

MASTERARBEIT | MASTER'S THESIS

Titel | Title

CO₂-Einsparungspotenziale einer Umstellung der
behältergestützten Abfallsammlung von Voll- auf Teilservice

verfasst von | submitted by
Nicolas Vincent Ehler

angestrebter akademischer Grad | in partial fulfilment of the requirements for the degree of
Master of Science (MSc)

Wien | Vienna, 2025

Studienkennzahl lt. Studienblatt | Degree
programme code as it appears on the
student record sheet:

UA 066 915

Studienrichtung lt. Studienblatt | Degree
programme as it appears on the student
record sheet:

Masterstudium Betriebswirtschaft

Betreut von | Supervisor:

Univ.-Prof. Mag. Dr. Karl Franz Dörner Privatdoz.

Danksagung

Mein besonderer Dank gilt Frau Christina Hess, B.Sc., M.Sc., die mich während der gesamten Bearbeitung dieser Masterarbeit mit außergewöhnlichem Engagement betreut hat. Sie stand mir jederzeit mit fachlicher Expertise, methodischem Rat und großer Offenheit zur Seite. Darüber hinaus stellte sie die für diese Arbeit zentralen Daten und Instanzen zur Verfügung. Auch bei der Entwicklung und Umsetzung des heuristischen Verfahrens unterstützte sie mich mit konstruktivem Feedback, hilfreichen Rückfragen und klaren Einschätzungen. Besonders dankbar bin ich für ihre Unterstützung im technischen Bereich: Sie half mir, die Einrichtung von GitHub zu verstehen, unterstützte mich bei der Vorbereitung und Durchführung der Rechenexperimente und ermöglichte mir den Zugang zum Cluster der Universität Wien. Ohne ihre kontinuierliche Begleitung wäre diese Arbeit in der vorliegenden Form nicht möglich gewesen.

Ich danke außerdem Herrn Univ.-Prof. Mag. Dr. Karl Franz Dörner, Privatdoz., für die formelle Betreuung und die Offenheit gegenüber dem gewählten Forschungsvorgehen. Sein wertvolles Feedback hat zur Schärfung der inhaltlichen Ausrichtung ebenso beigetragen wie zur Qualität der methodischen Umsetzung.

Abstract

This thesis investigates the ecological and operational impact of different system configurations in container-based waste collection. The focus lies on the transition from full-service (pick-up) systems, where containers are retrieved directly from their storage locations on the property, to partial-service (bring) systems, where users place their containers at the kerbside for collection. Furthermore, vehicle routes were optimized using a **Variable Neighborhood Search (VNS)**. A realistic urban case was modeled, and multiple scenarios were analyzed. The findings show that switching to a bring system significantly reduces emissions, energy consumption, and driving time, regardless of the vehicle type. Even a 50/50 system offers considerable potential, although the success of the system transition depends strongly on household participation. The implemented **VNS** proved to be a competitive method for solving the **Periodic Vehicle Routing Problem (PVRP)**. Moreover, differences between waste fractions (biowaste, residual, paper) were systematically analyzed and aggregated for an overall system evaluation. This work combines real-world data, metaheuristic optimization, and systematic evaluation to contribute to the sustainable design of municipal collection systems.

Kurzfassung

Ziel dieser Arbeit war es, zu untersuchen, wie sich verschiedene Systemformen der behältergestützten Abfallsammlung auf zentrale ökologische und operative Zielgrößen auswirken. Im Fokus stand die Umstellung vom Holsystem (Vollservice), bei dem die Behälter direkt vom Standplatz auf dem Grundstück abgeholt werden, auf das Bringsystem (Teilservice), bei dem die Nutzer:innen ihre Behälter zur Abholung am Straßenrand bereitstellen. Zudem wurde die Tourenplanung mithilfe einer **VNS** optimiert. Zur Beantwortung der Forschungsfragen wurden Daten einer realen Stadt verwendet und analysiert. Die Ergebnisse zeigen, dass eine Umstellung auf das Bringsystem unabhängig von der eingesetzten Antriebsart signifikante Einsparungen bei Emissionen, Energieverbrauch und Fahrzeit ermöglicht. Auch ein 50/50-System zeigt bereits erhebliche Potenziale. Jedoch können die vollen Potenziale hinsichtlich Effizienzsteigerung und Einsparung von Emissionen nur ausgeschöpft werden, wenn sich die Haushalte aktiv beteiligen. Die eingesetzte **VNS** erwies sich als konkurrenzfähige Methode zur Optimierung der Tourenplanung. Zusätzlich wurden fraktionsspezifische Unterschiede analysiert und aggregiert bewertet. Die Arbeit verbindet praxisnahe Datenbasis, heuristische Optimierung und systematische Ergebnisanalyse und leistet damit einen Beitrag zur nachhaltigen Gestaltung kommunaler Sammelsysteme.

Inhaltsverzeichnis

Danksagung	i
Abstract	iii
Kurzfassung	v
Tabellenverzeichnis	ix
Abbildungsverzeichnis	xi
1 Einleitung	1
2 Problembeschreibung	3
2.1 Praxisproblem und Ziel der Untersuchung	3
2.2 Das Periodic Vehicle Routing Problem (PVRP)	3
3 Stand der Forschung	11
3.1 Modellierung von Energie- und Kraftstoffverbrauch	11
3.2 Metaheuristiken zur Lösung des PVRP	13
3.2.1 Nachbarschaftsbasierte Metaheuristiken	13
3.2.2 Populationsbasierte Metaheuristiken	15
3.2.3 Hybride Verfahren	16
3.3 Überblick bestehender Studien zur Abfallsammlung mit Fokus auf Touren-	
planung	16
4 Methodik	19
4.1 Auswahl und Erweiterung eines Verbrauchsmodells	20
4.1.1 Basismodell nach Sonesson (2000)	20
4.1.2 Erweiterung um Differenzierung nach Antriebsart und Leerlaufver-	
brauch	21
4.1.3 Erweitertes Verbrauchsmodell und Default-Werte	23
4.2 Implementierung der Metaheuristik	25
4.2.1 Datenbasis und Beschreibung der Testinstanzen	25
4.2.2 Implementierung der VNS	27
4.3 Computational Study	30
4.3.1 Datengrundlage und Instanzbeschreibung	30
4.3.2 Aufbau der Computational Study	31

4.3.3	Berechnung der Key Performance Indicators (KPIs) für die Echt- weltinstanz	32
5	Evaluierung der Ergebnisse der Variable Neighborhood Search (VNS)	35
5.1	Vergleich der Planlängen und Laufzeiten	35
5.1.1	Vergleich der durchschnittlichen Planlängen	36
5.1.2	Vergleich der besten Planlängen	36
5.1.3	Laufzeitenvergleich	38
5.2	Lösungsverlauf	39
5.2.1	Detaillierte Betrachtung ausgewählter Lösungen	43
5.3	Zusammenfassung und Interpretation	46
6	Computational Study	49
6.1	Vergleich mit der Ist-Situation (Kalibrierung)	49
6.2	Variation der Fahrzeuganzahl	51
6.3	Umstellung von Voll- auf Teilservice	54
6.3.1	Zentrale Systemkennzahlen im Überblick	54
6.3.2	Fahrstrecke und Fahrzeit	55
6.3.3	CO ₂ -Emissionen	56
6.3.4	Energieverbrauch nach Phasen	57
6.4	Systemvergleich nach Antriebsart	58
6.5	Ergebnisse für weitere Abfallfraktionen	60
6.5.1	Restmüll	60
6.5.2	Altpapier	62
6.5.3	Systemvergleich zwischen den Fraktionen	63
6.5.4	Aggregierte Tourenplanung und Umsetzbarkeit in der Praxis	65
7	Ergebnisdiskussion, Limitationen und Ausblick	73
7.1	Limitationen	73
7.2	Ausblick	75
8	Fazit	77
	Literaturverzeichnis	81

Tabellenverzeichnis

2.1	Parameter der 12 Kunden im Beispiel für das PVRP	6
2.2	Distanzmatrix zwischen dem Depot und den Kunden in Kilometern	7
4.2	Übersicht der pr01–pr10 Instanzen	25
4.1	Vergleich der Instanzen von Hemmelmayr et al. (2009) und Cordeau et al. (1997). Unterschiede sind fett dargestellt.	26
4.3	Servicezeit pro Stopp je Systemkonfiguration	32
5.1	Zentrale Parameter der VNS-Implementierung	35
5.2	Durchschnittliche Planlängen im Vergleich zur Literatur (bei 10^6 Iterationen)	37
5.3	Vergleich der besten gefundenen Lösungen mit Literaturwerten	37
5.4	Vergleich der durchschnittlichen Laufzeit mit Hemmelmayr et al. (2009)	38
6.1	Vergleich Echtweltdaten und optimiertes Holsystem	50
6.2	Bringsystem: Vergleich der Lösungsqualität bei unterschiedlicher Fahrzeuganzahl	52
6.3	50/50-System: Vergleich der Lösungsqualität bei unterschiedlicher Fahrzeuganzahl	52
6.4	Holsystem (1 min): Vergleich der Lösungsqualität bei unterschiedlicher Fahrzeuganzahl	53
6.5	Systemvergleich anhand zentraler Kennzahlen (Bioabfall, Diesel)	54
6.6	Prozentuale Veränderung zentraler Kennzahlen gegenüber dem Bringsystem (Bioabfall)	55
6.7	Energiebedarf bei rein elektrischer Flotte (Bioabfall, in kWh)	59
6.8	Energiebedarf und Dieselverbrauch bei Dieselflotte (Bioabfall)	59
6.9	Systemvergleich anhand zentraler Kennzahlen für die Restmüllfraktion	61
6.10	Prozentuale Veränderung zentraler Kennzahlen gegenüber dem Bringsystem (Restmüll, beste Lösung)	61
6.11	Systemvergleich anhand zentraler Kennzahlen für die Papierfraktion	62
6.12	Prozentuale Veränderung zentraler Kennzahlen gegenüber dem Bringsystem (Papier, beste Lösung)	62
6.13	Prozentuale Unterschiede gegenüber dem Bringsystem (beste Lösung je Fraktion)	63
6.14	Tourendauer und Auslastung im Bringsystem (Bioabfall)	66
6.15	Tourendauer und Auslastung im Holsystem (1 Minute Servicezeit, Bioabfall)	67
6.16	Tourendauer und Auslastung im Bringsystem (Rest)	67
6.17	Tourendauer und Auslastung im Holsystem (1 Minute Servicezeit, Rest)	68

Tabellenverzeichnis

6.18 Tourendauer und Auslastung im Bringsystem (Papier)	68
6.19 Tourendauer und Auslastung im Holsystem (1 Minute Servicezeit, Papier)	69

Abbildungsverzeichnis

2.1 Visualisierung der PVRP-Routen in den vier Perioden	9
3.1 Ablauf der Variable Neighborhood Search nach MH97	14
5.1 Lösungsverlauf für pr01	39
5.2 Lösungsverlauf für pr05	40
5.3 Lösungsverlauf für pr10	41
5.4 Lösungsverlauf bei starker Strafkosten-Funktion (Faktor 10)	42
5.5 Lösungsverlauf bei schwacher Strafkosten-Funktion (ohne Multiplikator)	43
5.6 Visualisierung der besten gefundenen Lösung für Instanz pr05	44
5.7 Visualisierung der besten gefundenen Lösung für Instanz pr08	45
6.1 Vergleich von Gesamtdistanz und Gesamteinsatzzeit zwischen Echtweltdaten und optimiertem Holsystem	50
6.2 Vergleich der Gesamtemissionen (kg CO ₂) der vier Systeme. Prozentuale Veränderung relativ zum Bringsystem.	56
6.3 Gestapelte Energieverteilung nach Phase und System mit Gesamtemissionen in kg CO ₂	58
6.4 Beispielhafter Wochenplan für das Bringsystem bei zwei Fahrzeugen	70
6.5 Beispielhafter Wochenplan für das Holsystem (1 Minute) bei drei Fahrzeugen	71

1 Einleitung

Die Abfallwirtschaft ist ein zentraler Bestandteil nachhaltiger urbaner Entwicklung und trägt maßgeblich zur Reduktion von Umweltbelastungen bei [Son00, LVCL09, DZRAH19]. In den letzten Jahrzehnten haben sich die Anforderungen an die kommunale Entsorgung signifikant verändert. Steigende Bevölkerungszahlen, wachsendes Umweltbewusstsein und strengere Emissionsvorschriften erfordern effizientere und klimafreundlichere Lösungen der Entsorgung [DZRAH19, FZL09, SDM23]. Ein erheblicher Anteil der verursachten CO₂-Emissionen und der Betriebskosten entfällt dabei auf die Sammlung und den Transport der Abfälle. Insbesondere lange Standzeiten, ineffiziente Routen oder ungleichmäßige Auslastung der Fahrzeuge verschärfen diese Problematik. Die Optimierung der Tourenplanung gilt daher als zentrales Mittel zur Effizienzsteigerung und Emissionsreduktion.

Die vorliegende Masterarbeit untersucht, ob die Umstellung der behältergestützten Abfall- und Wertstoffsammlung von einem klassischen Holsystem auf alternative Systeme, insbesondere ein Bringsystem sowie ein kombiniertes 50/50-System, einen messbaren Beitrag zur Reduktion von CO₂-Emissionen und zur Effizienzsteigerung leisten kann. Dabei werden vier organisatorische Varianten der Abfallsammlung unter identischen Modellvoraussetzungen systematisch miteinander verglichen: das Holsystem in seiner derzeit praktizierten Form, eine Holsystem-Variante mit einer geschätzten Servicezeit, ein Bringsystem, bei dem Bürger:innen die Abfallbehälter selbstständig bis zur Grundstücksgrenze stellen, sowie ein hybrides System, in dem die Hälfte der Haushalte dem Holsystem und die andere Hälfte dem Bringsystem zugeordnet sind. Aus Sicht der kommunalen Entsorgung entsprechen diese Varianten dem sogenannten Voll- bzw. Teilservice.

Das **PVRP** bildet die methodische Grundlage für die Tourenplanung in dieser Arbeit. Es erlaubt die Berücksichtigung von Kapazitätsrestriktionen, Besuchsfrequenzen und wiederkehrenden Routen über mehrere Perioden hinweg. Obwohl das **PVRP** in der Forschung umfassend untersucht wurde, fehlt es bislang an vergleichenden Studien, die organisatorische Alternativen wie das Bordstein-Bringsystem systematisch mit realitätsnahen Verbrauchs- und Emissionsmodellen verknüpfen. Ebenso wenig existieren Arbeiten, die untersuchen, inwiefern das Verhalten der Bürger:innen, etwa durch eigenständiges Bereitstellen der Behälter, zur Reduktion von Emissionen beitragen kann. Diese Forschungslücke greift die Arbeit auf, indem sie verschiedene Systemkonfigurationen auf Basis einer realen Stadtinstanz analysiert und mit einem modifizierten, empirisch fundierten Verbrauchsmodell bewertet.

Ein weiteres Ziel besteht darin, die Auswirkungen unterschiedlicher Antriebsarten, insbesondere Diesel- und Elektromobilität, auf die Effizienz und Nachhaltigkeit der betrachteten Systeme zu untersuchen. Darüber hinaus wird analysiert, inwieweit sich die Ergebnisse für verschiedene Müllarten wie Bioabfall, Restmüll und Papier unterscheiden. Die Optimierung der Tourenplanung erfolgt mithilfe der metaheuristischen Methode der

1 Einleitung

VNS, deren Leistungsfähigkeit im Rahmen dieser Arbeit zunächst anhand etablierter Benchmarkinstanzen aus der Literatur überprüft wird. Die in der Arbeit von **HDH09** vorgeschlagene **VNS**-Variante wurde dafür adaptiert und eigenständig implementiert.

Vor diesem Hintergrund verfolgt die Arbeit das Ziel, verschiedene Entsorgungssysteme hinsichtlich Plandauer, Streckenlänge, Energieeffizienz und Emissionsbilanz zu vergleichen. Die Ergebnisse sollen Aufschluss darüber geben, welche strukturellen Änderungen in der kommunalen Abfallsammlung zu einer nachhaltigen und kosteneffizienten Praxis beitragen können.

Im Zentrum stehen dabei folgende Forschungsfragen:

- In welchem Maße kann die Umstellung von Voll- auf Teilservice (Hol- auf Bringsystem) zur Reduktion von Emissionen und zur Effizienzsteigerung beitragen?
- Welche Auswirkungen hat ein kombiniertes 50/50-System auf die CO₂-Emissionen und die Betriebszeiten der Müllfahrzeuge?
- Wie unterscheiden sich Systemunterschiede in Abhängigkeit von verschiedenen Antriebsarten (Diesel, Elektro)?
- Wie wirken sich verschiedene Müllarten wie Bioabfall, Restmüll und Papier auf die Ergebnisse des Systemvergleichs aus?

Die Arbeit gliedert sich in sieben Kapitel. Kapitel **2** beschreibt die Problematik der kommunalen Abfallsammlung und erläutert die Modellierung als **PVRP**. Kapitel **3** gibt einen Überblick über den aktuellen Stand der Forschung, insbesondere zu metaheuristischen Verfahren und realitätsnahen Verbrauchsmodellen. Kapitel **4** erläutert die Methodik, darunter die Implementierung der **VNS**, die Parametrierung des Modells sowie das Vorgehen zum Vergleich der verschiedenen Systeme. Kapitel **5** diskutiert die Ergebnisse der entwickelten **VNS**-Implementierung im Vergleich zu bestehenden Literaturwerten. Kapitel **6** enthält die eigentliche Computational Study, in der die vier Systemvarianten anhand eines realen Datensatzes analysiert und hinsichtlich zentraler Leistungskennzahlen verglichen werden. Kapitel **7** fasst die zentralen Erkenntnisse zusammen, diskutiert Limitationen und gibt einen Ausblick auf weiterführende Forschungsfragen.

2 Problembeschreibung

Die nachhaltige Gestaltung kommunaler Abfallsysteme erfordert nicht nur eine effektive Sammlung und Logistik, sondern auch eine realitätsnahe Modellierung der zugrunde liegenden Problemstruktur. Dieses Kapitel beschreibt zunächst das konkrete Praxisproblem sowie die Zielsetzung der Untersuchung. Anschließend wird das **PVRP** als geeignetes Modell zur Abbildung der Tourenplanung vorgestellt. Zur besseren Veranschaulichung folgt eine beispielhafte Instanz, die zentrale Elemente des **PVRP** in der kommunalen Abfallsammlung zeigt. Abschließend werden die im Rahmen dieser Arbeit untersuchten Systemvarianten definiert und kontextualisiert.

2.1 Praxisproblem und Ziel der Untersuchung

Die kommunale Abfallsammlung erfordert eine regelmäßige und bedarfsgerechte Bedienung von Sammelstellen innerhalb eines definierten Planungshorizonts. Dieser ist in mehrere Perioden unterteilt, in denen die Abholung des Abfalls gemäß den festgelegten Besuchshäufigkeiten der einzelnen Kunden erfolgt. Die Fahrzeuge starten und beenden ihre Touren jeweils am zentralen Depot. Ziel ist es, unter Berücksichtigung der Kapazitätsgrenzen eine effiziente Tourenplanung zu finden, welche die Gesamtfahrstrecke sowie die damit verbundenen Emissionen minimiert.

Dabei erhält jeder Kunde eine bestimmte Anzahl an Besuchen über den Planungszeitraum, wobei auch der Abstand zwischen den Besuchen konstant bleiben soll. Aus den möglichen Besuchskombinationen wird für jeden Kunden eine passende Auswahl getroffen, um eine möglichst effiziente Gesamtlösung zu erreichen. Die Modellierung des Problems erfolgt als **PVRP**, da dieses Modell die wiederkehrende Bedienung über mehrere Tage hinweg abbilden kann.

2.2 Das Periodic Vehicle Routing Problem (PVRP)

Das **PVRP** stellt eine Erweiterung des klassischen **Capacitated Vehicle Routing Problem (CVRP)** dar, bei der nicht nur für einen einzelnen Tag, sondern für einen gesamten Planungshorizont optimale Routen festgelegt werden müssen. Jeder Kunde besitzt dabei eine festgelegte Besuchshäufigkeit sowie eine Menge zulässiger Besuchskombinationen, aus denen im Rahmen der Optimierung eine Auswahl zu treffen ist.

Es eignet sich besonders zur Modellierung kommunaler Abfallsysteme, da es die wiederkehrende Bedienung von Sammelstellen über einen mehrperiodigen Planungshorizont hinweg erlaubt. Anders als das **CVRP**, das eine einmalige Tourenplanung für eine Periode vorsieht, ermöglicht das **PVRP** die Integration von Besuchsfrequenzen, etwa wöchentliche

oder zweiwöchentliche Abholungen. Gerade in der kommunalen Abfallsammlung ist diese zeitliche Komponente entscheidend: Sammelstellen müssen regelmäßig, aber nicht zwingend täglich bedient werden, um Überfüllungen zu vermeiden und logistische Ressourcen effizient einzusetzen. Das **PVRP** erfüllt diese Anforderungen, indem es erlaubt, für jede Periode eine separate Route unter Berücksichtigung von Kapazitäten, Besuchshäufigkeiten, Zeitrestriktionen und Servicevorgaben zu berechnen.

Die Entwicklung des **PVRP** lässt sich über mehrere Jahrzehnte hinweg nachvollziehen und ist durch verschiedene methodische sowie praxisorientierte Erweiterungen geprägt. Erste konzeptionelle Grundlagen wurden von Beltrami und Bodin (1974) eingeführt, die das **PVRP** im Kontext der kommunalen Abfallentsorgung beschrieben [BB74]. Sie betonten die Notwendigkeit, Haushalte regelmäßig, jedoch nicht täglich zu bedienen, und etablierten damit das Grundprinzip einer periodischen Tourenplanung. Aufbauend darauf entwickelten Russell und Igo (1979) ein formales Zuweisungsmodell, das sie als *Assignment Routing Problem* bezeichneten [RI79]. Der Fokus lag dabei noch nicht auf der konkreten Routenoptimierung, sondern auf der optimalen Verteilung der Kundenbesuche über den Planungshorizont hinweg.

Ein bedeutender Meilenstein folgte mit der Arbeit von Christofides und Beasley (1984), die das **PVRP** erstmals vollständig mathematisch als Erweiterung des **CVRP** formulierten [CB84]. Ihre Modellierung ermöglichte es, sowohl die Zuweisung der Besuchstage als auch die Routenplanung simultan zu optimieren und bildete damit die Grundlage für zahlreiche nachfolgende heuristische und exakte Lösungsverfahren.

In der Folgezeit lag der Schwerpunkt der Forschung auf der Entwicklung effizienter Heuristiken. Cordeau et al. (1997) präsentierten eine leistungsfähige Tabu-Suche für das **PVRP** sowie dessen Multi-Depot-Variante [CGL97]. Besonders hervorzuheben ist, dass sie standardisierte Testinstanzen veröffentlichten, die bis heute als Benchmark für Vergleichsstudien dienen. Auch Angelelli und Speranza (2002) leisteten einen wichtigen Beitrag, indem sie das Konzept sogenannter *Intermediate Facilities* einführten [AGS02], also Zwischenstationen, an denen Fahrzeuge ihre Ladung entladen können. Diese Erweiterung erhöhte die Praxisrelevanz des Modells insbesondere in der industriellen und urbanen Logistik.

Ein weiterer methodischer Fortschritt wurde durch Francis et al. (2006) erzielt, die das **PVRP** um Service-Optionen erweiterten [FST06]. In ihrer Variante ist nicht nur die Route, sondern auch die Besuchshäufigkeit selbst Teil der Optimierungsentscheidung, wodurch das Problem flexibler und zugleich anspruchsvoller wird. Einen innovativen algorithmischen Ansatz verfolgten Michallet et al. (2014), die eine Multi-Start **Iterated Local Search (ILS)** für das **Periodic Vehicle Routing Problem with Time Windows (PVRPTW)** entwickelten [MPA⁺14]. Diese Metaheuristik zeigte auch bei komplexeren Instanzen mit stark restriktiven Nebenbedingungen vielversprechende Ergebnisse. In dieselbe Richtung arbeiteten Cacchiani et al. (2014), die exakte und heuristische Verfahren in einem Set-Covering-Ansatz kombinierten und damit neue Bestlösungen für Standardinstanzen des **PVRP** erzielten [CHT14].

Besonders praxisrelevant ist auch der Beitrag von Bouyahia et al. (2018), die ein stochastisches **PVRP**-Modell entwickelten, das Unsicherheiten in der Nachfrage sowie

2.2 Das Periodic Vehicle Routing Problem (PVRP)

in den Reisezeiten berücksichtigt [BHJSM18]. Diese Berücksichtigung von Unsicherheit spiegelt reale Bedingungen wider und hebt die Bedeutung robuster Lösungsverfahren hervor.

Eine spezifische Erweiterung des klassischen PVRP stellten Rodriguez-Martin et al. (2019) vor, die die sogenannte Fahrer-Konsistenz (*Driver Consistency*) einführen [RMSGY19]. Dabei wird gefordert, dass jeder Kunde über den gesamten Planungshorizont hinweg stets vom selben Fahrzeug bedient wird. Die Autor:innen entwickelten dafür eine exakte Branch-and-Cut-Methode und zeigten deren Wirksamkeit anhand umfangreicher numerischer Experimente. Ergänzend hierzu präsentierte Rothenbächer (2019) ein leistungsfähiges exaktes Verfahren für das PVRPTW, das insbesondere bei großen Instanzen mit komplexen Nebenbedingungen eine hohe Lösungsqualität erzielen konnte [Rot19].

Abschließend sei auf die Übersichtsstudie von Campbell und Savelsbergh (2014) verwiesen, die vierzig Jahre Forschung zum PVRP zusammenfasst [CW14]. Die Autor:innen geben einen systematischen Überblick über Modellvarianten, Anwendungsfelder und Lösungsverfahren und unterstreichen dabei die anhaltende Relevanz des Problems sowohl aus theoretischer als auch aus praktischer Perspektive.

Beispielhafte Modellierung des PVRP (12 Kunden, 4 Tage, 2 Fahrzeuge)

Zur besseren Veranschaulichung der Problemstruktur wird im Folgenden ein vereinfachtes Beispiel herangezogen, das typische Elemente des PVRP in der Abfallsammlung abbildet. Dabei werden beispielhafte Kunden, Besuchsfrequenzen und Touren dargestellt, wie sie in kommunalen Sammelsystemen auftreten können.

Allgemeine Parameter Zur Veranschaulichung der Problemstellung wird ein vereinfachtes Beispiel mit insgesamt 12 Kunden, vier Perioden und zwei verfügbaren Fahrzeugen betrachtet. Jedes der Fahrzeuge verfügt über eine maximale Kapazität von 2.500 Einheiten. Der Planungshorizont umfasst in diesem Fall vier Perioden, die einzelnen Tagen entsprechen. Dieses Beispiel dient ausschließlich zur Illustration.

Um realistische Einsatzbedingungen abzubilden, wird zusätzlich eine maximale Routenlänge von 230 Kilometern pro Tour definiert. Diese Begrenzung stellt sicher, dass die geplanten Routen in einem angemessenen Zeitraum zurückgelegt werden können und keine Überbeanspruchung der Fahrzeuge erfolgt.

Die grundlegenden Eingabedaten für das Modell sind in 2.1 dargestellt, während 2.2 die zugrunde liegende Distanzmatrix zeigt.

Erläuterung des Binärcodes Zur Darstellung der Besuchstage einzelner Kunden wird ein Binärcode verwendet, bei dem jede der vier Stellen eine Periode repräsentiert. Ein „1“ bedeutet, dass der Kunde in dieser Periode besucht wird, ein „0“ hingegen, dass keine Abholung erfolgt. Die Summe der entsprechenden Binärwerte ergibt den Gesamtcode für die Besuchskombination.

Die Zuordnung der Perioden zu Binärwerten erfolgt wie folgt:

- Tag 1 = 1 (Binärcode: 0001)

2 Problembeschreibung

- Tag 2 = 2 (Binärcode: 0010)
- Tag 3 = 4 (Binärcode: 0100)
- Tag 4 = 8 (Binärcode: 1000)

Beispiel: Ein Kunde wird an den Tagen 1 und 3 besucht, das entspricht dem Binärcode 0101, also dem Dezimalwert 5 ($0001 + 0100 = 0101$).

Kunde	Nachfrage (Einheiten)	Besuchshäufigkeit	Mögliche Besuchskombinationen (Tage und Binärcode)
A	1000	2	1 und 3 (Binärcode: 5) 2 und 4 (Binärcode: 10)
B	1200	2	1 und 3 (Binärcode: 5) 2 und 4 (Binärcode: 10)
C	600	1	Tag 1 (Binärcode: 1) Tag 2 (Binärcode: 2) Tag 3 (Binärcode: 4) Tag 4 (Binärcode: 8)
D	1500	4	Alle Tage (Binärcode: 15)
E	900	2	1 und 3 (Binärcode: 5) 2 und 4 (Binärcode: 10)
F	700	1	Tag 1 (Binärcode: 1) Tag 2 (Binärcode: 2) Tag 3 (Binärcode: 4) Tag 4 (Binärcode: 8)
G	1100	2	1 und 3 (Binärcode: 5) 2 und 4 (Binärcode: 10)
H	1400	4	Alle Tage (Binärcode: 15)
I	800	2	1 und 3 (Binärcode: 5) 2 und 4 (Binärcode: 10)
J	500	1	Tag 1 (Binärcode: 1) Tag 2 (Binärcode: 2) Tag 3 (Binärcode: 4) Tag 4 (Binärcode: 8)
K	1300	2	1 und 3 (Binärcode: 5) 2 und 4 (Binärcode: 10)
L	900	1	Tag 1 (Binärcode: 1) Tag 2 (Binärcode: 2) Tag 3 (Binärcode: 4) Tag 4 (Binärcode: 8)

Tabelle 2.1: Parameter der 12 Kunden im Beispiel für das PVRP

2.2 Das Periodic Vehicle Routing Problem (PVRP)

	Depot	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
Depot	0	43	56	64	43	31	33	49	54	24	23	14	28
A	43	0	31	47	58	62	57	58	59	27	11	22	35
B	56	31	0	23	38	56	73	72	67	49	27	19	44
C	64	47	23	0	24	48	82	83	73	61	41	22	15
D	43	58	38	24	0	36	66	69	60	46	56	13	5
E	31	62	56	48	36	0	50	59	55	27	47	15	25
F	33	57	73	82	66	50	0	26	37	27	45	24	47
G	49	58	72	83	69	59	26	0	15	27	39	21	36
H	54	59	67	73	60	55	37	15	0	23	18	25	40
I	24	27	49	61	46	27	27	27	23	0	28	17	32
J	23	11	27	41	56	47	45	39	18	28	0	32	45
K	14	22	19	22	13	15	24	21	25	17	32	0	15
L	28	35	44	15	5	25	47	36	40	32	45	15	0

Tabelle 2.2: Distanzmatrix zwischen dem Depot und den Kunden in Kilometern

Routen für jede Periode

Tag 1: Kunden: A, C, D, E, G, H

- **Fahrzeug 1:** Depot → Kunde A (500 Einheiten Abfall, Distanz: 43 **km**) → Kunde C (400 Einheiten Abfall, Distanz: 47 **km**) → Kunde D (500 Einheiten Abfall, Distanz: 24 **km**) → Depot (Distanz: 43 **km**) **Gesamtkapazität:** 1400 Einheiten, **Gesamtdistanz:** 157 **km**
- **Fahrzeug 2:** Depot → Kunde E (450 Einheiten Abfall, Distanz: 31 **km**) → Kunde G (nimmt 550 Einheiten Abfall mit, Distanz: 59 **km**) → Kunde H (700 Einheiten Abfall, Distanz: 15 **km**) → Depot (Distanz: 54 **km**) **Gesamtkapazität:** 1700 Einheiten, **Gesamtdistanz:** 159 **km**

Tag 2: Kunden: B, D, F, H, I, K

- **Fahrzeug 1:** Depot → Kunde B (600 Einheiten Abfall, Distanz: 56 **km**) → Kunde D (500 Einheiten Abfall, Distanz: 38 **km**) → Kunde F (700 Einheiten Abfall, Distanz: 66 **km**) → Depot (Distanz: 66 **km**) **Gesamtkapazität:** 1800 Einheiten, **Gesamtdistanz:** 226 **km**
- **Fahrzeug 2:** Depot → Kunde H (700 Einheiten Abfall, Distanz: 54 **km**) → Kunde I (500 Einheiten Abfall, Distanz: 23 **km**) → Kunde K (1300 Einheiten Abfall, Distanz: 27 **km**) → Depot (Distanz: 14 **km**) **Gesamtkapazität:** 2500 Einheiten, **Gesamtdistanz:** 118 **km**

Tag 3: Kunden: A, D, E, G, H, J

2 Problembeschreibung

- **Fahrzeug 1:** Depot → Kunde A (500 Einheiten Abfall, Distanz: 43 **km**) → Kunde D (500 Einheiten Abfall, Distanz: 24 **km**) → Kunde E (450 Einheiten Abfall, Distanz: 36 **km**) → Depot (Distanz: 36 **km**) **Gesamtkapazität:** 1450 Einheiten, **Gesamtdistanz:** 139 **km**
- **Fahrzeug 2:** Depot → Kunde G (550 Einheiten Abfall, Distanz: 26 **km**) → Kunde H (700 Einheiten Abfall, Distanz: 15 **km**) → Kunde J (600 Einheiten Abfall, Distanz: 18 **km**) → Depot (Distanz: 23 **km**) **Gesamtkapazität:** 1850 Einheiten, **Gesamtdistanz:** 82 **km**

Tag 4: Kunden: B, D, H, I, K, L

- **Fahrzeug 1:** Depot → Kunde K (1300 Einheiten Abfall, Distanz: 19 **km**) → Kunde B (600 Einheiten Abfall, Distanz: 19 **km**) → Kunde D (500 Einheiten Abfall, Distanz: 38 **km**) → Depot (Distanz: 43 **km**) **Gesamtkapazität:** 2400 Einheiten, **Gesamtdistanz:** 119 **km**
- **Fahrzeug 2:** Depot → Kunde L (900 Einheiten Abfall, Distanz: 15 **km**) → Kunde H (700 Einheiten Abfall, Distanz: 40 **km**) → Kunde I (800 Einheiten Abfall, Distanz: 23 **km**) → Depot (Distanz: 24 **km**) **Gesamtkapazität:** 2400 Einheiten, **Gesamtdistanz:** 102 **km**

Die vier resultierenden Tagesrouten sind in **Abbildung 2.1a**, **Abbildung 2.1b**, **Abbildung 2.1c** und **Abbildung 2.1d** visualisiert. Sie zeigen exemplarisch die Struktur periodischer Touren innerhalb eines **PVRP**-Szenarios und verdeutlichen die wiederkehrende Bedienung einzelner Kunden unter Berücksichtigung der Kapazitätsgrenzen und maximalen Routenlängen.

Die Anwendung der beschriebenen Verfahren erfolgt exemplarisch in einer realitätsnahen Fallstudie, deren Aufbau und Methodik im folgenden Kapitel **4** erläutert werden.

2.2 Das Periodic Vehicle Routing Problem (PVRP)

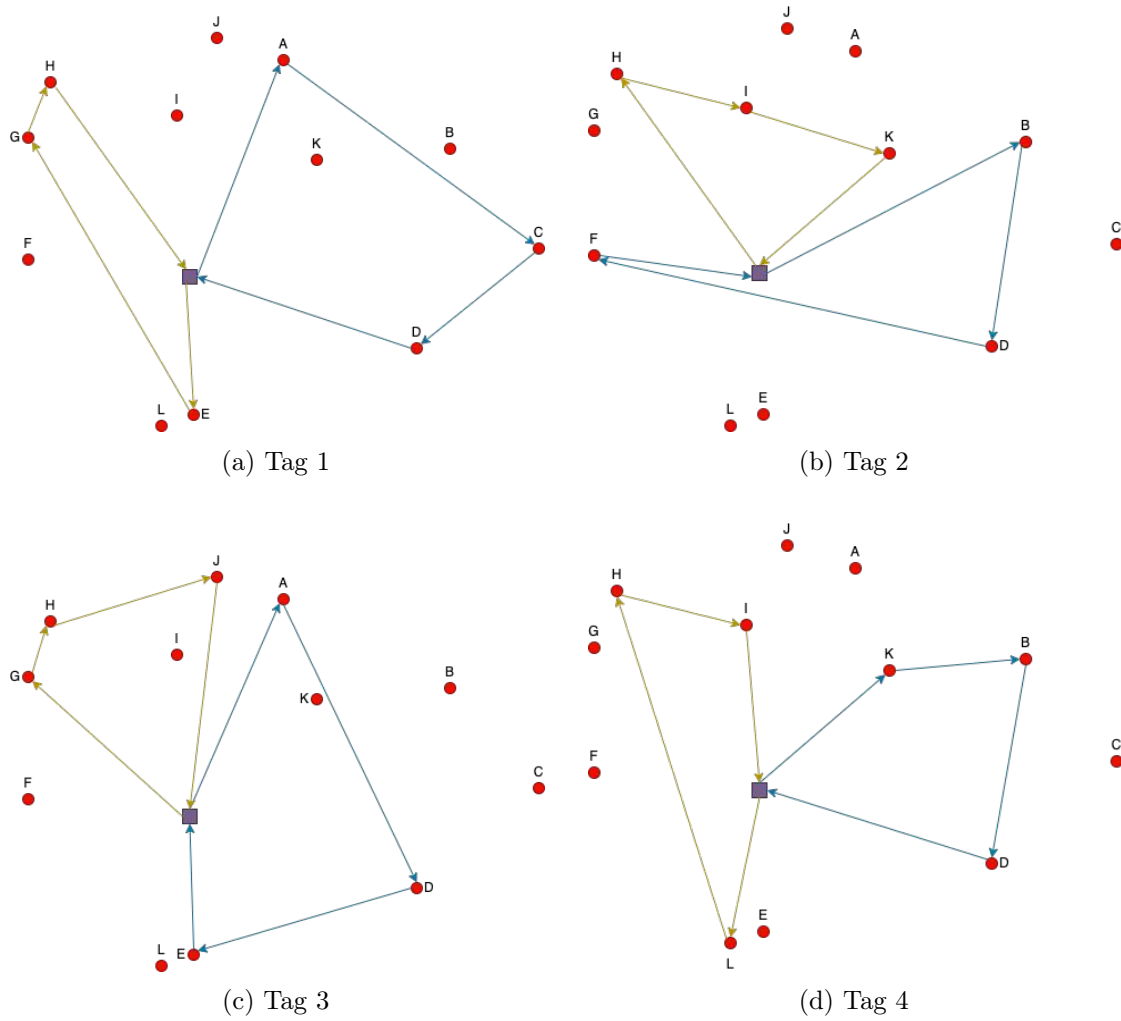


Abbildung 2.1: Visualisierung der PVRP-Routen in den vier Perioden

3 Stand der Forschung

In diesem Kapitel wird der aktuelle Forschungsstand in Bezug auf die Modellierung des Energieverbrauchs in der kommunalen Abfallsammlung sowie auf metaheuristische Lösungsverfahren für das **PVRP** dargestellt. Dabei werden zunächst etablierte Modelle zur Abbildung von Kraftstoffverbrauch und Emissionen vorgestellt, gefolgt von einem Überblick über algorithmische Ansätze zur Lösung des **PVRP**. Abschließend wird die einschlägige Literatur zur praktischen Anwendung dieser Methoden in der kommunalen Abfallsammlung analysiert, wobei insbesondere auf die Tourenplanung eingegangen wird.

3.1 Modellierung von Energie- und Kraftstoffverbrauch

Der Kraftstoffverbrauch stellt eine zentrale Einflussgröße in der kommunalen Abfallsammlung dar, sowohl in ökologischer als auch in wirtschaftlicher Hinsicht. Wie Maimoun et al. (2013) zeigen, entfällt einer der größten Teile des Energieverbrauchs im kommunalen Abfallmanagement auf die Sammlung selbst [MRGMB13]. Gerade weil diese Phase besonders emissions- und kostenintensiv ist, ist eine realitätsnahe Modellierung des Kraftstoffverbrauchs von entscheidender Bedeutung. Nur so lassen sich Optimierungspotenziale identifizieren und fundierte Strategien zur Effizienzsteigerung entwickeln. Ergänzend zeigen Fontaras et al. (2012) und erneut Maimoun et al. (2013), dass Abfallsammelfahrzeuge erhebliche Mengen an Emissionen verursachen [FMM⁺12, MRGMB13]. Dies stellt einen weiteren Grund dafür dar, den Verbrauch möglichst präzise zu erfassen und gezielt zu senken.

Entwicklung und Fortschritte in der Modellierung Ein entscheidender Durchbruch in der Modellierung des Kraftstoffverbrauchs wurde durch die Arbeit von Sonesson (2000) erzielt [Son00]. Sonesson (2000) entwickelte ein umfassendes, deterministisches Modell, das den Kraftstoffverbrauch während der Abfallsammlung in drei Hauptphasen unterteilt: Erstens die *Transportphase* (E_{haul}), die den Energieverbrauch für die Fahrten zwischen dem Sammelgebiet und der Entsorgungsanlage abbildet. Zweitens die *Sammlungsphase* ($E_{\text{drivecollect}}$), die den Energieverbrauch während der eigentlichen Sammlung, also beim Fahren zwischen den Stopps, beschreibt; dieser wird mit einem Korrekturfaktor c_f gewichtet. Drittens die *Lade- und Stoppphase* ($E_{\text{stopcollect}}$), die den Energieverbrauch pro Stopp aufgrund des Anhaltens, Aufnehmens und Verdichtens des Abfalls erfasst, ebenfalls unter Berücksichtigung des Faktors c_f .

Die Gesamtkraftstoffverbrauchsformel (**Megajoule (MJ)** pro Jahr) wird dabei wie folgt dargestellt:

3 Stand der Forschung

$$E_{tot} = E_{haul} + E_{drivecollect} + E_{stopcollect}$$

Formeln zur Berechnung des Energieverbrauchs in den einzelnen Phasen:

$$E_{haul} = \frac{w_a}{a_l} \times d_{haul} \times 2 \times f_{cdrive}$$

$$E_{drivecollect} = d_{stop} \times n_{stops} \times c_f \times f_{cdrive}$$

$$E_{stopcollect} = n_{stops} \times c_f \times f_{cstop}$$

Die Notationen stehen für: w_a : Gesamtmenge des gesammelten Abfalls (Tonnen (t)), a_l : Durchschnittliche Last der Fahrzeuge (t), d_{haul} : Distanz für die Fahrt zur Entsorgungsanlage und zurück (km), f_{cdrive} : Kraftstoffverbrauch pro gefahrenem Kilometer (Megajoule pro Kilometer (MJ/km)), d_{stop} : Distanz zwischen den Stopps (km), n_{stops} : Anzahl der Stopps pro Jahr, c_f : Korrekturfaktor zur Gewichtung des Verbrauchs bei der Sammlung und den Stopps, f_{cstop} : Kraftstoffverbrauch pro Stopp inklusive Leerlauf und Verdichtung (MJ).

Durch die Verwendung zugänglicher Daten wie der Distanz zur Entsorgungsstelle, dem Verbrauch pro Kilometer und der Anzahl der Stopps konnte das Modell auf verschiedene Szenarien angewendet und übertragen werden. Eine Validierung mit schwedischen Daten ergab Abweichungen von nur 5–14% beim Energieverbrauch und 10–24% bei der Zeitberechnung [Son00]. Dies unterstreicht die Zuverlässigkeit des Modells und die Anwendbarkeit auf die Praxis.

Erweiterungen durch weitere Studien Andere Studien, wie Larsen et al. (2009), konzentrieren sich darauf, spezifische Aspekte des Kraftstoffverbrauchs zu untersuchen, die in Sonessons Modell nicht explizit behandelt wurden [LVCL09]. So analysierten Larsen et al. (2009) den Einfluss von Stop-and-Go-Verkehr und topografischen Gegebenheiten auf den Kraftstoffverbrauch, was zur Entwicklung eines eigenständigen Modells führte. Jaunich et al. (2016) erweiterten das Verständnis dieser Modelle, indem sie den Einfluss detaillierter Fahrmuster und Leerlaufzeiten untersuchten und dadurch weitere Optimierungspotenziale identifizierten [JLD⁺16].

Alternative Antriebsarten Ein weiterer wichtiger Aspekt ist die Berücksichtigung alternativer Kraftstoffe und Antriebe. Während Diesel nach wie vor der am weitesten verbreitete Kraftstoff in der Abfallwirtschaft ist, gewinnen Elektromodelle zunehmend an Bedeutung, insbesondere im Hinblick auf die Reduktion von CO₂-Emissionen [PDR24]. Studien wie die von Peña (2024) zeigen, dass Elektrofahrzeuge vor allem in urbanen Gebieten mit häufigem Stop-and-Go-Verkehr erhebliche Umweltvorteile bieten [PDR24]. Gasbetriebene Fahrzeuge (Compressed Natural Gas (CNG)/Liquefied Natural Gas (LNG)) bieten zwar Vorteile hinsichtlich Stickoxide (NO_x)- und Particulate Matter (Feinstaub) (PM)-Emissionen, zeigen aber in anderen Bereichen, etwa beim Wirkungsgrad, deutliche Nachteile [FMM⁺12, MRGMB13].

Integration technologischer Fortschritte Technologien wie Echtzeitdatenanalyse, GPS-gestützte Routenoptimierung und digitale Monitoring-Systeme bieten neue Möglichkeiten, um Verbrauchsmodelle zu verbessern. Saher et al. (2023) und Hannan et al. (2020) zeigten, dass durch den gezielten Einsatz solcher Systeme erhebliche Effizienzgewinne und Emissionsreduktionen möglich sind [SSA23, HHLA+20].

Berücksichtigung urbaner Bedingungen Schließlich ist auch die Einbeziehung spezifischer urbaner Faktoren wie Leerlaufzeiten, Ampelphasen, Staus usw. zentral. Studien wie Gaines et al. (2006) und Sousa et al. (2023) lieferten empirische Daten zur Anpassung bestehender Modelle an urbane Gegebenheiten [GVA06, SDM23].

3.2 Metaheuristiken zur Lösung des PVRP

Metaheuristische Verfahren gelten als zentrale Lösungsansätze für das PVRP, insbesondere bei komplexen Nebenbedingungen oder großen Instanzen. Sie lassen sich grundsätzlich in zwei Klassen einteilen: *nachbarschaftsbasierte Metaheuristiken*, die durch lokale Änderungen eine gegebene Lösung iterativ verbessern, und *populationsbasierte Metaheuristiken*, die mit mehreren Lösungen gleichzeitig arbeiten, um eine breitere Erkundung des Lösungsraums zu ermöglichen [VCG+12, HDH09]. In der Literatur werden metaheuristische Verfahren typischerweise im Rahmen von Simulationsstudien evaluiert. Ziel ist es, verschiedene Algorithmen auf standardisierten Benchmarkinstanzen zu testen und ihre Leistungsfähigkeit hinsichtlich Lösungsgüte, Robustheit und Rechenzeit zu vergleichen [VCG+12, CGL97].

3.2.1 Nachbarschaftsbasierte Metaheuristiken

Ein prominentes Beispiel nachbarschaftsbasierter Verfahren ist die VNS, wie sie von Hemmelmayr et al. (2009) für das PVRP vorgeschlagen wurde [HDH09]. Das zugrunde liegende Konzept wurde ursprünglich von Mladenović und Hansen (1997) entwickelt und basiert auf dem systematischen Wechsel zwischen unterschiedlichen Nachbarschaftsstrukturen [MH97].

Aufbauend auf dem allgemeinen VNS-Schema (Abbildung 3.1) umfasst die von Hemmelmayr et al. (2009) entwickelte Variante zur Lösung des PVRP alle zentralen Komponenten des Verfahrens: eine heuristische Initialisierung, unterschiedliche Shaking-Operatoren, eine lokale Suche sowie verschiedene Akzeptanzkriterien [HDH09]. Die Initialisierung beginnt mit einer zufälligen Zuweisung gültiger Besuchskombinationen für alle Kunden. Anschließend wird für jede Periode ein Clarke-and-Wright-Savings-Algorithmus angewendet, um erste Tagesrouten zu erzeugen. Die so generierte Lösung kann zu Beginn unzulässig sein, etwa wenn die Anzahl der Routen die verfügbare Fahrzeuganzahl übersteigt oder Kapazitäts- bzw. Längenrestriktionen verletzt werden. Um solche Unzulässigkeiten zu beheben, wird ein iteratives Verfahren eingesetzt: Die Route mit der geringsten Kundenzahl wird identifiziert, ihre Kund:innen entfernt und anschließend werden sie möglichst kosteneffizient in andere Routen wieder eingefügt.

3 Stand der Forschung

Pseudocode: Grundstruktur der VNS nach [MH97]

Initialisierung: Wähle Nachbarschaften N_κ ($\kappa = 1, \dots, \kappa_{\max}$), Startlösung x , Abbruchkriterium.

Wiederhole:

1. Setze $\kappa \leftarrow 1$
2. *Repeat* bis $\kappa = \kappa_{\max}$:
 - a) **Shaking:** Erzeuge Lösung $x' \in N_\kappa(x)$
 - b) **Lokale Suche:** Starte lokale Suche mit x' , erhalte x''
 - c) **Akzeptanz:** Wenn x'' besser als x , dann $x \leftarrow x''$ und $\kappa \leftarrow 1$, sonst $\kappa \leftarrow \kappa + 1$

Abbildung 3.1: Ablauf der Variable Neighborhood Search nach [MH97]

Das Shaking erfolgt durch drei verschiedene Operatoren: Erstens kann die Besuchskombination einzelner Kunden geändert werden, zweitens werden ein bis drei Kunden über Move-Operationen verschoben und drittens kommen Cross-Exchange-Operationen zum Einsatz, bei denen ganze Routenabschnitte zwischen zwei Touren ausgetauscht werden. Für jede Shaking-Iteration wird ein zufälliger Tag ausgewählt, auf den der Operator angewendet wird. Die darauffolgende lokale Suche basiert auf einem 3-opt-Verfahren, das darauf abzielt, die Gesamtdistanz innerhalb der jeweiligen Tagesrouten zu reduzieren.

Die Nachbarschaftsstruktur ist hierarchisch organisiert. Zunächst werden bis zu sechs Besuchskombinationen verändert. Falls keine Verbesserung erzielt wird, folgen drei Varianten der Move-Operationen, danach sechs Varianten der Cross-Exchange-Operationen. Führt eine Veränderung zu einer Verbesserung, beginnt die Suche wieder bei der ersten Nachbarschaft; andernfalls wird zur nächsten übergegangen.

Zur Bewertung unzulässiger Lösungen kommt eine dynamische Strafkostenfunktion zum Einsatz. Wird eine Kapazitäts- oder Längenrestriktion verletzt, erhöht sich der Strafwert durch Multiplikation mit einem Faktor von 1,001. Umgekehrt wird dieser Wert bei zulässigen Lösungen reduziert, wobei die Gewichtung stets im Intervall zwischen 10 und 1.000 verbleibt.

In Bezug auf die Akzeptanzkriterien vergleicht die Originalstudie drei Varianten: ein Standard-VNS, das ausschließlich verbesserte Lösungen akzeptiert; ein Skewed-VNS, das auch schlechtere, aber strukturell unterschiedliche Lösungen zulässt; sowie eine Variante mit Simulated Annealing, bei der die Akzeptanzwahrscheinlichkeit temperaturgesteuert erfolgt.

In umfangreichen Tests erwies sich das Verfahren insgesamt als robust, effizient und gut geeignet für realitätsnahe Instanzen des **PVRP**.

Weitere nachbarschaftsbasierte Verfahren Neben der **VNS**-Variante von Hemmelmayr et al. (2009) existieren zahlreiche weitere nachbarschaftsbasierte Verfahren, die das **PVRP** adressieren. Eine weitere zentrale Methode stellt die Tabu-Suche dar: Cordeau et al.

(1997) entwickelten eine leistungsfähige Tabu-Suche-Heuristik, die nicht nur das **PVRP**, sondern auch das Multi-Depot **Vehicle Routing Problem (VRP)** und das **Periodic Traveling Salesman Problem (PTSP)** abdeckt **[CGL97]**. Die Initiallösung basiert auf der sogenannten **Generalized Insertion Heuristic (GENI)**-Heuristik, bei der Knoten iterativ in bestehende Routen eingefügt werden. Durch eine adaptive Tabuliste können auch vorübergehend suboptimale Lösungen akzeptiert werden, um lokalen Minima zu entkommen.

Weitere relevante Beiträge finden sich etwa bei Michallet et al. (2014), Cacchiani et al. (2014) und Hernandez et al. (2017). Michallet et al. (2014) kombinieren eine Multi-Start-Strategie mit einer **ILS**, um die Robustheit gegenüber ungünstigen Startlösungen zu erhöhen **[MPA⁺14]**. Cacchiani et al. (2014) kombinieren ein Set-Covering-Modell mit lokaler Suche und mathematischer Programmierung, um Instanzen mit Zeitfenstern und begrenzter Fahrzeuganzahl effizient zu lösen **[CHT14]**. Hernandez et al. (2017) zeigen, wie taktisches Zeitmanagement in Heuristiken integriert werden kann, um realitätsnahe Anforderungen wie Zeitfenster oder Servicelevel besser abzubilden **[HGP17]**.

Ein weiteres Beispiel ist die Arbeit von Alonso et al. (2008), die ein mehrperiodisches **VRP** mit Fahrzeugwechseln untersucht **[AAB08]**. Der Fokus liegt hier auf der Modellierung praxisrelevanter Restriktionen. Aufgrund des Fehlens von Benchmarkvergleichen, etwa mit den Standardinstanzen von Cordeau et al. (1997), ist die Übertragbarkeit auf größere Instanzen allerdings begrenzt **[AAB08]**.

3.2.2 Populationsbasierte Metaheuristiken

Populationsbasierte Metaheuristiken wie **Genetic Algorithm (GA)**, **Ant Colony Optimization (ACO)** oder **Particle Swarm Optimization (PSO)** verfolgen einen globalen Suchansatz. Sie arbeiten mit mehreren parallelen Lösungen, die sich durch Auswahl, Kreuzung und Mutation (im Fall von **GA**), durch Pheromonspuren (bei **ACO**) oder durch kollektives Lernverhalten (bei **PSO**) weiterentwickeln.

Vidal et al. (2012) entwickelten den **Hybrid Genetic Search with Advanced Diversity Control (HGSADC)**, der genetische Operatoren mit lokaler Suche kombiniert **[VCG⁺12]**. Der Algorithmus eignet sich sowohl für das **PVRP** als auch für das **Multi-Depot Vehicle Routing Problem (MDVRP)** und liefert qualitativ hochwertige Lösungen für große Instanzen.

Ein weiteres Beispiel ist der von Yu et al. (2011) entwickelte **ACO**-Ansatz für das **PVRPTW**. Dieser nutzt eine mehrdimensionale Pheromonmatrix, um die Wahl der Besuchstage für jeden Kunden gezielt zu steuern **[YY11]**. So können bestimmte Kunden beispielsweise bevorzugt an bestimmten Tagen eingeplant werden, was eine flexiblere und realitätsnähere Tourenplanung ermöglicht. Zusätzlich kommen Zwei-Punkt-Crossover-Operatoren zum Einsatz, um die Suche zu intensivieren und aus lokalen Optima auszuweichen. Der Algorithmus zeigt in Benchmarktests deutliche Leistungsverbesserungen gegenüber herkömmlichen **ACO**-Verfahren.

Ergänzend zeigen Khodir et al. (2022), dass sowohl genetische Algorithmen als auch **PSO** für das Periodic Heterogeneous **VRP** erfolgreich eingesetzt werden können **[KG22]**. Die Studie vergleicht beide Verfahren systematisch und zeigt, dass der **GA** besonders bei der Berücksichtigung periodischer Besuchsanforderungen und heterogener Flotten

eine hohe Lösungsgüte liefert, während [PSO](#) durch eine vergleichsweise kürzere Rechenzeit überzeugt. Auch Chen et al. (2019) setzen auf [PSO](#), die auf einer sogenannten neural-inspirierten Kodierung basiert [\[CSH19\]](#). Dabei wird die Besuchsplanung in eine flexible Lösungskodierung überführt, die insbesondere bei komplexen [PVRP](#)-Instanzen mit Mehrfachfahrten und Zugangsbeschränkungen vorteilhaft ist. Der Algorithmus wird an den Cordeau-Standardinstanzen getestet und zeigt dabei wettbewerbsfähige Ergebnisse hinsichtlich Lösungsqualität und Rechenzeit.

3.2.3 Hybride Verfahren

Die Kombination von populations- und nachbarschaftsbasierten Verfahren bietet das Potenzial, sowohl globale Exploration als auch lokale Verfeinerung zu vereinen. Der [HGSADC](#) von Vidal et al. (2012) gilt als eine der leistungsfähigsten Methoden für das [PVRP](#) [\[VCG⁺12\]](#). Auch Cacchiani et al. (2014) und Dib et al. (2017) belegen, dass hybride Ansätze in Benchmarkstudien sowohl bei der Lösungsgüte als auch der Rechenzeit überzeugen [\[CHT14\]](#) [\[DMMC17\]](#). Ergänzend zeigen Khoidir et al. (2022), dass die Kombination genetischer Algorithmen mit problemangepasster Nachbarschaftssuche, etwa unter Berücksichtigung heterogener Flotten, zu deutlichen Verbesserungen gegenüber Einzelmethoden führen kann [\[KG22\]](#). Auch Farrokhi-Asl et al. (2017) vergleichen verschiedene Metaheuristiken miteinander. Ihre Ergebnisse bestätigen, dass hybride Verfahren in vielen Fällen klassischen Einzelansätzen überlegen sind, insbesondere im Hinblick auf Robustheit und Rechenzeit [\[FATMAS17\]](#). Insgesamt zeigt die Literatur, dass keine einzelne Metaheuristik universell überlegen ist. Die Wahl des geeigneten Verfahrens hängt maßgeblich von den konkreten Problemmerkmalen, den Modellrestriktionen sowie der Zielstellung ab (z.,B. Kostenminimierung, Nachhaltigkeit oder Einhaltung von Serviceleveln). Gerade für realitätsnahe [PVRP](#)-Varianten mit komplexen Nebenbedingungen bieten hybride Ansätze eine vielversprechende Lösungsperspektive [\[VCG⁺12\]](#) [\[CHT14\]](#) [\[DMMC17\]](#) [\[FATMAS17\]](#).

3.3 Überblick bestehender Studien zur Abfallsammlung mit Fokus auf Tourenplanung

Die Anwendung des [PVRP](#) auf die kommunale Abfallsammlung wurde in zahlreichen Studien thematisiert. Einen grundlegenden Beitrag leisteten Beltrami und Bodin (1974), die Heuristiken zur Lösung städtischer Routingprobleme entwickelten und damit eine der frühesten praktischen Anwendungen von [VRP](#)-Varianten auf die Abfallwirtschaft lieferten [\[BB74\]](#).

Hemmelmayr et al. (2014) erweiterten das klassische [PVRP](#) um Zwischenstationen (Intermediate Facilities) und kombinierten Standort- und Routenentscheidungen [\[HDHV14\]](#). Bereits zuvor hatten sie ein heuristisches Verfahren zur Verbesserung der Effizienz in node-basierten Abfallmodellen vorgestellt [\[HDHR13\]](#).

Auch moderne Metaheuristiken finden Anwendung: Farrokhi-Asl et al. (2017) modellierten ein bi-objektives Standort-Routing-Problem mit Fokus auf Kosten und Emissionen in der Abfallwirtschaft und nutzten [Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II \(NSGA-II\)](#)

3.3 Überblick bestehender Studien zur Abfallsammlung mit Fokus auf Tourenplanung

und [Multi-Objective Particle Swarm Optimization \(MOPSO\)](#) zur Lösung [\[FATMAS17\]](#). Peña et al. (2024) konzentrierten sich auf die nachhaltige Routenoptimierung mit Elektrofahrzeugen und berücksichtigten dabei Ladezeiten und Reichweiten [\[PDR24\]](#). Algethami et al. (2023) entwickelten ein [Mixed-Integer Programming \(MIP\)](#) in Kombination mit einer Nearest-Neighbor-Heuristik zur Verbesserung der Tourenplanung in der Stadt Mekka [\[AA23\]](#).

In der Literatur zur kommunalen Abfallsammlung liegt der Fokus bisher vor allem auf der Optimierung klassischer Zielgrößen wie Kosten, Emissionen oder Zeitaufwand. So bieten etwa Belien und De Boeck (2011) sowie Hannan et al. (2020) umfangreiche Übersichten über Modellierungsansätze und Zielgrößen, in denen die Struktur des zugrunde liegenden Entsorgungssystems, etwa Bring- oder Holsystem, jedoch kaum thematisiert wird [\[BBA11\]](#), [\[HHLA+20\]](#). Auch in der jüngsten Übersichtsstudie von Hess et al. (2024) zeigt sich, dass die überwiegende Mehrheit bestehender Arbeiten von einer festen Systemstruktur ausgeht [\[HDDV24\]](#). Die Entscheidung über das Sammelsystem selbst wird in der Regel nicht modelliert, sondern als gegeben angenommen. Nur wenige Beiträge wie die von Gläser und Stücken (2021) und Gläser (2022) berücksichtigen diese Dimension explizit [\[Glä22\]](#), [\[GS21\]](#). So untersuchen Gläser und Stücken (2021) die Einführung eines unterirdischen Bringsystems und verknüpfen Standortwahl, Behälterdimensionierung und Routenplanung. Dort ist das Bringsystem im Unterschied zu dieser Arbeit als ein System definiert, bei dem die Bewohner den Abfall zu zentralen Sammelstellen bringen, nicht zur Bordsteinkante. In einem späteren Beitrag schlägt Gläser (2022) ein Modell vor, in dem einzelnen Haushalten entweder ein Hol- oder ein zentrales Bringsystem zugewiesen wird. Beide Arbeiten zeigen, dass die Systemwahl einen erheblichen Einfluss auf Kosten und Emissionen haben kann, konzentrieren sich jedoch auf zentralisierte Bringsysteme mit Containersammelstellen.

Weitere Studien wie Jaunich et al. (2016) weisen darauf hin, dass betriebliche Faktoren wie Fahrverhalten, Stop-and-Go-Zyklen oder Nutzerinteraktionen die Effizienz maßgeblich beeinflussen können [\[JLD+16\]](#). Auch Larsen et al. (2009) betonen, dass zusätzliche Einflussgrößen wie Topografie oder Fahrzeugzustand relevant sind, wobei der Fokus auf dem Kraftstoffverbrauch liegt [\[LVCL09\]](#). Einen ersten Ansatz zur Integration solcher Einflussfaktoren liefert das [Waste-collection Analysis with Geographic and Speed data \(WAGS\)](#)-Modell von Daryabeigi Zand et al. (2019), das unter anderem Emissionen und Motorlastprofile berücksichtigt, jedoch primär für die Bewertung bestehender Touren und nicht für Systemvergleiche [\[DZRAH19\]](#).

4 Methodik

Dieses Kapitel beschreibt die methodische Vorgehensweise zur Bewertung unterschiedlicher Entsorgungssysteme im Rahmen einer *Computational Study*. Im Zentrum steht die Analyse der Auswirkungen verschiedener Systemvarianten auf Tourenstruktur, Energieeffizienz und Umweltwirkungen. Dabei werden sowohl konventionelle Diesel- als auch elektrische Sammelfahrzeuge berücksichtigt. Zur systematischen Untersuchung werden ein eigens entwickeltes Verbrauchsmodell, eine heuristische Optimierungsmethode sowie realitätsnahe Instanzdaten kombiniert.

Im ersten Schritt wird ein Verbrauchsmodell entwickelt, das den Energiebedarf für verschiedene Phasen der Abfallsammlung (Transport, Sammlung, Stopps, Leerlauf) realitätsnah abbildet. Die Modellierung orientiert sich an der Arbeit von Sonesson (2000) für Diesel-Fahrzeuge und wird durch Parameter von Peña et al. (2024) für Elektrofahrzeuge ergänzt [Son00, PDR24]. Zur besseren Vergleichbarkeit werden alle Verbrauchsgrößen einheitlich in [MJ] angegeben, einschließlich entsprechender Umrechnungen aus [Kilowattstunde (kWh)] und Litern Diesel. Das Modell wird erweitert, um Leerlaufphasen zu berücksichtigen und den Energieverbrauch gemischter Flotten mit Diesel- und Elektrofahrzeugen abzubilden. Die erweiterten Formeln ermöglichen eine differenzierte Bewertung alternativer Systemkonfigurationen anhand zentraler Verbrauchs- und Emissionskennzahlen.

Im zweiten Schritt erfolgt die Implementierung einer Metaheuristik auf Basis der [VNS]. Aufbauend auf einer initialen Lösung werden durch Shaking-Operatoren systematisch neue Nachbarschaften erkundet und mithilfe lokaler Suchverfahren verbessert. Die Methode orientiert sich am Verfahren von Hemmelmayr et al. (2009), wurde jedoch um zusätzliche Mechanismen wie das sogenannte *Strong Shaking* erweitert [HDH09]. Dadurch können lokale Optima effizient überwunden werden. Die heuristische Optimierung dient insbesondere der Planung zulässiger Tourenverläufe unter Berücksichtigung von Kapazitätsgrenzen, maximaler Routenlänge sowie periodischer Besuchsvorgaben.

Im dritten Schritt wird eine umfassende Computational Study durchgeführt, die auf realen Geodaten und Betriebsparametern basiert. Die Anwendung der entwickelten Methoden auf praxisnahe Szenarien erfolgt auf Grundlage sogenannter Echtweltinstanzen, die im Rahmen eines Projekts mit einer österreichischen Stadt erstellt wurden. Diese Instanzen bilden reale Entsorgungssysteme ab und ermöglichen eine differenzierte Analyse hinsichtlich Routenlänge, Dauer, Energieverbrauch und Emissionen. Insgesamt werden vier unterschiedliche Systemvarianten modelliert und miteinander verglichen, um die Auswirkungen alternativer Organisationsformen, wie etwa der Einführung eines Bringsystems, zu untersuchen. Ergänzend dienen die Benchmarkinstanzen von Cordeau et al. (1997) der Validierung der [VNS] [CGL97]. Diese zweistufige Vorgehensweise stellt sicher, dass sowohl die Leistungsfähigkeit der entwickelten Heuristik als auch ihre praktische Anwendbarkeit unter realitätsnahen Bedingungen überprüft werden kann.

4.1 Auswahl und Erweiterung eines Verbrauchsmodells

Zur Bewertung der Auswirkungen unterschiedlicher Entsorgungssysteme auf den Energieverbrauch wurde in dieser Arbeit ein Verbrauchsmodell entwickelt und schrittweise erweitert. Die Modellierung erfolgt auf Grundlage etablierter Ansätze aus der Literatur und wird in drei Schritten dargestellt: Zunächst wird das Basismodell nach Sonesson (2000) vorgestellt, das die Grundlage für die Energieverbrauchsrechnungen bildet [Son00]. Anschließend werden gezielte Erweiterungen vorgenommen, um insbesondere Leerlaufzeiten sowie Unterschiede zwischen Diesel- und Elektrofahrzeugen abzubilden. Abschließend werden die resultierenden Gesamtformeln, Umrechnungen sowie die verwendeten Default-Werte für die Berechnungen der zentralen Kennzahlen (KPIs) zusammengeführt.

4.1.1 Basismodell nach Sonesson (2000)

Das zugrunde liegende Verbrauchsmodell basiert auf der Arbeit von Sonesson (2000), die sich in der Literatur als robuste Grundlage für die Abbildung des Energieverbrauchs von Abfallsammelfahrzeugen etabliert hat [Son00]. Im Folgenden wird die Auswahl und Anwendung dieses Modells in der vorliegenden Arbeit beschrieben.

Begründung der Modellwahl Die Auswahl des zugrundeliegenden Modells orientiert sich an der Arbeit von Sonesson (2000), da dieses eine differenzierte Darstellung des Energieverbrauchs im Sammelprozess ermöglicht und bereits in mehreren empirischen Studien erfolgreich angewendet wurde [Son00]. Das Modell unterteilt den Verbrauch in verschiedene Phasen und wurde in der Literatur mehrfach als robust und praxisnah validiert. Durch die Übernahme dieser Werte wird eine solide und konsistente Basis für die Berechnungen in dieser Arbeit geschaffen.

Im Gegensatz zum Jahresmodell von Sonesson, das auf aggregierten Verbrauchsdaten basiert, fokussiert diese Arbeit auf kürzere Planungsperioden zwischen zwei und sechs Wochen, abhängig von der jeweils betrachteten Abfallfraktion. Diese kürzeren Zeiträume entsprechen dem Betrachtungshorizont der verwendeten Echtweltinstanzen und ermöglichen eine detailliertere Abbildung des operativen Alltags. Ein wesentlicher Vorteil der hier eingesetzten Datenbasis liegt in ihrer höheren Auflösung: Der Energieverbrauch kann auf Grundlage konkreter Streckenführungen, Stopps und Abfallfraktionen berechnet werden, wodurch eine realitätsnahe Bewertung der Systemkonfigurationen ermöglicht wird.

Welche Werte direkt aus den Instanzdaten abgeleitet wurden und welche Parameter aus dem Modell übernommen wurden, wird im weiteren Verlauf dieses Kapitels präzise beschrieben. Trotz der verkürzten Planungsperiode bildet das Modell von Sonesson eine verlässliche methodische Grundlage, da es den Energieverbrauch in alltagsrelevanten Sammelprozessen differenziert abbildet und vielfach empirisch validiert wurde.

Struktur und Einheiten des Modells Eine ausführliche Darstellung der theoretischen Modellgrundlage nach Sonesson (2000) erfolgte bereits im Stand der Forschung in Kapitel 3. Im Rahmen der Methodik wird das Modell jedoch operationalisiert und um konkrete Werte ergänzt.

4.1 Auswahl und Erweiterung eines Verbrauchsmodells

Das Verbrauchsmodell unterscheidet zwischen mehreren Verbrauchsphasen, die separat modelliert werden: Transport zur Entsorgungsanlage (E_{haul}), Abfallsammlung während der Fahrt ($E_{\text{drivecollect}}$) sowie Lade- und Verdichtungsvorgänge an den Stopps ($E_{\text{stopcollect}}$). Daraus ergibt sich der gesamte Energieverbrauch E_{total} wie folgt:

$$E_{\text{total}} = E_{\text{haul}} + E_{\text{drivecollect}} + E_{\text{stopcollect}}$$

Die einzelnen Komponenten werden jeweils auf Basis der Streckenlänge, der Anzahl der Stopps und der Servicezeit berechnet. Für die Einheiten der Modellparameter wird durchgängig in [MJ] gerechnet. Wo erforderlich, erfolgt eine Umrechnung von [MJ] in [kWh] oder Liter Diesel, um eine Vergleichbarkeit zwischen Diesel- und Elektrofahrzeugen sicherzustellen. Eine Übersicht der verwendeten Umrechnungsfaktoren (z. B. [MJ] in [kWh], [MJ] in Liter Diesel, MJ in CO₂) findet sich in Abschnitt 4.1.3.

Für die Verbrauchswerte im Modell wird keine Differenzierung nach Siedlungstypen vorgenommen, wie sie in der Arbeit von Sonesson (2000) enthalten war [Son00]. Stattdessen kommt ein gewichteter Durchschnittswert von 2,14 [MJ] pro Stopp für Diesel-Lkw zum Einsatz, der aus den Siedlungstypen ländlich, suburban und städtisch aggregiert wurde. Der Energieverbrauch während der Fahrt wird mit 9,0 [MJ] pro Kilometer angenommen. Diese beiden Werte stammen direkt aus Sonesson (2000) und bilden die Grundlage für die Sammlung mit konventionellen Fahrzeugen [Son00].

4.1.2 Erweiterung um Differenzierung nach Antriebsart und Leerlaufverbrauch

Zur Abbildung moderner Fahrzeugflotten wird das Modell von Sonesson um eine Differenzierung nach Antriebsarten erweitert. Zudem wird der Leerlaufverbrauch, der im Originalmodell nicht berücksichtigt wurde, explizit modelliert, um realistische Systemvergleiche zu ermöglichen.

Differenzierte Modellierung für verschiedene Antriebsarten Um die unterschiedlichen Energiebedarfe von Diesel- und Elektrofahrzeugen zu berücksichtigen, wird der gesamte Energieverbrauch entsprechend des Flottenanteils (p_{EV}) aufgeteilt:

$$E_{\text{EV}} = E_{\text{total}} \cdot p_{\text{EV}} \quad (4.1)$$

$$E_{\text{Diesel}} = E_{\text{total}} \cdot (1 - p_{\text{EV}}) \quad (4.2)$$

Die Verbrauchswerte für Elektrofahrzeuge basieren teilweise auf den Angaben von Peña et al. (2024), die spezifische Durchschnittswerte für den Energiebedarf pro Stopp elektrischer Abfallsammelfahrzeuge bereitstellen [PDR24]. Für den Energieverbrauch pro Stopp wird daher ein Mittelwert von 0,11 kWh übernommen, der sich innerhalb des in der Studie angegebenen Bereichs von 0,105 bis 0,115 kWh bewegt.

Da Peña keinen spezifischen Wert für den Energieverbrauch pro Kilometer liefert, wird für die Fahrt ein analoger Verbrauchswert wie bei Diesel-Lkw angenommen und

entsprechend umgerechnet. Der bei Sonesson (2000) angegebene Wert von 9,0 MJ/km wird auf Basis des physikalischen Umrechnungsfaktors in 2,5 kWh/km übertragen [Son00]. Diese Vereinheitlichung gewährleistet eine konsistente Vergleichbarkeit zwischen Diesel- und Elektrofahrzeugen.

Der Energieverbrauch pro Stopp ($f_{c_{\text{stop}}}$) wird anteilig gewichtet:

$$f_{c_{\text{stop,eff}}} = p_{\text{EV}} \cdot f_{c_{\text{stop,ev}}} + (1 - p_{\text{EV}}) \cdot f_{c_{\text{stop}}} \quad (4.3)$$

Es sei angemerkt, dass in der Computational Study keine gemischten Flotten betrachtet werden. Entweder besteht die Flotte ausschließlich aus Dieselfahrzeugen oder vollständig aus elektrisch angetriebenen Sammelfahrzeugen.

Berücksichtigung des Leerlaufverbrauchs Da das Modell von Sonesson (2000) keine explizite Leerlaufzeit vorsieht, wurde diese im Rahmen dieser Arbeit separat modelliert. Der Leerlaufverbrauch wird dabei über die Servicezeit an jedem Stopp approximiert, da das Fahrzeug während der Entleerung im Leerlauf verbleibt. Dies ermöglicht eine differenzierte Abbildung der Systemkonfigurationen (z. B. längere Stopps im Holsystem) und ihren Einfluss auf den Energieverbrauch.

Die resultierende Leerlaufenergie berechnet sich wie folgt:

$$E_{\text{idle}} = \sum_{i \in \text{Stopps}} t_{\text{service},i} \cdot f_{c,\text{idle}} \quad (4.4)$$

Dabei bezeichnet $t_{\text{service},i}$ die Servicezeit am Stopp i in Stunden, und $f_{c,\text{idle}}$ den Leerlaufverbrauch in MJ/h. Die durchschnittliche Leerlaufenergie für Dieselfahrzeuge basiert auf dem Wert von 1 Liter Diesel pro Stunde aus dem Bericht „Sicherheit von Grünpfeilen“ (2015), was einem Energieverbrauch von **36 MJ/h** entspricht [MHOB15].

Für Elektrofahrzeuge wird angenommen, dass kein klassischer Leerlauf wie bei Verbrennungsmotoren entsteht. Dennoch fällt durch Nebenaggregate wie Hydrauliksysteme, Steuerung oder Beleuchtung ein konstanter Energieverbrauch an. In Anlehnung an Peña et al. (2024) wird dieser Verbrauch als auxiliary power mit $P_{\text{aux}} = 3 \text{ kW}$ angegeben [PDR24]. Dies entspricht einem Leerlaufverbrauch von **10,8 MJ/h**, basierend auf folgender Umrechnung:

$$1 \text{ kWh} = 3,6 \text{ MJ} \quad \Rightarrow \quad 3 \text{ kW} = 10,8 \text{ MJ/h}$$

Damit ergibt sich ein äquivalenter Verbrauch von 10,8 MJ/h, der im Modell analog zum Diesel-Leerlauf über die Servicezeit berücksichtigt wird. Eine vollständige Übersicht der verwendeten Umrechnungsfaktoren findet sich in Abschnitt 4.1.3.

Auch der Leerlaufverbrauch wird im Rahmen der Modellierung anteilig gewichtet:

$$f_{c_{\text{idle,eff}}} = p_{\text{EV}} \cdot f_{c_{\text{idle,ev}}} + (1 - p_{\text{EV}}) \cdot f_{c_{\text{idle}}} \quad (4.5)$$

Durch die Einbeziehung des Leerlaufs erhöht sich der berechnete Gesamtenergieverbrauch systematisch, da ein zusätzlicher Verbrauchsanteil berücksichtigt wird. Um diesen Effekt im Sinne einer realitätsnahen Abbildung der Praxissituation zu integrieren, wird der

4.1 Auswahl und Erweiterung eines Verbrauchsmodells

Verbrauchsfaktor des zugrunde liegenden Modells so kalibriert, dass der berechnete Verbrauch der realen Verbrauchsangabe in der Praxislösung entspricht. Dadurch wird der zusätzliche Leerlaufverbrauch konsistent in das Gesamtergebnis eingebunden, ohne den Vergleich zwischen den Szenarien zu verzerren.

Verhältnis von Waste Amount und Average Load Im ursprünglichen Modell von Sonesson (2000) wird der Energieverbrauch in der Transportphase durch das Verhältnis von gesammeltem Abfall W_a zur durchschnittlichen Fahrzeuglast a_L bestimmt [Son00]:

$$E_{\text{haul}} = \frac{W_a}{a_L} \times d_{\text{haul}} \times 2 \times f_{\text{cdrive}} \quad (4.6)$$

Da Müllfahrzeuge typischerweise mit voller Kapazität zur Entsorgungsanlage fahren, ist die Annahme $W_a = a_L$ gerechtfertigt. Dies bedeutet, dass die gesamte Abfallmenge einer Tour der durchschnittlichen Zuladung der Fahrzeuge entspricht. In der Praxis führt diese Annahme zu stabileren Verbrauchswerten, da Schwankungen in der Lastverteilung vermieden werden.

Die Rückfahrt nach der Entleerung wird dabei nicht separat modelliert, sondern ist durch die Verwendung des Durchschnittswerts a_L implizit berücksichtigt. Auf diese Weise fließt der geringere Verbrauch der Leerfahrt rechnerisch in das Modell ein.

4.1.3 Erweitertes Verbrauchsmodell und Default-Werte

Die zuvor beschriebenen Erweiterungen führen zu einer angepassten Berechnung des Gesamtenergieverbrauchs, die alle relevanten Phasen des Sammelprozesses berücksichtigt. Die Gesamtformel lautet:

$$E_{\text{total}} = E_{\text{haul}} + E_{\text{drivecollect}} + E_{\text{stopcollect}} + E_{\text{idle}} \quad (4.7)$$

Die einzelnen Komponenten berechnen sich wie folgt:

$$E_{\text{haul}} = \frac{W_a}{a_L} \cdot d_{\text{haul}} \cdot 2 \cdot f_{\text{cdrive}} \quad (4.8)$$

$$E_{\text{drivecollect}} = d_{\text{stop}} \cdot \text{nostops} \cdot cf \cdot f_{\text{cdrive}} \quad (4.9)$$

$$E_{\text{stopcollect}} = \text{nostops} \cdot cf \cdot (p_{\text{EV}} \cdot f_{\text{cstop,ev}} + (1 - p_{\text{EV}}) \cdot f_{\text{cstop}}) \quad (4.10)$$

$$E_{\text{idle}} = \sum_{i \in \text{Stopps}} t_{\text{service},i} \cdot (p_{\text{EV}} \cdot f_{\text{cidle,ev}} + (1 - p_{\text{EV}}) \cdot f_{\text{cidle}}) \quad (4.11)$$

Verwendete Parameter und Einheiten

- E_{total} : Gesamter Energieverbrauch (MJ)
- E_{haul} : Energieverbrauch für den Transport zur Entsorgungsanlage und zurück (MJ)
- $E_{\text{drivecollect}}$: Energieverbrauch während der Sammlung im Fahrbetrieb (MJ)

4 Methodik

- $E_{\text{stopcollect}}$: Energieverbrauch an den Stopps (MJ)
- E_{idle} : Energieverbrauch im Leerlaufbetrieb (MJ)
- W_a : Gesamtmenge des gesammelten Abfalls (t)
- a_L : Durchschnittliche Fahrzeuglast (t)
- d_{haul} : Strecke zur Entsorgungsanlage (km)
- f_{cdrive} : Verbrauch pro Kilometer Fahrt (MJ/km)
- d_{stop} : Durchschnittliche Distanz zwischen zwei Stopps (km)
- n_{stops} : Anzahl der Stopps
- c_f : Korrekturfaktor zur Verbrauchsgewichtung (c_f) (dimensionslos)
- f_{cstop} : Energieverbrauch pro Stopp bei Dieselfahrzeugen (MJ)
- $f_{\text{cstop,ev}}$: Energieverbrauch pro Stopp bei Elektrofahrzeugen (MJ)
- f_{cidle} : Leerlaufverbrauch bei Dieselbetrieb (MJ pro Stunde)
- $f_{\text{cidle,ev}}$: Leerlaufverbrauch bei Elektrofahrzeugen (MJ pro Stunde)
- $t_{\text{service},i}$: Servicezeit am Stopp i (in Stunden)
- p_{EV} : Anteil der eingesetzten Elektrofahrzeuge (Wert zwischen 0 und 1)

Einheitenumrechnung Zur Vereinheitlichung und Auswertung in verschiedenen Einheiten werden folgende Umrechnungen verwendet:

- MJ in kWh:

$$\text{kWh} = \frac{\text{MJ}}{3,6}$$

- MJ in Liter Diesel (gemäß LVCL09):

$$\text{Liter Diesel} = \frac{\text{MJ}}{36}$$

- Berechnung der Emissionen in kg CO₂ (gemäß Dep22):

$$E_{\text{CO}_2} = \text{Liter Diesel} \cdot 2,639$$

Diese Umrechnungen werden bei der Auswertung der Ergebnisse herangezogen, um die Energieverbräuche systemübergreifend vergleichbar zu machen und ökologische Wirkungen (insbesondere Emissionen) zu bewerten.

4.2 Implementierung der Metaheuristik

Die Umsetzung der Metaheuristik basiert auf dem Ansatz von Hemmelmayr et al. (2009), der speziell für das **PVRP** entwickelt wurde [HDH09]. Eine ausführliche Beschreibung des Verfahrens und der Varianten der Nachbarschaftsstruktur findet sich bereits im Stand der Forschung in Kapitel 3. Im Folgenden wird die konkrete Implementierung beschrieben, wobei die Unterschiede zur Referenzstudie systematisch dargestellt werden.

4.2.1 Datenbasis und Beschreibung der Testinstanzen

Zur Bewertung der heuristischen Leistungsfähigkeit wurden die Benchmarkinstanzen von Cordeau et al. (1997) herangezogen [CGL97]. Diese sind über das Portal **VRP-REP** öffentlich zugänglich und enthalten standardisierte Problemkonfigurationen für das **PVRP**. Die Instanzen wurden unverändert übernommen und beinhalten Angaben zur Anzahl der Fahrzeuge, Kunden und Planungsperioden sowie zu Begrenzungen der Fahrzeugkapazität und der maximalen Routendauer. Zusätzlich sind für jeden Kunden die Koordinaten, die Nachfrage, die Besuchsfrequenz und die zulässigen Besuchskombinationen in binärer Darstellung angegeben.

Bei der Analyse der Vergleichsstudie von Hemmelmayr et al. (2009) zeigte sich jedoch, dass dort bei einzelnen Instanzen abweichende Parameter verwendet wurden [HDH09]. Die folgenden Unterschiede zwischen den Versionen sind in Tabelle 4.1 **fett** dargestellt.

Da die Abweichungen nicht eindeutig nachvollziehbar waren, insbesondere bei p04, p05 und p11, wird in dieser Arbeit auf diese Instanzen verzichtet. Stattdessen werden ausschließlich die pr01–pr10 Instanzen verwendet, da diese konsistent dokumentiert sind. Die Beschreibung dieser verwendeten Instanzen erfolgt in Tabelle 4.2.

Tabelle 4.2: Übersicht der pr01–pr10 Instanzen

Instanz	Kunden	Fahrzeuge	Perioden	Max. Routenlänge	Fahrzeugkapazität
pr01	48	2	4	500	200
pr02	96	4	4	480	195
pr03	144	6	4	460	190
pr04	192	8	4	440	185
pr05	240	10	4	420	180
pr06	288	12	4	400	175
pr07	72	3	6	500	200
pr08	144	6	6	475	190
pr09	216	9	6	450	180
pr10	288	12	6	425	170

Tabelle 4.1: Vergleich der Instanzen von Hemmelmayr et al. (2009) und Cordeau et al. (1997). Unterschiede sind **fett** dargestellt.

Instance	n_H	m_H	t_H	Q_H	n_C	m_C	t_C	Q_C
v-p01	50	3	2	160	50	3	2	160
v-p02	50	3	5	160	50	3	5	160
v-p03	50	1	5	160	50	1	5	160
v-p04	75	2	5	140	75	6	5	140
v-p05	75	6	5	140	75	1	10	140
v-p06	75	1	10	140	75	1	10	140
v-p07	100	4	2	200	100	4	2	200
v-p08	100	5	5	200	100	5	5	200
v-p09	100	1	8	200	100	1	8	200
v-p10	100	4	5	200	100	4	5	200
v-p11	139	4	5	235	126	4	5	235
v-p12	163	3	5	140	163	3	5	140
v-p13	417	9	7	2000	417	9	7	2000
v-p14	20	2	4	20	20	2	4	20
v-p15	38	2	4	30	38	2	4	30
v-p16	56	2	4	40	56	2	4	40
v-p17	40	4	4	20	40	4	4	20
v-p18	76	4	4	30	76	4	4	30
v-p19	112	4	4	40	112	4	4	40
v-p20	184	4	4	60	184	4	4	60
v-p21	60	6	4	20	60	6	4	20
v-p22	114	6	4	30	114	6	4	30
v-p23	168	6	4	40	168	6	4	40
v-p24	51	3	6	20	51	3	6	20
v-p25	51	3	6	20	51	3	6	20
v-p26	51	3	6	20	51	3	6	20
v-p27	102	6	6	20	102	6	6	20
v-p28	102	6	6	20	102	6	6	20
v-p29	102	6	6	20	102	6	6	20
v-p30	153	9	6	20	153	9	6	20
v-p31	153	9	6	20	153	9	6	20
v-p32	153	9	6	20	153	9	6	20

Legende: n = Anzahl der Kunden, m = Anzahl der Fahrzeuge, t = Anzahl der Perioden, Q = Kapazität des Fahrzeugs. Index $_H$ steht für die von Hemmelmayr verwendeten Werte, Index $_C$ für die Originalwerte von Cordeau.

4.2.2 Implementierung der VNS

Die in dieser Arbeit implementierte Metaheuristik basiert auf dem Prinzip der VNS, das sich insbesondere für kombinatorische Optimierungsprobleme wie das PVRP bewährt hat. Die grundlegende Struktur folgt dabei dem klassischen Aufbau, wie er auch in Hemmelmayr et al. (2009) beschrieben ist [HDH09]:

1. Erzeugung einer Startlösung durch zufällige Zuweisung zulässiger Besuchskombinationen
2. Anwendung eines Shaking-Operators zur gezielten Veränderung der aktuellen Lösung
3. Lokale Suche innerhalb der gewählten Nachbarschaftsstruktur
4. Entscheidung über die Akzeptanz der neuen Lösung

Nach jedem Shaking-Schritt wird die erhaltene Lösung mittels lokaler Suchoperatoren verbessert. Führt eine neue Lösung zu keiner Verbesserung, wird in der nächsten Iteration eine andere, größere Nachbarschaft verwendet. Dadurch kann die Suche systematisch aus lokalen Optima ausbrechen.

Erzeugung der Anfangslösung Die Erzeugung der Anfangslösung erfolgt in drei Schritten: Zunächst wird jedem Kunden eine Besuchskombination zugewiesen, anschließend wird eine große Sammelroute pro Tag erstellt, die schließlich auf einzelne Fahrzeuge aufgeteilt wird. Während die Besuchskombinationen zufällig ausgewählt werden, basiert die Routenplanung selbst auf einem deterministischen, heuristischen Verfahren. Die erzeugte Lösung bildet die Ausgangsbasis für die anschließende Optimierung im Rahmen des VNS, auch wenn sie zu diesem Zeitpunkt noch Restriktionsverletzungen enthalten kann.

Zunächst wird für jeden Kunden eine Besuchskombination aus der Menge seiner zulässigen Optionen ausgewählt. Diese Kombination legt fest, an welchen Tagen im Planungshorizont der Kunde bedient werden soll. Die Auswahl erfolgt zufällig, wobei jeder Kunde unabhängig betrachtet wird. Die gewählte Kombination wird anschließend in zwei Formaten gespeichert: Zum einen als Binärcode, der explizit angibt, an welchen Tagen der Kunde eingeplant ist (`initialvisitcombination`), zum anderen als ganzzahlige Repräsentation dieses Codes (`initialvisitcombinationint`), um eine effizientere Verarbeitung im Algorithmus zu ermöglichen.

Im nächsten Schritt wird für jeden einzelnen Tag eine sogenannte *Big Route* erstellt. Diese Route enthält sämtliche Kunden, die laut ihrer zugewiesenen Kombination an diesem Tag besucht werden sollen. Der Aufbau der Route erfolgt nach dem Prinzip des Nearest-Neighbor-Verfahrens: Ausgehend vom Depot wird iterativ jeweils der räumlich nächstgelegene, noch unbesuchte Kunde ausgewählt und am Ende der Route eingefügt. Auf diese Weise entsteht für jeden Tag eine große, zusammenhängende Route, die alle vorgesehenen Stopps abdeckt und am Depot beginnt und endet.

Da die Big Route in der Regel eine größere Anzahl an Kunden umfasst, als ein einzelnes Fahrzeug bedienen kann, wird sie in mehrere Teilrouten aufgeteilt. Die Anzahl dieser

Teilrouten pro Tag wird durch die Anzahl verfügbarer Fahrzeuge bestimmt. Die Aufteilung erfolgt sequenziell entlang der bestehenden Route. In diesem frühen Stadium des Verfahrens wird bewusst darauf verzichtet, Kapazitätsbeschränkungen oder Begrenzungen der maximalen Routenlänge zu prüfen. Etwaige Restriktionsverletzungen werden in späteren Iterationen durch ein Strafkostenmodell identifiziert und schrittweise reduziert. Ziel ist es, zunächst eine vollständige, wenn auch nicht notwendigerweise zulässige Startlösung zu generieren, auf der das eigentliche Optimierungsverfahren aufbauen kann.

Shaking Die Shaking-Komponente des **VNS** dient dazu, durch gezielte Änderungen der aktuellen Lösung neue Bereiche des Lösungsraums zu erkunden. Dies verhindert ein Verharren in lokalen Optima und schafft die Grundlage für weitere Verbesserungen durch lokale Suche.

Die Struktur des Shaking orientiert sich an Hemmelmayr et al. (2009) [HDH09]. Auch hier wird eine Sequenz von Nachbarschaften $k = 1, \dots, 15$ durchlaufen. Jede Nachbarschaft ist einem bestimmten Operator zugeordnet, der im Folgenden beschrieben wird.

In den Nachbarschaften ($k = 1 \dots 6$) wird für eine zufällig ausgewählte Teilmenge der Kunden (maximal k) eine neue, zulässige Besuchskombination ausgewählt. Dabei wird die aktuelle Kombination entfernt, und der Kunde wird an den neuen Tagen in bestehende Routen eingefügt. Sollte dies nicht gelingen, wird für ihn eine neue Route erstellt. Diese Veränderung betrifft die periodische Struktur der Lösung direkt und ermöglicht so eine breite Erkundung des Lösungsraums.

Die Move-Operatoren ($k = 7 \dots 9$) verschieben ein Segment von bis zu drei aufeinanderfolgenden Kunden von einer Route in eine andere Route desselben Tages. Voraussetzung ist, dass die Kunden nicht mehrfach in den Routen vorkommen und dass durch das Einfügen keine Kapazitätsgrenzen verletzt werden. Alle möglichen Einfügepositionen werden getestet, und diejenige mit der größten Distanzreduktion wird ausgewählt.

Beim Cross-Exchange ($k = 10 \dots 15$) werden Segmente zwischen zwei verschiedenen Routen desselben Tages ausgetauscht. Die maximale Segmentlänge beträgt dabei $k - 9$ Kunden, also bis zu sechs Kunden bei $k = 15$. Auch hier wird geprüft, ob alle betroffenen Kunden an diesem Tag überhaupt besucht werden dürfen (entsprechend ihrer Besuchskombination), und ob durch den Tausch die Routenstruktur verbessert werden kann. Cross-Exchange ermöglicht starke strukturelle Änderungen und trägt wesentlich zur Diversifikation bei.

Ein zentrales Element der hier implementierten Heuristik ist das sogenannte *Strong Shaking*. Diese Komponente wird aktiviert, sobald über mehrere Iterationen (z. B. 100.000) keine Verbesserung mehr erzielt werden konnte. In diesem Fall wird bei 25 % der besuchten Kunden eine neue Besuchskombination ausgewählt. Im Unterschied zu den regulären Shaking-Operatoren greift das Strong Shaking stärker in die zeitliche Struktur der Lösung ein. Dadurch kann die Suche effektiv aus stabilen lokalen Minima ausbrechen. Empirische Tests zeigen, dass dieser Mechanismus insbesondere bei komplexen Instanzen mit vielen Perioden und eingeschränkten Besuchskombinationen zu signifikanten Verbesserungen der Lösung führt.

Lokale Suche Im Anschluss an jeden Shaking-Schritt wird auf den veränderten Routen eine lokale Suche durchgeführt, um die Qualität der aktuellen Lösung gezielt zu verbessern. Die lokale Suche wird ausschließlich auf jenen Routen durchgeführt, die durch den vorherigen Shaking-Schritt verändert wurden. Ziel ist es, ein lokales Optimum innerhalb der Nachbarschaftsstruktur zu erreichen, ohne die gesamte Lösung grundlegend zu verändern.

Die lokale Suche basiert auf dem Prinzip der *first improvement*: Es wird sukzessive geprüft, ob eine bestimmte Veränderung (Move) zu einer Verbesserung der Zielfunktion führt. Sobald ein besserer Zustand gefunden wird, wird dieser sofort übernommen und die Suche beginnt erneut, zunächst mit dem gleichen Operator, bevor zum nächsten übergegangen wird. Diese Strategie ermöglicht eine schnelle Konvergenz, ohne alle möglichen Moves vollständig evaluieren zu müssen.

Es kommen drei etablierte Operatoren zur Anwendung, die nacheinander auf jede Route angewendet werden:

1. **Reinsertion**: Ein einzelner Kunde wird aus seiner aktuellen Position entfernt und an einer anderen Stelle innerhalb derselben Route wieder eingefügt. Für jede mögliche Einfügeposition wird die Veränderung der Distanz berechnet. Wird eine Verbesserung erzielt, wird der Schritt sofort umgesetzt.
2. **Swap**: Zwei Kunden innerhalb derselben Route tauschen ihre Position. Dieser einfache Operator ist besonders effektiv, wenn sich durch vertauschte Besuchsreihenfolgen kürzere Wege ergeben.
3. **2-opt**: Zwei Kanten der Route werden entfernt und durch zwei andere ersetzt, sodass ein Teilstück der Route in umgekehrter Reihenfolge durchlaufen wird. Dadurch können insbesondere unnötige Umwege oder Kreuzungen innerhalb der Route reduziert werden.

Die Reihenfolge der Operatoren Reinsertion, Swap, 2-opt orientiert sich an ihrer jeweiligen Effektivität und Laufzeit. Jeder Operator wird dabei mit einer maximalen Anzahl an Iterationen (standardmäßig 1000) angewendet, wobei die Suche jeweils neu startet, sobald eine Verbesserung erzielt wurde.

Akzeptanzkriterium Nach Anwendung von Shaking und lokaler Suche wird überprüft, ob die neue Lösung gegenüber der bisherigen besten Lösung verbessert wurde. Die Entscheidung, ob eine neue Lösung akzeptiert wird, erfolgt auf Basis eines einfachen Vergleichs der Zielfunktion, die sowohl die Gesamtlänge der Touren als auch mögliche Strafkosten berücksichtigt. Im Folgenden wird die Summe aus Planlänge und eventuellen Strafkosten als *Kosten* bezeichnet:

$$\text{Kosten} = \text{Planlänge} + \sum \text{Strafkosten}_{\text{Routen}}$$

Dabei werden Lösungen bevorzugt, die entweder kürzere Gesamtrouten aufweisen oder weniger Restriktionsverletzungen (z. B. Kapazitätsüberschreitungen) enthalten. Eine neue Lösung wird akzeptiert, wenn sie eine Verbesserung gegenüber der aktuellen besten Lösung

darstellt. Ist dies der Fall, wird das Nachbarschaftslevel k wieder auf 1 zurückgesetzt. Wenn keine Verbesserung festgestellt wird, wird in der nächsten Iteration eine größere Nachbarschaft verwendet ($k \rightarrow k + 1$). Das ist ein zentrales Prinzip der **VNS**-Heuristik, wie auch in Hemmelmayr et al. (2009) beschrieben **[HDH09]**. Wird über mehrere Iterationen hinweg keine Verbesserung erzielt, wird der Mechanismus des *Strong Shaking* aktiviert. Dieser erweitert den Suchraum zusätzlich, indem die periodische Struktur durch Änderungen der Besuchskombinationen gezielt verändert wird.

Strafkostenfunktion für Restriktionsverletzungen Zur Bewertung von Lösungen, die gegen Kapazitäts- oder Zeitrestriktionen verstoßen, wird eine einfache lineare Strafkostenfunktion implementiert. Dabei wird für jede Route ein Strafwert berechnet, der die Überschreitung der maximal zulässigen Routenlänge sowie der Fahrzeugkapazität berücksichtigt:

$$\text{Penalty} = (\max(0, \text{Load} - \text{VehicleCapacity}) + \max(0, \text{Duration} - \text{MaxRouteDuration}))$$

Diese Strafkosten zur Planlänge der Lösung addiert, um eine Vergleichbarkeit zwischen zulässigen und unzulässigen Lösungen herzustellen. Eine unzulässige Lösung kann somit nur akzeptiert werden, wenn sie einen geringeren Zielfunktionswert aufweist als die bisher beste Lösung.

4.3 Computational Study

Im Rahmen der folgenden Computational Study werden verschiedene Systemkonfigurationen für die kommunale Abfallsammlung auf Basis realer Geodaten analysiert. Ziel ist es, die Auswirkungen unterschiedlicher Entsorgungsmodelle auf zentrale **KPIs** wie Tourenlänge, Energieverbrauch und Emissionen systematisch zu bewerten. Dabei kommen reale Instanzdaten einer österreichischen Kleinstadt zum Einsatz, die in einheitlicher Struktur modelliert und mit dem in Kapitel **4.2.2** beschriebenen **VNS**-Verfahren optimiert werden. Der Fokus liegt auf der vergleichenden Analyse von Hol- und Bringsystemen unter Berücksichtigung verschiedener Parameter wie Antriebsart, Servicezeit und Fahrzeuganzahl.

4.3.1 Datengrundlage und Instanzbeschreibung

Die realweltlichen Instanzen dieser Arbeit basieren auf einem Praxisprojekt mit einer österreichischen Gemeinde mit rund 10.000 Einwohner:innen. Im Rahmen dieses Projekts wurden verschiedene Datengrundlagen zur Verfügung gestellt, die eine realitätsnahe Modellierung des Abfallsammelprozesses ermöglichen. Dazu zählen insbesondere die Geokoordinaten sämtlicher Behälterstandorte sowie des Depots und der Entsorgungsanlage, die gesammelten Müllmengen pro Standort, Informationen zur verfügbaren Fahrzeuganzahl und deren Kapazitäten, die tatsächlich zurückgelegten Strecken in Kilometern sowie

detaillierte Energieverbrauchsdaten. Diese Daten bilden die Grundlage für die Entwicklung und Evaluierung der in dieser Arbeit untersuchten Systemkonfigurationen.

Es wurden vier unterschiedliche Entsorgungssysteme modelliert, jeweils für einen Zeitraum von zwei Wochen (zwei Perioden):

1. **Holsystem, Vollservice (Standard):** 0,83 Minuten Servicezeit pro Stopp.
2. **Holsystem, Vollservice (1 min):** pauschalisiert, basierend auf Schätzungen eines Praktikers.
3. **Bringsystem, Teilservice:** 0,42 Minuten Servicezeit pro Stopp.
4. **50/50-System:** zufällige Zuweisung der Hälfte der Kunden zum Holsystem (Standard), die andere Hälfte zum Bringsystem.

Neben der Distanzmatrix in Kilometern wurde auch eine zeitbasierte Matrix in Minuten auf Grundlage eines GIS-Modells erstellt. Alle Instanzen wurden ins Format der Cordeau-Datenstruktur übertragen.

Die Modellierung umfasst nicht nur die Sammlung von Bioabfall, sondern auch die Fraktionen Papier und Restmüll. Diese unterscheiden sich hinsichtlich der Anzahl der Sammelstellen, der zugewiesenen Fahrzeugkapazitäten sowie der zugrunde gelegten Planungszeiträume. Während die Bioabfallinstanz auf einem Zweiwochenzeitraum basiert, erfolgt die Planung für Restmüll über vier Wochen, für Papier über sechs Wochen. Diese Unterschiede werden in der späteren Tourenbewertung berücksichtigt.

Für alle Auswertungen werden ausschließlich die jeweils besten gefundenen Lösungen (beste Planlänge) berücksichtigt, um das maximale Effizienzpotenzial der einzelnen Systemvarianten darzustellen.

4.3.2 Aufbau der Computational Study

Zur Beantwortung der Forschungsfrage wird eine mehrstufige Computational Study durchgeführt. Die Studie ist in fünf methodische Analyseblöcke gegliedert:

1. **Vergleich mit der Ist-Situation (Kalibrierung):** In einem ersten Schritt wird das optimierte Holsystem (aktuelles Basissystem) den Echtweltdaten gegenübergestellt. Dazu werden Tagesdistanzen und Fahrzeugauslastung aus dem Fahrtenbuch der österreichischen Stadt analysiert und mit den bestgefundenen **VNS**-Lösungen verglichen. Anschließend wird der Verbrauch des theoretischen Modells so skaliert (über den *correction factor*), dass der modellbasierte Verbrauch pro 100 km dem real gemessenen Wert entspricht. Diese Kalibrierung bildet die methodische Grundlage für alle nachfolgenden Verbrauchs- und Emissionsberechnungen.
2. **Variation der Anzahl eingesetzter Fahrzeuge:** Im nächsten Schritt wird der Einfluss der verfügbaren Fahrzeuganzahl auf die Tourenstruktur, den Energieverbrauch und die Emissionen untersucht. Durch die Umstellung auf ein Bringsystem sinkt insbesondere die Servicezeit pro Stopp, was zu einer höheren Toureneffizienz,

einer Reduktion der benötigten Fahrzeuge und damit einer potenziellen Verringerung der Gesamtemissionen führen kann.

3. **Einsparungspotenziale durch Umstellung auf ein Bringsystem:** Dazu werden vier unterschiedliche Systemkonfigurationen miteinander verglichen, die sich insbesondere in der durchschnittlichen Servicezeit pro Stopp unterscheiden:

Tabelle 4.3: Servicezeit pro Stopp je Systemkonfiguration

Systemkonfiguration	Servicezeit pro Stopp
Holsystem	0,83 Minuten
Holsystem (1 Min)	1,00 Minute
Bringsystem	0,42 Minuten
50/50-Mischsystem	50 % 0,83 Min / 50 % 0,42 Min

4. **Vergleich verschiedener Antriebsarten (Diesel vs. Elektro):** Ergänzend zur Systemlogik wird untersucht, inwieweit sich die Wahl des Antriebssystems auf den Energieverbrauch und die Effizienz der Systeme auswirkt.
5. **Analyse unterschiedlicher Abfallfraktionen:** Im Anschluss an die detaillierte Betrachtung des Biomülls werden weitere Abfallfraktionen (Restmüll und Altpapier) einbezogen, um die Systemeffekte in unterschiedlichen Sammelkontexten zu untersuchen. Ziel ist es, fraktionsspezifische Unterschiede in der Systemwirkung zu identifizieren. Ein ergänzender methodischer Schritt besteht in der fraktionsübergreifenden Aggregation der berechneten Touren. Ziel ist es, die Umsetzbarkeit der modellierten Systemkonfigurationen, insbesondere im Hinblick auf die verfügbare Fahrzeuganzahl und Wochenarbeitszeit, zu bewerten. Dafür werden die Touren der besten Lösungen für Bioabfall, Papier und Restmüll zunächst innerhalb der jeweiligen Planungszeiträume (2, 4 bzw. 6 Wochen) gruppiert und auf einen einheitlichen Zeitraum von zwölf Wochen hochgerechnet. Die aggregierten Ergebnisse werden den verfügbaren Ressourcen (zwei Fahrzeuge, jeweils 60 mögliche Einsatztage) gegenübergestellt, um Rückschlüsse auf die betriebliche Umsetzbarkeit, Auslastung und Systemrobustheit zu ziehen.

Erwartbare Effekte: Es wird erwartet, dass sich durch die Umstellung auf Systeme mit kürzeren Servicezeiten (insbesondere das Bringsystem) sowohl die operative Effizienz (in Form von Tourenlänge und Fahrzeit) als auch der Energieverbrauch verbessern. Zudem ist mit einer deutlichen Reduktion der Emissionen zu rechnen.

4.3.3 Berechnung der **KPIs** für die Echtweltinstanz

Zur Bewertung der Lösungsergebnisse der Echtweltinstanz werden zentrale **KPIs** berechnet, die Rückschlüsse auf die Energieeffizienz und Umweltwirkungen der gewählten

Systemkonfiguration zulassen. Die Berechnungen basieren auf den in Kapitel 4.1.3 definierten Verbrauchsparametern und unterscheiden zwischen unterschiedlichen Antriebsarten (Diesel und Elektro). Die energiebezogenen Werte für Stopps und Leerlaufphasen werden dabei anteilig gewichtet. Gemischte Flotten werden nicht untersucht.

Gewichtete Energieverbräuche nach Fahrzeugtyp Zur realitätsnahen Abbildung werden die verbrauchsrelevanten Faktoren gewichtet:

$$f_{c,\text{stop,eff}} = p_{\text{EV}} \cdot f_{c,\text{stop,ev}} + (1 - p_{\text{EV}}) \cdot f_{c,\text{stop}} \quad (4.12)$$

$$f_{c,\text{idle,eff}} = p_{\text{EV}} \cdot f_{c,\text{idle,ev}} + (1 - p_{\text{EV}}) \cdot f_{c,\text{idle}} \quad (4.13)$$

Formel (4.12) beschreibt den gewichteten Verbrauch pro Stopp, Formel (4.13) den entsprechenden Leerlaufverbrauch.

Berechnung der Gesamtdistanz und -zeit Die Gesamtdistanz ergibt sich aus der Summe der in der Distanzmatrix hinterlegten Strecken für alle Routen und Tage, umgerechnet in Kilometer. Die Gesamtdauer wird analog aus der Zeitmatrix in Minuten ermittelt.

Energieverbrauch nach Phasen Der gesamte Energieverbrauch setzt sich aus vier Komponenten zusammen:

$$E_{\text{drivecollect}} = D_{\text{total}} \cdot f_{c,\text{km}} \quad (4.14)$$

$$E_{\text{stopcollect}} = S_{\text{total}} \cdot f_{c,\text{stop,eff}} \quad (4.15)$$

$$E_{\text{haul}} = \left(\frac{M_{\text{waste}}}{M_{\text{avg}}} \right) \cdot d_{\text{treatment}} \cdot 2 \cdot f_{c,\text{km}} \quad (4.16)$$

$$E_{\text{idle}} = \sum_{\text{Kunde } i} t_{\text{service},i} \cdot f_{c,\text{idle,eff}} \quad (4.17)$$

$$E_{\text{total}} = E_{\text{haul}} + E_{\text{drivecollect}} + E_{\text{stopcollect}} + E_{\text{idle}} \quad (4.18)$$

Hierbei beschreibt Gleichung (4.14) den Energieverbrauch durch Fahrten während der Sammlung, (4.15) jenen durch Stopps, (4.16) den Transport zur Entsorgungsanlage, (4.17) den Leerlauf während der Servicezeit und (4.18) schließlich die Summe aller Anteile.

Aufteilung nach Antriebsart Der Energieverbrauch wird abhängig von der Antriebsart bestimmt:

$$E_{\text{EV}} = E_{\text{total}} \cdot p_{\text{EV}} \quad (4.19)$$

$$E_{\text{Diesel}} = E_{\text{total}} \cdot (1 - p_{\text{EV}}) \quad (4.20)$$

Formel (4.19) beschreibt den elektrischen Anteil, Formel (4.20) den durch Diesel verursachten Anteil am Gesamtverbrauch.

Umrechnung in Diesel- und Stromverbrauch Zur Bewertung des Verbrauchs wird der Dieselanteil durch 36 MJ/l dividiert und als Liter ausgewiesen. Der Stromverbrauch ergibt sich durch Division von E_{EV} durch 3600 und wird in MWh angegeben.

CO₂-Emissionen nach Phasen Die CO₂-Emissionen werden ausschließlich aus dem Dieserverbrauch berechnet:

$$C_{\text{haul}} = \frac{E_{\text{haul}}}{36} \cdot 2.64 \quad (4.21)$$

$$C_{\text{drivecollect}} = \frac{E_{\text{drivecollect}}}{36} \cdot 2.64 \quad (4.22)$$

$$C_{\text{stopcollect}} = \frac{E_{\text{stopcollect}}}{36} \cdot 2.64 \quad (4.23)$$

$$C_{\text{idle}} = \frac{E_{\text{idle}}}{36} \cdot 2.64 \quad (4.24)$$

Jede Formel beschreibt die CO₂-Emissionen, die auf die jeweilige Energiephase zurückzuführen sind.

Die Kombination aus realen Verbrauchsdaten, gewichteter Antriebsverteilung und differenzierter Betrachtung einzelner Energiephasen ermöglicht eine fundierte Analyse ökologischer Auswirkungen. Damit werden die KPIs zur Entscheidungsgrundlage für die Bewertung alternativer Sammelsysteme.

5 Evaluierung der Ergebnisse der Variable Neighborhood Search (VNS)

Zur Einordnung der Leistungsfähigkeit der entwickelten **VNS**-Heuristik erfolgt in diesem Kapitel ein Vergleich mit bestehenden Literaturwerten. Als Referenz dienen dabei die Benchmark-Ergebnisse von Cordeau et al. (1997) und Hemmelmayr et al. (2009), die auf den standardisierten Instanzen pr01–pr10 basieren [CGL97, HDH09]. Der Fokus liegt auf der Bewertung der Lösungsqualität (durchschnittliche und beste Planlängen), der Laufzeit sowie dem Suchverlauf anhand exemplarischer Lösungsverläufe. Ziel ist es, die eigene Implementierung hinsichtlich Lösungsqualität, Effektivität und Robustheit einzuordnen und das Zusammenspiel der gewählten Heuristikkomponenten, insbesondere des starken Shakings kritisch zu reflektieren. Die Durchführung sämtlicher Experimente erfolgte auf dem HPC3 WiWi Cluster der Universität Wien. Dabei kamen Apollo-Knoten mit zwei 16-Core Intel Xeon-G 6226R Prozessoren (insgesamt 32 Threads) und 384 GB Arbeitsspeicher zum Einsatz. Die Laufzeit wurde auf 72 Stunden begrenzt.

Für die Analyse der Lösungsverläufe wurden drei Instanzen ausgewählt, die unterschiedliche Größenordnungen abbilden: eine kleine (pr01), eine mittlere (pr05) und eine große Instanz (pr10). So lassen sich typische Muster des Suchverhaltens nachvollziehen.

Die zentralen Parameter der **VNS**-Implementierung sind in Tabelle 5.1 dargestellt. Diese galten einheitlich für alle Benchmark-Instanzen und bildeten die Grundlage für die im Folgenden dargestellten Ergebnisse.

Tabelle 5.1: Zentrale Parameter der VNS-Implementierung

Parameter	Eingestellter Wert
Anzahl der Runs pro Instanz	10
Iterationen pro Run	1 000 000
Aktivierung von Strong Shaking nach	100 000 Iterationen ohne Verbesserung

5.1 Vergleich der Planlängen und Laufzeiten

Zur Bewertung der Leistungsfähigkeit der entwickelten **VNS**-Heuristik werden in diesem Abschnitt sowohl die erzielten Planlängen als auch die Laufzeiten im Vergleich zu bestehenden Literaturwerten analysiert. Im Fokus stehen dabei die durchschnittliche und beste gefundene Planlänge sowie die durchschnittliche Rechenzeit pro Instanz. So lassen sich Aussagen zur Effektivität und zur rechentechnischen Aufwendigkeit der Methode ableiten.

5.1.1 Vergleich der durchschnittlichen Planlängen

Die durchschnittlichen Planlängen nach 10^6 Iterationen sind in Tabelle 5.2 dargestellt und werden im Folgenden systematisch analysiert. Betrachtet man zunächst die Struktur der Benchmarkinstanzen (vgl. Tabelle 4.2), so lassen sich zwei Gruppen unterscheiden: pr01–pr06 mit vier Perioden und pr07–pr10 mit sechs Perioden. Innerhalb jeder Gruppe steigt die Anzahl an Kunden und Fahrzeugen schrittweise an, während die maximal zulässige Routenlänge und Fahrzeugkapazität sinken.

Die Analyse zeigt, dass die eigene Implementierung vor allem bei größeren Instanzen mit sechs Perioden (pr08–pr10) vergleichbare oder sogar bessere durchschnittliche Planlängen im Vergleich zur VNS von Hemmelmayr et al. (2009) erzielt [HDH09]. Dies könnte darauf hindeuten, dass die eigene Heuristik insbesondere in komplexeren Konstellationen mit mehr Kombinationsmöglichkeiten pro Kunde (durch mehr Perioden) besser operiert. Auch bei pr05, der zweitgrößten Instanz innerhalb der 4-Perioden-Gruppe, erzielt die eigene Methode ein besseres durchschnittliches Ergebnis als die Literaturwerte.

Auffällig ist hingegen, dass die VNS von Hemmelmayr bei kleineren Instanzen mit weniger Kunden (pr02–pr04) teilweise deutlich niedrigere durchschnittliche Längen erzielt. Diese Instanzen zeichnen sich durch restriktivere Strukturen aus, bei denen sich heuristische Entscheidungen stärker auswirken. Die Hemmelmayr-VNS nutzt hier durch die Kombination aus Clarke-Wright-Initialisierung, 3-opt-Lokalsuche und adaptiver Strafkosten-Steuerung möglicherweise ihren Vorteil bei der Feinabstimmung von Lösungen ??.

Insgesamt zeigt sich ein Muster, dass die eigene VNS bei wachsender Instanzgröße und höherer Periodenzahl zunehmend konkurrenzfähiger wird. Die im Vergleich einfachere Struktur des Algorithmus scheint insbesondere bei größeren Instanzen (mehr Kunden, mehr Perioden) vorteilhaft zu sein.

5.1.2 Vergleich der besten Planlängen

Ergänzend zur Betrachtung der Durchschnittswerte erlaubt der Vergleich der besten gefundenen Planlängen (vgl. Tabelle 5.3) eine Einschätzung des maximal erreichbaren Potenzials der jeweiligen VNS-Implementierungen. Hierbei zeigt sich, dass die eigene Methode bei zwei Instanzen, pr05 und pr08, die besten Lösungen von Cordeau und Hemmelmayr unterbieten konnte. Für pr01 konnte die optimale Planlänge von 2209.02 exakt repliziert werden.

Bei den restlichen Instanzen, insbesondere pr03, pr04 und pr06, bleibt die eigene Lösung hinter den Literaturwerten zurück. Diese Instanzen zeichnen sich durch restriktive Randbedingungen in Kombination mit einer mittleren bis hohen Komplexität aus. Hier könnte die differenzierte Steuerung durch adaptives Strafkosten-Management und durch das zeitweise Zulassen von Verschlechterungen des Zielfunktionswertes, wie sie in Hemmelmayr et al. (2009) verwendet wurden, einen Vorteil geboten haben [HDH09].

Auffällig ist erneut, dass die eigene VNS besonders bei Instanzen mit höherer Komplexität (viele Kunden und/oder Perioden) tendenziell konkurrenzfähiger abschneidet. Dies deutet darauf hin, dass die gewählte Struktur der Metaheuristik und der eingesetzte Mechanismus des Strong Shaking in größeren Suchräumen effektiver zur Geltung kommt.

5.1 Vergleich der Planlängen und Laufzeiten

Tabelle 5.2: Durchschnittliche Planlängen im Vergleich zur Literatur (bei 10^6 Iterationen)

Instanz	C Ø	H Ø	Ø VNS	Std.Abw.	Abw. [%]
pr01	2234.23	2211.71	2231.58	14.49	0.90
pr02	3836.49	3810.48	3946.38	56.04	3.57
pr03	5277.62	5305.04	5491.46	79.00	4.05
pr04	6072.67	6103.66	6253.55	104.83	2.98
pr05	6769.80	6968.50	6681.99	104.67	-1.30
pr06	8462.37	8678.13	9036.43	175.16	6.78
pr07	5000.90	5013.42	5122.05	125.82	2.42
pr08	7183.39	7234.89	7039.33	138.38	-2.01
pr09	10507.34	10540.40	10412.76	144.08	-0.90
pr10	13629.25	13894.99	13342.17	184.49	-2.11

Legende: **C Ø** = Durchschnittslösung laut Cordeau et al. (1997), **H Ø** = Durchschnittslösung laut Hemmelmayr et al. (2009), **Ø VNS** = Durchschnitt der implementierten VNS, **Std.Abw.** = Standardabweichung der VNS-Ergebnisse, **Abw. [%]** = relative Abweichung zur jeweils besseren Durchschnittslösung aus Cordeau oder Hemmelmayr.

Tabelle 5.3: Vergleich der besten gefundenen Lösungen mit Literaturwerten

Instanz	C Beste	H Beste	VNS Beste	Abw. [%]
pr01	2209.02	2209.02	2209.02	0.00
pr02	3799.28	3774.09	3868.49	2.50
pr03	5218.13	5175.15	5404.21	4.43
pr04	6012.79	5914.93	6099.49	3.12
pr05	6769.80	6618.95	6579.62	-0.59
pr06	8422.64	8258.08	8858.07	7.27
pr07	4997.41	4996.14	5047.37	1.03
pr08	7094.52	6989.81	6845.33	-2.07
pr09	10370.45	10075.40	10165.42	0.89
pr10	13370.04	12924.66	13109.93	1.43

Legende: **C Beste** = beste Lösung laut Cordeau et al. (1997), **H Beste** = beste Lösung laut Hemmelmayr et al. (2009), **VNS Beste** = beste gefundene Lösung mit der eigenen VNS, **Abw. [%]** = relative Abweichung zur jeweils besseren Literatur-Lösung.

5.1.3 Laufzeitenvergleich

Tabelle 5.4 zeigt die durchschnittlichen Laufzeiten der eigenen VNS-Implementierung im Vergleich zu den Werten aus Hemmelmayr et al. (2009) [HDH09]. In sämtlichen Instanzen liegen die durchschnittlichen Laufzeiten der eigenen Lösung deutlich über jenen der Literatur. Die relative Abweichung beträgt je nach Instanz zwischen ca. 185 % (pr02) und über 360 % (pr07). Diese Differenz lässt sich im Wesentlichen auf strukturelle Unterschiede im Heuristikdesign zurückführen. Die vorliegende Implementierung verzichtet auf eine adaptive Begrenzung der Rechenzeit. Stattdessen werden konstant 10^6 Iterationen durchlaufen, unabhängig vom Konvergenzverhalten oder der Instanzstruktur. Dies führt bei einfachen Instanzen wie pr01 oder pr02 zu unnötig langen Laufzeiten, sichert jedoch gleichzeitig eine konsistente Vergleichsbasis für alle Instanzen. Darüber hinaus wird in der eigenen Heuristik regelmäßig eine Zwischenspeicherung der aktuellen Lösung vorgenommen, um später eine systematische Auswertung und Visualisierung des Lösungsverlaufs zu ermöglichen. Auch die größere Vielfalt an lokalen Suchoperationen (Reinsertion, Swap, 2-opt) im Vergleich zur 3-opt-Methode bei Hemmelmayr et al. (2009) erhöht den Rechenaufwand pro Iteration. Hinzu kommt, dass bei der Entwicklung der Heuristik keine gezielte Optimierung auf minimale Laufzeit erfolgte. Vielmehr lag der Fokus auf Funktionalität und einer sauberen Strukturierung des Verfahrens. Die längeren Laufzeiten wurden bewusst in Kauf genommen, da sie für die Zielsetzung dieser Arbeit nicht im Vordergrund standen, sondern ein exploratives Verfahren mit konsistenter Vergleichbarkeit über alle Benchmarkinstanzen im Fokus lag.

Tabelle 5.4: Vergleich der durchschnittlichen Laufzeit mit Hemmelmayr et al. (2009)

Instanz	Ø Laufzeit VNS (s)	Ø Laufzeit H (s)	Abw. [%]
pr01	742.23	180.30	311.66
pr02	808.77	283.30	185.48
pr03	964.45	278.20	246.68
pr04	1003.58	314.90	218.70
pr05	1117.24	264.90	321.76
pr06	1150.42	324.40	254.63
pr07	1152.83	246.70	367.30
pr08	1411.37	338.60	316.83
pr09	1554.12	423.90	266.62
pr10	1635.78	376.10	334.93

Legende: Ø Laufzeit VNS = durchschnittliche Laufzeit der eigenen VNS-Lösung (in Sekunden),
 Ø Laufzeit H = durchschnittliche Laufzeit laut Hemmelmayr et al. (2009), Abw. [%] =
 relative Abweichung zur Laufzeit von Hemmelmayr et al.

5.2 Lösungsverlauf

Zur Veranschaulichung des Suchverhaltens der entwickelten **VNS**-Heuristik werden in diesem Abschnitt exemplarisch drei Instanzen (pr01, pr05 und pr10) anhand ihrer Lösungsverläufe analysiert. Es wurden jeweils die Lösungsverläufe der besten gefundenen Lösung abgebildet. Ergänzend wird auf den Einfluss der Strafkosten-Funktion eingegangen, die das Verhalten im unzulässigen Lösungsraum steuert. Auch hier wurde die beste gefundene Lösung mit den unterschiedlich gewichteten Strafkosten abgebildet. Die Interpretation erfolgt im nächsten Kapitel; hier stehen die beobachtbaren Muster im Vordergrund. Anzumerken ist, dass die in den Abbildungen dargestellte *beste Lösung* jeweils die minimale Planlänge unabhängig von der Zulässigkeit zeigt, während die *beste zulässige Lösung* jene mit erfüllten Restriktionen darstellt.

Abbildung 5.1 zeigt die Entwicklung der besten und besten zulässigen Lösung für die Instanz **pr01**. Nach einer frühen Verbesserung stagniert die Planlänge über einen langen Zeitraum. Erst gegen Ende des Suchprozesses gelingt ein signifikanter Sprung auf ein niedrigeres Niveau, ausgelöst durch das starke Shaking. Diese Phase markiert den Übergang von einem lokalen Optimum hin zu einer besseren Lösung, die ohne das starke Shaking nicht erreicht worden wäre. In der frühen Phase liegt zunächst ausschließlich eine unzulässige Lösung vor; erst nach mehreren Iterationen wird erstmals eine zulässige Lösung gefunden. Ab diesem Zeitpunkt verlaufen die beste Lösung und die beste zulässige Lösung weitgehend deckungsgleich, was darauf hindeutet, dass die beste Lösung in den zulässigen Bereich gedrängt wird.

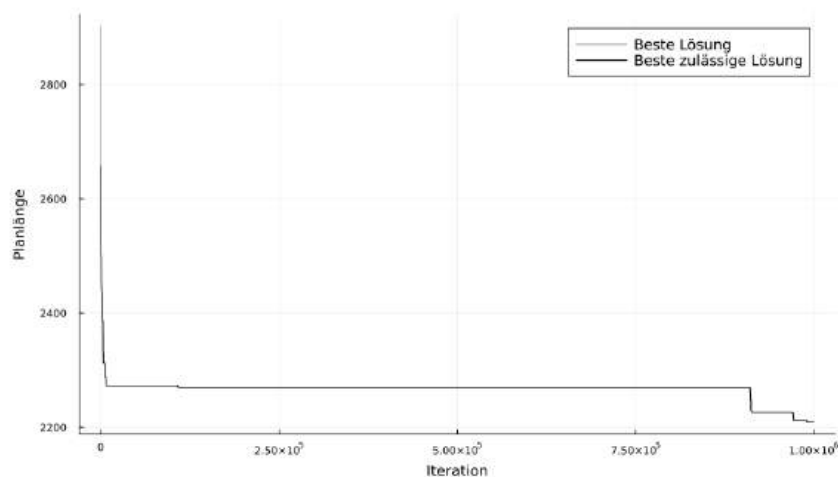


Abbildung 5.1: Lösungsverlauf für pr01

Bei **pr05** (Abbildung 5.2) zeigt sich ein kontinuierlicherer und insgesamt ausgewogener Verlauf als bei pr01. Nach einer frühen Verbesserung sinkt die Planlänge über einen längeren Zeitraum hinweg schrittweise weiter. Das ist ein Indiz dafür, dass die **VNS**

5 Evaluierung der Ergebnisse der Variable Neighborhood Search (VNS)

in dieser Instanz mehr Iterationen benötigt, aber auch mehr Potenzial für graduelle Verbesserungen bietet. Diese Entwicklung lässt sich auf den größeren und komplexeren Lösungsraum zurückführen, der mehr feinkörnige Verbesserungen eröffnet. Trotz dieses positiven Trends kommt es im mittleren Teil des Verlaufs zu einer Phase der Stagnation, die auf das Erreichen eines lokalen Optimums hindeutet. Dieses Plateau wird schließlich durch mehrfaches starkes Shaking aufgebrochen, das gezielt größere strukturelle Veränderungen in der Tourenplanung provoziert. Infolge dieser Diversifikation gelingt es, neue Bestlösungen zu identifizieren. Die Kombination aus schrittweiser Optimierung und gezieltem Verlassen lokaler Optima stellt in dieser Instanz einen nahezu idealtypischen Suchverlauf dar. Dies unterstreicht die Bedeutung einer differenzierten Balance zwischen der sorgfältigen Ausschöpfung bestehender Verbesserungsmöglichkeiten und der bewussten Erkundung alternativer Lösungsräume. Die beobachtete Wechselwirkung beider Prinzipien zeugt von einer effektiven Steuerung der Suchstrategie in einer solchen Instanzstruktur.

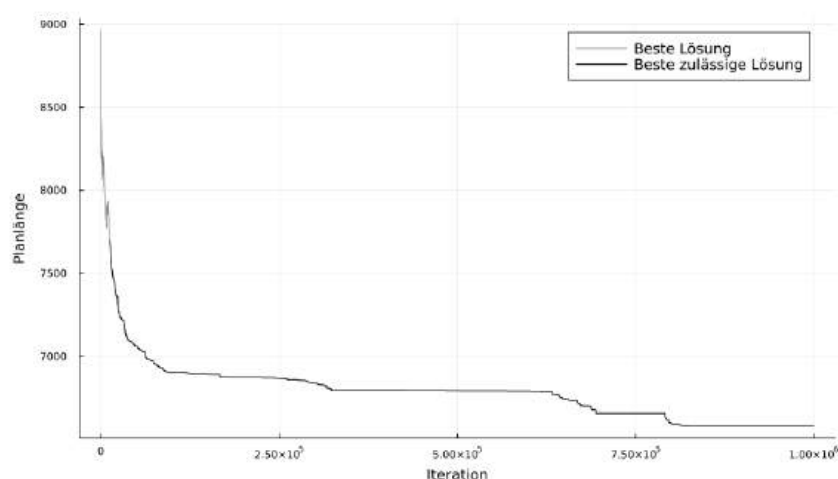


Abbildung 5.2: Lösungsverlauf für pr05

Die Instanz **pr10** (Abbildung 5.3) zeigt einen kontinuierlichen Lösungsverlauf über nahezu den gesamten Iterationszeitraum. Zu Beginn sinkt die Planlänge rasch, anschließend folgen lange Phasen schrittweiser Verbesserungen ohne ausgeprägte Plateaus. Der Verlauf deutet auf eine dynamische und breit gefächerte Erkundung des Lösungsraums hin, wie sie bei komplexen Instanzen mit vielen Perioden und Kunden zu erwarten ist. Dabei bestätigt sich das bereits in früheren Abschnitten beobachtete Muster eines sukzessiven, aber robusten Suchprozesses. Die Ergebnisse reihen sich somit konsistent in das Gesamtbild der Testinstanzen ein. Die Entwicklung der Lösung verläuft dabei kontinuierlich und zielgerichtet, was auf eine effektive Kombination aus Erkundung neuer Lösungswege und gezielter Verbesserung bestehender Ansätze hindeutet. Auffällig ist die mehrfach auftretende Differenz zwischen bester Lösung und bester zulässiger Lösung, insbesondere in frühen und mittleren Phasen der Suche. Dies weist darauf hin, dass unzulässige Lösungen

zunächst überwiegen und die Heuristik bewusst auch diese Bereiche des Suchraums exploriert. Der bewusste Umgang mit unzulässigen Zwischenlösungen unterstreicht die Flexibilität des gewählten Verfahrens. Die Kurven nähern sich mit zunehmender Iteration an und verlaufen gegen Ende nahezu deckungsgleich, was auf eine schrittweise Annäherung in den zulässigen Bereich hindeutet. Trotz der kontinuierlichen Verbesserung lassen sich punktuelle Qualitätssprünge erkennen, die vermutlich durch starkes Shaking ausgelöst wurden. Diese zeigen sich jedoch weniger abrupt als bei kleineren Instanzen, was mit der höheren Komplexität und Trägheit des Lösungsraums zusammenhängen dürfte. Insgesamt zeigt sich ein stabiler Verlauf, der eine stetige Annäherung an hochwertige Lösungen erkennen lässt.

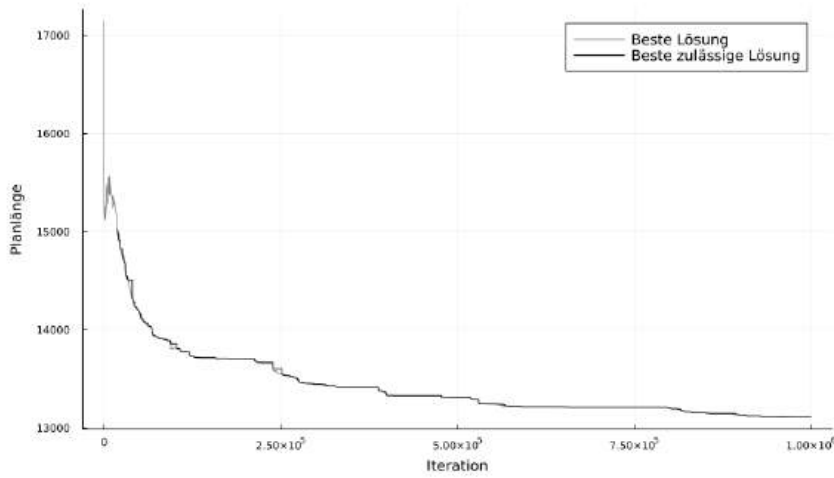


Abbildung 5.3: Lösungsverlauf für pr10

Die drei exemplarisch ausgewählten Instanzen verdeutlichen, wie unterschiedlich sich der Lösungsverlauf in Abhängigkeit von Instanzgröße und Komplexität entwickeln kann und welche Rolle das starke Shaking dabei jeweils spielt.

Strafkosten-Funktion Die Strafkostenfunktion berücksichtigt die Überschreitung der Fahrzeugkapazität sowie der maximalen Routendauer. Die Berechnung erfolgt ungewichtet wie folgt:

$$\text{Penalty}(r) = \max(0, \text{Load}_r - Q) + \max(0, \text{Duration}_r - T) \quad (5.1)$$

Dabei steht Load_r für die Gesamtladung einer Route r , Q für die Fahrzeugkapazität und T für die maximale Routendauer. In einer zweiten Variante werden diese Strafkosten mit einem Gewichtungsfaktor $\alpha = 10$ versehen:

$$\text{Penalty}(r) = 10 \cdot (\max(0, \text{Load}_r - Q) + \max(0, \text{Duration}_r - T)) \quad (5.2)$$

5 Evaluierung der Ergebnisse der Variable Neighborhood Search (VNS)

Die Gewichtung beeinflusst das Verhalten der VNS-Heuristik dahingehend, ob der Suchprozess länger im unzulässigen Lösungsraum verbleibt oder früher auf zulässige Lösungen fokussiert.

Der Einfluss der Strafkosten-Gestaltung wurde anhand zweier Varianten an Echtweltinstanzen getestet. Da die Heuristik insbesondere bei der Anwendung auf reale Einsatzdaten überzeugen muss, wurde jeweils der Lösungsverlauf der besten gefundenen Lösung für die Bioabfall-Instanz unter beiden Gewichtungsvarianten dargestellt. Abbildung 5.4 zeigt den Verlauf bei Verwendung einer stark gewichteten Strafkosten-Funktion, bei der Constraint-Verletzungen mit einem Faktor von 10 bestraft werden. Die Lösung erreicht den zulässigen Bereich bereits in einer frühen Phase des Suchprozesses. Die beiden Kurven verlaufen nahezu deckungsgleich, was auf eine konsequente Vermeidung unzulässiger Lösungen hindeutet. Auffällig ist jedoch, dass die Planlänge anfangs ansteigt, zugunsten von Lösungen mit geringerer Constraint-Verletzung, aber größerer Gesamtdistanz.

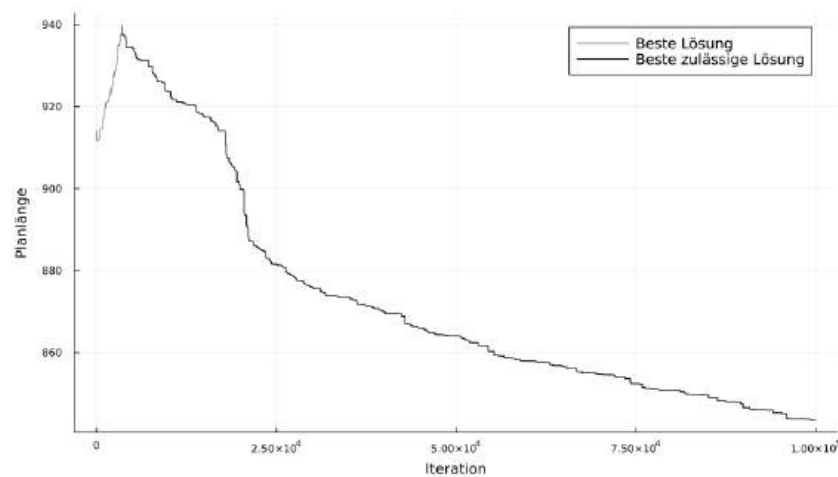


Abbildung 5.4: Lösungsverlauf bei starker Strafkosten-Funktion (Faktor 10)

In der Variante ohne Verstärkungsfaktor (Abbildung 5.5) fließen Constraint-Verletzungen zwar ein, dominieren aber nicht die Bewertung. Hier wird der unzulässige Lösungsraum länger berücksichtigt. Die Folge ist eine größere Differenz zwischen der besten und der besten zulässigen Lösung zu Beginn des Prozesses. Außerdem ist der Anstieg der Planlänge der besten Lösung zu Beginn, der bei der gewichteten Strafkosten-Funktion deutlich zu erkennen war, nicht zu erkennen. Dies bestätigt, dass der unzulässige Lösungsraum länger berücksichtigt wird und die Heuristik auch im frühen Verlauf noch explorativ agiert, anstatt sich zu schnell auf zulässige, aber womöglich suboptimale Lösungen festzulegen. Mit zunehmender Iteration nähert sich die beste zulässige Lösung jedoch zunehmend der besten Lösung an. Insgesamt sind die besten Planlängen in dieser Variante im Durchschnitt besser. Dies lässt darauf schließen, dass ein zu starker Fokus auf die Einhaltung von Nebenbedingungen zu Beginn der Suche kontraproduktiv sein kann. Stattdessen erlaubt

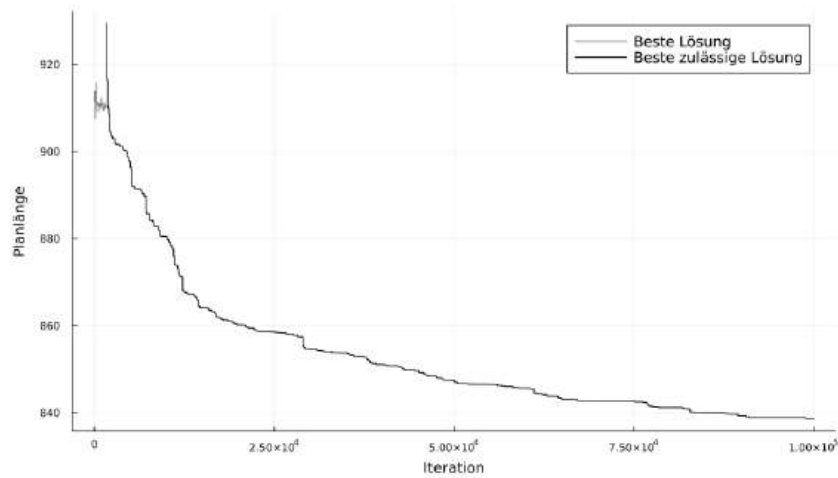


Abbildung 5.5: Lösungsverlauf bei schwacher Strafkosten-Funktion (ohne Multiplikator)

ein moderater Umgang mit Strafkosten eine breitere Exploration des Lösungsraums. Diese Strategie kann insbesondere bei komplexen Instanzen mit vielen Restriktionen von Vorteil sein.

Diese Beobachtungen bilden die Grundlage für die spätere Diskussion zur Rolle des unzulässigen Lösungsraums und der Balance zwischen Lösungsqualität und Zulässigkeit.

5.2.1 Detaillierte Betrachtung ausgewählter Lösungen

Im Folgenden werden zwei ausgewählte Lösungen beschrieben, bei denen die implementierte **VNS**-Heuristik bessere Ergebnisse erzielt als die in Hemmelmayr et al. (2009) dokumentierten Referenzlösungen **HDH09**.

Instanz pr05: Die abgebildete Lösung für Instanz pr05 (240 Kunden, 10 Fahrzeuge, 4 Tage) zeigt eine effiziente räumliche Struktur mit gut balancierten Touren. Die Kunden sind geografisch sinnvoll gruppiert, was zu vergleichsweise kurzen Tagesrouten führt. Die Besuchskombinationen werden durchgehend eingehalten, und die Fahrzeugkapazitäten werden ohne Überschreitungen ausgeschöpft. Im Vergleich zur Lösung von Hemmelmayr et al. (2009) konnte eine kürzere Gesamtroutenlänge erzielt werden, was auf die effektive Nutzung der Shaking-Strategie und der lokalen Suche im **VNS**-Verfahren hinweist **HDH09**. Die beste gefundene Lösung ist in Abbildung **5.6** visualisiert.

5 Evaluierung der Ergebnisse der Variable Neighborhood Search (VNS)

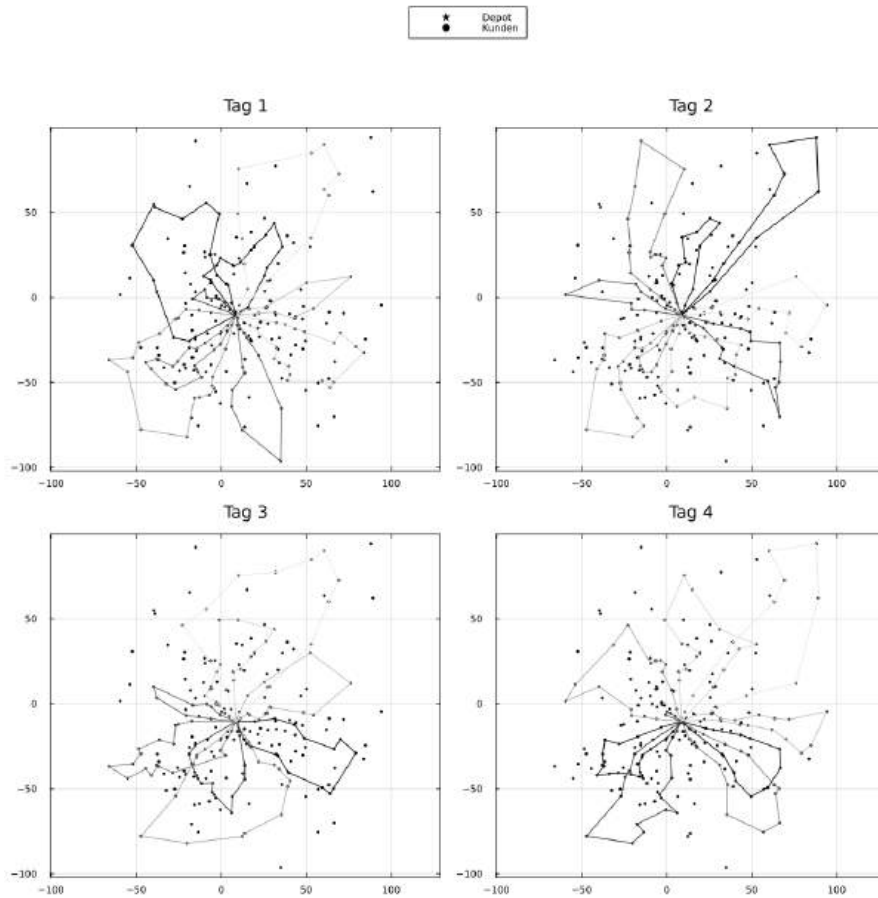


Abbildung 5.6: Visualisierung der besten gefundenen Lösung für Instanz pr05

Instanz pr08: Auch für die Instanz pr08 (144 Kunden, 6 Fahrzeuge, 6 Tage) zeigt sich eine gleichmäßige Auslastung der Touren über alle Perioden hinweg. Die Kundenverteilung pro Tag ist ausgewogen, und die einzelnen Touren verlaufen ohne größere Überschneidungen. Die resultierende Lösung liegt ebenfalls unterhalb der von Hemmelmayr et al. (2009) berichteten Gesamtlänge. Besonders hervorzuheben ist die Stabilität der Lösung trotz der erhöhten Komplexität durch den längeren Planungshorizont. Dies unterstreicht die Leistungsfähigkeit der entwickelten **VNS**-Heuristik auch bei anspruchsvolleren Instanztypen. Die resultierende Tourenplanung ist in Abbildung **5.7** dargestellt.

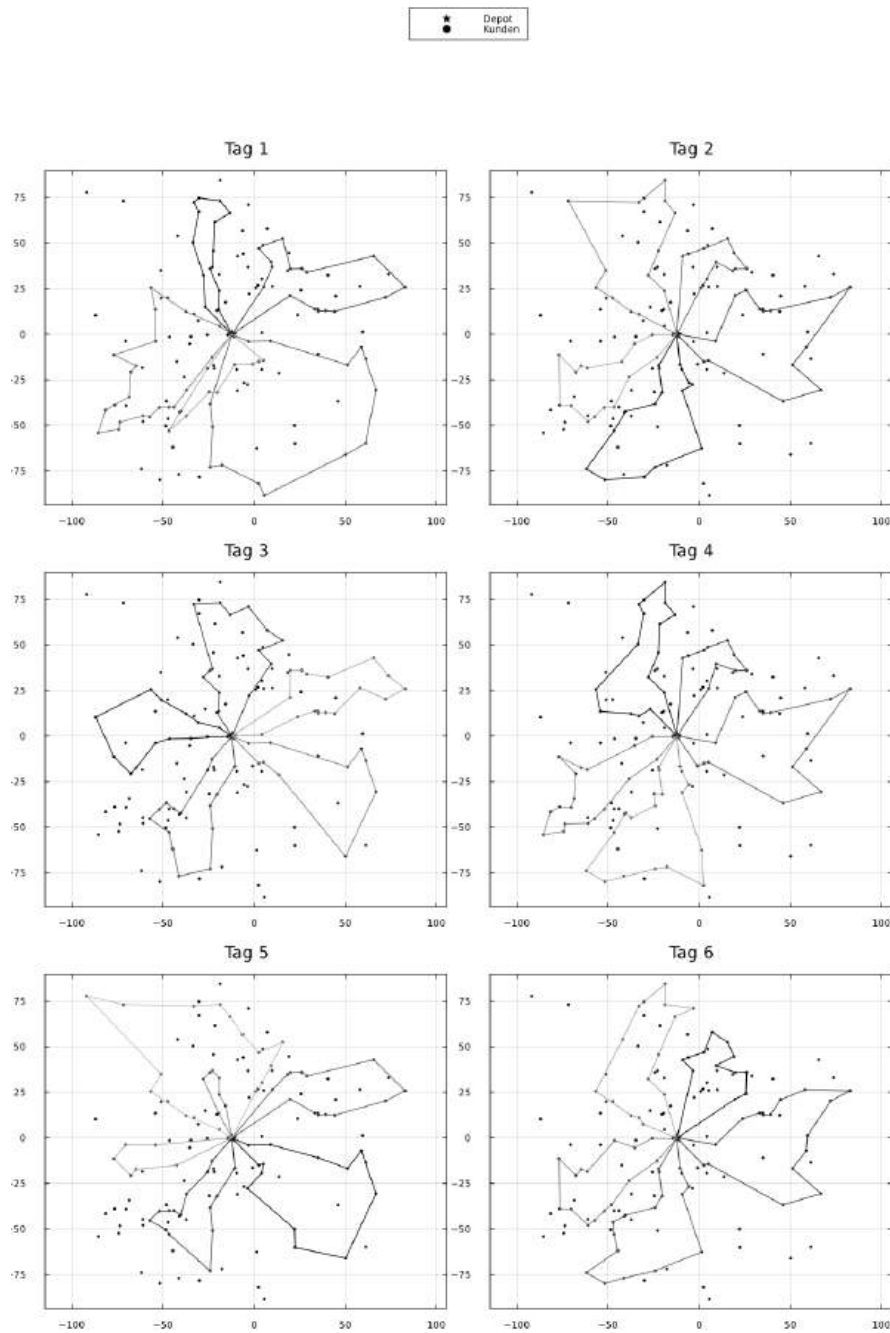


Abbildung 5.7: Visualisierung der besten gefundenen Lösung für Instanz pr08

5.3 Zusammenfassung und Interpretation

Nach der ausführlichen Ergebnisdarstellung folgt nun eine zusammenfassende Betrachtung der zentralen Erkenntnisse sowie deren Einordnung in den methodischen Kontext. Dabei werden auch die Auswirkungen einzelner Parameter wie des Akzeptanzkriteriums oder der Nachbarschaftsstruktur näher diskutiert.

Akzeptanzkriterium und Strafkosten-Funktion Die entwickelte VNS-Implementierung akzeptiert ausschließlich Verbesserungen, während Hemmelmayr et al. (2009) zusätzlich Skewed VNS und Simulated Annealing einsetzen, um auch temporär schlechtere Lösungen zuzulassen. Dadurch bleibt der eigene Algorithmus konservativer, aber stabil. Besonders deutlich zeigt sich der Einfluss der Strafkosten-Funktion auf das Suchverhalten (vgl. Abbildungen 5.4 und 5.5). Wird die Strafbewertung stark gewichtet, führt dies zu einer schnellen Konzentration auf zulässige Lösungen, allerdings mit eingeschränkter Lösungsqualität. Ohne Verstärkungsfaktor wird der unzulässige Lösungsraum gezielter erkundet, was sich in besseren Planlängen zeigt. Die größere Differenz zwischen bester und bester zulässiger Lösung zeigt: Die Heuristik kann gezielt auch temporär unzulässige Lösungen zur Verbesserung nutzen. Dieses Verhalten hängt eng mit der Wahl der ‘no-improvement-iterations’ zusammen: In Instanzen mit komplexem Lösungsraum, wie pr10, kann es sinnvoll sein, länger im unzulässigen Raum zu verweilen, bevor ein Shaking erzwungen wird. Die starre Einstellung dieser Iterationsgrenze wirkt sich hier als Limitation aus. Zur Einordnung der Lösungsergebnisse ist wichtig zu unterscheiden, ob sich eine Aussage auf die *Planlänge* (also die tatsächlich gefahrene Distanz) oder auf die *Kostenfunktion* bezieht, die zusätzlich Strafkosten für Restriktionsverletzungen einbezieht. Für die Bewertung innerhalb des Algorithmus ist Letztere ausschlaggebend.

Lokale Suche und Nachbarschaftsstruktur Die eigene Implementierung nutzt mit Reinsertion, Swap und 2-opt drei unterschiedliche lokale Suchoperationen, während Hemmelmayr auf 3-opt fokussiert. Zwar sind die einzelnen Operatoren weniger tiefgreifend, doch ihre Kombination erlaubt eine flexible Anpassung an verschiedene Instanzstrukturen. Bei kleineren Instanzen mit engen Restriktionen (z. B. pr02–pr04) zeigen sich gewisse Schwächen, da eine gezielte lokale Suche wie durch 3-opt möglicherweise effektiver ist (vgl. Abschnitt 5.2). In größeren Instanzen hingegen, insbesondere mit vielen Kunden und Perioden, trägt die Kombination mehrerer lokaler Suchen dazu bei, den erweiterten Lösungsraum besser zu durchdringen. Trotz höherer Laufzeiten (vgl. Tabelle 5.4) scheint sich dieser zusätzliche Aufwand in einer verbesserten Lösungsgüte auszuzahlen.

Rolle des starken Shakings Die Anwendung des starken Shakings erwies sich als zentrales Element zur Vermeidung lokaler Optima (vgl. Abschnitt „Starkes Shaking“). Besonders bei pr01 und pr05 führte dieser Mechanismus nach längerer Stagnation zu signifikanten Qualitätssprüngen (vgl. Abbildungen 5.1, 5.2). Die Verläufe zeigen, dass starke strukturelle Veränderungen im Lösungsraum notwendig waren, um neue Bestlösungen zu erreichen.

5.3 Zusammenfassung und Interpretation

Bei pr10 hingegen wird die Lösung über viele Iterationen hinweg kontinuierlich verbessert. Dies legt nahe, dass der Lösungsraum nur langsam durchdrungen wird und Verbesserungen des Zielfunktionswerts schrittweise erfolgen. In diesem Kontext offenbart sich eine systemische Schwäche der aktuellen Parametrisierung. Die Anwendung des starken Shakings erfolgt instanzunabhängig nach einer festen Zahl an Iterationen ohne Verbesserung. In einer Instanz wie pr10 kann dies dazu führen, dass ein vielversprechender Lösungspfad zu früh verlassen wird, obwohl noch Potenzial zur Verbesserung besteht.

Eine adaptive Steuerung der ‘no-improvement-Iterationen’, beispielsweise in Abhängigkeit von Instanzgröße oder Konvergenzverlauf, könnte dieses Verhalten gezielter steuern. Auf eine solche Optimierung wurde in dieser Arbeit zugunsten der Vergleichbarkeit bewusst verzichtet.

Trotz dieser Einschränkung bleibt das starke Shaking auch in komplexeren Instanzen ein wirkungsvoller Bestandteil der Heuristik: In pr10 wurde die Bestlösung nur durch diesen Mechanismus ermöglicht. Gleichzeitig zeigt sich, dass durch die Offenheit gegenüber unzulässigen Lösungen (in Kombination mit den Strafkosten) auch in späteren Phasen noch Verbesserungsspielraum besteht, ein Hinweis auf die Effektivität der gewählten Struktur in großen Lösungsmengen.

Insgesamt bestätigt sich, dass einfache, modular strukturierte Heuristiken, kombiniert mit gezielten Diversifikationsmechanismen, ein leistungsfähiges Instrument zur Lösung des **PVRP** darstellen können. Für zukünftige Arbeiten erscheint insbesondere die Steuerung zentraler Parameter abhängig von der Instanzgröße, wie etwa der ‘no-improvement-Iterationen’, vielversprechend. Eine dynamische Anpassung an die Komplexität der jeweiligen Instanz könnte verhindern, dass vielversprechende Lösungspfade zu früh durch erneutes Shaking unterbrochen werden. Auch eine weiterentwickelte Strategie zur Strafkosten-Anpassung im Verlauf des Algorithmus könnte das Gleichgewicht zwischen Zulässigkeit und Qualität noch robuster gestalten.

6 Computational Study

Die nachfolgende Computational Study verfolgt das Ziel, die formulierten Forschungsfragen systematisch zu beantworten. Alle Analysen erfolgen exemplarisch anhand der in Kapitel 4.3.1 beschriebenen Stadt. Alle Läufe wurden auf dem HPC3 WiWi Cluster der Universität Wien (Apollo-Knoten mit 2×16 -Core Intel Xeon-G 6226R, 384 GB RAM) durchgeführt. Die maximale Rechenzeit wurde auf 72 Stunden begrenzt.

Im ersten Teil wird untersucht, wie stark sich die Tourenplanung durch den Einsatz der VNS im Vergleich zur praktischen Ist-Situation verbessern lässt. Im zweiten Teil steht der Vergleich verschiedener Entsorgungssysteme (Hol-, Bring- und 50/50-System) hinsichtlich CO₂-Emissionen, Betriebszeiten, Energieverbrauch und Effizienz in der Abfallsammlung im Mittelpunkt. Darüber hinaus wird die Anzahl der verfügbaren Fahrzeuge variiert, um die Auswirkungen auf die Dauer und die Rechenzeit zu analysieren. Ergänzend wird betrachtet, wie sich unterschiedliche Antriebsarten (Diesel und Elektro) sowie verschiedene Müllarten (Bioabfall, Restmüll, Papier) auf die Ergebnisse des Systemvergleichs auswirken. Abschließend werden alle Touren zu einem fraktionsübergreifenden Gesamtkonzept aggregiert, um die organisatorische Umsetzbarkeit und Planungsstabilität im Regelbetrieb zu bewerten.

Die Ergebnisse sollen Aufschluss darüber geben, inwieweit technologische und organisatorische Maßnahmen zur Steigerung der Nachhaltigkeit und Effizienz beitragen können. In allen Optimierungsschritten wird die Fahrtdauer minimiert. Grundlage bildet die Zeitmatrix, in der die Fahrzeiten zwischen den Knoten in Minuten angegeben sind. Die Distanzwerte werden ergänzend ausgewertet, um die Ergebnisse zusätzlich zu veranschaulichen.

6.1 Vergleich mit der Ist-Situation (Kalibrierung)

Im ersten Analyseschritt wird das optimierte Holsystem den realen Fahrtdaten der österreichischen Kleinstadt gegenübergestellt. Ziel ist es, die Qualität der Modellergebnisse zu validieren und die Verbrauchsparameter so zu kalibrieren, dass sie die real beobachteten Werte möglichst genau widerspiegeln.

Die für den Vergleich herangezogenen Echtweltdaten umfassen die Behälterstandorte und das Fahrtenbuch der Stadt. Ausgehend von der Masterliste der Behälter wurde der Anteil der Entleerungen für Biomüll mit 48,98 % ermittelt. Basierend auf dem Gesamtjahresverbrauch der Müllfahrzeuge 21.966,43 Litern ergibt sich ein auf Biomüll entfallender Jahresverbrauch von 10.756,91 Litern. Dieser Wert wurde durch 26 Zweiwochenperioden geteilt, um den Verbrauch für den betrachteten Modellzeitraum abzuleiten. Daraus ergibt sich ein Zielwert von 413,73 Litern.

6 Computational Study

Für diesen Vergleich wurde das Holsystem mit einer verkürzten Servicezeit von 50 Sekunden pro Stopp modelliert. Diese Annahme stellt eine konservative Auslegung dar, um die Leistungsfähigkeit des Optimierungsverfahrens nicht zu überschätzen und das resultierende Einsparungspotenzial gegenüber der realen Ist-Situation möglichst realitätsnah abzubilden. Die so gewählte Variante dient damit als vorsichtige Referenzbasis für die Kalibrierung der Verbrauchsparameter.

Die Fahrt zur Entleerung war in der ursprünglichen Modelllösung nicht enthalten. Um die realen Bedingungen vollständig abzubilden, wurde für jede Periode eine Entleerfahrt mit Hin- und Rückweg ergänzt. Bei zwei Perioden ergibt dies insgesamt 44,8 Minuten, die zur modellierten Gesamteinsatzzeit addiert wurden. Daraus ergibt sich eine angepasste Einsatzzeit von 4.295,27 Minuten für den betrachteten Zeitraum.

- Gesamtdistanz: 480,02 Kilometer
- Gesamteinsatzzeit: 4.649 Minuten

Die Ergebnisse der optimierten VNS-Lösung für das Holsystem werden in Tabelle 6.1 sowie in Abbildung 6.1 den Echtweltdaten gegenübergestellt und vergleichend dargestellt.

Tabelle 6.1: Vergleich Echtweltdaten und optimiertes Holsystem

Kennzahl	Echtweltdaten (Bio)	Optimiertes Holsystem (VNS)
Gesamtdistanz (km)	480,02	354,47
Gesamteinsatzzeit (min)	4.649	4.295,27

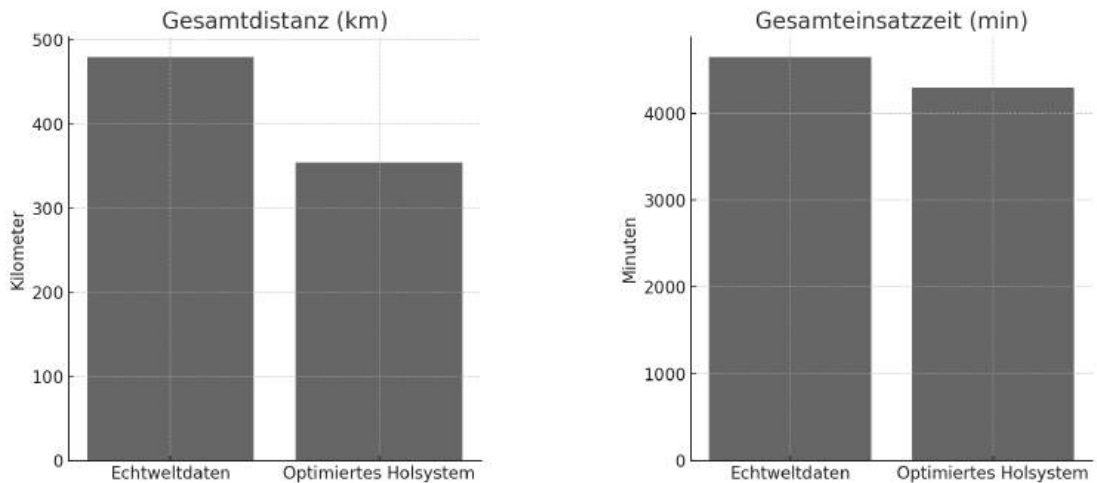


Abbildung 6.1: Vergleich von Gesamtdistanz und Gesamteinsatzzeit zwischen Echtweltdaten und optimiertem Holsystem

Die ursprüngliche Gesamteinsatzzeit des optimierten Holsystems wurde als Summe aus reiner Fahrzeit und Leerlaufzeit betrachtet ($863,8 + 3.386,7$ Minuten = $4.250,5$ Minuten). Für eine vollständige Vergleichbarkeit mit den Echtweltdaten wurde zusätzlich die Zeit und die Distanz für zwei Entleerfahrten ergänzt, wodurch sich eine korrigierte Gesamteinsatzzeit von $4.295,27$ Minuten ergibt. Trotz dieser Anpassung zeigt sich eine deutliche Reduktion der benötigten Distanz und der Gesamteinsatzzeit gegenüber den Echtweltdaten. Dies deutet auf eine erheblich effizientere Tourstruktur hin. Die in Abbildung [6.1](#) dargestellten Balkendiagramme veranschaulichen die Unterschiede in Distanz und Gesamteinsatzzeit zwischen Echtweltdaten und Modelllösung.

Es ist zu beachten, dass die realen Einsatzdaten zusätzliche Strecken umfassen können, die nicht unmittelbar der Tour zuzurechnen sind (z. B. Fahrten zum Tanken, Pausen oder dienstliche Sonderfahrten). Diese außerplanmäßigen Fahrten werden im Modell nicht berücksichtigt, was die leichtere Vergleichbarkeit beeinflusst.

Zur Kalibrierung des Modells wurde ein Correction Factor von $1,075$ verwendet. Damit ergibt sich ein modellierter Dieserverbrauch von $414,47$ Litern im betrachteten Zweiwochenzeitraum. Dieser liegt mit einer Abweichung von nur $0,18\%$ sehr nahe am aus den Echtweltdaten abgeleiteten Zielwert von $413,73$ Litern und wird daher als Kalibrierungsgrundlage herangezogen. Diese Vorgehensweise ermöglicht eine realitätsnahe Abbildung der lokalen Einsatzbedingungen, die unter anderem durch Topographie, häufige Stop-and-Go-Situationen sowie individuelles Fahrverhalten geprägt sind.

6.2 Variation der Fahrzeuganzahl

Im Rahmen der Computational Study wurde untersucht, wie sich die Anzahl der verfügbaren Fahrzeuge auf die Lösungsqualität, die Rechenzeit und die Stabilität der Ergebnisse auswirkt. Analysiert wurden exemplarisch das Bringsystem, das 50/50-Mischsystem und das Holsystem mit einer Servicezeit von einer Minute. Ziel war es, insbesondere Systeme an der Grenze der Machbarkeit, wie das Bringsystem mit drei Fahrzeugen, detaillierter zu analysieren.

Bringsystem Im Bringsystem zeigt sich ein klarer, erwartungsgemäßer Effekt: Die beste gefundene Gesamtdauer liegt bei drei Fahrzeugen niedriger als bei vier. Dies ist primär darauf zurückzuführen, dass mit weniger Touren weniger Strecken vom und zum Depot erforderlich sind. Die resultierende Einsparung macht sich insbesondere in Systemen mit wenigen Fahrzeugen deutlich bemerkbar.

Die höhere Standardabweichung bei drei Fahrzeugen ($18,80$ Minuten gegenüber $7,08$ Minuten bei vier Fahrzeugen) verdeutlicht, dass die Lösung bei erhöhter Restriktivität instabiler wird. Mit zunehmender Einschränkung verringert sich der Spielraum für zulässige Verbesserungen erheblich. Lokale Optima stabilisieren sich und lassen sich schwieriger überwinden.

Je weniger Fahrzeuge zur Verfügung stehen, desto schwieriger wird es, zulässige Routen zu bilden, die alle Restriktionen einhalten. Das Verfahren muss in solchen Fällen deutlich mehr Kombinationen prüfen, um überhaupt gültige Nachbarschaftslösungen zu finden, was

den Rechenaufwand spürbar erhöht. All dies spiegelt sich in der Rechenzeit wider, die sich bei drei Fahrzeugen auf durchschnittlich 165.997 Sekunden belief. Das ist mehr als doppelt so hoch wie bei vier Fahrzeugen (78.789 Sekunden). Die in Tabelle 6.2 dargestellten Ergebnisse veranschaulichen den Einfluss der Fahrzeuganzahl auf Rechenzeit, Stabilität und Lösungsqualität im Bringsystem.

Tabelle 6.2: Bringsystem: Vergleich der Lösungsqualität bei unterschiedlicher Fahrzeuganzahl

Fahrzeuge	Beste Fahrtzeit (min)	Rechenzeit (s)	Standardabw. (min)
3	838,49	165.997	18,80
4	861,44	78.789	7,08

50/50-Mischsystem Beim 50/50-System ergibt sich ein entgegengesetzter Effekt: Die beste Fahrtzeit wurde mit fünf Fahrzeugen erzielt. Die Reduktion auf vier Fahrzeuge führte hingegen zu einer längeren Gesamtdauer. Die kürzere Dauer bei fünf Fahrzeugen lässt sich in diesem Fall nicht auf eingesparte Depotfahrten zurückführen, sondern auf die erhöhte Flexibilität bei der Tourenbildung.

Durch die zusätzliche Fahrzeugressource können die Kund:innen auf mehr Touren verteilt werden, wodurch die Auslastung jedes einzelnen Fahrzeugs geringer ist. Die Touren sind dadurch kürzer, nicht so stark an die Kapazitätsgrenze oder maximale Routendauer herangeführt und lassen sich effizienter planen. Dies reduziert die Gesamtdauer messbar.

In Bezug auf die Rechenzeit zeigt sich ebenfalls ein positiver Effekt: Mit fünf Fahrzeugen beträgt die durchschnittliche Laufzeit lediglich 40.365 Sekunden, bei vier Fahrzeugen hingegen 75.304 Sekunden. Allerdings ist der Unterschied zwischen beiden Varianten beim 50/50-System weniger stark ausgeprägt als im Bringsystem, sowohl hinsichtlich der Rechenzeit als auch bei der Standardabweichung (11,06 Minuten bei vier vs. 8,16 Minuten bei fünf Fahrzeugen). Dies ist darauf zurückzuführen, dass die Gesamtkonfiguration mit mehr verfügbaren Fahrzeugen einen insgesamt größeren Lösungsspielraum bietet.

Trotz der zufälligen Zuordnung der Kunden zu Bring- oder Holstruktur dürfte die beobachtete Tendenz robust sein, da die Effekte auf die Auslastung und Tourenstruktur systematisch erklärbar sind. Tabelle 6.3 zeigt die konkreten Unterschiede in Fahrtzeit, Laufzeit und Standardabweichung zwischen vier und fünf Fahrzeugen im 50/50-System.

Tabelle 6.3: 50/50-System: Vergleich der Lösungsqualität bei unterschiedlicher Fahrzeuganzahl

Fahrzeuge	Beste Fahrtzeit (min)	Rechenzeit (s)	Standardabw. (min)
4	858,71	75.304	11,06
5	846,44	40.365	8,16

Holsystem mit 1 Minute Servicezeit Auch beim Holsystem mit einer Servicezeit von 1 Minute pro Stopp zeigt sich ein ähnliches Muster wie beim 50/50-System: Die beste Fahrtzeit wurde mit sechs Fahrzeugen erzielt, während sich bei fünf Fahrzeugen eine längere Gesamtdauer und eine deutlich höhere Rechenzeit ergab.

Die Verbesserung der Lösung durch ein zusätzliches Fahrzeug lässt sich wie zuvor auf die erhöhte Flexibilität bei der Tourenbildung zurückführen. Durch die geringere Auslastung pro Fahrzeug und die größere Zahl an möglichen Kombinationen sinkt die Fahrtzeit.

Die Rechenzeit ist bei fünf Fahrzeugen besonders hoch (39.292 Sekunden im Vergleich zu 24.317 Sekunden bei sechs Fahrzeugen), was auf die stark eingeschränkte Lösungsvielfalt bei höherer Restriktivität hinweist. Auch die Standardabweichung fällt bei fünf Fahrzeugen höher aus (6,84 Minuten vs. 5,65 Minuten), was auf eine geringere Stabilität der Lösungsergebnisse hinweist. Gleichzeitig zeigt sich, dass der Einfluss der Fahrzeuganzahl auf die Standardabweichung bei Systemen mit höherer Ausgangszahl weniger stark ausfällt als bei restriktiveren Varianten mit sehr wenigen Fahrzeugen. Damit bestätigt sich der bereits beim 50/50-System beobachtete Trend. Die Effekte der Fahrzeuganzahl im Holsystem mit einer Servicezeit von einer Minute sind in Tabelle 6.4 dargestellt.

Tabelle 6.4: Holsystem (1 min): Vergleich der Lösungsqualität bei unterschiedlicher Fahrzeuganzahl

Fahrzeuge	Beste Fahrtzeit (min)	Rechenzeit (s)	Standardabw. (min)
5	895,82	39.292	6,84
6	885,86	24.317	5,65

Die Ergebnisse bestätigen die zuvor getroffenen Annahmen zur Sensitivität gegenüber der Fahrzeuganzahl: Mit zunehmender Restriktivität steigt nicht nur die Rechenzeit, sondern auch die Wahrscheinlichkeit, in lokalen Optima zu verbleiben. Die zusätzliche Fahrzeugressource ermöglicht dem Verfahren eine bessere Durchmischung des Lösungsraums und erhöht die Chance, qualitativ hochwertige Lösungen innerhalb der vorgegebenen Zeitspanne zu erreichen.

Die Ergebnisse zeigen deutlich, dass mit zunehmender Restriktivität sowohl die Rechenzeit als auch die Streuung der gefundenen Lösungen steigen. Das ist ein Effekt, der insbesondere im Bringsystem stark ausgeprägt ist. Die eingesparten Depotfahrten bei geringerer Fahrzeuganzahl wirken sich im Bringsystem deutlich auf die Gesamtdauer aus, während dieser Effekt im 50/50-System weniger ins Gewicht fällt. Beim 50/50-System überwiegt vielmehr der Vorteil einer höheren Fahrzeuganzahl, da die Touren dadurch leichter zu konstruieren sind, die Auslastungen geringer ausfallen und die Fahrzeiten sinken. Auch beim Holsystem mit einer Haltezeit von einer Minute zeigt sich, dass eine größere Fahrzeuganzahl zu besseren Lösungen führt, nicht aufgrund reduzierter Depotfahrten, sondern durch eine flexiblere Tourenbildung und insgesamt stabilere Ergebnisse. Insgesamt nimmt die Stabilität der Lösungen bei geringerer Fahrzeuganzahl merklich ab.

Diese Erkenntnisse deuten darauf hin, dass der Lösungsraum in restriktiven Settings nicht

ausreichend durchdrungen wird. Aufgrund hoher Strafkosten für unzulässige Lösungen tendiert die Heuristik dazu, sich frühzeitig in zulässigen, aber suboptimalen lokalen Optima festzusetzen. Eine stärkere Durchmischung des Suchraums, etwa durch gezielte Anpassung der Strafkosten an die jeweilige Instanz, könnte hier Abhilfe schaffen.

Alternativ wäre der temporäre Verzicht auf strenge Zulässigkeit denkbar: Schlechtere oder unzulässige Zwischenlösungen könnten gezielt akzeptiert werden, um den Algorithmus aus lokalen Minima herauszuführen. Ein Ansatz wie Simulated Annealing, wie er auch in Hemmelmayr et al. (2009) eingesetzt wurde, könnte insbesondere bei restriktiven Systemen die Lösungsqualität weiter verbessern.

Die bisherigen Analysen bezogen sich auf die Variation der Fahrzeuganzahl innerhalb eines Systems. Im folgenden Abschnitt wird untersucht, wie sich die Wahl der Systemkonfiguration selbst auf die Lösungsstruktur und den benötigten Ressourceneinsatz auswirkt.

6.3 Umstellung von Voll- auf Teilservice

Im Zentrum der folgenden Analysen steht die zentrale Forschungsfrage dieser Arbeit. Welche ökologischen und betrieblichen Auswirkungen hat die Umstellung von einem Hol- auf ein Bringsystem im Bereich der kommunalen Abfallsammlung? Ergänzend wird auch ein 50/50-Mischsystem betrachtet, bei dem ein Teil der Haushalte weiterhin im Holsystem verbleibt, während der andere Teil in ein Bringsystem überführt wird.

Die Analyse erfolgt in mehreren Schritten und ausgehend von zwei verschiedenen Varianten des Holsystems: einerseits mit einer standardisierten Servicezeit von 50 Sekunden pro Entleerung, andererseits mit einer verlängerten Haltezeit von einer Minute. In beiden Fällen werden die Auswirkungen auf zentrale Zielgrößen wie Fahrzeit, Streckenlänge, Energieverbrauch, Emissionen und Leerlaufzeiten detailliert untersucht und mit den Alternativsystemen verglichen.

6.3.1 Zentrale Systemkennzahlen im Überblick

Im Folgenden werden die zentralen Ergebnisse der vier betrachteten Systemkonfigurationen vergleichend dargestellt. Die Grundlage bilden jeweils die besten gefundenen Lösungen, basierend auf der minimierten Fahrzeit unter Verwendung der Zeitmatrix in Minuten.

Tabelle 6.5: Systemvergleich anhand zentraler Kennzahlen (Bioabfall, Diesel)

KPI	Bringsystem	50/50-Szenario	Holsystem	Holsystem (1 Minute)
Fahrtstrecke (km)	337,42	346,00	353,82	361,27
Fahrzeit (min)	838,49	846,44	858,14	885,86
Dieserverbrauch (l/100 km)	113,16	115,10	117,14	118,41
Gesamtemissionen (kg CO ₂)	1.008,06	1.051,38	1.094,20	1.129,29
Energieverbrauch (MJ)	13.746,25	14.337,05	14.920,94	15.399,37
Leerlauf-Zeit (min)	1.693,33	2.539,58	3.386,67	4.064,00

Einen Überblick über die absoluten Werte liefert Tabelle 6.5, in der zentrale Kennzahlen der vier betrachteten Systeme gegenübergestellt sind. Ein erstes Bild über die relativen Unterschiede vermittelt Tabelle 6.6, in der alle betrachteten Systeme im Vergleich zum Bringsystem dargestellt sind. Die Tabelle zeigt die prozentualen Abweichungen in den wichtigsten Kenngrößen. Deutlich wird dabei insbesondere der lineare Anstieg der Leerlaufzeit und der damit verbundenen Energie- und Emissionswerte.

Tabelle 6.6: Prozentuale Veränderung zentraler Kennzahlen gegenüber dem Bringsystem (Bioabfall)

System	Distanz (%)	Fahrzeit (%)	Emissionen (%)	Energiebedarf (%)	Leerlaufzeit (%)
50/50	+2,5	+0,9	+4,3	+4,0	+50,0
Holsystem	+4,9	+2,3	+8,6	+8,0	+100,0
Holsystem (1 Minute)	+7,1	+5,7	+12,0	+11,2	+140,0

6.3.2 Fahrstrecke und Fahrzeit

Vergleich ausgehend vom Holsystem (1 Minute) Im Vergleich zum Holsystem (1 Minute) lassen sich durch eine Umstellung auf ein Bringsystem deutliche Einsparungen erzielen. Die Fahrstrecke reduziert sich von 361,3 km auf 337,4 km, was einer Einsparung von 6,6 % entspricht. Auch die Fahrzeit sinkt merklich, nämlich um 5,3 %, von 885,9 Minuten auf 838,5 Minuten. Auch das 50/50-Szenario zeigt im Vergleich zum Holsystem (1 Minute) spürbare Verbesserungen: Die Fahrstrecke wird um 4,2 % reduziert (auf 346,0 km), die Fahrzeit sinkt um 4,4 % auf 846,4 Minuten. Diese Unterschiede zeigen, dass bereits eine teilweise Umstellung auf ein Bringsystem relevante Effekte erzielen kann.

Vergleich ausgehend vom Holsystem (mit 50 s Servicezeit) Auch im Vergleich zum Holsystem mit standardisierten, kürzeren Haltezeiten von 50 Sekunden pro Entleerung bietet das Bringsystem klare Vorteile: Die Fahrstrecke sinkt von 353,8 km auf 337,4 km, was einer Reduktion von 4,6 % entspricht. Die Fahrzeit reduziert sich um 2,3 % von 858,1 Minuten auf 838,5 Minuten.

Vergleicht man das Holsystem mit den Haltezeiten von 50 Sekunden mit dem 50/50-Szenario, ergibt sich eine Reduktion der Fahrstrecke um 2,2 % und der Fahrzeit um 1,4 %. Auch hier wird deutlich: Selbst wenn sich nur die Hälfte der Haushalte am Bringsystem beteiligt, kann die Effizienz bereits deutlich erhöht werden.

Die Ergebnisse zeigen, dass die Umstellung auf ein Bringsystem sowohl gegenüber dem Holsystem (1 Minute) mit längeren Haltezeiten als auch gegenüber dem regulären Holsystem mit kürzeren Servicezeiten signifikante Einsparungen bringt. Aus betrieblicher Sicht zählen Fahrstrecke und Fahrzeit zu den zentralen Steuerungsgrößen: Kürzere Touren bedeuten geringeren Kraftstoffverbrauch, weniger Personalstunden und eine insgesamt

ressourcenschonendere Abfalllogistik. Darüber hinaus tragen reduzierte Fahrzeiten zur besseren Planbarkeit bei.

6.3.3 CO₂-Emissionen

Abbildung 6.2 zeigt die Gesamtemissionen der vier betrachteten Systeme im Vergleich, jeweils als absolute Werte sowie die relative Abweichung zum Bringsystem. Die CO₂-Emissionen unterscheiden sich zwischen den vier betrachteten Systemen teils deutlich.

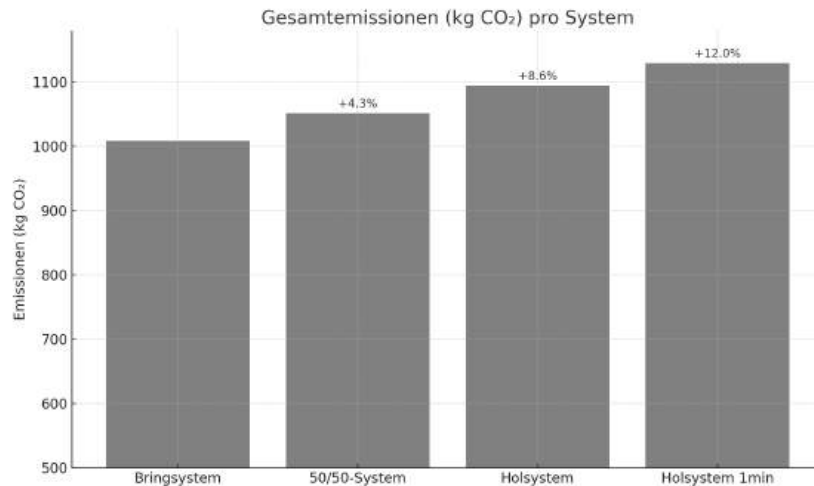


Abbildung 6.2: Vergleich der Gesamtemissionen (kg CO₂) der vier Systeme. Prozentuale Veränderung relativ zum Bringsystem.

Die absoluten Emissionswerte betragen:

- **Bringsystem:** 1.008,06 kg CO₂
- **50/50-Szenario:** 1.051,38 kg CO₂
- **Holsystem:** 1.094,2 kg CO₂
- **Holsystem (1 Minute):** 1.129,29 kg CO₂

Vergleich ausgehend vom Holsystem (1 Minute) Im Vergleich zum Holsystem (1 Minute) lassen sich durch eine Umstellung auf ein Bringsystem 10,74 % der Emissionen einsparen. Konkret sinkt der CO₂-Ausstoß von 1.129,3 kg auf 1.008,1 kg. Auch das 50/50-Szenario weist mit 1.051,4 kg CO₂ eine deutliche Reduktion von 6,9 % gegenüber dem Holsystem (1 Minute) auf. Dies unterstreicht, dass selbst eine teilweise Beteiligung der Bürger bereits signifikante Einsparungen beim CO₂-Ausstoß ermöglichen kann.

Diese Werte verdeutlichen, wie stark sich längere Haltezeiten auf den Emissionsausstoß auswirken. Systeme wie das Holsystem (1 Minute), die durch lange Servicezeiten gekennzeichnet sind, verursachen besonders hohe Leerlaufemissionen. Eine Umstellung auf das

Bringsystem reduziert diese Belastung erheblich und trägt wesentlich zur Verbesserung der ökologischen Bilanz bei.

Vergleich ausgehend vom Holsystem (mit 50s Servicezeit) Auch im Vergleich zum regulären Holsystem lassen sich durch ein Bringsystem signifikante Einsparungen realisieren: Die Emissionen sinken von 1.094,2 kg auf 1.008,1 kg CO₂, was einer Reduktion von 7,87 % entspricht. Selbst wenn sich nur rund die Hälfte der Haushalte aktiv am Bringsystem beteiligt, wie im 50/50-Szenario simuliert, lassen sich messbare ökologische Effekte erzielen. Die Reduktion der Emissionen gegenüber einem klassischen Holsystem beträgt in diesem Fall immerhin 42,8 kg CO₂, was 3,9 % entspricht.

Diese Unterschiede mögen auf den ersten Blick moderat erscheinen, gewinnen jedoch an Relevanz bei einer Skalierung auf größere Städte oder längere Planungszeiträume. Sie zeigen, dass auch bei begrenzter Beteiligung der Bevölkerung erhebliche Effizienzpotenziale ausgeschöpft werden können, sowohl in Bezug auf Emissionen als auch auf die betriebliche Ressourcennutzung. Dennoch können die vollen Potenziale einer Systemumstellung nur ausgeschöpft werden, wenn sich alle Haushalte daran beteiligen.

Die Ergebnisse sind sowohl aus ökologischer als auch aus wirtschaftlicher Sicht bedeutsam. Längere Leerlaufzeiten und ineffizientere Touren wirken sich unmittelbar auf den CO₂-Ausstoß aus. Durch die zunehmende Verankerung der CO₂-Bepreisung führt jede eingesparte Tonne nicht nur zu einem geringeren ökologischen Fußabdruck, sondern kann auch betriebliche Kosten reduzieren. Die Umstellung auf ein Bringsystem bietet somit aus betrieblicher Sicht eine doppelte Dividende: Effizienzsteigerung und Kostensenkung.

6.3.4 Energieverbrauch nach Phasen

Im Folgenden wird analysiert, wie sich der Energieverbrauch innerhalb der einzelnen Phasen verteilt. Die prozentuale Verteilung des Energieverbrauchs auf die vier Phasen *Transport*, *Sammlung*, *Stopp* und *Leerlauf* ist in Abbildung 6.3 dargestellt. Zusätzlich sind die resultierenden Gesamtemissionen für jedes System in Kilogramm CO₂ angegeben.

Besonders auffällig ist der Unterschied im Anteil des Leerlaufs: Während das Bringsystem lediglich 7,4 % seiner Energie im Leerlauf verbraucht, steigt dieser Anteil im Holsystem (1 Minute) auf 15,8 %. Diese Erhöhung erklärt einen Großteil des Anstiegs der Emissionen in den Holsystemvarianten. Der Anteil der Stoppphase bleibt in allen Systemen mit über 60 % dominant, da die Entleerungsvorgänge energetisch am aufwendigsten sind.

Die Analyse verdeutlicht drei zentrale Erkenntnisse im Hinblick auf den Energieverbrauch in der Abfallsammlung. Erstens stellt der Leerlaufverbrauch den variabelsten Teil des Gesamtenergiebedarfs dar und erweist sich zugleich als zentraler Hebel für Effizienzsteigerungen. Eine Reduktion der Leerlaufzeiten trägt maßgeblich zur Senkung der CO₂-Emissionen bei. Zweitens zeigt sich, dass durch verkürzte Servicezeiten und effizientere Touren die Standzeit der Fahrzeuge verringert werden kann. Dies führt nicht nur zu einem geringeren Energieverbrauch, sondern reduziert auch den Verschleiß und die Lärmemissionen. Drittens bestätigen die beobachteten Unterschiede in der Energieverteilung die bisherigen Analysen: Die Reduktion der Emissionen ist primär auf den

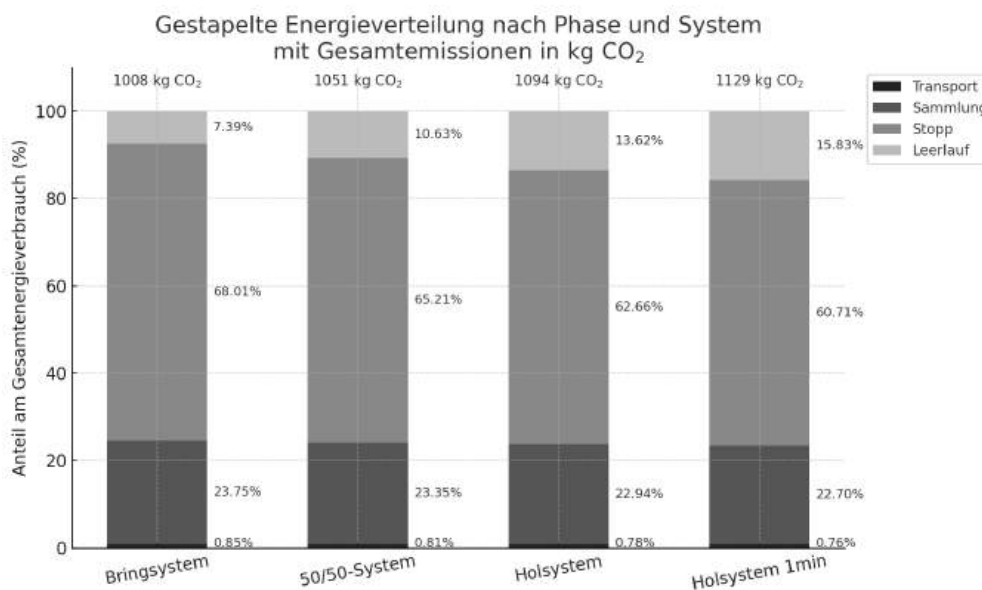


Abbildung 6.3: Gestapelte Energieverteilung nach Phase und System mit Gesamtemissionen in kg CO₂

Rückgang der Leerlaufphasen zurückzuführen. Aus betrieblicher Sicht unterstreichen die Ergebnisse, dass nicht nur der reine Kraftstoffverbrauch, sondern auch die Zeitstruktur der Einsätze einen wesentlichen Einfluss auf Effizienz und Nachhaltigkeit hat. Eine intelligente Tourenplanung, kombiniert mit organisatorischen Maßnahmen wie der Einführung eines Bringsystems, kann somit entscheidend zur Zielerreichung beitragen.

6.4 Systemvergleich nach Antriebsart

In dieser Section wird untersucht, wie sich die Nutzung von Elektrofahrzeugen auf den Energieverbrauch in der Abfallsammlung auswirkt. Die Analyse erfolgt exemplarisch anhand der Bioabfallinstanz, wobei die vier zuvor betrachteten Systemkonfigurationen Bringsystem, Holsystem, Holsystem (1 Minute) sowie das 50/50-Mischsystem miteinander verglichen werden.

Dabei wird angenommen, dass die gesamte Flotte durch Elektrofahrzeuge ersetzt wird. Da für diese von lokalen Emissionen von null ausgegangen wird, konzentriert sich die Analyse ausschließlich auf den Energieverbrauch. Als zentrale Einflussgröße fließt dabei insbesondere der reduzierte Leerlaufverbrauch von Elektrofahrzeugen ein, der gemäß Peña et al. (2024) mit 10,8,MJ/h deutlich unter dem von Dieselfahrzeugen liegt (36,MJ/h) [\[PDR24\]](#).

Ziel der Analyse ist es, die Unterschiede zwischen den Systemen hinsichtlich ihres Energiebedarfs auch unter alternativer Antriebstechnologie sichtbar zu machen und zu bewerten, ob sich die relative Vorteilhaftigkeit der Systeme verändert. Tabelle [6.7](#) und Tabelle [6.8](#)

zeigen den Energiebedarf für die vier betrachteten Systemkonfigurationen beim Bioabfall, jeweils unter der Annahme einer vollständig elektrischen bzw. einer konventionellen Dieselflotte.

Tabelle 6.7: Energiebedarf bei rein elektrischer Flotte (Bioabfall, in kWh)

System	Energiebedarf (MJ)	Energiebedarf (kWh)	Abweichung Energiebedarf (%)
Bringsystem	5.415,87	1.504,41	0,00
50/50-System	5.651,24	1.569,79	4,35
Holsystem	5.879,35	1.633,15	8,56
Holsystem (1 Minute)	6.073,30	1.687,03	12,14

Tabelle 6.8: Energiebedarf und Dieselverbrauch bei Dieselflotte (Bioabfall)

System	Energiebedarf (MJ)	Dieselverbrauch (Liter)	Abweichung Energiebedarf (%)
Bringsystem	13.746,25	381,84	0,00
50/50-System	14.337,05	398,25	4,30
Holsystem	14.920,94	414,47	8,55
Holsystem (1 Minute)	15.399,37	427,76	12,03

Die Modellierung der Elektrofahrzeuge erfolgte stark vereinfacht: Der Energieverbrauch wurde über die benötigte Antriebsenergie pro Kilometer sowie einen spezifischen Leerlaufverbrauch von 10,8 MJ/h berechnet, wie er von Peña et al. (2024) angegeben wird [PDR24], während reale Einschränkungen wie reduzierte Reichweite, Ladezyklen oder spezifische Batteriekapazitäten unberücksichtigt bleiben. Dennoch ermöglichen die vereinfachten Annahmen eine erste vergleichbare Einschätzung.

Der Vergleich zeigt, dass die relativen Unterschiede zwischen den Systemen unabhängig vom Antriebssystem sehr ähnlich ausfallen. So beträgt die Abweichung des Energieverbrauchs im Holsystem (1 Minute) gegenüber dem Bringsystem bei rein elektrischer Flotte +12,14 % (6.073 MJ vs. 5.416 MJ), bei Dieselflotte liegt sie bei +12,03 % (15.399 MJ vs. 13.746 MJ). Auch die Zwischenwerte für das 50/50-System und das reguläre Holsystem bewegen sich in beiden Szenarien auf vergleichbarem Niveau. Dies deutet darauf hin, dass sich die ökologischen Vorteile eines Bringsystems unabhängig vom verwendeten Antrieb realisieren lassen.

Gleichzeitig zeigt sich, dass die absoluten Einsparpotenziale bei Dieselfahrzeugen deut-

lich höher ausfallen: Während beim Wechsel vom Holsystem (1 Minute) auf das Bring-system bei Elektrofahrzeugen rund 657 MJ eingespart werden können, sind es bei der Dieselflotte über 1.653 MJ bzw. mehr als 45 Liter Diesel. Die Umstellung auf ein Bring-system ist somit unabhängig vom Antriebssystem vorteilhaft, entfaltet ihre Wirkung bei fossilen Antrieben jedoch besonders deutlich.

Noch deutlicher würden sich die ökologischen Vorteile entfalten, wenn bestehende Dieselflotten zusätzlich auf elektrische Antriebe umgestellt würden. In diesem Fall könnten nicht nur die relativen Einsparpotenziale zwischen den Systemen realisiert, sondern auch die absoluten Emissionen signifikant gesenkt werden. Die Kombination aus systemischer Optimierung (Bring- statt Holsystem) und technologischer Transformation (Elektro statt Diesel) bietet somit einen wirkungsvollen Hebel zur Reduktion des Energieverbrauchs und der verkehrsbedingten Emissionen im kommunalen Entsorgungsbereich.

6.5 Ergebnisse für weitere Abfallfraktionen

Neben der Bioabfallsammlung wurden zwei weitere Fraktionen analysiert: Restmüll und Altpapier. Auch hier wurde das Holsystem mit einem Bringsystem sowie einem 50/50-Mischsystem verglichen. Für die nachfolgende Systemanalyse wird ausschließlich das Holsystem mit einer Servicezeit von 1 Minute pro Stopp betrachtet. Dieser Wert wurde von einem erfahrenen Praxispartner als realistische Annahme für typische Entleerbedingungen genannt und bildet damit eine fachlich fundierte Grundlage. Darüber hinaus zeigte sich bei der Hochrechnung der Tourenpläne, dass diese Variante die aktuelle Auslastung der Fahrzeuge am besten widerspiegelt. Um eine konsistente und vergleichbare Bewertung der Systemalternativen über alle betrachteten Fraktionen hinweg zu ermöglichen, wird auf eine erneute Variation der Haltezeit verzichtet. Stattdessen erfolgt die Analyse auf Basis dieser einheitlich definierten Holsystem-Variante.

Die betrachteten Instanzen basieren auf derselben geografischen Region wie die Instanzen für den Bio-Abfall, unterscheiden sich jedoch hinsichtlich der Anzahl an Kunden und der Anzahl der Perioden. Die jeweiligen Ausgangsdaten wurden für jede Fraktion individuell aufbereitet.

Der in Kapitel [6.1](#) bestimmte Korrekturfaktor von 1,175 zur Anpassung des modellierten Verbrauchs an reale Einsatzbedingungen wurde auch für die Fraktionen Rest und Papier beibehalten. Dies gewährleistet eine konsistente Vergleichbarkeit zwischen den Systemen und Fraktionen unter der Annahme identischer Fahrzeugtechnologie und Einsatzbedingungen.

6.5.1 Restmüll

Die Instanz für Restmüll umfasst 3.246 Sammelstellen, drei Fahrzeuge und einen Planungszeitraum von vier Perioden. Es ergibt sich ein Vierwochenplan, wobei jede Periode eine Woche abbildet. Die maximale Routenlänge beträgt 510 Zeiteinheiten, entsprechend einer Schichtlänge von acht Stunden pro Tag. Die Kapazität der Fahrzeuge beträgt 8.500 Kilogramm. In der Modellierung des Bringsystems wurde zunächst versucht, mit zwei

6.5 Ergebnisse für weitere Abfallfraktionen

Fahrzeugen pro Periode auszukommen, wie es auch in anderen Fraktionen möglich war. Aufgrund der hohen Entleerungsvolumina konnte jedoch keine zulässige Lösung gefunden werden, trotz Einhaltung der maximalen Tourendauer. Dies verdeutlicht, dass beim Restmüll nicht die Zeit, sondern primär die Fahrzeugkapazität als limitierender Faktor wirkt. Die zentralen Ergebnisse für die betrachteten Systemkonfigurationen sind in Tabelle 6.9 dargestellt. Die dazugehörigen prozentualen Abweichungen gegenüber dem Bringsystem zeigt Tabelle 6.10.

Tabelle 6.9: Systemvergleich anhand zentraler Kennzahlen für die Restmüllfraktion

KPI	Bringsystem	50/50-Szenario	Holsystem (1 Minute)
Fahrtstrecke (km)	471,15	480,42	493,15
Fahrtzeit (min)	1.150,45	1.178,82	1188,12
Dieserverbrauch (l/100 km)	93,18	95,05	98,83
Gesamtemissionen (kg CO ₂)	1.159,05	1.205,54	1.286,67
Energieverbrauch (MJ)	15.805,28	16.439,21	17.545,48
Leerlauf-Zeit (min)	1.818,33	2.725,42	4.364,00

Tabelle 6.10: Prozentuale Veränderung zentraler Kennzahlen gegenüber dem Bringsystem (Restmüll, beste Lösung)

System	Distanz (%)	Fahrzeit (%)	Emissionen (%)	Energieverbrauch (%)	Leerlauf-Zeit (%)
50/50-System	+1,97	+2,47	+4,01	+4,01	+49,89
Holsystem (1 Minute)	+4,67	+3,27	+11,01	+11,01	+140,00

Die Ergebnisse zeigen, dass sich das Bringsystem sowohl bei der Fahrtstrecke als auch bei der Fahrzeit als effizienteste Variante erweist. Im Vergleich zum Holsystem (1 Minute) reduziert sich die Strecke von 493,2 km auf 471,2 km (-4,46 %) und die Fahrzeit sinkt von 1.188,1 Minuten auf 1.150,5 Minuten (-3,3 %). Besonders deutlich fällt der Unterschied bei der Leerlaufzeit aus: Während im Bringsystem 1.818 Minuten Leerlaufzeit entsteht, erhöht sich dieser Wert im Holsystem (1 Minute) auf 4.364 Minuten, was einer Zunahme von +140 % entspricht. Auch die Emissionen steigen deutlich an, von 1.159,1 kg CO₂ im Bringsystem auf 1.286,7 kg im Holsystem (1 Minute), ein absoluter Unterschied von rund 127,6 kg CO₂ bzw. +11,0 %. Das 50/50-Szenario liegt in fast allen Kennzahlen näher am Bringsystem als am Holsystem (1 Minute). Die Strecke beträgt hier 480,4 km (+2,0 % im Vergleich zum Bringsystem), die Emissionen liegen bei 1.205,5 kg CO₂ (+4,0 %). Die Leerlauf-Zeit beträgt in diesem Fall 2.725 Minuten, was einen relativen Anstieg von

+49,9 % gegenüber dem Bringsystem darstellt. Insgesamt zeigt sich, dass das Holsystem (1 Minute) auch beim Restmüll mit einem erheblich höheren Leerlaufanteil verbunden ist, der sich direkt in den Emissionen widerspiegelt. Die Unterschiede sind absolut ähnlich hoch wie bei Bioabfall, relativ jedoch leicht abgeschwächt, was insbesondere an der höheren Zahl an Entleerungen und der gleichmäßigeren Verteilung über vier Perioden liegt.

6.5.2 Altpapier

Für die Papierfraktion wurden 2.681 Sammelstellen über einen Zeitraum von sechs Perioden eingeplant. Auch hier bildet jede Periode jeweils eine Woche ab. Im Bringsystem konnte der Entsorgungsbedarf mit lediglich zwei Fahrzeugen vollständig abgedeckt werden. Im Holsystem (1 Minute Servicezeit) hingegen waren drei Fahrzeuge erforderlich, da sich die Touren aufgrund der längeren Routen sonst nicht innerhalb der maximal zulässigen Schichtdauer realisieren ließen. Die maximale Routenlänge pro Tag beträgt auch hier 510 Zeiteinheiten, bei einer Fahrzeugkapazität von 8.500 Einheiten. Tabelle 6.11 fasst die wichtigsten KPIs für die drei Systeme zusammen, während Tabelle 6.12 die relativen Unterschiede gegenüber dem Bringsystem aufzeigt.

Tabelle 6.11: Systemvergleich anhand zentraler Kennzahlen für die Papierfraktion

KPI	Bringsystem	50/50-Szenario	Holsystem (1 Minute)
Fahrtstrecke (km)	692,24	719,36	735,41
Fahrzeit (min)	1.652,51	1.702,99	1.711,21
Dieserverbrauch (l/100 km)	80,04	80,48	83,73
Gesamtemissionen (kg CO ₂)	1.462,74	1.528,34	1.625,53
Energieverbrauch (MJ)	19.946,44	20.841,06	22.166,27
Leerlauf-Zeit (min)	2.145,42	3.199,17	5.149,00

Tabelle 6.12: Prozentuale Veränderung zentraler Kennzahlen gegenüber dem Bringsystem (Papier, beste Lösung)

System	Distanz (%)	Fahrzeit (%)	Emissionen (%)	Energiebedarf (%)	Leerlauf-Zeit (%)
50/50-System	+3,92	+3,06	+4,47	+4,49	+49,12
Holsystem (1 Minute)	+6,24	+3,55	+11,12	+11,12	+140,00

Im Vergleich zum Holsystem (1 Minute) weist das Bringsystem bei der Papierfraktion deutliche Unterschiede in Strecke und Fahrzeit auf. Die Fahrstrecke steigt um 6,2 % (von 692,2 km auf 735,4 km), die Fahrzeit um 3,6 % (von 1.652,5 Minuten auf 1.711,2 Minuten).

Auch das 50/50-System liegt über dem Bringsystem: Die Strecke erhöht sich um 3,9 %, die Fahrzeit um 3,1 %.

Noch stärker fallen die Unterschiede bei Leerlaufzeit und Emissionen aus: Die Leerlauf-Zeit steigt im Holsystem (1 Minute) von 2.145 Minuten auf 5.149 Minuten an – ein Zuwachs von 140 %. Die CO₂-Emissionen erhöhen sich von 1.462,7 kg auf 1.625,5 kg (+11,1 %), im 50/50-System auf 1.528,3 kg (+4,5 %).

Die Ergebnisse zeigen, dass das Bringsystem bei der Papierfraktion sowohl aus betrieblicher Sicht, insbesondere im Hinblick auf Fahrtstrecke und Fahrzeit, als auch unter ökologischen Gesichtspunkten die effizienteste Lösung darstellt. Es verursacht nicht nur die kürzesten Strecken und Einsatzzeiten, sondern auch die geringsten Emissionen und den niedrigsten Energieverbrauch. Das 50/50-System schneidet bei der Papierfraktion insgesamt weniger gut ab. Die zentralen Kennzahlen liegen näher am Holsystem als am Bringsystem. Dennoch bietet auch das 50/50-System im Vergleich zum Holsystem mit einer Minute Servicezeit bereits deutliche Einsparungen.

6.5.3 Systemvergleich zwischen den Fraktionen

Die Systemvergleiche für Bioabfall, Restmüll und Altpapier zeigen, dass die absoluten und relativen Unterschiede zwischen Bring-, Hol- und Mischsystem unterschiedlich stark ausfallen. Maßgeblich verantwortlich dafür sind die jeweiligen Fraktionseigenschaften, insbesondere die Anzahl der Stopps, die durchschnittliche Streckenlänge pro Tour sowie der zeitliche Planungshorizont in Form der Periodenzahl. Die entsprechenden relativen Veränderungen gegenüber dem Bringsystem sind in Tabelle 6.13 zusammengefasst.

Tabelle 6.13: Prozentuale Unterschiede gegenüber dem Bringsystem (beste Lösung je Fraktion)

Fraktion	System	Distanz (%)	Fahrzeit (%)	CO ₂ (%)	Energiebedarf (%)	Leerlauf-Zeit (%)
Bio	50/50	+2,50	+0,90	+4,30	+4,00	+50,00
	Holsystem (1 Minute)	+7,10	+5,60	+12,00	+11,20	+140,00
Rest	50/50	+1,97	+2,47	+4,01	+4,00	+49,90
	Holsystem (1 Minute)	+4,67	+3,27	+11,01	+11,00	+140,00
Papier	50/50	+3,92	+3,06	+4,47	+4,49	+49,12
	Holsystem (1 Minute)	+6,24	+3,55	+11,12	+11,12	+140,00

Bioabfall Die Bioabfallinstanz weist mit 2.075 Stopps die geringste Zahl an Entleerungen auf und wird über lediglich zwei Perioden geplant. Trotzdem zeigen sich hier die größten relativen Unterschiede zwischen den Systemen in Bezug auf Distanz und Fahrzeit. Während im Bringsystem nur 1.008,1 kg CO₂ emittiert werden, verursacht das Holsystem (1 Minute)

6 Computational Study

1.129,3 kg CO₂, also rund 121 kg mehr. Der Unterschied entspricht einem relativen Anstieg von 12,0 %. Die Leerlauf-Zeit verdoppelt sich auf 4.064 Minuten. Da bei Bio weniger Entleerungen anfallen als in den anderen Fraktionen, schlägt sich jeder einzelne Stopp im Holsystem mit fixer Servicezeit besonders stark in der Gesamtbilanz nieder. Das erklärt die vergleichsweise hohe Differenz bei Distanz und Fahrzeit. Beim Energieverbrauch fällt der Unterschied im Vergleich zu den anderen Fraktionen hingegen weniger stark aus. Um alle Restriktionen hinsichtlich Routenlänge und Periodenplanung einhalten zu können, ist beim Holsystem (1 Minute) zudem eine höhere Fahrzeuganzahl erforderlich. Dies schränkt die Skalierbarkeit des Systems ein, insbesondere bei längerer Haltezeit und wenigen, aber aufwändigen Stopps. Zwar wäre für das Holsystem mit einer Minute Servicezeit auch eine zulässige Lösung mit nur fünf Fahrzeugen möglich gewesen, wie die Analyse in Abschnitt 6.2 zeigt. Allerdings lieferte die Variante mit sechs Fahrzeugen bessere Ergebnisse hinsichtlich Energieverbrauch und Tourenstruktur, weshalb diese im Systemvergleich herangezogen wurde. Dasselbe gilt auch für das 50/50-System, bei dem zwar vier Fahrzeuge ausreichend gewesen wären, die Verwendung von fünf Fahrzeugen jedoch zu einer effizienteren Tourenplanung führte. Auffällig ist, dass das 50/50-System bei der Biofraktion in Bezug auf die Fahrzeit nahezu gleichauf mit dem Bringsystem liegt. Die CO₂-Emissionen liegen mit 1.048,7 kg jedoch rund 4 % höher. Das zeigt, dass das 50/50-System bei Bio bereits deutliche Effizienzgewinne bringt, ökologisch aber hinter dem reinen Bringsystem zurückbleibt.

Restmüll Beim Restmüll wurden 4.364 Stopps über vier geplant. Die Systemunterschiede zeigen sich in allen KPIs, allerdings gleichmäßiger und moderater als bei Bio. Das Bringsystem verursacht 1.159,1 kg CO₂, während das Holsystem (1 Minute) auf 1.286,7 kg CO₂ kommt. Das ist ein absoluter Unterschied von rund 128 kg bzw. 11,0 %. Die Leerlauf-Zeit steigt von 1.818 Minuten auf 4.364 Minuten (+140 %). Die Strecken- und Zeitunterschiede sind ebenfalls sichtbar (+4,7 % und +3,3 %), fallen im Vergleich zu den Emissionswerten relativ gesehen jedoch weniger ins Gewicht.

Eine Besonderheit der Restmüllfraktion zeigt sich bei der Tourenplanung: Der limitierende Faktor ist hier nicht die maximale Routendauer, sondern das Fahrzeugvolumen. Trotz potenzieller Zeitreserven war es im Bringsystem nicht möglich, die Touren mit nur zwei Fahrzeugen abzudecken, da die Kapazitätsgrenze von 8.500 Einheiten überschritten wurde. Daraus ergibt sich, dass beim Restmüll insbesondere das Sammelvolumen entscheidend für die Ressourcendimensionierung ist. Tabelle 6.13 zeigt zudem, dass das 50/50-Szenario bei der Distanz besonders nahe am Bringsystem liegt und somit ebenfalls operative Vorteile bietet.

Papier Die Papierfraktion umfasst mit 5.149 Stopps die meisten Entleerungen und wird über sechs Perioden verteilt. Im Holsystem (1 Minute) liegt die Fahrstrecke um 6,2 % höher als im Bringsystem (von 692,2 km auf 735,4 km), die Fahrzeit ist um 3,6 % höher (von 1.652,5 Minuten auf 1.711,2 Minuten). Die CO₂-Emissionen sind im Holsystem mit 1.625,5 kg um 11,1 % bzw. absolut 163 kg höher als im Bringsystem. Die Leerlauf-Zeit ist im Holsystem mit 5.149 Minuten mehr als doppelt so hoch wie im Bringsystem (2.145

Minuten, 140 %).

Eine zentrale Erkenntnis besteht darin, dass im Bringsystem sämtliche Touren mit lediglich zwei Fahrzeugen durchgeführt werden konnten. Im Holsystem hingegen waren drei Fahrzeuge notwendig, um die Routen unter Einhaltung der maximalen Tagesdauer zu realisieren. Dieser Unterschied lässt sich direkt auf die Systemumstellung zurückführen: Da im Bringsystem kürzere Zeiten pro Entleerung an jeder Sammelstelle anfallen, entfallen zahlreiche Haltezeiten. Diese Zeiteinsparung wirkt sich unmittelbar auf die Tourenanzahl aus und führt zu einer merklichen operativen Effizienzsteigerung.

Die Analyse bestätigt: Die Umstellung auf ein Bringsystem reduziert die CO₂-Emissionen in allen Fraktionen. In absoluten Zahlen beträgt die Einsparung 121 kg (Bio), 128 kg (Rest) und 163 kg (Papier) gegenüber dem Holsystem (1 Minute). Während beim Bioabfall insbesondere die geringe Stoppzahl die relativen Effekte verstärkt, zeigt sich bei der Papierfraktion mit 5.149 Stopps die größte absolute Einsparung. Dies verdeutlicht den Zusammenhang zwischen der Anzahl an Entleerstellen und dem absoluten Einsparpotenzial: Je mehr Stopps in einem System anfallen, desto höher fällt bei gleicher Systemwirkung die absolute Reduktion aus. Gleichzeitig zeigt sich, dass unterschiedliche Fraktionen unterschiedliche Herausforderungen mit sich bringen: Während beim Bioabfall und bei Papier vor allem die Reduktion von Haltezeiten zu Effizienzgewinnen führt, ist beim Restmüll das hohe Volumen entscheidend für die Ressourcenauslegung. Die Leerlauf-Zeit erweist sich in allen Fällen als Haupttreiber für Emissionen und Energieverbrauch. Tabelle 6.13 verdeutlicht diese Muster. Die Reduktion von Leerlaufzeiten durch angepasste Systemkonfigurationen erweist sich somit als zentraler Hebel zur Verbesserung der ökologischen Performance. Die Analyse zeigt zudem, dass sich die Unterschiede zwischen den Fraktionen vor allem bei Distanz und Fahrzeit bemerkbar machen. Bei den CO₂-Emissionen hingegen bleiben die relativen Einsparungen durch ein Bringsystem über alle Fraktionen hinweg bemerkenswert stabil. Dies unterstreicht die ökologische Vorteilhaftigkeit des Bringsystems unabhängig von der Abfallart, erhöht die Generalisierbarkeit der Ergebnisse und betont zugleich deren Robustheit.

6.5.4 Aggregierte Tourenplanung und Umsetzbarkeit in der Praxis

Ein zusätzlicher Analysefokus liegt auf der Frage, inwieweit die berechneten Tourenpläne unter realistischen Rahmenbedingungen auch praktisch umsetzbar wären. Dafür wurden die Touren der besten berechneten Lösungen für die drei betrachteten Fraktionen zusammengeführt, miteinander abgeglichen und in ein konsistentes Planungsschema überführt.

Für alle betrachteten Fraktionen wurde die Anzahl an Fahrzeugen in den Optimierungsläufen so gewählt, dass zulässige Lösungen entstehen, bei denen sämtliche Restriktionen eingehalten werden. Im Nachgang wurde zudem geprüft, dass die gewählte Fahrzeuganzahl notwendig ist, da die verfügbaren Kapazitäten, sei es hinsichtlich maximaler Routendauer oder Ladevolumen, vollständig ausgelastet sind und auf kein Fahrzeug verzichtet werden kann. Anders als in den vorherigen Kapiteln, in denen stets von der besten Lösung mit der geringsten Plandauer ausgegangen wurde (auch wenn dafür ein zusätzliches Fahrzeug

erforderlich war), basiert die Analyse hier auf der minimal notwendigen Fahrzeuganzahl zur Sicherstellung der Machbarkeit. Die Bedeutung der gewählten Fahrzeuganzahl für die Ergebnisqualität und Rechenzeit wird ergänzend in Abschnitt 6.2 diskutiert.

Die Touren wurden zunächst wöchentlich gruppiert und anschließend auf einen Zeitraum von zwölf Wochen hochgerechnet. Dabei wurden die folgenden fraktionsspezifischen Planungszyklen berücksichtigt. Die Auslastung der Touren bezieht sich jeweils auf die maximal zulässige Routendauer von 510 Minuten, was einer regulären Arbeitszeit von 8,5 Stunden entspricht und somit eine praxisnahe Einschätzung der tatsächlichen Tourbelastung erlaubt. Die Fahrzeugkapazität beträgt in allen Fraktionen und Systemen 8.500 Kilogramm bzw. 8,5t.

Das kleinste gemeinsame Vielfache der betrachteten Periodenlängen beträgt 12 Wochen (2, 4 und 6 Wochen), sodass alle Tourenpläne auf diesen Zeitraum aggregiert werden können. Die Umrechnungsfaktoren betragen dabei für Bioabfall 6 (Zweiwochenzyklus), für Restmüll 3 (Vierwochenzyklus) und für Papier 2 (Sechswochenzyklus).

Fraktion Bioabfall Im Bringsystem ergeben sich pro Woche jeweils drei Touren mit einer durchschnittlichen Auslastung von rund 80 % (siehe Tabelle 6.14). Die maximale Tourendauer von 510 Minuten wird in einzelnen Fällen nahezu vollständig ausgeschöpft. Damit ergibt sich ein Bedarf von insgesamt sechs Einzeltouren (drei pro Woche über zwei Wochen).

Im Holsystem ist die Tourenanzahl mit fünf Touren pro Woche deutlich höher als im Bringsystem (siehe Tabelle 6.15). Auch die Auslastung der einzelnen Touren zeigt ein klares Muster: Nahezu alle Touren erreichen über 93 % der maximal erlaubten Routendauer von 510 Minuten, mehrere liegen sogar über 98 %. Insgesamt fallen im Holsystem zehn Einzeltouren an (fünf pro Woche über zwei Wochen), die hinsichtlich der verfügbaren Schichtzeit nahezu vollständig ausgeschöpft werden. In der aggregierten Betrachtung wird für das Holsystem (1 Minute) die minimale Anzahl von fünf Fahrzeugen zugrunde gelegt und nicht wie in den Kapiteln 6.3 und 6.5.3 mit sechs Fahrzeugen. Dadurch lässt sich die tatsächlich erforderliche Anzahl an effektiven Tagestouren besser abschätzen. Es wurde die beste gefundene Lösung mit 5 Fahrzeugen verwendet. Eine detaillierte Analyse zur Fahrzeuganzahl und deren Einfluss auf die Ergebnisqualität findet sich in Abschnitt 6.2.

Tabelle 6.14: Tourendauer und Auslastung im Bringsystem (Bioabfall)

Woche	Tour	Dauer [Min]	Auslastung [%]
Woche 1	Tour 1	347,18	68,1
	Tour 2	394,75	77,4
	Tour 3	506,44	99,3
Woche 2	Tour 4	345,56	67,8
	Tour 5	429,04	84,1
	Tour 6	508,86	99,8

Fraktion Rest Beim Bringsystem für Restmüll ergibt sich eine regelmäßige Tourenstruktur mit jeweils drei Einsätzen pro Woche (siehe Tabelle 6.16). Die einzelnen Touren weisen

Tabelle 6.15: Tourendauer und Auslastung im Holsystem (1 Minute Servicezeit, Bioabfall)

Woche	Tour	Dauer [Min]	Auslastung [%]
Woche 1	Tour 1	493,99	96,86
	Tour 2	501,17	98,27
	Tour 3	501,41	98,31
	Tour 4	484,38	94,97
	Tour 5	477,83	93,70
Woche 2	Tour 6	505,93	99,20
	Tour 7	501,38	98,31
	Tour 8	503,52	98,73
	Tour 9	480,48	94,21
	Tour 10	509,73	99,95

insgesamt eine moderate Auslastung auf. Dennoch sind längere Touren nicht möglich, da die Fahrzeugkapazität von 8,5t bereits mit den bestehenden Routen ausgelastet ist. In diesem Fall stellt die begrenzte Aufnahmekapazität somit den zentralen limitierenden Faktor dar und nicht die maximale Tourendauer wie in den anderen Fällen. Daraus ergibt sich über den Betrachtungszeitraum ein Bedarf von insgesamt zwölf Einzeltouren, verteilt auf vier Wochen.

Im Holsystem zeigt sich eine deutlich höhere Auslastung der einzelnen Touren (siehe Tabelle 6.17). In mehreren Fällen wird die maximale Schichtlänge von 510 Minuten nahezu erreicht. Auch hier ist eine Reduktion der benötigten Fahrzeuganzahl nicht möglich, da sowohl die Kapazitäts- als auch die Zeitrestriktionen vollständig ausgeschöpft sind. Der Tourenbedarf liegt ebenfalls bei zwölf Einzeltouren über vier Wochen.

Tabelle 6.16: Tourendauer und Auslastung im Bringsystem (Rest)

Woche	Tour	Dauer [Min]	Auslastung [%]
Woche 1	Tour 1	222,27	43,6
	Tour 2	235,69	46,2
	Tour 3	332,03	65,1
Woche 2	Tour 4	181,65	35,6
	Tour 5	218,65	42,9
	Tour 6	333,30	65,4
Woche 3	Tour 7	180,68	35,4
	Tour 8	214,84	42,1
	Tour 9	332,88	65,3
Woche 4	Tour 10	226,63	44,4
	Tour 11	208,00	40,8
	Tour 12	282,17	55,3

Fraktion Papier Im Bringsystem ergeben sich pro Woche jeweils zwei Touren (siehe Tabelle 6.18). Die Tourendauern bewegen sich überwiegend im Bereich zwischen 230 und 400 Minuten, wobei die durchschnittliche Auslastung pro Tour zwischen etwa 45 % und

6 Computational Study

Tabelle 6.17: Tourendauer und Auslastung im Holsystem (1 Minute Servicezeit, Rest)

Woche	Tour	Dauer [Min]	Auslastung [%]
Woche 1	Tour 1	371,89	72,9
	Tour 2	440,84	86,4
	Tour 3	506,20	99,3
Woche 2	Tour 4	400,76	78,6
	Tour 5	474,78	93,1
	Tour 6	505,42	99,1
Woche 3	Tour 7	434,47	85,2
	Tour 8	454,60	89,1
	Tour 9	500,76	98,2
Woche 4	Tour 10	488,35	95,8
	Tour 11	493,76	96,4
	Tour 12	480,29	94,2

78 % liegt. Insgesamt ergibt sich über den sechswöchigen Betrachtungszeitraum ein Bedarf von zwölf Einzeltouren.

Im Holsystem zeigt sich eine deutlich höhere Auslastung der einzelnen Touren im Vergleich zum Bringsystem (siehe Tabelle 6.19). Entsprechend ergibt sich über den gesamten Sechswochenzeitraum ein Gesamtbedarf von 18 effektiven Tagestouren. Somit fällt im Vergleich zum Bringsystem in jeder Woche eine zusätzliche Tour an.

Tabelle 6.18: Tourendauer und Auslastung im Bringsystem (Papier)

Woche	Tour	Dauer [Min]	Auslastung [%]
Woche 1	Tour 1	363,67	71,3
	Tour 2	230,81	45,3
Woche 2	Tour 3	368,26	72,2
	Tour 4	253,07	49,6
Woche 3	Tour 5	401,38	78,7
	Tour 6	227,89	44,7
Woche 4	Tour 7	377,56	74,0
	Tour 8	268,36	52,6
Woche 5	Tour 9	393,05	77,1
	Tour 10	259,28	50,8
Woche 6	Tour 11	356,57	69,9
	Tour 12	298,03	58,4

Tabelle 6.19: Tourendauer und Auslastung im Holsystem (1 Minute Servicezeit, Papier)

Woche	Tour	Dauer [Min]	Auslastung [%]
Woche 1	Tour 1	340,36	66,7
	Tour 2	405,81	79,4
	Tour 3	470,89	92,3
Woche 2	Tour 4	281,92	55,3
	Tour 5	382,58	75,0
	Tour 6	423,69	83,1
Woche 3	Tour 7	283,43	55,6
	Tour 8	372,07	72,9
	Tour 9	487,42	95,6
Woche 4	Tour 10	329,60	64,6
	Tour 11	336,29	65,9
	Tour 12	506,58	99,3
Woche 5	Tour 13	281,50	55,2
	Tour 14	367,98	72,2
	Tour 15	463,82	90,8
Woche 6	Tour 16	340,15	66,7
	Tour 17	324,89	63,7
	Tour 18	461,23	90,6

Operative Implikationen und Einsatzplanung Für eine realitätsnahe Bewertung der operativen Umsetzbarkeit wurde angenommen, dass in der Praxis zwei Fahrzeuge zur Verfügung stehen, die an fünf Werktagen pro Woche eingesetzt werden können. Bei einem Betrachtungszeitraum von zwölf Wochen ergibt sich somit eine Verfügbarkeit von 120 effektiven Tagestouren ($2 \text{ Fahrzeuge} \times 5 \text{ Tage} \times 12 \text{ Wochen}$). Tatsächlich verfügt die Gemeinde über ein drittes Fahrzeug, das bei Bedarf unterstützend eingesetzt wird, beispielsweise bei saisonalen Spitzen oder bei Engpässen in der Einsatzplanung.

Alle Touren aus den drei Fraktionen (Bio, Rest, Papier) wurden auf Basis ihrer jeweiligen Planungszyklen auf diesen Zwölfwochenzeitraum hochgerechnet. Als gemeinsame Basis dient das kleinste gemeinsame Vielfache der Planungsintervalle (zwei, vier bzw. sechs Wochen). Die Hochrechnung erlaubt eine valide Einschätzung der Fahrzeugauslastung und Tourenverteilung über einen längeren Zeitraum.

- **Bioabfall** (Zweiwochenzyklus):
 - Bringsystem: 6 Touren \Rightarrow 36 Touren in 12 Wochen
 - Holsystem (1 Minute): 10 Touren \Rightarrow 60 Touren in 12 Wochen
- **Restmüll** (Vierwochenzyklus):
 - Bringsystem und Holsystem: je 12 Touren \Rightarrow 36 Touren in 12 Wochen
- **Papier** (Sechswochenzyklus):
 - Bringsystem: 12 Touren \Rightarrow 24 Touren in 12 Wochen
 - Holsystem (1 Minute): 18 Touren \Rightarrow 36 Touren in 12 Wochen

Insgesamt ergibt sich ein Tourenbedarf von:

- **Bringsystem: 96 Touren**
- **Holsystem (1 Minute): 132 Touren**

Auf Wochenebene entspricht dies:

- **Bringsystem:** ca. 3 Touren Bio, 3 Touren Rest, 2 Touren Papier pro Woche \Rightarrow 8 Touren/Woche
- **Holsystem (1 Minute):** ca. 5 Touren Bio, 3 Touren Rest, 3 Touren Papier pro Woche \Rightarrow 11 Touren/Woche

Für das Bringsystem wurde ein beispielhafter Wochenplan erstellt, der eine gleichmäßige Auslastung beider Fahrzeuge sicherstellt. Fahrzeug 1 übernimmt dabei bevorzugt die Abholung von Bioabfall, während Fahrzeug 2 die übrigen Touren für Papier und Restmüll durchführt. Der Wochenplan ist in Abbildung 6.4 dargestellt.

Wochentag	Fahrzeug 1	Fahrzeug 2
Montag	Bio	Papier
Dienstag	Bio	Papier
Mittwoch	Bio	Rest
Donnerstag	–	Rest
Freitag	–	Rest

Abbildung 6.4: Beispielhafter Wochenplan für das Bringsystem bei zwei Fahrzeugen

Für das Holsystem mit einer Servicezeit von einer Minute pro Stopp wurde ebenfalls ein beispielhafter Wochenplan erstellt, der in Abbildung 6.5 dargestellt ist. Die Hochrechnung ergibt einen wöchentlichen Bedarf von insgesamt 11 Touren (5 Bio, 3 Rest, 3 Papier). Damit ist es nicht mehr möglich, alle Touren mit nur zwei Fahrzeugen abzudecken. Zur vollständigen Abdeckung des Tourenplans ist ein drittes Fahrzeug erforderlich, das pro Woche jeweils eine Tour übernimmt.

Dieser Befund ist besonders relevant, da er mit den Rückmeldungen aus der Praxis übereinstimmt: Laut Auskunft der kommunalen Ansprechpartner:innen reichen zwei Fahrzeuge im aktuellen Holsystem häufig nicht mehr aus, um alle Entleerungen zuverlässig durchzuführen. Die Modellrechnung spiegelt diese Einschätzung wider.

Die aggregierte Betrachtung über alle Fraktionen hinweg zeigt, dass das Bringsystem sowohl ökologisch als auch organisatorisch klare Vorteile bietet. Es ermöglicht eine stabile Einsatzplanung mit Pufferkapazitäten, reduziert die notwendige Anzahl an Tagestouren und verringert somit den gesamten Ressourceneinsatz.

Im Gegensatz dazu erfordert das Holsystem aufgrund seiner höheren Tourenzahl und der engen Taktung einen nahezu durchgehenden Fahrzeugeinsatz, inklusive eines dritten Fahrzeugs zur vollständigen Abdeckung aller Touren. Damit zeigt sich: Eine Umstellung

6.5 Ergebnisse für weitere Abfallfraktionen

Wochentag	Fahrzeug 1	Fahrzeug 2	Fahrzeug 3
Montag	Bio	Papier	Rest
Dienstag	Bio	Papier	–
Mittwoch	Bio	Papier	–
Donnerstag	Bio	Rest	–
Freitag	Bio	Rest	–

Abbildung 6.5: Beispielhafter Wochenplan für das Holsystem (1 Minute) bei drei Fahrzeugen

auf das Bringsystem kann nicht nur die CO₂-Emissionen senken, sondern auch den Fahrzeugbedarf reduzieren und damit personelle sowie infrastrukturelle Ressourcen langfristig entlasten. Dies ist ein zentraler Aspekt für die kommunale Entscheidungsfindung, insbesondere vor dem Hintergrund begrenzter öffentlicher Mittel und steigender Anforderungen an Nachhaltigkeit und Effizienz.

7 Ergebnisdiskussion, Limitationen und Ausblick

Das Kapitel fasst die zentralen Erkenntnisse der Arbeit zusammen und diskutiert diese im Hinblick auf ihre praktische Relevanz und theoretische Einordnung. Darüber hinaus werden bestehende Limitationen reflektiert sowie potenzielle Weiterentwicklungen für Forschung und Praxis aufgezeigt. Ziel ist es, die gewonnenen Ergebnisse kritisch zu kontextualisieren und Impulse für zukünftige Untersuchungen zu geben.

7.1 Limitationen

Limitationen des Verbrauchsmodells Das in dieser Arbeit verwendete Verbrauchsmodell basiert auf Literaturwerten, insbesondere auf den Formeln nach Sonesson (2000), und ist für urbane Bedingungen plausibel und praxistauglich [Son00]. Es wurde jedoch bewusst angepasst und erweitert, um eine robuste Vergleichbarkeit zwischen den Systemen zu gewährleisten. Dennoch werden verschiedene verkehrsbezogene und umweltabhängige Faktoren, die den Verbrauch in der Praxis ebenfalls erheblich beeinflussen, nicht berücksichtigt. Dazu zählen beispielsweise Stop-and-go-Verkehr, individuelles Fahrverhalten, der Einfluss des tatsächlichen Zuladungsgewichts auf den Verbrauch sowie witterungs- oder jahreszeitbedingte Schwankungen. Die Modularität der Modellstruktur erlaubt es jedoch, diese Faktoren in künftigen Studien gezielt zu integrieren. Trotz der Vereinfachungen ist die gewählte Vorgehensweise auch auf andere städtische Kontexte übertragbar, wenngleich die konkreten Verbrauchswerte instanzspezifisch sind.

Limitationen der VNS-Metaheuristik Die eingesetzte Variable Neighborhood Search zeigt in der vorliegenden Anwendung eine hohe Leistungsfähigkeit bei der Lösung des **PVRP**. Dennoch ergeben sich einige methodische Einschränkungen, die den explorativen Charakter des Verfahrens betreffen. Zwar werden unzulässige Lösungen über Penalty-Funktionen bestraft, jedoch erfolgt eine Durchsuchung des unzulässigen Lösungsraums nur bedingt, da die Metaheuristik dazu tendiert, sich bereits nach wenigen Iterationen auf den zulässigen Lösungsraum zu beschränken. Dies kann dazu führen, dass potenziell vielversprechende Übergangslösungen unentdeckt bleiben. Darüber hinaus akzeptiert das Optimierungsverfahren ausschließlich Verbesserungen des Zielfunktionswertes. Eine temporäre Verschlechterung zur besseren Exploration, wie sie beispielsweise bei Simulated Annealing oder Threshold Accepting Anwendung findet, wurde nicht implementiert. Das verwendete Stoppkriterium ist zudem instanzunabhängig festgelegt. Sowohl die maximale Anzahl an Iterationen als auch die Zahl erlaubter Iterationen ohne Verbesserung, nach

denen das starke Shaking ausgelöst wird, sind fix gewählt und nicht auf die jeweilige Instanz abgestimmt. Nichtsdestotrotz ist die entwickelte **VNS**-Implementierung generisch aufgebaut und bietet damit die Grundlage für weiterführende Anpassungen, etwa durch dynamische Parameterwahl oder durch Erweiterung des Akzeptanzkriteriums. Die grundsätzliche Übertragbarkeit auf andere **PVRP**-Konfigurationen ist gegeben.

Limitationen der Computational Study Ein erster Aspekt betrifft den Vergleich mit der Ist-Situation, der auf realen Daten basiert, die jedoch nicht in allen Bereichen vollständig oder exakt verfügbar waren. So wurde die Entfernung zur Entleeranlage durch einen durchschnittlichen Näherungswert des nächstgelegenen Drittels abgeschätzt. Weitere betriebliche Aspekte wie zusätzliche Fahrten zur Werkstatt oder Reinigungsfahrten wurden in der Modellierung nicht berücksichtigt. Der Vergleich liefert somit eine realitätsnahe, aber keine vollständig präzise Abbildung des Status quo.

Im Rahmen der Umstellung auf das Bringsystem ist anzumerken, dass sämtliche Ergebnisse auf den Gegebenheiten einer spezifischen Stadt beruhen. Die Generalisierbarkeit der Ergebnisse ist dadurch eingeschränkt. Insbesondere die verwendeten Servicezeiten, etwa für das Holsystem mit reduzierter Haltezeit, basieren auf praktischen Einschätzungen, nicht jedoch auf systematisch erhobenen Zeitmessungen. Dennoch zeigt sich in den Ergebnissen eine klare Tendenz zur Effizienzsteigerung durch das Bringsystem, die sich konsistent über alle analysierten Fraktionen hinweg beobachten lässt. Die entwickelte Methodik ist grundsätzlich auch auf andere Städte übertragbar, sofern entsprechende Daten zur Verfügung stehen.

Auch die Modellierung von Elektrofahrzeugen wurde stark vereinfacht. Einflussgrößen wie das erhöhte Fahrzeuggewicht durch die Batterie, mögliche Einschränkungen bei der Nutzlast, Ladezyklen, Reichweitenbegrenzungen oder infrastrukturelle Voraussetzungen wie Ladeinfrastruktur blieben unberücksichtigt. Zudem erfolgte keine Differenzierung nach äußeren Bedingungen wie Temperatur oder Topografie. Es wurde ausschließlich mit homogenen Flotten gearbeitet; gemischte Systeme mit elektrischen und dieselbetriebenen Fahrzeugen wurden nicht berücksichtigt. Ebenso fanden alternative Antriebstechnologien wie Biogas oder Wasserstoff keine Berücksichtigung im Modell. Die getroffenen Annahmen erlauben dennoch eine belastbare Vergleichbarkeit zwischen den Systemformen auf Grundlage verfügbarer Literaturwerte.

Die Analyse beschränkte sich zudem auf drei Abfallfraktionen. Diese waren Bioabfall, Restmüll und Papier. Die Ergebnisse zeigen, dass jede Fraktion spezifische Anforderungen und Wirkungsprofile mit sich bringt, wodurch eine Generalisierung der Resultate auf andere Fraktionen nicht ohne Weiteres möglich ist. Gleichzeitig ermöglicht die differenzierte Betrachtung dieser drei Fraktionen erste Rückschlüsse auf systemische Unterschiede und unterstützt die Ableitung fraktionsspezifischer Optimierungsstrategien.

Abschließend ist auch die Aggregation der Ergebnisse über die Fraktionen hinweg mit Einschränkungen verbunden. Die zugrunde liegenden Gewichtungungen orientieren sich an lokalen Gegebenheiten und spiegeln nicht automatisch die Situation anderer Städte wider. Trotz dieser Einschränkung lässt sich festhalten, dass die beobachteten Effekte wie die Reduktion von Fahrzeiten, Energieverbrauch und Emissionen im Bringsystem sich über

alle Fraktionen hinweg in gleicher Richtung zeigen. Dies spricht für die Robustheit der Ergebnisse und die grundsätzliche Übertragbarkeit der Methode.

7.2 Ausblick

Verbrauchsmodell und Energieanalyse Zur Weiterentwicklung der Energieanalyse empfiehlt sich insbesondere die Integration realer Fahrdaten, etwa durch GPS-Tracking oder die Auswertung von CAN-Bus-Daten. Dadurch könnten weitere relevante Einflussgrößen wie Stop-and-go-Verkehr, der individuelle Fahrstil oder der Beladungsgrad gezielt abgebildet werden. Ergänzend dazu erscheint eine Differenzierung nach Tageszeiten sowie nach Siedlungsstrukturen, beispielsweise zwischen urbanen, suburbanen und ländlichen Gebieten, sinnvoll, um realitätsnähere Verbrauchsprofile zu erzeugen. Auch jahreszeitbedingte Schwankungen des Energiebedarfs könnten in einem erweiterten Modell berücksichtigt werden. Die in dieser Arbeit verwendeten Literaturformeln, insbesondere nach Sonesson (2000), wurden durch empirische Werte gestützt [Son00]. Dennoch wäre eine systematische Validierung und Verfeinerung auf Basis kontinuierlich gemessener Verbrauchsdaten im Realbetrieb ein relevanter nächster Schritt. Darüber hinaus könnten alternative Energiequellen wie Biogas, Wasserstoff oder hybride Antriebskonzepte in künftige Untersuchungen einbezogen werden, um ein umfassenderes Bild potenzieller Systemstrategien zu erhalten.

Weiterentwicklung der VNS-Metaheuristik Die eingesetzte VNS bietet ebenfalls vielfältige Ansätze zur methodischen Weiterentwicklung. Zunächst erscheint eine instanzabhängige Parametrisierung vielversprechend, etwa durch dynamische Anpassung der maximalen Iterationszahl oder Schwellen, nach denen das starke Shaking ausgelöst wird. Ergänzend dazu könnten alternative Akzeptanzkriterien wie Simulated Annealing oder Threshold Accepting integriert werden, um auch temporäre Verschlechterungen zuzulassen und so eine tiefere Durchdringung des Lösungsraums zu ermöglichen. Darüber hinaus bietet sich eine differenzierte Analyse der Auswirkungen verschiedener Nachbarschaftsstrukturen auf die Lösungsgüte und Rechenzeit an. Insbesondere die gezielte Erkundung des unzulässigen Lösungsraums, etwa durch adaptive Penalty-Verfahren, könnte dazu beitragen, bislang unentdeckte Verbesserungsmöglichkeiten zu identifizieren. Abschließend wäre ein Vergleich mit weiteren Metaheuristiken wie Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP), Adaptive Large Neighborhood Search (ALNS) oder GAs hilfreich, um die relative Effizienz der VNS im Kontext des PVRP genauer einzuordnen.

Vertiefung der Computational Study Auch die Computational Study bietet vielfältige Möglichkeiten zur Vertiefung. Ein zentraler Ansatzpunkt liegt in der Anwendung der entwickelten Methodik auf andere Städte mit abweichenden topografischen, infrastrukturellen oder organisatorischen Rahmenbedingungen. Dies würde eine differenzierte Bewertung der Übertragbarkeit und Robustheit der Ergebnisse ermöglichen. Weiterhin wäre eine empirische Validierung der modellierten Servicezeiten durch Zeitstudien im Realbetrieb, beispielsweise mittels GPS-gestützter Datenerfassung, von hoher Relevanz. Die Analyse könnte darüber hinaus um weitere Abfallfraktionen wie Glas, Metall oder

7 Ergebnisdiskussion, Limitationen und Ausblick

Kunststoff ergänzt werden, um systemische Unterschiede zwischen Fraktionen noch genauer herauszuarbeiten. Zusätzlich wäre es sinnvoll, weitere logistische Elemente in die Modellierung zu integrieren, darunter insbesondere Werkstattfahrten, Pausenregelungen oder realistische Tourenunterbrechungen. Schließlich sollte auch die Modellierung der Elektrofahrzeuge verfeinert werden, insbesondere im Hinblick auf Ladepläne, Reichweitenmodelle und temperaturabhängige Verbrauchsprofile. Diese Erweiterungen würden eine noch realitätsnähere Abbildung der operativen Rahmenbedingungen ermöglichen.

8 Fazit

Ziel dieser Arbeit war es, die Auswirkungen unterschiedlicher Systemformen der behältergestützten Abfallsammlung auf zentrale ökologische und operative Zielgrößen zu untersuchen. Im Mittelpunkt stand die Frage, inwiefern die Umstellung vom Hol- auf ein Bring- oder Mischsystem sowie die Optimierung der Tourenplanung durch eine metaheuristische Methode zur Effizienzsteigerung und Emissionsreduktion beitragen kann. Die Analyse erfolgte anhand einer Instanz, die auf realen kommunalen Daten basiert, nachdem die Leistungsfähigkeit der Heuristik zuvor anhand klassischer Benchmark-Instanzen validiert wurde. Die folgenden vier Forschungsfragen standen im Zentrum der Untersuchung:

- **F1:** In welchem Maße kann die Umstellung von Voll- auf Teilservice (Hol- auf Bringsystem) zur Reduktion von Emissionen und zur Effizienzsteigerung beitragen?
- **F2:** Welche Auswirkungen hat ein kombiniertes 50/50-System auf die CO₂-Emissionen und die Betriebszeiten der Müllfahrzeuge?
- **F3:** Wie unterscheiden sich Systemunterschiede in Abhängigkeit von verschiedenen Antriebsarten (Diesel, Elektro)?
- **F4:** Wie wirken sich verschiedene Müllarten wie Bioabfall, Restmüll und Papier auf die Ergebnisse des Systemvergleichs aus?

Antwort auf F1: Die Umstellung auf ein Bringsystem führt zu einer signifikanten Reduktion der CO₂-Emissionen sowie zu einer Verbesserung zentraler operativer Kennzahlen wie Fahrzeit und Fahrstrecke. Diese Effekte zeigten sich in allen betrachteten Fraktionen. Durch den Wegfall der haushaltsnahen Behälterentleerung und die Bereitstellung der Behälter am Straßenrand entstehen kürzere Fahrstrecken und effizientere Tourenstrukturen. Dies äußert sich auch durch erheblich reduzierte Energieverbräuche und daraus entstehende CO₂-Emissionen. Die Ergebnisse unterstreichen die ökologische und ökonomische Vorteilhaftigkeit eines Bringsystems (des Teilservice).

Antwort auf F2: Das untersuchte 50/50-System zeigt, dass bereits bei einer teilweisen Beteiligung der Haushalte – also wenn nur etwa die Hälfte der Behälter bereitgestellt wird – deutliche Einsparungen bei den CO₂-Emissionen sowie bei der Fahrzeugbetriebszeit erzielt werden können. Das Modell belegt damit das erhebliche Nachhaltigkeitspotenzial teilweiser Umstellungen. Um die vollen ökologischen Vorteile eines Bringsystems auszuschöpfen, ist jedoch eine möglichst hohe Beteiligung der Haushalte erforderlich. Zur Erreichung dieses Ziels könnten flankierende Maßnahmen, etwa gezielte Informationskampagnen oder Zusatzentgelte bei Nichtbereitstellung, einen wirksamen Anreiz zur Mitwirkung schaffen.

Antwort auf F3: Die Ergebnisse bestätigen, dass sich die Vorteile des Bringsystems unabhängig vom eingesetzten Antrieb zeigen. Zwar unterscheiden sich die Einsparpotenziale je nach Fraktion und Fahrzeugtyp im Ausmaß, die grundsätzliche Richtung der Effekte bleibt jedoch stabil. Da Elektrofahrzeuge im Vergleich zu Dieselfahrzeugen ohnehin einen deutlich geringeren Energieverbrauch aufweisen, fallen die absoluten Einsparungen einer Umstellung auf das Bringsystem geringer aus. Gleichwohl zeigt sich, dass die Kombination aus Systemumstellung und elektrischer Antriebstechnologie eine zusätzliche Effizienzsteigerung ermöglicht und zur Verbesserung der Nachhaltigkeit beiträgt. Zwar verursachen Elektrofahrzeuge keine direkten CO₂-Emissionen im Fahrbetrieb, dennoch reduziert sich ihr Energiebedarf durch kürzere Strecken deutlich. Dies wirkt sich positiv auf den operativen Betrieb aus, da Ladezyklen und Reichweite erhöht werden und Ressourcen geschont werden.

Antwort auf F4: Die Ergebnisse zeigen über alle Fraktionen hinweg eine konsistente Überlegenheit des Bringsystems. Unabhängig von Müllart, Entleerfrequenz oder Stoppdichte lassen sich durch die Umstellung signifikante Emissionseinsparungen und Effizienzgewinne erzielen. Dies unterstreicht die Generalisierbarkeit und Robustheit der Systemvorteile. Während die relativen Effekte beim Bioabfall aufgrund der niedrigen Stoppzahl besonders stark ausfallen, zeigt sich bei der Papierfraktion mit den meisten Entleerstellen die höchste absolute Einsparung. Auch beim Restmüll bestätigen sich die Vorteile, wenn auch in etwas moderaterem Ausmaß. Die systematische Aggregation aller Fraktionen verdeutlicht, dass sich die Umstellung auf das Bringsystem nicht nur ökologisch, sondern auch operativ lohnt. Die Reduktion von Leerlaufzeiten erweist sich dabei als zentraler Hebel zur Verbesserung der Nachhaltigkeit, insbesondere bei längeren Servicezeiten und dichter Kundenstruktur. Darüber hinaus zeigt die aggregierte Tourenplanung in Kapitel [6.5.4](#), dass das Bringsystem auch unter realistischen Umsetzungsbedingungen praktikabel ist. Die kombinierte Betrachtung aller drei Fraktionen (Bio, Rest, Papier) verdeutlicht, dass durch die Systemumstellung nicht nur die Zahl der benötigten Sammeltage deutlich reduziert werden kann, sondern auch eine gleichmäßigere und flexiblere Einsatzplanung möglich ist. Die Ergebnisse zeigen, dass das Bringsystem bei vollständiger Systemumstellung besonders tragfähige Tourenpläne ermöglicht, die operative Restriktionen wie Fahrzeuganzahl, maximale Tourendauer und Periodenplanung einhalten. Die Vorteile werden durch die Aggregation über alle Fraktionen hinweg noch deutlicher sichtbar. Die gewählte Vorgehensweise bietet damit nicht nur eine valide Grundlage für kommunale Entscheidungsprozesse, sondern lässt sich auch problemlos auf andere Regionen und Sammelsysteme übertragen.

Insgesamt zeigt die Arbeit, dass die Umstellung von einem Voll- auf ein Teilservicesystem, also vom Hol- auf das Bringsystem, operative Effizienzgewinne mit einer signifikanten Reduktion ökologischer Auswirkungen vereint. Die volle Wirksamkeit der Systemumstellung setzt allerdings eine aktive Beteiligung der Haushalte voraus. Um eine hohe Mitwirkungsquote zu erreichen, sind begleitende Maßnahmen wie Informationskampagnen, Anreizsysteme oder moderate Zusatzentgelte für nicht bereitgestellte Behälter denkbar. Die Ergebnisse belegen, dass ökologische und ökonomische Zielsetzungen in der kommunalen Abfallwirtschaft durch eine geeignete Systemgestaltung miteinander in Einklang

gebracht werden können. Die Methodik ist auf andere Städte übertragbar und liefert wertvolle Hinweise für die Gestaltung nachhaltiger Sammelsysteme. Die Kombination aus realitätsnaher Instanz, heuristischer Optimierung und systematischer Ergebnisanalyse bietet eine belastbare Grundlage für weiterführende Forschung und die praktische Gestaltung nachhaltiger Sammelsysteme.

Literaturverzeichnis

- [AA23] Haneen Algethami and Ghada Talat Alhothali. Waste Collection Optimisation: A Path to a Green and Sustainable City of Makkah. *Logistics*, 7(3):54, August 2023.
- [AAB08] F Alonso, M J Alvarez, and J E Beasley. A tabu search algorithm for the periodic vehicle routing problem with multiple vehicle trips and accessibility restrictions. *Journal of the Operational Research Society*, 59(7):963–976, July 2008.
- [AGS02] Enrico Angelelli and Maria Grazia Speranza. The periodic vehicle routing problem with intermediate facilities. *European Journal of Operational Research*, 137(2):233–247, March 2002.
- [BB74] E. J. Beltrami and L. D. Bodin. Networks and vehicle routing for municipal waste collection. *Networks*, 4(1):65–94, January 1974.
- [BBA11] Jeroen Beliën, Liesje De Boeck, and Jonas Van Ackere. Municipal Solid Waste Collection Problems: A Literature Review. *HUB Research Papers, Economics & Management*, 2011(34), 2011.
- [BHJSM18] Zied Bouyahia, Hedi Haddad, Nafâa Jabeur, and Ahmed Nait Sidi Moh. Optimization of Chartered Buses Routes Under Uncertainties Using Probabilistic Vehicle Routing Problem Modeling. *Procedia Computer Science*, 130:644–651, 2018.
- [CB84] N. Christofides and J. E. Beasley. The period routing problem. *Networks*, 14(2):237–256, June 1984.
- [CGL97] Jean-François Cordeau, Michel Gendreau, and Gilbert Laporte. A tabu search heuristic for periodic and multi-depot vehicle routing problems. *Networks*, 30(2):105–119, September 1997.
- [CHT14] V. Cacchiani, V.C. Hemmelmayr, and F. Tricoire. A set-covering based heuristic algorithm for the periodic vehicle routing problem. *Discrete Applied Mathematics*, 163:53–64, January 2014.
- [CSH19] Ruey-Maw Chen, Yin-Mou Shen, and Wei-Zhi Hong. Neural-like encoding particle swarm optimization for periodic vehicle routing problems. *Expert Systems with Applications*, 138:112833, December 2019.

- [CW14] Ann Melissa Campbell and Jill Hardin Wilson. Forty years of periodic vehicle routing. *Networks*, 63(1):2–15, January 2014.
- [Dep22] Department for Environment, Food and Rural Affairs (DEFRA). Greenhouse gas conversion factors for company reporting, 2022. Accessed: 2025-01-06.
- [DMMC17] O. Dib, L. Moalic, M.-A. Manier, and A. Caminada. An advanced GA–VNS combination for multicriteria route planning in public transit networks. *Expert Systems with Applications*, 72:67–82, April 2017.
- [DZRAH19] Ali Daryabeigi Zand, Maryam Rabiee Abyaneh, and Hasan Hoveidi. Environmental and Economic Evaluation of Municipal Solid Waste Management using WAGS Model – Air Pollutant Emission and Fuel Economy in Waste Collection Sector. *Environmental Energy and Economic Research*, 3(1), February 2019.
- [FATMAS17] Hamed Farrokhi-Asl, Reza Tavakkoli-Moghaddam, Bahare Asgarian, and Esmat Sangari. Metaheuristics for a bi-objective location-routing-problem in waste collection management. *Journal of Industrial and Production Engineering*, 34(4):239–252, May 2017.
- [FMM⁺12] Georgios Fontaras, Giorgio Martini, Urbano Manfredi, Alessandro Marotta, Alois Krasenbrink, Francesco Maffioletti, Roberto Terenghi, and Mauro Colombo. Assessment of on-road emissions of four Euro V diesel and CNG waste collection trucks for supporting air-quality improvement initiatives in the city of Milan. *Science of The Total Environment*, 426:65–72, June 2012.
- [FST06] Peter Francis, Karen Smilowitz, and Michal Tzur. The Period Vehicle Routing Problem with Service Choice. *Transportation Science*, 40(4):439–454, November 2006.
- [FZL09] Mohamadreza Farzaneh, Josias Zietsman, and Doh-Won Lee. Evaluation of In-Use Emissions from Refuse Trucks. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2123(1):38–45, January 2009.
- [Glä22] Sina Gläser. A waste collection problem with service type option. *European Journal of Operational Research*, 303(3):1216–1230, December 2022.
- [GS21] Sina Gläser and Mareike Stücken. Introduction of an underground waste container system—model and solution approaches. *European Journal of Operational Research*, 295(2):675–689, December 2021.
- [GVA06] Linda Gaines, Anant Vyas, and John L Anderson. Estimation of Fuel Use by Idling Commercial Trucks. *Transportation Research Record*, 2006.

- [HDDV24] Christina Hess, Alina G. Dragomir, Karl F. Doerner, and Daniele Vigo. Waste collection routing: a survey on problems and methods. *Central European Journal of Operations Research*, 32(2):399–434, June 2024.
- [HDH09] Vera C. Hemmelmayr, Karl F. Doerner, and Richard F. Hartl. A variable neighborhood search heuristic for periodic routing problems. *European Journal of Operational Research*, 195(3):791–802, June 2009.
- [HDHR13] Vera Hemmelmayr, Karl F. Doerner, Richard F. Hartl, and Stefan Rath. A heuristic solution method for node routing based solid waste collection problems. *Journal of Heuristics*, 19(2):129–156, April 2013.
- [HDHV14] Vera C. Hemmelmayr, Karl F. Doerner, Richard F. Hartl, and Daniele Vigo. Models and Algorithms for the Integrated Planning of Bin Allocation and Vehicle Routing in Solid Waste Management. *Transportation Science*, 48(1):103–120, February 2014.
- [HGP17] Florent Hernandez, Michel Gendreau, and Jean-Yves Potvin. Heuristics for tactical time slot management: a periodic vehicle routing problem view. *International Transactions in Operational Research*, 24(6):1233–1252, November 2017.
- [HHLA⁺20] M.A. Hannan, M.S. Hossain Lipu, Mahmuda Akhtar, R.A. Begum, Md Abdullah Al Mamun, Aini Hussain, M.S. Mia, and Hassan Basri. Solid waste collection optimization objectives, constraints, modeling approaches, and their challenges toward achieving sustainable development goals. *Journal of Cleaner Production*, 277:123557, December 2020.
- [JLD⁺16] Megan K. Jaunich, James W. Levis, Joseph F. DeCarolus, Eliana V. Gaston, Morton A. Barlaz, Shannon L. Bartelt-Hunt, Elizabeth G. Jones, Lauren Hauser, and Rohit Jaikumar. Characterization of municipal solid waste collection operations. *Resources, Conservation and Recycling*, 114:92–102, November 2016.
- [KG22] Amelia Khoidir and Annisa Kesya Garside. A Genetic Algorithm for Solving Periodic Heterogeneous Vehicle Routing Problem. *Jurnal Teknik Industri*, 23(1):31–42, February 2022.
- [LVCL09] Anna W. Larsen, Marko Vrgoc, Thomas H. Christensen, and Poul Lieberknecht. Diesel consumption in waste collection and transport and its environmental significance. *Waste Management & Research: The Journal for a Sustainable Circular Economy*, 27(7):652–659, October 2009.
- [MH97] Nenad Mladenović and Pierre Hansen. Variable neighborhood search. *Computers & Operations Research*, 24(11):1097–1100, 1997.

- [MHOB15] Reinhold Maier, Sebastian Hantschel, Jörg Ortlepp, and Petra Butterwege. Sicherheit von grünpfeilen. Technical Report 31, Gesamtverband der Deutschen Versicherungswirtschaft e. V. (GDV), Berlin, 2015.
- [MPA⁺14] Julien Michallet, Christian Prins, Lionel Amodeo, Farouk Yalaoui, and Grégoire Vitry. Multi-start iterated local search for the periodic vehicle routing problem with time windows and time spread constraints on services. *Computers & Operations Research*, 41:196–207, January 2014.
- [MRGMB13] Mousa A. Maimoun, Debra R. Reinhart, Fatina T. Gammoh, and Pamela McCauley Bush. Emissions from US waste collection vehicles. *Waste Management*, 33(5):1079–1089, May 2013.
- [PDR24] David Peña, Bernabé Dorronsoro, and Patricia Ruiz. Sustainable waste collection optimization using electric vehicles. *Sustainable Cities and Society*, 105:105343, June 2024.
- [RI79] R. Russell and W. Igo. An assignment routing problem. *Networks*, 9(1):1–17, March 1979.
- [RMSGY19] Inmaculada Rodríguez-Martín, Juan-José Salazar-González, and Hande Yaman. The periodic vehicle routing problem with driver consistency. *European Journal of Operational Research*, 273(2):575–584, March 2019.
- [Rot19] Ann-Kathrin Rothenbächer. Branch-and-Price-and-Cut for the Periodic Vehicle Routing Problem with Flexible Schedule Structures. *Transportation Science*, 53(3):850–866, May 2019.
- [SDM23] Vitor Sousa, André Drumond, and Inês Meireles. Fuel consumption rate and emissions variability in waste collection services routes: case study of Cascais Ambiente. *Environmental Science and Pollution Research*, 31(12):17732–17747, August 2023.
- [Son00] Ulf Sonesson. Modelling of waste collection - a general approach to calculate fuel consumption and time. *Waste Management & Research*, 18(2):115–123, 2000.
- [SSA23] Raazia Saher, Matasem Saleh, and Madiha Anjum. Holistic Trash Collection System Integrating Human Collaboration with Technology. *Applied Sciences*, 13(20):11263, October 2023.
- [VCG⁺12] Thibaut Vidal, Teodor Gabriel Crainic, Michel Gendreau, Nadia Lahrichi, and Walter Rei. A Hybrid Genetic Algorithm for Multidepot and Periodic Vehicle Routing Problems. *Operations Research*, 60(3):611–624, June 2012.
- [YY11] Bin Yu and Zhong Zhen Yang. An ant colony optimization model: The period vehicle routing problem with time windows. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 47(2):166–181, March 2011.

Akronyme

c_f Korrekturfaktor zur Verbrauchsgewichtung. [24]

ACO Ant Colony Optimization. [15]

ALNS Adaptive Large Neighborhood Search. [75]

CNG Compressed Natural Gas. [12]

CVRP Capacitated Vehicle Routing Problem. [3, 4]

GA Genetic Algorithm. [15, 75]

GENI Generalized Insertion Heuristic. [15]

GRASP Greedy Randomized Adaptive Search Procedure. [75]

HGSADC Hybrid Genetic Search with Advanced Diversity Control. [15, 16]

ILS Iterated Local Search. [4, 15]

km Kilometer. [7, 8, 12, 24]

KPI Key Performance Indicator. [viii, 20, 30, 32, 34, 62]

kWh Kilowattstunde. [19, 21, 22, 24]

LNG Liquefied Natural Gas. [12]

MDVRP Multi-Depot Vehicle Routing Problem. [15]

MIP Mixed-Integer Programming. [17]

MJ Megajoule. [11, 12, 19, 21, 23, 24]

MJ/km Megajoule pro Kilometer. [12, 24]

MOPSO Multi-Objective Particle Swarm Optimization. [17]

NO_x Stickoxide. [12]

Akronyme

NSGA-II Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II. [16](#)

PM Particulate Matter (Feinstaub). [12](#)

PSO Particle Swarm Optimization. [15](#), [16](#)

PTSP Periodic Traveling Salesman Problem. [15](#)

PVRP Periodic Vehicle Routing Problem. [iii](#), [ix](#), [1](#), [6](#), [8](#), [11](#), [13](#), [16](#), [25](#), [27](#), [47](#), [73](#), [75](#)

PVRPTW Periodic Vehicle Routing Problem with Time Windows. [4](#), [5](#), [15](#)

t Tonnen. [12](#), [24](#), [66](#), [67](#)

VNS Variable Neighborhood Search. [iii](#), [v](#), [vii](#), [2](#), [13](#), [14](#), [19](#), [27](#), [28](#), [30](#), [31](#), [35](#), [36](#), [38](#), [39](#), [42](#), [44](#), [46](#), [49](#), [50](#), [74](#), [75](#)

VRP Vehicle Routing Problem. [15](#), [16](#)

WAGS Waste-collection Analysis with Geographic and Speed data. [17](#)