

Bachelorarbeit

Entwicklung eines Rolling-Horizon-Ansatzes für die Einsatz- und Ladeplanung einer gemischten Busflotte

Felix Hartmann

Abgabedatum: 06.01.2025
Betreuer: Prof. Dr. Marie Schmidt
Prof. Dr.-Ing. Marco Pruckner



Julius-Maximilians-Universität Würzburg
Lehrstuhl für Informatik I
Algorithmen und Komplexität

Zusammenfassung

Diese Arbeit beschäftigt sich mit der Optimierung der Einsatz- und Ladeplanung einer gemischten Busflotte mittels eines Rolling-Horizon-Ansatzes. Die Datenbasis bilden reale Betriebsdaten der VAG Nürnberg. Ausgangspunkt der Arbeit sind ein gemischt-ganzzahliges quadratisch beschränktes Programm (MIQCP), das in der Masterarbeit von Hermann [Her22] entwickelt und in der Bachelorarbeit von Rosowitsch [Ros24] weiter optimiert wurde. Diese Arbeiten ermöglichten es, eine Problem Instanz von einem Tag innerhalb eines Zeitfensters von vier Stunden zu lösen.

Für diese Arbeit wurden Teile beider Modelle kombiniert und so modifiziert, dass sie im Rahmen des Rolling-Horizon-Ansatzes nutzbar sind. Der neue Ansatz wurde auf Problem Instanzen unterschiedlicher Größe angewandt, um Laufzeit, Lösungsgüte und Skalierbarkeit zu analysieren. Dabei sind wir zu dem Schluss gekommen, dass der Rolling-Horizon-Ansatz schon für das Lösen kleiner Planungshorizonte eine deutliche Verbesserung der Laufzeit liefert. Das Lösen größerer Instanzen hat jedoch Probleme aufgeworfen.

Abstract

This thesis focuses on optimizing the scheduling and charging of a mixed bus fleet using a Rolling-Horizon approach. The study is based on real operational data from VAG Nürnberg. The starting point of this work is a mixed-integer quadratically constrained program (MIQCP) developed in the Master's thesis by Hermann [Her22] and further refined in the Bachelor's thesis by Rosowitsch [Ros24]. These previous studies enabled solving a one-day problem instance within a four-hour time window.

For this thesis, components of both models were combined and modified to make them suitable for the Rolling-Horizon approach. The new methodology was applied to problem instances of varying sizes to analyze runtime, solution quality, and scalability. We came to the conclusion that the rolling-horizon approach already provides a significant improvement in runtime for solving small planning horizons. However, solving larger instances has presented challenges.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	6
1.1	Motivation	6
1.2	Beitrag	7
1.3	Verwandte Arbeiten	7
1.4	Ziel dieser Arbeit	9
2	Grundlagen	10
2.1	Lineare Programme	10
2.2	gemischt-ganzzahlige Programme	11
2.3	Rolling-Horizon	11
2.4	Datengrundlage	13
2.4.1	Depot	13
2.4.2	Busflotte	13
2.4.3	Umlaufpläne	14
2.4.4	Weitere Daten	15
3	Modellierung	16
3.1	Das ursprüngliche Modell	16
3.1.1	Einsatzplanung	16
3.1.2	Ladeplanung	18
3.1.3	Zielfunktion	20
3.2	Angepasstes Modell	20
3.2.1	Einsatzplanung	21
3.2.2	Ladeplanung	21
4	Modell Überblick	24
5	Rolling-Horizon	28
5.1	Probleme	28
5.1.1	Doppeltes Zählen von Kosten	28
5.1.2	Verteilung der Umläufe	29
5.2	Umsetzung	30
6	Ergebnisse	34
6.1	Testen auf kleineren Instanzen	34
6.1.1	Vergleich mit Hermann und Rosowitsch	35
6.2	Lösen großer Instanzen	37

7 Zusammenfassung	39
7.1 Zusammenfassung	39
7.2 Ausblick	39
Literaturverzeichnis	41

1 Einleitung

1.1 Motivation

Die zunehmende Bedeutung des Klimaschutzes im Verkehrssektor erfordert innovative Ansätze zur Reduzierung von Emissionen und zur Förderung nachhaltiger Mobilität. Ein zentraler Bestandteil dieser Bemühungen ist die Umstellung des öffentlichen Personennahverkehrs (ÖPNV) auf umweltfreundliche Antriebe. In Nürnberg ging 2018 der erste Elektrobuss in Betrieb, seitdem wurde fast die Hälfte der Busflotte der Verkehrs-Aktiengesellschaft (VAG) elektrifiziert. Die Busse werden, genauso wie die U- und Straßenbahnen der Stadt, zu 100% mit Ökostrom betrieben. Dieser wird aus der regionalen Photovoltaikanlage Wässerndorf bezogen. Ähnliche Fortschritte sind in ganz Bayern zu sehen. Die Bayerische Staatsregierung unterstützt aktiv die Anschaffung emissionsarmer Busse, um ihr Ziel des klimaneutralen ÖPNVs bis 2040 zu erreichen [[bay], [vag]]. Auf europäischer Ebene setzt die Clean Vehicles Directive (CVD) verbindliche Vorgaben für die Beschaffung emissionsfreier und -armer Fahrzeuge im ÖPNV. Es wird etappenweise festgelegt, wie groß der Anteil an emissionsfreien und -armen Fahrzeugen bei Neuanschaffungen sein muss.

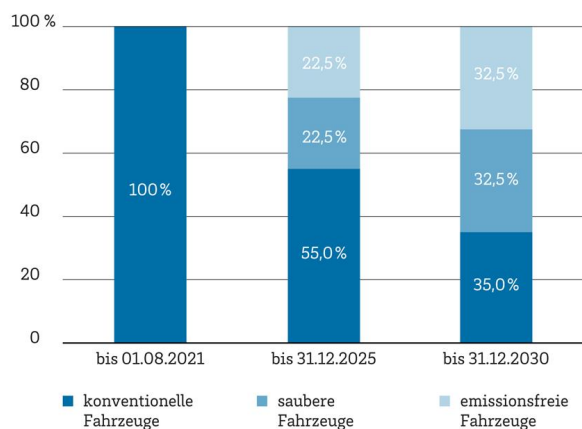


Abb. 1.1: Anteil an emissionsfreien und -armen Fahrzeugen bei Neuanschaffungen

Die Richtlinie soll für eine Verbesserung der Luftqualität in den Städten, die Senkung des Lärmpegels, die Schaffung eines Marktes für emissionsfreie Fahrzeuge sowie die Reduktion der Treibhausgase sorgen [vdva].

Die Integration von Elektrobussen in bestehende Flotten stellt Verkehrsunternehmen vor

komplexe Herausforderungen, insbesondere in Bezug auf die Einsatz- und Ladeplanung. Die Optimierung dieser Prozesse ist entscheidend, um einen effizienten und zuverlässigen Betrieb sicherzustellen. Der Verband Deutscher Verkehrsunternehmen (VDV) bietet hierzu Leitfäden und Best Practices an, um die Einführung von Elektromobilität im ÖPNV zu unterstützen [vdvb].

Auch das Bundesministerium für Digitales und Verkehr (BMDV) betont die Bedeutung des öffentlichen Verkehrs für den Klimaschutz. Durch verschiedene Förderprogramme und Initiativen wird die Transformation hin zu nachhaltigen Mobilitätslösungen unterstützt. Ziel ist es, den ÖPNV attraktiver zu gestalten und somit einen Beitrag zur Erreichung der Klimaziele zu leisten [bun].

Vor diesem Hintergrund gewinnt die Optimierung der Einsatz- und Ladeplanung für gemischte Busflotten, bestehend aus konventionellen und elektrischen Fahrzeugen, immer mehr an Relevanz. Eine effiziente Planung ermöglicht neben der Senkung der Betriebskosten auch eine Reduzierung der Umweltbelastung, sowie die Steigerung der Zuverlässigkeit des ÖPNV. Daher widmen wir uns der Entwicklung eines Rolling-Horizon-Ansatzes für die Einsatz- und Ladeplanung.

1.2 Beitrag

In dieser Arbeit greifen wir den Schlussgedanken aus der Arbeit von Rosowitsch [Ros24] auf und setzen die dort vorgeschlagene Rolling-Horizon-Heuristik um. Dafür werden Teile der Modelle von Hermann und Rosowitsch verwendet um ein an den Rolling-Horizon angepasstes gemischt-ganzzahliges Programm (MILP) zu entwickeln. Dieser neue Ansatz wird mit dem Solver IBM ILOG CPLEX getestet. Die Ergebnisse zeigen, dass der Rolling-Horizon die Laufzeit des Modells deutlich verbessert, es bei größeren Instanzen aber zu Problemen kommen kann.

1.3 Verwandte Arbeiten

Als Grundlage für diese Arbeit und den neuen Ansatz dienen die Arbeiten von Hermann [Her22] und Rosowitsch [Ros24]. Im Rahmen einer Masterarbeit entwickelte Hermann in Zusammenarbeit mit der VAG Nürnberg ein Optimierungsmodell, das die Ladezeiten von Elektrobussen im Busdepot optimieren soll. Ziel war es, die Stromkosten für das Laden möglichst gering zu halten und gleichzeitig einen hohen Anteil an Strom aus erneuerbaren Energien zu nutzen. Der Schwerpunkt der Arbeit lag darin, Unterschiede zwischen einer ökonomischen und einer ökologischen Optimierung aufzuzeigen. Zusätzlich wurden Szenarien untersucht, die den Einfluss von Außentemperaturen auf den Einsatz der Busflotte, die steigende Anzahl an Elektrobussen und die wachsende Batteriekapazität auf das Optimierungsproblem analysierten.

In seiner Bachelorarbeit überarbeitete Rosowitsch den Ansatz von Hermann und entwickelte ein kleineres Modell für die Problemstellung der VAG Nürnberg. Dabei reduzierte er die Anzahl der Variablen im Vergleich zum ursprünglichen Modell, verschärfte Schranken und korrigierte einzelne Ungenauigkeiten. Außerdem stellte er erste Überlegungen

an, wie größere Probleminstanzen effizient gelöst werden könnten. Als mögliche Ansätze dafür wurden die Verkettung einzelner Lösungen sowie die Rolling-Horizon-Heuristik vorgeschlagen. Um sich über diesen Ansatz zu informieren und einen genaueren Einblick in seine Einsatzbereiche zu erlangen, wurden weitere Arbeiten betrachtet.

Glomb et al. [GLR22] befassen sich mit den Nachteilen der Rolling-Horizon-Heuristik und entwerfen Algorithmen, die diese beheben. Dadurch ist die Heuristik in der Lage, auch Probleme mit größeren Planungshorizonten effizient zu lösen. Dieser Ansatz bietet wichtige Grundlagen, um die Rolling-Horizon-Heuristik auch auf komplexe Systeme wie Busflottenmanagement und Energiemanagement anzuwenden.

Cordeau et al. [CDFI15] nutzen eine Rolling-Horizon-Heuristik, um das von ihnen eingeführte *Dynamic Multi-Period Auto-Carrier Transportation Problem* zu lösen. Das Problem besteht darin, die Lieferungen von Fahrzeugen über einen mehrtägigen Planungshorizont zu planen, während Transportanforderungen dynamisch eintreffen. Ziel ist es, die Summe der zurückgelegten Distanzen, der Fixkosten für den Betrieb der Fahrzeugtransporter, der Servicekosten sowie der Strafen für verspätete Lieferungen zu minimieren. Im Vergleich zur Arbeit von Glomb et al. liegt hier der Fokus auf dynamisch eintreffenden Anforderungen, was eine Verknüpfung mit flexiblen Ansätzen zur Optimierung von Fahr- und Ladeplänen erlaubt.

Hartleb und Schmidt [HS20] modellieren das Vehicle Scheduling Problem als Netzwerkflussproblem. Da dieses Problem beispielsweise bei On-Demand-Diensten sehr schnell sehr groß werden kann, schlagen sie eine Lösung durch eine Rolling-Horizon-Heuristik vor. Ihre Methode basiert darauf, große Probleminstanzen in kleinere Teilprobleme zu zerlegen und diese unabhängig voneinander zu lösen. Dadurch, dass sich die Horizonte überlappen, werden Anpassungen an die Anforderungen des nächsten Teilproblems ermöglicht. Sie beweisen, dass das Zusammensetzen der Lösungen der Teilprobleme zu einer optimalen Lösung für das Gesamtproblem führt, sofern die Überlappung der Horizonte ausreichend groß ist. Darüber hinaus zeigen ihre Experimente, dass dieser Ansatz nicht nur für die Lösung extrem großer, als Ganzes unlösbarer Instanzen geeignet ist, sondern auch die Lösungszeit für große Instanzen im Vergleich zu einem umfassenden Ansatz verkürzt werden kann. Die Arbeit von Hartleb und Schmidt unterstreicht die Bedeutung der Überlappung von Horizonten, was direkt auf Anwendungen im dynamischen Energiemanagement und der Fahrzeugkoordination übertragbar ist.

Zaneti et al. [ZAdR22] schlagen ein Optimierungsmodell vor, um die Betriebskosten einer nachhaltigen Ladestation zu minimieren. Dabei werden verschiedene Lademethoden für einen Elektrobuss berücksichtigt, der auf dem Gelände des Unicamp verkehrt. Das Modell entscheidet über den Ladeplan des Elektrobusses, einschließlich der Dauer und der Ladeleistung, sowie über den Betrieb der an der Ladestation installierten Elemente. Dazu gehören der optimale Zeitpunkt, die Dauer und die Ladeleistung der Batteriespeicher (BESS) sowie die Menge an Energie, die aus dem Hauptnetz bezogen werden soll, unter Berücksichtigung der solaren Energieerzeugung zu jeder Zeit. Um Unsicherheiten bei der Solarstromerzeugung und den Fahrzeiten der E-Busse zu bewältigen, wird das Problem mit einer dynamischen Methode auf Basis eines Rolling-Horizon-Ansatzes gelöst. Dieser Ansatz stützt sich auf eine statistische Analyse realer Daten, die von installierten Photovoltaikanlagen und dem Betrieb des Elektrobussverkehrs auf dem Campus stammen. Diese

Arbeit zeigt den Vorteil der Integration erneuerbarer Energien in das Energiemanagement von Flotten und stellt somit eine Brücke zu Ansätzen dar, die Energiemanagement und Fahrzeugkoordination kombinieren.

Bagherinezhad et al. [BAP24] entwickeln ein Rolling-Horizon-Modell für die Optimierung der Koordination von elektrischen autonomen Ride-Hailing-Systemen (EAR) in Verbindung mit Stromverteilungssystemen. Dieses berücksichtigt Echtzeitdaten sowie erwartete zukünftige Energielevel, die räumliche und zeitliche Position der AEV-Flotte, Verkehrsdaten und die Nachfrage der Passagiere. Ziel ist die Optimierung der Routenplanung von AEVs, um die spatio-temporale Nachfrage zu decken. Außerdem sollen Ladezeiten und -orte so geplant werden, dass die Energieverfügbarkeit sichergestellt und die Vorgaben der Stromverteilungssysteme eingehalten werden. Das Modell wurde auf ein Testnetzwerk angewandt, das mit einem IEEE-33-Bus-Stromverteilungssystem gekoppelt ist. Die Ergebnisse zeigen, dass das Modell sowohl die Zuverlässigkeit als auch die Servicequalität der EAR- und Stromverteilungssysteme verbessern kann. Die Verbindung von Fahrplanoptimierung mit den betrieblichen Beschränkungen eines Stromverteilungssystems hebt die Bedeutung interdisziplinärer Ansätze hervor und bietet Potenzial für weiterführende Anwendungen in ähnlichen Bereichen.

1.4 Ziel dieser Arbeit

Ziel dieser Arbeit ist die Entwicklung eines Rolling-Horizon-Ansatzes, der auf dem Modell basiert, das aus den Arbeiten von Hermann und Rosowitsch hervorgeht. Der neue Ansatz soll, ohne einen signifikanten Verlust der Lösungsgüte zu verursachen, zu einer Verbesserung der Laufzeit führen und es ermöglichen größere, Probleminstanzen zu lösen.

2 Grundlagen

2.1 Lineare Programme

Ein Lineares Programm (LP) ist eine mathematische Darstellung eines Optimierungsproblems. Bei einem LP sind sowohl die Zielfunktion als auch die Nebenbedingungen linear. In der Standardform dargestellt handelt es sich bei einem LP um ein Maximierungsproblem¹:

$$\begin{aligned} &\text{maximiere} && c^T x \\ &\text{u.d.B.} && Ax = b, \\ &&& x \geq 0, \\ &\text{mit} && c \in \mathbb{R}^n, A \in \mathbb{R}^{m \times n}, b \in \mathbb{R}^m. \end{aligned}$$

Durch das Umkehren des Vorzeichens der Zielfunktion lässt sich ein Maximierungsproblem aber auch in ein Minimierungsproblem umformen.

$$\max c^T x = \min (-c)^T x$$

Für den diesbezüglichen Beweis verweisen wir auf [HL15]. Die Zielfunktion $c^T x$ setzt sich aus Entscheidungsvariablen x und verschiedenen Vorfaktoren zusammen. Sie stellt das Ziel des Optimierungsproblems dar. Beispielsweise die Minimierung der Betriebskosten einer Busflotte. Welche Werte die Entscheidungsvariablen annehmen können wird durch die Nebenbedingungen $Ax = b$ eingeschränkt. Häufig enthalten diese auch obere und untere Schranken $x \geq 0$ für die Variablen des Programms. Sie stellen quasi Vorgänge in unserem Modell dar. Natürlich kann ein LP auch andere Formen, als die oben gezeigte annehmen:

- Es kann entweder ein Maximierungs- oder Minimierungsproblem sein
- Nebenbedingungen können Gleichungen und Ungleichungen sein ($=, \leq, \geq$)
- Entscheidungsvariablen können sowohl beschränkt (\leq, \geq) als auch unbeschränkt sein (\leq)

Eine gültige Lösung des Optimierungsproblems liegt vor, wenn die momentane Variablenbelegung alle Nebenbedingungen erfüllt. Sobald mindestens eine Nebenbedingung nicht erfüllt wird ist die Lösung unzulässig. Nimmt die Zielfunktion den bestmöglichen Wert an, so liegt eine Optimallösung vor. Es kann, muss aber nicht, mehrere optimale

¹In der Fachliteratur ist der Begriff der Standardform nicht einheitlich

Lösungen für ein Problem geben. Um eine solche Lösung zu erhalten können Lösungsmethoden, wie die Innere-Punkte-Methode und das Simplex Verfahren genutzt werden. Nähere Informationen bezüglich linearer Programme, deren Lösungsmethoden und mögliche Beispiele, sind in der Fachliteratur zu finden [[HL15], [LY⁺84], [Van98]].

2.2 gemischt-ganzzahlige Programme

Ein lineares Programm, das Variablen enthält, deren Wertebereich auf ganzzahlige Werte beschränkt ist, wird als gemischt-ganzzahliges Programm (MILP) bezeichnet. Aufbau und Struktur eines MILP entsprechen denen eines linearen Programms (LP); zusätzlich kommt für manche Variablen jedoch die Ganzzahligkeitsbedingung hinzu:

$$\begin{aligned} &\text{maximiere} && c^T x \\ &\text{u.d.B.} && Ax = b \\ &&& x_i \in \mathbb{Z} \text{ für einige } i \\ &&& x \geq 0 \end{aligned}$$

Besteht das Optimierungsproblem ausschließlich aus ganzzahligen Variablen, spricht man von einem rein-ganzzahligen Programm (IP). Die Ganzzahligkeitsbeschränkung ermöglicht es, beispielsweise binäre Variablen zu definieren. Binäre Variablen eignen sich besonders gut, um Ja- oder Nein-Entscheidungen darzustellen:

$$x_i = \begin{cases} 1 & \text{wenn Entscheidung } i \text{ Ja lautet} \\ 0 & \text{wenn Entscheidung } i \text{ Nein lautet} \end{cases}$$

Ganzzahlige Entscheidungsvariablen werden häufig benötigt, um verschiedene Ressourcen (wie Fahrzeuge, Maschinen oder Personal) einer Aufgabe zuzuweisen. Das Lösen von MILPs erfordert andere Verfahren als für LPs, da klassische Methoden wie der Simplex-Algorithmus oder das Innere-Punkte-Verfahren mit der Ganzzahligkeitsbedingung nicht direkt arbeiten können. Stattdessen kommen spezialisierte Verfahren wie Branch-and-Bound oder Branch-and-Cut zum Einsatz.

2.3 Rolling-Horizon

Der Rolling-Horizon-Ansatz wird häufig bei Optimierungsproblemen mit zeitlicher Komponente eingesetzt, insbesondere wenn das gesamte Problem aufgrund seiner Größe oder Komplexität schwer lösbar ist. Ziel ist es, den Rechenaufwand für das Lösen von gemischt-ganzzahligen linearen Programmen (MILPs) zu reduzieren. Dabei wird die vollständige Planungshorizont nicht auf einmal gelöst, sondern in zeitlich aufeinanderfolgende Teilprobleme, sogenannte Horizonte H , aufgeteilt². Diese Horizonte überlappen sich teilweise: Horizont $H + 1$ enthält einen Teil der Daten von H . Entscheidungen, die sich auf den

²In dieser Arbeit werden die Begriffe Teilproblem und Horizont synonym verwendet. Später bezeichnet Iteration das Lösen eines Teilproblems bzw. Horizonts

überlappenden Teil beziehen, werden in $H + 1$ neu berechnet, um eine bessere Anpassung an die aktuell verfügbaren Daten und die Optimierungsziele zu ermöglichen. Entscheidungen, die außerhalb des Überlappungsbereichs liegen, bleiben hingegen aus der vorherigen Iteration erhalten und werden nicht erneut optimiert³. Dieser Mechanismus sorgt dafür, dass die Lösungen der Teilprobleme aufeinander abgestimmt sind, auch wenn sie jeweils separat berechnet werden.

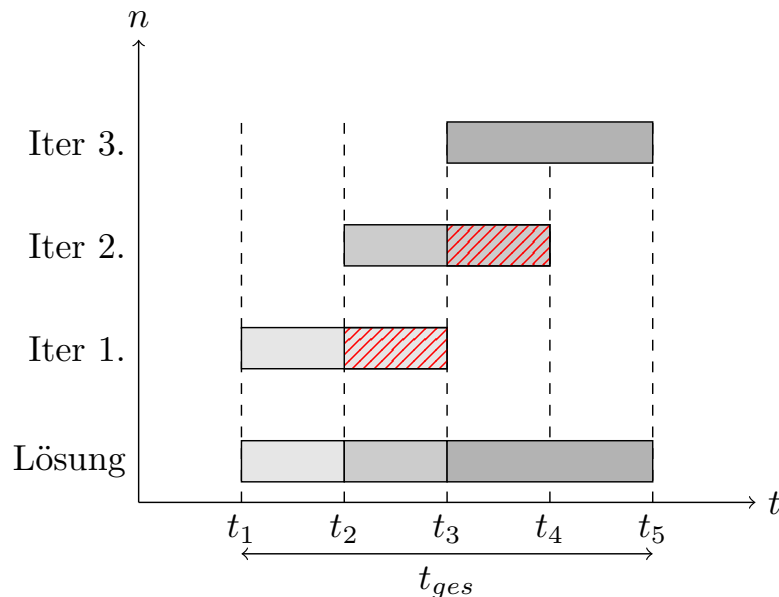


Abb. 2.1: Exemplarischer Ablauf eines Rolling-Horizon

Die Gesamtlösung für die Problem Instanz ergibt sich schließlich durch die Verknüpfung der Teillösungen aus den einzelnen Horizonten. Rolling-Horizon-Heuristiken lassen sich in zwei Kategorien unterteilen: statische und dynamische Rolling-Horizons.

Statischer Rolling-Horizon Hier wird eine vorab definierte Sequenz von Zeitabschnitten (Horizonten) mit festgelegter Länge und Überlappung verwendet. Die Eingabedaten für alle Horizonte sind von Anfang an bekannt, sodass keine Änderungen während des Optimierungsprozesses berücksichtigt werden. Dies bedeutet, dass alle notwendigen Informationen wie Nachfrage, Kosten und Verfügbarkeiten bereits im Voraus festgelegt sind.

Dynamischer Rolling-Horizon Bei diesem Ansatz werden die Eingabedaten während des Optimierungsprozesses kontinuierlich oder in regelmäßigen Abständen aktualisiert. Hierbei wird nur ein Teil des Planungszeitraums optimiert, basierend auf den aktuellsten

³Dieser Vorgang wird als festsetzen bezeichnet

verfügbaren Informationen, während nachfolgende Zeitabschnitte durch neu eingehende Daten dynamisch angepasst werden.

Der in Abbildung 2.1 dargestellte Rolling-Horizon ist ein Beispiel für die statische Variante. Es liegen feste Horizonte und Überlappungen vor. Die nicht überlappenden Teile jeder Iteration werden letztendlich zu einer Gesamtlösung zusammengesetzt. Da es sich beim Rolling-Horizon-Ansatz um eine Heuristik handelt, ist der erreichte Zielfunktionswert in der Regel nicht optimal. Dennoch wird häufig akzeptiert, dass die Lösungsgüte leicht abnimmt, da der Nutzen durch den deutlich verringerten Rechenaufwand überwiegt.

2.4 Datengrundlage

Als Datengrundlage dieser Arbeit dienen dieselben Daten wie bei Hermann [Her22] und Rosowitsch [Ros24]. Es handelt sich dabei um Daten, die von der VAG Nürnberg zur Verfügung gestellt wurden. Die Daten stammen aus dem Jahr 2019, da sie zu diesem Zeitpunkt noch nicht durch die Corona-Pandemie und den Ukraine-Krieg beeinflusst wurden. Sie beinhalten unter anderem Informationen zur verwendeten Busflotte und den Umlaufplänen sowie zur Stromerzeugung und zu Strom- und Dieselpreisen.

2.4.1 Depot

Ein einzelnes Depot bildet den Start- und Endpunkt eines jeden Umlaufs. Dieses Depot stellt eine Leistung von maximal 3MW für das Laden der Busse zur Verfügung. Im Depot sind insgesamt 24 Ladestationen installiert, die jeweils eine maximale Ladeleistung von 150 kW haben.

2.4.2 Busflotte

Die Busflotte der VAG Nürnberg bestand im Jahr 2019 aus insgesamt 200 Bussen und bedient rund 70 Linien im Nürnberger Stadtgebiet. Elektrobusse machen etwa ein viertel der Busflotte aus, womit es fast doppelt so viele Elektrobusse wie Ladestationen gibt. Allgemein wird bei den Bussen zwischen Solo- (NL) und Gelenkbussen (NG) unterschieden. Diese unterscheiden sich hauptsächlich durch ihre Kapazität und Reichweite. Die genaue Zusammensetzung der Busflotte sieht folgendermaßen aus:

	Elektrobusse	Dieselbusse	
Solobusse	16	64	80
Gelenkbusse	30	90	120
	46	154	200

Tab. 2.1: Zusammensetzung der Busflotte der VAG Nürnberg im Jahr 2019

Bei Dieselbussen wird von einem konstanten Kraftstoffverbrauch von 48 Liter pro 100 Kilometer für Gelenkbusse und 37 Liter pro 100 Kilometer für Solobusse ausgegangen.

Hierbei werden äußere Einflüsse, wie Temperaturunterschiede, nicht berücksichtigt. Für den Energieverbrauch der elektrischen Busse wird wie folgt differenziert:

- Ein Solobus benötigt im reinen Linienbetrieb bei moderaten Temperaturen von etwa 15 bis 20 °C 1,0 kWh pro Kilometer. Bei extremer Hitze ab ca. 30 °C steigt der Verbrauch durch Klimatisierung um 0,35 kWh pro Kilometer an, während bei extremer Kälte ab ca. -5 °C für Heizung ein zusätzlicher Verbrauch von 0,6 kWh pro Kilometer hinzu kommt.
- Ein Gelenkbus hat im Linienbetrieb unter vergleichbaren Bedingungen einen Energieverbrauch von 1,4 kWh pro Kilometer. Der zusätzliche Verbrauch für Klimatisierung beträgt 0,7 kWh pro Kilometer, und für das Heizen werden bei niedrigen Temperaturen weitere 1,2 kWh pro Kilometer benötigt.

Der Anstieg des Energieverbrauchs durch die Klimatisierung beziehungsweise das Heizen verläuft linear. Die Batteriekapazität der Elektrobusse beträgt 384 kWh für Solo- und 512 kWh für Gelenkbusse. Im Gegensatz zu Dieseln, bei denen quasi von einer unendlichen Reichweite ausgegangen wird, ist hier die Batteriekapazität der limitierende Faktor, der dazu führt, dass nicht alle Umläufe von Elektrobusen bedient werden können.

2.4.3 Umlaufpläne

Die VAG Nürnberg unterscheidet zwischen vier verschiedenen Umlaufplänen. Es gibt einen für Montag bis Donnerstag (MD), Freitag, Samstag und Sonntag. Für Freitag wird der MD Umlaufplan lediglich um Nightliner⁴ erweitert. Unter der Woche umfasst ein Umlaufplan etwa 250 Umläufe, am Wochenende fallen diese etwas kürzer aus, da Früh- und Nachmittagsspitzen wegfallen, die sonst durch das erhöhte Fahrgastaufkommen durch Schüler und Arbeitnehmer entstehen. Es gibt außerdem für Feiertage und Ferien angepasste Umlaufpläne. Das Depot bildet immer den Start- und Endpunkt jedes Umlaufs. Ein Umlauf ist eine Abfolge von meist mehreren Linien, die von einem Bus bedient werden. Für jeden Umlauf ist angegeben, ob ein Solo- oder ein Gelenkbus benötigt wird, um den Bedarf abzudecken. Die für uns relevanten Informationen bezüglich der Umläufe sind die folgenden:

- Beginn des Umlaufs
- Ende des Umlaufs
- Kursbezeichnung
- Benötigter Fahrzeugtyp
- Länge des Umlaufs in km
- Schnittmenge mit anderen Umläufen

Die Schnittmenge mit anderen Umläufen ist noch nicht direkt in den Daten enthalten und muss daher erst noch berechnet werden.

⁴Nachtbusse

Anpassungen Da es zu bestimmten Uhrzeiten mehr aktive Umläufe als Busse des Typs NL gab, wurde in den Umlaufplänen für Montag bis Donnerstag der Typ eines Umlaufs auf NG geändert. Freitags betraf diese Änderung zwei Umläufe. Dabei wurden die streckenmäßig kürzesten Umläufe ausgewählt, die in die betroffenen Zeiträume fallen. Da an den betroffenen Tagen nicht alle Busse des Typs NG benötigt werden, sollten diese Änderungen keine anderweitigen Probleme verursachen.

2.4.4 Weitere Daten

Zusätzlich zu den Daten über die Busflotte und Umlaufpläne wurden auch Informationen über Dieselpreise, Strompreise, Stromerzeugung und Wetter bereitgestellt.

	Auflösung	Einheit
Dieselpreis	monatlich	€ pro 100 Liter
Strompreis	stündlich	€ pro MWh
Stromerzeugung	viertelstündlich	CO ₂ -Emissionen (g/kWh)
Wetter	stündlich	°C

Tab. 2.2: Zusammenfassung verschiedener Datensätze aus dem Jahr 2019

Diese Daten sind später relevant für die Berechnung des Zielfunktionswerts, da sie verwendet werden, um die entstehenden Kosten und Emissionen zu bestimmen. Während die CO₂-Emissionen des Stromverbrauchs vom jeweiligen Strommix und dessen Zusammensetzung abhängen, wurde für die Emissionen des Dieserverbrauchs ein konstanter Wert angenommen.

3 Modellierung

Als Kern unseres Rolling-Horizon-Ansatzes dient das von Hermann [Her22] und Rosowitsch [Ros24] entwickelte MILP zur Optimierung der Einsatz- und Ladeplanung einer gemischten Busflotte. Während die Einsatzplanung auf der Modellierung von Hermann basiert, verwenden wir für die Ladeplanung den Ansatz von Rosowitsch. Um die Grundlagen und den Aufbau unseres Rolling-Horizon-Ansatzes nachvollziehbar darzustellen, ist es zunächst notwendig, das ursprüngliche Modell vorzustellen, auf welchem unsere Arbeit aufbaut.

3.1 Das ursprüngliche Modell

Zunächst wird das ursprüngliche Modell beschrieben, bevor die daran vorgenommenen Anpassungen und der daraus entwickelte Rolling-Horizon-Ansatz erläutert werden. Dabei werden die Einsatz- und Ladeplanung des Modells gesondert betrachtet.

3.1.1 Einsatzplanung

Die Einsatzplanung, so wie sie von Hermann [Her22] modelliert wurde, lässt sich in vier Abschnitte untergliedern: die Zuweisung von Bussen zu Umläufen, das Blockieren aktiver Busse, die Überprüfung der Kompatibilität und die Berechnung der gefahrenen Strecke. Für die Modellierung dieser Abschnitte ist es zunächst notwendig, einige Mengen, Variablen und Parameter einzuführen. Das gesamte Modell basiert auf den beiden zentralen Mengen U und B :

- **Menge der Umläufe U :** U umfasst alle Umläufe, die während der Optimierung bedient werden müssen.
- **Menge der Busse B :** B beinhaltet alle verfügbaren Busse, wobei Elektro- und Dieselbusse gemeinsam betrachtet werden.

Aus Gründen der besseren Nachvollziehbarkeit der Ergebnisse haben wir entschieden, Elektro- und Dieselbusse als einzelne Entitäten in das Modell aufzunehmen, anstatt sie, wie Rosowitsch, durch Repräsentanten zu aggregieren. Zudem wurde für jeden Umlauf u die Menge S_u bestimmt, die alle Umläufe umfasst, die mit dem Umlauf u überlappen (einschließlich u selbst). In der Einsatzplanung spielt die binäre Entscheidungsvariable $z_{b,u}$ eine zentrale Rolle. Sie ist dafür zuständig, den Bussen ihre Einsätze zuzuweisen.

$$z_{b,u} = \begin{cases} 1 & \text{wenn Bus } b \in B \text{ Umlauf } u \in U \text{ bedient} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

Zuletzt benötigen wir noch den Parameter d_u und die Variable km_b . Der Parameter d_u gibt die Länge der Umläufe $u \in U$ in Kilometern an. Die Hilfsvariable km_b wird erst im Modell bestimmt und repräsentiert die gefahrene Strecke jedes Busses $b \in B$ in Kilometern.

Zur besseren Übersicht sind hier noch einmal alle für die Einsatzplanung relevanten Größen zusammengefasst:

Bezeichnung	Beschreibung	Typ	Einheit
U	Menge aller Umläufe	Menge	-
B	Menge aller Busse (inkl. Elektro- und Dieselbusse)	Menge	-
S_u	Menge der Umläufe, die mit Umlauf u überlappen (einschließlich u)	Menge	-
$z_{b,u}$	Gibt an, ob Bus b Umlauf u bedient	Entscheidungsvariable	0, 1
d_u	Länge des Umlaufs u in km	Parameter	km
km_b	Gefahrene Strecke des Busses b in km	Hilfsvariable	km

Tab. 3.1: Zusammenfassung der Größen der Einsatzplanung

Umlauf Zuweisung Der erste Schritt der Einsatzplanung ist dafür zu sorgen, dass jedem Umlauf $u \in U$ ein Bus $b \in B$ zugewiesen wird, sodass am Ende der Optimierung alle Umläufe abgedeckt werden. Dafür muss $z_{b,u}$ für alle $u \in U$ gleich 1 sein. Jeder Umlauf muss also von einem Bus bedient werden.

$$\sum_{b \in B} z_{b,u} = 1 \quad \forall u \in U \quad (4.1)$$

Blockieren von Bussen Wenn ein Bus einem Umlauf zugewiesen wurde, darf er keinen weiteren Umlauf bedienen, der den momentanen Umlauf überschneidet. Um dies zu erreichen, muss dafür gesorgt werden, dass ein Bus, dem ein Umlauf $u \in U$ zugewiesen wird, nur den einen Umlauf aus der Menge S_u bedient.

$$\sum_{s \in S_u} z_{b,s} \leq 1 + (\#S_u - 2) \cdot (1 - z_{b,u}) \quad \forall b \in B, u \in U \quad (4.2)$$

Wir haben hier die Anpassung von Rosowitsch an der Big-M-Notation übernommen, genauere Informationen dazu sind in dessen Arbeit [Ros24] zu finden.

Überprüfen der Kompatibilität Für jeden Umlauf ist vorgeschrieben, ob er von einem Solo- oder Gelenkbus bedient werden muss. Bei Elektrobussen kommt als zusätzliche Einschränkung noch die Batteriekapazität hinzu. Sollte also entweder der Typ des Busses

nicht zum Umlauf passen oder die maximale Batteriekapazität zu klein sein, um den Umlauf bedienen zu können, wird diese Zuweisung von Bus b und Umlauf u ausgeschlossen. Die Variable $z_{b,u}$ nimmt für diese Zuweisung also den Wert 0 an.

$$z_{b,u} = 0 \quad \text{if nicht kompatibel}(b, u) \quad \forall b \in B, u \in U \quad (4.3)$$

Berechnung der gefahrenen Strecke Die gefahrene Strecke eines Busses ergibt sich aus der Summe der Längen der Umläufe, die der Bus bedient. Hierbei wird geprüft, ob $z_{b,u}$ den Wert 1 annimmt, was bedeutet, dass Bus b den Umlauf u bedient. Die Länge des Umlaufs d_u wird entsprechend zur Gesamtstrecke km_b des Busses addiert:

$$\text{km}_b = \sum_{u \in U} d_u \cdot z_{b,u} \quad \forall b \in B \quad (4.4)$$

Die gefahrene Strecke wird erst später für die Berechnung der Zielfunktion relevant.

3.1.2 Ladeplanung

Da in unserem Fall eine gemischte Busflotte vorliegt, muss sichergestellt werden, dass Elektrobusse zwischen ihren Einsätzen ausreichend geladen werden. Ohne eine Ladeplanung würde die Anzahl der einsatzbereiten Elektrobusse mit der Zeit immer weiter abnehmen, bis schließlich nicht mehr genügend Fahrzeuge zur Verfügung stehen, um alle vorliegenden Umläufe abzudecken.

Bevor wir zur Modellierung der Ladeplanung übergehen, ist es notwendig, einige zusätzliche Größen einzuführen, beginnend mit der Menge T . Diese Menge setzt sich aus den Start- und Endzeitpunkten aller Umläufe zusammen. Da nur zu den Zeitpunkten $t \in T$ Ankunfts- oder Abfahrtsereignisse auftreten, genügt es, den Stand der Batteriekapazität und die aktuelle Ladeleistung der Busse nur zu diesen relevanten Zeitpunkten zu betrachten. Diese Vorgehensweise kann die Anzahl der Variablen im Vergleich zu einem gleichmäßig verteilten Zeitschritt Δ_t deutlich verringern, da nur noch die Zeitpunkte berücksichtigt werden, an denen Ereignisse wie Ankunft und Abfahrt tatsächlich stattfinden. Ob die Anzahl verringert wird, hängt jedoch davon ab, wie der Abstand zwischen den Zeitpunkten t gewählt wird. Ein zu großer Abstand könnte zu Ungenauigkeiten führen, während ein sehr kleiner Abstand das Modell verfeinern und dadurch möglicherweise auch die Komplexität erhöhen würde. Ähnlich wie in der Einsatzplanung die Menge S_u wird für die Ladeplanung A_t eingeführt. Diese umfasst für jeden Zeitpunkt $t \in T$ alle aktiven Umläufe. Die Batteriekapazität eines Busses $b \in B$ zu einem Zeitpunkt $t \in T$ wird durch die Variable $c_{b,t}$ dargestellt. Die Ladeleistung des Busses $b \in B$ zum selben Zeitpunkt wird durch $p_{b,t}$ repräsentiert. Zusätzlich werden zwei Parameter benötigt, die die Eigenschaften des Depots beschreiben:

- p_{station} : maximale Ladeleistung einer einzelnen Ladesäule,
- p_{depot} : maximale Gesamtleistung, die das Depot bereitstellen kann.

Wie bereits in der Einsatzplanung sind hier nochmals alle wichtigen Größen der Ladeplanung auf einen Blick:

Bezeichnung	Beschreibung	Typ	Einheit
T	Menge aller im Modell betrachteten Zeitpunkte	Menge	-
A_t	Menge der aktiven Umläufe zum Zeitpunkt $t \in T$	Menge	-
$c_{b,t}$	Batteriekapazität des Busses $b \in B$ zum Zeitpunkt $t \in T$	Hilfsvariable	kWh
$p_{b,t}$	Ladeleistung des Busses $b \in B$ zum Zeitpunkt $t \in T$	Entscheidungsvariable	kW
$p_{station}$	Maximale Ladeleistung einer einzelnen Ladesäule	Parameter	kW
p_{depot}	Maximale Gesamtleistung, die das Depot bereitstellen kann	Parameter	kW

Tab. 3.2: Zusammenfassung der für die Ladeplanung eingeführten Größen

Kapazitätseinschränkungen Die Batteriekapazität $c_{b,t}$ der Busse darf weder negative Werte annehmen noch darf sie die maximale Batteriekapazität $c_{b,max}$ überschreiten. Außerdem wird angenommen, dass jeder Elektrobus zu Beginn der Optimierung $\min(T)$ zur Hälfte geladen ist. Am Ende der Optimierung $\max(T)$ soll wieder der gleiche Zustand erreicht werden.

$$0 \leq c_{b,t} \leq c_{b,max} \quad \forall b \in eB, t \in T \quad (4.5)$$

$$\frac{1}{2} \cdot c_{b,max} = c_{b,\min(T)} = c_{b,\max(T)} \quad \forall b \in eB \quad (4.6)$$

Momentane Kapazität Die Batteriekapazität wird so modelliert, dass sich Änderungen immer erst auf die Kapazität im nächsten Zeitschritt $c_{b,succ(t)}$ auswirken. Änderungen der Kapazität entstehen entweder dadurch, dass der Bus geladen wird ($p_{b,t} > 0$) oder der Bus einen Umlauf startet ($z_{b,u} = 1$, wobei $u \in U$ und $\text{start}(u) = t$). Die geladene Leistung $p_{b,t}$ wird mit der zeitlichen Differenz zwischen t und $succ(t)$ verrechnet. Wenn ein Bus einen Umlauf bedient, wird direkt der gesamte Verbrauch für den Umlauf v_u von der Kapazität abgezogen.

$$c_{b,succ(t)} = c_{b,t} - \sum_{\substack{u \in U, \\ \text{start}(u)=t}} z_{b,u} \cdot v_u + p_{b,t} \cdot \#[t, succ(t)) \quad \forall b \in eB, t \in T \setminus \{\max(T)\} \quad (4.7)$$

Ladeleistungsbegrenzungen Letztendlich muss noch sichergestellt werden, dass ein Bus nur zu den Zeitpunkten $t \in T$ geladen wird, zu denen er nicht gleichzeitig einen Umlauf aus der Menge A_t bedient. Durch die Gleichung 4.8 wird gewährleistet, dass die Ladeleistung eines Busses $p_{b,t}$ nur dann größer als null sein kann, wenn der Bus zu diesem Zeitpunkt nicht aktiv in einem Umlauf eingesetzt wird. Zusätzlich wird die Ladeleistung der Busse durch die maximale Ladeleistung der Ladestationen $p_{Station}$ und die Gesamtladeleistung der Busse durch die Kapazität des Depots p_{Depot} beschränkt. Die verantwortlichen Gleichungen lauten wie folgt:

$$0 \leq p_{b,t} \leq \left(1 - \sum_{u \in A_t} z_{b,u}\right) \cdot p_{Station} \quad \forall b \in eB, t \in T \setminus \{\max(T)\} \quad (4.8)$$

$$\sum_{b \in eB} p_{b,t} \leq p_{Depot} \quad \forall t \in T \quad (4.9)$$

3.1.3 Zielfunktion

Die Zielfunktion minimiert die durch den Betrieb der Busflotte entstehenden Kosten k und Emissionen em . Durch den Vorfaktor λ lässt sich der Fokus der Optimierung verschieben. Für die Berechnung der Kosten werden die Stromkosten sp_t , der Dieserverbrauch der Busse dv_b und der Dieselpreis dp benötigt. Da der Strompreis in Euro pro MWh angegeben ist, muss dieser noch in Euro pro kWh umgerechnet werden, damit er die gleiche Einheit wie die Ladeleistung $p_{b,t}$ hat. Der Dieserverbrauch und der Dieselpreis werden beide pro 100 Kilometer angegeben. Daher müssen beide Werte durch 100 geteilt werden, um zusammen mit der gefahrenen Strecke die entstehenden Kosten bestimmen zu können:

$$k = \sum_{b \in eB} \sum_{t \in T} p_{b,t} \cdot \# [t, \text{succ}(t)] \cdot \frac{sp_t}{1000} + \sum_{b \in dB} \frac{dv_b \cdot km_b}{100} \cdot \frac{dp}{100} \quad (4.10)$$

Die Berechnung der Emissionen erfolgt aus den Stromemissionen se_t und den Dieselemissionen de . Da die Dieselemissionen in Kilogramm pro gefahrenen Kilometer angegeben sind werden die in Gramm gegebenen Stromemissionen in Kilogramm umgerechnet:

$$em = \sum_{b \in eB} \sum_{t \in T} p_{b,t} \cdot \# [t, \text{succ}(t)] \cdot \frac{se_t}{1000} + \sum_{b \in dB} km_b \cdot de \quad (4.11)$$

Die aus Beidem zusammengesetzte Zielfunktion sieht folgendermaßen aus:

$$\min \lambda \cdot k + (1 - \lambda) \cdot em \quad (4.12)$$

3.2 Angepasstes Modell

Um das bisherige Modell für die Anwendung im Rolling-Horizon anzupassen, sind mehrere Änderungen erforderlich. Da die Probleminstanz jetzt in Horizonte aufgeteilt wird, muss die Modellierung der Einsatz- und Ladeplanung entsprechend angepasst werden. Die Hauptanpassungen umfassen:

1. **Einsatzplanung:** Integration von Umläufen aus früheren Iterationen und Anpassung der Variableninitialisierung.
2. **Ladeplanung:** Einführung dynamischer Start- und Endkapazitätsbeschränkungen.

3.2.1 Einsatzplanung

Im Bereich der Einsatzplanung wird lediglich die Beschränkung 4.3, welche die Kompatibilität von Bussen und Umläufen betrifft, in die Initialisierung der binären Variable z verschoben. Die Variable $z_{b,u}$ wird ausschließlich für Paare aus Bussen und Umläufen angelegt, die miteinander kompatibel sind. Darüber hinaus werden Zuweisungen von Bussen zu Umläufen aus früheren Iterationen so lange berücksichtigt, bis der jeweilige Umlauf abgeschlossen ist. Während der Umlauf aktiv ist, wird der Wert von $z_{b,u}$ für die betroffene Zuweisung auf 1 gesetzt. Gleichzeitig wird sichergestellt, dass $z_{b,u}$ für überlappende Umläufe gar nicht erst angelegt wird. Durch diese Form der Initialisierung wird die Gleichung 4.3 redundant, da die Überprüfung der Kompatibilität bereits in der Initialisierung geschieht.

$$\sum_{b \in B} z_{b,u} = 1 \quad \forall u \in U \quad (4.1)$$

$$\sum_{s \in S_u} z_{b,s} \leq 1 + (\#S_u - 2) \cdot (1 - z_{b,u}) \quad \forall b \in B, u \in U \quad (4.2)$$

$$\text{km}_b = \sum_{u \in U} d_u \cdot z_{b,u} \quad \forall b \in B \quad (4.4)$$

3.2.2 Ladeplanung

Um die Ladeplanung im Rolling-Horizon zu modellieren, sind einige Neuerungen und Anpassungen erforderlich:

Zunächst wird an Constraint 4.5 eine kleine Änderung vorgenommen. Der Wert 0 wird als untere Schranke für die Variable $c_{b,t}$ festgelegt, wodurch eine explizite Nebenbedingung für die Untergrenze entfällt:

$$c_{b,t} \leq c_{\max,b} \quad \forall b \in eB, t \in T \quad (4.5.1)$$

Zusätzlich wird 4.6 in die Bedingungen 4.6.1 und 4.6.2 aufgeteilt. Wenn die gesamte Problem Instanz an einem Stück gelöst wird, gibt es nur einen Startzeitpunkt. In diesem Fall genügt es, die Startkapazität der Busse zum Zeitpunkt $\min(T)$ auf den gewünschten Wert zu setzen. Wir teilen die Problem Instanz aber in Horizonte auf und lösen diese separat von einander. Da jeder dieser Horizonte einen eigenen Startzeitpunkt besitzt können wir $c_{b,\min(T)}$ nicht immer auf den selben fixen Wert setzen, sondern müssen diesen mit dem vorherigen Horizont abstimmen. Im ersten Horizont wird die Startkapazität auf $0.5 \cdot c_{b,\max}$ gesetzt. Für alle folgenden Horizonte wird als Startwert $c_{b,\min(T)}$ die Kapazität

zu Beginn des Overlaps der vorherigen Iteration $c_{b,\max(T)}^{\text{pre}}$ verwendet.

$$c_{b,\min(T)} = \begin{cases} 0.5 \cdot c_{b,\max} & \text{falls erste Iteration} \\ c_{b,\max(T)}^{\text{pre}} & \text{sonst} \end{cases} \quad \forall b \in eB \quad (4.6.1)$$

Damit wäre der erste Teil von 4.6 abgedeckt. Im nächsten Schritt muss dafür gesorgt werden, dass die Batteriekapazität der Busse am Ende der Optimierung einen Mindestwert c_{end} erreicht. In unserem Fall wird für c_{end} ein Wert von 50% gesetzt, dadurch wird am Ende der Optimierung der Ausgangszustand für weitere Optimierungen hergestellt. Mit c_{start} kann eine initiale Mindestkapazität festgelegt werden, die von Horizont zu Horizont um Δc erhöht wird. Die Steigerung von c_{min} hängt zusätzlich vom Index des momentanen Horizont h_{index} ab. Durch diese Vorgehensweise wird sichergestellt, dass die Busse im Verlauf der Optimierung nicht leer gefahren werden.

$$\Delta c = \frac{c_{\text{end}} - c_{\text{start}}}{\#\text{Teilprobleme}}$$

$$c_{\text{min}} = c_{\text{start}} + h_{\text{index}} \cdot \Delta c$$

Damit es nicht dazu kommt, dass ein Bus kurz vor Ende der Problem Instanz das Depot erreicht, aber in der verbleibenden Zeit nicht mehr den erwarteten Ladestand erreichen kann, muss eingeschränkt werden, welche Busse am Ende des Teilproblems c_{min} erreichen müssen. Hierfür wird die Menge U_{active} bestimmt. Von dieser Menge werden alle Umläufe zusammengefasst, die im Zeitfenster $time_offset^1$ vor dem Ende des Teilproblems max_t oder darüber hinaus aktiv sind. Bedient ein Bus keinen der Umläufe aus U_{active} , so muss er am Ende des Horizont die Mindestkapazität c_{min} erreichen. Andernfalls wird dies durch die Big-M Notation negiert.

$$c_{b,\max_t} \geq c_{\text{min}} \cdot c_{\max,b} - M \cdot \sum_{a \in U_{\text{active}}} z_{b,a} \quad \forall b \in eB \quad (4.6.2)$$

Diese Änderungen der Nebenbedingung 4.6 führen nicht gänzlich zu den gleichen Ergebnissen, stellen aber einen guten Näherungswert dar. Bei einer erwarteten Mindestkapazität von 50% am Ende der Optimierung kommt man mit den Änderungen auf etwa 30%.

¹Das Zeitfenster sollte so groß sein, dass Busse in dieser Zeit etwa zur Hälfte geladen werden können

Bezeichnung	Beschreibung	Typ	Einheit
max_t	Endzeitpunkt des momentanen Horizonts	Parameter	Minuten
c_{min}	Prozentuale Angabe der Mindestkapazität für diesen Horizont	Parameter	%
c_{end}	Prozentuale Angabe der Batteriekapazität am Ende der Optimierung	Parameter	%
c_{start}	Anfangswert der Batteriekapazität zu Beginn des ersten Horizonts	Parameter	%
Δc	Erhöhung der Mindestkapazität von Horizont zu Horizont	Parameter	%
h_{index}	Index des aktuellen Horizonts	Parameter	-
U_{active}	Menge der aktiven Umläufe im Zeitfenster vor dem Ende des Teilproblems	Menge	-
M	Big-M-Konstante zur Modellierung der Kapazitätsrestriktionen	Parameter	-

Tab. 3.3: Zusammenfassung der für die Ladeplanung eingeführten Größen

4 Modell Überblick

Bevor die konkrete Umsetzung des Rolling-Horizon-Ansatzes erläutert wird, folgt eine zusammenfassende Darstellung des final verwendeten Modells und der dafür verwendeten Größen. Die Einsatzplanung wurde letztendlich weitgehend unverändert von Hermann [Her22] übernommen. Es wurde einzig die Nebenbedingung 4.2 mit den Anpassungen von Rosowitsch [Ros24] verwendet und die Gleichung 4.3 entfernt. Es wird dafür gesorgt, dass alle Umläufe bedient werden 4.1 und ein Bus keine zwei Umläufe gleichzeitig bedient 4.2. Zusätzlich wird für jeden Bus die gefahrene Strecke bestimmt 4.4. Die Prüfung der Kompatibilität von Bussen und Umläufen wurde in die Initialisierung der Variable z verschoben.

$$\sum_{b \in B} z_{b,u} = 1 \quad \forall u \in U \quad (4.1)$$

$$\sum_{s \in S_u} z_{b,s} \leq 1 + (\#S_u - 2) \cdot (1 - z_{b,u}) \quad \forall b \in B, u \in U \quad (4.2)$$

$$\text{km}_b = \sum_{u \in U} d_u \cdot z_{b,u} \quad \forall b \in B \quad (4.4)$$

Damit die Ladeplanung auch in unserem Rolling-Horizon-Ansatz funktioniert wurden die Nebenbedingungen 4.5 und 4.6 angepasst, sodass sie mit der neuen, in Horizonte aufgeteilten, Struktur zu recht kommen. Die initiale Batteriekapazität hängt jetzt vom momentanen Horizont ab und wird von korrekt Teilproblem zu Teilproblem weitergegeben 4.6.1. Damit der Ladestand der Busse nicht zu gering wird, wird am Ende jedes Horizonts eine Mindestkapazität angestrebt. Dabei wird darauf geachtet, dass den Bussen genügend Zeit zur Verfügung steht um diese zu erreichen 4.6.2. Die Kapazität der Busse wird abhängig vom momentan bedienten Umlauf oder der anliegenden Ladeleistung angepasst 4.7. Außerdem wird darauf geachtet, dass Busse nur dann laden, wenn sie nicht aktiv sind 4.8. Abschließend wird dafür gesorgt, dass das Depot nicht von der

zusammengefassten Ladeleistung der Busse überlastet wird 4.9.

$$c_{b,t} \leq c_{\max,b} \quad \forall b \in eB, t \in T \quad (4.5.1)$$

$$c_{b,\min(T)} = \begin{cases} 0.5 \cdot c_{b,\max}, & \text{falls erste Iteration,} \\ c_{b,\max(T)}^{\text{pre}}, & \text{sonst.} \end{cases} \quad \forall b \in eB \quad (4.6.1)$$

$$c_{b,\max_t} \geq c_{\min} \cdot c_{\max,b} - M \cdot \sum_{a \in U_{\text{active}}} z_{b,a} \quad \forall b \in eB \quad (4.6.2)$$

$$c_{b,\text{succ}(t)} = c_{b,t} - \sum_{\substack{u \in U, \\ \text{start}(u)=t}} z_{b,u} \cdot v_u + p_{b,t} \cdot \#[t, \text{succ}(t)] \quad \forall b \in eB, t \in T \quad (4.7)$$

$$0 \leq p_{b,t} \leq \left(1 - \sum_{u \in A_t} z_{b,u}\right) \cdot p_{\text{station}} \quad \forall b \in eB, t \in T \quad (4.8)$$

$$\sum_{b \in eB} p_{b,t} \leq p_{\text{Depot}} \quad \forall t \in T \quad (4.9)$$

Auch für die Zielfunktion verwenden wir die Variante von Rosowitsch. Das Ziel der Optimierung ist es die entstehenden Kosten und Emissionen zu minimieren, wobei der Fokus manuell festgelegt werden kann.

$$k = \sum_{b \in eB} \sum_{t \in T} p_{b,t} \cdot \#[t, \text{succ}(t)] \cdot \frac{\text{sp}_t}{1000} + \sum_{b \in dB} \frac{\text{dv}_b \cdot \text{km}_b}{100} \cdot \frac{\text{dp}}{100} \quad (4.10)$$

$$em = \sum_{b \in eB} \sum_{t \in T} p_{b,t} \cdot \#[t, \text{succ}(t)] \cdot \frac{\text{se}_t}{1000} + \sum_{b \in dB} \text{km}_b \cdot de \quad (4.11)$$

$$\min Z = \lambda \cdot k + (1 - \lambda) \cdot em \quad (4.12)$$

Die im obigen Modell definierten Gleichungen umfassen eine Vielzahl von Variablen und Parametern, die zur Modellierung der Einsatz- und Ladeplanung erforderlich sind. Um die Übersichtlichkeit zu verbessern, werden im Folgenden nochmals die verwendeten Mengen, Entscheidungsvariablen, Parameter und Hilfsvariablen tabellarisch zusammengefasst.

Bezeichnung	Beschreibung	Einheit
U	Die Menge aller Umläufe u	–
U_{active}	Menge der aktiven Umläufe im Zeitfenster vor dem Ende des Teilproblems	–
B	Die Menge aller Busse b	–
eB	Teilmenge von B , die nur Elektrobusse einschließt	–
T	Menge aller betrachteten Zeitpunkte t	–

Tab. 4.1: Zusammenfassung der Mengen

Bezeichnung	Beschreibung	Einheit
$z_{b,u}$	Bedient Bus b den Umlauf u	$\{0, 1\}$
$p_{b,t}$	Ladeleistung des Busses b zum Zeitpunkt t	kW

Tab. 4.2: Zusammenfassung der Entscheidungsvariablen

Bezeichnung	Beschreibung	Einheit
$c_{\max,b}$	Maximale Batteriekapazität des Bus b	kWh
c_{\min}	Prozentuale Angabe der Mindestkapazität für diesen Horizont	kWh
d_u	Distanz des Umlauf u	km
v_u	Energieverbrauch für Umlauf u	kWh
sp_t	Strompreis zum Zeitpunkt t	€/MWh
se_t	Emissionen pro Energieeinheit im Zeitintervall t	g/kWh
dp	Dieselskosten pro 100 Liter	€/100L
de	Dieseemissionen pro gefahrenen Kilometer	g/km
km_b	Zurückgelegte Strecke des Busses b	km
$p_{station}$	Maximale Ladeleistung einer Ladestation	kW
p_{Depot}	Maximale Ladeleistung des Depots	kW
λ	Gewichtung der Kosten in der Zielfunktion	-
M	Große Konstante für Bedingung (4.6.2)	-

Tab. 4.3: Zusammenfassung der Parameter

Bezeichnung	Beschreibung	Einheit
$c_{b,t}$	Ladezustand des Bus b zum Zeitpunkt t	kWh
$c_{b,succ(t)}$	Ladezustand des Bus b zum Nachfolgezeitpunkt von t	kWh
$c_{b,\max(T)}^{\text{pre}}$	Ladezustand des Bus b zum letzten Zeitpunkt $\max(T)$ des vorherigen Horizonts	kWh
k	Gesamtkosten in der Zielfunktion	€
em	Gesamtemissionen in der Zielfunktion	g
$\# [t, succ(t))$	Dauer des Zeitintervalls von t bis zum Nachfolgezeitpunkt $succ(t)$	h

Tab. 4.4: Zusammenfassung der Hilfsvariablen

5 Rolling-Horizon

5.1 Probleme

Bei der Entwicklung des Rolling-Horizon-Ansatzes sind einige Probleme aufgetreten, auf die hier kurz eingegangen wird.

5.1.1 Doppeltes Zählen von Kosten

Die Berechnung der Zielfunktionswerte der Horizonte geschieht immer für den gesamten Horizont, da sich diese Horizonte aber überlappen kommt es aber dazu, dass zwei aufeinanderfolgende Horizonte für den gleichen Teil des Planungshorizonts Kosten berechnen. Je größer die Überlappung im Verhältnis zur Länge der Horizonte ausfällt, desto stärker werden die tatsächlichen Kosten verfälscht. In der folgenden Abbildung wird dargestellt, wie sich der Zielfunktionswert bei einer festen Überlappung von 60 Minuten und unterschiedlich großen Horizonten entwickelt. Dafür wurde das Modell auf einzelne Tage in verschiedenen Monaten des Jahres 2019 angewandt und ein Durchschnitt über die Ergebnisse gebildet.

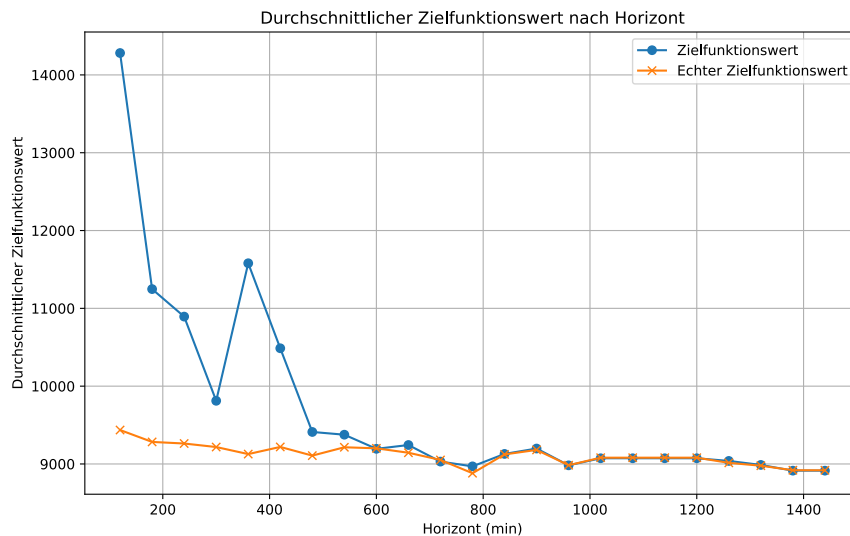


Abb. 5.1: Entwicklung des Zielfunktionswerts

Als Lösung für das Problem haben wir den in obiger Abbildung eingeführten „ech-

ten Zielfunktionswert“ bestimmt. Dabei wurde darauf geachtet, dass die Kosten für den überlappenden Bereich erst im Horizont $H + 1$ berücksichtigt wurden. Durch den „echten Zielfunktionswert“ ist es dann auch möglich, unseren Ansatz mit anderen zu vergleichen.

5.1.2 Verteilung der Umläufe

Da es morgens eine extreme Spitze an gleichzeitig aktiven Umläufen gibt, ist die Auslastung der einzelnen Horizonte sehr ungleich. Um 7 Uhr sind knapp 160 der insgesamt 250 Umläufe, die über den Tag verteilt auftreten, aktiv.

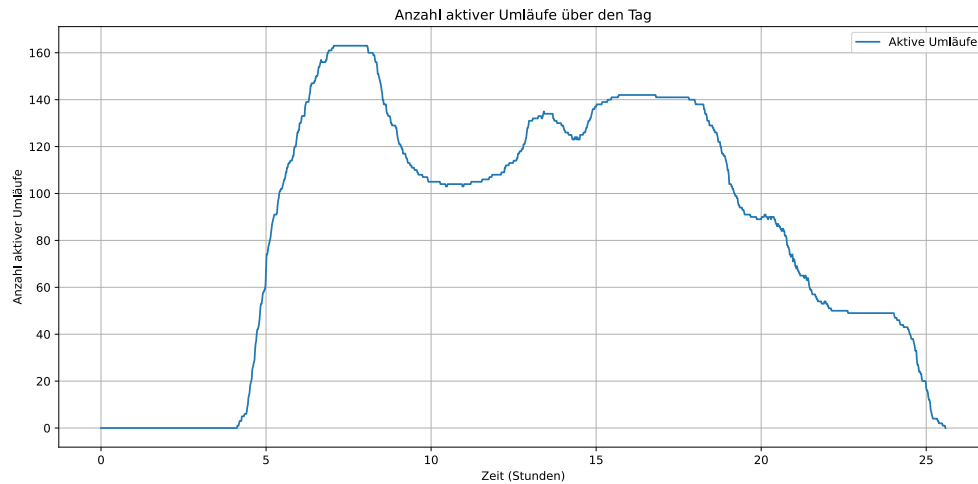


Abb. 5.2: Anzahl aktiver Umläufe im Tagesverlauf

Dies führt dazu, dass einzelne Horizonte deutlich länger benötigen, um gelöst zu werden. Wenn jetzt für den Solver ein Zeitlimit für das Lösen der Horizonte festgelegt wird, kann es schnell passieren, dass bei Lösungen große Optimalitätsgaps¹ vorliegen oder es in der Zeit gar nicht möglich ist eine zulässige Lösung zu finden. Dieses Problem trat hauptsächlich auf, wenn Horizonte vom Abend des Vortages aus auch Teile der Frühspitze des nächsten Tages enthalten haben. Es gibt verschiedene Möglichkeiten, wie man mit diesem Problem verfahren könnte: das Testen verschiedener Kombinationen aus Horizont- und Überlappungslänge, das Planen der Horizonte, sodass jeder Tag aus denselben Horizonten besteht, Anpassung der Horizontlänge an die enthaltenen Daten und nicht die Zeit oder die Entwicklung eines Rollback Mechanismus, der den zu optimierenden Zeitraum so lange vergrößert, bis eine Lösung gefunden wird. Wir haben uns letztendlich entschieden, einen Rollback zu implementieren.

¹ Abweichung der aktuellen Lösung von der optimal Lösung

5.2 Umsetzung

Wir verwenden eine statische Variante des Rolling-Horizon-Ansatz für unser Problem². Es sind bereits im Voraus alle wichtigen Daten, wie die Entwicklung von Wetter, Strompreisen, Stromzusammensetzung und Dieselpreisen bekannt. Außerdem verwenden wir feste Längen für Horizonte und Überlappungen. Als Input erhält unser Ansatz den zu optimierenden Zeitrahmen, der durch ein Start- und Enddatum festgelegt wird, sowie die Länge der Horizonte, die Größe der Überlappung und die zur Verfügung stehende Busflotte. Basierend auf diesen Informationen werden die benötigten Daten importiert und in Horizonte aufgeteilt. Anschließend werden die Horizonte in chronologischer Reihenfolge gelöst. Zum Lösen der Horizonte verwenden wir unser angepasstes Modell (siehe 4). Falls keine Lösung für den aktuellen Horizont gefunden werden kann, wird die Iteration wiederholt. Während dieses sogenannten Rollbacks wird der Startzeitpunkt um eine Stunde nach hinten verschoben und der Horizont entsprechend erweitert. Bereits festgesetzte Entscheidungen, die in den neu hinzugekommenen Zeitraum fallen, werden dabei aufgelöst. Dieses Vorgehen wird so lange wiederholt, bis entweder eine Lösung gefunden oder der Startzeitpunkt der Optimierung erneut erreicht wird. Sollte bis dahin keine Lösung gefunden worden sein, ist es nicht möglich, diese Probleminstanz zu lösen. Wird eine Lösung erzielt, unabhängig davon, ob mit oder ohne Rollback, werden die Ergebnisse für den Bereich außerhalb der Überlappung festgesetzt. Dabei war es nur wichtig, die Zuweisungen von Bussen zu Umläufen und den Stand der Batteriekapazitäten direkt vor der Überlappung festzuhalten. Die Optimierung wird fortgesetzt, bis entweder alle Horizonte gelöst wurden oder es nicht möglich ist, das Problem zu lösen. Liegt eine Gesamtlösung vor, so werden ein Einsatz- und Ladeplan für den gesamten Zeitraum erstellt.

²Die Optimierung der Einsatz und Ladeplanung einer gemischten Busflotte

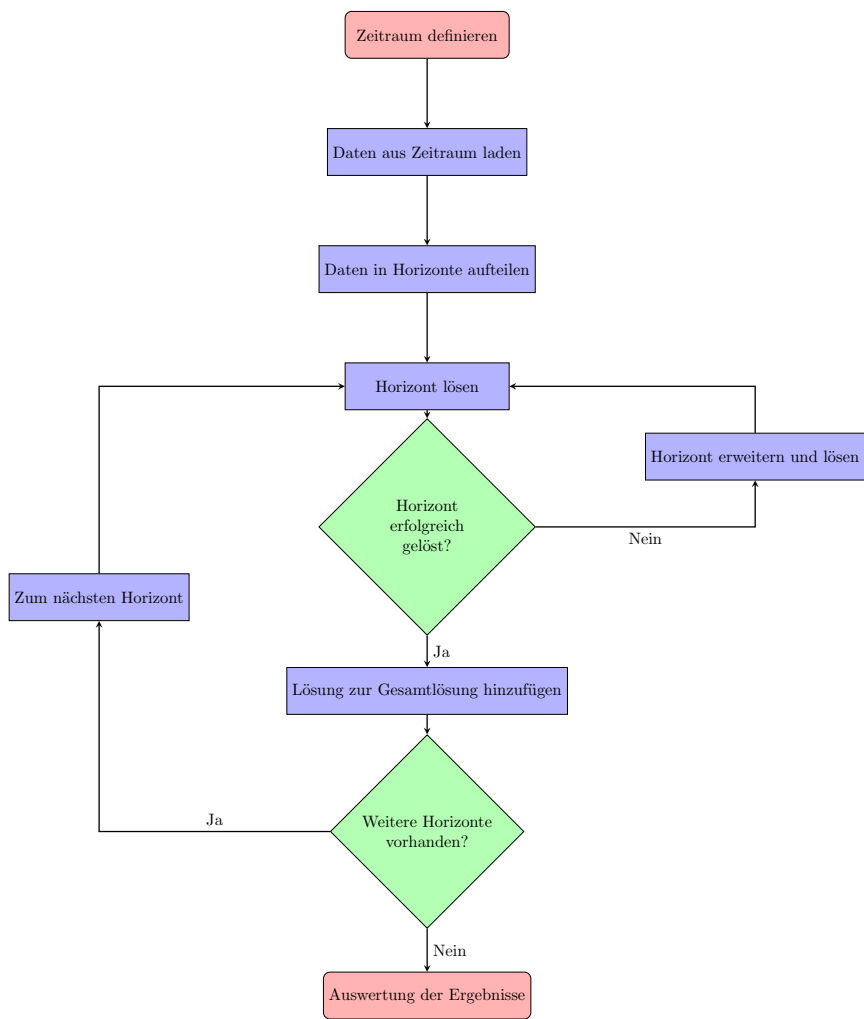


Abb. 5.3: Ablauf unseres Rolling-Horizon

Der Einsatzplan beinhaltet die während der Optimierung festgelegten Zuweisungen von Bussen zu Umläufen. Zusätzlich werden die planmäßigen Start- und Endzeitpunkte der Umläufe und deren Länge angegeben. Hier ein kurzer Ausschnitt aus einem solchen Einsatzplan:

Bus	Umlauf Id	Startzeit (min)	Endzeit (min)	Länge in km
eB0	21.011	320	1504	283
eB1	68.011	380	1278	268
eB1	67.011	1280	1500	60
eB2	45.011	400	1487	259
eB3	52.041	313	1267	277
eB3	61.011	1295	1483	70
eB4	57.061	268	542	87
eB4	58.041	630	822	48
eB4	72.041	865	1128	75
eB4	30.021	1201	1483	118
eB5	43.121	261	520	73
eB5	37.021	774	1480	170

Tab. 5.1: Ausschnitt aus einem Einsatzplan

In den Ladeplänen wird festgehalten, wie viel die einzelnen Busse zu jedem Zeitpunkt der Optimierung laden. Basierend darauf wird auch die aktuelle Batteriekapazität der Busse angegeben.

Bus	Zeit (min)	Kapazität (kWh)	Ladeleistung (kW)
eB0	180	192.00	37.0
eB0	190	198.17	37.0
eB0	200	204.33	37.0
eB0	210	210.50	37.0
eB0	220	216.67	37.0
eB0	230	222.83	37.0
eB0	240	229.00	150.0
eB0	248	249.00	0.0
eB0	251	249.00	150.0
eB0	252	251.50	0.0
eB0	256	251.50	0.0
eB0	261	251.50	150.0
eB0	265	261.50	0.0

Tab. 5.2: Ausschnitt aus der Ladeplanung

Hier zeigt der Ladeplan, wie das Ladeverhalten des Elektrobuses θ im Zeitraum von Minute 180 bis 265³ aussieht. Die anliegende Ladeleistung verändert, wie in Gleichung 4.7 modelliert, die Kapazität des Busses immer erst im darauf folgenden Zeitschritt. Der generierte Ladeplan kann nicht direkt verwendet werden, da im Modell nie festgelegt

³Wir haben innerhalb des Modells alle Zeitangaben in Minuten umgerechnet. Dieses Zeitfenster entspricht dem Zeitraum von 3:00 bis 4:25 Uhr

wurde, dass nur 24 Busse gleichzeitig laden können. Es wurde nur sichergestellt, dass die Kapazität des Depots nicht überschritten wird. Busse müssen teilweise verschiedene Ladestationen nutzen, um die im Ladeplan vorgegebene Ladeleistung zu erreichen. Rosowitsch [Ros24] hat in seiner Arbeit genauer erklärt, wie und warum diese Umverteilung funktioniert.

6 Ergebnisse

Wir haben unseren Ansatz auf einem Lenovo ThinkPad T470s mit einem Intel[®] Core™ i7-7600U CPU @ 2.80 GHz (Dual-Core, 2.90 GHz Max Turbo), 16 GB Arbeitsspeicher und Windows 10 Pro getestet. Als Solver wurde CPLEX 22.1.1 und die dazugehörige Python API DOcplex 2.27.239 verwendet.

6.1 Testen auf kleineren Instanzen

Bevor wir uns mit dem Lösen größerer Instanzen befasst haben, haben wir unseren Ansatz für das Lösen einzelner Tage getestet. Um besser abschätzen zu können, welche Horizontgröße letztendlich auch für größere Probleminstanzen genutzt werden sollte, wurden verschiedene Größen getestet. Angefangen bei einem Horizont von 2 Stunden bis insgesamt 24 Stunden. Der Horizont wurde inkrementell immer weiter um 1 Stunde erhöht, wobei die Überlappung fest bei einer Stunde blieb. Für diese Tests wurde kein Zeitlimit für das Finden der optimalen Lösung festgelegt.

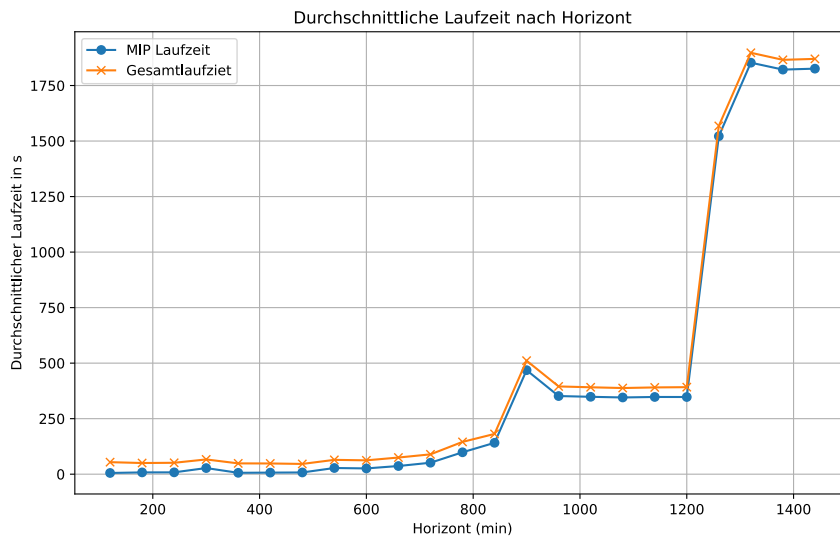


Abb. 6.1: Einfluss der Horizontlänge auf die Laufzeit

Obige Abbildung zeigt die Entwicklung der Laufzeit in Abhängigkeit von der Horizontlänge. Es wird zwischen der Gesamt- und der MILP-Laufzeit unterschieden. Die Laufzeit

des MILP stellt die Zeit dar, die CPLEX benötigt, um den ganzen Planungshorizont zu lösen. Bei der Gesamtlaufzeit kommt das Auslesen und Verarbeiten der Daten hinzu. Es ist recht deutlich zu erkennen, dass es sowohl ab einem Horizont von 840 Minuten als auch bei 1200 Minuten zu einem deutlichen Anstieg der Laufzeit kommt. Abbildung 5.2 zeigt, dass es im Zeitraum von 14 bis 15 Uhr und 20 bis 21 Uhr nochmals zu einem Anstieg der aktiven Umläufe kommt. Diese neu hinzukommenden Umläufe führen dazu, dass die Laufzeit ab diesen Zeiträumen erneut steigt.

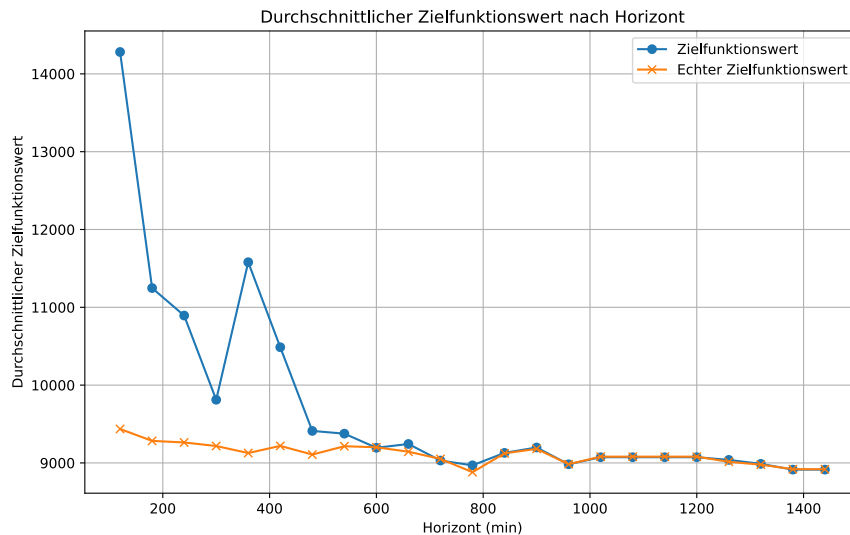


Abb. 6.2: Einfluss der Horizontlänge auf den Zielfunktionswert

Der Zielfunktionswert verbessert sich kontinuierlich, je größer die Horizontlänge gewählt wird. Dabei ist jedoch deutlich zu erkennen, dass der Anstieg der Laufzeit wesentlich stärker ist als die Verbesserung des Zielfunktionswerts. Es zeigt sich, dass die Laufzeit ab Horizontlängen von 600 bis 800 Minuten anfängt stärker zu steigen und sich danach mehr als verdoppelt. Gleichzeitig lässt sich in diesem Zeitraum eine signifikante Verbesserung des Zielfunktionswerts beobachten. Bei Horizontlängen von über 800 Minuten steigt vor allem die Laufzeit für das Lösen des Planungshorizonts, während der Zielfunktionswert bei einer Länge von knapp 800 Minuten ein Minimum erreicht. Diese wird erst bei deutlich größeren Horizonten erneut erreicht. Daher haben wir uns bei weiterführenden Tests auf Horizontlängen zwischen 600 und 800 Minuten konzentriert.

6.1.1 Vergleich mit Hermann und Rosowitsch

Um zu schauen, wie gut unser Ansatz auf kleinen Instanzen funktioniert, wollen wir ihn mit dem von Hermann und Rosowitsch vergleichen. Dafür haben wir die gleichen Szenarien wie die Beiden betrachtet. Diese umfassen den 23.01.2019, den 23.04.2019 und den 25.07.2019. Wir nehmen für den Dieselpreis und die Temperatur keine konstanten Werte

an, sondern lesen diese passend aus. Den Wert von 0,971 kg/km für die Dieselemissionen und $\lambda = 1$ übernehmen wir. Auch verwenden wir für alle Szenarien die selbe Busflotte und die selben Umlaufpläne. Wir haben für das Lösen der Horizonte ein Zeitlimit von 10 Minuten gesetzt, wenn bis dahin keine optimale Lösung gefunden wurde, wird die momentan beste verwendet. Ansonsten haben wir die Standardeinstellungen von CPLEX beibehalten.

In den folgenden Graphiken werden die Begriffe beste Lösung, beste Schranke und Gap verwendet, diese wollen wir noch kurz erklären:

- Als beste Lösung wird hier die Lösung bezeichnet, die am Ende der Optimierung den niedrigsten Zielfunktionswert besitzt.
- Die beste Schranke stellt die rein theoretisch beste erreichbare Lösung dar
- Die Gap beschreibt die prozentuale Abweichung der besten Lösung von der besten Schranke

Szenario	Modell Hermann			Modell Rosowitsch		
	Beste Lösung	Beste Schranke	Gap	Beste Lösung	Beste Schranke	Gap
23.1.2019	14.079,96€	10.828,94€	23,09%	11.639,82€	11.555,42€	0,73%
23.4.2019	11.568,55€	8.801,87€	23,92%	9.408,85€	9.296,43€	1,19%
25.7.2019	11.779,79€	9.939,43€	15,62%	10.610,19€	10.511,93€	0,93%

Tab. 6.1: Ergebnisse von Hermann und Rosowitsch¹

Rosowitsch hat beiden Modellen je vier Stunden Zeit gegeben, die drei Szenarien zu lösen. Wurde nach vier Stunden keine Optimallösung gefunden, so wurde die bis dahin beste Lösung angegeben. Rosowitschs Modell ist in diesem Zeitraum schneller zu einer Optimallösung konvergiert als das von Hermann. Auch wenn beide Modelle keine Optimallösung gefunden haben, ist doch deutlich zu erkennen, dass Rosowitschs Modell bessere Ergebnisse geliefert hat.

Szenario	Beste Lösung	Beste Schranke	Gap
23.1.2019	12.620,51€	12.340,67€	2,88%
23.4.2019	9.906,36€	9.894,51€	0,39%
25.7.2019	12.003,81€	11.894,59€	1,26%

Tab. 6.2: Durchschnitt über unsere Ergebnisse

Tabelle 6.2 stellt wie Abbildung 6.2 einen Durchschnitt über die erzielten Lösungen dar. Alle drei Szenarien wurden für unterschiedlich große Horizonte gelöst. Im Schnitt funktionierte unser Ansatz besser als der von Hermann und ähnlich gut wie Rosowitschs

Ansatz. Der Hauptunterschied dabei ist, dass in unserer Planung die Busse am Ende nur einen durchschnittlichen Ladestand von 30% erreichen, während dieser bei den Anderen 50% beträgt. Deshalb kann dieser Vergleich auch nur zur Orientierung verwendet werden. Einzig im Hinblick auf die Laufzeit sieht man deutliche Verbesserungen. Rosowitsch gibt an, dem Modell vier Stunden Zeit gegeben zu haben, um eine Lösung zu finden, wohingegen unser Ansatz maximal eine halbe Stunde benötigt hat.

6.2 Lösen großer Instanzen

Nachdem wir unseren Ansatz an einzelnen Tagen erfolgreich getestet hatten, haben wir mit den Tests auf größeren Instanzen begonnen. Basierend auf den Ergebnissen der vorherigen Tests haben wir uns dazu entschlossen, mit Horizonten zwischen 600 und 800 Minuten zu arbeiten. Unseren Planungshorizont haben wir zunächst auf eine Woche ausgeweitet. Im Zuge dessen haben wir verschiedene Kombinationen aus Horizontlänge und Überlappungsgröße getestet. Spätestens beim Übergang vom zweiten zum dritten Tag kam es zu Problemen. Für Horizonte, die den Abend des zweiten Tages und den Morgen des dritten Tages umfasst haben wurden keine Lösungen gefunden. Wenn der Wechsel der Horizonte zwischen diesen Zeiträumen stattfand konnte zumindest für den Abend des zweiten Tages eine Lösung gefunden werden. Da das Lösen einer Woche nicht funktioniert hat haben wir unseren Planungshorizont auf drei Tage eingeschränkt, da bisher zwei Tage hintereinander gelöst werden konnten und es erst am dritten Tag zu Problemen kam. Da durch unsere Modellierung der Batteriekapazität erst am Ende der Woche eine Mindestkapazität von 50 Prozent erreicht wird, nahmen wir zuerst an, dass die Busse nach dem zweiten Tag zu sehr entladen seien, um den dritten Tag bedienen zu können. Daraufhin haben wir testweise die Startkapazität der Busse erhöht, um zu prüfen, ob eine zu geringe Batteriekapazität das Problem sei. Doch auch in einem Szenario mit vollen Batterien als Startzustand konnte keine Lösung gefunden werden. Auch das erneute Testen von verschiedenen Kombinationen aus Horizonten und Überlappungen führte zu keinem Ergebnis. Daher haben wir angefangen, weitere mögliche Ursachen zu testen und auszuschließen:

Zeitlimit Durch unser Zeitlimit von 10 Minuten für das Lösen eines einzelnen Horizonts konnten, bei wiederholten Rollbacks, teilweise keine Lösungen gefunden werden, da der Horizont zu groß geworden ist. Das Vergrößern beziehungsweise Entfernen des Zeitlimits hat jedoch nur zum Anstieg der Laufzeit, aber nicht zu einer Lösung geführt.

Gleichung 4.6.2 Diese Gleichung legt für jeden Horizont eine Mindestbatteriekapazität fest, die die Busse bis zu dessen Ende erreichen müssen. Lediglich Busse, die in einem bestimmten Zeitfenster vor dem Ende im Einsatz sind, sind davon ausgenommen. Um sicher zu gehen, dass nicht das Zeitfenster das Problem ist, sind wir von einem worst case Szenario² ausgegangen und haben die Größe des Zeitfensters auf zwei Stunden gesetzt.

²24 leere Busse des Typs NG die gleichzeitig halbvoll geladen werden sollen

Weitere Tests, in denen wir das Zeitfenster auch verkleinert und vergrößert haben, führten zu keiner Lösung.

Daten In Kapitel 2 haben wir erwähnt, dass entweder zu wenige Busse oder zu viele Umläufe des Typs NL vorliegen und haben deshalb bei einzelnen Umläufen den Typ von NL zu NG geändert. Dadurch konnte unser Modell Lösungen finden. Es könnte sein, dass die Anpassung der zugrundeliegenden Daten dazu führt, dass wir nach zwei Tagen keine Lösungen mehr finden können. Testen können wir die Vermutung nicht, da unser Ansatz ohne diese Anpassungen keine Lösung findet.

Letztendlich konnten wir Lösungen für maximal zwei aufeinanderfolgende Tage finden. Das Lösen einer solchen Instanz dauerte etwa 9 Minuten. Der Zielfunktionswert war dabei etwas mehr als doppelt so hoch wie der Wert, der für das Lösen eines einzelnen Tages ermittelt wurde. Die zusätzlichen Kosten resultierten hauptsächlich daraus, dass am zweiten Tag deutlich mehr geladen werden musste als am ersten. Am ersten Tag stand von Beginn an eine Kapazität von 50% zur Verfügung, während diese am zweiten Tag nicht geschenkt wurde.

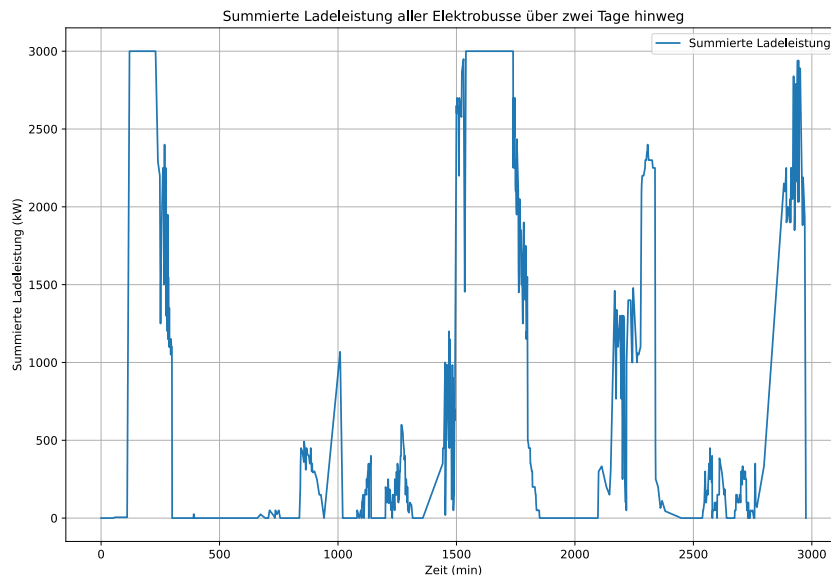


Abb. 6.3: Summierte Ladeleistung aller Busse im Verlauf von zwei Tagen

Die Abbildung zeigt deutlich, dass am zweiten Tag wesentlich mehr geladen wird. Dies liegt unter anderem daran, dass bis zum Ende des zweiten Tages eine Mindestkapazität von 50% angestrebt wird.

7 Zusammenfassung

In dieser Arbeit haben wir uns mit dem von Hermann [Her22] und Rosowitsch [Ros24] entwickelten Modell beschäftigt. Dabei haben wir von Ihnen angestellte Überlegungen aufgegriffen, Ihr Modell angepasst und einen Rolling-Horizon-Ansatz für die Problemstellung der VAG Nürnberg entwickelt.

7.1 Zusammenfassung

Zu Beginn der Arbeit haben wir in Kapitel 2 einen Überblick über die zugrunde liegenden mathematischen Grundlagen unserer Arbeit und verwendeten Daten gegeben. Anschließend wurde in Kapitel 3 das ursprüngliche Modell von Hermann und Rosowitsch eingeführt und unsere angepasste Variante vorgestellt. Es wurde das grundlegende Modell beibehalten und nur einzelne Gleichungen mussten für die Nutzung im Rolling-Horizon-Ansatz angepasst werden. In Kapitel 4 wurde das von uns verwendete Modell noch einmal abschließend zusammengefasst. In Kapitel 5 erläuterten wir unseren Rolling-Horizon-Ansatz und diskutierten die dabei aufgetretenen Herausforderungen. Abschließend wurden die Ergebnisse unserer Arbeit in Kapitel 6 vorgestellt. Hier wurde unser Ansatz sowohl auf kleinen als auch großen Instanzen getestet und ein Vergleich mit den Ergebnissen von Hermann und Rosowitsch gezogen.

Wir waren mit unserem Ansatz nicht wie erhofft in der Lage größere Planungshorizonte effizient zu lösen. Zumindest waren wir in der Lage zwei Tage am Stück zu lösen. Im Vergleich mit den Ergebnissen von Hermann und Rosowitsch hat sich gezeigt, dass unser Ansatz für das Lösen eines Tages effizienter ist, als den Planungshorizont im Ganzen zu lösen. Da der Endzustand unseres Modells leicht ihrem abweicht, sind unsere Ergebnisse nicht völlig vergleichbar.

7.2 Ausblick

Vor allem im Bezug auf eine Verbesserung der Laufzeit hat der Rolling-Horizon-Ansatz großes Potenzial gezeigt. Auch scheint es dabei keine allzu großen Einbußen in der Güte der Lösung zu geben. Um dies sicher beurteilen zu können, müsste eine Anpassung unseres Modells vorgenommen werden, sodass die Busse wieder eine Endkapazität von mindestens 50% erreichen. Auch wäre die Entwicklung einer Vorausschau entweder in Kombination mit unserem Rollback Mechanismus oder anstatt dessen interessant. Möglicherweise könnte ein Einbeziehen zukünftiger Ereignisse helfen, doch auch größere Planungshorizonte zu lösen. Sollte dies möglich sein, wäre es eine Überlegung wert, zu prüfen, ob der Rolling-Horizon in diesem Fall auch funktioniert, wenn nicht alle Daten im Voraus

bekannt sind. Da einzelne Tage effizient gelöst werden können, wäre ein möglicher weiterer Ansatz, die Tage unabhängig voneinander mit dem Rolling-Horizon zu lösen und diese Lösungen dann zu einem Gesamtplan zusammenzufassen. Weiterhin wäre eine realitätsnähere Modellierung, die Unsicherheiten wie Verspätungen und Ausfälle berücksichtigt, möglich. Derartige Ideen könnten in weiterführenden Arbeiten umgesetzt werden.

Literaturverzeichnis

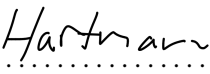
- [BAP24] Avishan Bagherinezhad, Mahnoosh Alizadeh und Masood Parvania: Rolling Horizon Approach for Real-Time Charging and Routing of Autonomous Electric Vehicles. *IEEE Open Access Journal of Power and Energy*, 11:94–103, 2024.
- [bay] Mobilitätsförderung Klimabusse in Regensburg 2013; Bayerisches Landesportal — bayern.de. <https://www.bayern.de/mobilitaetsfoerderung-fuer-klimabusse-in-regensburg/>. [Accessed 03-01-2025].
- [bun] BMDV - Klimaschutz im Verkehr 2013; Öffentlicher Verkehr — bmdv.bund.de. <https://bmdv.bund.de/SharedDocs/DE/Artikel/G/Klimaschutz-im-Verkehr/klimaschutz-oeffentlicher-verkehr.html>. [Accessed 03-01-2025].
- [CDFI15] Jean François Cordeau, Mauro Dell’Amico, Simone Falavigna und Manuel Iori: A rolling horizon algorithm for auto-carrier transportation. *Transportation Research Part B: Methodological*, 76:68–80, 2015, ISSN 0191-2615. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0191261515000375>.
- [GLR22] Lukas Glomb, Frauke Liers und Florian Rösel: A rolling-horizon approach for multi-period optimization. *European Journal of Operational Research*, 300(1):189–206, 2022, ISSN 0377-2217. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221721006536>.
- [Her22] Johannes Hermann: Entwicklung einer nachhaltigen Lade- und Einsatzstrategie für E-Bussflotten unter Verwendung der gemischt-ganzzahligen linearen Optimierung, 2022.
- [HL15] Frederick S Hillier und Gerald J Lieberman: *Introduction to operations research*. McGraw-Hill, 2015.
- [HS20] Johann Hartleb und Marie Schmidt: A Rolling Horizon Heuristic with Optimality Guarantee for an On-Demand Vehicle Scheduling Problem. In: Dennis Huisman und Christos D. Zaroliagis (Herausgeber): *20th Symposium on Algorithmic Approaches for Transportation Modelling, Optimization, and Systems (ATMOS 2020)*, Band 85 der Reihe *Open Access Series in Informatics (OASIs)*, Seiten 15:1–15:18, Dagstuhl, Germany, 2020. Schloss Dagstuhl – Leibniz-Zentrum für Informatik, ISBN 978-3-95977-170-2. <https://drops.dagstuhl.de/entities/document/10.4230/OASIs.ATMOS.2020.15>.

- [LY⁺84] David G Luenberger, Yinyu Ye *et al.*: *Linear and nonlinear programming*, Band 2. Springer, 1984.
- [Ros24] Shane Rosowitsch: Einsatz- und Ladeplanung für gemischte Busflotten über große Zeiträume, 2024.
- [vag] eMobilität — vag.de. <https://www.vag.de/ihre-vag/projekte/emobilitaet>. [Accessed 03-01-2025].
- [Van98] Robert J Vanderbei: Linear programming: foundations and extensions. *Journal of the Operational Research Society*, 49(1):94–94, 1998.
- [vdva] Clean Vehicles Directive (CVD): Klimaschutz im ÖPNV | VDV - Die Verkehrsunternehmen — vdv.de. <https://www.vdv.de/umsetzung-cvd.aspx>. [Accessed 03-01-2025].
- [vdvb] E-Mobilität im ÖPNV für mehr Klimaschutz | VDV - Die Verkehrsunternehmen — vdv.de. <https://www.vdv.de/e-mobilitaet-und-mehr.aspx>. [Accessed 03-01-2025].
- [ZAdR22] Letícia A.L. Zaneti, Nataly Bañol Arias, Madson C. de Almeida und Marcos J. Rider: Sustainable charging schedule of electric buses in a University Campus: A rolling horizon approach. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 161:112276, 2022, ISSN 1364-0321. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032122001964>.

Erklärung

Hiermit versichere ich die vorliegende Abschlussarbeit selbstständig verfasst zu haben, keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt zu haben, und die Arbeit bisher oder gleichzeitig keiner anderen Prüfungsbehörde unter Erlangung eines akademischen Grades vorgelegt zu haben.

Würzburg, den 06.01.2025


.....

Felix Hartmann

Titel der

Thema bereitgestellt von (Titel, Vorname, Nachname, Lehrstuhl):

Eingereicht durch (Vorname, Nachname, Matrikel):

Ich versichere, dass ich die vorstehende schriftliche Arbeit selbständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe. Die benutzte Literatur sowie sonstige Hilfsquellen sind vollständig angegeben. Wörtlich oder dem Sinne nach dem Schrifttum oder dem Internet entnommene Stellen sind unter Angabe der Quelle kenntlich gemacht.

Weitere Personen waren an der geistigen Leistung der vorliegenden Arbeit nicht beteiligt. Insbesondere habe ich nicht die Hilfe eines Ghostwriters oder einer Ghostwriting-Agentur in Anspruch genommen. Dritte haben von mir weder unmittelbar noch mittelbar Geld oder geldwerte Leistungen für Arbeiten erhalten, die im Zusammenhang mit dem Inhalt der vorgelegten Arbeit stehen.

Mit dem Prüfungsleiter bzw. der Prüfungsleiterin wurde abgestimmt, dass für die Erstellung der vorgelegten schriftlichen Arbeit Chatbots (insbesondere ChatGPT) bzw. allgemein solche Programme, die anstelle meiner Person die Aufgabenstellung der Prüfung bzw. Teile derselben bearbeiten könnten, entsprechend den Vorgaben der Prüfungsleiterin bzw. des Prüfungsleiters eingesetzt wurden. Die mittels Chatbots erstellten Passagen sind als solche gekennzeichnet.

Der Durchführung einer elektronischen Plagiatsprüfung stimme ich hiermit zu. Die eingereichte elektronische Fassung der Arbeit ist vollständig. Mir ist bewusst, dass nachträgliche Ergänzungen ausgeschlossen sind.

Die Arbeit wurde bisher keiner anderen Prüfungsbehörde vorgelegt und auch nicht veröffentlicht. Ich bin mir bewusst, dass eine unwahre Erklärung zur Versicherung der selbständigen Leistungserbringung rechtliche Folgen haben kann.

Hartmann

Ort, Datum, Unterschrift