

# Schlussbericht

---

zu IGF-Vorhaben Nr. 21593 N1

## Thema

ETAPEN - Datengetriebene Analyse von dynamischen ETA-Prognosen in der Disposition des Vor- und Nachlaufs im Kombinierten Straßen-/Schienengüterverkehr

## Berichtszeitraum

01.01.2021 - 30.09.2023

## Forschungsvereinigung

Bundesvereinigung Logistik (BVL) e.V., Schlachte 31, 28195 Bremen

## Forschungseinrichtung(en)

Technische Universität Darmstadt  
Fachgebiet Unternehmensführung und Logistik  
Hochschulstraße 1  
64289 Darmstadt

Darmstadt, den 21.02.2025

---

Ort, Datum

Prof. Dr. Ralf Elbert

---

Name und Unterschrift aller Projektleiterinnen und Projektleiter der  
Forschungseinrichtung(en)

Gefördert durch:

## **Zusammenfassung**

Der Kombinierte Verkehr Straße/Schiene (KV) kann besonders bei langen Transportdistanzen eine kostengünstigere und umweltfreundliche Alternative zum Straßengüterverkehr (SV) darstellen. Im KV wird die Ladeeinheit in einem Vorlauf auf der Straße mit kurzer Transportdistanz zu einem Startterminal befördert, um von dort den Hauptteil der Transportstrecke mittels Bahn zum Zielterminal zurückzulegen. Von dort erfolgt die Zustellung zur finalen Destination in einem ebenfalls kurzen Nachlauf.

Besonders kleine und mittlere Spediteure (KMU-Spediteure) nutzen den KV jedoch häufig nicht, auch wenn ein entsprechendes Zugangebot für gegebene Transportaufträge auf einer Relation besteht. Einer der Hauptgründe sind Unsicherheiten im Transportprozess, deren Auswirkungen auf Transportkosten und insbesondere pünktliche Zustellung der Aufträge beim Kunden durch KMU-Spediteure schwer quantifiziert werden können (Elbert und Seikowsky 2017). Ein wichtiges Beispiel sind Zugverspätungen im KV-Hauptlauf, für welche KMU-Spediteure ohne entsprechende Planungsunterstützung nur schwer abschätzen können, inwiefern diese sich auf den Nachlauf auswirken und in welchem Umfang dadurch tatsächlich Verspätungen in der finalen Zustellung resultieren.

Daher wurde im IGF-Vorhaben „ETAPEN - Datengetriebene Analyse von dynamischen ETA-Prognosen in der Disposition des Vor- und Nachlaufs im Kombinierten Straßen-/ Schienengüterverkehr“ ein kombiniertes stochastisches Optimierungs- und Simulationsmodell entwickelt, welches für eine gegebene Menge Transportaufträge und ein gegebenes Transportnetzwerk eine Empfehlung hinsichtlich der Organisation des Vor- und Nachlaufs für die einzelnen Aufträge bestimmt. Das Modell berücksichtigt dabei mögliche Verspätungen im Hauptlauf des KV, und die Kommunikation derer über sogenannte Estimated Time of Arrival Prognosen (ETA), sodass die Transportorganisation im Vor- und Nachlauf nicht nur auf einer Minimierung der Transportkosten, sondern auch auf einer Einhaltung entsprechender Pünktlichkeitsvorgaben basiert. Modellanwender erhalten dadurch einen konkreten Planungsvorschlag, wie der Vor- und Nachlauf des KV organisiert werden kann und welche Verspätungen entstehen können. Dadurch werden besonders KMU-Spediteure unterstützt, nicht pauschal alle Aufträge im SV zu transportieren, sondern gezielt solche Aufträge für den KV zu selektieren, welche dort besonders kostengünstig und pünktlich transportiert werden können.

Das im Projekt entwickelte kombinierte stochastische Optimierungs- und Simulationsmodell berücksichtigt die Rahmenbedingungen der Transportprozesse im KV aus der betrieblichen Praxis, sodass plausible Modellempfehlungen generiert werden können. Für das Optimierungsproblem wurden eigene heuristische Lösungsverfahren konzipiert und umgesetzt, sodass auch große Modellinstanzen mit einer Vielzahl an Transportaufträgen in kurzer Rechenzeit gelöst werden können. Die Modellrealisierung erfolgte in der Java-basierten Software AnyLogic.

Im Vorhaben konnten somit alle im Antrag definierten Arbeitsergebnisse inklusive des Praxistransfers unter Einhaltung der beantragten finanziellen Mittel erreicht werden. Nachfolgend werden die erzielten Arbeitsergebnisse im Detail vorgestellt.

# Ausführlicher Sachbericht des Forschungsvorhabens

## Inhaltsverzeichnis

<b>THEMA.....</b>	<b>1</b>
<b>BERICHTSZEITRAUM .....</b>	<b>1</b>
<b>FORSCHUNGSVEREINIGUNG.....</b>	<b>1</b>
<b>FORSCHUNGSEINRICHTUNG(EN) .....</b>	<b>1</b>
<b>ZUSAMMENFASSUNG .....</b>	<b>2</b>
<b>1. GEGENÜBERSTELLUNG DER DURCHGEFÜHRTEN ARBEITEN UND DES ERGEBNISSES MIT DEN ZIELEN .....</b>	<b>4</b>
1.1 Arbeitspaket 1 - Problembeschreibung und -abgrenzung: Festlegung des Modellumfangs.....	5
1.2 Arbeitspaket 2 - Datenaufnahme: Zusammenstellung und Erfassung der benötigten Datengrundlage, Generierung der Modellinstanzen .....	10
1.3 Arbeitspaket 3 - Entwicklung des Simulationsmodells .....	14
1.3.1 Algorithmus zur Instanzengenerierung auf Basis konfigurierbarer Parameter.....	15
1.3.2 Formulierung des dynamischen und stochastischen Optimierungsproblems .....	19
1.3.3 Lösungsmethodik .....	22
1.3.3.1 Biased randomised Algorithm .....	22
1.3.3.2 Simulationsframework zur Berücksichtigung der Stochastik.....	24
1.3.3.3 Dynamische Modifizierung der gestarteten Routen .....	25
1.3.3.4 Rolling-Horizon-Framework .....	26
1.3.3.5 Lösungsstrategien.....	27
1.4 Arbeitspaket 4 - Validierung und Verifikation des Simulationsmodells .....	28
1.5 Arbeitspaket 5 - Durchführung von Simulationsstudien: Versuchsdesign und Szenarioanalyse des Simulationsmodells.....	29
1.5.1 Vergleich der Strategien.....	30
1.5.1 Sensitivitätsanalyse.....	33
1.6 Arbeitspaket 6 - Ergebnistransfer: Aufbereitung des Simulationsmodells zur branchenweiten Nutzung .....	40
<b>2. VERWENDUNG DER ZUWENDUNG .....</b>	<b>43</b>
<b>3. ERLÄUTERUNG DER NOTWENDIGKEIT UND ANGEMESSENHEIT DER GELEISTETEN ARBEIT .....</b>	<b>44</b>
<b>4. DARSTELLUNG DES WISSENSCHAFTLICH-TECHNISCHEN UND WIRTSCHAFTLICHEN NUTZENS DER ERZIELTEN ERGEBNISSE .....</b>	<b>46</b>
<b>5. ERGEBNISTRANSFER IN DIE WIRTSCHAFT .....</b>	<b>48</b>
5.1 Maßnahmen während der Projektlaufzeit .....	48
5.2 Maßnahmen nach Projektabschluss .....	49
<b>LITERATURVERZEICHNIS.....</b>	<b>51</b>

## 1. Gegenüberstellung der durchgeführten Arbeiten und des Ergebnisses mit den Zielen

Der Arbeitsplan aus dem Projektantrag sah insgesamt sechs Arbeitspakete (AP) während der Projektlaufzeit von zwei Jahren vor. Diese wurden wie beantragt bearbeitet, aufgrund von einer kostenneutralen Verlängerung der Projektlaufzeit jedoch über einen Zeitraum von 33 Monaten. In Abbildung 1 ist der durchgeführte Zeitplan des Projekts dargestellt.

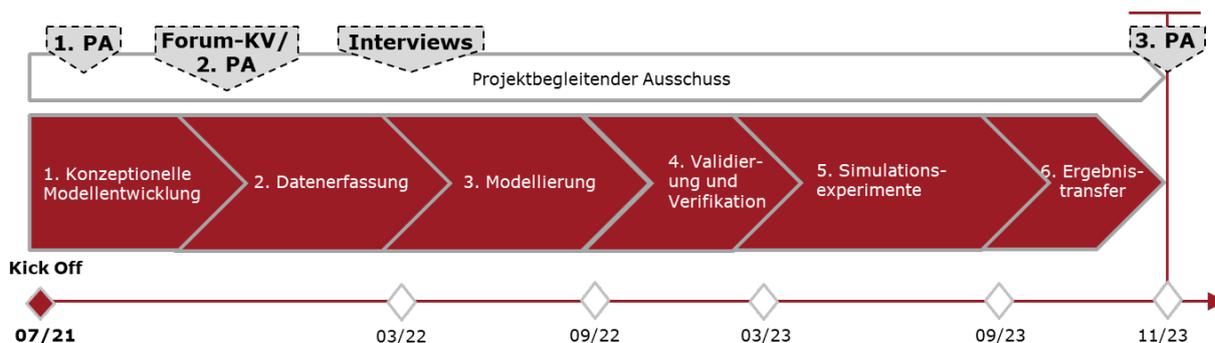


Abbildung 1: Zeitplan des Projekts

Als zentrales Projektergebnis laut Antrag sollte ein Simulationsmodell entwickelt werden, welches eine Entscheidungsunterstützung für die Organisation des Vor- und Nachlaufs im Kombinierten Verkehr Straße/Schiene (KV) unter der Beachtung von dynamischen Estimated Time of Arrival Prognosen (ETA) ermöglicht. Dieses Ergebnis konnte durch die Bearbeitung der sechs AP erreicht werden. Hierbei entsprachen der Inhalt und zeitliche Umfang der durchgeführten AP im Wesentlichen dem Antrag. Nach einer Konkretisierung der Problemdefinition in AP 1 folgten die Datenaufnahme (AP 2) sowie die Entwicklung eines Modellprototyps (AP 3). Dieser wurde validiert (AP 4) um anschließend das finale, umfassendere Modell zu programmieren (AP 5). Dieses wurde im AP 6 zur branchenweiten Nutzung aufbereitet, sodass als Ergebnistransfer ein freier Zugang zu Ergebnissen durch Spediteure, Logistikunternehmen oder Verlader wie im Antrag dargelegt ermöglicht wurde.

Abweichend zum Antrag wurden AP 2 (Datenaufnahme) und AP 3 (Entwicklung Modellprototyp) teilweise parallel bearbeitet. Grund hierfür war die Terminierung von Experteninterviews im AP 2 mit einzelnen Akteuren im Kombinierten Verkehr/Straßengüterverkehr, welche seitens der Interviewteilnehmer nicht anders möglich waren und eine Verlängerung des AP 2 erforderten.

Des Weiteren wurden insgesamt zwei projektbegleitende Ausschüsse (PA) durchgeführt. Um einen gezielten Input seitens der Wirtschaft hinsichtlich Modellanforderungen und -funktionalität zu erhalten und somit den Ergebnistransfer zum Projektende sicherzustellen, erfolgte die Terminierung der PA an entsprechenden Stellen im Projekt, sodass entweder eine Anforderungsdefinition an das Modell oder eine stetige Validierung erfolgte. PA 1 im Juli 2021 diente der Erarbeitung der Modellanforderungen des im AP 1 erarbeiteten konzeptionellen Modells sowie der konkreten Definition der erwünschten Modellfunktionalität. PA 2 im August 2021 erfolgte in der Datenerhebungsphase, um frühzeitig geeignete Daten aus der Wirtschaft zu heben. Während der Modellierungsphase erfolgten zudem Interviews mit einzelnen PA-Teilnehmern, um das Simulationsmodell zu validieren, und die Modellfunktionalität durch die

Wirtschaft frühzeitig zu evaluieren. Aus terminlichen Gründen fand ein drittes Treffen des PA im November 2023 statt. In diesem wurde das detaillierte Modell vorgestellt und validiert. Weiterhin wurden Auswertungsergebnisse zu drei konkreten Transportrelationen vorgestellt, sodass auf dieser Basis konkrete Anforderungen zum Modelltransfer spezifiziert werden konnten. Dadurch konnten nach Projektende weitere Anforderungen der Wirtschaft in die finale Aufbereitung des Modells zur branchenweiten Nutzung einfließen.

In den nachfolgenden Abschnitten 1.1 – 1.6 werden die erzielten Ergebnisse der einzelnen AP ausführlich dargestellt und hinsichtlich der Erreichung der im Antrag definierten Ziele evaluiert.

### 1.1 Arbeitspaket 1 - Problembeschreibung und -abgrenzung: Festlegung des Modellumfangs

Im AP 1 sollten drei Arbeitsziele laut Antrag erreicht werden, welche in Tabelle 1 zusammen mit den erzielten Ergebnissen sowie genutzten Forschungsmethoden dargestellt sind.

Ziele laut Antrag	Erzielte Arbeitsergebnisse	Forschungsmethode
Problemformulierung	<ul style="list-style-type: none"> <li>Beschreibung des Problems</li> <li>Abgrenzung des Problemumfangs</li> </ul>	Literaturrecherche und Expertenworkshop
Operationalisierung der entscheidungsrelevanten Parameter	Identifikation von Transportkosten sowie Strafkosten für Abhol-/Lieferverspätungen als Optimierungsgrößen des Modells	Literaturrecherche und Expertenworkshop
Entwicklung und Validierung des konzeptionellen Modells	<ul style="list-style-type: none"> <li>Definition und Validierung von Modellinput und Modulen sowie erwünschtem Modelloutput</li> <li>Ableitung und Validierung notwendiger Modellvereinfachungen</li> </ul>	Literaturrecherche und Expertenworkshop

Tabelle 1: Erzielte Arbeitsergebnisse des AP 1 im Hinblick auf Antragsziele

Zur Erreichung des ersten Ziels des AP, der Problemformulierung, wurde eine systematische Literaturrecherche mit anschließender Validierung der Ergebnisse im Expertenworkshop durchgeführt. In der Literaturrecherche wurde der aktuelle Stand der Forschung zu Planungsmodellen unter Unsicherheit (stochastische Optimierung, Simulation) und in einem dynamischen Kontext (sich verändernde ETA Prognosen, dynamisches Bekanntwerden von Aufträgen) im Vor- und Nachlauf des intermodalen Verkehr recherchiert.

Insgesamt konnten vier Kategorien von Planungsmodellen identifiziert werden, welche hinsichtlich der Entscheidungsparameter der Organisation des Vor- und Nachlaufs relevant sind. Die Klassifizierung ist in Tabelle 2 dargestellt:

		Informations Qualität	
		Deterministisch	Stochastisch
Informations Entwicklung	Alle Informationen bekannt bei Start	Statisch und deterministisch	Statisch und stochastisch
	Informationen ändern sich über die Zeit	Dynamisch und deterministisch	Dynamisch und stochastisch

Tabelle 2: Klassifizierung der Modelle

Mathematische Optimierungsprobleme können anhand verschiedener Kriterien klassifiziert werden, wobei zwei zentrale Unterscheidungen die Dimensionen deterministisch-stochastisch und statisch-dynamisch umfassen.

### **Deterministisch vs. Stochastisch:**

Bei deterministischen Optimierungsproblemen sind alle relevanten Parameter wie Kosten, Zeiten oder Kapazitäten festgelegt und bekannt. In der Logistik und im Transportwesen findet sich dies beispielsweise in der klassischen Routenplanung, bei der die optimalen Routen für Lieferfahrzeuge bestimmt werden. Alle Einflussgrößen wie Entfernungen, Verkehrslagen oder Zeitfenster der Auslieferungen sind dabei als bekannt vorausgesetzt, sodass das Problem durch etablierte Verfahren wie die lineare Programmierung lösbar ist.

Stochastische Optimierungsprobleme hingegen berücksichtigen Unsicherheiten in den Eingabedaten, was die Lösung des Problems erheblich komplexer macht. In der Logistik könnte dies etwa bei der Planung von Lagerbeständen der Fall sein, wenn zukünftige Nachfrageschwankungen ungewiss sind. Auch die Routenplanung unter Berücksichtigung unsicherer Verkehrslagen, wie etwa unvorhersehbarer Staus oder Wetterbedingungen, stellt ein stochastisches Problem dar. Hierbei werden Wahrscheinlichkeiten und statistische Modelle verwendet, um robuste Lösungen zu finden, die auch unter Unsicherheiten eine effiziente Umsetzung ermöglichen. Für den konkreten Kontext des Projektes ergaben sich aus der Literaturrecherche folgende Möglichkeiten einer stochastischen Modellierung: unsichere Transportnachfrage, unsichere Transport-/Servicezeiten sowie unsichere Kapazitäten. Unsichere Transportnachfrage umfasst alle Faktoren zu Transportaufträgen, welche erst kurzfristig bekannt werden und schwer zu prognostizieren sind (u.a. Anzahl der Transportaufträge, Laufzeitanforderungen, Zustell-/Abholzeitfenster, Liim et al. 2009). Unsichere Transport-/Servicezeiten beinhalten alle Transportzeiten auf Netzwerkkanten sowie Servicezeiten in Netzwerkknoten (Verlader, KV-Terminals, Demir et al. 2016). Unsichere Kapazitäten beziehen sich auf planerische Kapazitätsunsicherheiten (z.B. Verfügbarkeit von Stellplätzen auf den LKWs oder Zügen) sowie kurzfristige Kapazitätsengpässe aufgrund technischer Defekte (z.B. defekter LKW, defekte Kranbahn im Terminal, Sun et al. 2018).

### **Statisch vs. Dynamisch:**

Eine weitere wichtige Klassifizierung von Optimierungsproblemen erfolgt anhand der Zeitdimension. Statische Optimierungsprobleme beziehen sich auf eine einmalige Entscheidung, die nicht von zukünftigen Ereignissen beeinflusst wird. Ein Beispiel aus der Logistik ist die Planung des optimalen Laderaums eines LKWs für eine einzige Auslieferungstour. Die Entscheidung über die Beladung und die Route wird einmal getroffen und bleibt über den gesamten Planungszeitraum unverändert.

Im Gegensatz dazu stehen dynamische Optimierungsprobleme, bei denen Entscheidungen über mehrere Zeitperioden hinweg getroffen und regelmäßig angepasst werden. Ein dynamisches Problem im Transportwesen könnte die kontinuierliche Anpassung von Lieferketten in Echtzeit sein, bei der sich die Routenplanung laufend auf Basis neuer Informationen, wie zum Beispiel aktualisierten Verkehrsdaten oder kurzfristigen Änderungen der Nachfrage, ändert. Diese Art von Problemen erfordert Algorithmen, die flexibel reagieren und optimale Entscheidungen über längere Zeiträume hinweg treffen können.

Diese Klassifizierungen sind wesentlich, um Optimierungsprobleme präzise zu definieren und geeignete Lösungsansätze zu entwickeln, die den spezifischen Anforderungen der jeweiligen Problemstellung gerecht werden.

Für den konkreten Kontext des Projektes ergaben sich aus der Literaturrecherche folgende Möglichkeiten einer dynamischen Modellierung: dynamische Transportnachfrage sowie dynamische Informationsverfügbarkeit der Transport-/Servicezeiten. Dynamische Transportnachfrage umfasst Transportaufträge, welche nicht am Anfang der Optimierung bekannt sind, sondern erst im Laufe des Planungshorizontes kurzfristig bekannt werden (u.a. Anzahl der Transportaufträge, Menge der zu transportierenden Güter, Standorte für Abholung und Anlieferung, Zustell-/Abholzeitfenster, Santos and Xavier, 2015)). Dynamische Transport-/Servicezeiten beinhaltet die Informationsverfügbarkeit zu den Transportzeiten im Vor- und Nachlauf, die Fahrzeit der Züge im Hauptlauf sowie Servicezeiten in Netzwerkknoten (Verlader, KV-Terminals, (Bian and Liu, 2018)). Einzelne Aspekte können sowohl dynamisch als auch stochastisch sein. So kann beispielsweise die Fahrzeit von Zügen im Hauptlauf stochastisch sein, da sich diese durch Unfälle oder Streckensperrungen verlängern kann. Gleichzeitig kann diese Information dynamisch sein, da die Realisation der unsicheren Parameter nicht von Anfang an bekannt ist, sondern sich erst im Laufe des Planungshorizontes ergibt und darauffolgend erst an den Planer kommuniziert wird. So kann er zwar mit einer gewissen Eintrittswahrscheinlichkeit einer Verspätung kalkulieren, die konkrete Realisation wird erst im Laufe des Tages bekannt. Dementsprechend ist das im Projekt ETAPEN untersuchte Planungsproblem sowohl stochastisch als auch dynamisch.

Im Rahmen des Expertenworkshops wurde definiert, welche einzelnen Unsicherheitsfaktoren und dynamischen Einflüsse in den jeweiligen Kategorien besonders relevant sind und mit vertretbarem Aufwand im Modell abgebildet werden können. Bezogen auf die unsichere und auch dynamische Nachfrage wurde definiert, dass eine gegebene Menge an Transportaufträgen als Input in das Modell eingehen soll. Dies können reale historische Auftragsdaten oder durch einen entsprechenden Algorithmus erzeugte Aufträge auf Basis von gegebenen Parametereinstellungen zu den Auftragscharakteristika sein. Durch verschiedene historische Aufträge bzw. Parametereinstellungen können verschiedene Auftragsmengen evaluiert werden. Dadurch sind Nachfrageunsicherheiten implizit berücksichtigt, da durch Sensitivitätsanalysen geprüft werden kann, inwiefern Empfehlungen zur Gestaltung des Vor- und Nachlaufs für unterschiedliche Auftragsmengen variieren. Eine modellendogene Berücksichtigung (z.B. durch Bestimmung eines gesamtoptimalen Vor-/Nachlaufs über verschiedene Auftragsszenarien) wurde jedoch nicht angestrebt, da hohe Rechenzeiten in der Optimierung resultieren würden sowie nicht mehr transparent ist, ob sich die Organisation des Vor-/Nachlaufs für verschiedene Auftragsmengen unterscheidet. Aufträge werden im Modell so abgebildet, dass sie einmal am Tag bekannt werden. Da der Planungshorizont mehrere Wochen umfassen soll, entspricht dies einem dynamischen Aspekt, welcher jedoch verhältnismäßig statisch und planbar ist, und somit gut in dem Modell abgebildet werden kann.

Unsichere Kapazitäten werden im Modell nicht berücksichtigt. Gründe hierfür sind einerseits ebenfalls die deutlich erhöhte Modellkomplexität und schwierige Datenverfügbarkeit.

Unsichere Transport-/Servicezeiten sowie die dynamische Informationsverfügbarkeit sollen für den Hauptlauf der Züge in Form von Estimated Time of Arrival Prognosen berücksichtigt werden.

ETA-Vorhersagen (Estimated Time of Arrival) sind im öffentlichen Nahverkehr und im Personenverkehr weit verbreitet, im Schienengüterverkehr jedoch noch relativ neu und wenig erforscht. Dies liegt unter anderem daran, dass die Berechnung von Ankunftszeiten im

Güterverkehr aufgrund der komplexen und variablen Einflussfaktoren eine besondere Herausforderung darstellt.

Ein Beispiel aus den USA zeigt, wie mithilfe von Support Vector Regression die Ankunftszeiten von Güterzügen auf Basis von Zug- und Streckenmerkmalen sowie potenziell störenden Verkehrsströmen prognostiziert werden können (Barbour et al. 2018).

Auch in der maritimen Transportkette besteht ein wachsender Bedarf an präzisen ETA-Vorhersagen. Poschmann et al. (2019) haben hierfür ein systemübergreifendes Modell entwickelt, das auf künstlicher Intelligenz basiert und die Ankunftszeiten für die landseitigen Prozesse in der maritimen Transportkette berechnet. In Zusammenarbeit mit verschiedenen Akteuren der Branche wurde ein Prototyp erstellt, der es ermöglicht, Störungen frühzeitig zu erkennen und ihre Auswirkungen proaktiv zu kommunizieren. Dies ist besonders relevant, um Verzögerungen in den nachfolgenden Prozessen zu minimieren und die Effizienz in der gesamten Lieferkette zu steigern.

Ein weiteres Beispiel aus der Praxis befasst sich mit der Vorhersage von Ankunftszeiten für Seefrachtcontainer in der intermodalen Transportkette, also beim Transport über verschiedene Verkehrsträger hinweg. Hierbei nutzen Balster et al. (2020) maschinelles Lernen, um die Zuverlässigkeit der Vorhersagen zu verbessern. Ihre Forschung zeigt, dass solche Technologien dazu beitragen können, operative Entscheidungsprozesse frühzeitig zu unterstützen und das Kapazitätsmanagement zu optimieren. Trotz dieser vielversprechenden Ansätze gibt es jedoch noch Lücken, insbesondere in der quantitativen Bewertung der Vorteile und in der praktischen Anwendung dynamischer und stochastischer ETA-Vorhersagen im Vor- und Nachlauf von intermodalen Transporten.

Insgesamt verdeutlichen diese Beispiele die Herausforderungen und Potenziale der ETA-Vorhersage im Güterverkehr. Sie zeigen, wie moderne Technologien wie künstliche Intelligenz und maschinelles Lernen genutzt werden können, um die Effizienz und Zuverlässigkeit in komplexen Transportnetzwerken zu verbessern. Gleichzeitig machen sie deutlich, dass weitere Forschung und praxisorientierte Implementierungen notwendig sind, um die vollen Vorteile dieser Technologien zu realisieren.

Zweites Ziel war die Identifikation und Operationalisierung entscheidungsrelevanter Parameter für die Organisation des Vor- und Nachlaufs. Diese müssen als konkrete Ergebnisgrößen durch das Modell berechnet werden. Des Weiteren müssen relevante Unsicherheitsfaktoren für die dynamischen und stochastischen ETA-Prognosen bestimmt werden, in dem die Wirkung einzelner Unsicherheiten auf die entscheidungsrelevanten Kriterien qualitativ bewertet wird und solche Faktoren mit hoher Wirkung in das konzeptionelle Modell aufgenommen werden. Dieses wurde als letztes Arbeitsziel des APs entwickelt und definiert Modellinput, die einzelnen Module sowie den erwünschten Modelloutput als Basis für die weitere Modellentwicklung.

Zur Identifikation und Operationalisierung entscheidungsrelevanter Parameter für die Organisation des Vor- und Nachlaufs als erstes Arbeitsziel wurde eine Literaturrecherche durchgeführt. Die Ergebnisse wurden anschließend durch einzelne Akteure im KV und SV (Spediteure, Logistikdienstleister, KV-Operateure, Eisenbahnverkehrsunternehmen (EVU), Terminalbetreiber sowie Verloader) aus Sicht der betrieblichen Praxis in einem Expertenworkshop (PA 1) validiert. Ferner wurden konkrete Messgrößen zur Quantifizierung der Leistungsfähigkeit des Vor- und Nachlaufs hinsichtlich der einzelnen Parameter definiert. In der Literaturrecherche wurden Quellen berücksichtigt, welche mittels empirischer Forschungsmethoden entscheidungsrelevante Parameter für die Organisation des Vor- und Nachlaufs bei einzelnen Akteuren identifizieren und nach Einfluss gewichten. Als entsprechende Parameter mit dem

höchsten Einfluss auf die Organisation des Vor- /Nachlaufs konnten Transportkosten, Transitzeit, Wartezeit, Pünktlichkeit sowie Beschädigungen identifiziert werden (u.a. Arencibia et al. 2015).

Als Ergebnis des Expertenworkshops wurden alle Faktoren (bis auf Beschädigungen) im konzeptionellen Modell berücksichtigt. Hinsichtlich Beschädigungen gestaltet sich eine valide Quantifizierung schwierig (fehlende Daten zur Beschädigungshäufigkeit bei einzelnen Verkehrsträgern). Stattdessen wurde als Modellvereinfachung beschlossen, dass von einem gleichen (niedrigen) Beschädigungsniveau der Transportgüter ausgegangen werden kann.

Bzgl. der weiteren Faktoren können Transportkosten direkt durch entsprechende Kostenparameter operationalisiert werden. Diese umfassen entfernungsabhängige Kostensätze im Vor-/Nachlauf KV. Für den Parameter Transit-Zeit wurde auf eine direkte Quantifizierung verzichtet. Stattdessen ist ein praktikableres Vorgehen für das Modell, konkrete Soll-Transit-Zeiten sowie Abhol- und Zustellzeitfenster für einzelne Transportaufträge als einzuhaltende Restriktionen zu definieren. Für den Vor- und Nachlauf kann durch die Planungsprozesse im Modell auftragspezifisch evaluiert werden, ob die Restriktionen eingehalten werden. Die Quantifizierung der Pünktlichkeit und der Wartezeit erfolgt über lineare Strafkosten in Abhängigkeit der Verspätung (bzw. einer zu frühen/vorzeitigen) bei Abholung oder Zustellung der Transportaufträge an den Quellen/Senken und dem Terminal. Aus Expertensicht ist diese Größe planerisch relevant, da auch in der Praxis entsprechende Konventionalstrafen anfallen und Verspätungen innerhalb einzelner Abschnitte der Transportkette (z.B. KV-Hauptlauf) erst problematisch werden, wenn auch eine entsprechende Verzögerung an den Quellen/Senken entsteht. Kosten bei einer zu frühen bzw. vorzeitigen Lieferung ergeben sich aus den entstehenden Stillstandskosten und den kalkulatorischen Kosten von Touren, welche in dieser Zeit hätten gefahren werden können (Opportunitätskosten).

Basierend auf den bereits erläuterten berücksichtigten Modellkomponenten und Vereinfachungen wurde im letzten Teil des AP das konzeptionelle Modell ausgearbeitet und im Expertenworkshop validiert. In Abbildung 2 sind die einzelnen Modellkomponenten im Überblick dargestellt.

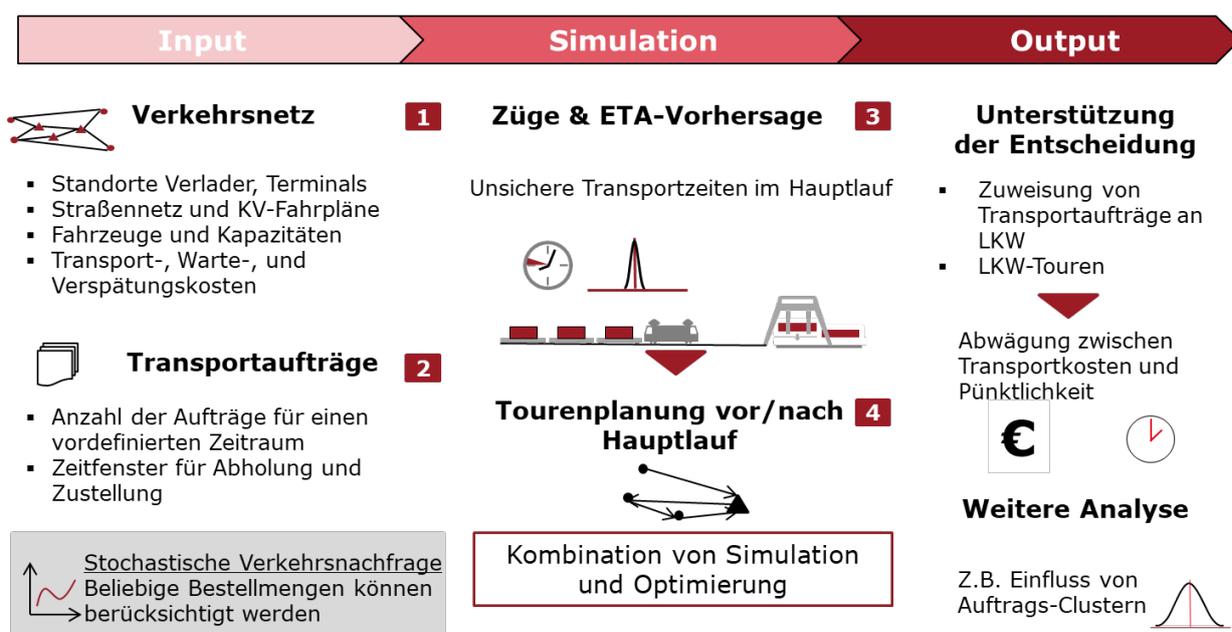


Abbildung 2: Überblick über die einzelnen Elemente des konzeptionellen Modells

Der Modellinput besteht aus dem Transportnetzwerk sowie den Transportaufträgen. Das Netzwerk beinhaltet Standorte von Verladern (Quellen/Senken der Transporte), das Hauptquartier des Spediteurs, welcher den Vor- und Nachlauf organisiert, sowie die KV-Terminals als Knoten. Als Kanten sind die Straßenverbindungen sowie Zugverbindungen zwischen den KV-Terminals hinterlegt. Zur Komplexitätsreduzierung wird nicht ein komplettes Straßennetzwerk mit einzelnen Teilstrecken als Kanten modelliert. Stattdessen wird das Umland eines KV-Terminals detailliert modelliert und der Vor- und Nachlauf in diesem analysiert. Weiterhin wird zwischen den verschiedenen KV-Terminals jeweils eine Kante eingeführt, welche die abstrahierte Strecke auf der Schiene repräsentiert. Für diese Kanten wird jeweils eine Verteilungsfunktion für die Transportzeiten definiert, welche die mittlere Gesamttransportdauer sowie deren Streuung abschnittsweise abbildet. Servicezeiten an Verladestandorten sowie an den Terminals werden statisch modelliert. Diese Servicezeiten bilden die Aufenthaltsdauer der Zugmaschine an den Knoten ab (Anlieferung/Abholung eines Transportauftrags bzw. der Ladeeinheit im KV-Terminal). Für die KV-Züge werden die einzelnen Verbindungen gemäß den Aufträgen erzeugt. Verspätungen welche sich während der Fahrt der Züge ergeben werden ebenfalls durch statistische Verteilungsfunktionen abgebildet. Die ETA-Prognosen, mit welchen die Verspätungen an alle beteiligten Akteure kommuniziert wird, sind als dynamische Ankunftsprognosen mit Fehlerterm definiert. Dieser Fehlerterm wird prinzipiell geringer, je näher ein Zug dem Terminal kommt. Transportaufträge sind als Auftragsmenge mit Abhol-/Zustellzeitfenstern hinterlegt. Sowohl für Netzwerk als auch für Transportaufträge sollen reale Daten über eine Datenbankschnittstelle einlesbar sein als auch algorithmenbasierte Modellinstanzen mittels konfigurierbarer Parameter erzeugt werden können. Eine genauere Spezifikation erfolgte im weiteren Projektverlauf.

Als entscheidende Outputparameter zur Analyse des Vor- und Nachlaufs sind die Transportkosten sowie mögliche Strafkosten aufgrund von Verspätungen für die einzelnen Aufträge zu berechnen. Das eigentliche Modell nutzt hierfür einen kombinierten Ansatz aus heuristischer Optimierung und Simulation. Aus den statistischen Verteilungsfunktionen werden einzelne quasi-deterministische Realisierungen von Transport-/Servicezeiten, sogenannte Instanzen, generiert. Eine heuristische Optimierung bestimmt eine Transport- und Strafkostenminimale Organisation des Vor- und Nachlaufs. Als Entscheidungsvariablen wird jedem Auftrag eine LKW-Tour zugeordnet. Diese Touren für die LKW werden durch das Optimierungsmodell bestimmt, da nur dadurch die konkret resultierende Verspätung bei Abholung/Zustellung der einzelnen Aufträge sowie deren Transportkosten exakt bestimmt werden können. Die Simulation wird mit der Optimierung gekoppelt, um für einzelne Lösungskandidaten die resultierenden Verspätungen im Hauptlauf der Züge und deren Kommunikation zu bestimmen. Folglich ergibt sich als Modelllösung ein konkreter Vorschlag zur Planung der einzelnen LKW-Touren im Vor- und Nachlauf. Dadurch wird der Anwendungsnutzen des Modells weiter erhöht.

Basierend auf diesem konzeptionellen Modell erfolgte in AP 2 die Aufnahme der benötigten Modelldaten.

## **1.2 Arbeitspaket 2 - Datenaufnahme: Zusammenstellung und Erfassung der benötigten Datengrundlage, Generierung der Modellinstanzen**

Zur Zusammenstellung der benötigten Datengrundlage wurden im Antrag für das AP 2 zwei Arbeitsziele definiert (siehe Tabelle 3). Zunächst sollten die Daten erhoben, aufbereitet und validiert werden. Anschließend war eine geeignete Speicherung der Daten für die Verwendung im Modell zu erarbeiten.

Ziele laut Antrag	Erzielte Arbeitsergebnisse	Forschungsmethode
Erhebung, Aufbereitung und Validierung der Daten	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Prozessdiagramme zu Transportvorgang KV sowie Planungsprozessen der Transporte</li> <li>• Datensätze sowie Wertebereiche für konfigurierbare Parameter für Modellinstanzen</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Datenrecherche</li> <li>• Prozessmodellierung</li> <li>• Experteninterviews</li> <li>• Expertenworkshop</li> </ul>
Geeignete Speicherung für eine spätere Verwendung im Modell	Detaillierte Konzeptionierung des Inputmoduls des Optimierungs-/ Simulationsmodells	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Konzeptionelle Modellentwicklung</li> <li>• Expertenworkshop</li> </ul>

Tabelle 3: Erzielte Arbeitsergebnisse des AP 2 im Hinblick auf Antragsziele

Hinsichtlich des ersten Ziels der Datenerhebung wurden mehrere Forschungsmethoden kombiniert. Zunächst erfolgte eine Datenrecherche nach frei zugänglichen Datenquellen. Anschließend wurden insgesamt vier Experteninterviews mit Akteuren im KV durchgeführt: einem KV-Operator, einer Spedition (KV/SV) sowie zwei KV-Terminalbetreibern. Ziele der Interviews waren zum einen die Transport- und Planungsprozesse im KV nochmals im Detail aufzunehmen und dadurch die konzeptionierte Modelllogik zu validieren. Zum anderen sollten Quellen für Modellinstanzen basierend auf realen Daten akquiriert werden bzw. notwendige konfigurierbare Parameter sowie realitätsnahe Wertebereiche für die algorithmenbasierte Instanzenerzeugung definiert werden. Anschließend wurde konzeptionierte Modelllogik und die einzelnen Parameter in einem gemeinsamen Workshop mit allen vier Interviewpartnern erörtert.

Hinsichtlich der Inputdaten ist in Tabelle 4 ein Überblick zu den im AP 2 erzielten Ergebnissen dargestellt. Sowohl für Transportnetzwerk als auch für Transportnachfrage konnten notwendige Inputparameter erarbeitet bzw. in den Experteninterviews validiert werden, welche eine algorithmenbasierte Instanzenerzeugung ermöglichen. Für ausgewählte Parameter konnten reale Datensätze gewonnen werden.

Inputparameter	Wertebereich konfigurierbare Parameter erzeugte Instanzen	Datenquelle reale Instanzen
<b>Transportnetzwerk</b>		
Kundenstandorte	35	Ausgewählte Daten eines Spediteurs
Distanz Quellen/Senken zu KV-Terminal	4 – 400km	
Durchschnittliche Geschwindigkeit Straße	60 km/h	-
Kosten Straße	0,82€/km	-
Wartekosten	60€/Stunde	-
Verspätungskosten	100€/Stunde	-
Abfahrten KV-Züge	1 – 7 Abfahrten/Tag	Fahrplandaten eines KV-Operators
Verspätungen KV-Hauptlauf	Drei Verspätungskategorien	Ausgewählte Daten eines Eisenbahnverkehrsunternehmens
Servicezeiten Abholung/Anlieferung/ Terminal	Gleichverteilt	-
<b>Transportaufträge</b>		
Planungshorizont	14 Tage	

Aufträge pro Tag	Kleine Instanz 8-12 Große Instanz 15-25	Ausgewählte Daten eines Spediteurs
Clustergröße	Kleine Instanz 1-3 Große Instanz 2-6	
Anzahl LKWs im Vor- und Nachlauf	5-7	
Länge Zeitfenster Abholung/Anlieferung	2 – 12 h, abhängig von Standort	
Degree of dynamism	25% - 75%	

Tabelle 4: Überblick zu den Inputdaten des Modells

Zur Bestimmung von Transportzeiten auf der Straße werden die Straßenentfernungen zwischen den Netzwerkknoten im Modell hinterlegt und unter Annahme einer durchschnittlichen Geschwindigkeit die mittleren Fahrzeiten berechnet. Die mittleren Fahrzeiten wurden aus der Literatur ermittelt. Die Kosten je Kilometer basieren auf Literaturangaben zu Kostensätzen für Zugmaschine und Ladeeinheit (Motorbuchverlag 2014). Hierbei wurde ein Sattelaufleger als am häufigsten genutzte Ladeeinheit im KV/SV berücksichtigt. Die Kosten für Wartezeiten und Verspätungen wurden aus Branchen-Webseiten ermittelt und von dem Spediteur validiert.

Für den KV sind Anzahl der Abfahrten der Züge auf einer Relation pro Tag und Ankunftsverspätungen berücksichtigt. Für erzeugte Instanzen sind drei Verspätungskategorien (geringe Verspätung bis sehr hohe Verspätung) für die Ankunftsverspätungen der KV-Züge wählbar. Je nach Kategorie sind Normalverteilungen für einzelne Verspätungsintervalle (z.B. 50 km) hinterlegt. Über die Normalverteilungen wird die Stärke der einzelnen Verspätungen und die Streuung der Verspätung festgelegt. Für beide Parameter sind zudem reale Daten verfügbar. Fahrplandaten ausgewählter Operateure sind frei zugänglich im Internet einsehbar (u.a. Kombiverkehr 2022). Für drei ausgewählte Relationen wurden zudem Verteilungsdaten zur Ankunftsverspätung der Züge durch ein Eisenbahnverkehrsunternehmen bereitgestellt.

Als weitere Parameter des Transportnetzwerks können Servicezeiten bei Abholung/Anlieferung sowie der KV-Terminals spezifiziert werden. Hierfür können Normalverteilungen im Modell hinterlegt werden. Aus den Experteninterviews ergab sich jedoch die nachgelagerte Bedeutung der Servicezeiten für die zu untersuchende Fragestellung, sodass auf diese verzichtet wird.

Als Inputparameter der Transportaufträge dienen Kundenstandorte, Distanzen der Quellen/Senken zu dem KV-Terminal, der Planungshorizont, unterschiedlich lange Zeitfenster für Abholung/Anlieferung (siehe Tabelle 5), sowie die Größe der Menge an erzeugten Aufträgen je Tag und die Clustergröße. Um möglichst viele Reale Situationen abzubilden, werden zwei verschiedene Instanzgrößen untersucht. Kleine Instanzen mit 8-12 Aufträgen je Tag, um die Situation für KMUs widerzuspiegeln und größere Instanzen mit bis zu 15 Aufträgen je Tag. Die Clustergröße beschreibt wie viele Aufträge gemeinsam auf einem KV-Zug transportiert werden. Damit kann der Einfluss einer geballten Anlieferung untersucht werden. Der degree of dynamism gibt an, wie dynamisch die generierten Aufträge sind. Transportaufträge, welche vom Kunden zum Terminal transportiert werden, sind statisch, da sie nicht von den ankommenden (und verspäteten) KV-Zügen abhängen. Aufträge, welche mit per Zug an das Terminal geliefert werden und von dort aus zu den Kunden transportiert werden müssen sind dynamisch, da ihre Ankunftszeit erst während der Optimierung bekannt wird. Über den degree of dynamism kann ausgewählt werden, wie hoch der Anteil der jeweiligen Aufträge sein soll. Bezüglich der Zeitfensterlänge sind Werte von 2-12 h vorgesehen, wobei letzter Wert einer Zustellung ohne

Zeitfenster zu einem beliebigen Zeitpunkt während der Tageslage der Zeitfenster (6:00 – 18:00 Uhr) entspricht, welche nach Angabe in den Experteninterviews ebenfalls in der Praxis vorkommen kann. Die weiteren Zeitfenster sind in Tabelle 5 dargestellt. Für die Auftragsdaten konnten zudem ausgewählte Datensätze eines Spediteurs gewonnen werden, welcher sowohl Aufträge im KV als auch SV enthält.

<b>Standort</b>	<b>Beschreibung</b>
Transport vom Kunde zum intermodalen Terminal	
Zeitfenster am Abholort (Kunde)	Kurzes Abholzeitfenster von 2 Stunden.
Zeitfenster am intermodalen Terminal	Die Zustellung und von Gütern am intermodalen Terminal ist den ganzen Tag über möglich.
Transport vom intermodalen Terminal zum Kunden	
Zeitfenster am intermodalen Terminal	Die Länge des Zeitfensters liegt zwischen 2-4 Stunden, und das Zeitfenster beginnt, sobald der Zug ankommt.
Zeitfenster am Lieferort (Kunde)	2-4 Stunden

Tabelle 5: Überblick über die unterschiedlichen Zeitfenster

Zusammenfassend konnten im ersten Teil des AP konfigurierbare Parameter sowie deren Wertebereiche zur Instanzengenerierung definiert werden. Des Weiteren wurden ausgewählte, relationsspezifische reale Daten durch Unternehmen zur Verfügung gestellt. Die Datenrecherche hat aber auch ergeben, dass frei verfügbare Datenquellen nur zu Fahrplandaten einzelner KV-Operateure und den durchschnittlichen Kostensätzen existieren. Sowohl Verspätungs- bzw. Fahrzeitdaten für SV und KV als auch Auftragsdaten bzw. Auswertungen zu Auftragsparametern sind nicht in öffentlichen Datenbanken einsehbar.

Basierend auf der beschriebenen Datengrundlage wurde im zweiten Teil des AP das Inputmodul als erster Bestandteil des Optimierungs-/Simulationsmodells im Detail konzeptioniert und somit die genutzte Datenbasis für das Modell festgelegt. Da sowohl algorithmenbasierte Instanzengenerierung als auch die Nutzung realer Daten vorgesehen ist, wurde als wesentliche Entscheidung spezifiziert, in welchem Umfang reale Daten im finalen Modell einfließen sollen. Eine umfassende Einbindung würde dem Nutzer die Auswahl einer spezifischen KV-Relation ermöglichen und auf hinterlegte Realdaten zu Terminalstandorten, KV-Fahrplänen, Transportzeiten und Verspätungen zurückgreifen. Darüber hinaus könnte der Anwender über eine standardisierte Schnittstelle eigene Transportaufträge einlesen, um ein individuell zugeschnittenes Analyseergebnis zu erhalten.

Eine solche umfassende Einbindung wurde aber als nicht realisierbar innerhalb des vorgegebenen Projektumfangs eingestuft. Aufgrund der eingeschränkten Verfügbarkeit realer Daten in öffentlichen Datenquellen ist eine direkte Anbindung solcher Datenbanken nicht möglich. Auch die Einbindung von KV-Fahrplandaten wäre nur mit technisch unverhältnismäßigem Aufwand umzusetzen, da Fahrplanabfragen nur über webbasierte Eingabemasken möglich sind und kein direkter Zugriff auf die Fahrplandatenbank erfolgen kann. Das Einlesen realer Auftragsdaten ist zum einen aus Gründen der Datensicherheit kaum realisierbar, da diese in der Regel kritische Unternehmensinterna darstellen, welche nicht zur externen Weitergabe bestimmt sind. Zum anderen wäre aufgrund des Ziels einer branchenweiten Modellnutzbarkeit eine standardisierte Schnittstelle für beliebige Datenformate erforderlich. Alternativ müssten Nutzer ihre Auftragsdaten auf ein vorgegebenes Format anpassen, welches aber mit hohem

Arbeitsaufwand verbunden sein kann und somit eine signifikante Barriere für die Modellnutzung darstellen würde.

Als praktikableres Vorgehen hat sich daher die Einführung der zuvor dargestellten konfigurierbaren Parameter zur Instanzenerzeugung als standardisierte Eingabemaske erwiesen. Diese Parameter mit entsprechenden Wertebereichen wurden in den Experteninterviews als relevante Charakteristika für Transportnetzwerk und -aufträge validiert. Modellnutzer können anwenderfreundlich die Parameter so wählen, dass die für sie zu analysierende Relation repräsentiert wird. Darüber hinaus sind Sensitivitätsanalysen zur Organisation des Vor- und Nachlaufs hinsichtlich Zugverspätungen und der akkuraten Kommunikation durch ETA-Prognosen, Kosten, Anzahl der Fahrzeuge und der Längen der Zeitfenster möglich. Anwender können untersuchen, bei welchen Parameterwerten der Vor- und Nachlauf des KV wie organisiert werden muss.

Die vorhandenen Realdaten wurden genutzt, um für drei konkrete KV-Relation (Verona (Italien) – Köln; Cerbére (Frankreich) – Köln; Malmö (Schweden) – Köln) sowohl die Modelllogik zu validieren als auch Auswertungsergebnisse zu generieren. Durch dieses Vorgehen soll sichergestellt werden, dass die Optimierungs- und Simulationsverfahren des Modells auch für reale Daten anwendbar sind und eine entsprechende spätere Modellerweiterung möglich ist.

Sowohl Datengrundlage als auch Inputmodul wurden zusammen mit dem Computermodell, welches im nachfolgenden AP 3 dargestellt ist, durch einen Expertenworkshop abschließend validiert.

### 1.3 Arbeitspaket 3 - Entwicklung des Simulationsmodells

Ziele des AP 3 waren die Entwicklung des Modells sowie das frühzeitige Testen der Anwendbarkeit (siehe Tabelle 4). Beide Ziele konnten im AP erreicht werden. Das prototypische Modell basiert auf einem sogenannten dynamisches und stochastisches Pick-up and Delivery Problem mit Zeitfenstern (PDPTW) und geclusterte ETA-Prognosen. Dies wird durch ein simheuristisches Lösungsverfahren gelöst, das simulations- und heuristikbasierte Komponenten kombiniert (Chica et al., 2020). Die Simulationskomponente verwendet Monte-Carlo-Stichproben, während die heuristische Komponente auf einem biased Zufallsalgorithmus basiert (Grasas et al., 2017). Anschließend erweitern wir dieses Lösungsverfahren um eine Lösungsstrategie mit rollierendem Horizont, um den dynamischen Aspekt des Problems zu bewältigen. Anschließend wurde das Modell auf Instanzen für die Relationen Verona (Italien) – Köln; Cerbére (Frankreich) – Köln; Malmö (Schweden) – Köln angewandt, für welche im AP 2 Realdaten gewonnen werden konnten.

Ziele laut Antrag	Erzielte Arbeitsergebnisse	Forschungsmethode
Entwicklung eines prototypischen Modells	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Algorithmus zur Instanzengenerierung auf Basis konfigurierbarer Parameter</li> <li>• Formulierung des dynamischen und stochastischen Optimierungsproblems</li> <li>• Konzeption Monte Carlo Simulation</li> <li>• Konzeption Biased Zufallsalgorithmus</li> <li>• Konzeption Lösungsstrategie mit rollierendem Horizont</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Kombinatorische stochastische Optimierung</li> <li>• Ereignisdiskrete Simulation</li> <li>• Java-Programmierung</li> </ul>

	• Programmiertes aller Modellkomponenten	
Frühzeitiges Testen der Anwendbarkeit im Projekt	Anwendung des Modells auf Instanzen für die Relation Ludwigshafen (Rhein) – Busto Arsizio	• Java-Programmierung

Tabelle 6: Erzielte Arbeitsergebnisse des AP 3 im Hinblick auf Antragsziele

Für das Computermodell wurden die einzelnen Module des konzeptionellen Modells (siehe Abbildung 2) im Detail ausgearbeitet. Die detaillierte Ausarbeitung, welche in den nächsten Unterkapiteln erläutert wird, umfasste die Formulierung des Algorithmus zur Instanzengenerierung durch konfigurierbare Parameter (Abschnitt 1.3.1), die Formulierung des dynamischen und stochastischen Optimierungsproblems (Abschnitt 1.3.2), die Konzeption des Biased Zufallsalgorithmus (Abschnitt 1.3.3), die Konzeption der Monte Carlo Simulation (Abschnitt 1.3.4), sowie der Lösungsstrategie mit rollierendem Horizont (Abschnitt 1.3.5). Anschließend wurden die Module in der Software AnyLogic 8 programmiert. AnyLogic 8 ist eine Java-basierte Simulationssoftware, welche aus drei Gründen als besonders geeignet zur Modellerstellung eingestuft wurde (The AnyLogic Company 2022). Neben vorgefertigten Modellierungsbausteinen bietet die Software umfangreiche Möglichkeiten zur Programmierung eigenen Codes. Daher können die selbst konzeptionierten Lösungsansätze problemlos in das Modell integriert werden. Darüber hinaus können GIS-Daten und -karten direkt eingebettet und somit reale Transportnetzwerke dargestellt werden. Letzter Vorteil ist die Möglichkeit des Modelluploads in eine kostenfreie, öffentlich zugängliche Internetcloud (AnyLogic Company 2022). Nachfolgend werden die erzielten Ergebnisse für die einzelnen Modellbestandteile dargestellt.

### **1.3.1 Algorithmus zur Instanzengenerierung auf Basis konfigurierbarer Parameter**

Zunächst wurde der Algorithmus zur Instanzengenerierung für das Inputmodul des Modells konzeptioniert und programmiert. Das Modul besteht aus zwei Untermodulen: Generierung der Aufträge und Generierung der Züge.

#### **Generierung der Aufträge**

Um Testfälle zu erstellen, die so realitätsnah wie möglich sind und gleichzeitig verallgemeinert werden können, haben wir, wie in Abschnitt 1.2 beschrieben, Interviews mit verschiedenen Akteuren aus der Transportbranche geführt. Dazu gehören ein großer Straßentransportunternehmer, ein intermodaler Bahnoperator und zwei Terminalbetreiber, alle in Deutschland ansässig. Durch diese Interviews haben wir detaillierte Einblicke in die zugrunde liegenden Prozesse erhalten und konnten unser Modell validieren. Zusätzlich haben wir Datensätze erhalten, die alle relevanten Prozesse an einem deutschen intermodalen Terminal über einen Zeitraum von zwei Monaten beschreiben. Diese Datensätze umfassen Informationen über alle ankommenden und abfahrenden Züge, die entsprechenden ETA-Vorhersagen und die vom Straßentransportunternehmer transportierten Güter. Diese Daten bildeten die Grundlage für die Erstellung unserer Testfälle.

Das untersuchte intermodale Straßen-/Schienenterminal befindet sich in Westdeutschland und gehört zu den größten intermodalen Terminals in Deutschland. Es ist ein zentraler Start- und Endpunkt für den intermodalen Verkehr in Deutschland und Europa. Deutschland selbst ist ein wichtiger Knotenpunkt für den intermodalen Verkehr in Europa. Die in Abschnitt 5.2 vorgestellten Verbindungen sind typische intermodale Verbindungen, die Deutschland mit den wichtigsten Handelspartnern in Europa verbinden (EUROSTAT, 2022). Darüber hinaus ist der ausgewählte Fall vergleichbar mit anderen Terminals in Bezug auf ihre Auftragsstruktur und ETA-Vorhersagen, sodass die Ergebnisse auf andere Fälle übertragen und verallgemeinert werden können.



Abbildung 3: Karte des Depots (gelb), des intermodalen Terminals (rot) und der Kundenstandorte (blau) in Mitteleuropa

Auf Basis der von unseren Interviewpartnern bereitgestellten Datensätze haben wir verallgemeinerte Verteilungen und Parameter abgeleitet, um Testfälle zu erstellen. Eine Zusammenfassung der grundlegenden Parameter ist in Tabelle 4 dargestellt. Das Depot des Straßentransportunternehmers befindet sich etwa 30 km vom intermodalen Terminal entfernt. Wir berücksichtigen 35 verschiedene Kundenstandorte mit Entfernungen zum Terminal zwischen 4 km und 400 km. Jeder Standort hat eine bestimmte Wahrscheinlichkeit, in den Testfall einbezogen zu werden, basierend auf den verallgemeinerten Daten des Transportunternehmers. Ein Zeitfenster von zwölf Stunden wird berücksichtigt, um einen ganzen Arbeitstag abzubilden. In einem einzelnen Testfall betrachten wir 14 Arbeitstage. Die Kosten für die Transporte wurden aus der Literatur übernommen (Bicker, 2014; Layeb et al., 2018). Darüber hinaus haben wir einen allgemeinen Prozess zur Generierung von Gütern und den entsprechenden Zeitfenstern entwickelt. Zu Beginn jedes Tages wird eine Menge an Gütern zufällig generiert. Diese Güter werden in zwei Gruppen eingeteilt: diejenigen, die vom näheren Umkreis zum Terminal transportiert werden müssen, und solche, die per Zug zum Terminal geliefert und dann an den

Kunden weitertransportiert werden. Die Kundenstandorte werden auf Basis der Datensatzverteilung probabilistisch bestimmt. Anschließend werden die entsprechenden Züge geplant. Zunächst wird der Ausgangspunkt des Zuges festgelegt, gefolgt von der Bestimmung seiner Kapazität, also der Clustergröße. Die Zuweisung der Güter zum Zug erfolgt, bis die volle Kapazität erreicht ist. Dieser Prozess wird iterativ wiederholt, bis alle Güter den Zügen zugewiesen sind. Die Zeitfenster für die Güter werden dann gemäß der in Tabelle 5 beschriebenen Struktur erstellt.

Wir unterscheiden zwischen kleinen Testfällen mit 8 bis 12 Gütern pro Tag und großen Testfällen mit 15 bis 25 Gütern pro Tag. Die Größe wird mit  $s$  notiert. Der Grad der Dynamik, also der Anteil der Güter, die per Zug ankommen, wird durch den Parameter  $\delta \in [0,1]$ , dargestellt. Dieser Wert gibt an, wie viele Güter eine dynamisch aktualisierte ETA-Vorhersage haben (Larsen, 2001). Wir haben uns entschieden, Testfälle mit  $\delta \in \{0.25, 0.5, 0.75\}$  zu erstellen. Schließlich wird die Größe der Cluster, also die Anzahl der Güter pro Zug, durch  $c$  angegeben. Wir betrachten kleine Cluster mit 1 bis 3 Gütern pro Zug oder große Cluster mit 2 bis 6 Gütern.

Insgesamt testen wir 12 verschiedene Testfallgruppen mit den Werten  $s \in \{8 - 12; 15 - 25\}$ ,  $\delta \in \{0.25, 0.5, 0.75\}$  und  $c \in \{1 - 3; 2 - 6\}$ . Für jede Gruppe wurden zehn Testfälle generiert, was zu insgesamt 120 verschiedenen Testfällen führt. Alle für die Berechnungen verwendeten Testfälle können bei Rentschler (2024) heruntergeladen werden.

### Generierung der Züge

Um ein breites Spektrum realer intermodaler Verbindungen in Mitteleuropa abzudecken, haben wir drei stark frequentierte Routen untersucht, die jeweils einzigartige Transportmerkmale und Verzögerungsprofile aufweisen. Diese Verbindungen sind repräsentativ für verschiedene Herausforderungen im intermodalen Verkehr. Die spezifischen Merkmale sind in Tabelle 7 zusammengefasst.

Die erste Verbindung führt von Verona (Italien) nach Köln (Deutschland). Diese Route erstreckt sich über eine lange Distanz und überquert die Alpen. In unserem Modell macht diese Verbindung etwa die Hälfte aller transportierten Güter aus. Häufig treten Verzögerungen auf, die von 2 bis 6 Stunden reichen. Die zweite Verbindung verläuft von Cerbère (Frankreich) nach Köln. Hier treten Verzögerungen seltener auf, aber wenn sie vorkommen, sind sie erheblich und können bis zu 10 Stunden betragen. Diese Verspätungen treten oft in den späteren Phasen der Reise auf, was reale Herausforderungen an Grenzübergängen widerspiegelt. Im Gegensatz dazu decken Züge auf der dritten Verbindung von Malmö (Schweden) nach Köln eine mittlere Distanz ab und neigen dazu, pünktlich oder sogar früher als geplant anzukommen.

Nummer	Verbindung	Anteil	Länge	Verspätungs Häufigkeit	Verspätungs Dauer
1	Verona - Cologne	50 %	1,150km	Hoch	Mittel
2	Cerbère - Cologne	30 %	1,250km	Niedrig	Hoch
3	Malmö - Cologne	20 %	950km	Niedrig	Niedrig

Tabelle 7: Überblick über die Zugverbindungen

Basierend auf den vom intermodalen Operateur bereitgestellten Datensätzen haben wir verallgemeinerte Verteilungen entwickelt, um die Züge und ETA-Prognosen für jede Verbindung zu erzeugen. Der Prozess ist in zwei Phasen unterteilt, um eine detailliertere Modellierung zu

ermöglichen. Zuerst simulieren wir die Zugfahrten, anschließend erstellen wir die ETA-Prognosen für jeden Zug.

Wir beginnen mit der Generierung einzelner Zugfahrten mittels eines sogenannten Random-Walk-Prozesses. In Abständen von jeweils 50 Kilometern wird die Geschwindigkeit des Zuges für die nächsten 50 Kilometer festgelegt. Diese Geschwindigkeit wird aus einer Dreiecksverteilung abgeleitet, die eine probabilistische Grundlage für die Fahrdynamik des Zuges bietet. Dreiecksverteilungen werden häufig in Geschäfts- und Logistiksimulationen eingesetzt, um Unsicherheiten zu berücksichtigen (Lombard et al., 2018; Moosavi und Hosseini, 2021). Dementsprechend wird die Reisezeit jedes Zuges kontinuierlich aktualisiert, wobei die für das Zurücklegen der letzten 50 Kilometer benötigte Zeit berücksichtigt wird. Zusätzlich integriert das Modell die Möglichkeit gelegentlicher Stopps, um verschiedene Störfaktoren umfassend abzubilden. Durch die Kombination der Dreiecksverteilung mit der Wahrscheinlichkeit von Stopps kann unser Modell detaillierte Zugcharakteristika erfassen, während es gleichzeitig allgemeingültig bleibt und viele verschiedene Züge simulieren kann.

Die ETA-Prognosen sind stochastisch und dynamisch, da sie nie genau sind und unregelmäßig kommuniziert werden. Die Berechnung der „tatsächlichen“ ETA erfolgt durch Division der verbleibenden Distanz der Zugfahrt durch die theoretische Durchschnittsgeschwindigkeit des jeweiligen Zuges. Diese theoretische Durchschnittsgeschwindigkeit basiert auf der zugrunde liegenden Dreiecksverteilung und der Stoppwahrscheinlichkeit. Um verschiedene Qualitätsstufen der Prognose zu modellieren, führen wir einen zufälligen Fehlerterm ein. Dieser Fehlerterm basiert auf Werten aus einer Gaußschen Verteilung mit einem Mittelwert von  $\mu = 0$  und einer Standardabweichung  $\sigma b$ , die auf historischen Daten beruht. Je näher der Zug dem intermodalen Terminal kommt, desto kleiner wird die Standardabweichung  $\sigma b$  der Gaußschen Verteilung, was eine Verbesserung der Prognosegenauigkeit bedeutet, je näher der Zug seinem Ziel kommt. Die Standardabweichung ist durch den Parameter  $b$  einstellbar, um verschiedene Prognosequalitäten zu modellieren. Der Fehlerterm basiert auf dem gleitenden Durchschnitt der letzten drei Werte, um eine glattere Prognose zu gewährleisten und abrupte Schwankungen zu minimieren.

### **Beispiel und Visualisierung der Prognosen**

Um eine Vorstellung von den Zügen und ihren ETA-Prognosen zu geben, haben wir in Abbildung xx ein Beispiel dargestellt. Wir simulieren 20 Züge und die entsprechenden ETA-Prognosen für jede Verbindung. Auf der linken Seite der Abbildung ist die „tatsächliche“ Ankunftszeit der Züge während der Fahrt ohne Fehlerterm zu sehen, zum Beispiel bei  $b = 0$ . Zur Konsolidierung der Informationen zeigen wir ein Boxplot, das die Daten für alle 20 Züge in jedem 50-km-Intervall zusammenfasst. Man kann die Merkmale jeder Verbindung in den simulierten Zügen erkennen. Die Boxplots für die erste Verbindung zeigen einen stetigen Anstieg der Ankunftszeit und ihrer Varianz, was auf die häufigen und mittleren Verzögerungen zurückzuführen ist. Bei der zweiten Verbindung ist eine konstante Ankunftszeit mit geringer Varianz während des Großteils der Fahrt zu beobachten, aber am Ende treten mehrere hohe Verzögerungen auf. Die dritte Verbindung bleibt hingegen während der gesamten Fahrt pünktlich oder kommt sogar früher an. Auf der rechten Seite der Abbildung sehen wir die Genauigkeit der ETA-Prognose ( $b = 1$ ) während der Zugfahrt. Die ETA-Prognose der Ankunftszeit wird von der tatsächlichen Ankunftszeit des Zuges abgeleitet, um den Prognosefehler zu bestimmen. Die durchgehende Linie beschreibt den mittleren Prognosefehler, und der schattierte Bereich ist die Standardabweichung. Je näher ein Zug dem Terminal kommt, desto präziser werden die ETA-Prognosen. Bei der ersten Verbindung beobachten wir zu Beginn der Fahrt einen hohen mittleren Fehler und eine große Varianz in der

Prognosequalität, was darauf hinweist, dass häufige Verzögerungen schwer vorhersehbar sind. Die zweite Verbindung zeigt während der Fahrt einen niedrigen mittleren Fehler, jedoch eine hohe Varianz zu Beginn, was darauf hindeutet, dass die langen und späten Verzögerungen in den frühen Phasen der Fahrt schwer vorhersehbar sind. Der Prognosefehler für die dritte Verbindung zeigt erwartungsgemäß einen niedrigen mittleren Fehler und eine geringe Varianz.

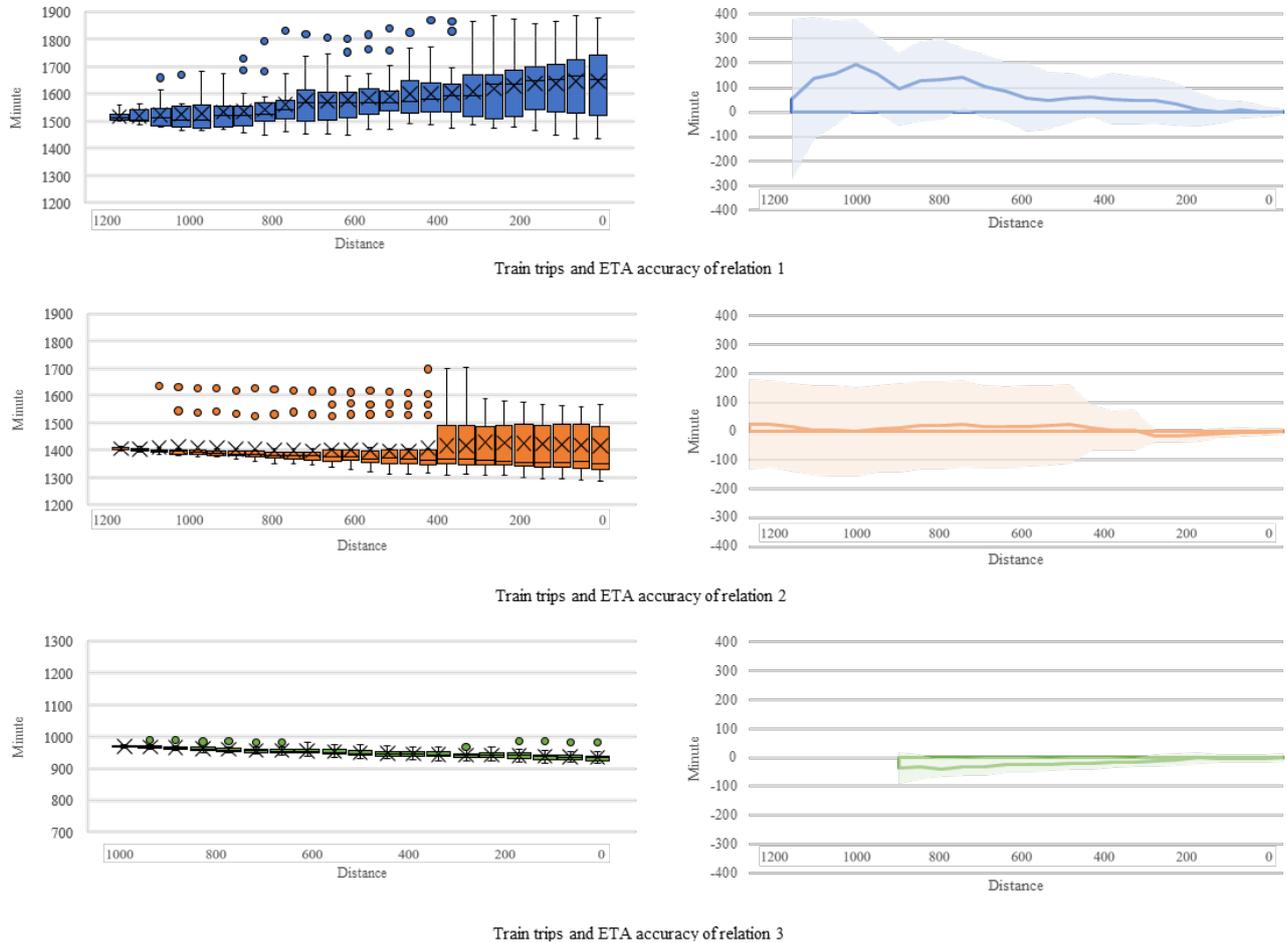


Abbildung 4: Links - „wahre“ Ankunftszeit für 20 Züge pro Relation. Rechts - Genauigkeit der ETA-Prognose für jede Relation.

Nach Erzeugung der Modellinstanzen konnte das eigentliche Optimierungs-/Simulationsmodell umgesetzt werden, wie in den nächsten Abschnitten beschrieben.

### 1.3.2 Formulierung des dynamischen und stochastischen Optimierungsproblems

Vor der Implementierung eines entsprechenden Lösungsverfahrens im Modell war das dynamische und stochastische Optimierungsproblem zu formulieren. Hierfür wurden die in Tabelle 8 aufgelisteten deterministischen und stochastischen Parameter und Notationen eingeführt.

Deterministische Parameter	
$V$	Menge der Knoten
$A$	Menge der gerichteten Bögen
$G = (V, A)$	Gerichtetes Diagramm, wobei $V$ die Menge der Knoten und $A$ die Menge der Bögen bezeichnet

$K$	Menge von Gütern
$M$	Menge der Fahrzeuge
$q$	Fahrzeugkapazität
$C$	Menge von Clustern
$t_{i,j}, c_{i,j}$	Transportzeit und -kosten auf dem Bogen $(i,j) \in A$
$c_w$	Wartekosten am intermodalen Terminal und bei den Kunden
$c_l$	Verspätungskosten
$o(k)$	Ursprungsknoten für Ware $k \in K$
$s(k)$	Zielknoten für Ware $k \in K$
$[\epsilon_{o(k)}, l_{o(k)}]$	Zeitfenster am Abholort des Gutes $k \in K$
$[\epsilon_{s(k)}, l_{s(k)}]$	Zeitfenster am Lieferort der Ware $k \in K$
$\tilde{r}_k^t$	Freigabedatum der Ware $k$ zum Zeitpunkt $t$
$\beta$	Parameter der geometrischen Verteilung

Tabelle 8: Parameter und Entscheidungsvariablen des stochastischen Optimierungsproblems

In diesem Abschnitt wird ein Simulationsmodell vorgestellt, das ein dynamisches und stochastisches Abhol- und Lieferproblem mit Zeitfenstern und gebündelten Freigabedaten rund um ein intermodales Terminal integriert. Dieses Problem wird in der Fachliteratur auch als Pick-up and Delivery Problem with Time Windows and clustered release dates (PDPTW-crd) bezeichnet. Das Modell wurde nach dem von Manuj et al. (2009) entwickelten Prozess zur Modellentwicklung im Bereich Logistik und Supply Chain entwickelt, um wissenschaftliche Genauigkeit sicherzustellen. Alle Annahmen wurden in Experteninterviews mit Industriepartnern validiert.

Das Netzwerk wird durch einen gerichteten Graphen  $G = (V, A)$  dargestellt, wobei  $V$  die Menge der Knoten und  $A$  die Menge der Kanten bezeichnet. Jede Kante  $(i, j) \in A$  ist mit einer deterministischen Transportzeit  $t_{i,j}$  und Kosten  $c_{i,j}$  verbunden. Die Menge der Knoten  $V$  besteht aus dem Depot  $v_0$ , dem intermodalen Terminal  $v_1$  und einem Knoten für jeden Kunden eines Transportdienstes  $V_C \subset V$ . Die zu transportierende Güter werden durch die Menge  $K$  repräsentiert. Jedes Gut  $k \in K$  muss zwischen einem Abholort  $o(k) \in V$  und einem Lieferort  $s(k) \in V$  transportiert werden. Die Güter müssen entweder von einem Kunden oder dem Depot  $o(k) \in V_C \cup v_0$  zum intermodalen Terminal  $v_1$  oder vom intermodalen Terminal zu einem Kunden transportiert werden. Zwischen den Kunden werden keine Güter transportiert. Kunden können mehrere Güter sowohl zur Abholung als auch zur Lieferung haben.

Eine begrenzte Flotte homogener Fahrzeuge  $M$  operiert innerhalb des Netzwerks, um die Güter zu transportieren. Wir nehmen an, dass jedes Fahrzeug eine Kapazität von  $q = 1$  hat, da die Transporteinheiten (z.B. Container) im intermodalen Verkehr die gesamte Kapazität eines Fahrzeugs beanspruchen. Der Transport von kompletten Lasten ist typisch für den Straßen- und Schienengüterverkehr über lange Distanzen in Europa (Rivera und Mes, 2019; UIRR und UIC, 2020) und daher ein relevanter Fall für das PDPTW-crd. Zu Beginn des Planungshorizonts, typischerweise einem Tag, startet jedes Fahrzeug am Depot  $v_0$  und muss am Ende des Planungshorizonts zum Depot zurückkehren.

Für jedes Gut  $k \in K$  sind Zeitfenster am Abholort  $[\epsilon_{o(k)}, l_{o(k)}]$  und am Lieferort  $[\epsilon_{s(k)}, l_{s(k)}]$  vorgegeben. Fahrzeuge können frühzeitig ankommen, werden aber nicht außerhalb des Zeitfensters bedient. Wenn Fahrzeuge frühzeitig ankommen, müssen Wartekosten  $c_w$  pro

Zeiteinheit bezahlt werden. Es entstehen keine Kosten für das Verweilen im Depot, da die Fahrer dort andere produktive Aufgaben erledigen können. Die Zeitfenster sind „weich“ – Güter können nach Ablauf des Zeitfensters geliefert werden, es muss jedoch eine lineare Strafe  $c_l$  in Abhängigkeit von der Verzögerung gezahlt werden. Die Abholzeitfenster für Güter, die am intermodalen Terminal abgeholt werden sollen,  $o(k) = v_1 \forall k \in K$ , haben eine feste Länge  $l - \epsilon$  und beginnen, sobald der Zug mit dem Gut am Depot ankommt. Daher haben diese Zeitfenster einen dynamischen Start. Diese Modellierung spiegelt die Realität wider, da Güter innerhalb eines bestimmten Zeitraums nach ihrer Ankunft abgeholt werden müssen, um die Terminals zu entlasten. Andere Zeitfenster sind fest, weisen jedoch eine spezifische Struktur auf, wie in Tabelle 2 beschrieben.

Für ein Fahrzeug  $m \in M$  wird eine Tour, die am Depot startet und endet und das Depot dazwischen nicht besucht, als Route  $r_m$  bezeichnet. Eine Route besteht aus dem Transport von einem oder mehreren Gütern. Ein Abhol- und Lieferplan ist die Gesamtheit aller Routen. Das Ziel ist es, alle Güter zu transportieren und die Kosten zu minimieren. Zu den Gesamtkosten gehören Reisekosten, Kosten für die Verletzung von Zeitfenstern und Wartekosten am intermodalen Terminal und bei den Kunden.

Das PDPTW-crd zeichnet sich durch seine stochastischen und dynamischen Aspekte aus. Die ETA-Prognosen der Züge übersetzen sich in die Freigabedaten der Güter, die vom intermodalen Terminal zu den Kunden transportiert werden sollen. Diese Freigabedaten werden als stochastisch angenommen und repräsentieren Verzögerungen der Züge im Hauptlauf. Ein gewisses Wissen über die Prognosequalität, z.B. den mittleren Prognosefehler und dessen Varianz, wird jederzeit vorausgesetzt. Die Prognose und ihre Qualität entwickeln sich im Laufe der Zeit weiter und sollen sich verbessern, je näher der Zug dem intermodalen Terminal kommt. Aktualisierte Informationen zur Prognose werden in unregelmäßigen Zeitintervallen verfügbar, was den dynamischen Aspekt darstellt.

Die Aufträge können in verschiedene Untergruppen unterteilt werden. Die Notation zur Klassifizierung von Aufträgen und Freigabedaten orientiert sich an Archetti et al. (2020).

Zum Zeitpunkt  $t$  könnten einige Aufträge  $k \in K$  bereits transportiert worden sein. Diese Gruppe von Aufträgen nennen wir  $K_t^{served} \subseteq K$ . Weiterhin unterscheiden wir die noch nicht transportierten Aufträge  $K_t^{unserved} = K \setminus K_t^{served}$ , basierend auf dem Auftragsstyp und den verfügbaren Informationen zum Freigabedatum. Aufträge, für die zum Zeitpunkt  $t$  alle Informationen vorliegen, werden als  $K_t^{known} \subseteq K_t^{unserved}$  bezeichnet. Diese Gruppe  $K_t^{known}$  kann weiter unterteilt werden in Aufträge, die vom Kunden zum intermodalen Terminal transportiert werden sollen und bei denen alle relevanten Informationen bereits zu Beginn des Planungshorizonts feststehen. Diese nennen wir  $K_t^{fixed} \subset K_t^{known}$ . Für Aufträge, die vom intermodalen Terminal zum Kunden transportiert werden sollen und das Terminal bereits erreicht haben, ist das Freigabedatum verstrichen, und der Kunde kann bedient werden. Diese Gruppe nennen wir  $K_t^{released} \subseteq K_t^{known}$ . Die Aufträge, die noch mit dem Zug am intermodalen Terminal ankommen müssen, nennen wir  $K_t^{future}$ . Das stochastische Freigabedatum für diese Aufträge wird dynamisch aktualisiert, sobald neue Informationen über den Zug verfügbar werden.

Zusammenfassend:  $K = K_t^{served} \cup K_t^{unserved}$ ,  $K_t^{unserved} = K_t^{future} \cup K_t^{known}$  und  $K_t^{known} = K_t^{fixed} \cup K_t^{released}$  zu jedem Zeitpunkt  $t$ .

Wir bezeichnen die Freigabedaten der noch nicht transportierten Aufträge  $k \in K_t^{unserved}$  zum Zeitpunkt  $t$  als  $\tilde{r}_k^t$ . Je nach Auftragsstyp unterscheiden sich die Freigabedaten:

- Wenn  $k \in K_t^{fixed}$ , ist das Freigabedatum der Beginn des Planungshorizonts  $\tilde{r}_k^t = 0$ .
- Wenn  $k \in K_t^{released}$ , ist das Freigabedatum auf den Zeitpunkt festgelegt, an dem der Zug mit dem Auftrag am intermodalen Terminal ankommt  $\tilde{r}_k^t = r_k$ .
- Wenn  $k \in K_t^{future}$ , ist  $\tilde{r}_k^t$  eine Zufallsvariable, die Informationen über das Freigabedatum zum Zeitpunkt  $t$  enthält. Diese Informationen umfassen die prognostizierte Ankunftszeit und die Verteilung des Prognosefehlers zum Zeitpunkt  $t$ . Dementsprechend wird  $\tilde{r}_k^t$  dynamisch aktualisiert, sobald neue Informationen verfügbar werden.

Die Züge, die die Aufträge zum intermodalen Terminal liefern, verkehren unabhängig voneinander. Daher nehmen wir an, dass die Freigabedaten von Aufträgen auf verschiedenen Zügen unabhängig voneinander sind. Ein Zug kann jedoch eine Vielzahl von Aufträgen transportieren, sodass eine Gruppe von Aufträgen das gleiche Freigabedatum  $r_c$  haben kann. Eine solche Gruppe wird als Cluster  $c = \{k \in K \vee \tilde{r}_k^t = r_c\}$  bezeichnet, und  $\mathcal{C}$  ist die Menge der Cluster.

Das ausformulierte Optimierungsproblem bildet die Basis für den in den nächsten Teilen des AP entwickelten Lösungsalgorithmus.

### 1.3.3 Lösungsmethodik

Wir lösen das PDPTW-crd (Pick-up and Delivery Problem with Time Windows and clustered release dates) basierend auf einem simheuristischen Lösungsverfahren. Simheuristics, also die Kombination von Simulation und Heuristik, wurden eingesetzt, um metaheuristische Frameworks zu erweitern, insbesondere in stochastischen Problemstellungen (Grasas et al., 2017; Herrera et al., 2021).

Unser simheuristisches Lösungsverfahren besteht aus zwei Hauptkomponenten: Einer Optimierungskomponente, die zur Suche nach vielversprechenden Lösungen verwendet wird, und einer Simulationskomponente, die diese vielversprechenden Lösungen in einer stochastischen Umgebung bewertet. Zunächst wird in Abschnitt 1.3.3.1 die konstruktive Multi-Start-Optimierungskomponente vorgestellt. Danach beschreiben wir in Abschnitt 1.3.3.2 die Simulationskomponente. Wie die Routen nach ihrem Start modifiziert werden, wird in Abschnitt 1.3.3.3 illustriert. Um der dynamischen Natur des Problems gerecht zu werden, integrieren wir den Offline-Algorithmus in ein Rolling-Horizon-Framework, das das Problem zu verschiedenen Zeitpunkten mit den aktualisierten Informationen neu löst. Zunächst wird in Abschnitt 1.3.3.4 das Rolling-Horizon-Framework vorgestellt, in das das simheuristische Lösungsverfahren eingebettet ist. Anschließend schlagen wir in Abschnitt 1.3.3.5 verschiedene Lösungsstrategien vor.

#### 1.3.3.1 Biased randomised Algorithm

Ein biased randomised Algorithm (BRA) wird verwendet, um das statische und deterministische PDPTW (Pick-up and Delivery Problem with Time Windows) zu lösen (Herrera et al., 2021). Der BRA besteht aus einer schnellen konstruktiven Heuristik, gefolgt von einer Kostenersparnis-Logik (Clarke und Wright, 1964), während die Routen für jedes Fahrzeug aufgebaut werden.

1. Angenommen, es steht eine unbegrenzte Fahrzeugflotte am Depot zur Verfügung. Dann wird eine zulässige Dummy-Route für jeden Auftrag generiert, indem das Depot mit dem Abholort und dem Lieferort des Auftrags verbunden wird, gefolgt von der Rückkehr des

Fahrzeugs zum Depot, also eine Rundfahrt für jeden einzelnen Auftrag. Das Fahrzeug verlässt das Depot zu einer zufälligen Startzeit, um innerhalb des Zeitfensters am Abholort anzukommen.

2. Es wird eine Liste mit Kostenersparnissen erstellt, welche sich durch die Verbindung von Routen ergeben. Diese Liste wird von höheren zu niedrigeren Einsparungen sortiert. Die verbundenen Routen an der Spitze der Liste repräsentieren Routen, die in räumlicher und zeitlicher Hinsicht nahe beieinander liegen. Daher sind diese Routen gute Kandidaten für eine Verbindung. Die Verbindungen am Ende der Liste hingegen repräsentieren Routen, die nicht nahe beieinander liegen; ihre Kombination in einer einzigen Route würde daher nur moderate Einsparungen bringen. Es ist notwendig sicherzustellen, dass nur zulässige Routen und Routenverbindungen generiert werden. Ein Beispiel ist in Abbildung 5 dargestellt, in der zwei Routen verbunden werden.
3. Starten Sie einen iterativen Routenverschmelzungsprozess. In jeder Iteration wird die Verschmelzung an der Spitze der Kostenersparnisliste ausgewählt, und die entsprechenden Routen werden zu einer neuen verschmolzen. Aktualisieren Sie die Kostenersparnisliste. Der Prozess endet, wenn keine weiteren geeigneten Verschmelzungen mehr möglich sind.

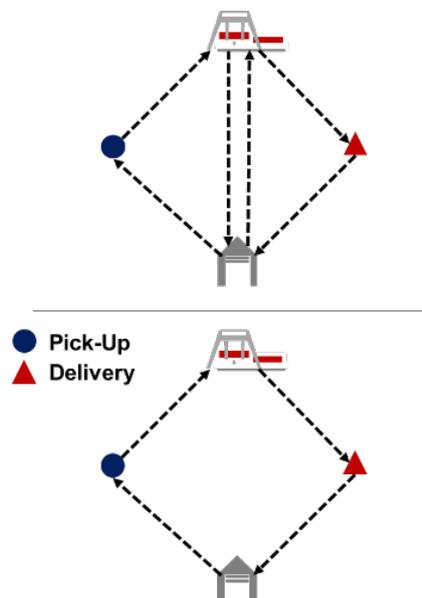


Abbildung 5: Beispiel einer Verbindung von Routen

Dieser Algorithmus ist deterministisch und so genannt „gierig“. Dieses myopische (gierig, kurzsichtig) Verhalten führt jedes Mal, wenn der Algorithmus ausgeführt wird, zur gleichen Lösung. Um diese Einschränkung zu überwinden, wird der Algorithmus (Schritt 3) durch die Einführung von Zufälligkeit im Auswahlprozess der Verbindung ergänzt. Die konstruktive Heuristik wird durch den Einsatz einer schiefen Wahrscheinlichkeitsverteilung in einen biased randomised Algorithm erweitert. Grasas et al. (2017) geben einen Überblick über die Verwendung von schiefen Wahrscheinlichkeitsverteilungen zur Randomisierung von Heuristiken. Sie argumentieren, dass theoretische Verteilungsfunktionen besonders geeignet sind, da sie leicht anzupassen sind und der analytische Ausdruck schnelle Berechnungszeiten ermöglicht.

Wir wählen die geometrische Verteilung, um das biased-randomised Verhalten innerhalb der Heuristik zu induzieren. Da die geometrische Verteilungsfunktion nur einen Parameter  $\beta \in (0,1)$  hat, ist sie besonders geeignet für die einfache Anpassung des Algorithmus. Immer wenn  $\beta$  nahe

bei 1 liegt, nähert sich der Algorithmus dem gierigen Verhalten der myopischen konstruktiven Heuristik. Bei einem  $\beta$  nahe 0 ähnelt die Zufälligkeit der Verschmelzungsauswahl der einer gleichverteilten Wahrscheinlichkeitsverteilung, bei der jede Verbindung mit der gleichen Wahrscheinlichkeit ausgewählt wird, unabhängig von den Einsparungen, die sie bringt. Zwischenwerte können ein vorteilhafteres Verhalten erzeugen, da ein gewisses Maß an Zufälligkeit in die Heuristik eingeführt wird, ohne die Logik hinter dem Konzept der Kosteneinsparung zu opfern. Mit diesem BRA ist es möglich, eine Vielzahl von Lösungen zu erzeugen und die beste gefundene auszuwählen.

### **1.3.3.2 Simulationsframework zur Berücksichtigung der Stochastik**

Der BRA wird dann in ein Simulationsframework integriert, um die Qualität der generierten Lösungen in einem stochastischen Umfeld zu bewerten und das Feedback zur Steuerung des Suchprozesses zu nutzen. Das in Abbildung 3 dargestellte Lösungsverfahren beginnt mit der Generierung einer zulässigen Anfangslösung (initSol) durch die deterministische Version der konstruktiven Heuristik (Herrera et al., 2021). Bisher entsprechen die Kosten dieser Lösung dem Szenario, in dem alle Informationen deterministisch sind. Um mit der stochastischen Natur des Hauptlaufs und den damit verbundenen ETA-Vorhersagen umzugehen, wird eine Monte-Carlo-Simulation (MCS) verwendet, um einen Überblick über das Verhalten der Lösung unter stochastischen Bedingungen zu erhalten (Rabe et al., 2020). Da Simulationsläufe zeitaufwendig sind, eine große Anzahl von Lösungen überprüft wird und das Problem mehrfach gelöst werden muss, werden nur wenige Simulationsläufe durchgeführt, um eine grobe Schätzung zu erhalten (Rabe et al., 2020). Diese Anfangslösung wird dann als die beste Lösung (bestSol) festgelegt, die bisher gefunden wurde.

Ein iteratives Verfahren zielt darauf ab, diese beste Lösung in einer bestimmten Zeit oder Anzahl von Iterationen zu verbessern. Dazu generiert der biased-randomised Algorithm in jeder Iteration eine neue Lösung (newSol). Da im dritten Schritt des Algorithmus schiefe Wahrscheinlichkeitsverteilungen verwendet werden, wird dem Algorithmus ein zufälliges Verhalten hinzugefügt. Jeder Durchlauf führt zu einer neuen Lösung, um die Exploration des Lösungsraums zu diversifizieren und den Algorithmus weniger gierig zu machen. Wenn eine neu gefundene Lösung die aktuelle beste Lösung in Bezug auf die deterministischen Kosten übertrifft, wird eine MCS gestartet, um die Leistung der newSol in einem stochastischen Umfeld zu überprüfen. Sollte die newSol auch in diesem Umfeld die bestSol übertreffen, wird die bestSol aktualisiert. Die Suche nach einer neuen Lösung endet, wenn eine vorgegebene Zeit oder Anzahl von Iterationen erreicht ist.

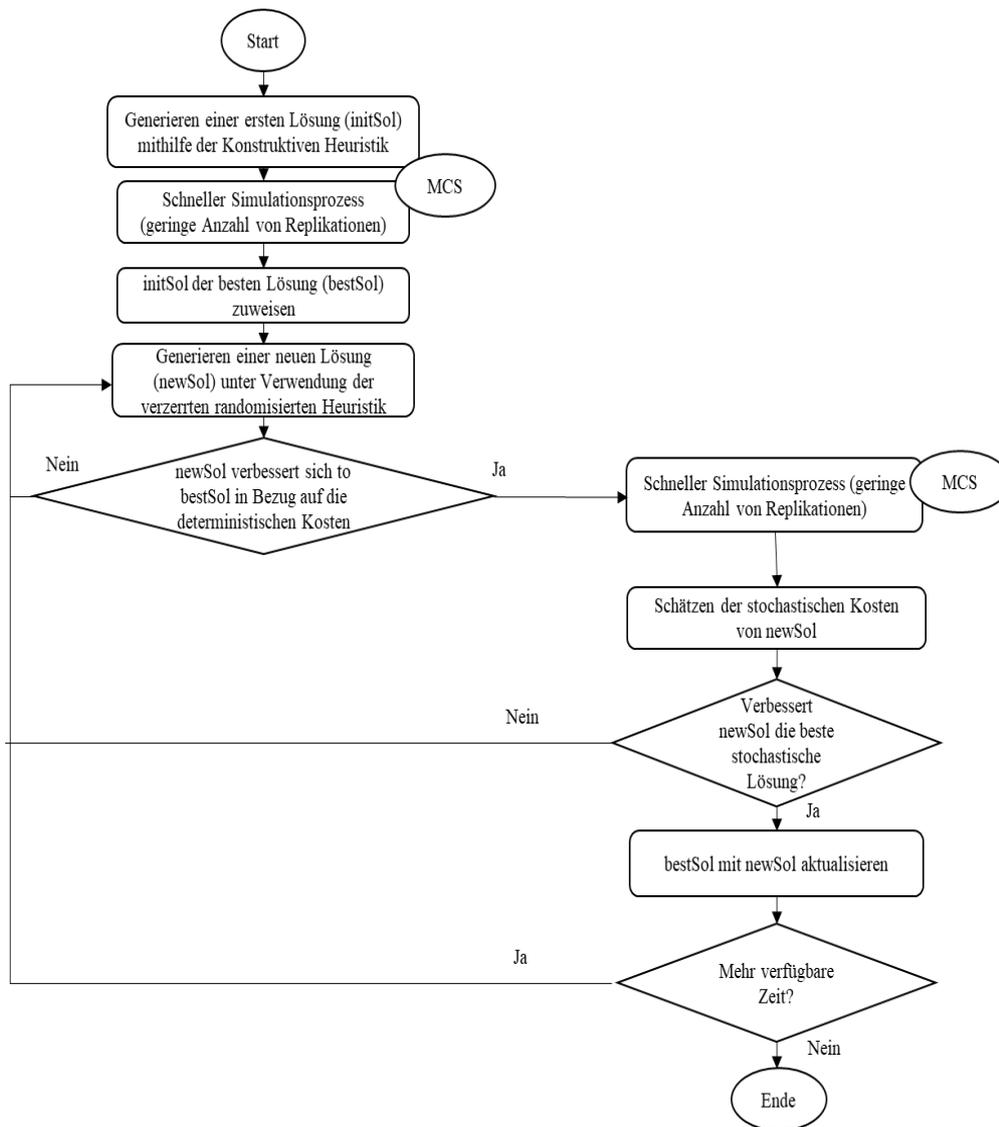


Abbildung 6: Simulationsframework zur Berücksichtigung der Stochastik

### 1.3.3.3 Dynamische Modifizierung der gestarteten Routen

Da die Fahrzeugkapazität auf  $q = 1$  festgelegt ist, was dem typischen Full-Truckload im intermodalen Transport entspricht, gibt es nur eine begrenzte Anzahl möglicher Aktionen, die ein Fahrzeug ausführen kann (siehe auch Abbildung 1). Das Fahrzeug kann entweder:

- einen Auftrag am intermodalen Terminal abholen und zu seinem Zielort liefern oder
- einen Auftrag an seinem Ursprungsort abholen und zum intermodalen Terminal liefern, oder eine Kombination aus beidem durchführen:
- das intermodale Terminal mit einem Auftrag verlassen, ihn zu seinem Zielort bringen, von dort zu einem weiteren Abholort fahren und anschließend den Auftrag zum intermodalen Terminal transportieren.

Eine Fahrzeugroute besteht daher aus einer Abfolge von Aktionen, die auf die den Routen zugewiesenen Aufträgen angewendet werden. Um der dynamischen Natur des Problems gerecht zu werden, ermöglichen wir die Modifikation von Routen, die bereits begonnen haben. Eine Routenänderung ist möglich, sobald der Abhol- und Lieferplan aktualisiert wird. Eine bereits begonnene Route eines Fahrzeugs kann modifiziert werden, während ein bereits gestartetes Teilstück einer Route abgeschlossen werden muss. Mögliche Routenmodifikationen, die wir berücksichtigen, sind:

- Nach der Fahrt zum Abholort könnte das Fahrzeug stattdessen leer weiterfahren, um einen Auftrag an einem anderen Ort abzuholen, wo die Abholung dringender ist, und diesen Auftrag zu transportieren. Diese Modifikation ist vorteilhaft, wenn sich die Ankunft eines angekündigten Zuges am Terminal plötzlich verzögert.
- Einen Auftrag von der Route entfernen und ihn einer anderen Route zuweisen oder eine neue Route starten. Dies ist sinnvoll, wenn sich die Verfügbarkeit eines Auftrags verzögert und die Lieferung aller anderen Aufträge auf der Route dadurch aufgehalten würde.

### 1.3.3.4 Rolling-Horizon-Framework

Um die dynamischen und stochastischen Aspekte des Pick-up-and-Delivery-Problems mit geclusterten Freigabezeiten zu bewältigen, erweitern wir den zuvor eingeführten biased randomised algorithm (BRA) zu einer Simheuristik innerhalb eines Rolling-Horizon-Frameworks. Abbildung 4 zeigt das konzeptionelle Diagramm des Rolling-Horizon-Frameworks.

Wir beginnen am Anfang des Planungshorizonts  $t = 0$  und erzeugen die erste zulässige Lösung mit dem BRA, was im hervorgehobenen Kasten in Abbildung 4 dargestellt ist. Insbesondere wird das PDPTW-crd (Pickup and Delivery Problem with Time Windows and Clustered Release Dates) mit den zu diesem Zeitpunkt verfügbaren Informationen gelöst: die aktuell verfügbaren Informationen über die ETA-Prognosen und die Menge der noch nicht bedienten Aufträge  $K_t^{unserved}$ . Nach der Generierung einer Lösung werden die Fahrzeugrouten aktualisiert. Nachdem der erste Abhol- und Lieferplan erstellt wurde, beginnt ein iteratives Verfahren. Solange noch Zeit vorhanden ist, wartet die Simulation auf ein Update. Ein Update könnte entweder neue bekannte Aufträge oder eine Änderung in den ETA-Prognosen sein. Sobald ein Update bekannt wird und mindestens ein vordefiniertes Zeitintervall  $t_{update}$  seit der letzten Berechnung eines Abhol- und Lieferplans vergangen ist, wird die Menge der noch zu liefernden Aufträge  $K_t^{unserved}$  aktualisiert, und eine neue Lösung wird mit den verfügbaren Informationen berechnet.

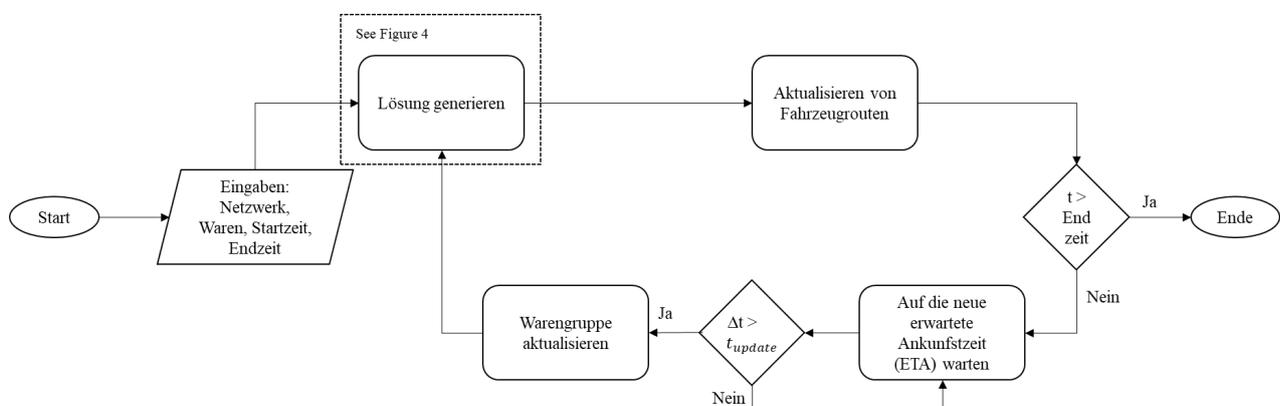


Abbildung 7: Rolling-Horizon-Framework

### 1.3.3.5 Lösungsstrategien

Es werden fünf verschiedene Lösungsstrategien berücksichtigt, um den Einfluss der dynamischen und stochastischen ETA-Prognosen auf den Vor- und Nachlauf im intermodalen Transport zu bewerten:

#### **Perfekte Information:**

Bei dieser Strategie wird angenommen, dass die genauen Ankunftszeiten aller Züge sofort nach deren Erstellung bekannt sind. Die Aufträge werden einmal täglich bekannt, und das Problem wird einmal täglich gelöst, wenn die Aufträge bekannt werden. Mit der perfekten Information über die Zugankünfte können wir eine Best-Case-Lösung erstellen. Dieser Ansatz ermöglicht es uns, die dynamischen Strategien mit der bestmöglichen Lösung zu vergleichen.

#### **Ignorieren:**

Dies ist die einfachste Methode, um ETA-Prognosen zu integrieren und spiegelt wider, was ein Dienstleister ohne ausgeklügelte Entscheidungsunterstützungstools und Informationen tun würde. Es werden keine aktualisierten ETA-Prognosen in den Entscheidungsprozess einbezogen. Stattdessen löst der Dienstleister das Optimierungsproblem einmal zu Beginn des Tages mit den geplanten Ankunftszeiten der Züge und wendet keine dynamischen Strategien an, falls neue Informationen verfügbar werden. Diese Strategie dient als Basislinie, um den Wert der stochastischen und dynamischen Informationen zu bestimmen (Berbeglia et al., 2010).

#### **Blind:**

Diese Strategie spiegelt die Situation wider, in der keine fortschrittlichen IKT-Systeme (Informations- und Kommunikationstechnologie) oder ETA-Prognosen verfügbar sind. Der Spediteur verzichtet darauf, verfeinerte dynamische und stochastische Informationen in die Planung zu integrieren. Stattdessen wartet er, bis der Zug am intermodalen Terminal eintrifft. Sobald er über die Ankunft des Zuges informiert wird, plant er die Verteilung der Aufträge und aktualisiert den Abhol- und Lieferplan.

#### **Reaktiv:**

Bei dieser Strategie wird das PDPTW-crd jedes Mal gelöst, wenn eine ETA-Prognose aktualisiert wird, z.B.  $t_{update} = 0$ , was eine vollständig dynamische Strategie darstellt. Die Lösungen müssen schnell generiert werden, um den Abhol- und Lieferplan in Echtzeit zu aktualisieren.

#### **Batch <sub>$t_{update}$</sub> :**

Da kurzfristige Strategien die Interdependenzen des komplexen Problems nicht berücksichtigen und nur zu einem unzureichenden Abhol- und Lieferplan führen, wird eine weitere Strategie vorgeschlagen. Diese Strategie re-optimiert den gesamten Abhol- und Lieferplan, wenn mindestens eine ETA-Prognose aktualisiert wurde und mindestens ein vordefiniertes Zeitintervall  $t_{update} > 0$  vergangen ist. Mit dieser Strategie können einerseits mehrere Updates der ETA-Prognosen gleichzeitig berücksichtigt werden. Andererseits ermöglicht das Puffern eine längere Laufzeit für das Simheuristik-Lösungsverfahren.

Zum Abschluss des AP wurde das beschriebene prototypische Modell in der Software AnyLogic programmiert. Zum Testen der Anwendbarkeit im Projekt bzw. ausführlichen Validierung folgte ein Modelldurchlauf für die beschriebenen Instanzen.

### 1.4 Arbeitspaket 4 - Validierung und Verifikation des Simulationsmodells

AP 4 sah eine frühzeitige Validierung und Verifikation des Simulationsmodells vor, um insbesondere durch Rückmeldungen der Praktiker die spätere Praxistauglichkeit sicherzustellen. In Tabelle 9 sind die erzielten Arbeitsergebnisse zusammengefasst.

Ziele laut Antrag	Erzielte Arbeitsergebnisse	Forschungsmethode
Validierung und Verifizierung des computerbasierten Simulationsmodells anhand von Testläufen und Workshops	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Verifizierung des Modells durch Testinstanzen</li> <li>• Auswertung der Modellergebnisse für Testinstanzen</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Validierungstechniken für Simulationsmodelle</li> <li>• Expertenworkshop</li> </ul>

Tabelle 9: Erzielte Arbeitsergebnisse des AP 4 im Hinblick auf Antragsziele

Zunächst wurde das Modell hinsichtlich fehlerfreier Ausführung mit einfachen Testinstanzen verifiziert. Die anschließende Validierung erfolgte mit Realdaten für die Relation Verona (Italien) – Köln, da hier ein unmittelbarer Ergebnisvergleich mit der betrieblichen Praxis durch die Mitglieder des PA möglich war. Daher konnte im Gegensatz zu künstlich erzeugten Instanzen ohne Vergleichsmöglichkeiten zur Realität ein deutlich qualifizierteres Feedback erzielt werden.

Für die Modellverifizierung im ersten Teil des AP wurden mittels des Algorithmus zur Instanzengenerierung (Abschnitt 1.3.1) kleine Testinstanzen mit lediglich 10 Aufträgen generiert. Für diese Instanzen wurden verschiedene Verifizierungstechniken (Rabe et al. 2008) angewandt, um die Fehlerfreiheit des Modells sicherzustellen. Zunächst erfolgte ein Test von Teilmodellen (Submodel Testing) in Kombination mit Trace-Analysen (Verfolgen des Verhaltens einzelner Funktionen/Objekte) für alle Module des Modells. Anschließend folgten Grenzwerttests (Extreme Condition Tests) mit verschiedenen „Extremfällen“ für die Testinstanzen (z.B. sehr hohe Wartekosten, in Konsequenz nimmt das Modell eher Verspätungen in Kauf als beim Kunden warten zu müssen).

Nach Sicherstellung der fehlerfreien Modellausführung konnte im nächsten Schritt die Validierung für die Instanzen der Relation Verona (Italien) – Köln durchgeführt werden. Hier wurden zunächst die im AP 2 gewonnenen Realdaten (Transportaufträge, Fahrpläne und Verspätungen KV-Züge) in das Modell eingelesen. Anschließend wurden die beschriebenen Verifizierungstechniken nochmals auf diese Instanzen angewandt, um danach zur Validierung eine Sensitivitätsanalyse in Kombination mit Hypothesentests durchzuführen. Hierbei werden verschiedene Inputparameter ausgehend von den Realdaten variiert und der Modelloutput verglichen und plausibilisiert. Die Modellausführung sowie die so erzielten Ergebnisse wurden abschließend mit Praktikern aus den Unternehmen besprochen, sodass durch die Einbeziehung der Fachexperten die „Validierung im Dialog“ (Face Validity) sowie das „Strukturierte Durchgehen“ (Structured Walkthrough) als weitere Validierungstechniken zum Einsatz kamen.

Nach der Validierung und Verifikation der Ergebnisse wurden im letzten Schritt in Diskussion mit den Praktikern die notwendigen Detaillierungen für das finale Modell festgelegt und umgesetzt. Die notwendigen Detaillierungen können in zwei Kategorien eingeteilt werden: modelltechnische

Verfeinerungen in den einzelnen Modulen bzw. Algorithmen sowie Modellerweiterungen zur Abbildung weiterer Zusammenhänge bzw. Restriktionen aus der betrieblichen Praxis. Bezüglich der Modellerweiterungen wurden mehrere Punkte seitens der Unternehmensvertreter eingebracht, welche hinsichtlich der Realisierbarkeit im finalen Modell bewertet und entsprechend eingearbeitet wurden. Diese wird im nächsten Abschnitt dargestellt.

### **1.5 Arbeitspaket 5 - Durchführung von Simulationsstudien: Versuchsdesign und Szenarioanalyse des Simulationsmodells**

In Tabelle 10 sind die Antragsziele sowie die erreichten Arbeitsergebnisse für das vorletzte AP des Projekts dargestellt. Das finale Modell konnte in der Software AnyLogic 8 realisiert werden. Das finale Modell wurde mit erzeugten Instanzen verifiziert und validiert. Hierbei wurde auch der Ergebnistransfer konzeptioniert, um im PA Anmerkungen und Feedback vor dessen Realisierung in AP 6 einzuholen und somit einen hohen Nutzen für die praktische Anwendung sicherzustellen.

<b>Ziele laut Antrag</b>	<b>Erzielte Arbeitsergebnisse</b>	<b>Forschungsmethode</b>
Design der Experimente (Versuchsplanung)	Versuchsplan Faktorlevel	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Literatur</li> <li>• Expertenworkshop</li> </ul>
Durchführung der Simulationsexperimente	Gelöste Instanzen mit Kosten und Routen	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Ereignisdiskrete Simulation</li> <li>• Java-Programmierung</li> </ul>
Analyse der Simulationsergebnisse anhand statistischer Methoden	Systematische Analyse der Einflussfaktoren auf die Organisation des Vor- und Nachlaufs	Statistischer Methoden

Tabelle 10: Erzielte Arbeitsergebnisse des AP 5 im Hinblick auf Antragsziele

Unter Verwendung unseres simheuristischen Lösungsverfahrens und Echtzeitstrategien analysieren wir den Einfluss dynamischer und stochastischer, gruppierter ETAs auf den Vor- und Nachlauf in der intermodalen Transportkette. In Abschnitt 1.5.1 vergleichen wir die verschiedenen Lösungsstrategien. Zuerst wird der Wert der Reoptimierung verdeutlicht, indem die Ergebnisse der "Ignorieren"-Strategie mit den anderen Strategien verglichen werden. Anschließend bewerten wir die Effizienz der verschiedenen Reoptimierungsstrategien, indem wir sie mit der Lösung der Perfekten Information Strategie vergleichen, bei der alle Informationen über Zugverspätungen im Voraus bekannt sind.

Danach folgt eine Analyse der verschiedenen Kosten und mehrerer wichtiger Leistungsindikatoren (KPIs), wie die Anzahl der Aufträge pro Route und dynamische Änderungen von gestarteten Routen. Wir schließen mit einer detaillierten Analyse der Batch-60-Strategie ab, da diese Strategie in den nachfolgenden Parameter-Variations-Experimenten in Abschnitt 1.5.2 verwendet wird. In dieser Reihe von Experimenten untersuchen wir, welche Maßnahmen ergriffen werden könnten, um die Attraktivität des intermodalen Schienentransports zu erhöhen. Konkret führen wir fünf Experimentreihen durch, in denen wir zentrale Parameter wie Warte- und Verspätungskosten, die Anzahl verfügbarer Fahrzeuge, die Länge der Zeitfenster und verschiedene Qualitätsniveaus der ETA-Prognose bei unterschiedlicher Länge der Zugverspätung variieren.

Die Simulation und das Lösungsverfahren wurden in der AnyLogic University Simulation Software 8.8.6 implementiert. AnyLogic ist eine etablierte Software, die für ihre Anwendung bei der Bewältigung stochastischer und dynamischer Herausforderungen in der Logistik bekannt ist (Juan et al., 2018; Karaaslan et al., 2018).

Die Parameter des biased randomised savings algorithm wurden auf 500 Iterationen gesetzt, und der Parameter für die geometrische Verteilung wurde auf  $\beta=0,75$  festgelegt, da vorläufige Tests mit verschiedenen Parametereinstellungen keine signifikante Verbesserung in Bezug auf niedrigere Zielfunktionswerte bei höheren maximalen Iterationen zeigten. Die Ergebnisse wurden als Durchschnittswerte über alle 120 Instanzen berechnet, und die Kosten werden in Euro angegeben

### 1.5.1 Vergleich der Strategien

Strategie	Kosten	Wert Re-Optimierung	Gap	Fahrtkosten	Wartekosten	Verspätungs- Kosten			
Perfekt	56,661	30.7%	-	31,467	57.4%	580	1.0%	24,613	41.7%
Ignorieren	81,730	-	44.2%	31,376	41.0%	12,893	15.7%	37,459	43.3%
Blind	62,313	23.8%	9.9%	33,242	55.3%	149	0.3%	28,921	44.5%
Reaktiv	58,377	28.6%	3.0%	31,597	56.0%	1,318	2.2%	25,461	41.8%
Batch 30	58,262	28.7%	2.8%	31,473	56.0%	1,421	2.4%	25,367	41.6%
Batch 60	57,964	29.1%	2.3%	31,404	56.0%	1,524	2.6%	25,035	41.4%
Batch 90	58,319	28.6%	2.9%	31,392	55.7%	1,563	2.6%	25,363	41.7%
Schnitt	61,947	28.2%	10.9%	31,707	53.91%	2,778	3.8%	27,460	42.3%

Tabelle 11: Ergebnisse der verschiedenen Lösungsstrategien

Wir beginnen unsere Analyse, indem wir die Wirksamkeit der verschiedenen Reoptimierungsstrategien im Vergleich zum statischen Ansatz (Ignorieren Strategie) untersuchen, auch bekannt als der Wert der Reoptimierung. Reoptimierung beinhaltet das dynamische Lösen des Problems basierend auf aktualisierten Informationen, während der statische Ansatz das Lösen des Problems zu einem anfänglichen Zeitpunkt, wenn die Aufträge jeden Tag bekannt werden, ohne weitere Anpassungen bedeutet. In unserem Fall entspricht dies dem Vergleich der verschiedenen Lösungsstrategien mit der Ignorieren-Strategie. Der Vergleich zeigt eine erhebliche Verbesserung der Lösungsqualität über alle Reoptimierungsstrategien hinweg. Insbesondere die Ergebnisse in der dritten Spalte von Tabelle 11 verdeutlichen, dass die Reoptimierung eine durchschnittliche Verbesserung der Lösungsqualität von 28,2% bietet. Darüber hinaus zeigen dynamische Strategien, einschließlich Blind, Reaktiv und Batch, signifikante Kostensenkungen, die mit der Raffinesse der Strategie zunehmen. Dies unterstreicht weiter den Wert der Integration dynamischer ETA-Prognosen in die Planung und Durchführung des intermodalen Transports.

Aufbauend auf den Erkenntnissen aus unserer Bewertung des Werts der Reoptimierung richten wir unsere Aufmerksamkeit auf eine detaillierte Analyse der verschiedenen Lösungsstrategien. In diesem Bestreben konzentrieren wir uns auf den durchschnittlichen prozentualen Abstand jeder Strategie im Vergleich zur Lösung, die durch die perfekte Strategie mit allen im Voraus bekannten

Informationen über Zugverspätungen ermittelt wurde (Spalte vier in Tabelle 11). Die Blind-Strategie schneidet dabei vernünftig ab und reduziert insbesondere die Wartekosten. Trotz ihrer Einfachheit unterstreicht Blind als relativ konservative Strategie das Potenzial von selbst marginalen dynamischen Informationen zur Optimierung von intermodalen Transportoperationen. Obwohl die Reaktiv-Strategie eine gute Leistung zeigt, wird die Lösungsqualität aufgrund der kürzeren Berechnungszeit und begrenzter Informationen etwas beeinträchtigt. Diese Einschränkung begrenzt die Komplexität der erreichbaren Lösungen. Ihre praktische Anwendbarkeit wird auch aufgrund von Herausforderungen bei der Übermittlung aktualisierter Informationen an die Fahrer in Frage gestellt. Das Set der Batch-Strategien erweist sich als der vielversprechendste Ansatz, der ein ausgewogenes Verhältnis zwischen der Nutzung von Echtzeitinformationen und der Reoptimierung findet. Durch die Nutzung aktualisierter Daten bei gleichzeitiger Minimierung der Anzahl von Reoptimierungen erreicht Batch 60 bemerkenswerte Verbesserungen in Bezug auf die Lösungsqualität und Kosteneffizienz.

Eine genauere Untersuchung der verschiedenen Kosten in der Zielfunktion bietet wertvolle Einblicke in die wirtschaftlichen Auswirkungen der verschiedenen Strategien. Die Kosten für gefahrene Kilometer sind über alle Strategien hinweg ähnlich und machen im Durchschnitt 54% der Gesamtkosten aus. Die Blind-Strategie weicht hiervon mit leicht höheren KM-Kosten ab. Dies liegt daran, dass Aufträge erst nach der Ankunft des Zuges zugewiesen werden, weshalb mehr Routen gefahren werden müssen. Wartekosten machen im Durchschnitt 3,8% der Gesamtkosten aus und variieren zwischen den verschiedenen Strategien. Insbesondere die Strategien Blind und Perfect haben von Natur aus minimale Wartekosten. Im Gegensatz dazu verursachen Strategien wie Batch und Reactive relativ hohe Wartekosten, hauptsächlich aufgrund einer risikoscheuen Planung, die sich aus der Bewertung durch die Monte-Carlo-Simulation (MCS) ergibt. Verspätungskosten machen einen erheblichen Anteil der Gesamtkosten aus. Sie sind insbesondere bei der Blind-Strategie ausgeprägt, da die konservative Zuweisungsstrategie zusätzlich zu den Zugverspätungen berücksichtigt wird. Im Gegensatz dazu zeigen Strategien wie Batch 60 die Fähigkeit, Verspätungskosten effektiv zu mindern, was ihre Wirksamkeit im Umgang mit zeitkritischen Transportoperationen hervorhebt.

Zusätzlich zu den kostenbezogenen Metriken werden verschiedene KPIs betrachtet, um eine umfassende Bewertung der unterschiedlichen Strategien zu ermöglichen.

Strategie	Anzahl Reoptimierungen	Routen	Aufträge per Route	Dyn. Mod.
Perfect	14.0	110.5	1.8	2.9
Ignore	14.0	107.4	1.9	4.6
Blind	56.9	133.8	1.5	0.3
Reactive	1,133.1	111.2	1.8	2.3
Batch 30	653.9	108.9	1.9	1.7
Batch 60	327.2	107.1	1.9	1.9
Batch 90	218.2	107.0	1.9	1.8
Avg	345.3	112.3	1.81	2.2

Tabelle 12: KPIs der unterschiedlichen Strategien

Die Häufigkeit der Reoptimierungen variiert erheblich zwischen den Strategien und liegt im Durchschnitt bei 345 Reoptimierungen. Besonders auffällig ist die Reactive-Strategie, die mit 1.133,1 die höchste Anzahl an Reoptimierungen durchführt, während die Strategien Ignore und Perfect nur einmal täglich reoptimieren, wenn die Aufträge bekannt werden, was zu insgesamt 14 Reoptimierungen führt. Die Blind-Strategie optimiert jedes Mal, wenn ein Zug ankommt oder neue Aufträge bekannt werden, was zu einer moderaten Reoptimierungsrate von 56,9 führt. Strategien, die Batch-Verarbeitung anwenden, zeigen eine kontinuierliche Reduzierung der Reoptimierungen, wobei Batch 90 mit 218,2 die niedrigste Häufigkeit aufweist.

Im Durchschnitt sind 112,3 Routen erforderlich, um alle Aufträge zu liefern. Allerdings weicht die Blind-Strategie von diesem Durchschnitt ab, da mehr Routen geplant werden müssen, wenn die Aufträge erst bei der Ankunft des Zuges zugewiesen werden. Die Anzahl der Aufträge pro Route steht in engem Zusammenhang mit der Bemühung, Leertouren zu minimieren, indem Transporte zu und von Terminals kombiniert werden.

Dynamische Routenmodifikationen sind bei allen Strategien relativ selten und liegen im Durchschnitt bei 2,2 Modifikationen. Dies ist darauf zurückzuführen, dass die Pläne vor dem Start der Route angepasst werden können. Die Ignore-Strategie fällt jedoch mit einer höheren Anzahl an Modifikationen auf, was ihre Bemühungen widerspiegelt, die unzureichende Verfügbarkeit von Informationen zu kompensieren. Die hohe Frequenz an Modifikationen, die in der Perfect-Strategie beobachtet wird, kann auf die Verfügbarkeit umfassender Informationen über Zugankünfte zurückgeführt werden, während die Aufträge erst zu Beginn eines jeden Tages bekannt werden. Diese Kombination erfordert Routenanpassungen, um neue Aufträge neben dem vollständigen Wissen über die Ankunft von Zügen, die am Vortag gestartet wurden, unterzubringen.

In den folgenden Abschnitten der Arbeit werden wir die Batch 60-Strategie für weitere Analysen verwenden. Diese Entscheidung basiert darauf, dass Batch 60 gute Ergebnisse mit einer geringen Anzahl zeitaufwändiger Reoptimierungen liefert und gut mit realen betrieblichen Strategien übereinstimmt. Im Anschluss daran werden wir uns eingehender mit der Untersuchung der Auswirkungen der verschiedenen Instanzparameter unter der Batch 60-Strategie befassen.

Instanz Größe	Degree of Dynamism	Cluster Größe	Kosten	Fahrtkosten		Wartekosten		Verspätungs-Kosten	
Klein	25%	Klein	32,146	21,609	67.8%	559	1.7%	9,977	30.5%
		Groß	31,504	21,530	69.2%	487	1.5%	9,486	29.3%
	50%	Klein	39,424	21,657	55.1%	1,161	2.9%	16,605	42.1%
		Groß	38,926	21,799	56.5%	1,088	2.8%	16,037	40.7%
	75%	Klein	44,497	21,324	48.3%	1,504	3.4%	21,667	48.3%
		Groß	44,824	21,482	48.0%	1,476	3.3%	21,865	48.7%
	Avg		38,554	21,568	57.5%	1,046	2.6%	15,940	39.9%
Groß	25%	Klein	66,400	41,890	64.1%	1,039	1.6%	23,470	34.4%
		Groß	68,023	42,340	63.1%	1,116	1.7%	24,567	35.2%

50%	Klein	74,943	40,917	54.7%	2,140	2.9%	31,886	42.4%
	Groß	78,258	41,522	53.3%	1,991	2.5%	34,744	44.2%
75%	Klein	85,742	40,280	47.2%	2,806	3.3%	42,655	49.5%
	Groß	90,882	40,503	44.8%	2,920	3.2%	47,458	52.0%
Avg		77,375	41,242	54.5%	2,002	2.5%	34,131	43.0%
Avg		57,964	31,404	56.0%	1,524	2.6%	25,035	41.4%

Tabelle 13: Detaillierte Ergebnisse der Batch60 Strategie

Tabelle 13 ist nach den Instanzparametern strukturiert und folgt der logischen Struktur, in der die Instanzen generiert werden. Sie bietet einen umfassenden Überblick über die Auswirkungen unterschiedlicher Aufträge pro Tag, des Dynamikgrads und der Clustergröße.

Es wird deutlich, dass größere Instanzen höhere Kosten verursachen als kleinere. Darüber hinaus zeigen sowohl kleine als auch große Instanzen einen bemerkenswerten Kostenanstieg, wenn der Anteil der auf der Schiene transportierten Aufträge (hoher Dynamikgrad) zunimmt. Konkret führt dies zu einem proportionalen Anstieg der Gesamtkosten um 40,3% für kleine Instanzen und 31,4% für große Instanzen. Bemerkenswerterweise bleiben die Kosten für die gefahrenen Kilometer relativ konstant, während die Wartezeiten fast auf das Dreifache ansteigen und die Verzögerungskosten sich verdoppeln, wenn der Dynamikgrad zunimmt. Folglich sinkt der Anteil der Kilometerkosten an den Gesamtkosten entsprechend.

Der Einfluss der Clustergröße ist weniger eindeutig, insbesondere bei kleinen Instanzen mit 25% und 50% Dynamik. In diesen Fällen führen kleine Cluster zu einem leichten Kostenanstieg im Vergleich zu größeren Clustern (2,0% bzw. 1,3%), insbesondere bei den Verzögerungskosten. Allerdings reduzieren kleine Cluster bei kleinen Instanzen mit 75% Dynamik die Kosten um 0,7%. Im Gegensatz dazu ist der Einfluss der Clustergröße bei großen Instanzen deutlicher. Größere Cluster führen zu einem erheblichen Anstieg der Gesamtkosten um durchschnittlich 4,3%. Während die Kosten für gefahrene Kilometer leicht steigen können, erfahren die Verzögerungskosten einen signifikanten Anstieg (durchschnittlich 8,3%), insbesondere bei Instanzen mit hohem Dynamikgrad. Diese Tendenz kann auf die durch die gleichzeitige Ankunft zahlreicher Aufträge verursachte Überlastung zurückgeführt werden, die Herausforderungen bei deren Verteilung mit sich bringt. In der Realität stellt dies eine besondere Herausforderung für kleinere Straßentransportunternehmen mit begrenzter Fahrzeugkapazität dar, die nicht schnell erweitert werden kann.

### 1.5.1 Sensitivitätsanalyse

In unseren fünf Sensitivitätsanalysen bzw. Parameter-Variations-Experimenten untersuchen wir, wie der intermodale Schienentransport attraktiver gestaltet werden kann, um eine signifikante Verlagerung von Aufträgen von der Straße auf die Schiene zu erreichen. Unsere Instanzgenerierungsprozedur und die zugrunde liegenden Daten ermöglichen es uns, Schlussfolgerungen zu ziehen, die repräsentativ für eine reale Umgebung sind, da die Fallstudie drei stark frequentierte intermodale Straßen-Schienen-Verbindungen in Mitteleuropa analysiert. Die Ergebnisse bieten nicht nur betriebswirtschaftliche Einblicke für intermodale Akteure, sondern

können auch als Schätzung für die Politik dienen, wenn es um die Bewertung des Potenzials für diese Modalverschiebung geht.

Unsere Analysen führen wir durch, indem wir Verspätungskosten, Wartekosten, die Anzahl verfügbarer Fahrzeuge, die Länge der Zeitfenster und die Schwere der Zugverspätungen in Kombination mit unterschiedlichen Qualitätsniveaus der ETA-Prognosen modifizieren. Eine detaillierte Beschreibung der variierenden Parameter und Stufen ist in Tabelle 9 dargestellt. Die unterschiedlichen Qualitätsniveaus der ETA-Prognosen und die variierende Schwere der Zugverspätungen werden in Kombination betrachtet, um die gegenseitigen Abhängigkeiten zu bewerten. Die anderen Parameteränderungen werden unabhängig voneinander betrachtet, um den Rechenaufwand zu reduzieren und die Analyse übersichtlich zu gestalten. Wir verwenden das gleiche Instanzgenerierungsverfahren und die gleichen Charakteristika, die in 1.3.1 beschrieben sind.

Experiment	Parameter	Level	Stufen
1	Zug Verspätung (Mittelwert und Varianz)	9	Niedrig, Mittel, Hoch
	Genauigkeit der ETA		Niedrig, Mittel, Hoch
2	Wartekosten	5	0.5 €/min, 1 €/min, 1.5 €/min, 2 €/min, 2.5 €/min
3	Verspätungskosten	5	0.5 €/min, 1 €/min, 1.5 €/min, 2 €/min, 2.5 €/min
4	Anzahl Fahrzeuge	5	3/5, 4/6, 5/7, 6/8, no limit
5	Länge Zeitfenster	6	0.75, 1.0, 1.25, 1.5, 1.75, 2.0

Tabelle 14: Experimentenplan

### Zug Verspätung und Genauigkeit der ETA Prognose

Zug Verspätung	ETA Acc.	Kosten	Fahrt Kosten	Warte Kosten	Verspätung-Kosten	Routes	Dyn. Mod.	Com. Wait	Com. Late			
High (Avg 465 min)	Low	94,031	32,776	37.6%	2,495	2.6%	58,759	59.8%	115.1	6.8	31.1	94.9
	Med	93,000	32,671	37.9%	2,072	2.1%	58,256	60.0%	112.5	2.8	29.1	94.0
	High	92,216	32,652	38.2%	1,616	1.7%	57,947	60.2%	112.3	1.3	24.7	94.1
	Avg	93,082	32,699	37.9%	2,061	2.1%	58,321	60.0%	113.3	3.6	28.3	94.3
Med (Avg 235 min)	Low	62,246	32,475	54.7%	2,241	3.5%	27,529	41.9%	112.6	5.6	33.2	85.2
	Med	60,276	32,309	55.8%	1,543	2.5%	26,423	41.7%	109.1	1.9	31.9	84.3
	High	59,414	32,269	56.5%	1,102	1.8%	26,041	41.8%	108.7	0.6	27.2	84.3
	Avg	60,645	32,351	55.6%	1,629	2.6%	26,664	41.8%	110.1	2.7	30.8	84.6
Low (Avg 84 min)	Low	47,683	31,895	69.1%	1,912	3.9%	13,875	27.0%	111.3	3.3	29.7	70.9
	Med	46,153	31,793	70.8%	1,114	2.5%	13,245	26.7%	108.7	1.3	28.0	69.2
	High	45,443	31,692	71.6%	921	2.1%	12,829	26.4%	107.7	0.6	25.3	68.9
	Avg	46,427	31,793	70.5%	1,316	2.8%	13,317	26.7%	109.3	1.7	27.6	69.6

Tabelle 15: Ergebnisse von variierten Verspätungen und Genauigkeit der ETA Prognose

In diesem Abschnitt untersuchen wir die Auswirkungen der Zugpünktlichkeit und der Qualität der ETA-Prognosen, da wir vermuten, dass diese beiden Parameter stark miteinander verbunden sind.

Die Pünktlichkeit der Züge wird durch Anpassung der zugrunde liegenden Dreiecksverteilung variiert, indem die Durchschnittsgeschwindigkeit und die Spanne zwischen minimaler und maximaler Geschwindigkeit geändert werden, um unterschiedliches Fahrverhalten mit verschiedenen Pünktlichkeitsgraden zu simulieren. Die Qualität der ETA-Prognose wird durch Variation des Fehlerterms  $\sigma b$  modelliert, der die Prognosegenauigkeit widerspiegelt, wobei  $b \in \{0, 1, 2\}$ .

Die durchschnittliche Verspätung der beobachteten Züge beträgt in der unpünktlichsten Kategorie 465 Minuten, in der mäßig pünktlichen Kategorie 235 Minuten und in der pünktlichsten Kategorie 84 Minuten. Dies spiegelt sich in den Gesamtkosten wider, die bei unpünktlichen Zügen 93.082€, bei mäßig pünktlichen Zügen 60.645€ und bei pünktlichen Zügen 46.427€ betragen (siehe Tabelle 15). Die Analyse zeigt eine klare Korrelation zwischen der Pünktlichkeit der Züge und den Gesamtkosten: Unpünktliche Züge verursachen höhere Kosten. Während die Kosten für gefahrene Kilometer relativ konstant bleiben, sinken sie mit zunehmender Pünktlichkeit der Züge um 2,8%. Dies deutet darauf hin, dass mehr Touren erforderlich sind, um verspätete Züge auszugleichen, was sich in der erhöhten Anzahl benötigter Routen von 109,3 auf 113,3 zeigt. Zudem reduzieren sich die Wartekosten erheblich um 36,1%, wenn die Züge pünktlicher werden. Ihr Anteil an den Gesamtkosten steigt jedoch, was auf eine höhere relative Auswirkung auf die Gesamtausgaben hinweist. Verspätungskosten erfahren die bedeutendste Veränderung und sinken um etwa 77,2%, wobei sich ihr Anteil an den Gesamtkosten entsprechend verschiebt. Mit zunehmender Pünktlichkeit der Züge nimmt die Anzahl der dynamischen Routenanpassungen aufgrund der erhöhten Planbarkeit ab, was zu weniger häufigen Anpassungen führt.

Generell reduzieren ETA-Prognosen die Gesamtkosten deutlich, wie im Vergleich der verschiedenen Strategien in Abschnitt 1.5.1 zu sehen ist. Vergleicht man die Blind-Strategie, bei der die Touren nur geplant und ausgeführt werden, wenn die Züge im Terminal eintreffen, mit der Batch-60-Strategie, bei der Touren alle 60 Minuten auf Basis von ETA-Prognosen geplant werden und Touren vor Ankunft der Züge starten können, zeigt sich eine Kostensenkung von 7,0%. Diese Senkung kann als der allgemeine Nutzwert von ETA-Prognosen beschrieben werden.

Nun fokussieren wir uns auf die Auswirkungen unterschiedlicher Genauigkeitsgrade der ETA-Prognosen, die wir bei den einzelnen Verspätungsstufen der Züge untersuchen. Unabhängig von der Pünktlichkeit der Züge führen genaue ETA-Prognosen immer zu erheblichen Verbesserungen im Vergleich zu ungenauen Prognosen, mit durchschnittlichen Kosteneinsparungen von 2.295€. Auf allen Verspätungsstufen führen genauere ETA-Prognosen nicht nur zu leichten Einsparungen bei den Kilometerkosten, sondern auch zu erheblichen Reduzierungen bei den Warte- und Verzögerungskosten. Besonders auffällig ist die relative Einsparung von 45,9% bei den Wartekosten, begleitet von einer Reduzierung der Anzahl der Aufträge, die Wartekosten verursachen, um 17,8%. Bei stark verspäteten Zügen erreicht die Reduktion sogar 20,6%. Umgekehrt bleibt die Anzahl der Aufträge, die Verzögerungskosten verursachen, relativ stabil. Insgesamt ermöglichen genaue ETA-Prognosen eine Reduzierung der Anzahl der Routen, die zur Lieferung der Aufträge auf allen Pünktlichkeitsstufen der Züge erforderlich sind, um durchschnittlich 3,4 gesparte Routen. Diese Reduktion wird durch die erhöhte Planbarkeit erleichtert, wie durch den Rückgang der notwendigen Anpassungen bei gestarteten Routen um 84,4% belegt wird.

Betrachtet man die verschiedenen Verspätungsstufen genauer, stellt man fest, dass die relativen Kosteneinsparungen variieren. Wenn Züge pünktlich sind, führen qualitativ hochwertige ETA-Prognosen zu einer Einsparung von 4,7%. Bei stark verspäteten Zügen sind die absoluten Einsparungen zwar genauso hoch, aber die relativen Einsparungen betragen nur 1,9%. Dies interpretieren wir als Hinweis darauf, dass ETA-Prognosen zwar helfen können, die Tourenplanung im Vor- und Nachlauf zu verbessern, der Handlungsspielraum des Transportunternehmens, sie effektiv zu nutzen, jedoch begrenzt ist. Die größten Kostenblöcke des Vor- und Nachlauf sind entweder relativ fix (Kosten für gefahrene Kilometer) oder nicht beeinflussbar (Verzögerungskosten durch verspätete Züge). Allerdings kann der Transportunternehmer ETA-Prognosen nutzen, um die anfallenden Wartekosten zu reduzieren. Von den durchschnittlichen Einsparungen (2.295€), die durch genauere ETA-Prognosen erzielt werden, entfallen 43,7% (1.003€) auf Einsparungen bei den Wartekosten. Dementsprechend werden wir die Auswirkungen der Wartekosten im nächsten Abschnitt genauer analysieren.

## Wartekosten

Warte Kosten	Kosten	Fahrt Kosten		Warte Kosten		Verspätungs- Kosten		Routes	Dyn. Mod.	Com. Late	Com. Wait	Share of Wait Com.	Avg Wait
2.5	61,031	32,587	55.5%	1,279	2.0%	27,164	42.4%	113.9	3.2	85.5	17.8	8.7%	28.8
2.0	60,692	32,539	55.7%	1,284	2.1%	26,868	42.2%	113.1	2.7	84.5	20.8	10.2%	32.0
1.5	60,472	32,434	55.8%	1,415	2.3%	26,623	42.0%	111.2	2.6	84.8	25.2	12.4%	36.9
1.0	60,276	32,309	55.8%	1,543	2.5%	26,423	41.7%	109.1	1.9	84.3	31.9	15.7%	48.6
0.5	60,076	32,086	55.7%	1,594	2.6%	26,396	41.7%	105.8	1.5	84.2	42.9	21.2%	74.3
Avg	60,379	32,342	55.8%	1,459	2.4%	26,577	41.9%	109.8	2.0	84.5	30.2	14.9%	48.0

Tabelle 16: Variation der Wartekosten

Wenn die Wartekosten zwischen 2,5€/min und 0,5€/min variieren, sinken die Gesamtkosten nur geringfügig um 1,6%, was angesichts des geringen Anteils der Wartekosten von 2,4% an den Gesamtkosten (Tabelle 16) nicht überraschend ist.

Der Trend bei den Wartekosten ist jedoch interessant. Trotz der Senkung der Kosten pro Warteminute steigen die gesamten Wartekosten von 1.279€ auf 1.594€. Gleichzeitig gibt es leichte Rückgänge bei den Verspätungskosten und den Kosten für gefahrene Kilometer. Ein genauerer Blick auf die anderen KPIs zeigt, dass die Wartekosten zwar einen minimalen Einfluss auf die Gesamtkosten haben, aber die Lösungsstruktur stark beeinflussen. Ein Indikator dafür ist die Anzahl der gefahrenen Routen, die von 113,9 auf 105,8 sinkt, wenn die Wartekosten sinken. Die Lösung wird weniger reaktiv, was sich in einer geringeren Anzahl von dynamischen Routenänderungen zeigt. Diese Annahme wird durch die Verdoppelung der Anzahl der wartenden Güter gestützt, was auf eine robustere Planung hinweist. Die durchschnittliche Wartezeit für diese Güter steigt sogar noch deutlicher an.

Die daraus gewonnenen Erkenntnisse zeigen, dass Spediteure trotz des geringen Anteils der Wartekosten an den Gesamtkosten sensibel auf diese reagieren, wahrscheinlich weil sie über die direkten Wartekosten hinausgehende Auswirkungen haben. Insbesondere beinhalten sie die Opportunitätskosten für Touren, die während der Leerlaufzeiten hätten durchgeführt werden

können, ein Faktor, der in unserem Modell nicht explizit berücksichtigt wird. Zudem hebt unsere Analyse hervor, dass Spediteure aktiv die Wartekosten managen können, im Gegensatz zu den anderen Kostenblöcken, was für die operative Effizienz entscheidend ist. Dies wird durch die Auswirkungen der ETA-Prognosen auf die Wartekosten, wie im ersten Experiment zu sehen, weiter untermauert.

## Verspätungskosten

Verspätungs Kosten	Kosten	Fahrt Kosten		Warte Kosten		Verspätungs- Kosten		Routes	Com. Late	Share of Late Com.	Avg Delay	Com. Wait	Share of Wait Com.	Avg Wait
2.5	74,871	32,541	46.2%	2,159	2.8%	40,170	50.9%	109.7	83.9	40.3%	186.0	36.8	18.2%	58.8
2.0	66,651	32,421	51.2%	1,818	2.7%	32,413	46.1%	109.4	84.8	40.7%	186.0	34.1	16.9%	53.8
1.5	57,470	32,182	58.0%	1,414	2.4%	23,873	39.6%	108.5	84.5	40.7%	184.0	30.5	15.0%	46.1
1.0	48,944	31,894	66.7%	944	1.9%	16,106	31.4%	107.9	85.7	41.4%	183.1	24.8	12.2%	38.3
0.5	40,154	31,044	78.2%	541	1.3%	8,568	20.5%	105.2	89.8	43.7%	185.7	17.4	8.5%	31.8
Avg	57,618	32,017	60.1%	1,375	2.2%	24,226	37.7%	108.1	85.7	41.4%	184.9	28.7	14.2%	45.7

Tabelle 17: Ergebnisse für variierende Verspätungskosten

Bei variierenden Kosten pro Verspätungsminute zeigt sich ein stark dynamisches Verhalten, das verschiedene Aspekte beeinflusst (Tabelle 17). Die Gesamtkosten sinken fast linear mit abnehmenden Verspätungskosten. Dieser Trend wird hauptsächlich durch die erhebliche Auswirkung der Verspätungskosten bestimmt, die durchschnittlich 37,7% der Gesamtkosten ausmachen. Je mehr die Kosten pro Verspätungsminute sinken, desto näher kommen die Gesamtkosten für Verspätungen der Nullgrenze (Abbildung 8).

Besonders interessant sind die Auswirkungen auf die Kosten für gefahrene Kilometer und Wartezeiten. Diese beiden Kostenblöcke sinken parallel zu den Verspätungskosten. Mit abnehmenden Verspätungskosten werden die Spediteure flexibler in der Tourenplanung und nutzen diese Flexibilität aktiv. In einem hypothetischen Szenario, in dem Verspätungen keine Strafen nach sich ziehen (was unrealistisch ist, da selbst ohne finanzielle Folgen ein Reputationsschaden drohen könnte), könnten Spediteure die Touren optimieren, ohne Rücksicht auf Verspätungen zu nehmen. Die reduzierten Kosten für Verspätungen und die gesteigerte Flexibilität führen zu einem Rückgang der Routenanzahl von 109,7 auf 105,2 und einem Anstieg der verspäteten Güter von 83,9 auf 89,8. Im Einklang mit den Beobachtungen der ersten beiden Experimente nutzen die Spediteure diesen Spielraum, um die anfallenden Wartekosten zu beeinflussen. Mit abnehmenden Verspätungskosten sinkt auch der Anteil der Güter, die warten müssen, sowie die durchschnittliche Wartezeit.

Die daraus gewonnenen Erkenntnisse zeigen, dass Flexibilität oder Toleranz gegenüber Verspätungen im Vor- und Nachlauf dazu beiträgt, die Abläufe für die Spediteure kostengünstig und effizient zu gestalten. Ohne Anreize für Pünktlichkeit könnten Spediteure diese Flexibilität jedoch ausnutzen. Daher sollten Spediteure bei der Aushandlung der Bedingungen für Transportaufträge darauf achten, die Strafen oder Kosten im Zusammenhang mit Verspätungen zu minimieren.

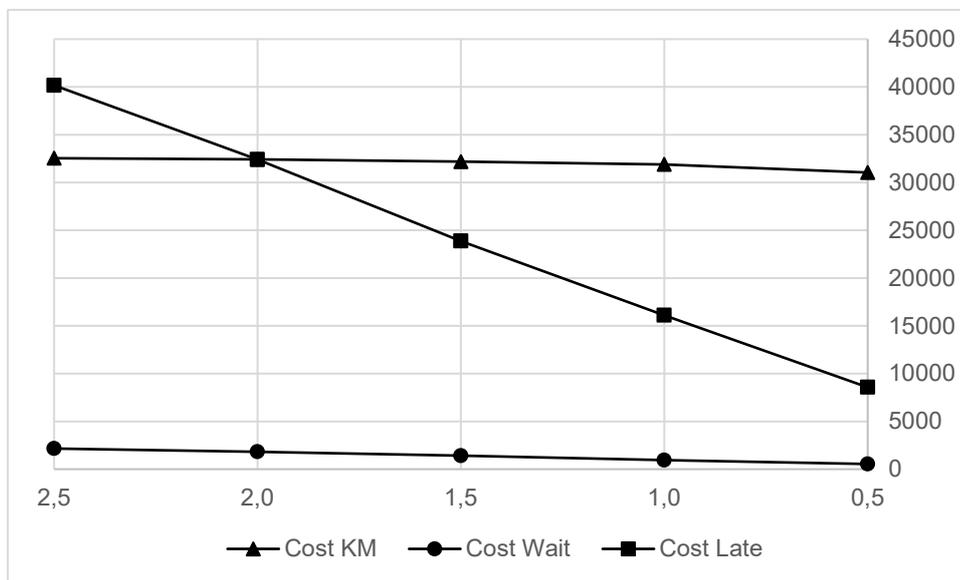


Abbildung 8: Trends in den individuellen Kostentypen

### Anzahl Trucks

LKW	Kosten	Fahrt Kosten		Wartekosten		Verspätungskosten		Routes	Com. Late	Share of Late Com.	Avg Delay	Com. Wait	Share of Wait Com.	Avg Wait
3/5	88,796	32,444	38.7%	1,286	1.5%	55,065	59.8%	117.5	137.3	66.6%	234.6	24.9	12.3%	52.5
4/6	67,497	32,398	50.6%	1,443	2.2%	33,655	47.3%	112.3	102.2	48.8%	192.8	29.5	14.6%	49.7
5/7	60,276	32,309	55.8%	1,543	2.5%	26,423	41.7%	109.1	84.3	40.5%	185.0	31.9	15.7%	48.6
6/8	58,271	32,298	57.4%	1,605	2.7%	24,366	39.9%	107.9	77.4	37.5%	185.9	32.9	16.2%	49.1
No Limit	57,305	32,255	58.0%	1,595	2.7%	23,454	39.3%	107.2	73.5	36.0%	188.5	33.9	16.6%	46.9
Avg	66,429	32,341	52.1%	1,495	2.3%	32,592	45.6%	110.8	95.0	45.9%	197.3	30.6	15.1%	49.4

Tabelle 18: Ergebnisse für variierende Anzahl an Trucks

Durch die Erhöhung der Fahrzeuganzahl sinken die Gesamtkosten, jedoch nicht linear (Tabelle 18). Es gibt einen deutlichen Kostensprung, wenn die Fahrzeuganzahl von 3/5 auf 4/6 erhöht wird, was auf eine Mindestanzahl von Fahrzeugen hinweist, die für eine effiziente Durchführung des Vor- und Nachlaufs erforderlich ist. Ab 6/8 Fahrzeugen gibt es keinen signifikanten weiteren Rückgang der Kosten (Abbildung 8).

Die Kosten für gefahrene Kilometer bleiben konstant, da die zu fahrende Strecke gleichbleibt, aber auf mehr Fahrzeuge verteilt wird. Im Gegensatz dazu sinkt die Anzahl der gefahrenen Routen erheblich von 117,5 auf 107,2. Durch die erhöhte Fahrzeuganzahl verringert sich der Druck, viele kurze Strecken zu fahren, und es können mehr Aufträge auf einer Route transportiert werden. Überraschenderweise steigen die Wartekosten leicht an. Dies deutet darauf hin, dass mit mehr Fahrzeugen eine risikoscheuere oder widerstandsfähigere Planung möglich ist, die dazu führen kann, dass die Fahrzeuge einige Minuten früher ankommen. Dies spiegelt sich auch in der Anzahl der Aufträge wider, die warten müssen, welche von 24,9 auf 33,9 steigt, obwohl die durchschnittliche Wartezeit sinkt. Die Verspätungskosten sinken ebenfalls, aber es gibt eine Grenze. Wenn die Züge verspätet sind, kann auch durch zusätzliche Fahrzeuge keine vollständige Kompensation erfolgen.

Aus Managementsicht stehen besonders kleine Transportunternehmen bei Verspätungen im Hauptlauf vor großen Herausforderungen. Wenige Fahrzeuge fördern einen stark reaktiven Ansatz und behindern eine widerstandsfähige Planung. Doch auch große Transportunternehmen mit einer großen Flotte (oder Einkaufsmöglichkeiten auf dem Spotmarkt) stehen vor Herausforderungen, da nicht alle Verspätungen im Hauptlauf ausgeglichen werden können. Trotzdem ermöglicht eine größere Flotte eine widerstandsfähigere Planung, was insgesamt zu einer Kostenreduzierung führt, auch wenn die Wartekosten steigen.

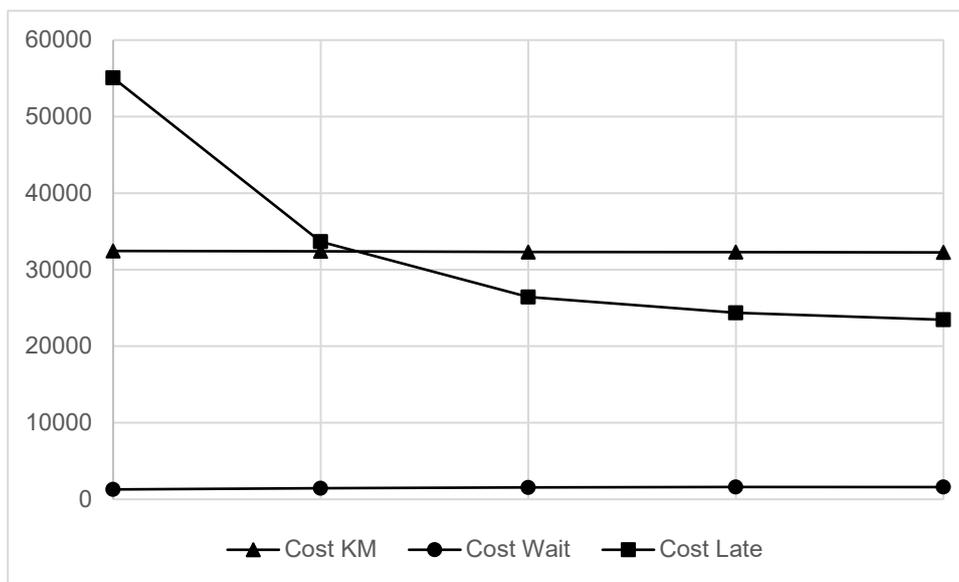


Abbildung 9: Trends in den einzelnen Kostentypen

### Zeitfensterlänge

ZF Länge	Kosten	Fahrt Kosten	Warte Kosten	Verspätungs Kosten	Routes	Com. Late	Share of Late Com.	Avg Delay	Com. Wait	Share of Wait Com.	Avg Wait			
0.75	66,342	32,544	51.4%	1,670	2.5%	32,127	46.1%	114.2	95.5	45.9%	198.0	35.1	17.4%	46.7
1	60,276	32,309	55.8%	1,543	2.5%	26,423	41.7%	109.1	84.3	40.5%	185.0	31.9	15.7%	48.6
1.25	55,015	32,042	60.3%	1,439	2.6%	21,533	37.2%	105.0	74.2	35.7%	170.9	28.5	14.0%	51.8

1.5	50,705	31,838	64.7%	1,298	2.5%	17,568	32.8%	102.5	66.3	31.8%	156.2	25.9	12.8%	50.5
1.75	46,984	31,644	68.9%	1,137	2.4%	14,202	28.7%	100.3	57.8	27.8%	145.0	22.3	10.9%	52.0
2	43,941	31,471	73.1%	1,020	2.3%	11,449	24.7%	98.4	49.6	23.7%	137.1	19.5	9.5%	52.4
Avg	53,877	31,975	62.3%	1,351	2.5%	20,550	35.2%	104.9	71.3	34.2%	165.3	27.2	13.4%	50.3

Tabelle 19: Ergebnisse für variierende Zeitfensterlänge

Wir variieren die Länge der Zeitfenster, indem wir die ursprünglichen Zeitfenster skalieren. Längere Zeitfenster helfen, alle Kosten zu senken, wobei die Verspätungskosten am meisten profitieren und um zwei Drittel sinken (Tabelle 19, Abbildung 10). Auch die Wartekosten sinken um ein Drittel. Längere Zeitfenster ermöglichen effizientere Touren, was zu einer Reduzierung der benötigten Routen von 114,2 auf 98,4 führt. Ebenso verringert sich die Anzahl der Güter, die Verspätungen oder Wartezeiten erleben, obwohl die durchschnittliche Wartezeit leicht steigt. Aus Managementsicht erleichtern längere Zeitfenster die Flexibilität und senken die Kosten im Vor- und Nachlauf.

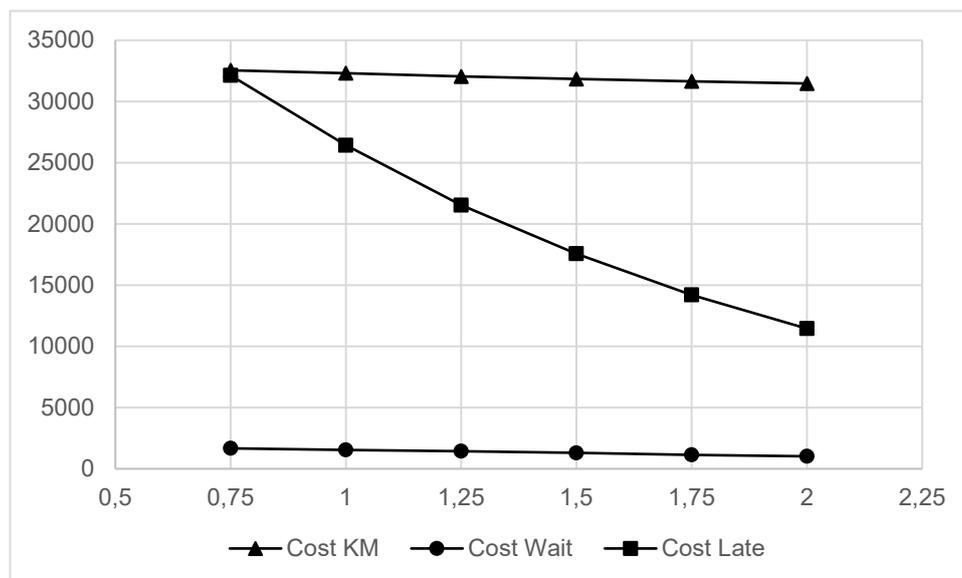


Abbildung 10: Trends in den einzelnen Kostentypen

Die dargestellten Ergebnisse der Sensitivitätsanalysen wurden abschließend dem PA vorgestellt und durch diesen validiert.

## 1.6 Arbeitspaket 6 - Ergebnistransfer: Aufbereitung des Simulationsmodells zur branchenweiten Nutzung

Das letzte Arbeitspaket diente dem Ergebnistransfer. Hier wurde zur Erreichung des Antragsziels der branchenweiten Nutzung des Simulationsmodells (siehe Tabelle 20) das finale Modell in die AnyLogic Cloud hochgeladen. Zur Verbreitung der Projektergebnisse und zur Bewerbung des Modells in der Wirtschaft wurde dies in einem weiteren Treffen mit dem PA nach Projektabschluss vorgestellt.

Ziele laut Antrag	Erzielte Arbeitsergebnisse	Forschungsmethode
Aufbereitung des Simulationsmodells zur branchenweiten Nutzung	Upload des finalen Modells in der AnyLogic Cloud	Java-Programmierung
Verbreitung der Projektergebnisse in die Praxis	Siehe Kapitel 5	-
Ableitung von Handlungsempfehlungen für KMU-Spediteure, Terminalbetreiber und KV-Operateure	Publikation	

Tabelle 20: Erzielte Arbeitsergebnisse des AP 6 im Hinblick auf Antragsziele

Nachfolgend wird ein kurzer Überblick zum Modellupload in der AnyLogic Cloud gegeben. Das Modell ist unter dem Projektnamen „Dyn. ETA Prognosen im KV“ auffindbar und wurde zudem mit entsprechenden Schlagworten zum Anwendungsfeld versehen, sodass es in den zugehörigen Suchkategorien prominent platziert ist. Da die gesamte Cloud in englischer Sprache konzipiert ist und um auch einem internationalen Nutzerkreis die Modellnutzung zu ermöglichen, wurde der Modelltransfer ebenfalls in Englisch gestaltet. Ein einleitender Text erklärt die Modellfunktionalität und beschreibt die einzelnen Inputparameter, sodass beliebigen Nutzern auch ohne Vorkenntnisse des Projekts eine Anwendung ermöglicht wird. In Abbildung 11 ist ein Ausschnitt der GUI zur Konfiguration der Inputparameter dargestellt, welche dem Anwender im nächsten Schritt vor Start des eigentlichen Modelldurchlaufs präsentiert wird. Durch Eingabefelder sind die jeweiligen Zahlenwerte und Kategorien nutzerfreundlich und schnell spezifizierbar. Zudem sind zulässige Wertebereiche der Zahlenparameter hinterlegt, sodass auch bei geringen Vorkenntnissen seitens des Anwenders schnell eine realitätsnahe Konfiguration erfolgen kann. Eine hinterlegte Standardkonfiguration bei Modellaufruf ermöglicht darüber hinaus einen unmittelbaren Modellstart ohne weitere manuelle Parametereinstellung. Dadurch kann der Nutzer die Modellfunktionalität unmittelbar testen und die Einstiegshürde weiter gesenkt werden.

v
Inputs

Kosten pro Kilometer	<input style="width: 60px;" type="text" value="1.5"/>
Genauigkeit ETA	<input style="width: 60px;" type="text" value="0.5"/>
Verspätung im Hauptl...	<input style="width: 60px;" type="text" value="1"/>
Zeitfensterlänge	<input style="width: 60px;" type="text" value="1"/>
Wartekosten	<input style="width: 60px;" type="text" value="2"/>
Verspätungskosten	<input style="width: 60px;" type="text" value="2"/>

Abbildung 11: Ausschnitt aus der GUI zur Konfiguration der Inputparameter des Modelltransfers

Die Zeit für den Modelldurchlauf beträgt je nach Parameterkonfiguration der Instanzen bis zu einer Minute. Die SimHeuristik zur Lösung des Optimierungsproblems wurde so justiert, dass diese Zeitspanne auch bei großen Instanzen nicht überschritten wird, da für den Anwender ein schneller Output im Vergleich zu einer ggf. höheren Lösungsgüte im Vordergrund stehen sollte.

In Abbildung 12 ist ein Ausschnitt aus der anschließenden Output-Visualisierung, welche unmittelbar nach Abschluss des Modelldurchlaufs erscheint, dargestellt. Neben den Gesamtkosten sind weitere Auswertungsstatistiken dargestellt. Zielstellung ist hierbei, die Charakteristika der verschiedenen Kostenarten gegenüberzustellen.

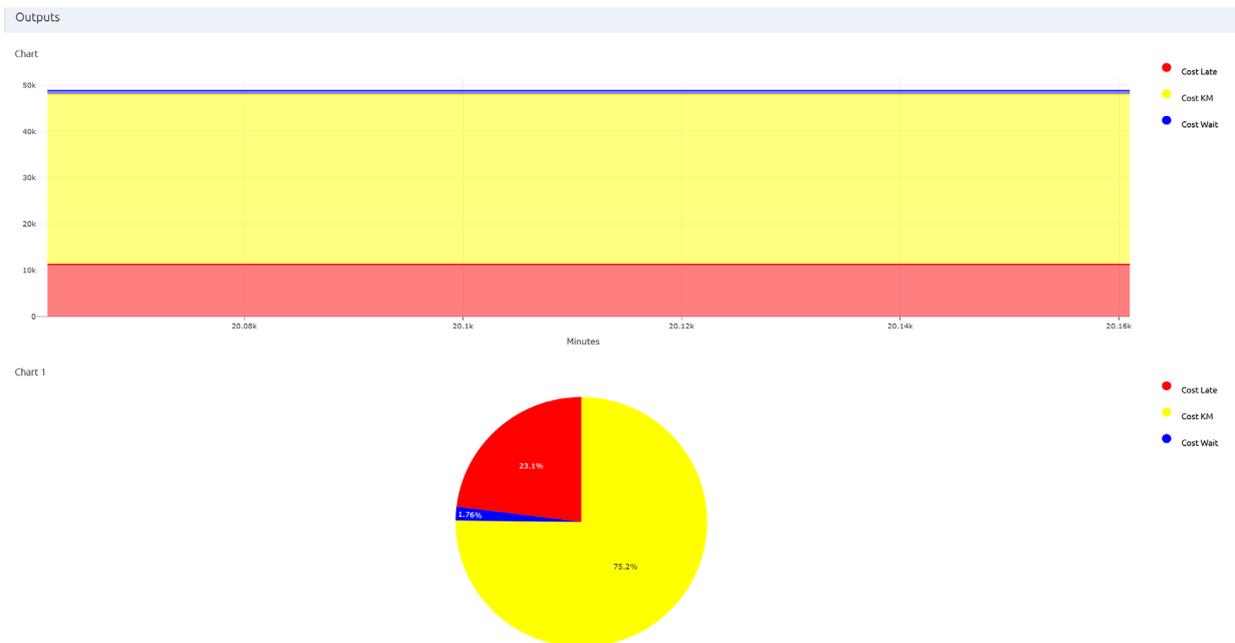


Abbildung 12: Ausschnitt aus der Outputvisualisierung des Modelltransfers

Zusammenfassend wurde durch den Modellupload im AP 6 somit das zentrale Antragsziel, die Erstellung und Veröffentlichung eines relationsbasierten Entscheidungsunterstützungsmodells zur Organisation des Vor- und Nachlaufs im KV unter dem Einfluss von dynamischen Eta-Prognosen, welches branchenweit genutzt werden kann, erreicht.

## **2. Verwendung der Zuwendung**

Durch eine kostenneutrale Verlängerung erstreckte sich der Bewilligungszeitraum des Projekts über insgesamt 33 Monate (Januar 2021 – September 2023). Das Projekt wurde durch die Forschungsstelle „Fachgebiet Unternehmensführung und Logistik“ der TU Darmstadt bearbeitet. Entsprechend des Bewilligungsbescheides wurden im Einzelansatz A (Ausgaben für Personenmonate des wissenschaftlich-technischen Personals) Personalausgaben für eine wissenschaftliche Mitarbeiterstelle mit 24 Personalmonaten sowie für studentische Hilfskräfte der Forschungsstelle verbucht. Die Projektbearbeitung erfolgte durch vier wissenschaftliche Mitarbeiter (M.Sc. Johannes Rentschler, insgesamt 21 Personalmonate, M.Sc. Michael Gleser, insgesamt ein Personalmonat, M. Sc. Raphael Hackober, insgesamt, ein Personalmonat, M.Sc. Julia Wenzel, insgesamt ein Personalmonat). Bei der Projektarbeit unterstützen abschnittsweise über verschiedene Zeiträume insgesamt vier studentische Hilfskräfte (Sabrina Merzenich 4 Monate, Thomas Härtel 4 Monate, Imran Hussains 3 Monate, Christopher Ellis 3 Monate). Die wissenschaftlichen Mitarbeiter führten die konzeptionellen und inhaltlichen Projektarbeiten durch, während die studentischen Hilfskräfte bei Modellverifizierung, Ergebnisauswertungen, Aufbereitung von Ergebnissen für den PA sowie weiterer Vorbereitung der Ausschusstermine unterstützen. Ausgaben für Gerätebeschaffung (Einzelansatz B) sowie für Leistungen Dritter (Einzelansatz C) wurden nicht beantragt/bewilligt und wurden im Projekt daher auch nicht vorgenommen.

### **3. Erläuterung der Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit**

Durch den Upload eines nutzbaren Modells zur Analyse der Organisation des Vor- und Nachlaufs im KV für eine branchenweite Nutzung zum Projektende wurde das zentrale Antragsziel erreicht. Hierbei wurden alle Arbeitsschritte im Projekt konsequent an diesen finalen Modelltransfer ausgerichtet und entsprechend der im Antrag definierten Arbeitsziele der einzelnen AP durchgeführt.

Die erzielten Ergebnisse wurden jeweils im Abschnitt 1 zu Beginn der Beschreibungen der AP den angestrebten Zielen in Tabellenform gegenübergestellt. AP 1 diente insbesondere der Identifikation der in der Praxis relevanten Fragestellungen, welche mittels Literaturrecherche und Expertenworkshop ermittelt wurden und zweckgerichtet in Bezug auf die Berücksichtigung im zu entwickelnden Modell bewertet werden konnten. Der Arbeitsumfang des AP wird mit zwei Monaten Bearbeitungsdauer als angemessen bewertet. Die Arbeiten waren zudem notwendig, um eine zielgerichtete Modellentwicklung von Projektbeginn an sicherzustellen und somit nachträgliche Mehrarbeiten oder geringen Praxisnutzen des Modells zu vermeiden. Im AP 2 konnte durch die durchgeführten Experteninterviews bei den einzelnen Akteuren im KV ein vertiefter Praxiseinblick zu Transport- und Planungsprozessen gewonnen werden. Dies diente im Wesentlichen der Konzeptionierung des Inputmoduls des Modells, sodass alle für die Planung des Vor- und Nachlaufs relevanten Parameter erfasst wurden und gleichzeitig noch eine nutzerfreundliche, möglichst einfach handhabbare Parameterkonfiguration bei der späteren Modellnutzung möglich ist. Auch durch diese Arbeiten wurde folglich die spätere Nutzungsmöglichkeit des Modells für die Praxis sichergestellt.

Durch die Entwicklung des Simulationsmodells im AP 3 konnten frühzeitig die einzelnen Module in Programmcode überführt werden, sodass im nachfolgenden AP 4 eine ausführliche Verifizierung und Validierung möglich war. Insbesondere konnten somit bereits frühzeitig erste Ergebnisse für ausgewählte Relationen erzielt und dadurch die Plausibilität der Modellergebnisse bzw. der praktische Nutzen durch Praktiker bewertet werden. Die konzeptionellen Arbeiten im AP 3 (Formulierung eines dynamisches und stochastisches Pick-up and Delivery Problem mit Zeitfenstern (PDPTW) und geclusterte ETA-Prognosen, Monte Carlo Simulation, Biased Zufallsalgorithmus, Lösungsstrategie mit rollierendem Horizont) stellten eine effiziente Modellstruktur in der Form sicher, dass die Organisation des Vor- und Nachlaufs durch ein auf die speziellen Rahmenbedingungen des KV zugeschnittenen Optimierungsproblems mit möglichst geringer Rechenzeitanforderung bestmöglich unterstützt wird. Der Aufwand der Formulierung eines neuartigen Optimierungsproblems inklusive Neukonzeption entsprechender Lösungsheuristiken wird daher als essentieller Beitrag zum Anwendungsnutzen des Modells betrachtet. Auch die ausführliche Verifizierung und Validierung in einem eigenen AP wird als angemessen und notwendig bewertet, um die Modellergebnisse zu plausibilisieren und eine fehlerfreie Modelllogik für beliebige Inputparameterkonfigurationen bzw. Modellinstanzen sicherzustellen.

Im AP 5 wurden mit dem Modell Simulationsstudien durchgeführt. Hierzu wurde zuerst das Design der Experimente anhand eines Versuchsplans durchgeführt. Dadurch konnte eine Systematische Analyse der Einflussfaktoren auf die Organisation des Vor- und Nachlaufs gewährleistet werden. Nachdem zuerst die verschiedenen Strategien miteinander verglichen wurden, erfolgt eine Sensitivitätsanalyse der einzelnen Parameter. Für den anschließenden

Praxistransfer im AP 6 konnte mit der AnyLogic-Cloud eine existierende Plattform mit kostenfreiem und einfachem Zugang für beliebige Modellnutzer über das Internet genutzt werden. Durch die Berücksichtigung und Konzeption des Modells zur branchenweiten Nutzung von Beginn des Projekts an konnte die tatsächliche Realisierung dieses Modelltransfers zu Projektende sichergestellt werden. Die Vorstellung der Projektergebnisse zum Projektabschluss diente der öffentlichkeitswirksamen Bekanntmachung des Modells sowie dessen Anwendungsmöglichkeiten in der Branche und war somit ein wichtiger Baustein im Praxistransfer der Ergebnisse.

Insgesamt konnte durch die durchgeführten Arbeiten zielgerichtet das angestrebte Modell Analyse der Organisation des Vor- und Nachlaufs im KV erstellt werden, dessen konkreter Nutzen für die Praxis im nachfolgenden Abschnitt ausführlich bewertet wird.

#### **4. Darstellung des wissenschaftlich-technischen und wirtschaftlichen Nutzens der erzielten Ergebnisse**

Durch die Veröffentlichung des Modells zur branchenweiten Nutzung in der AnyLogic-Cloud konnte der im Antrag angestrebte wirtschaftliche Nutzen besonders für Kleine und mittlere Unternehmen (KMU) erreicht werden. Hauptadressat des Modells sind KMU-Spediteure, welche den Großteil des deutschen Speditionsmarkts ausmachen (Scheuermann 2023). Diese verfügen im Gegensatz zu Großspeditionen oftmals nicht über die Kapazitäten und Expertise, eigene Entscheidungsunterstützungsmodelle zu entwickeln und anzuwenden. Die bereitgestellte Modellfunktionalität ermöglicht KMU-Speditionen den Zugang zu einem entsprechenden Planungssystem. Diese profitieren hierbei besonders durch den Abbau möglicher Eintrittsbarrieren in den KV. Viele KMU-Spediteure setzen aufgrund von Vorbehalten hinsichtlich der Zuverlässigkeit des KVs nach wie vor ausschließlich auf den Straßenverkehr (Elbert und Seikowsky 2017). Dadurch wird ihre Wettbewerbsposition in einem durch geringe Margen (im Bereich 2-5 %, DVZ 2023) geprägten Wettbewerbsumfeld tendenziell geschwächt, da besonders bei langen Transportdistanzen und/oder bei alpenquerenden Verkehren der KV kostengünstiger als der Straßenverkehr sein kann (UIRR 2019). Durch das entwickelte Modell können KMU-Speditionen vorab eine Menge repräsentativer Transportaufträge für drei Relationen mit entsprechendem Vor- und Nachlauf analysieren. Dadurch kann die Vorfestlegung auf den Straßenverkehr durchbrochen bzw. reduziert und ein rationaler Entscheidungsprozess zur Verkehrsträgerwahl auf Basis der Kriterien Transport-, Wart- und Verspätungskosten und Pünktlichkeit unterstützt werden. Dies erleichtert KMU-Speditionen den Einstieg in den Verkehrsträger KV, welche auf bestimmten Relationen ihre Wettbewerbsposition verbessern kann.

Als damit verbundener weiterer wirtschaftlicher Nutzen wird die Verkehrsverlagerung auf den umweltfreundlichen Verkehrsträger KV unterstützt. Für eine umfassende Verlagerung von Transporten auf die Schiene, welche die deutsche Bundesregierung aktuell anstrebt (BMDV 2023), ist der KV-Markt als das am stärksten wachsende Marktsegment im Schienengüterverkehr (SGKV 2022) ein wichtiger Baustein. Durch die mittelständische Struktur des Speditionsmarkts kann diese Verkehrsverlagerung aber nur gelingen, wenn auch KMU-Speditionen ihre KV-Nutzung deutlich ausweiten. Durch das bereitgestellte Modell und den Abbau von Eintrittsbarrieren in den KV unterstützen die Projektergebnisse daher auch das volkswirtschaftlich angestrebte Ziel der Stärkung des Schienengüterverkehrs.

Der innovative Beitrag der Projektergebnisse liegt in der Einführung eines kombinierten Optimierungs- und Simulationsmodells zur Analyse des Einflusses von dynamischen ETA-Prognosen im Vor- und Nachlauf des KVs, welches stochastische und dynamische Transportzeiten und deren Kommunikation im Hauptlauf ebenso integriert wie die Tourenplanung im Straßenverkehr bzw. KV-Vor-/Nachlauf. Durch die kombinierte Betrachtung von Transportkosten und Verspätungen bzw. Wartezeiten kann die Entscheidungsunterstützung deutlich verbessert werden, da alle Parameter von hoher Relevanz für die Organisation des Vor- und Nachlaufs sind (vgl. Abschnitt 1.1). Dieser Aspekt wird durch die Integration der Tourenplanung weiter gestärkt, da nur dadurch eine exakte Abschätzung möglicher Verspätungen bei Zustellung/Abholung der Ladeeinheiten bestimmt werden kann, welche die entscheidende Verspätungsgröße innerhalb der Transportkette darstellt und entsprechende Strafkosten nach sich ziehen kann.

In der Forschung existieren zwar ausgewählte Optimierungsmodelle zur Analyse von (Archetti et al. 2020, Klapp et al. 2018, Györgyi & Kis 2019). Diese fokussieren sich jedoch auf den Urban Pakettransport oder Personentransporte im Ride-Sharing Kontext. Weiterhin werden die dynamischen ETA-Prognosen nur vereinfacht abgebildet und als grundlegendes Optimierungsproblem, wird nur das deutlich simplere Traveling-Salesman-Problem herangezogen. Daher stellt eine passgenaue Modellierung und Analyse des Vor- und Nachlaufs im KV ein Novum dar. In der Praxis existieren zahlreiche kommerzielle Softwareprodukte, welche die Tourenplanung für den Straßenverkehr ermöglichen bzw. unterstützen. Diese umfassen aber wiederum nicht den Verkehrsträger Schiene und somit das Transportnetz im KV in seiner Gesamtheit. Hier könnte folglich nur der Vor-/Nachlauf separiert geplant werden, aber keine Entscheidungsunterstützung zur Integration von dynamischen ETA-Prognosen unter Analyse der gesamten Transportkette erfolgen.

Zusammenfassend kann durch das entwickelte Modell insbesondere die Verkehrsträgerwahl für KMU-Spediteure unterstützt und somit deren Wettbewerbsposition gestärkt werden, wodurch auch die Verkehrsverlagerung auf die Schiene als volkswirtschaftlich angestrebte Zielstellung gefördert wird. Die Neuartigkeit des entwickelten Ansatzes liegt in der Berücksichtigung von Verspätungen und deren dynamischen Kommunikation in einem Optimierungsmodell zur Tourenplanung im Vor- und Nachlauf des KV, welches dadurch exaktere Verspätungsevaluationen und somit eine verbesserte Entscheidungsunterstützung ermöglicht.

## 5. Ergebnistransfer in die Wirtschaft

Während und nach Abschluss des Projektes erfolgte eine Vielzahl von Transfermaßnahmen, welche in den nachfolgenden beiden Abschnitten in Bezug auf den im Antrag dargestellten Plan zum Ergebnistransfer beschrieben werden.

### 5.1 Maßnahmen während der Projektlaufzeit

In Tabelle 21 sind alle Transfermaßnahmen während der Projektlaufzeit dargestellt.

Maßnahme	Ziel	Ort/ Rahmen	Zeitraum	Durchführung
<b>A: Veranstaltungen mit PA</b>	Aufnahme von Dateninput für das Modell, Modellvalidierung	A1: Workshops A2: Experteninterviews	M1-M33	A1: <ul style="list-style-type: none"> <li>PA 1: 16.07.2021</li> <li>PA 2: 30.08.2021 – Branchenweite Veranstaltung „Forum Kombierter Verkehr“</li> </ul> A2: <ul style="list-style-type: none"> <li>Experteninterview Deutsche Umschlag-gesellschaft Schiene-Straße mbH, 09.12.2021</li> <li>Experteninterview HOYER Group (Spedition), 21.12.2021</li> <li>Experteninterview Kombiverkehr GmbH &amp; Co KG, 23.12.2021</li> <li>Experteninterviews und Datenaustausch mit Kombiverkehr &amp; Hoyer im April 2022</li> </ul>
<b>B: Bekanntmachung des Projektes über Vereinigungen/ Verbände</b>	Bekanntmachung von Projektinhalt und -ergebnissen besonders bei KMU	B1: DSLV B2: VDV B3: IHK Frankfurt a. M. B4: IHK Offenbach B5: Allianz pro Schiene B6: shift2030 B7: SGKV	M13-M33	<ul style="list-style-type: none"> <li>B1-B7: Teilnahme von Verbandsmitgliedern in den PA</li> </ul>
<b>C: Publikationen in praxisnahen Fachzeitschriften</b>	Bekanntmachung von Projektinhalt und -ergebnissen besonders bei KMU	C1: BVL C2: FG Unternehmensführung u. Logistik	M12-M33	<ul style="list-style-type: none"> <li>C1: Vorstellung des Projekts im BVL-Blog am 28.02.2023</li> <li>C2: Vorstellung des Projekts im Forschungsbericht des Fachgebiets Unternehmensführung und Logistik</li> </ul>
<b>D: Konferenzteilnahme</b>	Diskussion mit Wissenschaft	D1: TU Delft D2: European Logistics Association D3: Forum Kombierter Verkehr D4: World Conference on Transportation Research (WCTR)	M12-M33	<ul style="list-style-type: none"> <li>D1: Präsentation des Projekts im Rahmen des TU Delft Freight and Logistics Lab Seminars, 05.10.2021</li> <li>D2: Präsentation des Projekts im Rahmen des 25th ELA Doctorate Workshop 2021, LUT University, Lappeenranta, Finnland, 15.10.2021</li> </ul>

				<ul style="list-style-type: none"> <li>• D3: Präsentation des Projekts im Rahmen des 2. Forum Kombiniertes Verkehr im House of Logistics and Mobility (HOLM), Frankfurt, 30.08.2021</li> <li>• D4: Vorstellung auf der World Conference on Transport Research 18.07.2023, Montreal, Kanada</li> </ul>
--	--	--	--	---

Tabelle 21: Ergebnistransfer während der Projektlaufzeit

In der Kategorie A (Veranstaltungen mit dem PA) wurden insgesamt zwei PA während des Projekts durchgeführt, ergänzt um vier Experteninterviews bei unterschiedlichen Akteuren im KV zur Datenaufnahme für das Modell. Aufgrund sich schwierig gestaltender Terminfindungsprozesse mit den Ausschussmitgliedern und der Corona Pandemie wurden weniger PAs als beantragt durchgeführt. Zur Kompensation wurde der zweite PA zu einer branchenweiten Veranstaltung „Forum Kombiniertes Verkehr“ im House of Logistics and Mobility (HOLM) in Frankfurt/Main mit ca. 70 Teilnehmern erweitert. Dadurch konnte das Projekt einer breiten Öffentlichkeit präsentiert werden. Alle Termine des PA bezogen auch immer die Mitglieder der relevanten Verbände (SGKV, DSLV, VDV, BVL) mit ein, sodass der Projektstand verbandsintern weitergegeben werden konnte (Kategorie B). Publikation in praxisnahen Fachzeitschriften (Kategorie C) wurden im Blog der BVL und dem Forschungsbericht des Fachgebiets Unternehmensführung und Logistik realisiert. Ausgewählte Projektergebnisse wurden zudem auf drei internationalen wissenschaftlichen Konferenzen vorgestellt (Kategorie D). Zusammenfassend konnten alle im Antrag geplanten Transfermaßnahmen (bzw. äquivalente Maßnahmen) während der Projektlaufzeit durchgeführt werden.

## 5.2 Maßnahmen nach Projektabschluss

Tabelle 22 zeigt die Fortschreibung der durchgeführten bzw. geplanten Transfermaßnahmen nach Projektabschluss. Zentrale Maßnahme war die Veröffentlichung des Modells auf Webportalen (Kategorie E), welche unmittelbar zu Projektende in der Cloud des Softwareanbieters AnyLogic erfolgt ist. Die Bekanntmachung der Projektergebnisse in den Branchenverbänden (Kategorie F) konnte durch Teilnahme der Verbandsmitglieder beim „Forum Kombiniertes Verkehr“ als zentrale Informationsveranstaltung und dem Projektabschluss ermöglicht werden. Bezüglich der Publikation in Fachzeitschriften (Kategorie G) wurden zwei praxisnahe Beiträge im BVL-Blog und dem Forschungsbericht des Fachgebiets Unternehmensführung und Logistik durchgeführt. Darüber hinaus ist eine wissenschaftliche Veröffentlichung in einem internationalen Journal (Transportation Research Part A) bereits eingereicht und unter Begutachtung. Auch diese Maßnahme wird als realisierbar angesehen, da die Projektergebnisse eine relevante Forschungslücke (dynamische und stochastische Optimierung des Vor- und Nachlaufs im KV) adressieren. Bezogen auf die Vorstellung der Ergebnisse auf Fachtagungen/Messen (Kategorie H) wurde ein weiteres Treffen mit dem PA am 14.11.2023 durchgeführt, in dem die Ergebnisse vorgestellt wurden. Weiterhin ist eine entsprechende Transfermaßnahme im März 2025 mit einer Präsentation auf dem erneut stattfindenden „Forum Kombiniertes Verkehr“ in Frankfurt/Main geplant. Zusammenfassend wurden alle geplanten Transfermaßnahmen nach Projektabschluss bereits durchgeführt bis auf die anvisierten Veröffentlichungen in Fachzeitschriften und das „Forum Kombiniertes Verkehr“. Diese geplanten Maßnahmen werden als realisierbar eingestuft.

Maßnahme	Ziel	Ort/ Rahmen	Zeitraum	Durchführung
<b>E: Veröffentlichung der Ergebnisse auf Webportal</b>	Freier Zugang zu Ergebnissen, breite Verteilung an potenzielle Anwender	Separater Webauftritt sowie Internetseite der Forschungsstelle	M33	<ul style="list-style-type: none"> <li>Durchgeführt: Upload des Modells in die öffentlich und kostenfrei zugängliche Cloud des Software-anbieters AnyLogic (<a href="https://cloud.anylogic.com/">https://cloud.anylogic.com/</a>)</li> <li>Durchgeführt: Informationen zum Modell und Verlinkung zum Upload auf Internetseite der Forschungsstelle</li> </ul>
<b>F: Publikation der Ergebnisse in Fachzeitschriften</b>	Verbreitung der Vorgehensweise und Ergebnisse	F1: BVL	M33	Siehe Abschnitt C
<b>G: Bekanntmachung über Vereinigungen/ Verbände</b>	Bekanntmachung des Webportals, Verteilung an potenzielle Anwender	G1: BVL G2: DSLV	M33	Durchgeführt: Teilnahme von Verbandsmitgliedern am „Forum Kombierter Verkehr“ (siehe Maßnahme A1, Tabelle 15) sowie Projektabschluss mit anschließender Weiterverbreitung der Projektergebnisse verbandsintern
<b>H: Vorstellung der Ergebnisse auf Fachtagungen/ Messen</b>	Ergebnispräsentation für Praxis und Forschung	H1: Treffen mit PA H2: Forum Kombierter Verkehr	Nach Projektabschluss	H1: Treffen mit PA am 14.11.2023 H2: März 2025
<b>I: Publikation der Ergebnisse in wissenschaftlichen Journals</b>	Bekanntmachung der Ergebnisse in der wissenschaftlichen Community	I1: Transportation Research Part A	Nach Projektabschluss	Veröffentlichung eingereicht, aktuell unter Begutachtung

Tabelle 22: Ergebnistransfer nach Projektende

## Literaturverzeichnis

Archetti, C., Feillet, D., Mor, A. & Speranza, M. G. (2020). Dynamic traveling salesman problem with stochastic release dates. *European Journal of Operational Research*, 280(3), 832–844.

Arencibia, A. I., Feo-Valero, M., García-Menéndez, L., und Román, C. 2015. “Modelling Mode Choice for Freight Transport Using Advanced Choice Experiments.” *Transportation Research Part A: Policy and Practice* 75:252–67.

Balster, A., Hansen, O., Friedrich, H. & Ludwig, A. (2020). An ETA Prediction Model for Intermodal Transport Networks Based on Machine Learning. *Business & Information Systems Engineering*, 62(5), 403–416. <https://doi.org/10.1007/s12599-020-00653-0>

Barbour, W., Martinez Mori, J. C., Kuppa, S. & Work, D. B. (2018). Prediction of arrival times of freight traffic on US railroads using support vector regression. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 93, 211–227

Bian, Z. & Liu, X. (2018). A real-time adjustment strategy for the operational level stochastic orienteering problem: A simulation-aided optimization approach. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 115, 246–266. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2018.05.004>

Bicker, W. (2014). Lastauto Omnibus Katalog 2015 (44. Aufl.). EuroTransportMedia Verlags- und Veranstaltungs GmbH.

BMDV Bundesministerium für Digitales und Verkehr (2023). Bundesforschungsprogramm Schiene. [https://bmdv.bund.de/SharedDocs/DE/Publikationen/E/bundesforschungsprogramm-schiene.pdf?\\_\\_blob=publicationFile](https://bmdv.bund.de/SharedDocs/DE/Publikationen/E/bundesforschungsprogramm-schiene.pdf?__blob=publicationFile)

Chica, M., Juan, A. A., Bayliss, C., Cordón, O. & W. David Kelton, O. (2020). Why simheuristics? Benefits, limitations, and best practices when combining metaheuristics with simulation. *SORT. Statistics and Operations Research Transactions*(44), 311–334. <https://doi.org/10.2436/20.8080.02.104>

Clarke, G. & Wright, J. W. (1964). Scheduling of Vehicles from a Central Depot to a Number of Delivery Points. *Operations Research*, 12(4), 568–581.

Demir, E., Burgholzer, W., Hruvsovsk`y, M., Arikan, E., Jammernegg, W., und van Woensel, T. 2016. “A Green Intermodal Service Network Design Problem with Travel Time Uncertainty.” *Transportation Research Part B: Methodological* 93.

DVZ. (2023). Marge schlägt Umsatz: Kein eindeutiger Topstar auf der Straße. <https://www.dvz.de/unternehmen/strasse/detail/news/marge-schlaegt-umsatz-kein-eindeutiger-topstar-auf-der-strasse.html>

Elbert, R., und Seikowsky, L. 2017. „The influences of behavioral biases, barriers and facilitators on the willingness of forwarders’ decision makers to modal shift from unimodal road freight transport to intermodal road–rail freight transport“. *Journal of Business Economics* 87 (8): 1083-1123.

EUROSTAT. (2022). Goods transported in intermodal transport units. [https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/rail\\_go\\_contwgt/default/table?lang=de&category](https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/rail_go_contwgt/default/table?lang=de&category)

=rail.rail\_go [https://doi.org/10.2908/RAIL\\_GO\\_CONTWGT](https://doi.org/10.2908/RAIL_GO_CONTWGT) Europäische Union / Europäisches Parlament. Amtsblatt der Europäischen Union L 102/1. 2006. Accessed February 05, 2020.

Grasas, A., Juan, A. A., Faulin, J., Armas, J. de & Ramalhinho, H. (2017). Biased randomization of heuristics using skewed probability distributions: A survey and some applications. *Computers & Industrial Engineering*, 110, 216–228.

Györgyi, P. & Kis, T. (2019). A probabilistic approach to pickup and delivery problems with time window uncertainty. *European Journal of Operational Research*, 274(3), 909–923.

Herrera, E., Panadero, J., Juan, A. A., Neroni, M. & Bertolini, M. (2021). Last-Mile Delivery of Pharmaceutical Items to Heterogeneous Healthcare Centers with Random Travel Times and Unpunctuality Fees. In *2021 Winter Simulation Conference (WSC) (S. 1–12)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/WSC52266.2021.9715531>

Juan, A., Kelton, W. D., Currie, C. S. M. & Faulin, J. (2018). SIMHEURISTICS APPLICATIONS: DEALING WITH UNCERTAINTY IN LOGISTICS, TRANSPORTATION, AND OTHER SUPPLY CHAIN AREAS. *2018 Winter Simulation*

Karaaslan, E., Noori, M., Lee, J., Wang, L., Tatari, O. & Abdel-Aty, M. (2018). Modeling the effect of electric vehicle adoption on pedestrian traffic safety: An agent-based approach. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 93, 198–210. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2018.05.026>

Klapp, M. A., Erera, A. L. & Toriello, A. (2018). The Dynamic Dispatch Waves Problem for same-day delivery. *European Journal of Operational Research*, 271(2), 519–534. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.05.032>

Kombiverkehr. 2022. Accessed Oktober 31, 2022. <https://www.kombiverkehr.de/de/verkehr/#fahrplan>.

Larsen, A. (2001). The dynamic vehicle routing problem. Ph.D. Thesis. Institute of Mathematical Modelling, Technical University of Denmark.

Layeb, S., Jaoua, A., Jbira, A., und Makhlof, Y. 2018. "A Simulation-Optimization Approach for Scheduling in Stochastic Freight Transportation." *Computers & Industrial Engineering* 126.

Lium, A.-G., Crainic, T. G., und Wallace, S. 2009. "A Study of Demand Stochasticity in Service Network Design." *Transportation Science* 43:144–57.

Lombard, A., Tamayo-Giraldo, S. & Fontane, F. (2018). Vehicle Routing Problem with Roaming Delivery Locations and Stochastic Travel Times (VRPRDL-S). *Transportation Research Procedia*, 30, 167–177. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2018.09.019>

Moosavi, J. & Hosseini, S. (2021). Simulation-based assessment of supply chain resilience with consideration of recovery strategies in the COVID-19 pandemic context. *Computers & Industrial Engineering*, 160, 107593. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107593>

Motorbuch Verlag. 2014. "Lastauto Omnibus-Katalog 2015." 1. Aufl. Stuttgart: Motorbuch.

Poschmann, P., Weinke, M., Balster, A., Straube, F., Friedrich, H. & Ludwig, A. (2019). Realization of ETA Predictions for Intermodal Logistics Networks Using Artificial Intelligence. In

U. Clausen, S. Langkau & F. Kreuz (Hrsg.), Lecture Notes in Logistics. Advances in Production, Logistics and Traffic: Proceedings of the 4th Interdisciplinary Conference on Production Logistics and Traffic 2019 (S. 155–176). Springer International Publishing.  
[https://doi.org/10.1007/978-3-030-13535-5\\_12](https://doi.org/10.1007/978-3-030-13535-5_12)

Rabe, M., Spieckermann, S., und Wenzel, S. 2008. "Verifikation und Validierung für die Simulation in Produktion und Logistik: Vorgehensmodelle und Techniken." VDI-Buch. Berlin, Heidelberg: Springer.

Rabe, M., Deininger, M. & Juan, A. A. (2020). Speeding up computational times in simheuristics combining genetic algorithms with discrete-Event simulation. Simulation Modelling Practice and Theory, 103, 102089.

Rentschler, J. (2024). The impact of clustered, dynamic and stochastic estimated time of arrival forecasts on the pre- and post-haulage of intermodal transport - Problem instances. Vorab-Onlinepublikation. <https://doi.org/10.48328/TUDATALIB-1403>

Rivera, A. E. & Mes, M. R. K. (2019). Integrated scheduling of drayage and long-haul operations in synchromodal transport. Flexible Services and Manufacturing Journal, 31(3), 763–806.  
<https://doi.org/10.1007/s10696-019-09336-9>

Santos, D. O. & Xavier, E. C. (2015). Taxi and Ride Sharing: A Dynamic Dial-a-Ride Problem with Money as an Incentive. Expert Systems with Applications, 42(19), 6728–6737.  
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.04.060>

Scheuermann, S. (2023). Anzahl und Statistik der Speditionen in Deutschland.  
<https://www.datenmarkt.de/anzahl-statistik-speditionen-deutschland/>

SGKV (2022). Zahlen und Fakten. [https://sgkv.de/wp-content/uploads/2023/03/SGKV\\_Zahlen\\_und\\_Fakten\\_2022-0315.pdf](https://sgkv.de/wp-content/uploads/2023/03/SGKV_Zahlen_und_Fakten_2022-0315.pdf)

Sun, Y., Hrušovský, M., Zhang, C., und Lang, M. 2018. "A Time-Dependent Fuzzy Programming Approach for the Green Multimodal Routing Problem with Rail Service Capacity Uncertainty and Road Traffic Congestion." Complexity 2018:1–22.

The Anylogic Company. 2022. Accessed February 05, 2022. <https://www.anylogic.de/>.

UIRR & UIC. (2020). Report on Combined Transport in Europe 2020.