereichen der Produktionslogistik behandeln bzw. dass die Fragestellungen bereichsübergreifend vorkommen. Die Häufigkeit der Vorkommnisse der Kapazitäts- und Ressourcenplanung lässt darauf schließen, dass dieser Bereich die meisten Herausforderungen in der Produktionslogistik bietet. Die Analyse der Quellen hat ergeben, dass dies auf die steigende Komplexität der Produktionsprozesse zurückzuführen ist. Aus der Analyse ergibt sich die Notwendigkeit der Individualisierung der Produkte auf bestimmte Kundenanforderungen als meistgenannter Auslöser für die steigende Komplexität,

denn es entwickelt sich der Trend, die Produktion von der Massenfertigung zu kleinen Chargen mit vielen Produktvariationen umzuwandeln. Diese Trends sind beispielsweise in Zhang et al. (2024A) und Ling et al. (2024) zu erkennen.

Der Materialfluss weist ebenfalls eine hohe Anzahl an Vorkommnissen auf und scheint somit eine zentrale Rolle der Produktionslogistik zu sein. Das zeigt, dass eine effiziente Bewegung von Ressourcen bzw. Materialien Herausforderungen bietet und essenziell ist für ein produzierendes Unternehmen. Der enge Zusammenhang zwischen Materialfluss und Kapazitäts- und Ressourcenmanagement verdeutlicht, dass eine synchronisierte Planung von Ressourcen sowie deren Bewegung und Zuordnung wichtig für eine funktionierende Produktionslogistik ist. Die PPS weist eine vergleichsweise hohe Anzahl an Vorkommnissen auf, was darauf hinweist, dass die effiziente Planung und Steuerung der Produktionslogistikprozesse ebenfalls mit Problemen verbunden ist und gleichzeitig wichtig für die Produktionslogistik ist. Insbesondere in einem komplexen Umfeld durch individualisierte Kundenanfragen und hohe Produktvielfalt, liegt die Vermutung nahe, dass eine präzise Planung ein wichtiger Aspekt ist. Auch dieser Bereich ist eng mit dem Kapazitäts- und Ressourcenmanagement verknüpft, um eine Über- und Unterlastung der Ressourcen zu vermeiden, weswegen es erforderlich ist, die Ressourcen bestmöglich auf die Nachfrage abzustimmen (Zhang et al., 2024A).

Das Lager- und Bestandsmanagement weist eine geringere Anzahl an Vorkommnissen auf, wurde jedoch fünfmal erwähnt. Dies deutet darauf hin, dass die Herausforderungen hier nicht denselben Grad der Komplexität und Wichtigkeit aufweisen, wobei der Grad höher oder niedriger sein kann. Der Bereich ist dennoch ein unverzichtbarer Teil der Produktionslogistik, denn die Analyse zeigt, dass dem Lager- und Bestandsmanagement trotz der geringen Vorkommnisse eine unterstützende Rolle zugeschrieben wird. Nachdem die Bereiche betrachtet wurden, in denen die Fragestellungen vorkommen, geht es im Folgenden um die Fragestellungen selbst. Zur Verdeutlichung wird Tabelle 3.6 dargestellt, die auf der Dimension „Fragestellungstyp“ des morphologischen Kastens basiert.

Tabelle 3.6 bietet eine Übersicht über die Verteilung der Fragestellungstypen innerhalb der betrachteten Quellen. Die Analyse dieser Ergebnisse zeigt ein erhöhtes Vorkommen von Fragestellungen in der Ressourcennutzung mit 18 Vorkommnissen. Direkt danach folgen die Fragestellungen der Datenanalyse mit 15 Vorkommnissen sowie die dynamischen Störungen und Prozesssteuerungen mit jeweils elf Vorkommnissen. Vergleichsweise geringer fallen die Erwähnungen der Scheduling-Fragestellungen mit sechs und die der Fehlererkennung und -behebung mit vier Vorkommnissen aus. Die hohe Anzahl an Quellen, die sich mit der Ressourcennutzung befassen, untermauert die vorherige Erkenntnis, dass die effiziente Verteilung und Nutzung von Ressourcen eine der wesentlichen Herausforderungen in der Produktionslogistik ist. Die hohen Vorkommnisse der Datenanalyse zeigen, dass die Erhebung von Produktions-

Tabelle 3.6: Einteilung der Quellen zu den Fragestellungstypen

Quellen	Fragestellungstyp	Vorkommnisse
A, C, L, O, Q, X	Scheduling	6
B, G, I, J, K, N, O, P, Q, S, W	Dynamische Störungen	11
B, C, D, I, J, K, L, M, O, P, Q, S, T, U, V, X, Y, Z	Ressourcennutzung	18
C, D, F, G, I, M, O, P, S, T, U, V, W, Y, Z,	Datenanalyse	15
B, E, F, H, K, M, N, R, T, V, Z	Prozessteuerung	11
E, H, J, S	Fehlererkennung und -behebung	4

logistikdaten zunehmend an Bedeutung gewinnt. Die Anzahl der Untersuchungen in diesem Bereich lässt vermuten, dass Unternehmen darauf abzielen, verstärkt datenbasierte Systeme zu nutzen, um ihre Prozesse zu optimieren.

Die Prozesssteuerung ist mit der Datenanalyse verknüpft, was anhand der Vorkommnisse in vieler gleichen Quellen zu sehen ist und beschreibt, wie in Abschnitt 2.1.3 erläutert, die aktive Steuerung und Anpassung von Produktionsabläufen. Die Relevanz dieses Fragestellungstyps zeigt die Notwendigkeit von Steuerungsmechanismen auf, die in der Lage sein sollten, auf dynamische Störungen zu reagieren. Dies wird deutlich durch die Anzahl an Vorkommnissen dieser beiden Fragestellungstypen in denselben Quellen, was in Tabelle 3.6 zu erkennen ist. Die dynamischen Störungen und deren Anzahl an Vorkommnissen zeigen, dass die Handhabung von unvorhergesehen Ereignissen und Schwankungen eine Herausforderung für Produktionsprozesse ist. Dazu nennen Zhang et al. (2024C), wie am Anfang dieses Abschnitts aufgeführt, die individuellen Kundenanfragen und Nachfrageschwankungen als Hauptfaktoren dieser dynamischen Störungen.

Scheduling, das die Zeitplanung oder auch Terminplanung für Ressourcen beschreibt (Abschnitt 2.1.4), wird den Ergebnissen zufolge nicht oft als isolierte Fragestellungen betrachtet. Die Durcharbeitung der Literaturen hat gezeigt, dass sie in mehreren Fällen als Teilbereich der Fragestellungstypen „Ressourcennutzung“ oder „Prozessteuerung“ aufkommt.

Daraus folgt, dass sowohl die Verbesserung der Ressourcennutzung als auch die Analyse und Steuerung von Produktionsprozessen, die auch durch dynamische Störungen auftreten können, mit den meisten Herausforderungen verbunden sind. Ebenso hat die Analyse ergeben, dass die Fehlererkennung und -behebung als Fragestellungstyp ebenfalls nicht isoliert betrachtet wird, sondern bspw. als Teilbereich der Datenanalyse beantwortet wird. So wird die Fehlerprävention zunehmend durch vorausschauende Analysen und maschinelles Lernen unterstützt (Jeong et al., 2020).

Bei der Betrachtung von Tabelle 3.5 und Tabelle 3.6 wird deutlich, dass sich einige Bereiche der Produktionslogistik mit bestimmten Fragestellungstypen überschneiden. So ist anhand der Quellenbezeichnungen zu erkennen, dass die PPS eine erhebliche Verbindung zu den Fragestellungstypen Scheduling, Prozesssteuerung und Ressourcennutzung hat. Die Analyse zeigte die Relevanz der zeitlichen Planung von Produktionsprozessen, da sie oft in einer Quelle zusammen behandelt wurden. Diese Zeitplanung bezog sich dabei meistens auf die zu nutzenden Ressourcen, wodurch auch die Ressourcennutzung mit der PPS verknüpft werden kann.

Der Materialfluss wird ebenfalls im Zusammenhang mit der Prozesssteuerung und Ressourcennutzung erwähnt. Hinzu kommen noch die dynamischen Störungen, mit denen der Materialfluss verknüpft ist. Dabei befürworten die Quellen insbesondere eine präzise Steuerung des Materialflusses, um Engpässe zu vermeiden und Überbestände zu verhindern. Dies wird bspw. von Liu et al. (2020) thematisiert.

Die bisherige Analyse zeigt, dass das Kapazitäts- und Ressourcenmanagement am häufigsten untersucht wurde. Dabei werden laut den Ergebnissen die Fragestellungstypen Datenanalyse, Prozesssteuerung und Ressourcennutzung oft mit dem Bereich der Produktionslogistik in Verbindung gebracht. Dass die Ressourcennutzung eine der primären Schwierigkeiten für das Kapazitäts- und Ressourcenmanagement darstellt, ist an der Bezeichnung abzuleiten. Die häufigen Überschneidungen der Datenanalyse und der Prozesssteuerung als Fragestellungstyp können dabei die vorherige Aussage untermauern, dass das Ressourcenmanagement durch datenbasierte Ansätze unterstützt wird. Die vergleichsweise geringe Anzahl an Überschneidungen zwischen dem Lager- und Bestandsmanagement und den Fragestellungstypen zeigt abgesehen von der geringen Anzahl an Untersuchungen des Bereichs selbst, dass er als unterstützender Bereich betrachtet werden kann. In den Literaturen wurden hauptsächlich die optimale Nutzung von Lagerkapazitäten, was eine enge Verbindung zur Ressourcennutzung aufweist, untersucht.

Durch die Häufigkeit der Vorkommnisse der Ressourcennutzung konnten auch einige Kategorien erkannt werden, in die sich die Herausforderungen bei der Ressourcennutzung bzw. die zu beantwortende Fragestellung, einteilen lassen. Darunter fallen die Materialeffizienz, die Energieeffizienz und die nachhaltige Ressourcennutzung. Mit dem morphologischen Kasten lassen sich dabei analog zum vorherigen Vorgehen die Vorkommnisse in den Quellen darstellen. Es dominiert die Herausforderung der Materialeffizienz mit 23 Erwähnungen in den 26 Quellen. Die Analyse ergab, dass in der Produktionslogistik vermehrt Strategien zur Reduktion von Materialverschwendung, zur Optimierung von Produktionsprozessen und zur Minimierung von Ressourcenverlusten thematisiert werden. Diese starke Präsenz deutet darauf hin, dass die Materialeffizienz als grundlegender Bestandteil der Produktionslogistik betrachtet wird. Die

Analyse führte auch zu dem Entschluss, dass die größte Herausforderung darin liegt, die Material- bzw. Ressourcenkosten zu senken und zeitgleich die Effizienz zu erhöhen. Des Weiteren ist die Energieeffizienz mit zehn Erwähnungen beinahe gleichauf mit der nachhaltigen Ressourcennutzung, die in gewisser Weise miteinander zusammenhängen, da die Einsparung der Energie zu einer nachhaltigen Umgebung gehört. So ein Zusammenhang ist von Lazaroiu et al. (2022) beschrieben worden. Dabei fokussierte sich die nachhaltige Ressourcennutzung auf das langfristige Ziel der Optimierung der Ressourcen.

Ein weiteres Ergebnis ist, dass diese Art von langfristigen Zielen generell nicht so häufig behandelt wird. Dies ließ sich mittels des morphologischen Kastens erkennen, denn eine weitere Dimension ist die Zeitplanung. Diese bezieht sich auf die Dauer der Zielsetzung, die in kurz-, mittel-, und langfristig unterteilt wird. Dabei sind die kurzfristige und mittelfristige Planung ähnlich zu betrachten und setzen Ziele für den Moment bis in die nächsten Wochen oder Monate, während eine langfristige Zeitplanung mehrere Jahre umfasst (Abschnitt 2.1.4). Die Analyse der Vorkommnisse ergab, dass die kurzfristige Zeitplanung mit 21 Erwähnungen am häufigsten vorkommt. Das zeigt, dass der Trend dahin geht, Lösungen bzw. Entscheidungen für dynamische Probleme zu finden, die kurzfristig umgesetzt werden müssen. Die mittelfristige Planung ordnet sich dem mit 17 Vorkommnissen zu. Die langfristige Planung ist mit elf Erwähnungen am geringsten ausgefallen und zeigt, dass die Fragestellungen, die in dieser Arbeit beantwortet werden, keine langfristige Planung erfordern. Die langfristige Planung wurde in den Quellen auch meist als Zusatz zu den kurz- und mittelfristigen Zielen erwähnt. Bei einer langfristigen Planung spricht man bspw. von einer Optimierung eines gesamten Lagersystems eines Unternehmens und nicht etwa eines Prozesses (Makarova et al., 2018). Nach der Analyse der Vorkommnisse zu den Fragestellungen der Produktionslogistik wird in Tabelle 3.7 jeder analysierten Quelle eine Fragestellung zugeordnet.

Tabelle 3.7: Identifizierte Fragestellungen der einzelnen Quellen

Quelle	Fragestellung
A	Wie können Produktionszeitpläne optimiert werden, um Verzögerungen und Ineffizienzen zu reduzieren?
B	Wie kann die Ressourcennutzung bzw. -zuweisung in dem Produktionslogistiksystem vereinfacht werden?
C	Wie kann die Produktionslogistik an dynamisch schwankende Nachfragen und betriebliche Unsicherheiten angepasst werden?
D	Wie kann die Verknüpfung zwischen Produktions- und Distributionsprozessen unter dynamischen Störungen optimiert werden, um die betriebliche Effizienz und Kosteneinsparungen zu maximieren?
E	Mittels welcher Methoden können CPS verbessert werden, um die Leistung der Produktionslogistik zu erhöhen?
F	Wie kann die Integration von Künstlicher Intelligenz (KI) und IoT zur Verbesserung der Produktionslogistik beitragen?
G	Wie kann die Synchronisation komplexer Produktionslogistiksysteme, unter Berücksichtigung variabler Betriebsbedingungen, einen Vorteil für das Entgegenwirken bei dynamischen Störungen bieten?
H	Wie können physische und digitale Testumgebungen genutzt werden, um Produktionslogistikprozesse realitätsnah zu untersuchen?
I	Wie kann die Produktionslogistik unter dynamischen Kundenanforderungen stabilisiert und optimiert werden?
J	Wie kann die Produktionslogistik an dynamische Veränderungen angepasst werden, um eine effiziente Synchronisation von Produktion und Lagerhaltung, sowie eine wirtschaftliche Ressourcennutzung, sicherzustellen?
K	Wie kann eine unternehmensübergreifende Synchronisation von Produktion und Lieferung in dynamischen Produktionsnetzwerken verbessert werden?

Quelle	Fragestellung
L	Wie kann die Koordinierung zwischen Produktion und Lagerhaltung bei der Chargenfertigung optimiert werden?
M	Wie kann die Effizienz, Nachhaltigkeit und Intelligenz der Bereiche Produktdesign, Fertigung und Serviceprozesse optimiert werden?
N	Wie schafft man, unter Berücksichtigung der Integration externer Dienstleistungsressourcen, einen effizienten synchronisierten Betrieb von Produktion und Logistik.
O	Wie können Abhol- und Zustellprozesse in der Produktionslogistik durch eine Synchronisierung der Unsicherheiten, verbessert werden?
P	Wie kann die Steuerung von Produktionsabläufen in Echtzeit verbessert werden, um den Work-in-Process zu optimieren?
Q	Wie kann trotz dynamischer Störungen durch individuelle Kundenanfragen eine Leistungsfähige Produktionslogistik aufrechterhalten werden?
R	Wie können Arbeitsplätze und Logistikprozesse geplant werden, um ein bestmögliches Ergebnis zu generieren?
S	Wie kann das Ressourcenmanagement, bei dynamischen Störungen durch individuelle Kundenanforderungen, effizient und flexibel gestaltet werden?
T	Wie kann die Wirtschaftlichkeit von Produktionssystemen durch die Kombination und geschickte Planung, traditioneller und additiver Fertigung, optimiert werden?
U	Wie können Produktionsressourcen in einem Industriepark effizient verfolgt und verwaltet werden?
V	Wie können Produktionslogistikprozesse durch die Analyse und Optimierung von Fertigungsdaten verbessert werden?
W	Welche aktuellen Entwicklungen und zukünftigen Trends zeichnen sich in der Produktionslogistik ab?

Quelle	Fragestellung
X	Wie kann die Planung und Steuerung von Auftragsfertigungen mit kurzfristiger Lagerung synchronisiert werden, um bei kleiner Produktionsmenge eine geringe Lieferzeit zu realisieren?
Y	Wie schafft man es den Ressourcenverbrauch so abzusenken, dass negative Auswirkungen auf die Umwelt reduziert werden?
Z	Welche Vorteile bietet ein datengesteuerter Ansatz für ein Produktionslogistiksystem?

Anhand der Tabelle 3.7 lässt sich die Vermutung stützen, dass ein zentraler Fokus der Fragestellungen auf der Anpassung der Produktionslogistik an dynamische Veränderungen und deren Synchronisation liegt. Besonders die Fragestellungen der Quellen C, I und J haben eine enge thematische Verbindung, da sie untersuchen, wie die Produktionslogistik unter sich verändernden Bedingungen stabilisiert und optimiert werden kann. Diese Fragestellungen verdeutlichen, dass die Produktionslogistik zunehmend mit schwankenden Kundenanforderungen konfrontiert ist und Methoden bzw. Strategien benötigt, um auf Schwankungen der Nachfrage, Unsicherheiten und kurzfristige Veränderungen reagieren zu können. Während Frage C sich allgemein mit der Anpassung an betriebliche Unsicherheiten befasst, vertiefen sich die Fragen I und J stärker in die Thematik der Synchronisation zwischen Produktion und Lagerhaltung. Diese Verknüpfung zeigt, dass eine effiziente Planung von Materialflüssen essenziell ist, um Schwankungen der Nachfrage auszugleichen.
Ein weiteres zentrales Thema betrifft die Integration von Produktion und Distribution**,** um Effizienzsteigerungen zu erzielen und Prozesse zu optimieren. Hier sind insbesondere die Fragen D, K und O relevant. Diese Fragestellungen zeigen, dass Produktionsprozesse und Distributionsprozesse zusammenhängend betrachtet werden müssen. Während Frage D die Verknüpfung von Produktion und Distribution auf Betriebsebene untersucht, konzentriert sich Frage K auf eine unternehmensübergreifende Synchronisation der Produktionslogistikprozesse mit den Lieferdaten. Frage O arbeitet mit einem spezifischen Anwendungsfeld innerhalb der Distribution, nämlich dem Abhol- und Zustellprozess und legt den Schwerpunkt auf die Reduzierung von Unsicherheiten. Hier lässt sich die Notwendigkeit erkennen, Produktions- und Lieferprozesse zu synchronisieren, um dynamische Störungen zu vermeiden und die Effizienz zu steigern.
Ein weiterer signifikanter Themenbereich ist die Datenverarbeitung der Produktionslogistik. Hier lassen sich insbesondere die Fragen P, V und Z zusammenfassen. Diese Fragestellungen zeigen, dass die Echtzeit-Datenanalyse zunehmend an Bedeutung gewinnt. Während Frage P spezifisch auf Echtzeitsteuerung eingeht, konzentriert sich Frage V allgemeiner auf die Analyse und Optimierung von Fertigungsdaten**.** Frage Z betrachtet schließlich die allgemeinen Vorteile eines datengetriebenen Produktionslogistiksystems. Die Gemeinsamkeit dieser Fragestellungen besteht darin, dass sie die Relevanz von Echtzeitinformationen für eine flexible und effiziente Produktionssteuerung untersuchen. Dies deutet darauf hin, dass in der Produktionslogistik zunehmend intelligente und datenbasierte Steuerungsmechanismen erforderlich sind, um Prozesse effizienter zu gestalten.
Ein weiteres wichtiges Thema innerhalb der Fragestellungen bezieht sich auf das Management von Produktionsressourcen und -kapazitäten sowie auf die Nachhaltigkeit. Hier sind ins-

besondere die Fragen B, S und Y relevant. Diese Fragestellungen zeigen, dass die Produktionslogistik nicht nur auf Effizienzsteigerung, sondern auch auf nachhaltige Ressourcennutzung ausgerichtet ist. Während Frage B allgemeiner auf die Zuweisung und Nutzung von Ressourcen eingeht, betrachtet Frage S spezifisch die dynamische Anpassung des Ressourcenmanagements an individuelle Kundenanforderungen. Frage Y befasst sich mit der Nachhaltigkeit, indem untersucht wird, wie der Ressourcenverbrauch minimiert und Umweltbelastungen reduziert werden können. Hier zeigt sich eine Schnittstelle zwischen wirtschaftlichen und ökologischen Zielen.
Nach der Erörterung der Bereiche, in denen die Fragestellungen der Produktionslogistik vorkommen und der Fragestellungstypen, stellt sich als Nächstes die Frage, wie man diese Fragestellungen beantworten kann und mittels welcher EUM, sich das jeweilige Ziel erreichen lässt. Dies wird im folgenden Abschnitt 3.3.2 untersucht.

3.3.2 Untersuchung genutzter Entscheidungsunterstützungsmethoden

Nach der Identifizierung der Fragestellungen werden in diesem Abschnitt die EUM behandelt, die zur Beantwortung der Fragestellungen eingesetzt wurden. Dazu wird in Tabelle 3.8 die Auswertung mittels des morphologischen Kastens zu den Dimensionen „EUM“ und „Technologische Basis“ zunächst dargestellt. In dem morphologischen Kasten aus Abbildung 3.2 ist zu erkennen, dass sich die EUM in vier Kategorien einteilen lassen. Wie in Abschnitt 2.2 aufgeführt, ist dazu entscheidend auf welcher Basis die EUM aufgebaut wird. EUM werden in heuristisch, optimierungsbasiert, datenbasiert, und simulationsbasiert eingeteilt. Des Weiteren werden auch noch verschiedene Tools, also Werkzeuge genutzt, um diese Methoden ausführen zu können. Diese wurden in Tabelle 3.8 den jeweiligen Quellen zugeteilt. Die in den Quellen identifizierten Werkzeuge sind dabei Simulationstools, Blockchains, KI & Maschinelles Lernen, Datenmanagement und digitale Zwillinge. Die Analyse zeigt, dass Unternehmen zunehmend auf Technologien wie digitale Zwillinge, Datenmanagement für Big Data und KI setzen, um ihre Produktionslogistikprozesse effizienter zu gestalten. Die Ergebnisse des morphologischen Kastens zeigen, dass simulationsbasierte Methoden mit 19 Vorkommnissen am häufigsten eingesetzt werden. Dies verdeutlicht die zentrale Rolle von Simulationstechnologien, insbesondere in Verbindung mit digitalen Zwillingen, zur Nachbildung und Verbesserung von Prozessen in virtuellen Umgebungen (Abschnitt 2.2.3).
Die Analyse ergab, dass diese digitalen Zwillinge genutzt wurden, um eine realitätsnahe Modellierung komplexer Systeme zu ermöglichen und eine Grundlage zur Bewertung unterschiedlicher Handlungsalternativen zu schaffen, bevor sie in der physischen Welt ausgeführt werden. Neben simulationsbasierten Methoden sind datenbasierte EUM mit 17 Vorkommnissen ebenfalls häufig vertreten. Diese Modelle nutzen historische oder Echtzeitdaten sowie

Tabelle 3.8: Zuordnung der EUM und technologischen Basis für die einzelnen Quellen

Quelle	Entscheidungsunterstützungsmethode	Technologische Basis
A	Optimierungsbasiert	Simulationstools
B	Datenbasiert, Simulationsbasiert	digitaler Zwilling
C	Datenbasiert, Simulationsbasiert	Datenmanagement, digitaler Zwilling, Simulationstools
D	Datenbasiert, Simulationsbasiert	digitaler Zwilling, KI & Maschinelles Lernen
E	Simulationsbasiert	digitaler Zwilling, Simulationstools
F	Datenbasiert, Optimierungsbasiert	KI & Maschinelles Lernen, Datenmanagement
G	Datenbasiert, Heuristisch, Simulationsbasiert	Datenmanagement, KI & Maschinelles Lernen
H	Simulationsbasiert	digitaler Zwilling
I	Optimierungsbasiert, Simulationsbasiert	Blockchain, digitaler Zwilling
J	Datenbasiert, Simulationsbasiert	digitaler Zwilling
K	Datenbasiert, Simulationsbasiert	Datenmanagement, digitaler Zwilling
L	Datenbasiert, Simulationsbasiert	digitaler Zwilling
M	Datenbasiert, Simulationsbasiert	digitaler Zwilling, KI & Maschinelles Lernen
N	Datenbasiert, Simulationsbasiert	Datenmanagement, digitaler Zwilling
O	Heuristisch, Simulationsbasiert	digitaler Zwilling
P	Datenbasiert, Simulationsbasiert	Datenmanagement, Simulationstools
Q	Heuristisch, Optimierungsbasiert	Simulationstools
R	Simulationsbasiert	digitaler Zwilling
S	Datenbasiert, Simulationsbasiert	Blockchain, digitaler Zwilling
T	Datenbasiert, Optimierungsbasiert	Datenmanagement
U	Heuristisch	Datenmanagement,
V	Datenbasiert, Optimierungsbasiert	Datenmanagement, KI & Maschinelles Lernen
W	Datenbasiert, Simulationsbasiert	Datenmanagement, digitaler Zwilling
X	Heuristisch, Optimierungsbasiert	Simulationstools
Y	Datenbasiert, Simulationsbasiert	Datenmanagement, Simulationstools
Z	Datenbasiert, Simulationsbasiert	Datenmanagement, digitaler Zwilling

Batch-Updates. Historische Daten für den Aufbau von strategischen Plänen und Echtzeitdaten oder Batch-Updates, um fundierte Entscheidungen zu treffen (Abschnitt 2.2.2). Das ist ebenfalls der Grund, weshalb der morphologische Kasten zu dem Ergebnis kommt, dass die letzten beiden Ausprägungen, die Echtzeitdaten und Batch-Updates, am häufigsten vorkommen.
Mit sieben Vorkommnissen sind optimierungsbasierte Methoden in der Analyse weniger häufig vertreten als simulations- und datenbasierte EUM. Dennoch spielen mathematische Optimierungsverfahren eine relevante Rolle, insbesondere in Bereichen wie der Produktionsplanung und der Ressourcenzuweisung. Die in den Quellen vorkommenden Optimierungsansätze basieren auf mathematischen Modellen wie dem constraint programming, was bspw. von (Wikarek et al., 2018) untersucht wurde. und Diese Verfahren eignen sich für komplexe Berechnungen mit vielen Variablen und Nebenbedingungen (Abschnitt 2.2.5). Allerdings zeigt die Analyse, dass sie häufig mit Simulationen oder Datenanalysen kombiniert werden, um flexiblere Lösungen zu ermöglichen. Dass Methoden miteinander verknüpft werden, ist in 21 Quellen der Fall, was im morphologischen Kasten widergespiegelt wird. Das hybride Kombinationen mehrfach genutzt werden, untermauert auch die Gegenüberstellung der vorher genannten Echtzeitdaten und Batch-Updates. EUM scheinen häufig beide Datenquellen zu integrieren. Während dadurch die Möglichkeit geschaffen wird, sowohl aktuelle als auch zurückliegende Daten zu nutzen, um Entscheidungen zu unterstützen, werden auch EUM selbst in hybrider Art genutzt, um dessen jeweilige Vorteile kombinieren zu können. Hierbei könnten digitale Zwillinge eine zentrale Rolle spielen, die in der Lage sind, auf Batch-Updates oder historischen Daten aufgebaute Modelle von Produktionsprozessen zu generieren und Echtzeitdaten zu verarbeiten, um einen Entscheidungsträger zu unterstützen, auf dynamische Störungen zu reagieren (Hauge et al., 2020).
Heuristische Methoden treten mit fünf Vorkommnissen am seltensten auf. Diese Verfahren beruhen, wie in Abschnitt 2.2 bereits aufgeführt, auf regelbasierten, approximativen Lösungsansätzen, die in kurzer Zeit gute, aber nicht unbedingt optimale Lösungen liefern. Die Analyse ergab, dass sie eingesetzt wurden, um in Umgebungen mit hoher Unsicherheit, in denen eine exakte Optimierung zu rechenintensiv oder zeitaufwendig wäre, eine Lösung zu finden. Die vergleichsweise geringe Verbreitung heuristischer Methoden deutet darauf hin, dass Unternehmen zunehmend auf präzisere, datengetriebene und simulationsgestützte Entscheidungsverfahren setzen.
Bei der Untersuchung der technologischen Basis der eingesetzten Methoden, fällt auf, dass digitale Zwillinge mit 16 Vorkommnissen in den analysierten Quellen, die häufigste genutzte Technologie ist. Dies korreliert mit der hohen Anzahl simulationsbasierter EUM und verdeutlicht, dass digitale Zwillinge eine zentrale Rolle in der Beantwortung der Fragestellungen der Produktionslogistik spielen. Sie ermöglichen, wie in Abschnitt 2.2.3 erläutert, eine detaillierte Modellierung komplexer Prozesse und ermöglichen auch eine Überwachung der Prozesse.

Datenmanagement-Technologien sind mit elf Vorkommnissen ebenfalls stark vertreten. Dies zeigt die zunehmende Bedeutung einer effizienten Datenverarbeitung und -speicherung, insbesondere bei datenbasierten EUM. Die Analyse ergab, dass eine Verbindung zwischen Datenmanagement und digitalen Zwillingen besteht, was darauf hinweist, dass der erfolgreiche Einsatz digitaler Zwillinge von einer zuverlässigen Datenverarbeitung abhängt.
Simulationstools werden mit sieben Vorkommnissen weniger häufig erwähnt. Dabei ist zu beachten, dass Simulationstools von den digitalen Zwillingen abgesondert betrachtet werden. Es handelt sich um Simulationsmethoden wie DES die in Abschnitt 2.2.3 erläutert wurden. Die geringe Anzahl der restlichen Simulationsmethoden im Vergleich zu den digitalen Zwillingen verdeutlicht den Trend digitale Zwillinge in der Produktionslogistik zu nutzen.
KI und maschinelles Lernen spielen mit fünf Vorkommnissen eine wichtige Rolle, sind jedoch weniger dominant als digitale Zwillinge oder Simulationen. KI-gestützte Systeme werden vor allem für vorrausschauende Analysen, automatisierte Entscheidungsfindung und adaptive Optimierung eingesetzt, insbesondere in datenbasierten Modellen kann KI zur Mustererkennung genutzt werden, um Zusammenhänge zu identifizieren und auf dieser Basis Entscheidungen zu automatisieren (Von Thiessen et al., 2020). Allerdings zeigt die Analyse, dass KI meist unterstützend eingesetzt wird, während die eigentliche Entscheidungsunterstützung weiterhin auf Simulation und Optimierung basiert.
Blockchain-Technologie ist mit nur zwei Vorkommnissen, die am wenigsten genutzte Technologie. Dies legt nahe, dass diese dezentralen, vertrauensbasierten Systeme (Abschnitt 2.1.2) in der Produktionslogistik bisher kaum eine Rolle spielen. Möglicherweise liegt dies daran, dass bestehende zentrale Datenbanken und ERP-Systeme bereits ausreichen, um Transparenz und Rückverfolgbarkeit in der Produktionslogistik zu gewährleisten.
Diese Datenbanken bzw. Datenquellen wurden auch in dem morphologischen Kasten untersucht mit den Ausprägungen CPS, unter die ERP, MES und ähnliche Systeme fallen, Big Data, IoT und Sensoren sowie die Echtzeitüberwachung. Die Einordnung dieser Datenquellen in die jeweilige Literatur ist in Tabelle 3.9 zu erkennen. Die Analyse der Tabelle 3.9 zeigt, dass Echtzeitüberwachung mit 17 Vorkommnissen, die am häufigsten genutzte Datenquelle in den untersuchten Quellen ist. Dies verdeutlicht, dass die Erfassung und Verarbeitung von Echtzeitdaten eine zentrale Rolle in der Produktionslogistik spielt. Echtzeitüberwachung ermöglicht, schnell auf Veränderungen in der Produktionsumgebung zu reagieren, Prozesse effizient zu steuern und potenzielle Störungen frühzeitig zu erkennen (Abschnitt 2.2.2). Die Nutzung dieser Echtzeitdaten bietet sich somit für die EUM an, da die meisten Quellen, wie die Analyse bereits gezeigt hat, sich mit dynamischen Störungen durch kundenindividuelle Aufträge befassen. Die zweithäufigsten Datenquellen sind IoT und Sensoren mit zehn Vorkommnissen, was darauf

Tabelle 3.9: Einordnung der Datenquellen zu den analysierten Quellen

Quellen	Datenquelle	Vorkommnisse
F, G, I, J, V, W, Z	Big Data	7
B, C, D, F, G, H, I, J, L, N, O, P, S, U, W, Y, Z	Echtzeitüberwachung	17
C, D, H, P, R, S, U, W, Y, Z	IoT & Sensoren	10
A, E, M, R, U, X, Y	CPS (ERP/MES usw.)	7

hinweist, dass vernetzte Geräte und Sensorik eine bedeutende Rolle in der Datenerfassung und Prozesssteuerung einnehmen. IoT-Technologien sind oft eng mit der Echtzeitüberwachung verknüpft, da sie den Zustand von Maschinen, Lagerbeständen oder Transportmitteln kontinuierlich erfassen und an zentrale Steuerungssysteme weiterleiten (Zhao et al., 2020). Die Anzahl der Vorkommnisse zeigt, dass IoT-Technologien in vielen Quellen als Grundlage für eine digitale und vernetzte Produktion betrachtet werden.

Big Data und CPS kommen jeweils siebenmal vor. Die Analyse ergab, dass Big Data insbesondere für Analysen und Vorhersagen genutzt wird, während CPS Produktionslogistikprozesse steuern und koordinieren. Beide sind zwar in geringerem Maße als Echtzeitüberwachung und IoT vorgekommen, spielen aber eine unterstützende Rolle bei der Datenverarbeitung und Entscheidungsfindung. Interessant ist zudem, dass einige Quellen in mehreren Kategorien vertreten sind, was darauf hinweist, dass in der Produktionslogistik oft eine Kombination verschiedener Datenquellen genutzt wird. So tauchen beispielsweise die Quellen F, G, I, J, W und Z sowohl bei Big Data als auch bei Echtzeitüberwachung auf, was zeigt, dass Unternehmen diese beiden Konzepte häufig in Kombination betrachten. Auch die Überschneidung zwischen dem IoT und Sensoren und der Echtzeitüberwachung ist auffällig, was die enge Verbindung zwischen der physischen Datenerfassung durch Sensoren und der anschließenden Verarbeitung dieser Daten in Echtzeitsystemen bestätigt.

Nachdem die EUM und die genutzten Daten identifiziert worden sind, gilt es im nächsten Schritt zu bestimmen, auf welcher Grundlage diese EUM in den jeweiligen Quellen basieren und welcher Nutzen durch die EUM erhofft wird. Dazu wurden die Ergebnisse der Analyse in Tabelle 3.10 dargestellt.

Tabelle 3.10: Identifizierung der EUM und Nutzeneffekte der jeweiligen Quellen

Quelle	Effizienzsteigerung	Kostenreduktion	Planungssicherheit	Nachhaltigkeit	Datenbasiert	Heuristisch	Optimierungsbasiert	Simulation	digitaler Zwilling	constraintbasiert	Echtzeitdaten	Blockchain	Maschinelles Lernen & KI	Computing
A	•		•				•	•		•				
B	•		•		•				•		•			
C	•	•			•				•		•			
D	•	•			•				•		•		•	
E	•		•						•					
F	•		•	•	•		•				•		•	
G	•	•			•	•					•		•	
H	•		•						•		•			
I	•		•				•		•		•	•		
J	•		•		•				•		•			•
K	•	•	•		•				•					
L	•	•	•		•				•		•			

M	•			•	•				•				•	
N	•				•				•		•			
O	•	•	•			•			•		•			
P	•	•			•			•			•			
Q	•		•			•	•	•						
R	•		•						•					
S	•	•			•				•		•	•		
T	•	•	•		•		•							
U	•		•		•	•					•		•	•
V	•				•		•						•	
W	•		•	•	•				•		•			
X	•	•					•	•						
Y	•		•	•	•			•			•	•		
Z	•		•	•	•				•		•			

Die Analyse der Tabelle 3.10 zeigt, dass die untersuchten Methoden und Technologien in der Produktionslogistik verschiedene Nutzeneffekte erzeugen. Auffällig ist, dass Effizienzsteigerung in allen Quellen als ein zentraler Nutzen genannt wird. Dies deutet darauf hin, dass ein Hauptziel der Nutzung von EUM die Verbesserung bestehender Prozesse ist. Eine höhere Effizienz kann dabei auf verschiedene Weise erreicht werden, die analysierten Quellen nennen dabei optimierte Ressourcennutzung, verkürzte Durchlaufzeiten oder eine verbesserte Steuerung von Produktionsabläufen. Insbesondere in dynamischen Umgebungen, in denen sich Produktionsbedingungen häufig ändern, spielt die Effizienz eine entscheidende Rolle, um Wettbewerbsfähigkeit und Produktivität zu gewährleisten (Zhang et al., 2024C).
Ein weiterer häufig genannter Nutzen ist die höhere Planungssicherheit mit 17 Vorkommnissen, die in vielen Quellen als wichtiger Effekt hervorgehoben wird. Die Analyse ergab, dass Planungsunsicherheiten für die Produktionslogistik eine Herausforderung darstellen, da sie zu Engpässen, ineffizienter Ressourcennutzung und unnötigen Kosten führen können. Neben Effizienzsteigerung und Planungssicherheit wird auch die Kostenreduktion in zehn Quellen als ein zentrales Ziel genannt. Diess Ziel wurde insbesondere durch die Reduzierung von Materialverschwendung, die Minimierung von Ausfällen sowie die Optimierung des Kapazitätsmanagements, verfolgt. Vor allem die EUM, die auf Echtzeitdaten und digitalen Zwillingen basieren wurden in den Quellen genutzt, um Kosten zu vermeiden, indem sie es ermöglichen Ressourcenkapazitäten bestmöglich zu nutzen. Die Kombination dieser beiden Methoden wurde in vielen Quellen genutzt, um die Nutzeneffekte weiter zu fördern. Dabei können virtuelle Systeme, die durch digitale Zwillinge erzeugt wurden, mit Echtzeitdaten verknüpft werden, um diese auszuwerten und Entscheidungen zu unterstützen (Abschnitt 2.2.3).
Ein weiterer Nutzeneffekt, der in einigen Quellen hervorgehoben wird, ist die Nachhaltigkeit. Nachhaltigkeitsaspekte gewinnen in der Produktionslogistik zunehmend an Bedeutung, da Unternehmen vermehrt auf umweltfreundliche Produktionsmethoden setzen (Öfele et al., 2023). Technologien wie digitale Zwillinge und Big Data ermöglichen, wie in der Analyse erörtert, eine bessere Ressourcennutzung und wurden in den Quellen genutzt, um eine energieeffiziente und ressourcenschonende Produktionsplanung zu führen.
Die Analyse der einzelnen EUM aus Tabelle 3.10 in Verbindung mit den Datenquellen aus Tabelle 3.8 lässt auf folgende Ergebnisse rückschließen. Die größte Gruppe bildet der Einsatz digitaler Zwillinge, die in den meisten Quellen als zentrale Methode zur Abbildung, Überwachung und Optimierung von Produktionslogistikprozessen verwendet wurde. Dabei wurden die digitalen Zwillinge für die Simulation und Echtzeit-Datenverarbeitung genutzt, um Entscheidungsprozesse zu verbessern und schnell auf Veränderungen zu reagieren. Insbesondere werden digitale Zwillinge mit Echtzeitüberwachung, IoT oder Big Data kombiniert, um eine präzisere Modellierung zu ermöglichen. Die Gemeinsamkeit bei der Nutzung der digitalen Zwillinge ist das Ziel, Planungsprozesse sicherer zu gestalten, die Effizienz zu steigern und Kosten

zu reduzieren, was in Tabelle 3.10 zu erkennen ist. Unterschiede zeigen sich jedoch in den konkreten Anwendungen. Während einige Quellen den digitalen Zwilling für Produktionsprozesse nutzen, liegt der Fokus in anderen auf der unternehmensübergreifenden Koordination der Produktionslogistik oder der Synchronisation. Außerdem variiert die technologische Umsetzung, denn einige Quellen nutzen digitale Zwillinge in Kombination mit Cloud-Computing, während andere auf eine dezentrale Nutzung oder die Integration mit KI setzen.

Neben den digitalen Zwillingen gibt es eine Gruppe von Quellen, die auf heuristische Verfahren setzen und KI zur Unterstützung nutzen. Diese Methoden haben gemeinsam, dass sie Entscheidungsunterstützung bieten, indem sie sich automatisch an dynamische Produktionsbedingungen anpassen. In den Literaturen wurden Algorithmen und maschinelles Lernen genutzt, um Datenmengen zu analysieren und Optimierungsstrategien zu entwickeln. Die Unterschiede innerhalb dieser Gruppe liegen erneut in der Umsetzung. Einige Quellen nutzen Deep Learning für die Prozessplanung, wie bspw. in (Lazaroiu et al., 2022), während andere auf genetische Algorithmen zur Optimierung von Systemzuständen setzen. In manchen Fällen werden heuristische Verfahren mit digitalen Zwillingen kombiniert, um eine Simulation mit einer schnellen Optimierung zu verbinden. Trotz der unterschiedlichen methodischen Ansätze haben viele Quellen das Ziel, Prozesse in der Produktionslogistik effizienter zu gestalten und an dynamische Umgebungen anzupassen.

Eine weitere bedeutende Gruppe bilden optimierungsbasierte und simulationsbasierte Entscheidungsunterstützung, die sich von den vorherigen Kategorien dadurch unterscheiden, dass sie auf mathematische Modelle setzen. Diese Methoden ermöglichen eine systematische Entscheidungsfindung, indem sie verschiedene Szenarien durch Simulationen testen und die besten Lösungswege identifizieren (Abschnitt 2.2.5). In einigen Quellen kommen DES oder multikriterielle Optimierungsmodelle zum Einsatz mit dem Ziel, Planungsunsicherheiten zu reduzieren und Ressourcen effizienter zu nutzen. Ein zentraler Unterschied innerhalb dieser Gruppe besteht in der Herangehensweise. Einige Quellen nutzen constraint-basierte, Modelle zur schnellen Planung, während andere auf metaheuristische Algorithmen zur Effizienzsteigerung setzen. Zudem gibt es Quellen, die Blockchain-Technologie als zusätzliche Methode für die Synchronisation und Vertrauenswürdigkeit der Daten nutzen.

Die kleinste Gruppe umfasst Quellen, die Blockchain und Computing als zentrale Methoden verwenden. Diese Technologien konzentrieren sich darauf, eine dezentrale und sichere Verarbeitung von Daten zu ermöglichen. Während Blockchain-Lösungen vor allem in der vertrauenswürdigen Synchronisation von Produktionslogistikdaten eingesetzt werden, ermöglicht Computing eine schnellere Verarbeitung von Echtzeitinformationen direkt an den Maschinen oder Sensoren (Abschnitt 2.2.2). Eine Gemeinsamkeit dieser Methoden ist, dass sie dazu beitragen, den Rechenaufwand zu reduzieren und gleichzeitig eine hohe Datensicherheit zu ge-

währleisten. Unterschiede bestehen darin, dass einige Ansätze Blockchain mit digitalen Zwillingen kombinieren, um vertrauenswürdige Produktionslogistik zu ermöglichen, während andere Computing für die Entwicklung dezentraler Tracking-Systeme nutzen. In beiden Fällen werden die Technologien genutzt, um Daten effizienter zu verarbeiten und Entscheidungsprozesse zu verbessern.

Über alle Kategorien hinweg zeigen sich einige zentrale Gemeinsamkeiten. Unabhängig von der verwendeten EUM haben fast alle Quellen das Ziel Effizienz, Planungssicherheit und Kostenreduktion in der Produktionslogistik zu steigern. Ein weiteres gemeinsames Merkmal ist die Integration verschiedener Technologien. Digitale Zwillinge werden häufig mit Echtzeitüberwachung kombiniert, während KI-Methoden häufig in Verbindung mit Big Data eingesetzt werden. Zudem setzen viele Quellen auf datenbasierte und simulationsbasierte Entscheidungsfindung, um Prozesse zu optimieren und flexibel an dynamische Umgebungen anzupassen. Trotz dieser Gemeinsamkeiten gibt es Unterschiede in der praktischen Umsetzung. Während digitale Zwillinge und die damit zusammenhängende Simulation vor allem zur Modellierung von Prozessen genutzt werden, liegt der Fokus von KI und Big Data auf der Mustererkennung und Optimierung. Blockchain und Computing ergänzen diese Technologien, indem sie für eine vertrauenswürdige Datenspeicherung und eine dezentrale Verarbeitung sorgen.

Zum Schluss gilt es, die Fragestellungen aus Abschnitt 3.3.1 mit den erörterten EUM aus diesem Abschnitt in Verbindung zu bringen. Dabei soll untersucht werden, ob sich Trends erkennen lassen, welche EUM bei welcher Art von Fragestellung häufiger genutzt wird.

3.3.3 Fragestellungszuordnung zu Entscheidungsunterstützungsmethoden

Die Untersuchungen der letzten beiden Abschnitte haben gezeigt, dass sich verschiedene Fragestellungen der Produktionslogistik in den Unternehmen identifizieren lassen, die durch verschiedene EUM beantwortet werden können, um Effekte wie Planungssicherheit, Effizienzsteigerung, Kostenreduktion und Nachhaltigkeit zu erzielen. Im letzten Abschnitt der Analyse wird untersucht, ob diese Kombination aus Fragestellungen und EUM gewisse Trends hervorhebt, mit dem Ziel, für bestimmte Fragestellungstypen die zielführendsten EUM erkennen zu können. Dazu wurde die Tabelle 3.11 erstellt, die aufzeigt, welchem Fragestellungstyp die jeweiligen Quellen zugeordnet sind und welche EUM in der Quelle genutzt wurde, um diese Fragestellungen zu beantworten.

Tabelle 3.11: Einteilung der Fragestellungstypen zu den EUM

Quelle	Fragestellungstyp	EUM-Kategorie
A	Scheduling	Optimierungsbasiert
B	Dynamische Störungen, Prozesssteuerung, Ressourcennutzung	Datenbasiert, Simulationsbasiert
C	Datenanalyse, Ressourcennutzung, Scheduling	Datenbasiert, Simulationsbasiert
D	Datenanalyse, Ressourcennutzung	Datenbasiert, Simulationsbasiert
E	Fehlererkennung und -behebung, Prozesssteuerung	Simulationsbasiert
F	Datenanalyse, Prozesssteuerung	Datenbasiert, Optimierungsbasiert
G	Datenanalyse, Dynamische Störungen	Datenbasiert, Heuristisch, Simulationsbasiert
H	Fehlererkennung und -behebung, Prozesssteuerung	Simulationsbasiert
I	Datenanalyse, Dynamische Störungen, Ressourcennutzung	Optimierungsbasiert, Simulationsbasiert
J	Dynamische Störungen, Fehlererkennung und -behebung, Ressourcennutzung	Datenbasiert, Simulationsbasiert
K	Dynamische Störungen, Prozesssteuerung, Ressourcennutzung	Datenbasiert, Simulationsbasiert
L	Ressourcennutzung, Scheduling	Datenbasiert, Simulationsbasiert
M	Datenanalyse, Prozesssteuerung, Ressourcennutzung	Datenbasiert, Simulationsbasiert
N	Dynamische Störungen, Prozesssteuerung	Datenbasiert, Simulationsbasiert
O	Datenanalyse, Dynamische Störungen, Ressourcennutzung, Scheduling	Heuristisch, Simulationsbasiert
P	Datenanalyse, Dynamische Störungen, Ressourcennutzung	Datenbasiert, Simulationsbasiert
Q	Dynamische Störungen, Ressourcennutzung, Scheduling	Heuristisch, Optimierungsbasiert

Quelle	Fragestellungstyp	EUM-Kategorie
R	Prozesssteuerung	Simulationsbasiert
S	Datenanalyse, Dynamische Störungen, Fehlererkennung und -behebung, Ressourcennutzung	Datenbasiert, Simulationsbasiert
T	Datenanalyse, Prozesssteuerung, Ressourcennutzung	Datenbasiert, Optimierungsbasiert
U	Datenanalyse, Ressourcennutzung	Heuristisch
V	Datenanalyse, Prozesssteuerung, Ressourcennutzung	Datenbasiert, Optimierungsbasiert
W	Datenanalyse, Dynamische Störungen	Datenbasiert, Simulationsbasiert
X	Ressourcennutzung, Scheduling	Heuristisch, Optimierungsbasiert
Y	Datenanalyse, Ressourcennutzung	Datenbasiert, Simulationsbasiert
Z	Datenanalyse, Prozesssteuerung, Ressourcennutzung	Datenbasiert, Simulationsbasiert

Die Analyse der Tabelle 3.11 zeigt Muster in der Nutzung verschiedener EUM in Abhängigkeit vom Fragestellungstyp. Es lassen sich Trends erkennen, die zeigen, welche EUM bevorzugt für bestimmte Fragestellungen eingesetzt werden.

Ein auffälliges Muster zeigt sich bei Fragestellungen zu dynamischen Störungen und der Prozesssteuerung. Hier werden häufig simulationsbasierte und datenbasierte Methoden eingesetzt. Simulationen ermöglichen, verschiedene Szenarien durchzuspielen und damit die Auswirkungen unerwarteter Störungen besser abzuschätzen (Abschnitt 2.2.3). Die datenbasierten Methoden unterstützen hingegen die Analyse historischer Daten und Echtzeitinformationen, um Störungen frühzeitig zu erkennen und Prozesse effizient zu steuern (Abschnitt 2.2.2). Die Kombination beider Ansätze deutet darauf hin, dass sowohl vorhersagende Analysen als auch eingreifende Maßnahmen essenziell sind, um Störungen in der Produktionslogistik zu bewältigen.

Ein weiteres Muster zeigt sich bei Fragestellungen zur Datenanalyse und Ressourcennutzung. Hier werden datenbasierte und optimierungsbasierte Methoden bevorzugt. Die starke Präsenz datenbasierter Ansätze legt nahe, dass die Analyse großer Datenmengen eine zentrale Rolle bei der Ressourcenplanung spielt. Die Analyse ergab, dass datenbasierte EUM es ermöglichen den Ressourcenverbrauch genauer zu analysieren und zukünftige Ressourcennutzung

zielführender zu planen. Optimierungsbasierte Ansätze kommen ergänzend hinzu, um mit diesen Daten, die effizienteste Nutzung der vorhandenen Ressourcen zu berechnen. Das Zusammenspiel dieser beiden Methoden zeigt, dass daten- und optimierungsbasierte Entscheidungsprozesse für eine nachhaltige und effiziente Ressourcennutzung zum Einsatz kommen.
Bei Fragestellungen zur Fehlererkennung und -behebung fällt auf, dass fast ausschließlich simulationsbasierte Methoden zum Einsatz kommen. Dies lässt darauf schließen, dass Simulationen geeignet sind, um Fehlerquellen in komplexen Prozessen zu identifizieren und mögliche Gegenmaßnahmen zu testen. Simulationen ermöglichen, verschiedene Szenarien durchzuspielen, ohne die reale Umgebung zu beeinträchtigen (Abschnitt 2.2.3). Dadurch können Fehler in frühen Entwicklungs- und Planungsphasen erkannt und behoben werden.
Für Scheduling-Probleme sind optimierungsbasierte und heuristische Methoden am häufigsten vertreten. Das liegt vermutlich daran, dass Scheduling eine mathematisch anspruchsvolle Aufgabe ist, die auf die bestmögliche Verteilung von Ressourcen und Zeitfenstern abzielt. Optimierungsverfahren helfen dabei, aus einer Vielzahl möglicher Zeitpläne die effizienteste Lösung zu finden (Abschnitt 2.2.5), während heuristische Ansätze genutzt werden, um schnelle Lösungen für komplexe Planungsprobleme zu liefern (Abschnitt 2.2.4).
Somit zeigt die Analyse, dass simulationsbasierte Methoden besonders häufig bei dynamischen Störungen und der Fehlererkennung eingesetzt werden, während datenbasierte Methoden vor allem bei der Analyse und Optimierung von Ressourcen eine zentrale Rolle spielen. Optimierungsbasierte und heuristische Verfahren werden hingegen bevorzugt für Scheduling-Probleme verwendet. Diese Trends verdeutlichen, dass unterschiedliche Problemstellungen zu spezifischen Anforderungen der Methodik führen und dass die Wahl der EUM von der Fragestellung abhängt.

4 Diskussion und Fazit

Die vorliegende Arbeit untersuchte die Fragestellungen der Produktionslogistik sowie die EUM, mit denen diese beantwortet werden und konnte durch eine detaillierte Analyse wesentliche Erkenntnisse zu den einzelnen Fragestellungen, den EUM und den Zusammenhang dieser beiden Aspekte gewinnen. Besonders auffällig ist, dass sich innerhalb der untersuchten Methoden und Technologien bestimmte Muster und Trends abzeichnen, die für die zukünftige Entwicklung in diesem Bereich von Bedeutung sein könnten.

Ein zentrales Ergebnis ist die enge Verbindung zwischen dynamischen Störungen und simulationsbasierten sowie datenbasierten Methoden. Die Analyse zeigt, dass gerade bei unvorhersehbaren Ereignissen oder bei Prozessen mit hoher Variabilität simulationsbasierte Ansätze eine zentrale Rolle spielen. Das liegt daran, dass Simulation es ermöglicht, verschiedene Szenarien zu testen, ohne dass reale Prozesse unterbrochen oder beeinträchtigt werden. Dabei ergab die Analyse, dass ein besonderer Fokus auf digitale Zwillinge gelegt wird. In Verbindung mit datenbasierten Methoden lassen sich Muster erkennen, die dabei helfen, Prozesse besser zu steuern und frühzeitig auf Veränderungen zu reagieren. Diese Erkenntnis deckt sich mit bisherigen Studien, die darauf hinweisen, dass in komplexen Produktionslogistikprozessen ein hybrider Ansatz aus Echtzeit-Datenverarbeitung und simulationsgestützter Entscheidungsfindung von Vorteil sein kann (Hartmann, 2021).

Ein weiteres wichtiges Ergebnis ist, dass Ressourcennutzungsprobleme mit optimierungsbasierten und datenbasierten Methoden in Verbindung stehen. Während simulationsbasierte und heuristische EUM vor allem für kurzfristige Entscheidungsprozesse genutzt werden, sind datenbasierte und optimierungsbasierte EUM für mittel- bis langfristige Planungen und strategische Entscheidungen relevant. Die Analyse zeigt, dass datengetriebene Entscheidungsfindung eine wesentliche Grundlage für eine effiziente Ressourcennutzung bildet. Dabei ermöglichen datenbasierte EUM eine präzisere Vorhersage des zukünftigen Bedarfs, während optimierungsbasierte Verfahren darauf abzielen, die vorhandenen Ressourcen bestmöglich einzusetzen. Dies könnte darauf hinweisen, dass Unternehmen zunehmend auf datengetriebene Steuerungssysteme setzen, um Schwankungen in der Produktionslogistik besser auszugleichen. Dies deckt sich mit der bisherigen Forschung, wie Donhauser (2020) zeigt.

Es ergab sich auch, dass Scheduling-Probleme überwiegend mit optimierungsbasierten und heuristischen EUM gelöst werden. Dies lässt sich damit erklären, dass Scheduling-Prozesse eine strukturelle und formalisierte Problematik darstellen, die sich gut durch mathematische und heuristische Ansätze bewältigen lässt. Während Simulationen und datengetriebene Methoden darauf abzielen, Prozesse dynamisch anzupassen und flexibel zu steuern, sind Scheduling-Verfahren oft mit festen Parametern und begrenzten Ressourcen konfrontiert, so-

dass sich hier Optimierungsalgorithmen als effektiv erweisen. Die Kombination mit heuristischen EUM deutet darauf hin, dass in vielen Fällen eine exakte Optimierung entweder nicht möglich oder nicht notwendig ist und stattdessen schnelle Lösungen gesucht werden. Dieses Ergebnis wird auch von Donhauser (2020) untermauert.

Neben diesen Mustern gibt es auch einige methodische Überschneidungen, die darauf hinweisen, dass Unternehmen und Forschung zunehmend auf hybride EUM setzen. Besonders auffällig ist die Kombination von simulationsbasierten und datenbasierten Ansätzen, die in mehreren Quellen beobachtet wurde. Dies deutet darauf hin, dass in der Praxis zunächst verschiedene Szenarien mithilfe von Simulationen durchgespielt werden, bevor die bestmögliche Lösung entwickelt und umgesetzt wird. Diese Vorgehensweise erlaubt es, Risiken frühzeitig zu erkennen und fundiertere Entscheidungen zu treffen. Diese Entwicklung zeigt sich ebenfalls in Donhauser (2020), der datenbasierte mit simulationsbasierter Entscheidungsunterstützung verknüpft, um dynamische Produktionsprozesse anzupassen und zu optimieren.

Ein weiteres Ergebnis lässt sich durch Tabelle 3.10 und die darauffolgende Analyse verdeutlichen. Es kann mithilfe der gewonnenen Erkenntnisse eine geeignete EUM für eine bestimmte Fragestellung der Produktionslogistik ausgewählt werden, sodass bei der Identifikation der Fragestellung mithilfe dieser Arbeit die passende EUM gewählt werden kann.

Trotz der gewonnenen Erkenntnisse gibt es einige Limitationen, die bei der Interpretation der Ergebnisse berücksichtigt werden müssen. Eine wesentliche Einschränkung besteht darin, dass die untersuchten EUM und Technologien in einem spezifischen Kontext analysiert wurden, sodass die Generalisierbarkeit auf andere Branchen oder Anwendungsbereiche möglicherweise begrenzt ist. Zudem wäre eine tiefergehende Untersuchung erforderlich, um die tatsächliche Effektivität der einzelnen Methoden in der Praxis zu bewerten, da in dieser Arbeit ein spezifischer Suchstring verwendet wurde und die gefundenen Literaturen dadurch limitiert waren.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die Arbeit wichtige Einblicke in die Verbindung zwischen unterschiedlichen EUM und spezifischen Fragestellungen geliefert hat. Die Ergebnisse zeigen, dass bestimmte EUM bevorzugt für spezifische Fragestellungen verwendet werden, was darauf hinweist, dass es keine universelle Lösung gibt, sondern die Wahl der Methode vom Anwendungsfall abhängt. Gleichzeitig lässt sich erkennen, dass Unternehmen und Forschung verstärkt hybride Ansätze nutzen, um die Vorteile verschiedener Methoden zu kombinieren. Diese Erkenntnisse bieten eine wertvolle Grundlage für zukünftige Forschungsarbeiten und können Unternehmen dabei helfen, ihre Entscheidungsprozesse weiter zu verbessern.

5 Zusammenfassung und Ausblick

Diese Arbeit untersuchte systematisch Fragestellungen der Produktionslogistik und die dazu eingesetzten EUM. Ziel war es, sowohl die Fragestellungen der Produktionslogistik und die zur Beantwortung genutzten EUM zu identifizieren als auch Muster und Zusammenhänge zu erkennen, um eine fundierte Entscheidungsbasis für die Methodenwahl zu schaffen. Die Analyse zeigte, dass simulationsbasierte Methoden vorrangig bei dynamischen Störungen und Prozesssteuerung eingesetzt werden, während datenbasierte und optimierungsbasierte Ansätze für die Ressourcennutzung und langfristige Prozessoptimierung dominieren. Heuristische Verfahren kommen insbesondere in der Produktionsplanung und im Scheduling zum Einsatz, da sie schnelle und praktikable Lösungen für komplexe Planungsprobleme bieten. Für zukünftige Untersuchungen ist die praktische Anwendung dieser Methoden in der Industrie ein zentraler Aspekt. Empirische Studien könnten aufzeigen, inwieweit Unternehmen den in der Literatur beschriebenen Mustern folgen oder alternative Ansätze entwickeln. Zudem birgt die Weiterentwicklung bestehender Methoden großes Potenzial, insbesondere durch den zunehmenden Einsatz von Echtzeitdaten, KI und digitalen Zwillingen. Adaptive, selbstlernende Systeme und hybride Ansätze, die verschiedene EUM kombinieren, könnten künftig eine noch flexiblere Entscheidungsunterstützung ermöglichen. Neben der technologischen Weiterentwicklung könnten zukünftige Studien eine genauere Analyse der verschiedenen EUM in unterschiedlichen Produktionsumgebungen liefern. Diese Arbeit hat sich auf eine systematische Untersuchung der Fragestellungen und EUM konzentriert, jedoch wäre es interessant, eine tiefere Analyse der eingesetzten Technologien und ihrer tatsächlichen Implementierung in der Praxis durchzuführen.

Insgesamt zeigt diese Arbeit, dass datenbasierte, simulationsbasierte, heuristische und optimierungsbasierte EUM essenziell für die Produktionslogistik sind. Die identifizierten Muster bieten eine fundierte Grundlage für Forschung und Praxis, während zukünftige Studien branchenspezifische Anpassungen und technologische Entwicklungen weiter vertiefen könnten.

Literaturverzeichnis

Alpar, P., Alt, R., Bensberg, F., & Weimann, P. (2019). Anwendungen zur Entscheidungsunterstützung. In P. Alpar, R. Alt, F. Bensberg, & P. Weimann (Hrsg.), *Anwendungsorientierte Wirtschaftsinformatik* (S. 269–322). Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-25581-7_11

Al-Qamash, A., Soliman, I., Abulibdeh, R., & Saleh, M. (2018). Cloud, fog, and edge computing: A software engineering perspective. *2018 International Conference on Computer and Applications (ICCA)*, 276–284. https://doi.org/10.1109/COMAPP.2018.8460443

Arnold, D., & Furmans, K. (2019). *Materialfluss in Logistiksystemen*. Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-60388-8

Baars, H., & Kemper, H. G. (2021). Informationsgenerierung. In H. Baars & H. G. Kemper (Hrsg.), *Business Intelligence & Analytics – Grundlagen und praktische Anwendungen: Ansätze der IT-basierten Entscheidungsunterstützung* (S. 91–286). Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-8348-2344-1_3

Babel, W. (2023). IoT und Industrie 4.0 – Zusammenhänge. In W. Babel (Hrsg.), *Internet of Things und Industrie 4.0* (S. 15–20). Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-39901-6_4

Bauer, J. (2014). *Produktionslogistik/Produktionssteuerung kompakt: Schneller Einstieg in die Produktionslogistik mit SAP-ERP*. Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-05582-0

Bauer, J. (2021). Produktionslogistik mit ERP-Systemen. In A. Böge & W. Böge (Hrsg.), *Handbuch Maschinenbau: Grundlagen und Anwendungen der Maschinenbau-Technik* (S. 1709–1726). Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-30273-3_89

Bhargava, H. K., Power, D. J., & Sun, D. (2007). Progress in Web-based decision support technologies. *Special Issue Clusters*, *43*(4), 1083–1095. https://doi.org/10.1016/j.dss.2005.07.002

Bitzer, M., Herrmann, M., & Mayer-John, E. (2019). System Co-Design (SCODE): Methodik zur Analyse hybrider Systeme: Eine Systematik zur Komplexitätsreduktion von regelungstechnischer Software in eingebetteten Systemen. *at - Automatisierungstechnik*, *67*(9), 739–750. https://doi.org/10.1515/auto-2019-0003

Böning, C. (o. J.). *Kapazitätsplanung in Projekt oder Produktion*. https://www.iph-hannover.de/de/information/fabrikplanung/kapazitaetsplanung/, Abgerufen 12. Januar 2025

Brettel, M., Friederichsen, N., Keller, M., & Rosenberg, M. (2014). How virtualization, decentralization and network building change the manufacturing landscape: An Industry 4.0 Perspective. *International journal of information and communication engineering*, *8*(1), 37–44.

Budde, L., Liao, S., Haenggi, R., & Friedli, T. (2022). Use of DES to develop a decision support system for lot size decision-making in manufacturing companies. *Production and Manufacturing Research*, *10*(1), 494–518. Scopus. https://doi.org/10.1080/21693277.2022.2092564

Carter, M. W., Price, C. C., & Rabadi, G. (2019). *Operations Research a practical introduction*. CRC Press.

Chopra, S., Meindl, P., Kummer, S., Groschopf, W., Gahm, C., & Sahamie, R. (2014). *Supply Chain Management: Strategie, Planung und Umsetzung* (5., aktualisierte Auflage). Pearson.

Clason, C. (2023, Juli 27). *Stochastische Optimierung*. https://imsc.uni-graz.at/clason/skripte/StochastikOptSkript23.pdf

Cooper, H. M. (1988). Organizing knowledge syntheses: A taxonomy of literature reviews. *Knowledge in Society*, *1*(1), 104. https://doi.org/10.1007/BF03177550

Czichos, H. (2023). Cyber-physische Systeme und Industrie 4.0. In H. Czichos (Hrsg.), *Technologie* (S. 111–115). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-031-44243-8_5

Dangelmaier, W., & Warnecke, H.-J. (1997). Kapazitätsplanung. In W. Dangelmaier & H.-J. Warnecke (Hrsg.), *Fertigungslenkung: Planung und Steuerung des Ablaufs der diskreten Fertigung* (S. 457–586). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-60860-5_8

Dickmann, P. (2015). *Schlanker Materialfluss: Mit Lean Production, Kanban und Innovationen*. Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-44869-4

Donhauser, T. (2020). *Ressourcenorientierte Auftragsregelung in einer hybriden Produktion mittels betriebsbegleitender Simulation*. FAU Studien aus dem Maschinenbau Band 346. Erlangen: FAU University Press. https://doi.org/10.25593/978-3-96147-317-5

Espinoza-Torres, D., & Segarra-Oña, M. (2022). Disentangling the relationship between prior knowledge and entrepreneurial orientation: A bibliometric study. *Tec Empresarial*, *16*(2), Article 2. https://doi.org/10.18845/te.v16i2.6167

Farkisch, K. (2011). *Data-Warehouse-Systeme kompakt: Aufbau, Architektur, Grundfunktionen*. Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-21533-9

Feige, D. Klaus, P., & Steglich, M. (2016). *Logistik-Entscheidungen: Modellbasierte Entscheidungsunterstützung in der Logistik* (2. Auflage). Walter de Gruyter GmbH.

Fottner, J., Galka, S., Habenicht, S., Klenk, E., Meinhardt, I., & Schmidt, T. (2022). *Planung von innerbetrieblichen Transportsystemen: Fahrzeugsysteme*. Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-63973-3

Franke, W., & Dangelmaier, W. (Hrsg.). (2006). Grundlagen der RFID-Technologie. In *RFID-Leitfaden für die Logistik: Anwendungsgebiete, Einsatzmöglichkeiten, Integration, Praxisbeispiele* (S. 17–55). Gabler. https://doi.org/10.1007/978-3-8349-9188-1_2

Gallas, C. (2023, September 26). *Kapazitäts-planung und -management: Die praxisnahe Einführung*. Meisterplan. https://meisterplan.com/de/blog/ressourcenplanung/kapazitaetsplanung/

Gdali, Z. (2024, Juni 13). *Optimierung der Lagerverwaltung durch Automatisierung: Ein umfassender Leitfaden*. firecell.io. https://firecell.io/de/optimizing-stock-management-with-automation-a-comprehensive-guide/

Geldermann, Prof. Dr. J. (2014, Januar). *Leitfaden zur Anwendung von Methoden der multikriteriellen Entscheidungsunterstützung* [Dissertation, Produktion und Logistik]. Georg-August-Universität, Göttingen.

Gigerenzer, G., & Gaissmaier, W. (2011). Heuristic decision making. *Annual Review of Psychology*, *62*(1), 451–482. https://doi.org/10.1146/annurev-psych-120709-145346

Gutenschwager, K., Rabe, M., Spieckermann, S., & Wenzel, S. (2017). *Simulation in Produktion und Logistik*. Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-55745-7

Hadi, H. J., Shnain, A. H., Hadishaheed, S., & Ahmad, A. H. (2015). Big data and five v´s characteristics. *International Journal of Advances in Electronics and Computer Science, 2*(1). https://www.researchgate.net/publication/332230305.

Hartmann, D. (2021). *Real-time Digital Twins*. https://doi.org/10.5281/zenodo.5470479

Hartmann, H. (2017). *Bestandsmanagement und -controlling: Optimierungsstrategien mit Beispielen aus der Praxis* (3. Aufl.). Duncker & Humblot. https://doi.org/10.3790/978-3-88640-607-4

Hauge, J. B., Zafarzadeh, M., Jeong, Y., Li, Y., Khilji, W. A., & Wiktorsson, M. (2020). Employing digital twins within production logistics. *2020 IEEE International Conference on Engineering, Technology and Innovation (ICE/ITMC)*, 1–8. https://doi.org/10.1109/ICE/ITMC49519.2020.9198540

Häusle, D. (2011). *Innovatives Bestandsmanagement in der Supply Chain: Analyse bestehender Konzepte und möglichen Zukunftsrichtungen*. [Bachelorarbeit, Wirtschafts- und Sozialwissenschaften]. Wirtschaftsuniversität Wien, Wien. http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3841330

Höfelmeyer. (2023, Oktober 13). *Ressourcenplanung in der Produktion: Effizienz statt Engpass*. https://blog.hoefelmeyer.de/ressourcenplanung-in-der-produktion

Hohmann, S. (2022). *Logistik- und Supply Chain Management: Grundlagen, Theorien und quantitative Aufgaben*. Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-13631-4

IBM. (2024, Dezember 26). *Was ist Optimierungsmodellierung?* | *IBM*. https://www.ibm.com/de-de/topics/optimization-model

Jeong, Y., Flores-Garcia, E., & Wiktorsson, M. (2020). A design of Digital Twins for supporting decision-making in production logistics. *2020 Winter Simulation Conference (WSC)*, 2683–2694. https://doi.org/10.1109/WSC48552.2020.9383863

Kiener, S. (2012). *Produktions-Management: Grundlagen der Produktionsplanung und -steuerung* (10. Auflage). Oldenbourg. https://doi.org/10.1524/9783486715187

Kleining, G. (2010). Qualitative Heuristik. In G. Mey & K. Mruck (Hrsg.), *Handbuch Qualitative Forschung in der Psychologie* (S. 65–78). VS Verlag für Sozialwissenschaften. https://doi.org/10.1007/978-3-531-92052-8_4

Krieger, P. D. W. (o. J.). *Definition: Materialwirtschaft* [Text]. https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/materialwirtschaft-37023; Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH. https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/materialwirtschaft-37023, Abgerufen 11. Januar 2025.

Krieger, P. D. W. (2018, Februar 15). *Revision von Lagerbestandsmanagement*. https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/lagerbestandsmanagement-39217/version-262631

Kuhn, T. (2017). Digitaler Zwilling. *Informatik-Spektrum*, *40*(5), 440–444. https://doi.org/10.1007/s00287-017-1061-2

Kuuse, M. (2023, Oktober 2). Automatisierte Bestandsmanagement | MRPeasy Fertigungsblog. *Blog für Hersteller und Großhändler.* https://www.mrpeasy.com/blog/de/automatisierte-bestandsmanagement/

Lanzinger, M. (2022). *Optimierungspotenzial der Produktionslogistik durch Industrie 4.0*. [Dissertation, International Industrial Management]. FH Joaenneum, Graz.

Law, A. M. (2015). *Simulation modeling and analysis.* (5. Auflage).

Lazaroiu, G., Androniceanu, A., Grecu, I., Grecu, G., & Neguriță, O. (2022). Artificial intelligence-based decision-making algorithms, Internet of Things sensing networks, and sustainable cyber-physical management systems in big data-driven cognitive manufacturing. *Oeconomia Copernicana*, *13*(4), 1047–1080. https://doi.org/10.24136/oc.2022.030

Ling, L., Song, Z.-M., Zhang, X., Cao, P.-Z., Wang, X.-Q., Liu, C.-H., & Liu, M.-Z. (2024). Manufacturing task data chain-driven production logistics trajectory analysis and optimization decision making method. *Advances in Manufacturing*, *12*(1), 185–206. https://doi.org/10.1007/s40436-023-00454-0

Liu, S., Wang, L., Wang, X. V., & Wiktorsson, M. (2020). A framework of data-driven dynamic optimisation for smart production logistics. In B. Lalic, V. Majstorovic, U. Marjanovic, G. Von Cieminski, & D. Romero (Hrsg.), *Advances in Production Management Systems. Towards Smart and Digital Manufacturing* (Bd. 592, S. 213–221). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-57997-5_25

Lumivero. (2023, Juli 5). *Optimize supply chains with monte carlo simulation*. Lumivero. https://lumivero.com/resources/optimizing-manufacturing-supply-chains-with-monte-carlo-simulation/

Makarova, I., Shubenkova, K., & Pashkevich, A. (2018). The concept of the decision support system to plan the reverse logistics in automotive industry. *2018 26th International Conference on Software, Telecommunications and Computer Networks (SoftCOM)*, 1–6. https://doi.org/10.23919/SOFTCOM.2018.8555760

Martin, H., Römisch, P., & Weidlich, A. (2008). *Materialflusstechnik: Auswahl und Berechnung von Elementen und Baugruppen der Fördertechnik* (9., verbesserte und aktualisierte Auflage). Vieweg. https://doi.org/10.1007/978-3-8348-9456-4

März, L., Krug, W., Rose, O., & Weigert, G. (2011). *Simulation und Optimierung in Produktion und Logistik*. Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-14536-0

Müller-Funk, U., & Kathöfer, U. (2017). *Operations Research* (3., korrigierte Auflage). UVK Verlag.

Nemati, H. R., Steiger, D. M., Iyer, L. S., & Herschel, R. T. (2002). Knowledge warehouse: An architectural integration of knowledge management, decision support, artificial intelligence and data warehousing. *Decision Support Systems*, *33*(2), 143–161. https://doi.org/10.1016/S0167-9236(01)00141-5

Nickel, S., Rebennack, S., Stein, O., & Waldmann, K.-H. (2022). *Operations Research*. Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-65346-3

Öfele, M., Braun, H.-M., Warkotsch, N., & Braunreuther, S. (2023). Nachhaltigkeit versus Produktion?/Does sustainability only succeed with a different mind-set? – Sustainability versus production? *wt Werkstattstechnik online*, *113*(04), 153–157. https://doi.org/10.37544/1436-4980-2023-04-53

Onpulson. (2022, Juli 21). *Heuristik: Bedeutung, Formen und Beispiele*. Onpulson. https://www.onpulson.de/69457/heuristik/

Pawellek, G. (2007). *Produktionslogistik: Planung – Steuerung – Controlling* (1. Auflage). Carl Hanser Fachbuchverlag. https://doi.org/10.3139/9783446413610

Plano. (2023, August 29). *Kapazitätsplanung Mitarbeiter » Beispiele & Top5-Tipps*. https://plano-wfm.com/de-de/kapazitaetsplanung/

Fristigkeit der Planung | Produktion einfach erklärt (2024, November 27). https://technikermathe.de/pr1-fristigkeit-der-planung-definition-beispiele

Rabe, M., Spiekermann, S., & Wenzel, S. (2008). Definitionen. In *Verifikation und Validierung für die Simulation in Produktion und Logistik: Vorgehensmodelle und Techniken* (S. 11–25). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-35282-2_2

Recker, A. (2000). *Losgrößenplanung in PPS-Systemen*. Deutscher Universitätsverlag. https://doi.org/10.1007/978-3-322-90375-4

Sarabi, E. P., & Darestani, S. A. (2021). Developing a decision support system for logistics service provider selection employing fuzzy MULTIMOORA & BWM in mining equipment manufacturing. *Applied Soft Computing*, *98*, 106849. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106849

Sargent, R. G. (2013). An introduction to verification and validation of simulation models. *2013 Winter Simulations Conference (WSC)*, 321–327. https://doi.org/10.1109/WSC.2013.6721430

Schuh, G. (2007). *Produktionsplanung und -steuerung: Grundlagen, Gestaltung Und Konzepte*. Springer Berlin Heidelberg.

Schulte, D. A. T., Piastowski, H., Jakob, S., Radtke, C., & Korkmaz, T. (2020). *Effiziente Produktionsversorgungskreisläufe in Wertschöp- fungsnetzwerken*.

Shim, J. P., Warkentin, M., Courtney, J. F., Power, D. J., Sharda, R., & Carlsson, C. (2002). Past, present, and future of decision support technology. *Decision Support Systems*, *33*(2), 111–126. https://doi.org/10.1016/S0167-9236(01)00139-7

Steven, M. (2015). *Produktionslogistik*. Kohlhammer Verlag.

Strohmeier, S. (Hrsg.). (2008). Personaleinsatzplanungssysteme. In *Informationssysteme im Personalmanagement: Architektur—Funktionalität—Anwendung* (S. 107–119). Vieweg+Teubner. https://doi.org/10.1007/978-3-8348-9475-5_8

Tank, B., & Gandhi, V. (2023). A comparative study on cloud computing, edge computing and fog computing. In K. Ramachandra Murthy, S. Kumar, & M. Kumar Singh (Hrsg.), *Advances in Transdisciplinary Engineering*. IOS Press. https://doi.org/10.3233/ATDE221329

Thommen, J.-P., Achleitner, A.-K., Gilbert, D. U., Hachmeister, D., Jarchow, S., & Kaiser, G. (2020). Produktionsplanung und -steuerung (PPS). In J.-P. Thommen, A.-K. Achleitner, D. U. Gilbert, D. Hachmeister, S. Jarchow, & G. Kaiser (Hrsg.), *Allgemeine Betriebswirtschaftslehre: Umfassende Einführung aus managementorientierter Sicht* (S. 205–214). Springer Fachmedien. https://doi.org/10.1007/978-3-658-27246-3_17

Vojdani, N., & Erichsen, B. (2019). Anwendung von Support Vector Regression zur vorausschauenden Identifikation von Störungswirkungen in der Produktionslogistik. *Volume 2019*, Issue 12. https://doi.org/10.2195/LJ_PROC_VOJDANI_DE_201912_01

vom Brocke, J., Simon, A., Niehave, B., Riemer, K., Plattfaut, R., & Cleven, A. (2009). *Reconstructing the Giant: On the Importance of Rigour in Documenting the Literature Search Process*. https://aisel.aisnet.org/ecis2009/161

Von Thiessen, R., Pabst, S., & Sigrist, S. (2020). *DECODING ARTIFICIAL INTELLIGENCE: Warum die Künstliche Intelligenz die menschliche braucht*. NZZ Libro.

Wang, W., Zaheer, Q., Qiu, S., Wang, W., Ai, C., Wang, J., Wang, S., & Hu, W. (2024). Introduction to Digital Twin Technologies in Transportation Infrastructure Management (TIM). In W. Wang, Q. Zaheer, S. Qiu, W. Wang, C. Ai, J. Wang, S. Wang, & W. Hu (Hrsg.), *Digital Twin Technologies in Transportation Infrastructure Management* (S. 1–25). Springer Nature Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-99-5804-7_1

Wehking, K. H. (2020). *Technisches Handbuch Logistik 1: Fördertechnik, Materialfluss, Intralogistik*. Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-60867-8

Wenzel, A., Welzel, K., & Nyhuis, P. (2024). Dos and don'ts in production logistics—Knowledge as the basis for improving logistics performance and reducing logistics costs. *ZWF Zeitschrift fuer Wirtschaftlichen Fabrikbetrieb*, *119*(4), 240–245. Scopus. https://doi.org/10.1515/zwf-2024-1037

Wenzel, S. (2023). Simulation logistischer Systeme. In K. Furmans, M. Henke, H. Tempelmeier, M. Ten Hompel, & T. Schmidt (Hrsg.), *Handbuch Logistik* (S. 1–27). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-54476-7_8-1

Weyers, A. (2007). Grundlagen der Simulation. In A. Weyers (Hrsg.), *Güterwagenmanagement* (S. 7–35). Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-24659-4_2

Wikarek, J., Sitek, P., & Stefański, T. (2018). A constraint-based framework for scheduling problems. In N. T. Nguyen, D. H. Hoang, T.-P. Hong, H. Pham, & B. Trawiński (Hrsg.), *Intelligent Information and Database Systems* (Bd. 10751, S. 419–430). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-75417-8_40

Xu, J. (2024). Advancement of data analysis, decision support system, data-driven modeling on the eighteenth ICMSEM proceedings. In J. Xu, N. A. Binti Ismail, S. Dabo-Niang, M. H. Ali Hassan, & A. Hajiyev (Hrsg.), *The Eighteenth International Conference on Management Science and Engineering Management* (Bd. 215, S. 1–13). Springer Nature Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-97-5098-6_1

Zeitwirtschaft: Definition, Ziele, Vorteile & Methoden. (2023, Januar 18). *digital ZEIT | Zeiterfassung und Zutrittskontrolle*. https://www.digital-zeit.de/lexikon/zeitwirtschaft/

Zhang, K., Yi, H., Qu, T., Zeng, M., Ma, L., Li, C., & Huang, G. Q. (2024C). Dynamic multi-objective opti-state decision-making method for intermittent synchronized production operation system. In M. Thürer, R. Riedel, G. Von Cieminski, & D. Romero (Hrsg.), *Advances in Production Management Systems. Production Management Systems for Volatile, Uncertain, Complex, and Ambiguous Environments* (Bd. 732, S. 460–473). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-71637-9_31

Zhang, Y., Qu, T., Li, M., Zhang, Z., Zhang, K., Hong, Z., Huang, G. Q., & Chen, Z. (2024B). Digital Twin-based multi-granularity synchronisation for production-warehousing under batch processing mode. *International Journal of Production Research*, 1–20. https://doi.org/10.1080/00207543.2024.2408671

Zhang, Z., Qu, T., Huang, G. Q., Zhao, K., Zhang, K., Li, M., Zhang, Y., Liu, L., & Zhong, H. (2024A). Digital Twin and blockchain-enabled trusted optimal-state synchronized control approach for distributed smart manufacturing system in social manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*, *76*, 385–410. https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2024.08.004

Zhang, Z., Qu, T., Zhao, K., Zhang, K., Zhang, Y., Guo, W., Liu, L., & Chen, Z. (2024D). Enhancing trusted synchronization in open production logistics: A platform framework integrating blockchain and digital twin under social manufacturing. *Advanced Engineering Informatics*, *61*, 102404. https://doi.org/10.1016/j.aei.2024.102404

Zhao, Z., Lin, P., Shen, L., Zhang, M., & Huang, G. Q. (2020). IoT edge computing-enabled collaborative tracking system for manufacturing resources in industrial park. *Advanced Engineering Informatics*, *43*, 101044. https://doi.org/10.1016/j.aei.2020.101044

Zimmermann, H. J. (2020). *Operations Research Methoden und Modelle für Wirtschaftingenieure, Betriebswirte und Informatiker*. https://doi.org/10.1287/3c09af3e-91b3-4b8f-95f1-55c31f09624e