

Schlussbericht vom 30.09.2022

zu IGF-Vorhaben Nr. 20351 N

Thema

roboKOM – Potentielle Einsatzbereiche mobiler Kommissionierroboter im Vergleich
zu klassischen Person-zur-Ware- und Ware-zur-Person-Kommissioniersystemen

Berichtszeitraum

01.11.2019 - 31.08.2022

Forschungsvereinigung

Intralogistik/Fördertechnik und Logistiksysteme (IFL)

Forschungseinrichtung(en)

Technische Universität Darmstadt; Fachgebiet "Unternehmensführung und Logistik"

Technischen Universität Darmstadt; Fachgebiet „Management Science/Operations Research“

Gefördert durch:

Inhaltsverzeichnis

1	Kurzbeschreibung	6
2	Durchführung und Ergebnisse der einzelnen Arbeitspakete.....	8
2.1	Spezifikation zu vergleichender Kommissioniersysteme und relevanter Basisdaten (AP 1)	8
2.2	Entwicklung von mathematischen Lösungsverfahren und Simulationsmodellen für mobile Kommissionierroboter sowie für zu vergleichende etablierte Kommissioniersysteme (AP 2)	13
2.2.1	Auftretende Planungsprobleme in RMFS-Lagerhäusern (AP 2.3-2.7)	14
2.2.2	Das Order und Pod Assignment Problem.....	16
2.2.3	Implementierung agentenbasierter Simulationsmodelle zur Abbildung der betrachteten Kommissionierprozesse	31
2.3	Bestimmung des potentiellen Einsatzbereichs mobiler Kommissionierroboter durch Simulationsexperimente (AP 3)	37
2.3.1	Simulationsstudie 0: Ressourcenbestimmungen	37
2.3.2	Simulationsstudie I: Auswirkungen der Prozessoptimierung durch OPAP	39
2.3.3	Simulationsstudie II: Vergleich eines RMFS mit konventionellen Kommissioniersysteme	41
2.3.4	Festsetzung des Einsatzbereiches mobiler Kommissionierroboter	45
2.3.5	Schlussfolgerungen.....	50
2.4	Entwicklung des Demonstrators als Entscheidungsunterstützungssystem für die Praxis (AP 4)	51
3	Verwendung der Zuwendungen	53
4	Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit.....	55
5	Bewertung des wissenschaftlich-technischen und wirtschaftlichen Nutzens der erzielten Ergebnisse insbesondere für KMU sowie ihres innovativen Beitrags und ihrer industriellen Anwendungsmöglichkeiten	56
6	Ergebnistransfer in die Wirtschaft	57
6.1	Transfermaßnahmen während der Projektlaufzeit.....	57
6.2	Transfermaßnahmen nach Abschluss des Vorhabens	59
7	Literaturverzeichnis.....	61

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Gegenüberstellung klassischer Kommissioniersysteme (links + rechts) mit mobilen Kommissioniersystemen (Mitte).....	8
Abbildung 2: Zeitliche Darstellung der als relevant ermittelten Kern-Publikationen.....	9
Abbildung 3: Schematische Darstellung eines RMFS (a) mit Detailansicht (b) und (c)	10
Abbildung 4: Schematische Darstellung eines RMFS in einem mehrstöckigen Lagerlayout (multi-level RMFS)	11
Abbildung 5: Schematische Darstellung der betrachteten Vergleichssysteme	12
Abbildung 6: Methodische Vorgehensweise im Projekt; Zusammenspiel von Simulationsmodell und Optimierungsverfahren	13
Abbildung 7: Auftretende Planungsprobleme bei RMFS, geordnet nach Planungshierarchie ...	14
Abbildung 8: Schematische Darstellung von OPAP als MCF-Netzwerk.....	25
Abbildung 9: Darstellung des konzeptionellen Modells basierend auf einem „Simulation-Optimization Approach“	33
Abbildung 10: Ermittlung der bestmöglichen Roboteranzahl in einem RMFS (Durchführung im optimierten Simulationsmodell).....	38
Abbildung 11: Variation der Anzahl an mobilen Kommissionierrobotern	38
Abbildung 12: Einfluss der vorhandenen SKU Typen im Lager auf die Menge kommissionierter A-Artikel	44
Abbildung 13: Einfluss des veränderten Pareto-Prinzips auf die Menge an abgeschlossenen Aufträgen	45
Abbildung 14: Einordnung der Lagerleistungsgrößen der betrachteten Systeme nach Boysen et al. (2017).....	46
Abbildung 15: Gegenüberstellung der Personalkosten von RMFS, AVS/R und manueller Kommissionierung nach Boysen et al. (2017).....	48
Abbildung 16: Darstellung möglicher Einsatzbereiche von RMFS, AVS/R und manueller Kommissionierung nach Boysen et al. (2017).....	49
Abbildung 17: Einfluss der mittleren Auftragsgröße auf die Lagerleistung aller betrachteten Kommissioniersysteme.....	50
Abbildung 18: Screenshot des Auswahl-GUI des Demonstrators zum RMFS.....	51
Abbildung 19: Screenshot der Evaluationsdarstellungen im Demonstrator	52

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Notation für das MIP-intuitive Modell.....	22
Tabelle 2: Zusätzliche Notation für das MIP-MCFP Modell.....	27
Tabelle 3: Einbezug der Planungsprobleme in das Simulationsmodell	33
Tabelle 4: Tabellarische Darstellung des Vergleiches	40
Tabelle 5: Verteilung der Arbeitsauslastung durch OPAP	40
Tabelle 6: Im Projekt als relevant erachtete Kennzahlen (KPIs) zum Vergleich	41
Tabelle 7: Instanz-Definition	42
Tabelle 8: Kurze Zusammenfassung der gemittelten Ergebnisse der Simulationsstudie.....	43
Tabelle 9: Kostensätze zur Kostenermittlung.....	47
Tabelle 10: Auflistung der Investitions- und Personalkosten	47
Tabelle 11: Aufschlüsselung der Zuwendungen nach den Forschungseinrichtungen	53
Tabelle 12: Auflistung der Transfermaßnahmen während der Projektlaufzeit	58
Tabelle 13: Auflistung der Transfermaßnahmen nach der Projektlaufzeit	60

Abkürzungsverzeichnis

AiF	Arbeitsgemeinschaft industrieller Forschungsvereinigungen
AP	Arbeitspaket
AS/RS	Automated Storage and Retrieval-System
AVS/R	Autonomous vehicle-based storage and retrieval system
BMWK	Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz
BVL	Bundesvereinigung Logistik
CPLEX	Software IBM ILOG CPLEX Optimization Studio
DOE	Design Of Experiment
FE	Forschungseinrichtung
FE 1	Fachgebiet „Unternehmensführung und Logistik“ der Technischen Universität Darmstadt
FE 2	Fachgebiet „Management Science/Operations Research“ der Technischen Universität Darmstadt
FF	Forschungsfrage
FTS	Fahrerloses Transportsystem
GUI	Graphical User Interface
IFL	Forschungsgemeinschaft Intralogistik/Fördertechnik und Logistiksysteme
IGF	Industrielle Gemeinschaftsforschung
KPI	Key Performance Indicator
MCF	Multi-commodity Flow
MCFP	Multi-commodity Flow Problem
MCFP-h	Heuristisches Lösungsverfahren zum Multi-commodity Flow Problem
MIP	Mixed-integer Programming
M.Sc.	Master Of Science
RMFS	Robotic Mobile Fulfillment System
OPAP	Order and Pod Assignment Problem
PA	Projektbegleitenden Ausschusses
QR	Quick Response
SKU	Stock Keeping Unit
V&V	Verifikation und Validierung

1 Kurzbeschreibung

Das Projekt „roboKOM – Potentielle Einsatzbereiche mobiler Kommissionierroboter“ befasste sich mit der Untersuchung mobiler Kommissionierroboter, die seit einigen Jahren vermehrt in der Logistik, insbesondere dem e-Commerce, eingesetzt werden. Sie basieren auf einem neuen Kommissionierprinzip. Dabei werden im Gegensatz zu den manuellen Person-zur-Ware-Kommissionierungen und den automatischen Ware-zur-Person-Kommissionierungen einzelne Regale durch die mobilen Roboter bewegt und zu einer stationären Kommissionier-Basis transportiert. Im Vergleich zu herkömmlichen Kommissioniersystemen, in denen sich die Kommissionierer zu den Regalen in der Lagerhalle bewegen, steigert sich durch diese Art der Kommissionierung die Produktivität, da im Gegensatz zur manuellen Kommissionierung keine Wegzeiten für die Fortbewegung der Kommissionierer anfallen. Berechenbare Faktoren der Lagerleistungsgrößen sind hierbei der maximal mögliche Lagerdurchsatz und die Anzahl kommissionierter Artikel je Zeiteinheit. Außerdem können geringere Investitionskosten und eine bessere Skalierbarkeit als bei vollautomatisierten Ware-zur-Person-Systemen erzielt werden. Ein weiterer Vorteil zu herkömmlichen Kommissioniersystemen ist die Möglichkeit, auch bestehende Kommissionierlager einfach umzurüsten. Zwar sind zum jetzigen Zeitpunkt bereits erste Systeme mit mobilen Kommissionierrobotern in der Praxis im Einsatz, es stellt sich aber dennoch die Frage, wie groß das Einsatzpotenzial für eine derartige Technologie ist. So setzte sich das Projekt roboKOM als Ziel, den potentiellen Einsatzbereich von mobilen Kommissionierrobotern zu ergünden und findet Antworten auf die folgenden, relevanten Forschungsfragen:

Forschungsfrage 1 (FF 1):

Mit welchen Optimierungsverfahren können im Rahmen der Kommissionierstrategie mobile Kommissionierroboter effizient gesteuert werden, sodass die nötige Anzahl an Kommissionierstationen/Kommissionierrobotern zur Erreichung eines gegebenen Lagerdurchsatzes minimiert wird?

Forschungsfrage 2 (FF 2):

Welche potentiellen Einsatzbereiche ergeben sich für mobile Kommissionierroboter? Insbesondere: Welche Anzahl an Kommissionierstationen/Kommissionierrobotern ist zur Erreichung eines gegebenen Lagerdurchsatzes (bei Anwendung der Optimierungsverfahren) notwendig? In welchen Bereichsgrenzen der Basisdaten und des erforderlichen Lagerdurchsatzes sind Kommissionierroboter bzw. alternative etablierte (manuelle oder automatisierte) Kommissioniersysteme besser geeignet?

Zur Beantwortung dieser Forschungsfragen wurde ein methodischer Ansatz zur Vereinigung von Simulation und Optimierung genutzt. Ziel war es, möglichst realitätsnahe Modelle der Kommissioniersysteme aufzubauen. Gleichzeitig dienen die Modelle als Werkzeug zur

inhaltlichen Analyse verschiedener Produktions-/Distributionslager mit unterschiedlichem Artikelsortiment sowie als Grundlage für den Vergleich bestehender Kommissioniersysteme mit mobilen Kommissionierrobotern.

Umgesetzt wurde das Projekt in Zusammenarbeit von zwei Forschungseinrichtungen:

1. Fachgebiet „Unternehmensführung und Logistik“ der Technischen Universität Darmstadt (abgekürzt als FE 1)
2. Fachgebiet „Management Science/Operations Research“ der Technischen Universität Darmstadt (abgekürzt als FE 2).

Gleichzeitig beteiligten sich interessierte Unternehmen in einem projektbegleitenden Ausschuss (PA) an dem vorliegenden Projekt. Das Projekt (IGF-Vorhaben 20351 N der Forschungsgemeinschaft Intralogistik/Fördertechnik und Logistiksysteme (IFL) e.V.) wurde über die Arbeitsgemeinschaft industrieller Forschungsvereinigungen (AiF) im Rahmen des Programms zur Förderung der Industriellen Gemeinschaftsforschung (IGF) vom Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK) aufgrund eines Beschlusses des Deutschen Bundestages gefördert.

Die Erforschung der im Projektantrag gestellten und zu Beginn der Laufzeit konkretisierten Forschungsfragen erfolgte entsprechend dem Projektplan in vier Arbeitspaketen (AP). Die Beschreibung der einzelnen AP und der erzielten Ergebnisse erfolgt in Kapitel 2 dieses Berichts. Anschließend wird die Verwendung der Zuwendungen in Kapitel 3 begründet erläutert. In Kapitel 4 wird die Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit thematisiert, bevor in Kapitel 5 eine Bewertung des wissenschaftlich-technischen und wirtschaftlichen Nutzens der erzielten Ergebnisse insbesondere für kleine und mittlere Unternehmen dargestellt wird. Der Bericht schließt mit der Beschreibung der Maßnahmen zum Transfer in die Wirtschaft in Kapitel 6.

2 Durchführung und Ergebnisse der einzelnen Arbeitspakete

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der einzelnen APs erläutert und den durch den Projektplan vorgegebenen Zielen gegenübergestellt. Insgesamt ist die Projektbearbeitung in vier APs gegliedert. AP 1 umfasst die „Spezifikation zu vergleichender Kommissioniersysteme und relevanter Basisdaten“. In AP 2 werden bereits mathematischen Lösungsverfahren, das Simulationsmodell, zur Abbildung der Prozesse mobiler Kommissionierroboter und alle Simulationsmodelle für den anstehenden Vergleich mit etablierten Kommissioniersysteme entwickelt. Sodass in AP 3 die Bestimmung des potenziellen Einsatzbereichs mobiler Kommissionierroboter durch die definierten Simulationsstudien erfolgen kann. Das AP 4 schließt das Projekt mit der Entwicklung des Demonstrators als Entscheidungsunterstützungssystem für die Praxis ab.

2.1 Spezifikation zu vergleichender Kommissioniersysteme und relevanter Basisdaten (AP 1)

Im nachfolgend beschriebenen AP 1 wurden die relevanten Kommissioniersysteme und Basisdaten für die Implementierung in Simulation und Optimierung spezifiziert. Vor der Identifizierung der zu untersuchenden Szenarien und der relevanten Einflussgrößen zielte dieses AP darauf ab, die zu betrachtenden Kommissioniersysteme zu bestimmen. Dafür wurde im ersten AP eine Literaturrecherche zum Thema Kommissioniersysteme zu sowohl wissenschaftlichen Fachbeiträge als auch Literatur aus der Praxis durchgeführt. Ziel dieses APs war es, mobile Kommissionierroboter zu definieren und mögliche zu Kommissionierrobotern konkurrierenden Kommissioniersysteme zu identifizieren.



Abbildung 1: Gegenüberstellung klassischer Kommissioniersysteme (links + rechts) mit mobilen Kommissioniersystemen (Mitte)

Die Auswahl der zu mobilen Kommissionierrobotern konkurrierenden Kommissioniersysteme erfolgte mit dem Fokus auf die beiden menschenzentrierten Kommissioniersysteme „Ware-zur-Person“ und „Person-zu-Ware“ (de Koster, 2007)). Die Begrifflichkeit „klassisch/etabliert“ gelten aufgrund des oftmals genutzten Einsatzes in der Praxis. Als „Ware-zur-Person“-System wurde ein „Autonomous Vehicle Storage And Retrieval System“ (AS/RS) und als „Person-zu-Ware“-System die klassische Tätigkeit des manuellen Kommissionierens mit einem Handwagen

festgelegt. Sie bildeten die Vergleichsbasis für ein System mit mobilen Kommissionierrobotern. Die Abbildung 1 zeigt die ausgewählten Systeme. Darüber hinaus wurde definiert, welche Art von mobilen Kommissionierroboter in diesem Projekt Berücksichtigung findet. In Alltagssituationen wird oftmals der Einsatz von Fahrerlosen Transportsystemen (FTS) dem der mobilen Kommissioniersysteme gleichgesetzt. In diesem AP galt es, mobilen Kommissioniersystemen als „Robotic Mobile Fulfillment System“ zu definieren (RMFS oder RMF-Systeme). Die Einordnung von Systemen mit mobilen Kommissioniersystemen befindet sich aktuell noch in der Diskussion. Für das vorliegende Projekt eignet sich die von Azadeh (2019) eingeführte Einordnung von RMFS als automatisiertes Kommissioniersystem, das nach de Koster (2009) als maschinenzentriertes Kommissioniersystemen gilt.

Die zur Beschreibung aller betrachteten Systeme relevanten Basisdaten wurden durch ausführliche Literaturrecherchen erarbeitet. Als Basisdaten wurden die für die Simulations- sowie Optimierungsstudien notwendigen Annahmen, Zeitmessungen sowie Kennzahlen definiert, die vorrangig in bereits durchgeführten Studien mit RMFS oder als Grundlage für die Auslegung eines Lagerhauses verwendet wurden. Des Weiteren umfassen die Basisdaten auch die relevanten Parameter zur Erstellung der Schnittstelle zwischen Simulations- und Optimierungsmodell.

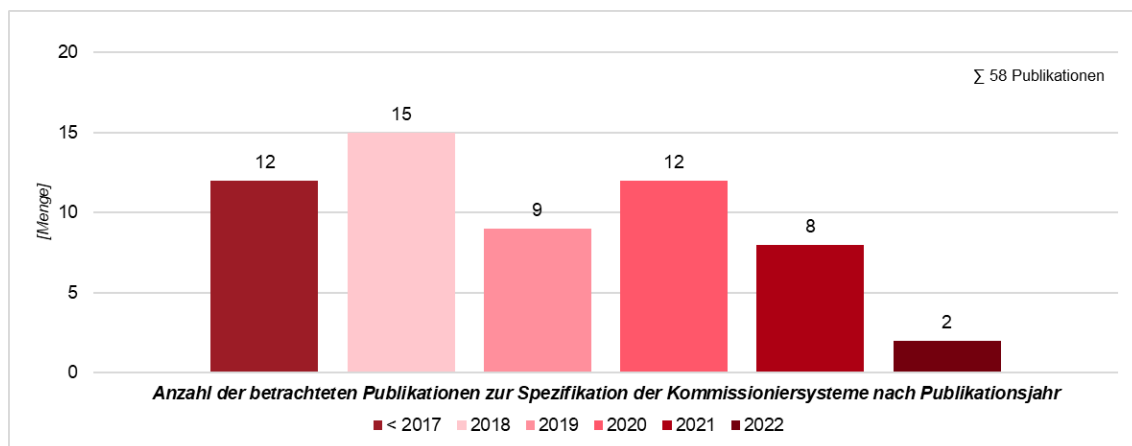


Abbildung 2: Zeitliche Darstellung der als relevant ermittelten Kern-Publikationen

Die durch die Literaturrecherche gewonnenen Ergebnisse wurden mit parallel durchgeführten Fokusgruppeninterviews im Rahmen der projektbegleitenden Ausschüsse sowie individuellen qualitativen Interviews mit Praxispartnern aus der Industrie verifiziert. Abbildung 2 fasst alle betrachteten Publikationen zur Spezifikation der drei Kommissioniersysteme zusammen. Die zeitliche Darstellung nach dem Publikationsjahr gibt ebenfalls wieder, dass vorrangig Literatur aus den vergangenen fünf Jahren betrachtet wurde und diese den aktuellen Stand der Technik wiedergeben.

Die nachfolgende Abbildung 3 zeigt die schematische Darstellung des definierten Kommissioniersystems mit mobilen Kommissionierrobotern. Die beschriebene Auslegung des Systems gilt als Grundlage für die zu erstellenden Simulations- und Optimierungsmodelle. Dargestellt sind die einzelnen Komponenten eines RMFS. Sie bestehen aus folgenden grundlegenden Komponenten: die beweglichen Regale (Pod), die Stellplätze der Pods in der Lagerhalle, die Arbeitsstationen und die mobilen Roboter selbst. Die Stellplätze der Regale geben den Inventarbereich an, in dem die Pods gelagert werden. Dieser ist rasterbasiert aufgebaut. Jeder Roboter wird mithilfe von QR-Code durch den Raum navigiert. Die mobilen Roboter bewegen sich sowohl auf den Gängen, als auch unterhalb der Pods. Sie tragen die mit Ware (auch als Stock Keeping Unit (SKU) bezeichnet) gefüllten Pods zu den vorbestimmten Arbeitsplätzen (siehe Detailansicht (b), Abbildung 3). Die Arbeitsstationen dienen als Kommissionierstationen (Detailansicht (c), Abbildung 3), an denen die Artikel der Kundenaufträge von den Pods kommissioniert werden. Es ist möglich, dass die Pods an den Arbeitsstationen wieder befüllt werden. Hierbei spricht man von einem „Pod replenishment“.

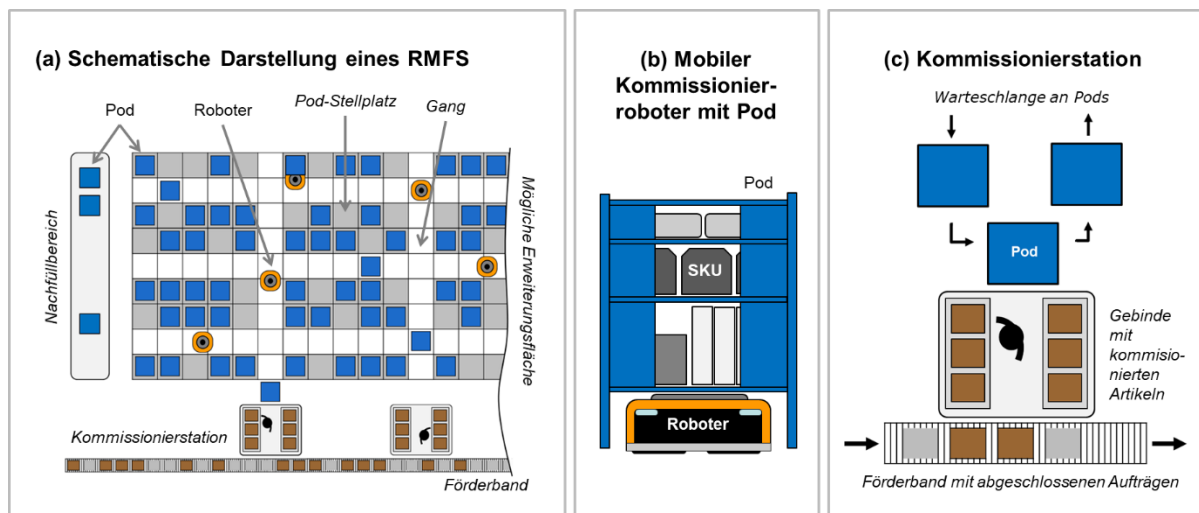


Abbildung 3: Schematische Darstellung eines RMFS (a) mit Detailansicht (b) und (c)

Nach dem jetzigen Stand der Technik werden RMFS auf großen, ebenerdigen Lagerflächen aufgebaut oder in umfunktionierten Bürogebäuden eingesetzt. In Zusammenarbeit mit dem projektbegleitenden Ausschuss stellte sich heraus, dass, die Nutzung eines ebenerdigen RMFS, die verfügbare Höhe des typischen Lagerhauses (Dimensionen vergleichbar mit einem AS/RS) nicht ausnutzt und aus praxisorientierter Sicht eine höhere Lagerdichte erstrebenswert ist. Grund hierfür ist, dass bei einem RMFS die Ware auf mannshohe Regale (ähnlich der manuellen Kommissionierung) gelagert wird, sodass diese an den Kommissionierstationen schnell, ohne zusätzliche Hilfsmittel, entnommen werden kann. Im Gegensatz zum AS/RS, in dem Hochregale genutzt werden, wird die Höhe des Lagerhauses nicht effizient ausgenutzt. Um einen sinnvollen Vergleich der unterschiedlichen Lagersysteme anzustreben, wurde das ursprünglich entwickelte

Modell für ein einstockiges RMFS für ein mehrstöckiges Lagerlayout angepasst. Das RMFS soll nun in mehrere Ebenen unterteilt werden, sodass es auch in einem für Hochregale ausgelegten Lagerhaus eingesetzt werden kann und eine bessere Höhennutzung ermöglicht wird. Die Betrachtung eines mehrstöckigen Lagerhauses ermöglicht den in AP 4 angestrebten Vergleich des RMFS mit den etablierten Kommissioniersystemen. Andererseits führt die Betrachtung von mehreren Ebenen zu einer unvermeidbaren Auftragszuteilung über mehrere Stationen (im Englischen „order splitting“ genannt). Es resultiert daraus, dass die bestellten Artikel auf mehreren Lagerstöcken gelagert sind. Dies impliziert einen zusätzlichen Konsolidierungsaufwand an den Packstationen. Das sich aus den genannten Annahmen resultierende Lagerhaus wird als mehrstöckiges RMFS definiert. Im Einklang mit den Änderungen des AP 2.7 und der inhaltlichen Berücksichtigung von „order splitting“ entstand die nachfolgende Betrachtung des Lagerhauses, wie in Abbildung 4 dargestellt.

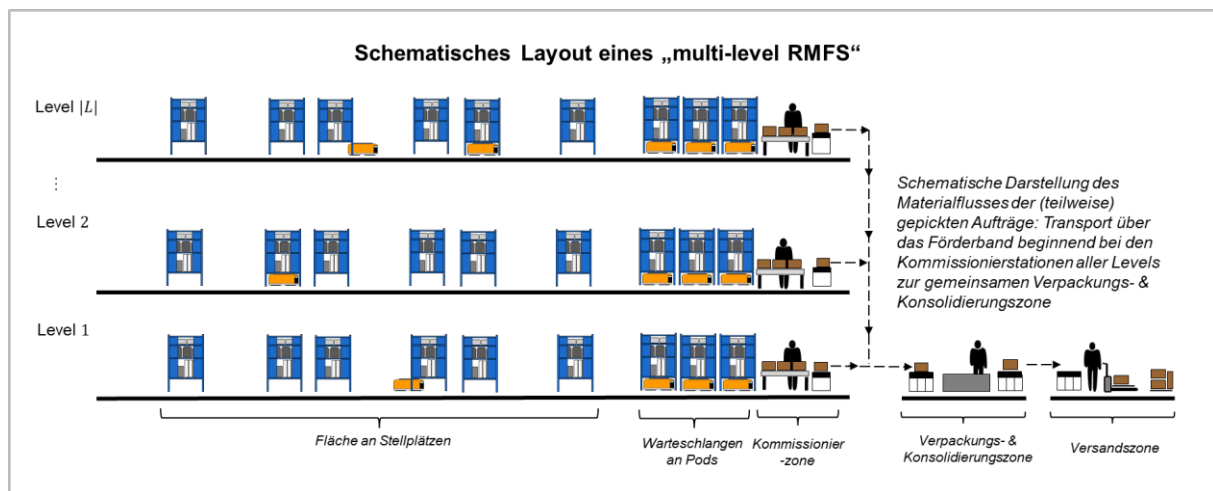


Abbildung 4: Schematische Darstellung eines RMFS in einem mehrstöckigen Lagerlayout (multi-level RMFS)

Ein typischer Ablauf des Kommissionierprozesses in einem mehrstufigen RMFS lässt sich wie folgt charakterisieren: Das Lager besteht aus mehreren Ebenen, die durch automatisierte Fördertechnik (z.B. Fließbandsysteme) miteinander verbunden sind. Jede Lagerebene wird von einer bestimmten Roboterflotte bedient und besteht aus einem Pod-Lagerbereich mit den Pods sowie mehreren stationären Kommissionierstationen. Auf den Pod sind Artikel verschiedenen Produktarten (engl. stock keeping unit, abgekürzt SKU) gelagert. Sobald ein bestimmter Artikel an einer Kommissionierstation benötigt wird, navigiert ein mobiler Roboter zu einem Pod, in dem sich Artikel von bestelltem Produkttyp befindet, und bringt es zu der entsprechenden Kommissionierstation. Dazu fährt der Roboter unter den Pod, hebt ihn an und bringt ihn zum Zielort. Jede Kommissionierstation wird von einem stationären Kommissionierer bedient, der die bestellten Artikel aus den Pods entnimmt und die kommissionierten Artikel in einem speziellen Behälter sammelt. Sobald aus einem Pod alle benötigten Artikel kommissioniert sind, bringt der mobile Kommissionierroboter den Pod zurück in den Lagerbereich. Andererseits, nachdem ein

Kundenauftrag an der Kommissionierstation vollständig abgearbeitet wurde, d.h. nachdem alle bestellten Artikel für diesen Kundenauftrag von den Pods entnommen und in Behälter gelegt wurden, platziert der Kommissionierer den aufgefüllten Behälter auf ein Förderband, um ihn zur Packstation zu transportieren, die sich in der Regel im ersten Stock befindet. An den Packstationen werden die Bestellungen aus den Behältern entnommen, in Kartons verpackt und in den Versandbereich weitergeleitet. Darüber hinaus werden an den Packstationen gesplittete Orders, die an mehreren Kommissionierplätzen kommissioniert wurden, zu einem Auftrag konsolidiert. Der Fokus des Forschungsprojektes lag hauptsächlich bei den eigentlichen Kommissionierprozessen: Gehen, Suchen, Entnehmen und Einrichten (de Koster et al., 2007). Typische Wiederbefüllungsprozesse wurden nicht betrachtet. Diese Annahme gilt für alle drei betrachteten Systeme. Nachbefüllungsprozesse können in Nebentätigkeiten oder von anderen Personen als den Kommissionierern ausgeführt werden. Analog zum RMFS gab es weitere Eingrenzungen bei AS/RS und manueller Kommissionierung. Die nachfolgende Abbildung 5 zeigt die schematischen Darstellungen beider erarbeiteten Vergleichssysteme.

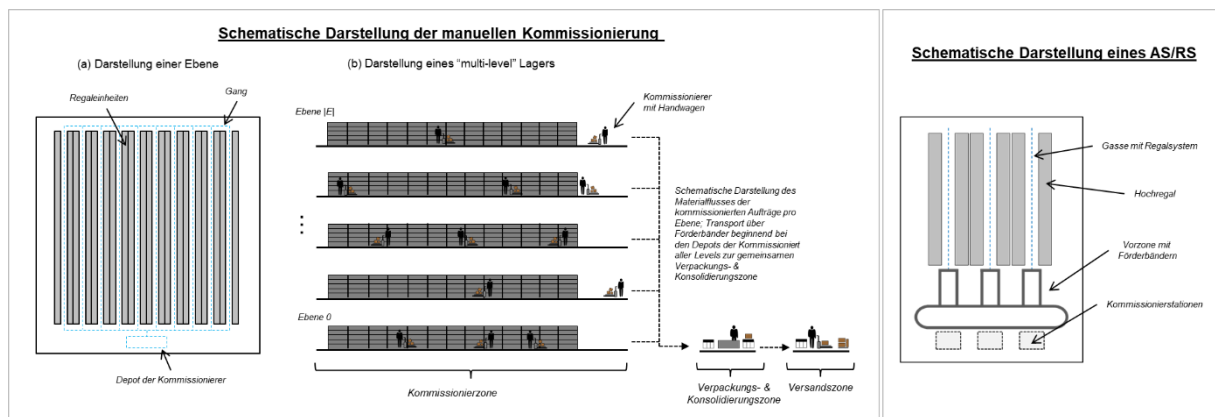


Abbildung 5: Schematische Darstellung der betrachteten Vergleichssysteme

Für die manuelle Kommissionierung wurde das Argument der geringen Lagerdichte beim RMFS mitaufgenommen. So wurde das manuelle Kommissioniersystem ebenfalls als mehrstöckiges (multi-level) Lagerhaus betrachtet. Die Lagerzone auf einer Ebene besteht aus einem One-Block-Layout (Franzke, 2018). Die Kommissionierer suchen die einzelnen Artikel in mannshohen Regalen und bringen diese in das auf jeder Ebene vorhandene Depot. Die Kommissionierung über alle Ebenen verläuft ähnlich dem Ablauf beim RMFS. Die kommissionierten Aufträge pro Ebene werden über Förderbänder zur gemeinsamen Verpackungs- und Konsolidierungszone befördert und anschließend in der Versandzone bearbeitet. Als Ergebnis der Literaturrecherche wurde zu Beginn des AP 1 das AS/RS als Vergleichssystem identifiziert. Wissenschaftliche Simulationsstudien nutzen vermehrt dieses System zum Vergleich mit RMFS. Nach dem Austausch mit den Experten aus dem projektbegleitenden Ausschuss galt das AS/RS als nicht aktueller Stand der Technik. Die meist in der Praxis eingesetzten automatisieren Systeme

basierend auf Shuttle-Systemen anstatt klassischen AS/RS als sogenannte „Single/Double Deep Storage Systeme“ (Azadeh, 2019). Damit Vergleichbarkeit zu wissenschaftlichen Studien und die Vereinbarkeit mit dem aktuellen Stand der Technik gewährleistet ist, wurde hier als Vergleichsgrundlage auf dieselbe Art der Einlagerung klassischer AS/RS geachtet und ein „autonomous vehicle-based storage and retrieval system (AVS/R)“ als Untergruppierung eines AS/RS eingesetzt. Die Abbildung 5 (rechts) stellt ein solches System schematisch dar. Die genannten Kommissioniersysteme dienen als Basis für die entwickelten Simulationsmodelle und Optimierungsverfahren.

2.2 Entwicklung von mathematischen Lösungsverfahren und Simulationsmodellen für mobile Kommissionierroboter sowie für zu vergleichende etablierte Kommissioniersysteme (AP 2)

Ziel des AP 2 war es, die mathematischen Optimierungsverfahren und die Simulationsmodelle für RMFS, AVS/R und die manuelle Kommissionierung zu entwickeln und implementieren. Die konzeptionelle Vorgehensweise zur Zusammenführung von Simulation und Optimierung ist in Abbildung 6 veranschaulicht. Die Abbildung stellt die methodische Vorgehensweise des Projektes dar und konkretisiert den Bezug auf die einzelnen untergeordneten AP 2.1 bis 2.7. Die erste Phase des AP 2 stützte sich auf die Konzipierung des Simulationsmodells (AP 2.1-2.3, 2.5, 2.7) sowie Optimierungsverfahrens für das RMFS (AP 2.4 und AP 2.6). Das entwickelte Optimierungsverfahren basiert auf dem erstellten Simulationsmodell. Dabei dienen die durch das Simulationsmodell erzeugten Daten als Eingabe-Parameter für das Optimierungsverfahren. Die definierten Optimierungsprobleminstanzen werden durch geeignete Optimierungsalgorithmen gelöst und die gefundene Lösung dem Simulationsmodell zurück übergeben. Deren Lösungsgüte wird durch das Simulationsmodell anhand unterschiedlicher Kennzahlen evaluiert.

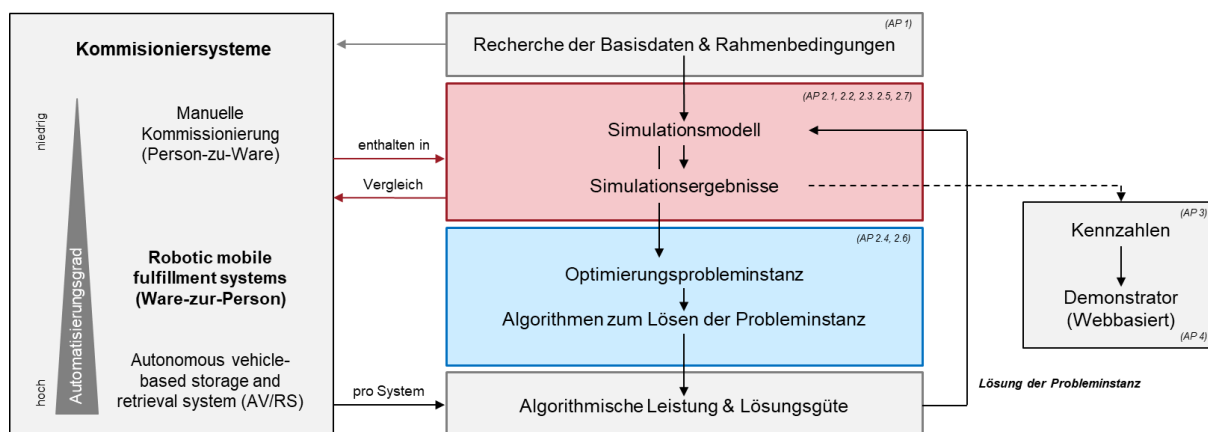


Abbildung 6: Methodische Vorgehensweise im Projekt; Zusammenspiel von Simulationsmodell und Optimierungsverfahren

Im vorliegenden Kapitel wird zuerst auf die auftretenden Planungsprobleme beim Einsatz von RMFS und die Erstellung des Optimierungsverfahrens eingegangen. Anschließend werden in

Kapitel 2.2.3 die Simulationsmodelle für alle Kommissioniersysteme erläutert und auf eine hierarchische Beschreibung dieser APs verzichtet.

2.2.1 Auftretende Planungsprobleme in RMFS-Lagerhäusern (AP 2.3-2.7)

Bei der Konzeption eines RMFS-Lagerhauses treten zahlreiche Planungsaufgaben auf, die im operationalen Tagesgeschäft zu bewältigen sind. Die Abbildung 7 veranschaulicht die diese Planungsprobleme und ordnet sie in eine sogenannte Planungshierarchie. Die einzelnen Planungsprobleme können sequenziell gelöst werden, sodass die Ausgangsgrößen des vorherigen Planungsproblems als Eingangsgröße für das nächste Planungsproblem genutzt werden. Das erste Planungsproblem der Planungshierarchie ist die Entscheidung über die Zuordnung der ankommenden Waren zu den einzelnen Regalen. Die zu beantwortete Fragestellung lautet dabei: Welche Artikel müssen auf welchen Pods gelagert werden? Laut Literaturrecherche ist die geeignetste Lösung dieses Planungsproblems eine sogenannte „Scattered-Storage-Policy“, bei der die einzelnen Artikel vom gleichen Produkttyp auf mehreren Pods zu finden sind (vgl. Weidinger & Boysen, 2018). Dies bedeutet, dass jeder Pod mehrere Artikel unterschiedlicher Produkttypen enthält. Es erhöht die Wahrscheinlichkeit, dass bei einem Pod-Besuch an der Kommissionierstation gleichzeitig mehreren Artikeln von der Regaleinheit entnommen werden können. Auf diese Weise werden die Rüstzeiten der Roboter für den Wechsel des aktiven Pods eingespart, die Wartezeiten des Kommissionierers verkürzt und die Kommissionierleistung verbessert.

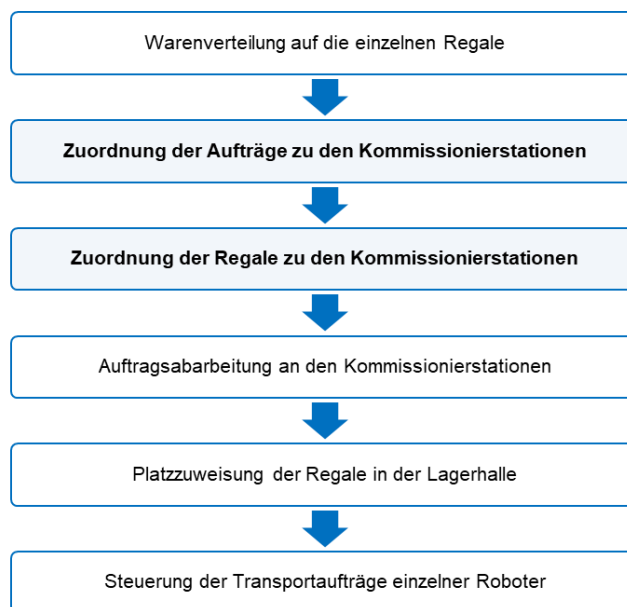


Abbildung 7: Auftretende Planungsprobleme bei RMFS, geordnet nach Planungshierarchie

Eine wichtige Entscheidung, die einen wesentlichen Einfluss auf die Effizienz des gesamten Kommissionierprozesses hat, ist die Zuordnung der Kundenaufträge zu den

Kommissionierstationen. Die zu beantwortete Frage lautet dabei: Welche Kommissionierstation müssen welchen Kommissionierauftrag bearbeiten? Dabei ist es sinnvoll, die Aufträge, deren Artikel auf demselben Pod gelagert sind, möglichst den gleichen Kommissionierern zuzuordnen. Ein anderes, davon abhängiges Planungsproblem ist die Zuordnung der Regale zu den Kommissionierstationen. Hierbei wird entscheiden, welche Pods, aus denen die bestellten Artikel an der Kommissionierstationen entnommen werden, ausgewählt werden.

Nachdem feststeht, welche Kundenaufträge von welchen Pods an welchen Kommissionierstationen kommissioniert werden, beschäftigt sich das nächste Planungsproblem mit der Bestimmung der genauen Auftragsabarbeitung an der Kommissionierstationen. Hierzu gibt es zwei Leitfragen: In welcher Reihenfolge sollen die zugewiesenen Kundenaufträge an den Kommissionierstationen abgearbeitet werden und in welcher Reihenfolge müssen die mobilen Kommissionierroboter die Pods zu den Stationen bringen? Nachdem an den Kommissionierstationen alle benötigten Artikel von einem Pod entnommen werden, bringt der mobile Roboter ihn in die Lagerhalle zurück. Dabei muss die Entscheidung darüber getroffen werden, an welche Stellplätze die Pods gestellt werden, d.h. wie die Platzzuweisung der Regale in der Lagerhalle definiert ist. Im Vergleich zu konventionellen Lagersysteme, stehen die Pods nicht die ganze Zeit auf dem gleichen Stellplatz. Sie verändern ihren Ort. Das letzte Planungsproblem beschäftigt sich mit den Fahrwegen der mobilen Roboter im Lager. Hier gilt es, die einzelnen Roboter miteinander zu koordinieren, sodass keine Kollisionen oder Blockierungen im Lager vorkommen.

Die Ergebnisse der Literaturanalyse weisen darauf hin, dass für einen Teil der beschriebenen Planungsprobleme bereits Forschungsarbeiten vorliegen. Es existieren bereits effiziente Lösungsansätze, die in das Simulationsmodell mit der entsprechenden Anpassung implementiert wurden. Für Arbeiten zur Warenverteilung auf Regale verweisen wir z.B. auf Guan and Li (2018), Kim et. al. (2020), Lamballais et. al. (2020). Das Problem der Platzzuweisung der Regale zu Stationen wurde ebenfalls bereits untersucht. Einfache prioritätswertbasierten Entscheidungsregeln wie „nearest path rule“ von Weidinger et al (2018) und „nearest rule“ von Merschformann et al. (2019) sind in der Lage, nahezu optimale Lösungen schnell zu finden. Li et al. (2020) haben das SKU und Pod-Lagerungszuweisungsproblem unter Berücksichtigung des Energieverbrauchs von Robotern betrachtet. Das Problem der Auftragsabarbeitung an einer einzelnen Kommissionierstation wurde von Boysen et al. (2017) eingeführt, welches von Wang et al (2022) für mehrere Kommissionierstationen erweitert wurde. Zu der Verkehrssteuerung für die mobilen Kommissionierrobotern, wurde das Problem der Zuweisung von Robotern zu Kommissionierstationen von Zou et al. (2017) untersucht, während Merschformann et al. (2017) Routenplanungsalgorithmen für mobilen Kommissionierroboter entwickelten. Die obengenannten Arbeiten sind nur einige Arbeiten, die sich mit Planungsproblemen in RMFS beschäftigen. Für

eine umfassende Literaturübersicht über robotisierte und automatisierte Lagersysteme verweisen wir auf Azadeh et al. (2019) und Boysen et al. (2019). Aufgrund der bekanntermaßen sehr hohen Lösungskomplexität des letzten Planungsproblems wurde zur Routenplanung der Roboter sowie zur Konfliktlösung bei Blockierungen auf die bestehenden Algorithmen (shortest path Algorithmus nach Golden (1976)) von AnyLogic zurückgegriffen und keine primäre Literatur identifiziert (siehe Kapitel 2.2.3.1).

Die Literaturrecherche zeigt, dass keine geeigneten Lösungsansätze für das zweite (*Zuordnung der Aufträge zu den Kommissionierstationen*) sowie dritte Planungsproblem (*Zuordnung der Regale zu den Kommissionierstationen*) für ein mehrstöckiges Lagerhaus existierte. Deshalb wurden für diese Probleme neue Optimierungsverfahren entwickelt, das in das Simulationsmodell implementiert wurden. Die beiden obengenannten Planungsprobleme sind stark voneinander abhängig: Einerseits resultiert aus der Auftragszuweisung, an welchen Regalen bestellte Artikel entnommen werden (d.h. Regalzuweisung), andererseits wird die Entscheidung über die Regalzuweisung zu den Stationen stark davon beeinflusst, welche Aufträge an welchen Stationen abgearbeitet werden (d.h. Auftragszuweisung). Deshalb ist es sinnvoll, die beiden Planungsprobleme gemeinsam als ein kombiniertes Planungsproblem zu betrachten. Das vorliegende Forschungsprojekt knüpfte an diesem Punkt an und betrachtete das entstandene kombinierte Planungsproblem im Detail. Im weiteren Text wird das entstandene kombinierte Planungsproblem als vereinfachte Kombination der englischen Fachtermini OPAP (engl. Order and Pod Assignment Problem) abgekürzt.

2.2.2 Das Order und Pod Assignment Problem

In diesem Abschnitt wird das Optimierungsverfahren für das neu entstandene kombinierte Planungsproblem OPAP beschrieben. Die Inhalte dieses Abschnittes basieren auf dem Arbeitspapier Tadumadze et al. (2022), welches im Rahmen des Forschungsprojektes entstanden ist.

Das OPAP kann verbal wie folgt beschrieben werden: Bei einer gegebenen Menge von Kommissionieraufträgen (Orders), die während des Planungshorizonts zu erfüllen sind, befasst OPAP sich mit den folgenden zwei Fragestellungen:

1. Welche Kommissionierstation soll welchen Auftrag bearbeiten?
2. Welche SKUs sollen von welchem Pod kommissioniert werden?

Bei der Auswahl der Pods muss sichergestellt werden, dass die Gesamtzahl der von dem Pod kommissionierten Artikel den Lagerbestand des Pods nicht übersteigt. Außerdem muss aufgrund des mehrstöckigen Layouts des Lagerhauses bei der Zuweisung der Pods zu den Kommissionierstationen darauf geachtet werden, dass ein Pod nur dann zu einer Station

gebracht werden kann, wenn er sich auf demselben Stock befindet. Da in das Lagerhaus im Laufe des Tages neue Aufträge eintreffen können, wurde ein solches Optimierungsmodell gebaut, welches die Planung über einen rollierenden Planungshorizont ermöglicht. Mit anderen Worten, das OPAP kann im Laufe des Tages mehrmals mit neuen Orders neu geplant (re-optimiert) werden. Hierfür wird ein Planungshorizont in mehrere Teile aufgeteilt. Daher kann es sein, dass zu Beginn des Planungshorizonts einige Stationen bereits fix zugewiesenen Orders und Pods aus dem vorherigen Planungslauf aufweisen, die in dem aktuellen Planungshorizont berücksichtigt werden müssen. Diese Orders können noch nicht abgeschlossene Order aus dem vergangenen Planungshorizonts sein. Sie wurden zum Zeitpunkt des Startes des Planungshorizonts nur teilweise kommissioniert. Unter den fix zugewiesenen Pods versteht man diejenigen Pods, die zum Zeitpunkt der Re-Optimierung bereits entweder in der Warteschlange vor der Station standen oder von dem Roboter angehoben wurden und auf dem Weg zur Station sind. Bei der Nutzung einer rollierenden Planung muss deshalb im aktuellen Planungshorizont darauf geachtet werden, dass solche Aufträge und Pods zu den Stationen zugeordnet werden, an denen sie sich im vorherigen Planungslauf befanden.

Das OPAP-Modell zielt basierend auf der definierten Zielfunktion darauf ab, alle Orders des Planungshorizontes vollständig zu kommissionieren, sodass die entstandene Gesamtarbeitslasten für die Abarbeitung der Aufträge auf alle Kommissionierer möglichst gleichmäßig verteilt sind. Dabei soll so wenig zusätzliche Arbeitslast wie möglich für weitere Verpacker und Roboter entstehen. So wurde nach der Absprache mit den Praxispartnern entschieden, die folgenden drei arbeitslastorientierten Zielsetzungen zu optimieren:

- **Ziel 1: Ausgleich der Arbeitsbelastung für die Kommissionierer bei der Auftragsabarbeitung**

Im OPAP-Modell müssen alle Aufträge vollständig kommissioniert. Dadurch kann der Gesamtaufwand der Abarbeitung aller Aufträge für die Kommissionierer nicht von OPAP beeinflusst werden. Das primäre Ziel von OPAP besteht nicht in der Minimierung des gesamten Kommissionieraufwandes, sondern in der gleichmäßigen Verteilung des Gesamtaufwandes über alle Kommissionierer hinweg. Es soll die Arbeitslast möglichst ausgeglichen auf alle Kommissionierstationen verteilt werden, sodass alle Kommissionierer vergleichbar beschäftigt sind. Dies impliziert eine Verbesserung der Zykluszeit.

- **Ziel 2: Minimierung des Arbeitsaufwands für die Verpacker bei der Auftragskonsolidierung**

Aufgrund der Betrachtung eines mehrstöckigen Lagerlayouts kann es vorkommen, dass einige Kundenaufträge solche Artikel enthalten, die auf unterschiedlichen Stockwerken verteilt sind. In diesem Fall lässt sich ein Order-Splitting nicht vermeiden. Dies bedeutet, dass Teile eines

Auftrages über mehrere Stationen kommissioniert werden. Die teilweise kommissionierten Orders werden danach an den Packstationen gebündelt und gemeinsam verpackt. Das OPAP-Modell erlaubt solche Order-Splittings. Da sie jedoch mit einer doppelten Handhabung des Auftrages verbunden sind und zusätzlichen Konsolidierungsaufwand für die Mitarbeiter an den Packstationen verursachen, ist das sekundäre Ziel von OPAP die Order-Splittings möglichst zu vermeiden. Dies wird realisiert, indem der Auftrag möglichst vollständig zu den Kommissionierstationen zugewiesen werden. Es sei darauf verwiesen, dass die Minimierung der Order-Splittings nicht nur einen Einfluss auf die Arbeitsbelastung der Mitarbeiter hat und diese an den Packstationen verringert, sondern gleichzeitig auch die Produktivität der Kommissionierer erhöht. Dies kommt zustande, da die Bearbeitung jedes Teilauftrages zusätzliche nicht wertschöpfende Schritte für die Kommissionierer nach sich zieht. Davon abhängig sind ebenfalls die Rüstzeiten, sodass durch die Vermeidung unnötiger Order-Splittings, unnötige Rüstzeiten verringert werden.

▪ **Ziel 3: Minimierung der Arbeitslast für die Roboter bei dem Transport eines Pods**

Im RMFS entsteht bei der Kommissionierung der Aufträge nicht nur für die menschlichen Mitarbeiter eine Arbeitsbelastung, sondern auch für die Roboter, die die Pods mit den bestellten Artikeln zwischen dem Lagerbereich und den Kommissionierstationen bewegen. In diesem Sinne ist das tertiäre Ziel des OPAP-Modells die Minimierung der Arbeitsbelastung der Roboter. Hierzu wird die Gesamtzahl der nötigen Pod-Bewegungen minimiert. Um dieses Ziel zu erreichen, muss jede Arbeitsstation vorzugsweise ähnliche Aufträge abarbeiten, d.h., solche, die gemeinsam gelagerte Artikel enthalten. Dies sorgt dafür, dass der Kommissionierer pro Pod-Besuch möglichst viele Artikel entnimmt, sodass am Ende wenige Pod-Besuche notwendig sind. Das tertiäre Ziel besteht darin, die Aufträge und Pods zu den Stationen so zuzuweisen, dass der Kommissionierer pro Pod-Besuch möglichst viele Artikel aus jedem Pod entnehmen kann. In der wissenschaftlichen Literatur wird die Anzahl entnommener Artikel pro Pod-Besuch als „Hit-Rate“ bezeichnet. Höhere Hit Raten führen zu weniger Pod-Bewegungen und minimieren somit die Auslastung für die mobilen Kommissionierroboter. Andererseits werden durch die Minimierung der Anzahl der Pod-Bewegungen nicht nur die Roboter entlastet, sondern auch die Effizienz der Kommissionierer erhöht, indem die ineffizienten Rüstzeiten an den Stationen während des Wechsels zweier Pods reduziert werden, sodass die Kommissionierer sich auf produktivere Aufgaben, bspw. das Entnehmen der Artikel von dem Pod, konzentrieren können.

Nach der Verifikation und Absprache der Problemstellung mit den PA-Mitgliedern, wurde das OPAP als ein mathematisches Optimierungsproblem formalisiert. Im Folgenden wird das OPAP als ein mathematisches Optimierungsmodell beschrieben, das als Grundlage für die Entwicklung der Optimierungsmodelle und Lösungsalgorithmen diene.

2.2.2.1 Beschreibung von OPAP als mathematisches Optimierungsproblem

Es sei $S = \{1, \dots, |S|\}$ die Menge der im Lager gelagerten SKU Typen (SKU Index s) und $P = \{1, \dots, |P|\}$ die Menge der Kommissionierstationen (Stationsindex p). Die SKUs sind auf einzelne Pods $R = \{1, \dots, |R|\}$ (Pod-Index r) verteilt, sodass für jeden Pod $r \in R$ und SKU Typ $s \in S$ es einen ganzzahligen Parameter $a_{rs} \in \mathbb{N}_0$ gibt, der die Anzahl der gelagerten Artikel von SKU Typ s auf Pod r angibt. Außerdem bezeichnet L die Menge der Lagerebenen (oder Levels) mit dem Level-Index l , wobei auf jede Ebene $l \in L$ eine bestimmte Teilmenge von Pods $R_l \subseteq R$ und Kommissionierstationen $P_l \subseteq P$ stehen. Dabei wird angenommen, dass die Lagerebenen isoliert sind, was bedeutet, dass die Roboter nicht in der Lage sind, Pods zwischen den Ebenen zu transportieren. Ferner sei $O = \{1, \dots, |O|\}$ die Menge von Orders (Order-Index i), die während des Planungshorizonts vollständig zu kommissionieren sind. Dabei kann jede Order $i \in O$ aus mehreren bestellten Artikeln unterschiedlicher SKU Typen bestehen, die zusammen verpackt, und so an den Kunden ausgeliefert werden müssen. Der ganzzahlige Parameter $o_{is} \in \mathbb{N}_0$ bezeichnet die Anzahl der bestellten Artikel vom SKU Typ s in der Order i . Aufgrund der rollierenden Planung können einige Kommissionierstationen $p \in P$ zu Beginn des aktuellen Planungshorizontes bereits fest zugewiesene Teilmenge der Pods $\bar{R}_p \subseteq R$ und Orders $\bar{O}_p \subseteq O$ aus einem vorangegangenen Planungslauf aufweisen, die in dem aktuellen Planungslauf berücksichtigt werden müssen.

Eine Lösung Ω des OPAP ist definiert durch die Elemente $\omega_{spri} \in \mathbb{N}_0$, die spezifizieren, wie viele Artikel vom SKU Typ $s \in S$ an der Station $p \in P$ aus dem Pod $r \in R$ für die Order $i \in O$ entnommen werden. Zudem, führen wir aus konventionellen Gründen die binären Variable $\eta(i, p)$ ein, die spezifizieren, ob (ein Teil der) Order $i \in O$ zu der Station $p \in P$ zugewiesen wird

$$\eta(i, p) = \begin{cases} 1, & \text{wenn } \exists s \in S, r \in R \mid \omega_{spri} > 0 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \quad \forall i \in O, p \in P$$

und binäre Variablen $\rho(r, p)$, die angeben, ob der Pod $r \in R$ zu der Station $p \in P$ zugewiesen wird

$$\rho(r, p) = \begin{cases} 1, & \text{wenn } \exists s \in S, i \in O \mid \omega_{spri} > 0 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \quad \forall r \in R, p \in P.$$

Eine Lösung Ω gilt als zulässig, wenn sie die folgenden Bedingungen erfüllt:

- Die in dem Planungshorizont betrachtete Aufträge sind vollständig kommissioniert, d.h. für jede Order $i \in O$ und SKU Typ $s \in S$ muss gelten $\sum_{p \in P} \sum_{r \in R} \omega_{spri} = o_{is}$.

- Es können nicht mehr Artikel aus einem Pod entnommen werden, als tatsächlich darauf gelagert sind, d.h. für jeden Pod $r \in R$ und SKU Typ $s \in S$ muss die folgende Ungleichung gelten $\sum_{p \in P} \sum_{i \in O} \omega_{spri} \leq a_{rs}$.
- Ein Pod kann nur dann einer Station zugewiesen werden, wenn beide sich auf der gleichen Ebene befinden, d.h. für jeden Pod $r \in R$ und jede Station $p \in P$ kann $\rho(p, r)$ den Wert 1 nur dann annehmen, wenn gilt $\exists l \in L \mid r \in R_l, p \in P_l$.
- Die fest zugewiesene Pods und Orders aus dem vorangegangenen Planungslauf müssen auch im aktuellen Planungshorizont berücksichtigt werden. D. h. für jede Station $p \in P$ und Order $i \in O$ muss die Variable $\eta(i, p)$ auf den Wert 1 gezwungen werden, wenn $i \in \bar{O}_p$ ist. Analog muss für jede Station $p \in P$ und jedes Pod $r \in R$ gelten, dass $\rho(p, r)$ den Wert 1 besitzt, wenn $r \in \bar{R}_p$ ist.

Unter allen zulässigen Lösungen werden nach einer optimalen Lösung gesucht, die die folgenden drei Zielsetzungen minimiert:

1. Die Anzahl abgearbeiteter Aufträge der an den meist ausgelasteten Stationen:

$$f_1 = \max_{p \in P} \left\{ \sum_{i \in O} \eta(i, p) \right\}$$

2. Gesamtzahl der Auftrag-zu-Station Zuordnungen:

$$f_2 = \sum_{i \in O} \sum_{p \in P} \eta(i, p)$$

3. Gesamtzahl der Pod-zu-Station-Zuordnungen:

$$f_3 = \sum_{r \in R} \sum_{p \in P} \rho(r, p).$$

Zwischen diesen drei Zielsetzungen gibt es teilweise einen Zielkonflikt. Die erste Zielfunktion f_1 versucht, die mit der Auftragsabarbeitung verbundene Arbeitslast für die Kommissionierer möglichst gleichmäßig unter allen Kommissionierern zu verteilen. Die zweite Zielfunktion f_2 versucht, die Aufträge möglichst zu wenigen Kommissionierstationen zuzuweisen, sodass es zu minimalen „Order Splittings“ kommt. Damit reduziert sie die Arbeitslast an den Konsolidierungsstationen und das „double-handling“ von Aufträgen. Schließlich, versucht die dritte Zielfunktion f_3 die Pods möglichst zu wenigen Stationen zuzuweisen und minimiert daher indirekt den Transportaufwand von Pods für die mobilen Roboter.

Zur Lösung dieses Zielkonfliktes wurde festgelegt, auf die lexikographische Ordnung der Ziele von Isermann (1982) zurückzugreifen, indem die Ziele nach ihrer Wichtigkeit geordnet und nacheinander sequentiell gelöst werden. So wurde eine Umfrage mit den PA-Mitgliedern durchgeführt, um die Ziele nach Ihrer Wichtigkeit lexikografisch zu ordnen. Das Resultat, die nachfolgende, lexikographische Reihenfolge, $f_1 \gg f_2 \gg f_3$ der Ziele, wurde in das OPAP-Modell

implementiert. Dies bedeutet, dass im Modell zunächst nach Lösungen gesucht wird, die das primäre Ziel f_1 minimieren. Somit werden primär Lösungen gefunden, die zu einer minimalen Anzahl an zugewiesenen Aufträgen an der stärksten ausgelasteten Station führen. Dabei wird die Arbeitslast unter den menschlichen Kommissionierern ausglich. Anschließend wird das sekundäre Ziel f_2 optimiert. Unter allen Lösungen, die im Hinblick auf f_1 optimal sind, wird nach den Lösungen gesucht, die die Anzahl der Order-Splittings minimieren, indem die Aufträge möglichst zu wenigen Stationen zugewiesen werden. Schließlich wird unter allen optimalen Lösungen hinsichtlich des primären und des sekundären Ziels nach optimalen Lösungen für das tertiäre Ziel f_3 gesucht, die die Aufträge und Pods zu den Stationen so zuordnen, dass insgesamt eine minimale Anzahl an Pods benötigt und damit die Arbeitsbelastung für die Roboter minimiert wird. Zu erwähnen ist, dass die entwickelten gemischt-ganzzahligen Optimierungsmodelle mit einer vom Nutzer definierten, beliebigen Zielhierarchie genauso gut umgehen können wie mit der vorgegebenen Hierarchie.

2.2.2.1.1 Intuitives gemischt-ganzzahliges Optimierungsmodell

Nach der Abstimmung und Validierung des mathematischen Modells mit den PA-Mitgliedern wurde ein intuitives gemischt-ganzzahliges Optimierungsmodell **MIP-intuitive** entwickelt und implementiert, indem für die Lösung des Optimierungsmodells auf Standardsolver IBM ILOG CPLEX Optimizer V12.9.0. zurückgegriffen wurde. In diesem Abschnitt wird das MIP-intuitive und die dazugehörige Notation vorgestellt.

In der Modellvorbereitungsphase wird für jeden Pod $r \in R$ und Station $p \in P$ ein binärer Parameter h_{rp} abgeleitet, welcher den Wert 1 besitzt, wenn Pod r und Station p sich auf der gleichen Ebene befinden, d.h. $\exists l \in L \mid r \in R_l \wedge p \in P_l$; 0, sonst. Außerdem wird für jeden SKU Typ $s \in S$, Kommissionierstation $p \in P$, Pod $r \in R$ und Order $i \in O$ eine kontinuierliche Variable z_{spri} eingeführt, die die Anzahl der kommissionierten Artikel vom SKU Typ s an der Station p aus dem Pod r für die Order i angibt. Erwähnenswert ist, dass die Variablen z_{spri} nicht explizit als ganzzahlige Variablen definiert sind, was die Leitungsfähigkeit des Modells verbessert. Aufgrund der Struktur des MIP-Modells resultieren bei optimalen Lösungen meistens ganzzahlige Werte. Außerdem werden für jede Order $i \in O$ und Station $p \in P$ eine binäre Entscheidungsvariable x_{ip} eingeführt, welche angibt, ob (ein Teil) der Order i zu der Station p zugeordnet ist ($x_{ip} = 1$) oder nicht ($x_{ip} = 0$). In ähnlicher Weise wird für jeden Pod $r \in R$ und Station $p \in P$ eine binäre Entscheidungsvariable y_{rp} definiert, die den Wert 1 annimmt, wenn Pod r zu der Station p zugewiesen wird; 0, sonst. Die Notation für die Mengen, Indizes, Parameter und Variablen des MIP-intuitiven Modells sind in der Tabelle 1 zusammengefasst.

Tabelle 1: Notation für das MIP-intuitive Modell

Mengen & Indizes:	
S	Menge der SKU Typen (Index s)
O	Menge der Orders (Index i)
R	Menge der Pods (Index r)
P	Menge der Kommissionierstationen (Index p)
\bar{O}_p	Menge der zu der Station p bereits fix zugewiesenen Orders ($\bar{O}_p \subseteq O$)
\bar{R}_p	Menge der zu der Station p bereits fix zugewiesenen Pods ($\bar{R}_p \subseteq R$)
Parameter:	
o_{is}	Anzahl der in Order i bestellten Artikel vom SKU Typ s
a_{rs}	Anzahl der auf dem Pod r gelagerten Artikel vom SKU Typ s
h_{rp}	1, wenn Pod r und Station p sich auf gleichem Stock befinden, 0 sonst
Variablen:	
x_{ip}	<i>Binär:</i> $x_{ip} = \begin{cases} 1, & \text{wenn (Teil) vom Oder } i \text{ zu der Station } p \text{ zugewiesen wird} \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$
y_{rp}	<i>Binär:</i> $y_{rp} = \begin{cases} 1, & \text{wenn Pod } r \text{ zu der Station } p \text{ zugewiesen wird} \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$
z_{spri}	<i>kontinuierlich:</i> Anzahl der kommissionierten Artikel vom SKU Typ s an der Station p vom Pod r für Order i

Das MIP-intuitive Modell besteht aus der multi-kriteriellen Zielfunktion (1), bestehend aus den einzelnen Zielfunktionen (2) – (4), sowie den Nebenbedingungen (5) – (14).

$$[\text{MIP-intuitive}]: \text{Minimiere } \mathcal{F} = f_1 \text{ und } f_2 \text{ und } f_3 \quad (1)$$

$$f_1 = \max_{p \in P} \left\{ \sum_{i \in O} x_{ip} \right\} \quad (2)$$

$$f_2 = \sum_{i \in O} \sum_{p \in P} x_{ip} \quad (3)$$

$$f_3 = \sum_{r \in P} \sum_{p \in P} y_{rp} \quad (4)$$

u. d. NB.

$$\sum_{s \in S} \sum_{r \in R} z_{spri} \leq M \cdot x_{ip} \quad \forall i \in O; p \in P \quad (5)$$

$$\sum_{s \in S} \sum_{i \in O} z_{spri} \leq M \cdot y_{rp} \quad \forall r \in R; p \in P \quad (6)$$

$$\sum_{r \in R} \sum_{p \in P} z_{spri} = o_{is} \quad \forall i \in O; s \in S \quad (7)$$

$$\sum_{i \in O} \sum_{p \in P} z_{spri} \leq a_{rs} \quad \forall r \in R; s \in S \quad (8)$$

$$y_{rp} \leq h_{rp} \quad \forall r \in R; p \in P \quad (9)$$

$$x_{ip} = 1 \quad \forall p \in P; i \in \bar{O}_p \quad (10)$$

$$y_{rp} = 1 \quad \forall p \in P; r \in \bar{R}_p \quad (11)$$

$$x_{ip} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in O; p \in P \quad (12)$$

$$y_{rp} \in \{0, 1\} \quad \forall r \in R; p \in P \quad (13)$$

$$z_{spri} \geq 0 \quad \forall i \in O; r \in R; p \in P; s \in S \quad (14)$$

Die multi-kriterielle Zielfunktion (1) minimiert die drei Ziele (2), (3) und (4) in der gegebenen lexikographischen Reihenfolge. Die primäre Zielfunktion (2) minimiert die Anzahl der zugewiesenen Orders an derjenigen Station, die die meisten Orders bearbeitet. Die sekundäre Zielfunktion (3) minimiert die Gesamtzahl der zugewiesenen Stationen für alle Aufträge. Das tertiäre Ziel (4) minimiert die Gesamtzahl der zugewiesenen Pods zu allen Stationen. Die Nebenbedingungen (5) erzwingen, dass die Binärvariablen x_{ip} auf den Wert 1 gesetzt werden, wenn mindestens ein bestellter Artikel für Order i an der Station p kommissioniert wird. Die Nebenbedingungen (6) zwingen die Binärvariablen y_{rp} auf den Wert 1, wenn an der Station p ein Pod r benötigt wird, d.h. wenn an der Station p mindestens ein SKU aus dem Pod r kommissioniert wird. Die Gleichungen (7) stellen sicher, dass die Aufträge vollständig erfüllt sind. Für jede Order i und den Artikel vom SKU Typ s muss gelten, dass die gesamte Anzahl kommissionierten Artikel über alle Pods und Stationen der Anzahl der bestellten Artikel o_{is} entspricht. Die Ungleichungen (8) garantieren, dass die Gesamtzahl der kommissionierten Artikel vom SKU Typ s von jedem Pod $r \in R$ niemals den verfügbaren Lagerbestand a_{rs} übersteigt. Die Nebenbedingungen (9) stellen sicher, dass Pods $r \in R$ nur dann zu Stationen $p \in P$ zugeordnet werden können, wenn sie sich auf derselben Ebene befinden. Die Nebenbedingungen (10) und (11) sorgen dafür, dass jede Station $p \in P$ in dem aktuellen Planungshorizont alle fest zugeordneten Aufträge und Pods aus dem vorherigen Planungsschritt enthält. Schließlich definieren die Nebenbedingungen (12) – (14) die Wertebereiche der Variablen.

2.2.2.2 Heuristisches Lösungsverfahren MCFP-h

Die algorithmischen Experimente haben gezeigt, dass die Größe des [MIP-intuitive] Modells und damit der nötige Speicherbedarf sehr schnell wächst, sodass ein moderner Standardsolver wie CPLEX nicht in der Lage ist, mittelgroße Probleminstanzen zu lösen. Für realitätsnahe Simulationsexperimente ist die Betrachtung größerer OPAP-Instanzen nötig, deren Größe mithilfe des MIP-intuitive Modells nicht bewältigt werden konnte. Deshalb wurde neben dem MIP-intuitive Modell ein neues heuristisches Lösungsverfahren MCFP-h entwickelt, welches in der Lage ist, größere Probleminstanzen zu lösen. In diesem Abschnitt wird das neue Lösungsverfahren MCFP-h beschrieben. Es basiert auf einer Transformation von OPAP zu einer Art von Multi-Commodity Flow (MCF) Problem. Zunächst wird beschrieben, wie OPAP als MCF-Netzwerk dargestellt werden kann. Daran anschließend, wird ein zweites MIP-Modell (MIP-MCFP) vorgestellt, welches zur Lösung des resultierenden MCF-Problems angewendet werden kann. Schließlich wird ein heuristisches Pfadreduktionsschema vorgestellt, welches den Lösungsraum des MCF-Problems heuristisch reduziert, was die Anwendung des MIP-MCFP-Modells als Heuristik ermöglicht.

2.2.2.2.1 Heuristisches Lösungsverfahren MCFP-h

In diesem Abschnitt ist erläutert, wie das OPAP als MCF-Netzwerk dargestellt werden kann. Es dient als Grundlage für das zweite MIP-Modell (MIP-MCFP) sowie dem heuristischen Lösungsverfahren MCFP-h. Ein klassisches Multicommodity-Flow-Problem (MCFP) kann wie folgt beschrieben werden:

Gegeben sei ein Netzwerk, welches als ein Graph $G(V, E)$, bestehend aus der Menge an Knoten V und der Menge an gerichteten Kanten E , dargestellt wird. Außerdem sei K eine Menge an Gütern (engl. commodities), wobei jedes Gut $k \in K$ einen Ursprungsknoten $O^k \subseteq V$ und einen Zielknoten $D^k \subseteq V$ besitzt und die Nachfragemenge $d^k \in \mathbb{N}_0$ aufweist. Eine gerichtete Kante $(i, j) \in E$ stellt die Verbindung vom Knoten $i \in V$ zu Knoten $j \in V$ dar und weist eine Flusskapazität $\kappa_{(i,j)}$ auf. Zudem fallen bei der Verwendung der Kante $(i, j) \in E$ die Fixkosten $c_{(i,j)}$ sowie variablen Kosten $\phi_{(i,j)}$ (pro Flusseinheit) an. Eine zulässige Lösung vom MCFP besteht aus einer Teilmenge der Kanten und dazugehörigen Flussmengen auf diesen Kanten, welche einer vollständigen Transportierung aller Güter $k \in K$ von den Ursprungsknoten O^k zu den Zielknoten D^k ermöglicht, sodass die Flussmenge auf jeder Kante $(i, j) \in E$ die gegebene Flusskapazität $\kappa_{(i,j)}$ nicht überschreitet. Unter allen zulässigen Lösungen wird nach einer optimalen Lösung gesucht, die die Gesamtkosten minimiert (vgl. Barnhart et al., 2000).

Ein MCF-Netzwerk, das ein OPAP Instanz repräsentiert, weist eine spezifische Struktur auf. Das Netzwerk besteht aus fünf Ebenen (oder Schichten), das bedeutet, dass die Knotenmenge V in fünf disjunkte Teilmengen V_1, \dots, V_5 $V = \cup_{i=1}^5 V_i$ unterteilt ist und die Kantenmenge E in vier disjunkte Teilmengen E_1, \dots, E_4 $E = \cup_{j=1}^4 E_j$. Dabei verbindet eine Kante aus jeder Teilmenge E_j einen Knoten aus V_j mit einem Knoten in V_{j+1} . Einige Kanten $(i, j) \in E$ weisen keine Kapazitätsbeschränkungen $\kappa_{(i,j)}$ auf, während andere eine obere Schranke $\bar{\kappa}_{(i,j)}$ oder untere Schranken $\underline{\kappa}_{(i,j)}$ der Flusskapazität besitzen. Schließlich kann die Verwendung der Kanten in der Lösung fixe Kosten in Höhe von 0 oder 1 verursachen, und es gibt keine variablen Flusskosten, (d.h., $c_{(i,j)} \in \{0,1\}, \phi_{(i,j)} = 0, \forall (i,j) \in E$). Abbildung 8 veranschaulicht eine schematische Darstellung eines solchen MCF-Netzwerkes.

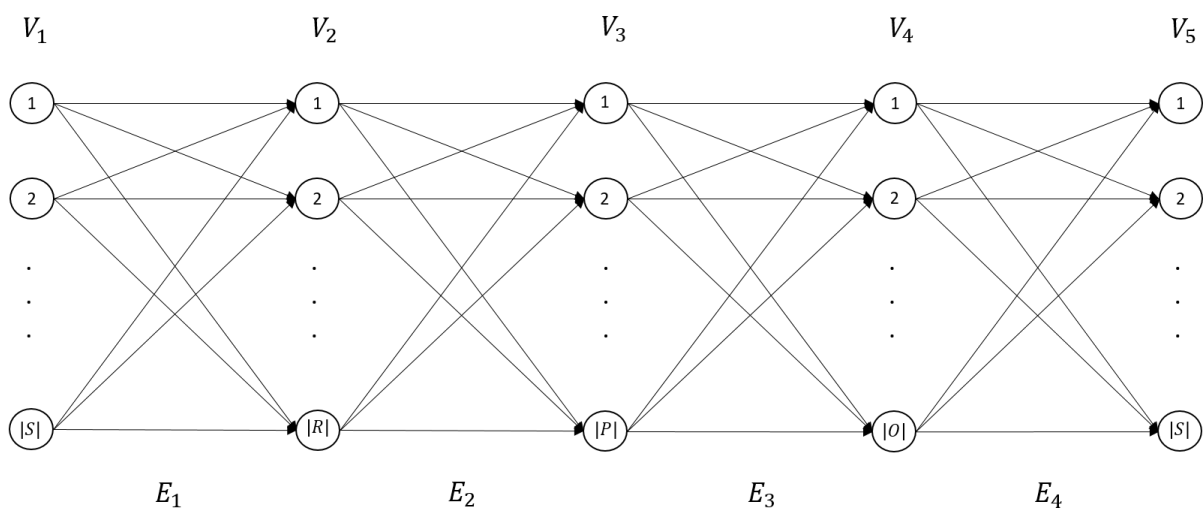


Abbildung 8: Schematische Darstellung von OPAP als MCF-Netzwerk

Im Folgenden wird beschrieben, wie ein OPAP als MCF-Netzwerk dargestellt werden kann:

- Jedes SKU $s \in S$ in OPAP entspricht einem Gut k in MCFP und besitzt einen Ursprungsknoten $s \in V_1$ und einen Zielknoten $s \in V_5$. Somit enthalten Teilmengen V_1 und V_5 jeweils $|S|$ Knoten.
- SKU Ursprungsknoten $s \in V_1$ von der ersten Ebene sind mit Pod-Knoten $r \in V_2$ in der zweiten Ebene verbunden. Dabei enthält G eine Kante $(s, r) \in E_1$, wenn SKU s auf Pod r gelagert ist. Die Verwendung einer Kante $(s, r) \in E_1$ in der MCFP-Lösung entspricht der Kommissionierung von Artikel vom SKU Typ s aus dem Pod r . Jede Kante in der ersten Ebene $(s, r) \in E_1$ besitzt eine obere Schranke der Flusskapazität $\bar{\kappa}_{(s,r)} = a_{rs}$, die nicht überschritten werden kann. Im OPAP-Modell entspricht das der Restriktion, dass von dem Pod $r \in R$ nie mehr Artikel vom SKU Typ s kommissioniert werden können, als der Bestand des Pods (a_{rs}) zulässt. Es gibt keine Fixkosten für die Verwendung der Kanten $(s, r) \in E_1$ in der MCFP-Lösung, d.h. $c_{s,r} = 0, \forall (s, r) \in E_1$.

- Pod-Knoten aus der zweiten Ebene $r \in V_2$ sind mit Station-Knoten in der dritten Ebene $p \in V_3$ verbunden. Die Verwendung einer Kante $(r, p) \in E_2$ in der MCFP-Lösung entspricht einer Zuordnung vom Pod r zu der Station p in OPAP. Dabei enthält G eine Kante $(r, p) \in E_2$ zwischen einem Pod-knoten $r \in V_2$ und einem Station-Knoten $p \in V_3$ nur dann, wenn im OPAP-Modell Pod r zur Station p gebracht werden kann (d.h. wenn beide sich auf dem gleichen Lagerstockwerk befinden). Bei der Auswahl der Kante $(r, p) \in E_2$ in der MCFP-Lösung fallen fixe Kosten von $c_{(r,p)} = 1$ auf und es gibt keine Flusskapazitätsbeschränkung die Kanten $(r, p) \in E_2$.
- Station-Knoten $p \in V_3$ sind wiederum mit Order-Knoten $i \in V_4$ verbunden, wobei die Verwendung der Kante $(p, i) \in E_3$ in der MCFP-Lösung einer Zuordnung der Order i zu Station p im OPAP-Modell entspricht. Der Graph G enthält eine Kante $(p, i) \in E_3$ zwischen jedem Station-Knoten $p \in V_3$ und Order-Knoten $i \in V_4$, die fixen Kosten von $c_{(p,i)} = 1$ besitzen und keine Flussbeschränkungen aufweisen.
- Schließlich ist jeder Order-Knoten $i \in V_4$ aus der vierten Ebene mit einem SKU Zielknoten $s \in V_5$ der fünften Ebene verbunden, wenn im OPAP-Modell die Order $i \in O$ Artikel vom SKU Typ $s \in S$ enthält. Dabei darf die Flussmenge auf der Kante $(i, s) \in E_4$ nicht geringer sein, als die Anzahl der bestellten Artikel vom SKU Typ s im Auftrag i (d.h. $\kappa_{(i,s)} = o_{is}$). Im OPAP-Modell entspricht diese Flusskapazitätsrestriktion der Restriktion, dass die Aufträge vollständig erfüllt werden müssen. Die Kanten der letzten Ebene weisen keine Fixkosten auf, d.h. $c_{(i,s)} = 0 \forall (i, s) \in E_4$.

Um im OPAP-Modell die festen Pod-zu-Station- bzw. Auftrag-zu-Station-Zuordnungen aus dem vorherigen Planungslauf auch im aktuellen Planungslauf zu berücksichtigen, wird angenommen, dass in der MCFP-Lösung die entsprechenden Kanten verwendet werden. Genauer gesagt, müssen die Kanten $(r, p) \in E_2$ bzw. $(p, i) \in E_3$ ausgewählt werden, wenn $r \in \bar{R}_p$ bzw. $i \in \bar{O}_p$ gilt.

2.2.2.2.2 Das MCFP-basierte gemischt-ganzzahlige Optimierungsmodell

In diesem Abschnitt wird das zweite gemischt-ganzzahlige Optimierungsmodell **MIP-MCFP** beschrieben, das auf der oben beschriebenen Transformation von OPAP zu MCFP basiert. Das MIP-MCFP basiert auf dem pfadbasierten Modell von Barnhart et al., (2000) und wird zur Lösung der transformierten MCFP-Instanz verwendet.

Sei Π eine Menge der Pfade in G , wobei ein Pfad $\pi \in \Pi$ einen Quellknoten $s \in V_1$ mit einem Senkenknoten $s \in V_5$ verbindet und somit einen Knoten aus jeder der fünf Ebenen enthält. Im OPAP-Modell entspricht ein Pfad π einem partiellen Pick-Plan (oder Teilplan), der spezifiziert, welche Artikel vom SKU Typ $s \in S$ von welchem Pod $r \in R$ an welcher Station $p \in P$ und für

welche Order $i \in O$ kommissioniert wird. In der Modellvorverarbeitungsphase werden für jeden Pfad $\pi \in \Pi$ die folgenden binären Parameter abgeleitet:

- k_{sr}^π : 1, wenn der Pfad π eine Kante $(s, r) \in E_1$ enthält, die den Knoten $s \in V_1$ mit dem Knoten $r \in V_2$ verbindet; 0, sonst;
- l_{rp}^π : 1, wenn der Pfad π eine Kante $(r, p) \in E_2$ enthält, die den Knoten $r \in V_2$ mit dem Knoten $p \in V_3$ verbindet; 0, sonst;
- m_{pi}^π : 1, wenn der Pfad π eine Kante $(p, i) \in E_3$ enthält, die den Knoten $p \in V_3$ mit dem Knoten $i \in V_4$ verbindet; 0, sonst;
- n_{is}^π : 1, wenn der Pfad π eine Kante $(i, s) \in E_4$ enthält, die den Knoten $i \in V_4$ mit dem Knoten $s \in V_5$ verbindet; 0, sonst.

Für jeden Pfad $\pi \in \Pi$ wird die Flussmenge als eine kontinuierliche Flussvariable w_π definiert, die die Anzahl der kommissionierten Artikel im entsprechenden Teilplan angibt. Da die Verwendung der Kanten aus den Mengen E_2 und E_3 in der Zielfunktion bestraft werden müssen, werden zudem die binären Entscheidungsvariablen u_{rp} und v_{pi} definiert, die angeben, ob in der Lösung die Kante $(r, p) \in E_2$ bzw. $(p, i) \in E_3$ verwendet wird ($u_{rp} = 1$, bzw. $v_{pi} = 1$) oder nicht ($u_{rp} = 0$ bzw. $v_{pi} = 0$).

Tabelle 2: Zusätzliche Notation für das MIP-MCFP Modell

Mengen & Indizes:	
$G(V, E)$	Netzwerk (Graph) mit der Knotenmenge V und der Kantenmenge E
V	Knotenmenge des Graphen G
V_i	Teilmenge der Knoten der i -ten Ebene, ($V_i \subseteq V, \forall i = 1, \dots, 5$)
E	Kantenmenge des Graphen G
E_j	Teilmenge der Kanten, die Knoten aus der Menge V_j mit Knoten in der Menge V_{j+1} verbinden, ($E_j \subseteq E, \forall j = 1, \dots, 4$)
Π	Menge der Pfade in G (Index π)
Parameter:	
k_{sr}^π	1, wenn der Pfad π eine Kante $(s, r) \in E_1$ enthält, die einen Knoten $s \in V_1$ mit einem Knoten $r \in V_2$ verbindet; 0, sonst;
l_{rp}^π	1, wenn der Pfad π eine Kante $(r, p) \in E_2$ enthält, die einen Knoten $r \in V_2$ mit einem Knoten $p \in V_3$ verbindet; 0, sonst;
m_{pi}^π	1, wenn der Pfad π eine Kante $(p, i) \in E_3$ enthält, die einen Knoten $p \in V_3$ mit einem Knoten $i \in V_4$ verbindet; 0, sonst;
n_{is}^π	1, wenn der Pfad π eine Kante $(i, s) \in E_4$ enthält, die einen Knoten $i \in V_4$ mit einem Knoten $s \in V_5$ verbindet; 0, sonst.
Variablen:	
u_{rp}	<i>Binär:</i> $u_{rp} = \begin{cases} 1, & \text{wenn die Kante } (r, p) \in E_2, \text{ verwendet wird} \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$
v_{pi}	<i>Binär:</i> $v_{pi} = \begin{cases} 1, & \text{wenn die Kante } (p, i) \in E_3, \text{ verwendet wird} \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$
w_π	<i>kontinuierlich:</i> Fluss auf dem Pfad π

Unter Verwendung der zusätzlichen Notation, die in der Tabelle 2 zusammengefasst ist, besteht das MIP-MCFP Modell aus der multi-kriteriellen Zielfunktion (15) (bestehend aus drei Zielfunktionen (16)–(18)) und den Nebenbedingungen (19)–(27).

$$[\text{MIP-MCFP}]: \text{Minimiere } \mathcal{G} = \mathcal{G}_1 \text{ und } \mathcal{G}_2 \text{ und } \mathcal{G}_3 \quad (15)$$

$$\mathcal{G}_1 = \max_{p \in V_3} \left\{ \sum_{i \in V_4: (p,i) \in E_3} v_{pi} \right\} \quad (16)$$

$$\mathcal{G}_2 = \sum_{(p,i) \in E_3} v_{pi} \quad (17)$$

$$\mathcal{G}_3 = \sum_{(r,p) \in E_2} u_{rp} \quad (18)$$

u. d. NB.

$$\sum_{\pi \in \Pi} k_{sr}^{\pi} \cdot w_{\pi} \leq a_{rs} \quad \forall (s,r) \in E_1 \quad (19)$$

$$\sum_{\pi \in \Pi} l_{rp}^{\pi} \cdot w_{\pi} \leq M \cdot u_{rp} \quad \forall (r,p) \in E_2 \quad (20)$$

$$\sum_{\pi \in \Pi} m_{pi}^{\pi} \cdot w_{\pi} \leq M \cdot v_{pi} \quad \forall (p,i) \in E_3 \quad (21)$$

$$\sum_{\pi \in \Pi} n_{is}^{\pi} \cdot w_{\pi} \leq o_{is} \quad \forall (i,s) \in E_4 \quad (22)$$

$$u_{rp} = 1 \quad \forall p \in V_3; i \in V_4 : i \in \bar{O}_p \quad (23)$$

$$v_{pi} = 1 \quad \forall r \in V_2; p \in V_3 : r \in \bar{R}_p \quad (24)$$

$$u_{rp} \in \{0, 1\} \quad \forall (r,p) \in E_2 \quad (25)$$

$$v_{pi} \in \{0, 1\} \quad \forall (p,i) \in E_3 \quad (26)$$

$$w_{\pi} \geq 0 \quad \forall \pi \in \Pi \quad (27)$$

Die multi-kriterielle Zielfunktion (15) minimiert drei Ziele (16), (17), und (18) in dieser lexikographischen Ordnung. Das primäre Ziel (16) minimiert die maximale Anzahl der verwendeten Kanten, die von demjenigen Station-Knoten $p \in V_3$ ausgehen, aus welchem die meisten Kanten ausgehen (die maximale Anzahl der zugewiesenen Aufträge der am meist beschäftigten Station). Das sekundäre Ziel (17) minimiert die Gesamtzahl der verwendeten Kanten in der zweiten Ebene E_2 und damit die Gesamtzahl der erforderlichen Order-zu-Station Zuweisungen in OPAP. Schließlich minimiert das tertiäre Ziel (18) die Gesamtzahl der verwendeten Kanten in der dritten Ebene E_3 und damit die Gesamtzahl der erforderlichen Pod-

zu-Station-Zuordnungen im OPAP-Modell. Die Nebenbedingungen (19) sorgen dafür, dass die Flusskapazitätsbeschränkung für jede Kante $(s, r) \in E_1$ nicht verletzt wird. Im OPAP-Modell entspricht es der Annahme, dass die Gesamtzahl der entnommenen SKUs s von jedem Pod $r \in R$ niemals die Anzahl der auf dem Pod r gelagerten SKUs s übersteigen darf. Die Nebenbedingungen (20) stellen sicher, dass die Kante $(r, p) \in E_2$ verwendet wird, wenn mindestens ein Teilplan $\pi \in \Pi$, der die Kante $(r, p) \in E_3$ enthält, einen positiven Fluss hat. Ebenso erzwingen die Ungleichungen (21) die Verwendung der Kante $(p, i) \in E_3$, wenn mindestens ein Teilplan $\pi \in \Pi$, der die Kante $(p, i) \in E_2$ enthält, einen positiven Fluss hat. Die Nebenbedingungen (22) garantieren, dass der Fluss auf jeder Kante $(i, s) \in E_4$ nie niedriger als o_{si} ist. In OPAP entspricht das der Restriktion, dass die Orders vollständig kommissioniert werden müssen. Die Gleichungen (23) sorgen dafür, dass die Kanten $(r, p) \in E_2$ für jeden fest zugeordneten Pod $r \in \bar{R}_p$ zu jeder Station $p \in P$ entsprechend verwendet werden. Analog erzwingen die Bedingungen (24) die Verwendung jede Kante $(p, i) \in E_3$ in der Lösung, wenn Order i der Station p aus der vorherigen Planungslauf fix zugeordnet ist. Schließlich definieren die Nebenbedingungen (25) -- (27) die Wertebereiche der Variablen u_{rp} , v_{pi} und w_π .

2.2.2.2.3 Heuristisches Pfadreduktionsschema

Die Anzahl der Pfade in dem MCF-Netzwerk wächst exponentiell mit dem Wachstum der entsprechenden OPAP-Instanzgröße. Die Struktur des MIP-MCFP-Modells bietet jedoch einen Modellierungsvorteil, welcher es ermöglicht, es als Heuristik umzusetzen. In der Modellvorverarbeitungsphase kann aus der Menge Π eine kleinere Teilmenge von Pfaden $\Pi' \subseteq \Pi$ vorgewählt werden, die zu einer reduzierten MIP-MCFP-Modellinstanz führen. Anstatt alle Teilpläne in OPAP zu berücksichtigen, wird in der Modellvorverarbeitungsphase eine Teilmenge „vielversprechender“ Teilpläne identifiziert, aus denen dann die optimale Zuordnung der Orders und Pods gefunden werden. Dadurch wird das reduzierte MIP-MCFP handlicher und kann in einer kürzerer Rechenzeit gelöst werden.

Das heuristische Pfadreduktionsschema basiert auf der Idee, OPAP in zwei kleineren Teilprobleme zu zerlegen: (1) **Die Vorauswahl von Pods für Orders** und (2) **Die Vorauswahl von Stationen für Orders**, die separat sequentiell gelöst werden können. Auf der Grundlage dieser Zerlegung können für jede Order $i \in O$ eine Teilmenge „vielversprechender“ Pods $R^{sel}(i) \subseteq R$ und Stationen $P^{sel}(i) \subseteq P$ identifiziert und im Voraus ausgewählt werden. Daran anschließend wird eine reduzierte Teilmenge der Pfaden $\Pi' \subseteq \Pi$ erzeugt, die nur diejenigen Pfade enthält, die nur die Zuordnung der vorausgewählten Teilmengen der Pods $R^{sel}(i)$ und Stationen $P^{sel}(i)$ zu jeder Order $i \in O$ erlauben.

Im ersten Teilproblem wird für jede Order nach einer Teilmenge vielversprechender Pods gesucht, aus denen die bestellten SKUs kommissioniert werden können. Es werden für jedes bestellte SKU in Order $i \in O$ maximal μ^R „besten“ Pods identifiziert und im Voraus gewählt, mit $\mu^R \in \mathbb{N}$ als einen vordefinierten positiven ganzzahligen Parameter, der vom Nutzer festgelegt wird. Der schematische Ablauf des Verfahrens zur Vorauswahl der Teilmengen von Pods für die Orders wird als Pseudocode in ALGORITHMUS 1 beschrieben. Zunächst wird für jede Order i und Pod r einen Prioritätswert basierend auf $HIT_RATE(i, r) = \min\{\sum_{s \in S} o_{is}; \sum_{s \in S} a_{rs}\}$ berechnet, der die maximale Anzahl von Artikeln angibt, die aus dem Pod r für Order i kommissioniert werden kann. Daran anschließend wird für jede Order $i \in O$ die Liste der Pods in einer Prioritätsliste nach dem absteigenden Prioritätswert sortiert und für jedes bestellte SKU erste μ^R „vielversprechendsten“ Pods ausgewählt, die den höchsten Prioritätswert für die aktuelle Order i aufweisen.

ALGORITHMUS 1: VORAUSWAHL VON PODS FÜR ORDERS

Input: OPAP Instanz, Wert für Parameter μ^R

- 1 **Foreach** order $i \in O$
- 2 **Foreach** pod $r \in R$
- 3 $HIT_RATE(i, r) := \min\{\sum_{s \in S} o_{is}; \sum_{s \in S} a_{rs}\};$
- 4 **Foreach** order $i \in O$
- 5 **Foreach** bestellte SKU $s \in S$
- 6 Füge μ^R Pods mit höchstem HIT-RATE-Wert der Menge $R^{sel}(i)$ hinzu;

Output: $R^{sel}(i) \forall i \in O$

Nachdem im ersten Teilproblem für die Orders die Teilmengen potenzieller Pods ausgewählt wurden, wird im zweiten Teilproblem nach den Teilmengen vielversprechender Stationen die Orders ausgesucht. Für jede Order $i \in O$ werden maximal μ^P potenziellen Stationen identifiziert und vorgewählt, mit $\mu^P \in \mathbb{N}$ als einen vordefinierten positiven ganzzahligen Parameter. Der schematische Ablauf des Verfahrens für die Vorauswahl der Stationen für die Orders ist in Algorithmus ALGORITHMUS 2 beschrieben. Das primäre Ziel dieses Verfahrens ist es, die Stationen für die Orders so vorzuwählen, dass die Stationen möglichst gleichmäßig ausgelastet sind. Daher wird für jede Order $i \in O$ iterativ die nächste am wenigsten ausgelastete Station p^* (d. h. mit den wenigsten zugeordneten Aufträgen) vorgewählt. Wenn es mehrere Stationen mit minimaler Anzahl der zugeordneten Orders gibt, wird diejenige präferiert, die bereits für die ähnlichsten Orders vorgewählt wurde, wie die aktuelle Order i , d.h., deren vorausgewählte Pods die Teilmenge $R^{sel}(i)$ am besten überdeckt.

ALGORITHMUS 2: VORAUSWAHL VON STATIONEN FÜR ORDERS

Input: OPAP Instanz, $R^{sel}(i) \forall i \in O$, Wert für Parameter μ^P

- 1 $p^{sel}(i) := \emptyset$;
- 2 **Foreach** order $i \in O$
- 3 **While** ($|R^{sel}(i)| \leq \mu^P$) **do**
- 4 p^* := diejenige Station mit wenigsten zugeordneten Orders, die für ähnliche Orders wie i vorgewählt wurde;
- 5 $p^{sel}(i) := p^{sel}(i) \cup p^*$;

Output: $p^{sel}(i) \forall i \in O$

Die gesamte Prozedur inkl. (1) der Auswahl von μ^R Pods pro bestelltes SKU und von μ^P Stationen pro Order, (2) der Generierung der Teilmenge der reduzierten Pfade Π' und (3) der Lösung des entsprechenden reduzierten MIP-MCFP-Modells wird als **MCFP-h** bezeichnet.

Die algorithmische Leistung des MCFP-h hängt stark von den Werten der Parameter μ^R und μ^P ab: niedrige Werte von μ^R und μ^P führen zu einer geringen Anzahl von vorselektierten Pods und Stationen im Modellvorverarbeitungsschritt, d. h. zu weniger Pfaden für das entsprechende MIP-MCFP Modell. Diese Art der Reduktion des MIP-MCFP-Modells kann sich vorteilhaft auf die benötigte Rechenzeit für die Lösung auswirken. Auf der anderen Seite kann sie kontraproduktiv in Bezug auf die Lösungsqualität sein, da sie das Risiko erhöht, dass optimale (oder vielversprechende) Pfade nicht in das resultierende reduzierte MIP-MCFP Modell aufgenommen werden.

In Parameter-Tuning Tests wurde die algorithmische Leistung des MCFP-h Verfahrens mit unterschiedlichen Werten der Parameter μ^R und μ^P getestet. Die genaueren algorithmischen Ergebnisse können in das Arbeitspapier Tadumadze et al. (2022) nachgelesen werden.

Um rechenintensive Simulationsexperimente durchführen zu können, in denen realistisch große OPAP-Instanzen mehrmals gelöst werden, spielt die Geschwindigkeit des Lösungsverfahrens eine sehr große Rolle. Deshalb wurde für die Simulationsmodelle μ^R und μ^P auf den niedrigsten Wert 1 gesetzt, was dazu führt, dass in pro bestelltes SKU genau einen („besten“) Pod und pro Order eine genau eine („beste“) Station gewählt wird. Infolgedessen ist die Lösung des reduzierten MIP-MCFP-Modells nicht mehr nötig, was die Geschwindigkeit des Verfahrens wesentlich erhöht.

2.2.3 Implementierung agentenbasierter Simulationsmodelle zur Abbildung der betrachteten Kommissionierprozesse

Für die im AP 1 definierten Kommissioniersysteme wurde im weiteren Verlauf des Projektes jeweils ein entsprechendes Simulationsmodell implementiert. Die drei Simulationsmodelle gelten

als Grundlage für den Vergleich der Kommissioniersysteme untereinander und die Ermittlung der Einsatzbereiche mobiler Kommissionierroboter. Zum Aufbau aller Modelle wurde die Software „AnyLogic“ genutzt, da die Wahl der Simulationsart ausschlaggebend ist. Für die Betrachtung der Kommissionierprozesse eignet sich die agentenbasierte Simulation am besten. Die durchgeführten Arbeiten bei der Simulationserstellung ausgehend vom konzeptionellen Modell bis hin zur Implementierung orientiert sich an Gutenschwager et al. (2017). Einhergehend wurde das Modell das von Rabe et al. (2008) erstellte V&V-Modell zur Verifikation und Validierung der Simulationsmodelle genutzt.

Alle relevanten Parameter zur Erstellung der Simulationsmodelle wurden in AP 1 bestimmt. Gleiches gilt auch für die Bestimmung der Systemgrenzen, die beginnend bei Abbildung 3 bis hin zu Abbildung 5 dargestellt sind. Die Funktionalitäten der Simulationsmodelle und der Einbezug der getroffenen Annahmen (Kapitel 2.1) wurde mit den Praxispartnern frühzeitig abgestimmt. So wurden die Mitglieder des Projektbegleitenden Ausschusses fortlaufend durch Diskussionen in die Entwicklung der Simulationsmodelle eingebunden und die Simulationsmodelle stetig weiterentwickelt.

2.2.3.1 Simulationsmodell I (Robotic Mobile Fulfillment System)

Die Implementierung der Simulationsmodelle spiegelt die AP 2.1-2.3 sowie 2.5 und 2.7 wieder. Der Simulations-Optimierungsansatz ist in zwei Teile gegliedert: Simulationsimplementierung und Optimierungslösungen. Es besteht die Möglichkeit, dass das Simulationsmodell optimierte Lösungsmethoden (exakte Algorithmen/Heuristiken) integrieren kann, um ein realistisches Modell des RMFS (approximative digitale Zwillinge) zu reproduzieren. Die Art des Simulationsmodells ist dabei agentenbasiert. Das Ziel war es, ein Simulationsmodell für das RMFS zu erstellen, das die im System enthaltenen „Agenten“ einzeln abbildet und deren Eigenschaften und das Verhalten simuliert kann. Die Komplexität dieses Systems spiegelt sich in der Definition der Planungsprobleme wieder. Das konzeptionelle Modell in der nachstehenden Abbildung 9 beschreibt den Ansatz zur Integrierung der Optimierungsprobleme in die Simulation. Hierfür wurde eine „Bottom-Up“-Ansatz verwendet und der Detaillierungsgrad des Simulationsmodells in fünf Stufen erhöht.

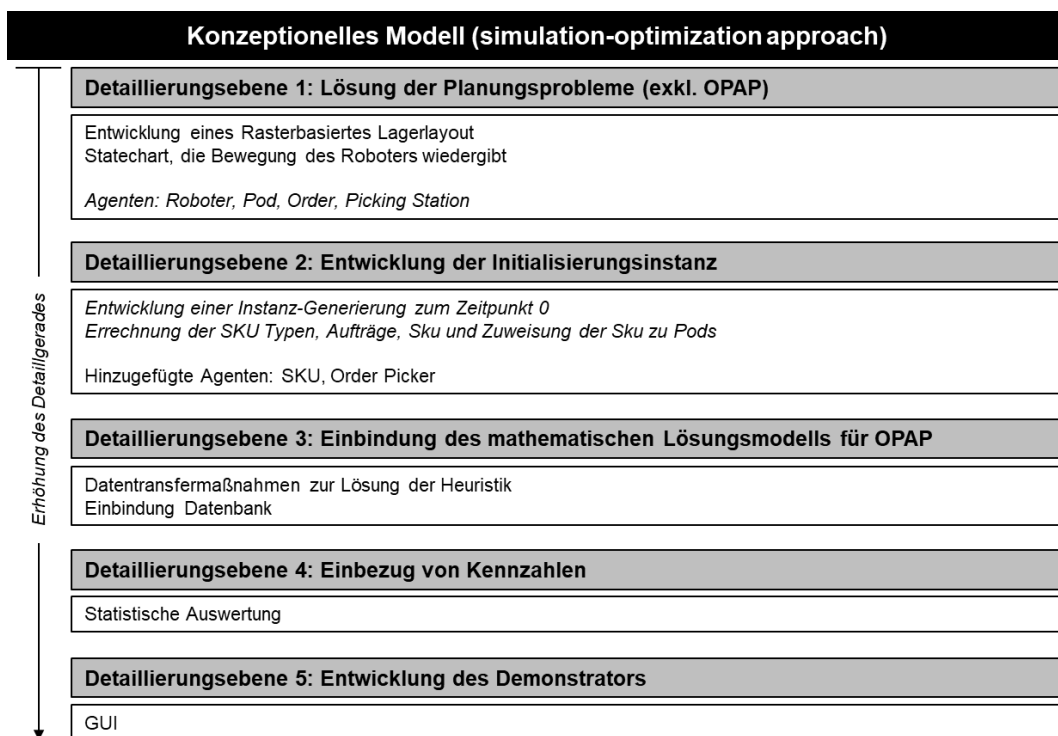


Abbildung 9: Darstellung des konzeptionellen Modells basierend auf einem „Simulation-Optimization Approach“

Das Simulationsmodell greift alle in Kapitel 2.2.1 genannten Lösungen der einzelnen Planungsprobleme auf. Zur Lösung des kombinierten Planungsproblems OPAP, das AP 2.4 und 2.6 umfasst, wurde das erstellte Optimierungsverfahren in das Simulationsmodell integriert. Alle weiteren in Kapitel 2.2.1 genannten Planungsprobleme wurden auf der ersten Detaillierungsebene heuristisch gelöst. Die von anderen führenden Forschungsteams in diesem Berichtszeitraum publizierten Arbeiten wurden in das vorliegende Projekt mit aufgegriffen, sodass die Qualität der bisherigen Arbeiten bewerkstelligt werden kann. Die untenstehende Tabelle 3 greift alle verwendeten Lösungsverfahren auf.

Tabelle 3: Einbezug der Planungsprobleme in das Simulationsmodell

Planungsproblem	Heuristischer Lösungsansatz	Detailebene des Simulationsmodells
Warenverteilung auf die einzelnen Regale	Erstellung einer Initialisierungsinstanz, Einbezug realistischer Bezugsgrößen (Auftragsgröße, Produktassortiment etc.)	2
Zuordnung der Aufträge zu den Kommissionierstationen	Einbezug des kombinierten Planungsproblems OPAP (Kapitel 2.2.2) als eigenständige Lösungsklasse	3
Zuordnung der Regale zu den Kommissionierstationen		3
Auftragsabarbeitung an den Kommissionierstationen	Erstellung eines Auftragsabarbeitungsplans, Verwendung realistischer Zeiten und Prozesse nach bestehender Literatur	3
Platzzuweisung der Regale in der Lagerhalle	Einbezug der wissenschaftlichen Literatur nach bestehender Literatur	1
Steuerung der Transportaufträge einzelner Roboter	Generierung einer Transporterflotte an mobilen Kommissionierrobotern, Einbezug des „Shortest Path Algorithmus“	1

Im Falle des Simulationsmodells von RMFS wurden auf der ersten Detailebene folgende Agenten definiert: Roboter, Pod, Aufträge sowie Kommissionierer. Bei der Implementierung stand nicht nur die Einbindung bestehender Verfahren zur Lösung der Planungsprobleme im Fokus, sondern auch die Bewegungen der mobilen Kommissionierroboter, die den eigentlichen Kommissionierprozess ausmachen. Dieser wurde durch eine Unterteilung in Material- und Informationsfluss realisiert. Der Informationsfluss ist durch alle genannten Planungsprobleme aufgegriffen, die im Eigentlichen eine reine Informationsübermittlung darbieten. Der Materialfluss eines RMFS ist durch den Bewegungskreislauf des mobilen Kommissionierroboters („statechart“ des Agenten) abgebildet. Im Kreislauf steuern die Informationen die Bewegungen des mobilen Kommissionierroboters und somit gesamten Kommissionierprozess. Der Kommissionierprozess findet über alle Ebenen des Lagerhauses gleichermaßen statt. Um die Transportaufträge der einzelnen Roboter zu steuern, wurde für die Bewegung der Roboter ein rasterbasiertes Lagerlayout aufgebaut. Hierdurch können einzelne Pfade mit Hilfe des „Shortest Path“ Algorithmus definiert werden. An einigen Stellen wurden Eingrenzungen vorgenommen. So können nur unbeladene Roboter auf allen Pfaden fahren. Beladene Roboter müssen sinnvollerweise auf die Gänge ausweichen.

Das Ziel der Instanzgenerierung auf der zweiten Detaillierungsebene ist es, einen Ausgangszustand zu erfassen. Dieser sollte möglichst realistisch sein. Hierzu wurden die im betrachteten Zeithorizont zu abarbeitenden Aufträgen, ihre Zusammensetzung aus den einzelnen SKU Typen sowie die Anzahl an bestellten SKUs und im Lager vorhandenen SKUs definiert. Dabei auftretende Vorteile ist das Umgehen von Einschwingphasen sowie die Nutzung von generisch, aber doch realistischen Eingangsgrößen in der Simulation. Bei der Erstellung dieser Detaillierungsebene 2 wurde großen Wert auf den Einbezug des PA's gelegt. Mehrere Male waren Kritikpunkte des PA's die Nutzung von bestimmenden Wahrscheinlichkeitsverteilungen bei der Generierung der Auftragsgröße und die Nutzung einer konventionellen ABC-Struktur des Artikelsortiments. Die ABC-Struktur wurde in der vorliegenden Instanzgenerierung als exponentielle Verteilungsfunktion über das Pareto-Prinzip dargestellt. Somit wurde angenommen, dass 80 % der gesamten Aufträge einer Planungsperiode durch die Gruppe der A-Artikel dargestellt wird. Diese beinhalten 20 % der vorhandenen Artikel.

Für die Detaillierungsebene 3 sei auf das vorangegangene Kapitel 2.2.2 verwiesen. Die dargestellten Algorithmen wurden mittels einer Heuristik in das Simulationsmodell eingefügt. Die in Kapitel 2.2.2.1 genannten Eingangs- und Ausgangsgrößen zur Lösung des Optimierungsverfahren wurden in der Simulation als Schnittstelle zur Heuristik definiert. Die Detaillierungsebenen 4 und 5 werden in den weiterführenden Kapitel 2.3 und 2.4 erläutert.

2.2.3.2 Simulationsmodelle II und III (Vergleichsmodelle)

Das Ziel der Simulationsmodelle II und III ist es, die identifizierten Vergleichsmodelle des AVS/R und der manuellen Kommissionierung möglichst realitätsnah abzubilden. Gemäß den für das RMFS identifizierten Planungsproblemen wurden für die beiden Systeme folgende Planungsprobleme verallgemeinert:

- Warenverteilung auf die einzelnen Regale
- Zuordnung der Aufträge zu den Kommissionierstationen
- Zuordnung der Ressourcen zu den Kommissionierstationen
- Auftragsabarbeitung an den Kommissionierstationen
- Steuerung der Ressourcenaufträge

Unter dem letzten Punkt ist zum einen die Wegeführung auf den Förderbändern eine AVS/R und zum anderen die Routenstrategie des Kommissioniers in der manuellen Kommissionierung zu verstehen. Alle Eingrenzungen und Annahmen zur Lösung der Planungsprobleme wurden vor allem aus der relevanten Literatur referenziert. In den vergangenen Jahren wurde eine Vielzahl an Arbeiten hierzu erkannt (siehe Kapitel 2.2).

Bei der Konzeption und Implementierung des ersten Simulationsmodells (für das RMFS) wurde darauf geachtet, dass dies modular und möglichst generisch aufgebaut ist, sodass alle Modelle eine Vergleichsbasis aufweisen. Folgende Gemeinsamkeiten weisen die Implementierungen auf:

- Instanzgenerierung nach Detaillierungsebene 2 des Simulationsmodells I
- Dimensionierung der Regalflächen anhand Simulationsmodell I

Somit ist die geschaffene Ausgangslage (bspw. Erzeugung der Kundenaufträge) dieselbe. Dies dient als Grundlage für den anstehenden Vergleich und die Erarbeitung der Einsatzbereiche mobiler Kommissionierroboter. Durch die getroffene Annahme kann aufgrund der nachfolgenden Simulationsstudien eine vergleichbare Aussage getätigt werden.

2.2.3.2.1 Autonomous Vehicle Storage And Retrieval System (AVS/R)

Die in Kapitel 2.1 aufgezeigten Erläuterungen gelten als Grundlage zur Erstellung des Simulationsmodells II. An dieser Stelle seien Besonderheiten für das AVS/R aufgeführt. Beginnend bei den Systemgrenzen ist zu erwähnen, dass, äquivalent zum RMFS, die Einlagerungs- sowie Nachfüllprozesse nicht betrachtet werden. Die Auftragsabarbeitung endet bei der Kommissioniertätigkeit. Eine übergeordnete Verpackungs- sowie Versandstation über alle Kommissionierer (übergreifend über alle Kommissionierstationen) wird ebenfalls nicht betrachtet. Typischerweise wird dies anderen Simulationsmodellen aufgegriffen. Um eine Vergleichbarkeit

mit dem RMFS und eine nicht allzu Komplexität des RMFS aufzubauen, wurde in diesem Projekt darauf verzichtet.

Des Weiteren wurde die Dimensionierung anlehnend an das RMFS vorgenommen. Grundlage für die Dimensionierung des AVS/R ist die Lagerkapazität des RMFS. Die Regaleinheiten des AVS/R setzen sich aus Hochregalen zusammen. Deren Fachdimensionen auf Gebinde, ein Fünftel so groß wie ein Pod, ausgelegt sind. Eine Batchbildung bei der ursprünglichen Befüllung der Artikel wurde für jedes Gebinde von vornerein impliziert. Ähnliches gilt für die Vorzone. Diese wurde entsprechend ausgelegt, damit auf den Förderbändern keine Warteschlangen entstehen, die das System begrenzen. Sie enthält keine Pufferzonen (entgegen dem aktuellen Stand der Praxis), um eine Komplexität der Vorzone vorweg zu greifen. Dazu richtet sich diese Arbeit an vorliegende wissenschaftliche Arbeiten, bspw. Bozer et al. (2018), van den van den Berg & Gademann (2000). Die Geschwindigkeit der Shuttles und Förderbändern wurden entsprechend den Literaturangaben der gleichen Simulationsstudie implementiert.

2.2.3.2.2 Manuelle Kommissionierung

Im Einklang mit dem eben erläuterten Simulationsmodell (AVS/R) wurden die Systemgrenzen für das dritte Simulationsmodell zur Abbildung der manuellen Kommissionierung gleichermaßen gesetzt. Das in Kapitel 2.1 aufgeführte Ein-Block-Layout ist literaturbezogen (vgl. Roodbergen (2001)) eingesetzt worden. Eine Erweiterung auf fünf Ebenen resultiert aus dem Projekt. Die Dimensionierung des Lagerhauses richtet sich danach, dass ein Pod die gleichen Abmaße wie ein Regal aufweist. Die Besonderheit dieses Simulationsmodells liegt in der Detailliertheit der Tätigkeit des Kommissionierers. Bei einer Betrachtung von 2 m hohen Regalen werden bei jeder Kommissionierleistung die tatsächlichen Greifhöhen des SKUs beachtet. Dies geschieht durch die Implementierung der „goldenen Zone“, wie vergleichbar in folgender Studie Petersen et al. (2004). Obwohl in den anderen Modellen keine Beachtung der Gewichtseinheiten der SKU erforderlich ist, wurde hier dennoch darauf zurückgegriffen, um die Tätigkeit des Kommissionierers realitätsnah darzustellen. Eine Gewichtszuweisung pro SKU hilft, die Lastbegrenzung des Handwagens einzuhalten. In diesem Simulationsmodell vermag der Kommissionierer wichtiger und detaillierter dargestellt sein, dies resultiert jedoch aus der Tatsache, dass der Kommissionierer in seiner Tätigkeit nicht mit den Kommissionierern aus den RMFS oder AVS/R Kommissioniersystemen vergleichbar ist, sondern mit der ausführenden Systemgröße: dem mobilen Kommissionierroboter bzw. dem Shuttle. So wurde auch hier auf eine bereits bewährte Heuristik zurückgegriffen, um die Composite-Routenführung (Elbert et al., 2017) darzustellen.

Weitere Aspekte der Implementierung finden sich in den darauffolgenden Kapiteln. Insbesondere die Implementierung der Simulationsmodelle spiegelt sich im Demonstrator wider, der in Kapitel 2.4 beschrieben ist.

2.3 Bestimmung des potentiellen Einsatzbereichs mobiler Kommissionierroboter durch Simulationsexperimente (AP 3)

In Bezug auf AP 1 nehmend wurden zur Bestimmung potentieller Einsatzbereichs mobiler Kommissionierroboter die drei genannten Kommissioniersysteme miteinander verglichen. Die dazugehörigen Simulationsmodelle wurden im vorigen Kapitel 2.2.3 diskutiert. Im Nachfolgenden wird auf drei Simulationsstudien eingegangen. Die Simulationsstudie 0 (Kapitel 2.3.1) kann als Initialstudie angesehen werden, durch die alle notwendigen Ressourcen bestimmt werden. Die Simulationsstudie I (Kapitel 2.3.2) zielt darauf ab, die Auswirkungen des entwickelten Optimierungsverfahren genauer darzustellen. Die Simulationsstudie II (Kapitel 2.3.3) führt den genannten Vergleich durch. Aufbauend auf den Ergebnissen der Simulationsstudien 0 und I werden abschließend die möglichen Einsatzbereiche aller drei Kommissioniersysteme festgesetzt. Unter dem Begriff Einsatzbereiche sind Bereichsgrenzen zu verstehen, die den Bereich, für den der Einsatz mobiler Kommissionierroboter geeignet ist, definieren. Ein Bereich kann durch mehrere Faktoren definiert sein. Welche Faktoren in dem vorliegenden Projekt einen Einsatzbereich definieren, ist in Kapitel 2.3.3 erläutert. Zum Abschluss werden in Kapitel 2.3.5 Schlussfolgerungen aus den Simulationsstudien gezogen.

2.3.1 Simulationsstudie 0: Ressourcenbestimmungen

Im Vorfeld der Simulationsstudien I und II wurde die für die beiden Studien erforderliche Mengenbestimmung der Ressourcen durchgeführt. Als Ressourcen werden die Anzahl der mobilen Kommissionierroboter (RMFS) sowie die Anzahl an Kommissioniern (Manuelle Kommissionierung) betrachtet. Beide Bestimmungen wurden als Simulationsstudie 0 zusammengefasst, da sie die gleiche Vorgehensweise aufweisen. Zur Vereinheitlichung wird im Nachfolgenden von einer Ressource, im Falle eines Kommissionierroboters sowie eines Kommissionierers, gesprochen. Folgende Vorgehensweise wurde für die Simulationsstudie 0 angenommen:

„Während des Simulationslaufes mit einer Zeitdauer $L(t) = 60 \text{ min}$ wird die Anzahl der Ressource stetig erhöht. Beginnend mit einer Mindestanzahl an Ressourcen wird die Ressourcenanzahl um Eins erhöht, insofern die Ressourcenauslastung (Utilization) den Wert von 80 % unterschreitet.“

Die Abbildung 10 zeigt das Ergebnis zur Bestimmung der minimalen Anzahl mobiler Kommissionierrobotern. Zu erkennen ist, dass bereits nach einer Zeit von 40 min eine weitere Erhöhung der Roboteranzahl nicht hinreichend notwendig ist, da der Sättigungspunkt der Kommissioniererauslastung bereits nach einer Simulationsdauer von $L(t_i) = 30 \text{ min}$ erreicht ist.

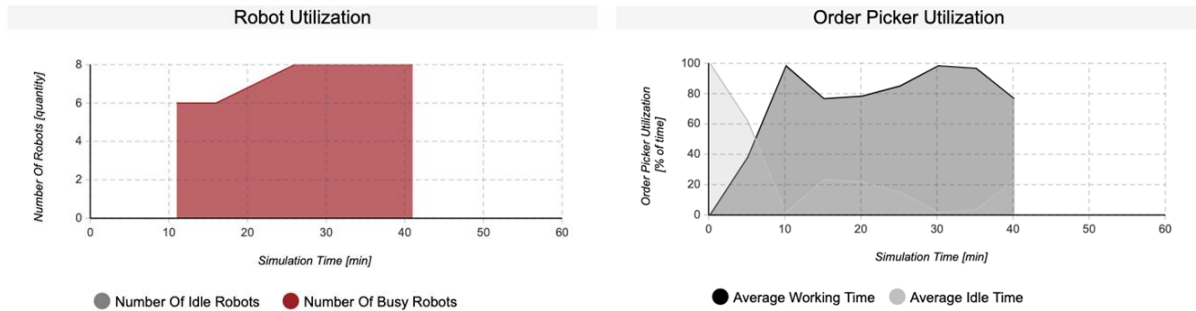


Abbildung 10: Ermittlung der bestmöglichen Roboteranzahl in einem RMFS (Durchführung im optimierten Simulationsmodell)

In den nachfolgenden Simulationsstudien I und II wurde somit eine Anzahl von 8 Robotern für das RMFS angenommen. Eine noch höhere Anzahl an mobilen Kommissionierrobotern führt zu einer Umkehrung der Kommissioniererauslastung. Dies ist darauf zurückzuführen, dass mehr Kommissionierroboter auf gleichbleibender Fläche vorhanden sind und sich gegenseitig blockieren können. Es sinkt die Effizienz des Systems durch derartige Blockier-Vorgänge. Zwar ist bei der Berechnung der Wege eine mögliche Blockierung der Kommissionierroboter untereinander miteingerechnet, jedoch ist dies nicht immer vermeidbar.

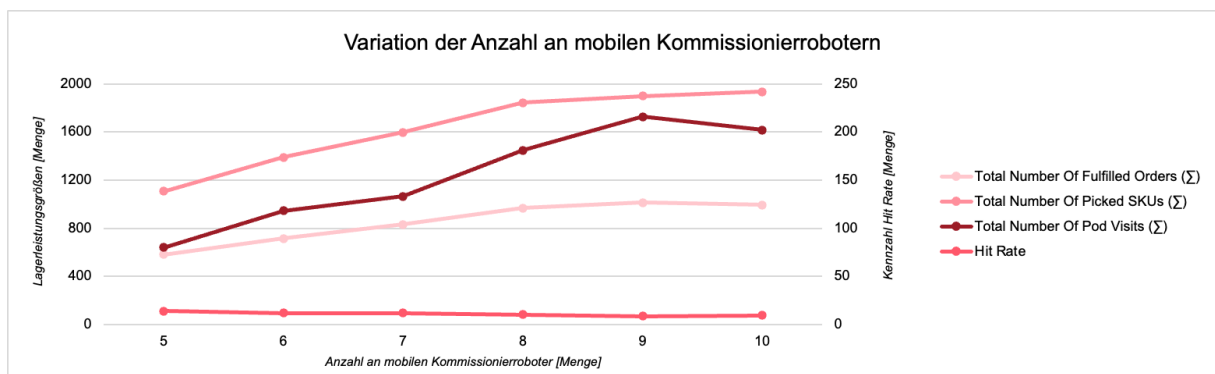


Abbildung 11: Variation der Anzahl an mobilen Kommissionierrobotern

Zur Validierung der genannten Vorgehensweise wurde eine weitere Variationsstudie der Roboteranzahl durchgeführt. Bei dieser Variationsstudie wird pro Simulationslauf mit einem Zeithorizont $L(t) = 60 \text{ min}$ die Anzahl der Kommissionierroboter erhöht. Die Variationsstudie zeigt, dass keine Verbesserung der Roboterzahl möglich ist. Gleichzeitig kann hierdurch keine valide Entscheidung über die minimale Roboteranzahl getroffen werden. Die Ergebnisse dieser Variationsstudie sind in Abbildung 11 dargestellt. Die Anzahl der erfüllten Aufträge stagniert bei einer Anzahl von 9 Kommissionierroboter. Betrachtet man jedoch die Kennzahl *Hit Rate*

(Erläuterung siehe Simulationsstudie I) so ist diese niedriger als bei einer Anzahl von 8 Kommissionierrobotern. Zurückzuführen ist dies auf eine erhöhte Anzahl an Pod-Besuchen.

Die Ergebnisse der Variationsstudie zeigen, dass die zu Beginn angenommene Vorgehensweise valide ist. Eine Einschätzung über die minimale Anzahl an Kommissionierroboter kann nur vor dem Hintergrund einer guten Auslastung der Kommissioniern getätigt werden, da kein Kosten-Nutzen-Verhältnis bei einer erhöhten Roboteranzahl gegeben ist.

Das gleiche Vorgehen erbrachte bei der manuellen Kommissionierung ein Ergebnis von 5 Kommissioniern pro Ebene, d.h. im vorliegenden Simulationsmodell zur Abbildung der manuellen Kommissionierung werden 25 Kommissionierer auf 5 Ebenen eingesetzt. Die nachfolgenden Simulationsstudien sind vor dem Hintergrund der Kostenberechnung mit einem Minimum der genannten Ressourcen durchgeführt worden.

2.3.2 Simulationsstudie I: Auswirkungen der Prozessoptimierung durch OPAP

Das Ziel der Simulationsstudie I ist die Validierung der genannten Zielsetzungen des kombinierten Planungsproblems (OPAP) aus Kapitel 2.2.2.1 sowie die Darstellung der Güte der erstellten analytischen Modelle (Kapitel 2.2.2.2). Dazu wurden die Simulationsergebnisse ohne und mit dem im Projekt entwickelten Lösungsverfahren (folgend durch die Bezeichnungen „Ohne OPAP-Integration“ und „Mit OPAP-Integration“ gekennzeichnet) miteinander verglichen. Der betrachtete Zeithorizont der einzelnen Simulationsexperimente beträgt $L(t) = 60 \text{ min}$. Die Tabelle 4 zeigt die erhaltenen Ergebnisse in Form der Lagerleistungsgrößen. Als Lagerleistungsgrößen zählen hier die bereits diskutierten Größen „Anzahl der erfüllten Aufträge“ (Total Number Of Fulfilled Orders) sowie die „Anzahl an kommissionierten SKUs“ (Total Number Of Picked SKUs). Hierbei gibt ersteres den möglichen Lagerdurchsatz wieder. Die beiden Zielsetzungen des Optimierungsverfahrens:

- Minimierung des Arbeitsaufwands für die Verpacker bei der Auftragskonsolidierung
- Minimierung der Arbeitslast für die Roboter bei dem Transport eines Pods

konnten durch die auftretenden Bündelungseffekte validiert werden. Bei einer Bündelung spricht man in dem vorliegenden Systemfall (RMFS) von der Abarbeitung mehrerer, ähnlicher Aufträge pro Pod-Besuch an der Kommissionierstation. Dies bedeutet, dass ein Kommissionierer mehrere Artikel aus dem an der Station angekommenen Pod entnimmt. Diese können jedoch unterschiedlichen Aufträgen zugewiesen sein. Vollständigkeitshalber ist die Anzahl der Pod-Besuche in der Tabelle 4 dargestellt.

Tabelle 4: Tabellarische Darstellung des Vergleiches

Simulationsergebnisse	Ohne OPAP-Integration	Mit OPAP-Integration
Total Number Of Fulfilled Orders	21	260
Total Picked SKUs	58	498
Total Pod Visits	58	93
Hit Rate	1	≈ 5,35

Der Bündelungseffekt bewirkt, dass eine höhere Anzahl an abgearbeiteten Aufträgen sowie Kommissionier-Picks pro Stunde erreicht werden kann. Das Verhältnis der Lagerleistungsgrößen zueinander gibt den Bündelungseffekt mathematisch wieder. Basierend auf der Literatur (vgl. Kapitel 2.2.1) kann das Verhältnis der kommissionierten Artikel zu den Pod-Besuchen als *Hit Rate* (dtsh. Trefferquote) definiert werden. Dieses Verhältnis wurde in der vorherigen Simulationsstudie 0 bereits zu Validierung der gewonnenen Ergebnisse herangezogen.

$$\text{Hit Rate} = \frac{\text{Total Number Of Picked Skus}}{\text{Total Number Of Pod Visits}} \quad (28)$$

Die Ergebnisse aus der Tabelle 4 zeigen, dass in der vorliegenden Studie somit das Fünffache der ursprünglichen Leistung mithilfe der Integration des OPAP-Lösungsverfahrens erreicht werden kann. Die Bündelung der Aufträge hat im Hinblick auf den Kommissionierer selbst weitere Effekte. So kann das dritte Ziel des kombinierten Planungsproblems OPAP ebenfalls validiert werden. Es handelt sich hierbei um den Ausgleich der Arbeitsbelastung für die Kommissionierer bei der Auftragsabarbeitung. Vereinfachter Weise seien in Tabelle 5 die Arbeitsauslastungen der Kommissionierstationen 1-3 (erste Ebene) dargestellt. Der Effekt ist auf alle Ebenen transferierbar. Dank der Integration des OPAP-Lösungsverfahrens in die Simulationsumgebung ist die Arbeitsauslastung an den Kommissionierstationen gesunken. Dieser Effekt geht mit der Auftragsbündelung einher und minimiert weiterhin die Zykluszeit eines Auftrages. Die Aufträge, die den einzelnen Kommissionierer zugewiesen werden, sind ausgeglichener als zuvor, sodass die Arbeitslast verteilt werden kann.

Tabelle 5: Verteilung der Arbeitsauslastung durch OPAP

Simulationsergebnisse	Station 1	Station 2	Station 3
<i>Ohne OPAP-Integration</i>			
Fulfilled Orders per Station	9	5	7
Picked SKUs per Station	21	17	20
<i>Mit OPAP-Integration</i>			
Fulfilled Orders per Station	86	88	86
Picked SKUs per Station	169	156	173

Mit dem Ergebnis der Simulationsstudie I wurde die erste Forschungsfrage (FF 1), mit welchen Optimierungsverfahren mobile Kommissionierroboter effizient gesteuert werden, beantwortet. Es konnte eine Mindestanzahl an mobilen Kommissionierrobotern gefunden werden. Der vorgegebene Lagerdurchsatz lag bei maximal 2000 Aufträgen/Stunde. Die Ergebnisse der Simulationsstudie I belegen die Wichtigkeit des kombinierten Planungsproblems. Bestehende Lösungen sind, wie im Vorfeld in Kapitel 2.2.1 genannt, nicht ausreichend vorhanden. Der enge Zusammenhang der beiden Planungsprobleme kann durch den Zusammenschluss positiv genutzt werden, sodass die beschriebene Bündelungseffekte einen Mehrwert für die Lagerleistung bieten. Dies hat einen weiteren Einfluss auf die minimale Anzahl der mobilen Kommissionierroboter (Simulationsstudie 0, Kapitel 2.3.1).

2.3.3 Simulationsstudie II: Vergleich eines RMFS mit konventionellen Kommissioniersystemen

Die in der Simulationsstudie I ermittelten Lagerleistungsgrößen wurden für den Vergleich des RMFS mit den konventionellen/etablierten Kommissioniersystemen weiter betrachtet. So galt es im ersten Abschnitt des AP 3, Analogien der Lagerleistungsgrößen zu den Vergleichsmodellen herzustellen. Sie bilden die für den Vergleich notwendigen Kennzahlen (engl. „Key Performance Indicators“), nachführend als KPIs benannt, welche (Teil-)Aussagen über die späteren Einsatzbereiche treffen sollen. Die im Projekt für den Vergleich identifizierte KPIs sind in der nachfolgenden Tabelle 6 dargestellt. Analog zu der getroffenen Kennzahl *Hit Rate*, die in Bezug auf das RMFS erstellt worden ist, wurde hier auch eine sogenannte *Visit Rate* für das AVS/R sowie die manuelle Kommissionierung definiert. In beiden Fällen gibt die Visit Rate das Verhältnis zwischen den kommissionierten Artikeln und der Anzahl der Ressourcenbesuche an der Kommissionierstation bzw. Depot wieder. Bei einem AVS/R ist die genannte Ressource das Shuttle, bei der manuellen Kommissionierung der Kommissionierer selbst. Aufgrund der Annahme, dass der Kommissionierer im manuellen Kommissioniersystem, als Ressource vergleichbar ist, fällt eine Auslastungsbetrachtung weg, da die des Kommissionierers und der Ressource äquivalent zueinander sind.

Tabelle 6: Im Projekt als relevant erachtete Kennzahlen (KPIs) zum Vergleich

RMFS	AVS/R	Manuelle Kommissionierung
Total Number Of Pod Visits	Total Number Of Shuttle Visits	Total Number Of Pickers Visits
Total Number Of Fulfilled Orders	Total Number Of Fulfilled Orders	Total Number Of Fulfilled Orders
Total Number Of Picked SKUs	Total Number Of Picked SKUs	Total Number Of Fulfilled SKUs
Order Picker Utilization	Order Picker Utilization	Order Picker Utilization
Robot Utilization	Shuttle Utilization	/
Hit Rate	Visit Rate	Visit Rate

Das vor der Durchführung essenzielle Design Of Experiment (DOE) beinhaltet bei der vorliegenden Simulationsstudie die Bestimmung der notwendigsten Parameter zur Definition eines Lagerhauses (Lagerlayout, Artikelsortiment, durchschnittliche Auftragsgrößen sowie durchschnittliche Auftragsleistung). Bei der Erstellung der übergeordneten Instanz konnten eine Vielzahl an Möglichkeiten identifiziert werden. Im Rahmen der hier durchgeführten Simulationsstudie wurden die am einflussreichsten Eingangsgrößen Auftragsanzahl, Anzahl der Waren (SKU) im Lager, verfügbare Lagerkapazität sowie die Anzahl der SKU Arten (folglich SKU Typen genannt) identifiziert. Durch intensive Gespräche mit dem PA aus der unternehmerischen Praxis und der detaillierten Betrachtung des bisherigen Anwendungsfalles mobiler Kommissionierroboter (e-Commerce) wurde zunächst auf realistische Annahmen dieser Größen geschlossen sowie eine realistische Lagerfläche bestimmt. Anknüpfend an die Gespräche mit den PA-Mitgliedern wurde eine Lagerdimensionierung an die Simulationsstudie vorangelernt durchgeführt. Gleiches gilt für die durchschnittliche Auftragsgröße sowie der bestmögliche Zeithorizont für einen Planungshorizont. Alle getätigten Annahmen wurden in einer Instanz-Definition zusammengefasst und nachfolgend in Tabelle 7 dargestellt. An die aus der ersten Simulationsstudie ermittelte Anzahl der Roboter sowie Kommissionierer wurde festgehalten. Die Gesamtfläche lässt sich aus der Dimensionierung schließen. In Anbetracht des am Ende erstellten Demonstrators sei an dieser Stelle erwähnt, dass ein Teil der untenstehenden Einflussfaktoren für weitere Simulationsstudien anpassbar ist.

Tabelle 7: Instanz-Definition

Einflussfaktoren einer Instanz					
Maximale Anzahl an Orders		19.200			
Maximaler Platz an Skus im Lager		76.800			
Verfügbare Units		384.000			
Anzahl an SKU Typen		200			
Durchschnittliche Auftragsgröße		1,4			
Faktor Lambda		0,041			
RMFS		AVS/R		MOPS	
Anzahl an Pods	960	Anzahl an Regalen	6	Anzahl an Regalen	100
Anzahl an Robotern	40	Anzahl an Shuttles	3	Anzahl an Kommissioniern	25

Mithilfe der genannten Annahmen (Tabelle 7) wurden Monte-Carlo-Simulationen durchgeführt. Die stochastischen Zufallsverteilungen wurden in der Instanz-Generierung (Kapitel 2.2.3) implementiert und bilden somit ein integriertes, stochastisches Modell. Um in diesem Falle Monte-Carlo-Simulationen abzubilden, wird mit den getätigten Annahmen eine Vielzahl an Wiederholungen durchgeführt. Die Bestimmung der Simulationshäufigkeit und damit der

notwendigen Anzahl an Simulationsläufen n führt über die definierte Kennzahl *Hit Rate* bzw. in Analogie *Visit Rate*. Die Kennzahl wurde zum Ende der Simulationsläufe bzw. nach Ende der Simulationsdauer $L(t) = 60 \text{ min}$ betrachtet und nicht über einen einzelnen Zeitraum $L_i(t)$. Es wurde auf diese Kennzahlen zurückgegriffen, um nicht nur die Durchsatzleistung, sondern auch die Anzahl an Besuchen der genutzten Ressource in der statistischen Aussage, zu betrachten. Durch einen negativen Wert der genannten Kennzahl würde bspw. bei einem RMFS ein fehlerhafter Simulationslauf erkennbar, bei dem zu häufig oder unlösbare Blockier-Vorgänge der Kommissionierroboter vorkommen.

Die durchgeführte Simulationsstudie ergab die in Tabelle 8 zusammenfassten Ergebnisse als gemittelte Werte. Die Ergebnisse werden auf alle Ebenen betrachtet. Die Anzahl der erfüllten Aufträge und die Anzahl der kommissionierten Artikel sind je einem Kommissionierer zuzuordnen. Zu erkennen ist, dass die Optimierung der Roboteranzahl als Vorarbeit sowie die im Projekt optimierten Zuordnungsentscheidungen eine dem AVS/R vergleichbare Auslastung der Kommissionierer garantiert werden kann. Gleichzeitig erweist sich das AVS/R als effektivstes System, bei dem eine konstant hohe Auslastung der Kommissionierer erzielt wird. Die manuelle Kommissionierung weist die niedrigste Lagerleistung auf. Der reine Kommissionierprozess – Gehen, Picken, Zurückgehen – umfasst maximal 84 % der Auslastung eines Kommissionierers im manuellen System. Dennoch erzielen die Ergebnisse der Studie höhere Ergebnisse pro Stunde als in vergleichbaren Studien der Wissenschaft.

Tabelle 8: Kurze Zusammenfassung der gemittelten Ergebnisse der Simulationsstudie

RMFS	AVS/R	MOPS
Total Number Of Pod Visits 189	Total Number Of Shuttle Visits 1881	Total Number Of Pickers Visits 148
Total Number Of Fulfilled Orders Per Order Picker 63	Total Number Of Fulfilled Orders Per Order Picker 474	Total Number Of Fulfilled Orders Per Order Picker 27
Total Number Of Picked SKUs Per Order Picker 123	Total Number Of Picked SKUs Per Order Picker 659	Total Number Of Fulfilled SKUs Per Order Picker 40
Order Picker Utilization Mind. 73,333 %	Order Picker Utilization Max. 100 %	Order Picker Utilization* Max. 83,863 %
Robot Utilization Max. 30,483%	Shuttle Utilization Max. 100 %	-

Nach Durchführung der Monte-Carlo Simulationen zur Ermittlung der Lagerleistungsgrößen der unterschiedlichen Kommissioniersysteme wurde für alle betrachteten Kommissioniersysteme die Anzahl an SKU Typen und dementsprechend die Anzahl an A-Artikel variiert, um eine Abhängigkeit der Größe auf die Lagerdurchsatzleistung festzustellen. Hierbei wurde die Menge

an kommissionierten A-Artikel bei einer Veränderung der Anzahl an SKU Typen, also die Artenvielfalt im Lager, in dieser Simulationsstudie analysiert. Die Abbildung 12 zeigt, dass bei einer erhöhten Annahme von unterschiedlichen SKU Typen, die 20 % des Artikelsortiments bestimmen, sich die Menge an kommissionierten A-Artikeln verringert bzw. erhöht. Nach dem Pareto-Prinzip bestimmen die betrachteten A-Artikel 80 % der Bewegungen, dementsprechend steigt oder sinkt der Lagerdurchsatz. Für die manuelle Kommissionierung ist eine erhöhte Anzahl an Variantenvielfalt ungünstiger als für das AVS/R und RMFS. Die Parametervariation zeigt, dass eine noch höhere Variantenvielfalt dem RMFS zugutekommen könnte. Dieser Ansatz ist in weiteren Forschungsstudien zu verfolgen.

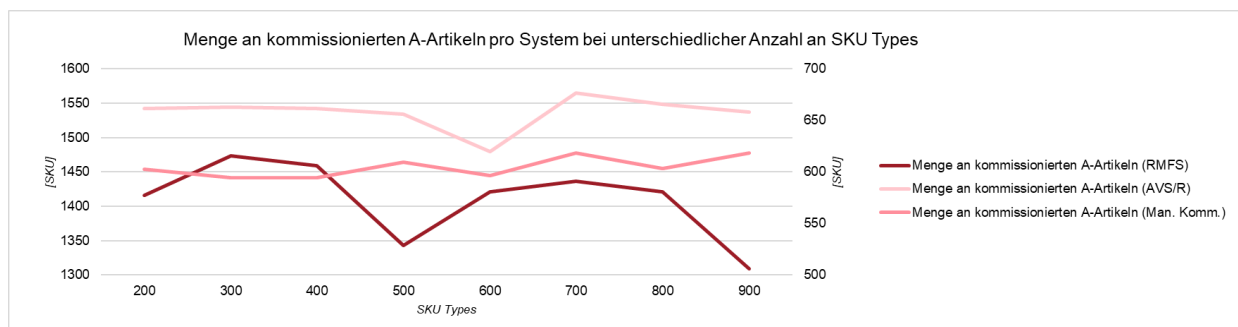


Abbildung 12: Einfluss der vorhandenen SKU Typen im Lager auf die Menge kommissionierter A-Artikel

Der erhöhte Einfluss auf das manuelle Kommissioniersystem ist durch die vorangegangene Annahme des „Scattered Storage Policy“ im RMFS (siehe Kapitel 2.2.1) erklärbar. Die Zuordnung der einzelnen SKUs wurde bei den etablierten Kommissioniersystemen, AVS/R und der manuellen Kommissionierung, ähnlich durchgeführt. Jedoch wurde hier die Annahme getätigt, dass die A-Artikel näher am Ausgang liegen. Dies geschieht in Anlehnung an eine typische ABC-Verteilung, die üblicherweise eingesetzt wird. Bei einer niedrigeren Anzahl an SKU Typen, können mehrere SKUs näher am Depot liegen als bei einem erhöhten Wert an SKU Typen. Dies führt dazu, dass bei einer niedrigen Anzahl ggf. kürzere Wege zustande kommen und die Artikel schneller kommissioniert werden.

Um im weiteren Verlauf des Projektes Einsatzbereiche festzulegen, wurde eine weitere Parametervariation an allen Kommissioniersystemen vorgenommen. Es wurde betrachtet, wie sich eine Veränderung des typischen Pareto-Prinzips auf die einzelnen Kommissioniersysteme auswirkt und die Häufigkeit an Lagerbewegungen der A-Artikel den Lagerdurchsatz verändert. Dazu wurde das Verhältnis des Pareto-Prinzips, 20:80, zwischen 20:75 und 20:90 variiert. Die Änderung des Verhältnisses setzt eine Schwankung der Bewegungen voraus und kommt der Annahme nach, dass 20 % der im Lager befindlichen Artikel anstatt 80 % der Bewegungen lediglich 75 % oder sogar 90 % der Bewegungen abbilden. Derartige Schwankungen können im schnelllebigen Tagesgeschäft entstehen.

Die Abbildung 13 zeigt, dass hier kein starker Einfluss für die Vergleichssysteme erkennbar ist. Jedoch ist eine Veränderung für das RMFS ersichtlich. Dies ist auf eine hohe Anzahl an Bewegungen gleicher Artikel (A-Artikel) zurückzuführen. Folglich werden mehr Aufträge an die einzelnen Kommissionierroboter des RMFS zugewiesen. Eine höhere Abarbeitung der Aufträge setzt auch eine kontinuierliche Nachschubversorgung an Artikeln voraus. Da dies in diesem Modell nicht angenommen ist, wird eine Grenze der Machbarkeit an Bündelungen erreicht, da die Ware nicht vorhanden ist. Dementsprechend sind weitere Studien mit Nachfüllprozessen und mehrmaligen Optimierungsschleifen (rollierende Planung) Gegenstand zukünftiger Forschung.

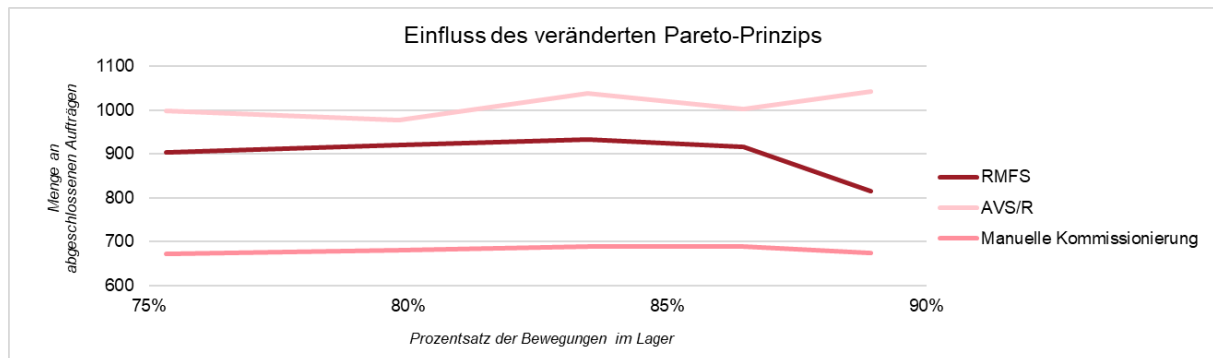


Abbildung 13: Einfluss des veränderten Pareto-Prinzips auf die Menge an abgeschlossenen Aufträgen

Die Ergebnisse der Parametervariationen zeigen Vor- sowie Nachteile eines RMFS. Sie beantworten insbesondere den ersten Teil der zweiten Forschungsfrage des Projektes, welche Anzahl an Kommissionierstationen/Kommissionierrobotern notwendig ist. In Anlehnung an die Ergebnisse der Simulationsstudie 0 und I kann durch die Simulationsstudie II die Annahme der minimalen Roboterzahl weiter bestätigt werden. Die Ergebnisse zeigen auch mögliche Bereichsgrenzen des Lagerdurchsatzes für RMFS in Bezug auf den zweiten Teil der zweiten Forschungsfrage. Die Simulationsstudie II liefert somit weitere Ergebnisse zur Einordnung von RMFS und deren Vergleichssysteme. Im Nachfolgenden ist erläutert, wie diese gegenübergestellt werden und mögliche Einsatzbereiche zur Beantwortung der Forschungsfrage 2 festgesetzt werden.

2.3.4 Festsetzung des Einsatzbereiches mobiler Kommissionierroboter

Wie bereits zu Beginn des Kapitels 2.3 angesprochen, gelten als Einsatzbereiche Bereiche, für den der Einsatz mobiler Kommissionierroboter geeignet ist. Um geeignete Bereiche zu definieren, müssen Faktoren herangezogen werden. Die Einordnung von RMFS zu konventionellen Kommissioniersystemen erfolgt durch die Gegenüberstellung der vier Faktoren: Lagerleistung, Investitions- und Personalkosten sowie Skalierbarkeit nach Boysen et al. (2017). Die Beurteilung der einzelnen Faktoren geschieht über das in Verhältnissetzen der einzelnen Kommissioniersysteme, sodass abschließend eine Aussage über die Einsatzbereiche getroffen

werden kann. Basierend auf den Ergebnissen der Simulationsstudie II konnten bereits die Lagerleistungen der drei Kommissioniersysteme gegenübergestellt werden. Hierfür wurde die Lagerleistung mithilfe der Anzahl kommissionierter Artikel (Picks pro Stunde) für alle drei Kommissioniersysteme RMFS, AVS/R und der manuellen Kommissionierung skalenartig eingeordnet. Die Abbildung 14 zeigt die Gegenüberstellung der Lagerleistungen. Dabei steht der Lagerdurchsatz des RMFS dem des AVS/R am nächsten (Vergleich Tabelle 8).

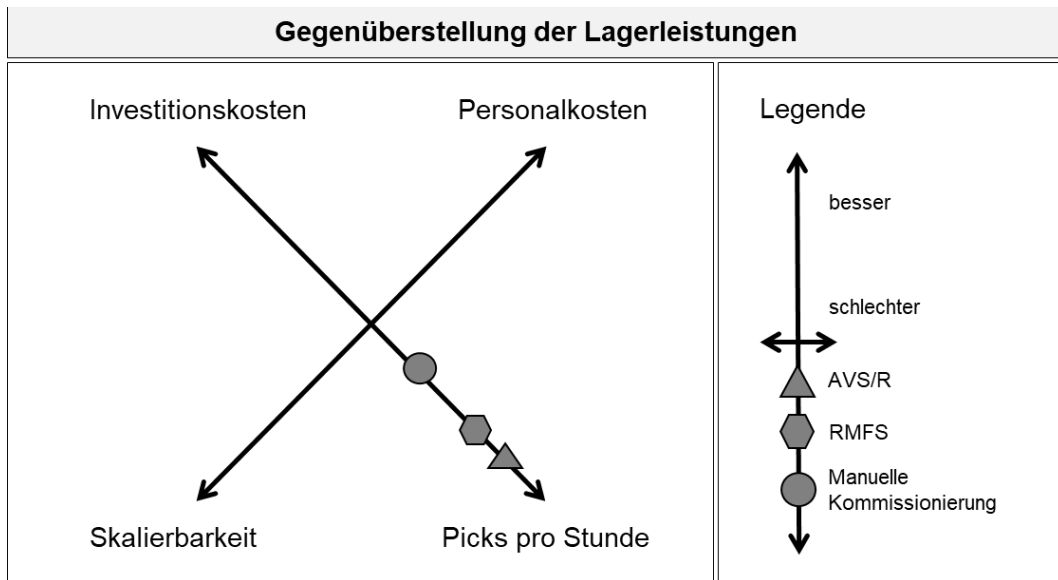


Abbildung 14: Einordnung der Lagerleistungsgrößen der betrachteten Systeme nach Boysen et al. (2017)

Nach Richards (2017) sind die bei der Planung eines Lagerhauses zu beachtenden Kosten in drei Kategorien unterteilbar: die Lagerung an sich sowie die Abwicklung und Verwaltung. Die Lagerungs-Kosten nach Richards (2017) wurden hier außen vorgelassen, da davon auszugehen ist, dass bei der Anschaffung der Kommissioniersysteme eine Lagerfläche vorhanden ist. Die zur Verfügung stehende Lagerfläche kalkuliert sich meistens aus den vorhandenen Flächen und Gesetzesvorgaben. Die im Projekt durchgeführte Dimensionierung setzt eine verhältnismäßig gleiche Lagerfläche voraus, wodurch diese Kosten vernachlässigt werden können. Der Kategorie Abwicklung sind die Investitionskosten für die Abwicklung der Prozesse zuzuordnen. Die Kosten für die Anschaffung eines Kommissioniersystems fällt somit unter diese Kategorie. Im Bereich Verwaltung sind die hier auftretenden Personalkosten zu beachten. Eine Einschätzung aller variablen Kosten ist in diesem Projekt nicht sinnföhrnd, denn weitere variable Kosten erstrecken sich laut Quelle von Sicherheitskosten bis hin zu Versicherungen oder Materialkosten für die angrenzenden Büroräume. Diese Kosten sind unabhängig der Entscheidung eines Kommissioniersystems für ein Lagerhaus relevant. Zusammenfassend ergeben sich die Investitionskosten für das Kommissioniersystem und Personalkosten für die eingesetzte Anzahl an Personal als die für den Vergleich wichtigsten Kosten. Im vorliegenden Falle sind die

betrachteten Investitionskosten reine Fixkosten. Die vorliegenden Personalkosten werden hingegen als variabel angenommen.

Tabelle 9: Kostensätze zur Kostenermittlung

Allgemeine Kostensätze		
28.523,00	€/Jahr	Bruttojahresverdienst eines Kommissionierers von 2018
7,60	%	Inflation im Jahr 2022
30.690,75	€/Jahr	Bruttojahresverdienst eines Kommissionierers im Jahr 2022 (inkl. Inflation)
1,00	€/€	Wechselkurs €/€

Zur Berechnung der Kostenermittlung wurden die in Tabelle 9 aufgelisteten Kostensätze verwendet. Nachfolgend werden die Investitionen sowie Personalkosten pro Anwendungsfall berechnet. Ein Anwendungsfall definiert sich wie folgt: Von einem Anwendungsfall ist zu sprechen, wenn das ausgewählte System in der vorliegenden Dimensionierung angeschafft wird. Hierbei ist ein Pauschalbetrag pro Systemeinheit (Kommissionierroboter, Shuttle oder Regaleinheiten) zu entrichten. Dieser Pauschalbetrag wurde aus der Literatur angenommen. Hinzu kommen die Personalkosten, die sich aus der Personalkapazität sowie dem Bruttojahresverdienst mit Beachtung der Inflationsrate als Ausgleich für zukünftige Jahresverdiensterhöhungen errechnen.

Tabelle 10: Auflistung der Investitions- und Personalkosten

Investitionskosten		
40.000,00	\$	Investitionskosten RMFS Package
40,00	Stk.	Anzahl an RMFS Package
<i>1.600.000,00</i>	€	<i>Summe der Investitionskosten (RMFS)</i>
<hr/>		
634.000,00	\$	Investitionskosten AVRS Package
3,00	Stk.	Anzahl an AVRS Package
<i>1.902.000,00</i>	€	<i>Summe der Investitionskosten (AVS/R)</i>
<hr/>		
1.500,00	€	Investitionskosten Manuelle Kommissionierung Package
1.000,00	Stk.	Anzahl an Manuelle Kommissionierung Package
<i>1.500.000,00</i>	€	<i>Summe der Investitionskosten (Manuelle Kommissionierung)</i>
Personalkosten		
30.690,75	€/Jahr	Bruttojahresverdienst eines Kommissionierers im Jahr 2022 (inkl. Inflation)
15,00	Stk.	Anzahl an Kommissionierern
<i>460.361,22</i>	€/Jahr	<i>Summe der Personalkosten (RMFS)</i>
<hr/>		
30.690,75	€/Jahr	Bruttojahresverdienst eines Kommissionierers im Jahr 2022 (inkl. Inflation)
3,00	Stk.	Anzahl an Kommissionierern
<i>92.072,24</i>	€/Jahr	<i>Summe der Personalkosten (AVS/R)</i>
<hr/>		
30.690,75	€/Jahr	Bruttojahresverdienst eines Kommissionierers im Jahr 2022 (inkl. Inflation)
25,00	Stk.	Anzahl an Kommissionierern
<i>767.268,70</i>	€/Jahr	<i>Summe der Personalkosten (Manuelle Kommissionierung)</i>

Das Verhältnis der errechneten Investitionskosten kann, wie folgt in Abbildung 15 dargestellt, angegeben werden. Die manuelle Kommissionierung weist die geringsten Investitionskosten auf. Die Investitionskosten des AVS/R sind dagegen am Höchsten. Analog zu den Investitionskosten besteht auch das Verhältnis der Personalkosten zueinander. Entgegen der Investitionskosten weist das AVS/R die niedrigsten Personalkosten auf, dass auf den Grad der Automatisierung und die kleine Anzahl an Personal zurückzuführen ist. Die manuelle Kommissionierung weist aufgrund der hohen Anzahl an Personal die höchsten Personalkosten auf. Nicht nur bei den Investitions- als auch den Personalkosten kann das RMFS zwischen AVS/R und manueller Kommissionierung eingeordnet werden, wobei die Investitionskosten geringer als die Personalkosten sind.

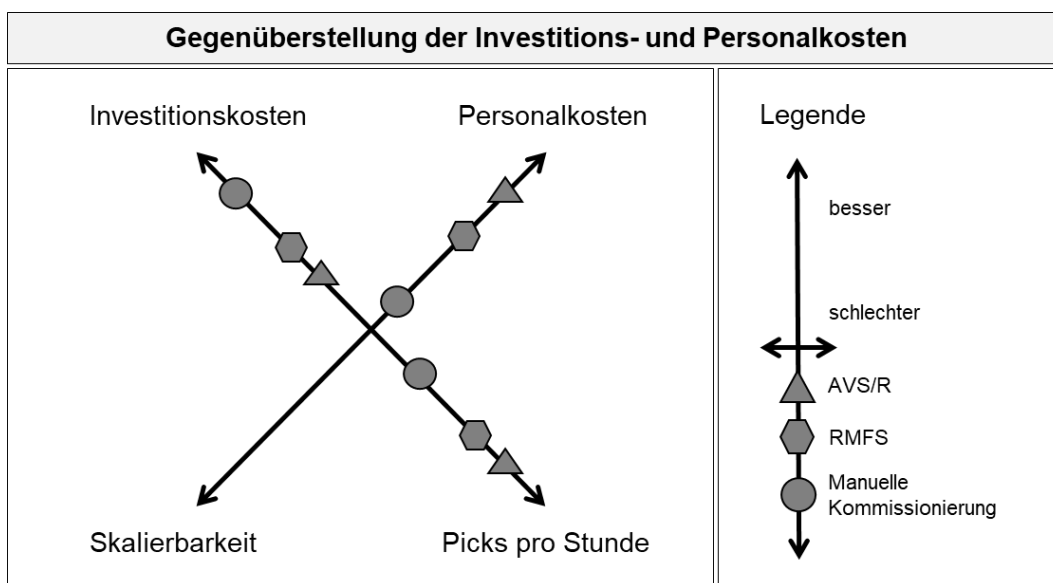


Abbildung 15: Gegenüberstellung der Personalkosten von RMFS, AVS/R und manueller Kommissionierung nach Boysen et al. (2017)

Um den Vergleich der drei Systeme final abzuschließen, bedarf es einer Betrachtung des letzten Faktors, der Skalierbarkeit (die Fähigkeit des Wachstums). Hierbei kann die manuelle Kommissionierung am einfachsten erweitert werden. Um höhere Lagerdurchsätze zu erreichen, müssen im Wesentlichen zwei Maßnahmen getroffen werden: Zum einen kann neues Personal bei gleichbleibender Lagerkapazität eingestellt werden. Zum anderen muss die Lagerkapazität erhöht werden. Dazu ist der Einkauf neuer Ausstattung (Lagerregale, Handwagen etc.) notwendig, sodass die Lagerfläche sinnvoll erweitert werden kann. Systeme mit mobilen Kommissionierrobotern weisen eine geringere Skalierbarkeit auf, denn zusätzlich zu den in der manuellen Kommissionierung auftretenden Maßnahmen müssen bauliche Maßnahmen vor Ort getroffen werden. Ein Beispiel ist hierfür die Verlegung von magnetischer Sensorik zur Wegführung der mobilen Kommissionierroboter. Im Falle des AVS/R tritt ein noch größerer baulicher Aufwand auf. So müssen beispielsweise feste Untergrundgestelle zur Erweiterung der Hochregale aufgebaut werden. Die Erweiterung um ein Regalbediengerät als Ressource im AVS/R erfordert ebenfalls mehr bauliche Maßnahmen als bei den anderen

Kommissioniersystemen. Hinzu kommt noch, dass die Fläche eines AVS/R um einen größeren Faktor als bei einem Lager mit RMFS oder manueller Kommissionierung erweitert werden muss. Beide letzteren Kommissioniersysteme können um kleinere Flächen erweitert werden. Somit weist das AVS/R eine schlechtere Skalierbarkeit als das RMFS und die manuelle Kommissionierung auf.

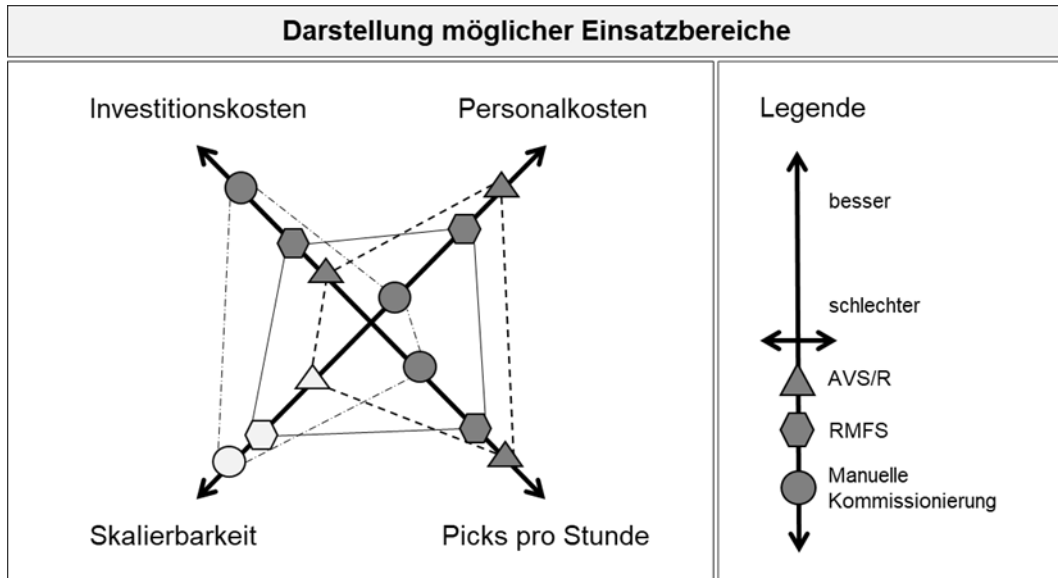


Abbildung 16: Darstellung möglicher Einsatzbereiche von RMFS, AVS/R und manueller Kommissionierung nach Boysen et al. (2017)

Anhand der Betrachtung und Einschätzung aller vier Faktoren, können mögliche Einsatzbereiche dargestellt werden, wie in Abbildung 16 zu sehen. Ist nur eine geringe Investition im Vergleich zum AVS/R machbar, aber eine erhöhte Lagerdurchsatzleistung erforderlich, so bietet sich die Anschaffung eines RMFS an. Durch die Einbindung des OPAP-Lösungsverfahrens wird im RMFS eine gleichmäßige Auslastung der Kommissionier und eine höhere Anzahl an erfüllten Aufträgen trotz nicht vollwertiger Automatisierung erreicht. Das RMFS kann sich somit zwischen beiden konventionellen Kommissioniersystemen eingliedern lassen.

Da die zum Vergleich vorausgesetzten Simulationsexperimente auf den genannten Inputfaktoren (SKU Anzahl, Auftragsgröße, ABC-Kurve, etc.) abhängen und oben beschriebenes Beispiel nur auf die Experimente mit der definierten Parameterwahl (Tabelle 7 Instanz-Definition) basieren, wurde eine weitere Parametervariation mit der mittleren Auftragsgröße durchgeführt. Die mittlere Auftragsgröße ist für den Einsatzbereich ebenfalls entscheidend und kann zur Bestimmung der Einsatzbereiche ebenfalls verwendet werden. Die Variation der SKU Typs in der Simulationsstudie II erwies einen geringen Einfluss und trägt somit nicht zur Aussage möglicher Einsatzbereiche mobiler Kommissionierroboter bei. Dementsprechend wurde die Auftragsstruktur, in diesem Falle die mittlere Auftragsgröße, in einem Bereich von 1 bis 5 SKUs pro Auftrag variiert. Diese Betrachtung ist in der obenliegenden Darstellung der Einsatzbereiche

nicht enthalten. Die Ergebnisse wurden pro System in der nachfolgenden Abbildung 17 dargestellt.

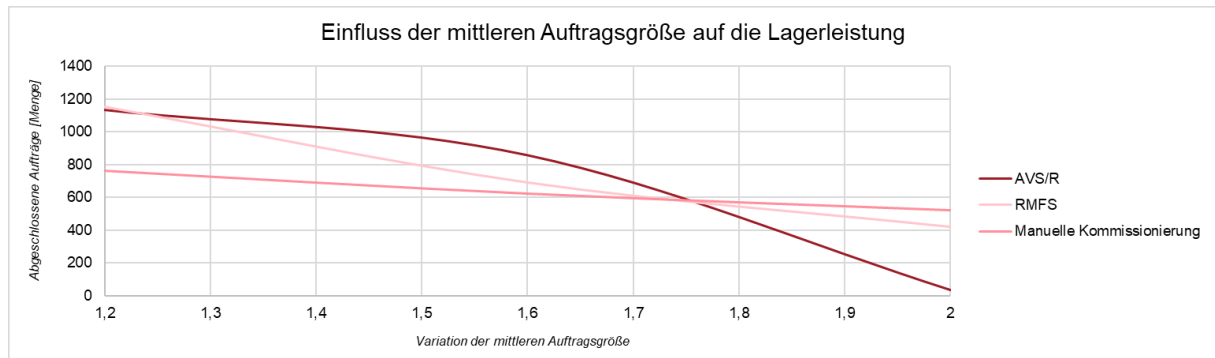


Abbildung 17: Einfluss der mittleren Auftragsgröße auf die Lagerleistung aller betrachteten Kommissioniersysteme

Anhand der Variation der mittleren Auftragsgröße ist erkennbar, dass bis zu einer mittleren Auftragsgröße von 1,75 SKUs der Einsatz des AVS/R am geeignetsten ist. Ab diesem Punkt überwiegt die manuelle Kommissionierung. Das RMFS kann sich wie im oben durchgeführten Vergleich über die beiden Simulationsstudien II und III hinweg, zwischen beiden konventionellen Systemen einordnen. Die Variation der mittleren Auftragsgröße bestätigt aber auch den aktuellen Stand der Technik, bei dem RMFS vermehrt im e-Commerce-Bereich eingesetzt werden. Dieser ist durch eine niedrige Auftragsgröße bestimmt. Im linken oberen Bereich der Abbildung 17 ist erkennbar, dass ab einer mittleren Auftragsgröße von 1,2 das RMFS überwiegt. Es bestätigt die Beobachtungen des aktuellen Einsatzbereiches mobiler Kommissionierroboter.

2.3.5 Schlussfolgerungen

Auf Basis der getroffenen Annahmen lassen sich folgende Schlussfolgerungen zu den Einsatzbereichen mobiler Kommissionierroboter treffen und abschließend die zweite Forschungsfrage des Projektes vollumfänglich beantworten. Hierzu wurden die diskutierten Ergebnisse des Projektes in Form einer Handlungsempfehlung für den Einsatz von mobilen Kommissionierrobotern zusammengefasst. Die Handlungsempfehlung orientiert sich an bestimmten Charakteristika, die einen Einsatz empfehlen. Folglich sind RMFS bei Auftragsstrukturen mit folgenden Charakteristika einsetzbar:

1. Es müssen Aufträge mit kleinen Stückzahlen vorliegen.
2. Es muss ein sehr großes Produktassortiment (hohe Anzahl an SKU Typen) gegeben sein.
3. Es treten saisonale Sortimentsschwankungen auf, bei dem die Anmietung von Lagerfläche bspw. Büroräume und das Leasing von mobilen Robotern sowie die kurzfristige Einstellung von Personal denkbar ist.
4. Der Kunde setzt eine gewünschte Schnelligkeit der Lieferung voraus.

Mit diesen Charakteristika ist das RMFS in der unternehmerischen Praxis denkbar. Durch die im Projekt verbesserte Zuweisungs-Optimierung (OPAP-Lösungsverfahren) erreicht das RMFS den zur Einordnung mit etablierten Kommissioniersystemen erforderlichen Bündelungseffekt bei einer hohen Anzahl an Produkttypen (SKU Typen). Ein höherer Lagerdurchsatz bei gleichbleibender Personalanzahl kann Same-Day-Delivery/Just-in-Time möglich machen, ohne zusätzliches Personal einzustellen. Mit den genannten Schlussfolgerungen konnte die zweite Forschungsfrage des Projektes beantwortet und ein möglicher Einsatzbereich mobiler Kommissionierroboter festgelegt werden.

2.4 Entwicklung des Demonstrators als Entscheidungsunterstützungssystem für die Praxis (AP 4)

Der im Projekt erstellte Demonstrator resultiert aus den erläuterten Simulationsmodellen I bis III. Zentrale Erweiterung war die Erstellung eines Graphical User Interface (GUI). Der Benutzer des Demonstrators wird durch das GUI geleitet. Die Inputfaktoren aus der Instanz-Definition können vom Benutzer verändert werden (Tabelle 7). Die Abbildung 18 zeigt das GUI des RMFS. Alle beiden GUIs der Vergleichssysteme sind äquivalent hierzu erstellt. Dies ist durch den ähnlichen Aufbau der Simulationsmodelle möglich (Kapitel 2.2.3). Somit ist es dem Benutzer möglich, über das GUI die gewünschte Konstellation seines Lagerhauses für die Simulation zu definieren. Die Parameterauswahl erfolgte in Anlehnung an die identifizierten Basisdaten im Projekt und beinhaltet das notwendige Maß an im Projekt identifizierten Inputfaktoren zur Vergleichsdarstellung der Systeme.

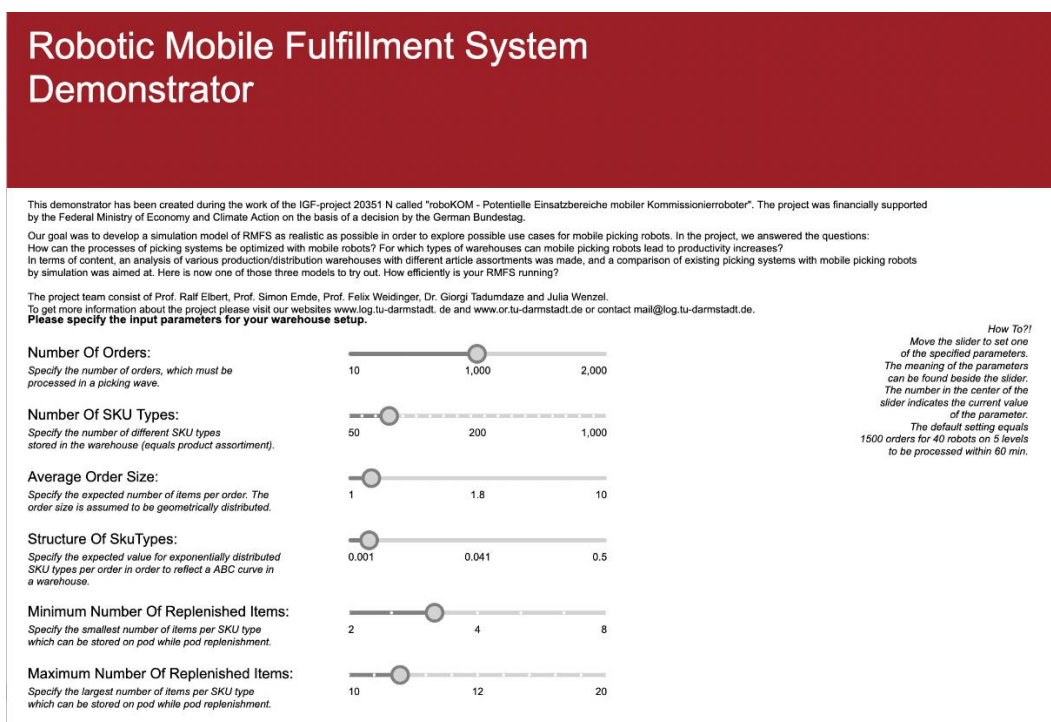


Abbildung 18: Screenshot des Auswahl-GUI des Demonstrators zum RMFS

Des Weiteren erhält der Nutzer erhält der Benutzer nach einem Simulationslauf konkrete Zahlenwerte für die diskutierten Kennzahlen als auch die unten dargestellten Kurvenverläufe. Im Simulationslauf wird äquivalent zu den Simulationsexperimenten ein Zeitraum (Planungshorizont) von 60 min betrachtet. Die Ergebnisse können zur Betrachtung eines längeren Simulationszeitraumes höher skaliert werden. Dabei ist vorauszusetzen, dass Nachfüllprozesse im Lager vorgenommen werden. Durch die Ergebnis-Darstellung (Abbildung 19) im Demonstrator kann der Benutzer die Einflüsse einzelner Parameter erkennen. Zudem ist das Verhalten aller drei Systeme abzuschätzen. Der Demonstrator wird über die Anylogic Cloud zur Verfügung gestellt und auf die Website zum Forschungsvorhaben integriert (siehe Kapitel 6.2).

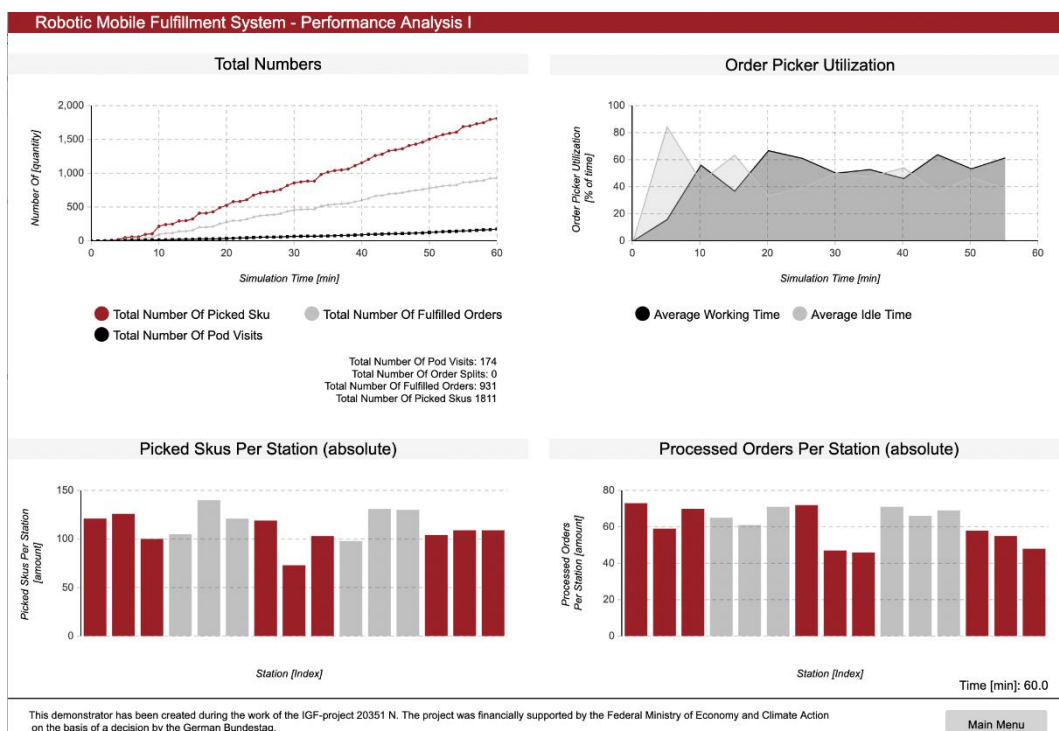


Abbildung 19: Screenshot der Evaluationsdarstellungen im Demonstrator

3 Verwendung der Zuwendungen

Insgesamt konnten durch die durchgeführten Arbeiten die angestrebten Modelle zur Untersuchung potentieller Einsatzbereiche mobiler Kommissionierroboter zielgerichtet realisiert werden, dessen konkreter Nutzen für die Praxis im nachfolgenden Kapitel 4 ausführlich bewertet wird. Die Zuwendung wurde von beiden Letztempfängern (Forschungsstelle 1 und 2) nachfolgenden Angaben verwendet:

Tabelle 11: Aufschlüsselung der Zuwendungen nach den Forschungseinrichtungen

Verwendung der Zuwendung		
Zeitraum	FE 1	FE 2
2019	-	-
2020	8,75 PM	6,8 PM
2021	6,75 PM	10,2 PM
2022	8,5 PM	6,95 PM
Gesamt	24 PM	23,95 PM

An der Forschungsstelle 1 (Fachgebiet Unternehmensführung und Logistik) erfolgte die Projektbearbeitung durch drei wissenschaftliche Mitarbeiter_innen. Julia Wenzel bearbeitete hauptsächlich das Projekt in den Jahren 2020 bis 2022. Hinzu kommen die Tätigkeiten von Jan Philipp Müller im Jahr 2020 in AP 2 beim Aufbau des Simulationsmodells sowie die Tätigkeit von Anne Friedrich im Jahr 2022 bei der Einwicklung des Demonstrators (AP 4). Durch ihr abgeschlossenes Hochschulstudium (Wirtschaftsingenieurwesen – M.Sc. bzw. Maschinenbau – M.Sc.) sind die drei Mitarbeiter_innen dem wissenschaftlich-technischen Personal (Einzelansatz A.1 des Finanzierungsplans) zuzuordnen. Durch den notwendigen, anspruchsvollen Methodeneinsatz ist das vorliegende Qualifikationsniveau im laufenden Vorhaben unabdingbar. Die drei wissenschaftlichen Mitarbeiter_innen wurden während der Projektbearbeitung durch acht studentische Hilfskräfte (A.3 des Finanzierungsplans) unterstützt. Im Jahr 2020 übernahmen die Hilfskräfte Mike Raiser, Frederik Meyer und Patrick Helm insbesondere Aufgaben zur Datenaufbereitung (AP 1 und 2). Im Jahr 2021 stoßen die studentischen Hilfskräfte Imran Hussain, Christopher Ellis und Moritz Richter in unterschiedlichem Umfang hinzu. Im Jahr 2022 unterstützen Christopher Ellis und Sabrina Merzenich das Projekt.

An der Forschungsstelle 2 (Fachgebiet Management Science / Operation Research) arbeitete der wissenschaftliche Mitarbeiter Dr. Giorgi Tadumadze von Mai 2020 bis einschließlich Juli 2022 (27 Monate) zu 85% in Teilzeit und in August 2022 (1 Monat) zu 100% in Vollzeit am Projekt – somit insgesamt 23,95 Personenmonate. Seine abgeschlossene Promotion qualifiziert ihn dazu, dem wissenschaftlich-technischen Personal (Einzelansatz A.1 des Finanzierungsplans)

zuzuordnen. Durch den notwendigen, anspruchsvollen Methodeneinsatz war das vorliegende Qualifikationsniveau des Mitarbeiters im laufenden Vorhaben unabdingbar.

Unter den Ausgaben für Geräte (Einzelansatz B des Finanzierungsplans) und Leistungen Dritter (Einzelansatz C des Finanzierungsplans) wurde von FE 1 eine Research-Lizenz für die Software Anylogic angeschafft.

4 Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit

Die geleistete Arbeit sowie die erzielten Ergebnisse entsprechen in Umfang und Qualität den Vorgaben aus dem Projektantrag. Zu Beginn des Projektes war es notwendig, die angesprochenen Themenfelder im Hinblick auf die vorhandene Literatur aufzuarbeiten. Es wurde eine umfassende wissenschaftliche Literaturrecherche für alle betrachteten Kommissioniersysteme durchgeführt. Alle weiteren begleitend durchgeführten Literaturrecherchen und Experteninterviews im Rahmen der Projekttreffen dienten dazu, die getroffenen Annahmen sinnvoll einzuordnen, sodass möglichst realitätsnahe Simulationsmodelle aufgebaut werden konnten. Des Weiteren war dies notwendig, um die Entwicklung von validen Simulationsmodellen sicherzustellen und einen kontinuierlichen Praxisbezug des Vorgehens sowie der Ergebnisse zu gewährleisten.

Als Methodik zur Einordnung möglicher Einsatzbereiche mobiler Kommissionierroboter wurde die Simulation gewählt. Gleichzeitig wurden zwei wissenschaftliche Methoden miteinander verknüpft: So wurde die Simulation mit den im Projekt entwickelten Optimierungsverfahren als „simulation-optimization approach“ vereint. Es wurden drei verschiedene agentenbasierte Simulationsmodelle mit den unterschiedlichen Kommissioniersystemen erstellt. Durch die inhaltlich und methodisch stark unterschiedlichen Untersuchungsschwerpunkte war diese Trennung in drei Modelle sinnvoll und notwendig. Die AP 2 bis 4 wurden für alle Modelle getrennt durchgeführt. Für alle drei Simulationsmodelle wurden die genannten Kommissioniersysteme systematisch untersucht und geeignete Charakteristika zur Beschreibung der Kommissionierprozesse identifiziert.

Die Thematik ist von andauernder Aktualität. Die Ergebnisse und die weiteren geplanten Maßnahmenschaffen die Voraussetzung für einen anwendungsorientierten Ergebnistransfer in die Wirtschaft.

5 Bewertung des wissenschaftlich-technischen und wirtschaftlichen Nutzens der erzielten Ergebnisse insbesondere für KMU sowie ihres innovativen Beitrags und ihrer industriellen Anwendungsmöglichkeiten

Der Einsatz mobiler Kommissionierroboter ist in den vergangenen Jahren gestiegen, spielt jedoch immer noch eine Rolle, gemessen an der Anzahl der Applikationen in der Intralogistik. Vor allem KMUs sehen anstatt möglichen Potentials die Herausforderungen und Probleme, die durch den Erwerb der Kommissionierroboter entstehen. Häufig wird auf die manuelle Kommissionierung zurückgegriffen, um im Alltagsgeschäft weiterhin effizient zu sein. Bauliche Maßnahmen werden meistens nur beim Neubau eines Lagers in Form von automatisierten Hochregallagern, also der höchsten Automatisierungsstufe von Lagersystemen, in Kauf genommen. An diesen Punkt knüpft das Forschungsprojekt an und widmete sich folglich einem aktuellen und relevanten Thema. Einige Arbeiten befassten sich in der jüngsten Vergangenheit bereits mit Effizienzsteigerungen von mobilen Kommissionierroboter, jedoch wurde der Einsatzbereich bei diesen Studien bereits vorausgesetzt. Oftmals wird lediglich der Einsatzbereich des e-Commerce betrachtet. Dies ist für die Praxis nicht zielführend. Trotz Wachstums des e-Commerce-Bereiches stellt sich die Frage, in welchen Bereichen, möglichst innerhalb von KMU, ein sinnvoller Einsatz gewährleistet ist.

Das Ziel des Forschungsprojektes war es, mögliche Einsatzbereiche zu identifizieren und interessierten Praktikern Handlungsweisungen zum Kosten-Nutzen-Verhältnis zu geben. Dieser Ansatz wurde damit erstmals wissenschaftlich betrachtet. Die im Projekt definierten Planungsprobleme wurden bereits als gegeben vorausgesetzt und durch aktuelle oder im Projekt neu entstandene Lösungsverfahren weitestgehend gelöst. Mithilfe der im Projekt erstellten Simulationsmodelle ist es nun für KMUs möglich, einen Einblick im Stadium der Planung in die tatsächlichen Kommissionierprozesse von RMFS zu erhalten.

Die Simulationsmodelle werden über die Anylogic-Cloud der Öffentlichkeit zur Verfügung gestellt. Das dadurch entstandene Tool kann bei Entscheidungen für oder gegen mobile Kommissionierroboter unterstützen. Es verdeutlicht die Prozesse mit einer nicht allzu komplexen Lösung. Bis auf das im Projekt entstandene Optimierungsverfahren sind alle implementierten Lösungen der Planungsprobleme bereits Stand der Technik und in der Software führender Hersteller mobiler Kommissionierroboter enthalten. Das Projekt geht somit im Einklang mit der Praxis und bietet einen Mehrwert für neue Betrachtungsmöglichkeiten im frühen Stadium der Planung eines Lagerhauses.

6 Ergebnistransfer in die Wirtschaft

Der Transfer der im Projekt erzielten Ergebnisse erfolgte in Teilen bereits während der Projektlaufzeit und wurde im Projektverlauf entsprechend der Zwischenberichte weiter konkretisiert. Die Transferstrategie stützt sich auf Workshops, Veranstaltungen in der Praxis, Publikationen in praxisnahen und wissenschaftlichen Fachzeitschriften sowie die Vorstellung der Ergebnisse auf Konferenzen und Fachtagungen. Ziel war es, fortlaufend Feedback von Unternehmensvertretern zu erhalten, um die Praxistauglichkeit der Ergebnisse sicherzustellen sowie weitere Mitglieder für die projektbegleitenden Ausschüsse zu gewinnen. Im Folgenden werden zunächst die während der Projektlaufzeit durchgeführten Transfermaßnahmen beschrieben. Anschließend erfolgt die Schilderung von noch geplanten Transfermaßnahmen.

Durch die Veröffentlichung der Ergebnisse sowohl in praxisnahen als auch in wissenschaftlichen Fachzeitschriften sowie Vorträgen und Ergebnistransfer an Fachtagungen und wissenschaftlichen Konferenzen wird ein umfangreicher Transfer der Ergebnisse in die Wirtschaft sichergestellt. Die während des Projektes regelmäßig durchgeführten Experteninterviews und Diskussionsrunden mit dem projektbegleitenden Ausschuss stellten sicher, dass die Projektbearbeitung stets praxisnah und anforderungsgerecht erfolgte. Durch die zusätzlich eingereichte Veröffentlichung in einem wissenschaftlichen Journal und die Präsentation auf einer wissenschaftlichen Konferenz wurde zudem sichergestellt, dass die eingesetzten Methoden wissenschaftlich fundiert und auf dem aktuellen Stand der Forschung sind. Zudem wird durch die weitere Veröffentlichung einiger Forschungsergebnisse eine Nutzung der Projektergebnisse über die Projektlaufzeit hinaus für Folgeprojekte oder anknüpfende Forschungsarbeiten ermöglicht. Die Ziele des Forschungsvorhabens wurden nach Einschätzung der beteiligten Forschungsstellen und des projektbegleitenden Ausschusses somit uneingeschränkt erreicht.

6.1 Transfermaßnahmen während der Projektlaufzeit

Die während der Projektlaufzeit genutzten Transfermaßnahmen erstrecken sich von der Durchführung von Experteninterviews bis hin zu öffentlichen Bekanntmachungen. Die Gespräche mit den Praxispartnern aus dem PA waren für den möglichen, operativen Nutzen der Ergebnisse essentiell. Die Bekanntmachung des Projekts erfolgte, über zwei Kanäle: Neben der Publikation in praxisnahen Fachzeitschriften wurde durch die Bewerbung über die IFL/den VDMA bzw. die IHK ein großer Kreis an KMU angesprochen. Die Teilnahme an einer Konferenz diente der Verbreitung in wissenschaftlichen Kreisen. Alle Maßnahmen sind in der nachfolgenden Tabelle dargestellt.

Tabelle 122: Auflistung der Transfermaßnahmen während der Projektlaufzeit

Maßnahme	Ziel	Ort/Rahmen	Durchführung
A: Workshops mit PA	Validierung von Optimierung/Simulation	A1: PA-Sitzungen A2: Umfrage zur Erhebung der Basisdaten A3: Experteninterviews	A1: Erste PA-Sitzung am 25.06.2020 (digital). Zweite PA-Sitzung am 16.09.2020 (digital). Dritte PA-Sitzung am 29.09.2021 (digital) Vierte PA-Sitzung am 13.07.2022 (digital) A2: Durchführung einer Umfrage mithilfe des Tools „Mentimeter“ am 16.09.2020 (digital) A3: Erstes Experteninterview am 12.05.2022 (digital). Zweites Experteninterview am 16.05.2022 (digital). Drittes Experteninterview am 16.05.2022 (digital). Viertes Experteninterview am 17.05.2022 (digital). Fünftes Experteninterview am 23.06.2022 (digital).
B: Bekanntmachung des Projektes über Vereinigungen/Verbände	Bekanntmachung des Projektes besonders bei KMU	B1: IFL/VDMA B2: IHK	B1, B2: Bekanntgabe der Teilnahme am Logistics Summit 2020 der TU Darmstadt über die IFL/VDMA und IHK Darmstadt. Zusätzlich B3: Bekanntgabe auch über die BVL.

Maßnahme	Ziel	Ort/Rahmen	Durchführung
			Bekanntgabe der vierten Projektbegleitenden Ausschusssitzung im Juli 2022 über die IFL.
			Stetige Bekanntmachungen über LinkedIn (50 % regionale Leserschaft bestehend aus Wissenschaft und Praxis).
D: Konferenz- teilnahme	Diskussion mit Wissenschaft	D1: European Conference on Operational Research (EURO) 2022 D2: Winter Simulation Conference (WSC) 2020 D3: Interdisciplinary Conference on Production, Logistics and Traffic (ICPLT) 2019	D1: Teilnahme an der „32nd European Conference on Operational Research“ (EURO 2022) in Espoo, Finnland, 03.-06.07.2022. D2-D3: Keine Teilnahme möglich, da Projektbeginn nach Stattfinden der aufgelisteten Konferenzen. Teilnahme an äquivalenten Konferenzen im Jahr 2023 (nach dem Projektabschluss) geplant. Siehe Kapitel 6.2.

6.2 Transfermaßnahmen nach Abschluss des Vorhabens

Die Maßnahmen nach Abschluss des Vorhabens sind in Tabelle 2 dargestellt. Zentrale Informationsplattform ist die Website zum Vorhaben inkl. Demonstrator, welches auch in Vereinigungen/Verbänden sowie praxisnahen Fachzeitschriften beworben wird. Ein persönlicher Kontakt mit potenziellen Anwendern erfolgt auf Fachtagungen/Messen. Bei der LogiMAT, nach eigenen Angaben größte jährlich stattfindende Intralogistikmesse in Europa, kann ein großer Kreis von Lagerbetreibern und Intralogistikherstellern angesprochen werden. Die IHK-Veranstaltungen und Veranstaltungen des VDMA/der IFL ermöglichen nochmals eine gezielte Ansprache von KMU in der Region.

Tabelle 133: Auflistung der Transfermaßnahmen nach der Projektlaufzeit

Maßnahme	Ziel	Ort/Rahmen	Zeitraum	Durchführung
E: Demonstrator	Breite Verteilung der Ergebnisse an potenzielle Anwender	E: Separater Webauftritt	1. Quartal nach Projektabschluss	E: Upload in Anylogic-Cloud. Repräsentation auf der Projektwebsite der Universität.
F: Bekanntmachung über Vereinigungen /Verbände	Bekanntmachung des Portals	F1: IFL/VDMA F2: IHK F3: BVL	1. Quartal nach Projektabschluss	F1 - F3: Veröffentlichung des Projektberichtes.
G: Publikation in praxisnahen Fachzeitschriften	Verbreitung der Ergebnisse, Bekanntmachung auf Webportal	G1: Logistik heute G2: DVZ G3: Materialfluss	1. Quartal nach Projektabschluss	G1 – G3: Publikation der Projektergebnisse, Anfang 2023.
H: Vorstellung der Ergebnisse auf Fachtagungen / Messen	Verbreitung der Ergebnisse, Bekanntmachung auf Webportal	H1: LogiMAT 2020 H2: IHK-Veranstaltungen H3: IFL/VDMA	1. + 2. Quartal nach Projektabschluss	H1: Geplante Teilnahme an der ASIM Fachtagung 2023 in Ilmenau. H2 – H3: Geplante Präsentation in 02/2023.

7 Literaturverzeichnis

- Azadeh, K., De Koster, R., & Roy, D. (2019). Robotized and automated warehouse systems: Review and recent developments. *Transportation Science*, 53(4), 917-945.
- Barnhart, C., Hane, C. A., & Vance, P. H. (2000). Using branch-and-price-and-cut to solve origin-destination integer multicommodity flow problems. *Operations Research*, 48(2), 318-326.
- Boysen, N., Briskorn, D., & Emde, S. (2017). Parts-to-picker based order processing in a rack-moving mobile robots environment. *European Journal of Operational Research*, 262(2), 550-562.
- Boysen, N., Koster, R. de, & Weidinger, F. (2019). Warehousing in the e-commerce era: A survey. *European Journal of Operational Research*, 277(2), 396-411.
- Bozer, Y. A., & Aldarondo, F. J. (2018). A simulation-based comparison of two goods-to-person order picking systems in an online retail setting. *International Journal of Production Research*, 56(11), 3838-3858.
- De Koster, R., Le-Duc, T., & Roodbergen, K. J. (2007). Design and control of warehouse order picking: A literature review. *European journal of operational research*, 182(2), 481-501.
- Elbert, R. M., Franzke, T., Glock, C. H., & Grosse, E. H. (2017). The effects of human behavior on the efficiency of routing policies in order picking: The case of route deviations. *Computers & Industrial Engineering*, 111, 537-551.
- Franzke, T. (2018). *Der Mensch als Faktor in der manuellen Kommissionierung: eine simulationsbasierte Analyse der Effizienz in Person-zur-Ware-Kommissioniersystemen*. Springer-Verlag.
- Guan, M., & Li, Z. (2018). Genetic Algorithm for Scattered Storage Assignment in Kiva Mobile Fulfillment System. *American Journal of Operations Research*, 8(6), 474-485.
- Gutenschwager, K., Rabe, M., Spieckermann, S., & Wenzel, S. (2017). *Simulation in Produktion und Logistik*. Springer Berlin Heidelberg.
- Isermann, H. (1982) Linear lexicographic optimization. *OR Spektrum* 4(4), 223-228.
- Kim, H. J., Pais, C., & Shen, Z. J. M. (2020). Item assignment problem in a robotic mobile fulfillment system. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 17(4), 1854-1867.
- Lamballais Tessensohn, T., Roy, D., & De Koster, R. B. M. (2020). Inventory allocation in robotic mobile fulfillment systems. *IIE Transactions*, 52(1), 1-17.
- Li, X., Hua, G., Huang, A., Sheu, J.-B., Cheng, T. C. E., & Huang, F. (2020). Storage assignment policy with awareness of energy consumption in the Kiva mobile fulfillment system. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 144, 102-158.
- Merschformann, M., Lamballais, T., De Koster, R. B. M., & Suhl, L. (2019). Decision rules for robotic mobile fulfillment systems. *Operations Research Perspectives*, 6, 100-128.
- Merschformann, M., Xie, L., & Erdmann, D. (2017). Path planning for robotic mobile fulfillment systems. *arXiv preprint*. arXiv:1706.09347.

Petersen, C. G., Aase, G. R., & Heiser, D. R. (2004). Improving order-picking performance through the implementation of class-based storage. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*.

Rabe, M., Spieckermann, S., & Wenzel, S. (2008). *Verifikation und Validierung für die Simulation in Produktion und Logistik: Vorgehensmodelle und Techniken*. Springer Science & Business Media.

Richards, G. (2017). *Warehouse management: a complete guide to improving efficiency and minimizing costs in the modern warehouse*. Kogan Page Publishers.

Roodbergen, K. J. & De Koster, R. (2001). Routing order pickers in a warehouse with a middle aisle. *European Journal of Operational Research*, 133(1), 32-43.

Tadumadze, G., Wenzel, J., Emde S., Weidinger, F. & Elbert R. (2022). Assigning orders and pods to picking stations in a multi-level robotic mobile fulfillment system. Working Paper TU Darmstadt.

Van Den Berg, J. P., & Gademann, A. J. R. M. (2000). Simulation study of an automated storage/retrieval system. *International Journal of Production Research*, 38(6), 1339-1356.

Wang, B., Yang, X., Qi, M. (2022). Order and rack sequencing in a robotic mobile fulfillment system with multiple picking stations. *Flexible Services and Manufacturing Journal*. Advance online publication.

Weidinger, F.; Boysen, N. (2018): Scattered storage: How to distribute stock keeping units all around a mixed-shelves warehouse. *Transportation Science* 52, 1412-1427.

Weidinger, F., Boysen, N., & Briskorn, D. (2018). Storage assignment with rack-moving mobile robots in KIVA warehouses. *Transportation science*, 52(6), 1479-1495.

Zou, B., Gong, Y., Xu, X., & Yuan, Z. (2017). Assignment rules in robotic mobile fulfillment systems for online retailers. *International Journal of Production Research*, 55(20), 6175-6192.