

Haendel, Michael; Gnann, Till; Plötz, Patrick

Working Paper

Fuhrparkoptimierung für Elektrofahrzeuge

Working Paper Sustainability and Innovation, No. S11/2015

Provided in Cooperation with:

Fraunhofer Institute for Systems and Innovation Research ISI

Suggested Citation: Haendel, Michael; Gnann, Till; Plötz, Patrick (2015) : Fuhrparkoptimierung für Elektrofahrzeuge, Working Paper Sustainability and Innovation, No. S11/2015, Fraunhofer-Institut für System- und Innovationsforschung ISI, Karlsruhe, <https://doi.org/10.24406/publica-fhg-297657>

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/113249>

Standard-Nutzungsbedingungen:

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

Terms of use:

Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.

You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.

If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.

Working Paper Sustainability and Innovation
No. S 11/15



Michael Haendel
Till Gnann
Patrick Plötz

Fuhrparkoptimierung für Elektrofahrzeuge

Inhaltsverzeichnis

	Seite
1 Einleitung.....	1
2 Fuhrparkoptimierung.....	3
3 Methodik	7
3.1 Zielfunktion.....	7
3.1.1 Formale Berechnung der TCO	8
3.1.2 Formale Berechnung des elektrischen Fahranteils und der Jahresfahrleistung.....	10
3.1.3 Restwertberechnung	12
3.2 Verfahren	13
3.2.1 Einzelfahrzeugoptimierung.....	13
3.2.2 Heuristik	14
3.2.3 Vollständige numerische Lösung	15
3.2.4 Gemischt-Ganzzahlig-Quadratisches-Programm (MIQP)	15
3.2.5 Zusammenfassung.....	19
4 Datengrundlage.....	20
5 Ergebnisse.....	25
5.1 Verfahrensvergleich	25
5.2 Betrachtung der einzelnen Unternehmen.....	30
5.3 Gesamtdatensatzanalyse.....	34
5.4 Zusammenfassung.....	36
6 Diskussion und Schlussfolgerung	38
7 Literaturverzeichnis	42

1 Einleitung

In Zeiten von stetigen technischen Weiterentwicklungen und einem zunehmenden gesellschaftlichen Umweltbewusstsein muss auch über Anpassungen im Verkehrsbereich nachgedacht werden. Der Nationale Entwicklungsplan Elektromobilität¹ hat hierzu Elektrofahrzeuge als ein wesentliches Element für einen zukunftsfähigen Verkehr identifiziert. Damit soll die internationale Wettbewerbsfähigkeit Deutschlands aufrecht erhalten werden, als auch die Chance genutzt werden, die Abhängigkeit von Öl zu reduzieren und die CO₂-Emissionen zu minimieren.

Um die genannten Ziele zu erreichen, bedarf es besonders in der Anlaufphase einer neuen Technologie an Unterstützung. Dabei ist es wichtig, Erfolgsfaktoren für einen wirtschaftlichen Betrieb von Elektrofahrzeugen zu identifizieren.² Als wichtiger Schritt für ein nachhaltiges Mobilitätskonzept wird eine erfolgreiche Integration von Elektrofahrzeugen in Flotten gesehen. Denn Fahrzeugflotten unterliegen meist einer hohen Auslastung auf einer begrenzten Strecke, wodurch eine Amortisierung der Anschaffungskosten in Fahrzeugflotten möglich sein kann.³ Zudem belegen Flottenfahrzeuge einen erheblichen Anteil bei Neuwagenkäufen.⁴

In diesem Bericht wird der Frage nachgegangen, welche Rolle Elektrofahrzeuge in Fuhrparks in naher Zukunft spielen können. Anhand mehrerer hundert realer Fahrprofile konventioneller Fahrzeuge wird das Elektrifizierungspotential von Fahrzeugflotten untersucht. Dazu wird das technische Verhalten und ökonomische Potential von Elektrofahrzeugen in einem Fuhrpark im Jahr 2020 näher betrachtet. Als Grundlage der technischen und ökonomischen Daten dient die Studie „Markthochlaufszszenarien für Elektrofahrzeuge“⁵, die eine Hochrechnung für den Anteil an Elektrofahrzeugen am Markt in Deutschland bis zum Jahre 2020 vornimmt. Es wird sowohl die Auswahl der Antriebsart des Fahrzeuges als auch die Möglichkeit des Wechsels von Touren zwischen Fahrzeugen analysiert. Ziel ist es, unter Berücksichtigung der begrenzten Reichweite und der erforderlichen Ladezeiten der Elektrofahrzeuge, eine wirtschaftlich optimale

¹ BMBF (2009)

² NPE (2010)

³ BMVIT (2010)

⁴ Reh und Chen (2007). Ihr Anteil beträgt ca. ein Drittel (NPE (2011a) und NPE (2011b))

⁵ Plötz et al. (2013)

Fuhrparkzusammenstellung zu bestimmen. Also zu schauen, ob lange Strecken durch andere Fahrzeuge ersetzt werden können oder ob Fahrzeuge sogar komplett eingespart werden können. Es wird sich dabei auf die REM2030-Fahrprofile des Fraunhofer ISI beschränkt.⁶ Ein möglicher Imagegewinn durch die Nutzung „grüner“ Technik wird indirekt durch eine angenommene Mehrpreisbereitschaft für Elektrofahrzeuge Rechnung getragen. Ausgehend von optimierten Fahrzeugflotten wird eine Potentialabschätzung vorgenommen. Die Optimierung der Fahrzeugflotten wird erreicht durch die Anwendung verschiedener mathematischer Verfahren, welche versuchen eine wirtschaftliche Zusammenstellung eines Fuhrparks mit möglichst niedrigen Gesamtnutzungskosten zu bestimmen.

Der Bericht ist wie folgt gegliedert. Zunächst wird in Kapitel 2 auf verschiedene Verfahren zur Optimierung einer Fahrzeugflotte eingegangen. Auf grundsätzliche Methoden und die konkret angewendeten Verfahren wird in Kapitel 3 eingegangen. Kapitel 4 gibt einen kurzen Überblick über die verwendeten Eingangsdaten und getroffenen Annahmen, die der Flottenoptimierung zugrunde liegen. In Kapitel 5 werden die Ergebnisse vorgestellt und zum Abschluss in Kapitel 6 kurz diskutiert.

⁶ Funke et al. (2014)

2 Fuhrparkoptimierung

In diesem Kapitel werden Verfahren vorgestellt, mit denen grundsätzlich eine Optimierung eines Fuhrparks hinsichtlich der Gesamtnutzungskosten vorgenommen werden kann. Es wird dazu ein kurzer Überblick über ausgewählte Verfahren geliefert. Die in diesem Bericht verwendeten Verfahren sind dem Kapitel 3 zu entnehmen.

Das Problem der Fuhrparkoptimierung lässt sich in die Klasse der Vehicle Routing Probleme (VRP)⁷ einsortieren. Hierbei müssen Strecken bzw. Touren einem Fahrzeug so zugeordnet werden, dass eine optimale Route entsteht. Eine Tour beschreibt hierbei eine Rundfahrt, auf der ein Fahrzeug eine Strecke mit optionalen Stopps wieder zurück zum Ausgangspunkt abfährt. Als Ziel bei einer optimalen Lösung wird beispielsweise die Minimierung der Fahrzeuganzahl, die Reduzierung einer Kostenfunktion, die Verbesserung der CO₂-Emissionen oder auch die Minimierung der insgesamt zurückgelegten Strecke verfolgt. Diese Zielerreichung wird dabei meist in zwei Schritten durchgeführt. In einem Schritt findet eine Clusterung statt bei der Teilstrecken bzw. Aufträge zu einer Tour zusammengefasst werden. Im anderen Schritt wird dann im Routing festgelegt, in welcher Reihenfolge die Touren abgefahren werden.⁸ Die Zuordnung kann zusätzlich weiteren Restriktionen unterliegen, wie z.B. der Ankunft am Ziel zu einem bestimmten Zeitfenster, einer maximalen Fahrzeugbeladung oder aber auch den Einschränkungen eines Elektrofahrzeugs hinsichtlich des Batterieladestandes.

Für diese Problemklasse gibt es bereits eine Vielzahl an verschiedenen Lösungsverfahren.⁹ Da es sich hier meist um ein NP-schweres kombinatorisches Optimierungsproblem handelt, wird oft auf Heuristiken oder Metaheuristiken zurückgegriffen, um in akzeptabler Zeit eine gute Lösung zu finden.¹⁰ Ein Teilproblem der Optimierung des Fuhrparks ist dabei das Problem des Handlungsreisenden, bei dem ein Fahrzeug eine bestimmte Anzahl an Orten mit minimalen Kosten abfahren soll.¹¹ Im Folgenden sollen einige Lösungsverfahren kurz vorgestellt werden.

⁷ Raff (1983)

⁸ Thompson und Psaraftis (1993)

⁹ Bodin und Golden (1981)

¹⁰ Tan et al. (2001)

¹¹ Lenstra und Kan, A. H. G. Rinnooy (1981)

Die Saving-Heuristik¹² ist ein oft eingesetztes Eröffnungsverfahren, bei dem versucht wird die kürzeste bzw. kostenoptimale Strecke zwischen einem Anfangs- und einem Endknoten zu bestimmen. In einem ersten Schritt werden für alle Knoten alle Pendeltouren bestimmt, d.h. es werden die Tourkosten von je zwei Knoten untereinander auf Hin- und Rückweg bestimmt. Anschließend werden die sogenannten Savings berechnet und in absteigender Reihenfolge sortiert. Bei einem Saving handelt es sich um das Einsparungspotential, welches durch die Verbindung zweier Pendeltouren zu einer Tour mit drei Stationen entsteht. Im letzten Schritt werden die Touren entsprechend der Savings-Reihenfolge solange zusammengefasst, bis es nur noch eine zusammenhängende Tour gibt. Zu beachten gilt es hierbei aber, dass zu jeder Zeit ein Weg vom Ausgangsort weggehen muss. Verfahrensbedingt, kann somit schnell eine Lösung gefunden werden, diese ist jedoch meist nicht optimal und wird oft durch weitere Verfahren, wie z.B. der „lokalen Suche“ oder dem „k-Opt Verfahren“, verbessert.¹³

Die Sweep-Heuristik¹⁴ ist ein graphisches Verfahren, welches auch oft als Eröffnungsheuristik eingesetzt wird. In einem ersten Schritt werden hierbei die Tourstationen entsprechend ihrer Koordinaten bzw. Kostenunterschiede auf eine Karte eingezeichnet. Dann wird ausgehend vom Tourenstart eine Linie, die sogenannte Sweep-Linie, über die Karte bewegt, sodass die Linie nach einer Drehung oder translatorischen Bewegung von der einen zur anderen Seite die Karte einmal komplett überfahren hat. Dabei erfolgt die Tourenzusammenstellung mit dem Erstkontakt der Sweep-Linie mit einer Tourenstation, sodass ausgehend vom Start nach und nach alle Stationen einer Tour hinzugefügt werden. Auch dieses Verfahren liefert meist nur eine erste Startlösung, die aber auch bei sehr großen Problemen sehr schnell entwickelt werden kann.

Im Gegensatz zu den beiden bereits vorgestellten Heuristiken führen die nun folgenden Metaheuristiken meist zu einem besseren Ergebnis bei längerer Laufzeit. Eine solche Metaheuristik ist der Evolutionäre Algorithmus.¹⁵ Dieser an die Natur angelehnte Algorithmus versucht über Selektion, Rekombination und Mutation Tourenzusammenstellungen künstlich zu entwickeln. Ausgehend

¹² Laporte (2000)

¹³ Bräysy und Gendreau (2005)

¹⁴ Federgruen und Zipkin (1984)

¹⁵ Prins (2004)

von einer Menge an möglichen Tourenzusammenstellungen, wird bei der Selektion eine kleine Anzahl an Kandidaten zur weiteren künstlichen Evolution ausgewählt. Diese Selektion kann beispielsweise über eine Fitnessfunktion erfolgen, die jede Tourenzusammenstellung hinsichtlich ihrer Performance bzgl. der Zielfunktion (Weglänge, Kostenetc.) bewertet. Diese ausgewählten Zuordnungen erzeugen nun neue Tourenzusammenstellungen. Dabei können in der Rekombination entweder zwei Zuordnungen untereinander neu kombiniert werden oder in der Mutation so verändert werden, dass eine Tourenzusammenstellung eine neue Eigenschaft besitzt, also z.B. weniger Sprit verbraucht durch den Austausch der Antriebstechnik des Fahrzeuges. Bei diesem Verfahren wird meist ein akzeptables Ergebnis über die Zeit erreicht. Für eine erfolgreiche Anwendung dieser Metaheuristik ist es erforderlich, dass eine ausreichende Dynamik bei der Entstehung neuer Tourenzusammenstellungen vorhanden ist. Ansonsten entstehen über den Evolutionsprozess hinweg nur sehr ähnliche Lösungen, was gleichbedeutend mit der Suche nach einem lokalen Minimum ist.¹⁶

Auch der Ameisenalgorithmus¹⁷ nimmt sich die Natur, mit der Futtersuche von Ameisen, als Vorbild. Bei der Suche nach Futter geben Ameisen entlang ihres Weges einen sich über die Zeit verflüchtigen Duftstoff ab. Folgende Ameisen wählen nun mit einer höheren Wahrscheinlichkeit einen Weg, auf dem die Duftstoffkonzentration höher ist. Es entstehen sogenannte Ameisenstraßen. Gibt es mehrere Wege zum Ziel, sind diese zu Beginn ähnlich häufig besucht. Mit der Zeit kristallisiert sich jedoch der kürzeste Weg heraus, da sich hier eine höhere Duftstoffkonzentration durch häufigeres Ablaufen dieses Weges entwickeln kann. Diese Schwarmintelligenz kann in einem agentenbasierten Modell umgesetzt werden. Vorteil dieses Verfahrens ist, dass schnell gute Lösungen gefunden werden können und es möglich ist neu hinzugefügte oder entfernte Stationen der Tour schnell in eine neue Lösung zu überführen. Auch wenn dieses Verfahren die optimale Lösung finden kann, wird die benötigte Rechenzeit dafür einen akzeptablen Zeitrahmen oft übersteigen. Zusätzlich wird bei Schwarmintelligenzen häufig kritisiert, dass der Lösungsweg nicht geradlinig ist und damit schlecht abgeschätzt werden kann, wie gut eine berechnete Lösung wirklich ist.¹⁸

¹⁶ Homberger und Gehring (1999)

¹⁷ Barán und Schaerer (2003)

¹⁸ Montemanni et al. (2005)

Anders als die beiden vorgestellten Metaheuristiken wird bei der Tabu-Suche¹⁹ immer nur ein Lösungskandidat betrachtet und versucht über eine lokale Suche die Tourenzusammenstellung schrittweise zu verbessern. Es handelt sich also um ein trajektions-basiertes Verfahren. Die lokale Suche nach einer Verbesserung wird hierbei über eine Tabu-Liste eingeschränkt. Diese Liste kann sowohl Lösungen als auch Lösungsrichtungen im Suchraum für eine bestimmte Anzahl an Iterationen verbieten. Auch kann es durch eine Liste erlaubt werden für eine kurze Zeit eine Verschlechterung der Lösung in Kauf zu nehmen, damit Lösungen außerhalb eines lokalen Minimums gefunden werden können. Ausgehend von einer Lösung, die auch durch eine Eröffnungsheuristik gewonnen werden kann, werden somit Lösungen in der Nachbarschaft erzeugt und dann die beste Lösung, die nach der Tabu-Liste erlaubt ist, ausgewählt. Dieses Verfahren eignet sich besonders für die Verbesserung einer bereits vorhandenen Lösung, da die Nachbarschaft einer Lösung gezielt durchsucht werden kann. Schwierig sind dabei die Festlegung der Nachbarschaft und das Entkommen von einer lokalen Lösung, die nicht die global Beste ist.

Dieser kurze Überblick ausgewählter Verfahren sollte bereits gezeigt haben, dass es viele verschiedene Möglichkeiten mit entsprechenden verfahrensbedingten Vor- und Nachteilen gibt einen Fuhrpark zu optimieren. Die Auswahl des Verfahrens zur Problemlösung sollte daher entsprechend des gesetzten Ziels getroffen werden. In der Regel muss abgewogen werden, wie viel Zeit für welche Ergebnisqualität zur Verfügung steht. Meist sind daher Heuristiken sehr schnell in der Bestimmung einer ersten Lösung, wohingegen Metaheuristiken über eine längere Laufzeit zu einem besseren Ergebnis führen. In diesem Bericht wird für eine erste Analyse daher auf eine Heuristik (Abschnitt 3.2.2) zurückgegriffen. Damit die Ergebnisse hinsichtlich ihrer Qualität beurteilt werden können, werden für kleinere Probleme noch zwei exakte Verfahren verwendet, einmal ein vollständiges numerisches Lösungsverfahren (Abschnitt 3.2.3) und einmal das Lösen eines MIQP (Abschnitt 3.2.4).

¹⁹ Gendreau et al. (1994)

3 Methodik

Das Kapitel Methodik beschäftigt sich mit der Grundlage der Fuhrparkoptimierung dieses Berichtes. Zunächst wird kurz auf die Minimierung der Gesamtnutzungskosten als betrachtete Zielfunktion eingegangen. Die Berechnung der Gesamtnutzungskosten wird wieder der Studie „Markthochlaufszszenarien für Elektrofahrzeuge“²⁰ entnommen, wobei nur wichtige Aspekte und Änderungen genau vorgestellt werden. Anschließend werden die verwendeten Verfahren zur Optimierung des Fuhrparks erläutert.

3.1 Zielfunktion

Grundsätzlich stehen meist mehrere mögliche Zielgrößen zur Auswahl, von denen eine geeignete Größe, dem Problem entsprechend, ausgewählt werden muss, sodass nach dieser hin eine Optimierung stattfinden kann. Bei einem Fuhrpark mit Elektrofahrzeugen kann beispielsweise nach einer möglichst hohen Zahl an Elektrofahrzeugen, einer möglichst geringen Schadstoffemission oder möglichst geringen Gesamtnutzungskosten (TCO=Total Cost of Ownership) eine Optimierung durchgeführt werden. In diesem Bericht wird letzteres, die Gesamtnutzungskosten, ausgewählt. Auch wenn ein „grünes“ Image oder zunehmend auch die Reduzierung der CO₂-Emissionen für Unternehmen interessant werden, richten die meisten Unternehmen noch ihr Hauptaugenmerk auf die Wirtschaftlichkeit bzw. die Rentabilität bei der Auswahl ihrer Fahrzeuge²¹. Die Zielfunktion mit Fahrprofilaten x lässt sich damit folgendermaßen angeben:

$$\min_{TCO(x)} TCO(x)$$

Da die Anschaffung von Elektrofahrzeugen im Vergleich zu konventionellen Fahrzeugen teurer ist und dazu entgegengesetzt die laufende Kosten, verursacht durch Kraftstoff- und Wartungskosten, geringer sind als bei konventionellen Fahrzeugen, muss die TCO-Betrachtung für jede Antriebsart i einzeln vorgenommen werden:

$$\min \left(\sum_{j=1}^n TCO_{i,j}(x) \right)_i$$

²⁰ Plötz et al. (2013)

²¹ Knauer et al. (2011)

wobei n die maximale Anzahl an zu untersuchenden Fahrzeuge einer Flotte und x die Fahrprofildaten beschreibt. Die TCO selbst setzen sich zusammen aus Anschaffungsausgaben und laufenden Kosten für das jeweilige Fahrzeug.

3.1.1 Formale Berechnung der TCO

Die formale Berechnung der jährlichen TCO für ein Fahrprofil f im Jahr t ($TCO_{f,t}^a$) kann damit folgendermaßen angegeben werden:

$$TCO_{f,t}^a = a_{capex}^{f,t} + a_{opex}^{f,t} - afa_{capex}^{f,t} - afa_{opex}^{f,t}.$$

Dabei bezeichnen

- $TCO_{f,t}^a$: jährliche TCO eines Fahrprofils f im Jahr t
- $a_{capex}^{f,t}$: Annuität für die Kapitalkosten eines Fahrprofils f im Jahr t
- $a_{opex}^{f,t}$: Annuität für die operativen Kosten eines Fahrprofils f im Jahr t
- $afa_{capex}^{f,t}$: Abschreibung auf die Annuität für die Kapitalkosten eines Fahrprofils f im Jahr t
- $afa_{opex}^{f,t}$: Abschreibung auf die Annuität für die operativen Kosten eines Fahrprofils f im Jahr t

Dies sind insbesondere die Anschaffungsausgaben die auf ein Jahr diskontiert werden ($a_{capex}^{f,t}$) und die laufenden Kosten ($a_{opex}^{f,t}$). Da es sich bei einer Unternehmensflotte um gewerblich gehaltene Fahrzeuge handelt, ist die Abschreibung zu subtrahieren ($afa_{capex}^{f,t}$ und $afa_{opex}^{f,t}$). Die einzelnen Summanden werden im Folgenden einzeln dargestellt.

Die Annuität der Anschaffungsausgaben $a_{capex}^{f,t}$ für ein Fahrprofil f im Jahr t ergibt sich gemäß

$$a_{capex}^{f,t} = \left((NLP_{r,s,t} + \kappa_{r,s,t} \cdot p_{Batt_{s,t}} - M_{f,t}) \cdot (1 + i_{u,t})^{T_u} - RW_{f_{s,t}} \right) \cdot \frac{i_{u,t}}{(1 + i_{u,t})^{T_u} - 1}.$$

- $NLP_{r,s,t}$: Nettolistenpreis für Fahrzeuggröße r mit Antrieb s im Jahr t [€]
- $\kappa_{r,s,t}$: Batteriegröße für Fahrgröße r mit Antrieb s im Jahr t [kWh]
- $p_{Batt_{s,t}}$: Batteriepreis für Antrieb s im Jahr t [€/kWh]
- $M_{f,t}$: Mehrpreisbereitschaft des Nutzers des Fahrprofils f im Jahr t [€]
- $i_{u,t}$: Zinssatz der Nutzergruppe u zum Zeitpunkt t [-]
- $RW_{f_{s,t}}$: Restwert für Fahrzeug f mit Antrieb s bei Kauf im Jahr t und Verkauf nach Halte-dauer [€]
- T_u : Nutzungsdauer des Fahrzeugs in Nutzergruppe u [a]

Die Investitionen setzen sich dabei zusammen aus den Investitionen für das Fahrzeug ($NLP_{r,s,t}$), und für die Batterie ($\kappa_{r,s,t} \cdot p_{Batt_{s,t}}$), welche abzüglich einer

Mehrprijsbreitschaft ($M_{f,t}$) und des Restwertes ($RW_{f,s,t}$) auf ein Jahr diskontiert werden.

Die Annuität der laufenden Kosten $a_{opex}^{f,t}$ für ein Fahrprofil f im Jahr t ergibt sich aus:

$$a_{opex}^{f,t} = \left(JFL_f \cdot \left(s_{ef,t} \cdot c_{e_{r,s,t}} \cdot k_{e_t} + (1 - s_{ef,t}) \cdot c_{c_{r,s,t}} \cdot k_{c_t} + k_{r_{r,s,t}} \right) + k_{S_{r,s,t}} \right).$$

JFL_f : Jahresfahrleistung des Fahrprofils f [km]

$s_{ef,t}$: elektrischer Fahranteil des Fahrprofils f im Jahr t [-]

$c_{e_{r,s,t}}$: elektrischer Verbrauch eines Fahrzeugs der Größe r und Antriebs s zum Zeitpunkt t [kWh/km]

k_{e_t} : Kosten für elektrischen Strom im Jahr t [€/kWh]

$c_{c_{r,s,t}}$: konventioneller Verbrauch (Benzin oder Diesel) eines Fahrzeugs der Größe r und Antriebs s zum Zeitpunkt t [l/km]

k_{c_t} : Kraftstoffkosten (Benzin oder Diesel) zum Zeitpunkt t [€/l]

$k_{r_{r,s,t}}$: Kosten für Wartung und Instandhaltung eines Fahrzeugs der Größe r und Antriebs s zum Zeitpunkt t [€/km]

$k_{S_{r,s,t}}$: Kosten für Kfz-Steuer eines Fahrzeugs der Größe r und Antriebs s zum Zeitpunkt t [€]

Es gibt also einen Teil, der von der Jahresfahrleistung (JFL_f) der Fahrprofile abhängt, einerseits unmittelbar die Wartungs- und Instandhaltungskosten ($k_{r_{r,s,t}}$) und andererseits indirekt der elektrische Verbrauch ($s_{ef} \cdot c_{e_{r,s,t}} \cdot k_{e_t}$) und der konventionelle Verbrauch ($(1 - s_{ef}) \cdot c_{c_{r,s,t}} \cdot k_{c_t}$), sowie einen fahrleistungsunabhängigen Teil, die Kfz-Steuer ($k_{S_{r,s,t}}$).

Für Flottenfahrzeuge besteht die Möglichkeit der Abschreibung auf die Kapitalkosten:

$$afa_{capex}^{f,t} = \left(\left((NLP_{r,s,t} + \kappa_{r,s,t} \cdot p_{Batt_{s,t}}) \cdot (1 + i_{u,t})^{T_{afa}} \right) \cdot \frac{i_{u,t}}{(1 + i_{u,t})^{T_{afa}} - 1} \right) \cdot AR$$

$NLP_{r,s,t}$: Nettolistenpreis für Fahrzeuggröße r mit Antrieb s im Jahr t [€]

$\kappa_{r,s,t}$: Batteriegröße für Fahrgröße r mit Antrieb s im Jahr t [kWh]

$p_{Batt_{s,t}}$: Batteriepreis für Antrieb s im Jahr t [€/kWh]

$i_{u,t}$: Zinssatz der Nutzergruppe u zum Zeitpunkt t [-]

$RW_{f,s,t}$: Restwert für Fahrzeug f mit Antrieb s bei Kauf im Jahr t und Verkauf nach Haltedauer [€]

T_{afa} : Abschreibungszeitraum per gesetzlicher Vorgabe [a]

AR: Abschreibungsrate [-]

Die Berechnung erfolgt analog zur Annuität der Kapitalkosten ($a_{capex}^{f,t}$, weiter oben), jedoch wird die Mehrpreisbereitschaft nicht in die Berechnung einbezogen, und zu guter Letzt mit der Abschreibungsrate (AR) multipliziert.

Ebenso können Flottenfahrzeuge eine Abschreibung auf die operativen Kosten vornehmen:

$$afa_{opex}^{f,t} = a_{opex}^{f,t} \cdot AR$$

$a_{opex}^{f,t}$: Annuität für die operativen Kosten eines Fahrprofils f im Jahr t [€]

AR: Abschreibungsrate [-]

3.1.2 Formale Berechnung des elektrischen Fahranteils und der Jahresfahrleistung

Zur Bestimmung der Jahresfahrleistung wird zunächst eine technische Analyse des Fahrprofils durchgeführt. In dieser Analyse wird der Ladestand der Batterie bei den Elektrofahrzeugen simuliert, um einerseits den elektrischen Fahranteil bei Plug-In-Hybriden und Range-Extendern zu bestimmen und andererseits zu überprüfen, ob die Batteriegröße ausreichend ist für einen rein elektrischen Betrieb bei reinen Batteriefahrzeugen. Der Batterieladestand (SOC = State of Charge) wird dabei für jedes Fahrprofil folgendermaßen simuliert:

$$SOC_{t,f}(\tau + 1) = \begin{cases} SOC(\tau) - d_{\Delta\tau_f} \cdot c_{e_{r,s,t}} & \text{für } d_{\Delta\tau_f} > 0 \\ \min(SOC(\tau) + \Delta\tau_f \cdot P_{loc_{\tau_f}}, \kappa_{r,s}) & \text{für } d_{\Delta\tau_f} = 0 \end{cases}$$

mit $SOC(0) = DoD_{r,s} \cdot \kappa_{r,s}$, d.h., eine volle Batterie wird als Anfangszustand angenommen. Dabei bezeichnen:

$SOC_{t,f}(\tau)$: Ladestand der Batterie [kWh] zum Zeitpunkt τ im Jahr t für Fahrprofil f

r : Fahrzeuggröße; $r \in \{\text{klein, mittel, groß}\}$; r wird aus f bestimmt

s : Fahrzeugtypen; $s \in \{\text{Benzin, Diesel, PHEV, BEV, REEV}\}$

f : Fahrprofil

$\kappa_{r,s}$: Kapazität der Batterie für Fahrzeuggröße r und Fahrzeugtyp s

$DoD_{r,s}$: maximale Entladungstiefe für Fahrzeuggröße r und Fahrzeugtyp s

$\Delta\tau_f$: Zeitraum zwischen zwei Zeitpunkten [h] aus Fahrprofil f

$d_{\Delta\tau_f}$: Tour die im Zeitraum $\Delta\tau$ zurückgelegt wurde [km] aus Fahrprofil f

$c_{e_{r,s,t}}$: elektrischer Verbrauch [kWh/km] eines Fzgs. der Größe r des Antriebs s im Jahr t

t : Beobachtungsjahr [a]

$P_{loc_{\tau_f}}$: Ladeleistung am Standort loc_{τ_f} zum Zeitpunkt τ

Ein Fahrprofil f besteht dabei aus mehreren Touren, die in diesem Fahrprofil zurückgelegt wurden. In der Batterieladestandssimulation wird die Batterie immer entladen, wenn in einem Zeitabschnitt $\Delta\tau_f$ ein Weg zurückgelegt wird

($d_{\Delta\tau_f} > 0$) und geladen, wenn das Fahrzeug steht ($d_{\Delta\tau_f} = 0$) und Ladeinfrastruktur zur Verfügung steht ($P_{loc\tau_f} > 0$). Wird das Fahrzeug im Zeitraum zwischen τ und $\tau + \Delta\tau_f$ demnach bewegt, so wird der Ladestand zum Zeitpunkt τ ($SOC(\tau)$) reduziert um den Stromverbrauch für die Strecke $d_{\Delta\tau_f}$ multipliziert mit dem elektrischen Verbrauch, den das Fahrzeug der Größe r , des Typs s im Jahr t hat. Wird das Fahrzeug in diesem Zeitraum nicht bewegt, so wird der Ladestand zum Zeitpunkt τ ($SOC(\tau)$) erhöht um die Strommenge, die während dem Zeitraum $\Delta\tau_f$ bei der angegebenen Leistung $P_{loc\tau_f}$ geladen werden kann.

Anhand dieses simulierten Batteriestandes lässt sich dann der elektrische Fahranteil für Plug-In-Hybride und Range-Extendern berechnen und zugleich überprüfen, ob eine Fahrt mit einem reinen Batteriefahrzeug möglich ist:

$$s_{e_{f,t}} = \frac{\sum_{w \in f^+} d_w}{\sum_{w \in f} d_w}.$$

$s_{e_{f,t}}$: elektrischer Fahranteil des Fahrprofils f im Jahr t

f^+ : Entfernungen im Fahrprofil f mit positivem Batterieladestand ($SOC(t_w) > 0$); auch Teilstrecken möglich

d_w : Länge des Wegs w

Dabei wird davon ausgegangen, dass ein Nutzer zuerst alle Wege rein elektrisch zurücklegt und am Unternehmensstandort die Infrastruktur zum Laden nutzt. Nachdem die elektrische Reichweite des Fahrzeuges entlang eines Weges aufgebraucht wurde, wird davon ausgegangen, dass im Range-Extender-Modus weitergefahren wird. Der elektrische Fahranteil ist schließlich einfach der Quotient aus rein elektrisch zurückgelegter Entfernung und der insgesamt zurückgelegten Entfernung. Falls der SOC-Wert in der Simulation einen negativen Wert annimmt, kann das reine Batteriefahrzeug aufgrund einer zu geringen Batteriekapazität die Wege des Fahrprofils nicht abfahren und scheidet für eine TCO-Betrachtung aus.

Anzumerken ist, dass die TCO-Berechnung im Gegensatz zu anderen TCO-Analysen nicht auf durchschnittlichen Jahresfahrleistungen beruht, sondern auf Basis realer Fahrprofile mit einer Aufzeichnungsdauer von mindestens einer Woche. Dies erlaubt die teils sehr heterogene Nutzung von PKW adäquat abzubilden.

Im Gegensatz zur Studie „Markthochlaufszzenarien für Elektrofahrzeuge“²² wird bei der Fuhrparkoptimierung die Hochrechnung auf die jährliche Gesamtfahr-

²² Plötz et al. (2013)

leistung etwas angepasst, um die Rolle eines kompletten Fuhrparks besser Rechnung tragen zu können. Hierzu wird zunächst der Betrachtungszeitraum für alle Fahrzeuge eines Unternehmens so festgelegt, dass die erste gestartete Tour aller Fahrzeuge den Beginn und die zuletzt beendete Tour aller Fahrzeuge das Ende eines Betrachtungszeitraumes festlegt. Diese Annahme verhindert, dass für ein Fahrzeug, welches aufgrund der Optimierung nur kurz genutzt wird, eine übermäßig hohe Jahresfahrleistung berechnet wird. Als weitere Anpassung wird bei der Zuordnung der Tour zu einem Wochentag nicht der Abfahrts-tag als Referenz genutzt, sondern es wird für jeden Wochentag proportional zur Gesamtzeit einer Tour eine Verteilung über mehrere Wochentage hinweg vorgenommen. Dies sorgt für eine genauere Abbildung des Wochenrhythmus bei Touren, deren Tourenlänge einen Tag überschreiten.

3.1.3 Restwertberechnung

Zur Berechnung der Restwerte²³ von Pkw wird eine Regression des Verkaufspreises mit mehreren Einflussfaktoren genutzt. Für das Vorgehen zur Restwertberechnung sind das Alter, die Fahrleistung und der Neupreis des Fahrzeuges die wichtigsten Faktoren:

$$\ln \text{Restwert} = \alpha + \beta_1 \frac{\text{Alter}}{\text{Monat}} + \beta_2 \frac{\text{km}}{\text{Monat}} + \beta_3 \ln \text{Neupreis} + \varepsilon.$$

Dabei steht der letzte Summand ε für nicht-modellierte normalverteilte Zufallszahlen, wie z.B. die Abhängigkeit der Restwerte von der Fahrzeugmarke, der Fahrzeugfarbe oder dem Monat des Verkaufs. Die Berechnung der Restwerte für das TCO-Modell erfolgt damit gemäß:

$$RW_{f_s} = e^{\alpha} \cdot e^{12 \cdot \beta_1 \cdot a} \cdot e^{\frac{\beta_2}{12} \cdot JFL_f} \cdot (NLP_{r,s,t} + \kappa_{r,s,t} \cdot p_{Batt_{s,t}})^{\beta_3}.$$

$RW_{f_s,t}$: Restwert des Fahrzeuges des Typs s des Fahrprofils f im Jahr t

a : Alter des Fahrzeuges in Jahren (hier analog zur Fahrzeugnutzungsdauer T)

JFL_f : Jahresfahrleistung des Fahrprofils f

$NLP_{r,s,t}$: Nettolistenpreis eines Fahrzeuges der Größenklasse r und des Typs s ohne Batterie im Jahr t

$\kappa_{r,s,t}$: Kapazität der Batterie eines Fahrzeuges der Größenklasse r und des Typs s im Jahr t

$p_{Batt_{s,t}}$: Batteriepreis für ein Fahrzeug des Typs s im Jahr t

²³ Plötz et al. (2013). Der Ansatz und Parameter entstammen Dexheimer (2003); Linz et al. (2003).

Die Parameter für die Berechnung sind in Tabelle 1 zusammengefasst:

Tabelle 1: Parameter für Restwertberechnung

Variable	Parameter	Wert	Standard-Abweichung
Alter	β_1	$-1,437 \cdot 10^{-2}$	$2,79 \cdot 10^{-6}$
Monatsfahrleistung	β_2	$-1,17 \cdot 10^{-4}$	$6,13 \cdot 10^{-7}$
ln (Neupreis)	β_3	0,91569	$4,42 \cdot 10^{-4}$
Konstante	α	0,97948	$3,6 \cdot 10^{-3}$

3.2 Verfahren

Nachdem die Zielgröße definiert wurde, werden in diesem Abschnitt die verwendeten Verfahren zur Optimierung der Unternehmensflotte kurz vorgestellt. Zur Optimierung ist es erforderlich die zwei variablen Stellgrößen, die Antriebsart der Fahrzeuge einer Flotte und die Zuweisung einer Tour zu einem Fahrzeug, derart festzulegen, dass daraus möglichst geringe Gesamtnutzungskosten resultieren. Die Verfahren versuchen dabei eine Lösung des Problems aufzuzeigen, wie eine Entscheidung für die Festlegung, der zwei in sich abhängigen Stellgrößen, getroffen werden kann. Denn für eine optimale Festlegung der Antriebsart muss bekannt sein, wie hoch die Jahresfahrleistung im konventionellen bzw. im elektrischen Betrieb ist. Hierzu muss wiederum bekannt sein, welche Tour durch welches Fahrzeug bedient werden soll. Eine optimale Zuweisung einer Tour zu einem Fahrzeug ist jedoch nur dann möglich, wenn bekannt ist, welche Antriebsart ein Fahrzeug besitzt. Denn nur so kann sichergestellt werden, dass eine Tour möglichst kostengünstig abgefahren wird oder technisch überhaupt möglich ist und nicht durch eine zu geringe Batteriekapazität eines reinen Batteriefahrzeugs unmöglich gemacht wird. Im Folgenden wird auf eine Einzelfahrzeugoptimierung eingegangen und anschließend drei Verfahren erläutert, die eine umfassendere Betrachtung durchführen. Ein Vergleich der Verfahren erfolgt im Kapitel 5.

3.2.1 Einzelfahrzeugoptimierung

Bei der Einzelfahrzeugoptimierung werden Teilmodule des in der Studie „Markthochlaufszenarien für Elektrofahrzeuge“ verwendeten Simulationsmo-

dells ALADIN (**A**lternative **A**ntriebe **D**iffusion und **I**nfrastruktur)²⁴ verwendet. Für die Optimierung wird sich dazu das aufgezeichnete Fahrprofil eines Fahrzeugs näher angeschaut, indem für dieses Fahrzeug für jede Antriebsart die TCO nach der in Abschnitt 3.1.1 vorgestellten Formel berechnet wird. Dabei wird die TCO der Antriebsart ausgewählt, die die geringsten Kosten besitzt. Eine Betrachtung eines reinen Batteriefahrzeugs findet nur dann statt, sofern eine ausreichende Batteriekapazität vorhanden und damit technisch eine Fahrt möglich ist. Bei diesem Modell wird ausschließlich auf die aufgezeichneten Fahrprofile zurückgegriffen und es finden keine Neuordnungen der Touren statt. Es können keine Einsparungsmöglichkeiten an der Fahrzeuganzahl durch eine Neuallokation von Touren zu Fahrzeugen erreicht werden und es kann keine Verbesserung des Restwertes der Fahrzeuge durch Tourenneuordnung durchgeführt werden. Die Einzelfahrzeugoptimierung beantwortet somit die Fragestellung nach der besten Antriebsart bei vorgegebenem Fahrprofil.

3.2.2 Heuristik

Die Heuristik versucht sich im Gegensatz zur Einzelfahrzeugoptimierung die Synergieeffekte eines Fuhrparks (Verschiebung einer Tour auf ein anderes Fahrzeug/andere Antriebsart) zu Nutze zu machen, um die Gesamtnutzungskosten einer Unternehmensflotte zu senken. Die hier verwendete Heuristik orientiert sich an den vorgestellten Eröffnungsverfahren in Abschnitt 2 und versucht möglichst schnell eine möglichst gute Lösung in einem iterativen Verfahren zu bestimmen. Das Vorgehen sieht daher folgendermaßen aus. In einem ersten Schritt werden die Touren aller Fahrzeuge nach der Abfahrtszeit sortiert, um diese dann in einem zweiten Schritt schrittweise einem Fahrzeug zuzuordnen. Die Zuordnung einer Tour zu einem Fahrzeug läuft dabei so ab, dass für jedes Fahrzeug überprüft wird, ob die Tour technisch möglich ist. Es wird also überprüft, ob das Fahrzeug gerade zur Verfügung steht und nicht bereits auf einer Tour unterwegs ist und ob das Fahrzeug als reines Batteriefahrzeug genutzt werden kann. Falls kein Fahrzeug diese Tour abfahren kann, wird ein neues Fahrzeug dem Fuhrpark hinzugefügt. Anschließend wird für jede zulässige Möglichkeit der Tourzuordnung zu einem Fahrzeug die Gesamtnutzungskosten der Fahrzeugflotte bestimmt. Dazu werden stets bei jeder TCO-Bestimmung eines Fahrzeuges alle Antriebsarten analog zur Einzelfahrzeugoptimierung berechnet und der beste TCO-Wert für das Fahrzeug ausgewählt. Reine Batterie-

²⁴ Plötz et al. (2013)

fahrzeuge werden nur dann berücksichtigt, wenn dies technisch möglich ist. Die beste Tourzuordnung wird dann als Ausgangsbasis des nächsten Iterationsschrittes genutzt bis alle Touren zugeordnet sind. Im Gegensatz zur Einzelfahrzeugoptimierung können mit dieser Heuristik durch eine Neuuzuordnung der Touren zu Fahrzeugen Einsparungen hinsichtlich der Fahrzeuganzahl erreicht werden. Durch die erstbeste Tourzuordnung kann es aber dazu kommen, dass durch einen vorherigen Iterationsschritt das ideale Fahrzeug nicht zur Verfügung steht. Eine Optimierung des Restwertes und der Betriebskosten der Fahrzeuge findet daher verfahrensbedingt nur bedingt statt.

3.2.3 Vollständige numerische Lösung

Bei vollständigen numerischen Lösungsverfahren wird versucht über Analyse aller kombinatorischen Möglichkeiten die beste Lösung zu bestimmen. Dazu werden alle möglichen Kombinationen der Zuordnung einer Tour zu einem der Fahrzeuge hinsichtlich ihrer Gesamtnutzungskosten bewertet. Die beste Lösung stellt dabei die optimale Lösung des Problems dar. Bei der Tourenzuordnung zu Fahrzeugen werden maximal so viele Fahrzeuge berücksichtigt, wie Fahrzeuge als Eingangsdaten durch die aufgezeichneten Fahrprofile vorhanden waren. Vorteil dieses Verfahren ist es, dass sowohl die Frage nach einer optimalen Tourenzuordnung als auch die Frage nach der besten Antriebsart der Flottenfahrzeuge beantwortet werden kann und somit die optimale Lösung des Problems gefunden wird. Dabei muss jedoch zwingend der gesamte Lösungsraum durchsucht werden, denn ein Abbruch nach einer ersten gefundenen Lösung garantiert noch keine gute Lösung. Es kann beispielsweise dazu kommen, dass eine der letzten Lösungsmöglichkeiten noch einmal Fahrzeuge einspart und damit die Gesamtnutzungskosten wesentlich reduziert. Ein großer Nachteil des Verfahrens ist, dass es schnell zu einer großen Vielzahl an Möglichkeiten kommt, die untersucht werden müssen. Hat der Fuhrpark beispielsweise 5 Fahrzeuge bei 150 aufgezeichneten Touren so ergeben sich $5^{150} \approx 7 * 10^{104}$ zu untersuchende Möglichkeiten. Auch wenn angenommen werden kann, dass durch eine zeitliche Überschneidung von Touren Teile des Lösungsraumes nicht näher betrachtet werden müssen, wird die Rechenzeit für größere Probleme lang und das Verfahren nicht mehr sinnvoll anwendbar.

3.2.4 Gemischt-Ganzzahlig-Quadratisches-Programm (MIQP)

Beim Gemischt-Ganzzahligen-Quadratischem-Programm (MIQP–Mixed-integer-quadratic-problem) handelt es sich um eine mathematische Problemformulierung, die mittels generalisierten mathematischen Optimierungstools gelöst

werden kann. Im Folgenden wird die vereinfachte formale mathematische Problemformulierung für die Optimierung der Unternehmensflotte beschrieben:

$$\min_{x,y} \sum_{i=1}^n \sum_{s=1}^5 y_{i,s} \cdot \left(c_{fix} + c_{var}(\widehat{RW}_{i,s}(x), x) - M_1 \sum_a^L \widehat{RW}_{max,a,i,s} \right)$$

s.t.

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^N x_{i,k} &= 1, \quad \forall k \\ \sum_{k=1}^K x_{i,k} &\leq K \sum_{s=1}^5 y_{i,s}, \quad \forall i \\ \sum_{k=1}^K A(\tau, k) \cdot x_{i,k} &\leq 1, \quad \forall i, \tau \\ \sum_{s=1}^5 y_{i,s} &= 1, \quad \forall i \\ SOC_{i,s}(\tau) - SOC_{i,s}(\tau + 1) + S_{1,s,i} - S_{2,s,i} + e_u(s, \tau) \cdot A(\tau, k) \cdot x_{i,k} \\ &\quad + (1 - A(\tau, k)) \cdot e_c(s, \tau) = 0, \quad \forall i, s \\ S_{2,s,i} + M_2 \cdot \sum_{k=1}^K A(\tau, k) \cdot x_{i,k} &\leq M_2, \quad \forall i, s \\ S_{1,s,i} + e_u(s, \tau) \cdot \sum_{k=1}^K A(\tau, k) \cdot x_{i,k} &\leq 0, \quad \forall i, s \\ SOC_{i,s}(\tau_0) - SOC_{i,s}(\tau_1) - XSOC_{i,k,s} &= 0, \quad \forall i, k, s \\ XSOC_{i,k,s} \cdot x_{i,k} &= Xel_{i,k,s}, \quad \forall i, k, s \setminus \{1, 2\} \\ m_a \cdot (km_{el,i,s} + km_{con,i,s}) + n_a &\geq \widehat{RW}_{max,a,i,s}, \quad \forall a, i, s \\ \sum_{a=1}^L \lambda_{i,a} \cdot \widehat{RW}_{max,a,i,s} &= \widehat{RW}_{i,s}, \quad \forall i, s \\ \sum_{k=1}^K B(k, d) \cdot x_{i,k} &= WD_{i,d}, \quad \forall i, d \\ \sum_{d=1}^D C(d) \cdot WD_{i,d} - km_{el,i,s} &= km_{con,i,s}, \quad \forall i, s \\ \sum_{k=1}^K B(k, d) \cdot c(Xel_{i,k,s}) &= WD_{el,d,i,s}, \quad \forall d, i, s \\ \sum_{d=1}^D C(d) \cdot WD_{el,d,i,s} &= km_{el,i,s}, \quad \forall i, s \\ i &\in \{1, \dots, N\} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& k \in \{1, \dots, K\} \\
& s \in \{1, \dots, 5\}^{25} \\
& \tau \in \{1, \dots, T\} \\
& M_1 \ll 0 \\
& M_2 \gg 0 \\
& \text{SOC} \in [0, \text{SOC}_{\max}] \\
& \text{XSOC} \in [-1, 1] \\
& \text{Xel} \in [0, 1] \\
& \widehat{RW} \in \mathbb{R}^+ \\
& \widehat{RW}_{\max} \in \mathbb{R}^+
\end{aligned}$$

N :	Anzahl an Fahrzeugen
K :	Anzahl an Touren
T :	Anzahl an Zeitabschnitten
L :	Anzahl an Stützstellen
$x_{i,k}$:	Tour k mit Fahrzeug i (1, sonst 0)
$y_{i,s}$:	Fahrzeug i mit Antriebsart s (1, sonst 0)
$\widehat{RW}_{\max,a,i,s}$:	Maximaler Restwert des Fahrzeugs i mit Antriebsart s an der Interpolationsstelle a
$A(\tau, k)$:	Matrix mit Zeitabschnitten τ , während dem Strecke k abgefahren wird (1, sonst 0)
$\text{SOC}_{t,i,s}(\tau)$:	Batterieladestand zu Beginn des Zeitabschnittes τ (bzw. zu Beginn der Tour τ_0 und dem Ende der Tour τ_1) beim Fahrzeug i mit Antriebsart s
$S_{1,s,i}, S_{2,s,i}$:	Hilfsvariablen
M_1, M_2 :	Hilfsparameter
$e_u(s, \tau)$:	Entladestrom für Antriebsart s im Zeitabschnitt τ
$e_c(s, \tau)$:	Ladestrom für Antriebsart s im Zeitabschnitt τ
$\text{XSOC}_{i,k,s}$:	Batteriekapazitätsverbrauch auf der Strecke k mit Fahrzeug i und Antriebsart s
$\text{Xel}_{i,k,s}$:	Elektrischer Fahranteil bezogen auf die maximale Batteriekapazität mit Fahrzeug i und Antriebsart s bei Strecke k
m_a :	Steigung am Interpolationsabschnitt a
n_a :	Y-Achsenabschnitt am Interpolationsabschnitt a
$\text{km}_{\text{el},i,s}$:	Elektrische Jahresfahrleistung des Fahrzeugs i mit Antriebsart s
$\text{km}_{\text{con},i,s}$:	Konventionelle Jahresfahrleistung des Fahrzeugs i mit Antriebsart s
$\lambda_{i,a}$:	Indikator für aktiven Interpolationsabschnitt a für die Restwertbestimmung bei Fahrzeug i (1, sonst 0)
$B(k, d)$:	Matrix mit Anteil der Strecke k am Wochentag d
$\text{WD}_{i,d}$:	Kilometerleistung des Fahrzeugs i am Wochentag d
$\text{WD}_{\text{el},d,i,s}$:	Elektrische Kilometerleistung des Fahrzeugs i mit Antriebsart s am Wochentag d
$c(\text{Xel})$:	elektrisch gefahrene Kilometer bezogen auf Batterieverbrauch Xel
$C(d)$:	Anteil des Wochentags d am Betrachtungstag bezogen auf ein Jahr

25 Entspricht {Benziner, Diesel, BEV, Plug-In-Hybrid, Range-Extender}

Dabei muss angemerkt werden, dass für die Restwertbestimmung eines Fahrzeuges im Gegensatz zu den anderen Verfahren eine stückweise lineare Näherung verwendet wird, um eine mathematische Formulierung als MIQP zu ermöglichen²⁶. Da die jährliche Fahrleistung der Fahrzeuge nicht ex ante bekannt ist, können die Restwerte nicht bereits bei der Problemformulierung festgelegt werden, sondern müssen basierend auf der Fahrleistung der gesamten Fuhrparksflotte bestimmt werden. Dazu wird die Restwertformel aus Abschnitt 3.1.3 für jedes Fahrzeug mittels einer linearen Funktion und L über die Gesamtjahreskilometerleistung gleichverteilten Stützstellen angenähert.

$$\widehat{RW} = \frac{RW(JFL_a) - RW(JFL_{a+1})}{JFL_a - JFL_{a+1}} * JFL(MIQP) + RW(JFL_a) - \frac{RW(JFL_a) - RW(JFL_{a+1})}{JFL_a - JFL_{a+1}} * JFL_a$$

Dabei steht \widehat{RW} für den angenäherten Restwert, $RW(JFL_a)$ für den Restwert nach Abschnitt 3.1.3 und $JFL(MIQP)$ für die aus dem MIQP bestimmte Fahrleistung eines Fahrzeuges, wobei a für eine der L Stützstellen steht. Diese Näherung bei der Formulierung als MIQP führt dabei jedoch nicht zu einer Falschberechnung der Fahrzeuganzahl, sondern es besteht einzig die Möglichkeit einer schlechteren Tourenzuordnung zu einem Fahrzeug im Vergleich zur optimal möglichen Lösung.

Dieses mathematische Problem lässt sich dann mittels vorhandener Optimierungstools für die mathematische Optimierung lösen. In dieser Studie wird auf das Programmsystem IBM ILOG CPLEX Optimization Studio (CPLEX) 12.6 zurückgegriffen. Die Nutzung des MIQP-Solvers ist hierbei möglich, da CPLEX durch eine interne Routine das Problem in ein lineares Problem überführen kann²⁷.

Dieses Verfahren erlaubt somit durch eine formale Problemdefinition auf bestehende effiziente Optimierungstools zurückzugreifen. Gerade bei der Berechnung von Binärvariablen ist dies von Vorteil, da diese Probleme sehr aufwendig sind. Prinzipiell müssen für jede Binärvariable zwei Probleme gelöst werden, in

²⁶ Bei einem MIQP wird vorausgesetzt, dass die Zielfunktion als Quadratische Gleichung dargestellt werden kann und dass die Beschränkungen dieser Zielfunktion linearer Natur sind.

²⁷ In der normalisierten Problemdefinition ist die vorhandene Matrix für den quadratischen Teil der Zielfunktion indefinit. Der MIQP-Solver kann normalerweise nur mit einer definiten Matrix umgehen.

denen der Wert der Binärvariabel ein fester Wert zugeordnet wird. Bei 50 Binärvariablen würde dies bedeuten, dass ungefähr $1,1 * 10^{15}$ Teilprobleme gelöst werden müssen. Auch dies wäre mit einer sehr langen Rechenzeit verbunden, die die Anwendung dieses Verfahrens einschränkt. Durch geschickte Berechnungen mittels der Branch-and-Cut-Methode und lokalen Such-Heuristiken kann der Aufwand reduziert werden und es müssen meist nur eine verhältnismäßig geringe Anzahl an Teilproblemen berechnet werden. Zusätzlich muss dieses Verfahren auch nicht komplett bis zum Ende durchgeführt werden, denn verfahrensbedingt kann eine Aussage über die Güte einer gefundenen Lösung gemacht werden²⁸. Daher lässt sich dieses Verfahren bei größeren Problemen besser anwenden als das vollständige numerische Lösungsverfahren. Bei vielen Fahrzeugen oder bei sehr vielen Strecken stößt aber auch dieses Verfahren an seine Grenze. Ansonsten erlaubt es eine Lösungsbestimmung die im Rahmen der getroffenen Annahmen (abzüglich eines Interpolationsfehlers²⁹) die optimale Lösung bestimmen sollte.

3.2.5 Zusammenfassung

Die in diesem Kapitel vorgestellten drei Verfahren sollen eine erste Analyse des Verhaltens von Elektrofahrzeugen in Fuhrparks ermöglichen. Dabei dient die Heuristik dazu möglichst schnell eine Lösung zu finden. Die Qualität der Lösung lässt sich anhand des vollständigen numerischen Lösungsverfahrens und des MIQP-Verfahrens beurteilen. Da das vollständige numerische Lösungsverfahren nur bei sehr kleinen Problemen anwendbar ist, soll es als Referenz für das MIQP-Verfahren dienen, welches zwar größere Probleme berechnen kann aber stets eine Approximation durchführen muss. Auch das MIQP-Verfahren kann an seine Grenzen stoßen, wobei die Qualität der Lösung dann verfahrensbedingt beurteilt werden kann. Das genaue Verhalten der implementierten Verfahren wird in Kapitel 5 aufgezeigt.

²⁸ Der Quotient aus der besten ganzzahligen Lösung zur schlechtesten relaxierten Lösung erlaubt eine Aussage zu treffen, wie weit die gefundene Binärlösung maximal noch vom Optimum entfernt sein kann.

²⁹ Rechnungen werden alle mit 4 Stützstellen durchgeführt.

4 Datengrundlage

In diesem Kapitel werden die Eingangsdaten und die verwendeten Parameter der Flottenoptimierung dargestellt. Die Grundlage bilden die REM2030-Fahrprofil-Datenbank³⁰ und die Parameterauswahl der Studie „Markthochlaufszenarien für Elektrofahrzeuge“³¹.

Bei der REM2030-Fahrprofil-Datenbank handelt es sich um mittels GPS-Loggern real aufgezeichnete Fahrprofile im Wirtschaftsverkehr. Diese Primärdaten werden seit Juni 2011 durch das Fraunhofer-Institut für System- und Innovationsforschung ISI erhoben. Aktuell enthält die Datenbank 522 Fahrprofile gewerblich gehaltener Fahrzeuge in Deutschland, deren mittlerer Aufzeichnungszeitraum ungefähr drei Wochen beträgt. Weitere Kennzahlen können Tabelle 2 entnommen werden.

Tabelle 2: Kennzahlen der REM2030-Fahrprofil-Datenbank

Kennzahl	Wert
Gesamtzahl Fahrprofile	522
Kleinwagen	119
Mittelklasse	203
Großklasse	56
Transporter/leichte Nutzfahrzeuge	144
Sonderfahrzeuge	6
Gesamtzahl Fahrstrecken	71.338
Aufzeichnungsdauer	ca. 3 Wochen
Anzahl Unternehmen	146
Mittelwert Fahrzeuge/Unternehmen	3,6
SD Fahrzeuge/Unternehmen	2,5

Die Datenbank verfolgt das Ziel, möglichst repräsentativ hinsichtlich der Wirtschaftszweigverteilung gewerblich gehaltener Fahrzeuge zu sein. Sie enthält Daten zur Fahrstrecke (inkl. Abfahrts- und Ankunftszeitpunkt sowie zurückgelegte Kilometer aller Teilstrecken), die Größe des Fahrzeugs und das Wirtschaftssegment³², in dem das Fahrzeug eingesetzt wird. Außerdem werden

³⁰ Funke et al. (2014)

³¹ Plötz et al. (2013)

³² DESTATIS (2008)

Informationen über die Gemeindegröße des Unternehmens erhoben sowie, soweit verfügbar, Angaben zur Unternehmensgröße und Fahrzeugnutzung gesammelt.

Die erhobenen Daten wurden auf Plausibilität untersucht und die aufgezeichneten Fahrstrecken bei Notwendigkeit in sinnvoller Weise angepasst bzw. ergänzt, falls es aufgrund von GPS-/Mobilfunk-Abrissen zu Unterbrechungen in der Datenaufzeichnung kam. Zusätzlich wurde die Entfernung zum Unternehmen (Luftlinie) der Datenbank hinzugefügt. Falls die aufgezeichnete Strecke kürzer als die Luftlinienentfernung zwischen dem jeweils aufgezeichneten Abfahrts- und Ankunftsort ist, wurde die aufgezeichnete Fahrstrecke durch die im Straßennetz von Google-Maps ermittelte Fahrstrecke ersetzt. Aktuell betrifft dies 2.585 von 71.338 Datensätzen (4 %) mit Mittelwert der Luftlinienentfernung von 4,2 km und einer Standardabweichung der Luftlinienentfernung von 30,3 km. Bei falsch aufgezeichneten Fahrzeiten, bei welchen die dazugehörigen Durchschnittsgeschwindigkeiten 1 km/h unterschreiten oder die Fahrzeit geringer als eine Minute ist, wird zusätzlich die aufgezeichnete Ankunftszeit durch die errechnete Ankunftszeit (=Abfahrtszeit + Fahrzeit der von Google-Maps ermittelten Wegstrecke) ersetzt. Dies betrifft 2.397 Datensätze mit Mittelwert der Luftlinienentfernung von 1,1 km und Standardabweichung der Luftlinienentfernung von 13,4 km. Ergänzungen wurden vorgenommen, wenn sich der Ankunftsort der i-ten Fahrt und der Abfahrtsort der (i+1)-ten Fahrt unterschieden. In diesem Fall wurde in den Datensatz eine zusätzliche, mit Hilfe von Google-Maps, ermittelte Fahrstrecke zwischen den beiden aufgezeichneten Fahrstrecken eingefügt, sodass im bereinigten Datensatz keine offensichtlichen Datenlücken mehr bestehen. Dies betrifft 2.597 Datensätze mit Mittelwert der eingefügten Fahrstrecke von 15,6 km und Standardabweichung der eingefügten Fahrstrecke von 67,6 km. Die Abfahrtszeit der zusätzlich eingefügten Fahrstrecken wird dabei der Ankunftszeit der i-ten Fahrt gleichgesetzt und die Fahrzeit der von Google Maps ermittelten Wegstrecke entnommen.

Zur besseren Veranschaulichung der aufgezeichneten Fahrprofile, sind in Abbildung 1 die Daten von 14 Fahrzeugen (1.005 Fahrstrecken) dargestellt. Bei Betrachtung des Aufzeichnungsraumes während der Jahrestage 178 bis 185 kann besonders gut ein Wochenrhythmus erkannt werden. Hierbei wird an den Werktagen (Jahrestage 178-183) regelmäßig am Tag das Fahrzeug genutzt, wohingegen in der Nacht und am Wochenende das Fahrzeug meist nicht in Bewegung ist. Auch kann erkannt werden, dass prinzipiell Fahrstrecken eines Fahrzeugs durch ein anderes abgefahren werden könnten.

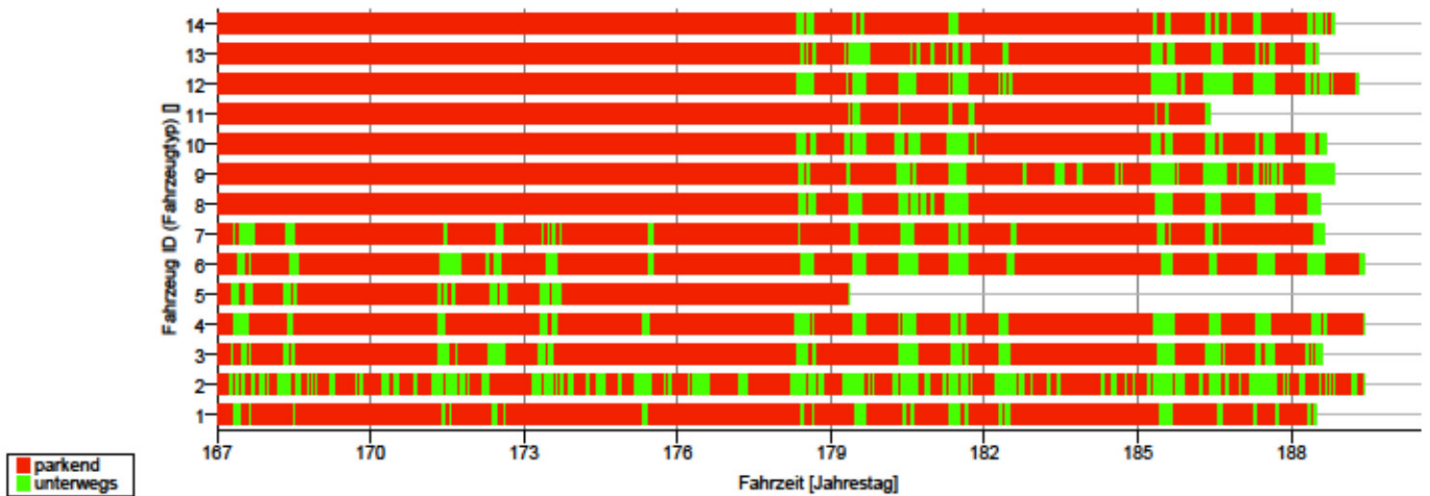


Abbildung 1: Visualisierung der ersten 14 Fahrzeuge der REM2030-Fahrprofil-Datenbank

Für die Fuhrparkoptimierung wurden die 71.338 aufgezeichneten Fahrstrecken zu insgesamt 14.427 Touren zusammengefasst, um die Komplexität zu reduzieren. Eine Tour setzt sich dabei aus Fahrstrecken zusammen, bei der der Ankunftsort der i -ten Fahrstrecke dem Abfahrtsort der $(i+1)$ -ten Fahrstrecke entspricht. Der Abfahrt- und Ankunftsort ist dabei immer der Unternehmensstandort. Dieser wird durch den Aufenthalt eines Fahrzeuges im Umkreis von 500 m um den Unternehmensstandort definiert. Dadurch wird auch sichergestellt, dass einem Fahrer das gleiche Fahrzeug während einer Tour zur Verfügung steht und damit eine Rückkehr des Fahrers zum Unternehmenssitz gewährleistet ist. Eine Tour ist somit im Mittel 51,3 km lang und die Standardabweichung beträgt 183,3 km. Die Fahrzeit während einer Tour beträgt im Durchschnitt 4,6 Stunden mit Standardabweichung von 21,5 Stunden.

Für die Bestimmung der Gesamtnutzungskosten der Fahrzeuge (Benziner, Diesel, Plug-In-Hybrid (PHEV), Range-Extender (REEV) und reines Batteriefahrzeug (BEV)) und die verwendeten Parameter bei der Berechnung des Batterieladestandes, wird auf die Studie „Markthochlaufszszenarien für Elektrofahrzeuge“³³ zurückgegriffen. Diese stellt eine detaillierte Beschreibung der verwendeten Parametern und den zugrundeliegenden Annahmen zur Verfügung. In der Studie werden sowohl Fahrzeugparameter (Nettolistenpreise, Verbräuche, Batteriegrößen, Entladetiefenetc.) als auch energiewirtschaftlichen Rahmendaten

³³ Plötz et al. (2013)

(Preise für Energieträger und Kraftstoffe etc.) festgelegt. Für diesen Bericht wurden folgende Annahmen getroffen:

Tabelle 3: Ausgewählte Parameter des mittleren Szenarios (fahrzeugspezifisch)

Parameter	Benziner	Diesel	PHEV	REEV	BEV
Entladetiefe [%]	-	-	75	80	90
Batteriekapazität [kWh]	-	-	10	16	24
Konventioneller Verbrauch [l/km]	0,065	0,053	0,061	0,072	-
Elektrischer Verbrauch [kWh/km]	-	-	0,1984	0,211	0,211
Batteriepreis [€/kWh]	-	-	281	281	281
Kraftfahrzeugssteuer [€/Jahr]	101	209	34	20	-
Wartung & Instandhaltung [€/km]	0,048	0,048	0,044	0,033	0,04
Nettolistenpreis ohne Batterie [€]	17.515	19.702	22.116	20.983	18.042

- Die Parameter entsprechen dem mittleren Szenario im Jahr 2020. Beim mittleren Szenario handelt sich um einen denkbaren Entwicklungspfad, dem weder extreme Annahmen noch eine bestimmte Eintrittswahrscheinlichkeit zugrunde liegen. Die wichtigsten Parameter können Tabelle 3 und Tabelle 4 entnommen werden
- Am Unternehmensstandort ist eine ausreichende Anzahl an Lademöglichkeiten in Form einer Wallbox für die Elektrofahrzeuge eines Unternehmens vorhanden. Es wird dabei ausschließlich auf diese Ladeinfrastruktur zurückgegriffen. Die Kosten für die Errichtung und den Betrieb der Ladeinfrastruktur bleibt unberücksichtigt.
- Die Ladestation kann jederzeit genutzt werden, sofern sich das Fahrzeug im Umkreis von 500 Metern um den Firmensitz befindet.
- Eine Unterscheidung der Wirtschaftszweige wird nicht berücksichtigt und alle Fahrzeuge werden als Mittelklasse-Fahrzeuge angesehen, um die Optimierung zu vereinfachen.
- Für Elektrofahrzeuge wird eine Mehrpreisbereitschaft von 7 % angenommen.

Tabelle 4: Ausgewählte Parameter des mittleren Szenarios (allgemein)

Parameter	Wert
Benzinpreis [€/l]	1,387
Dieselpreis [€/l]	1,328
Strompreis [€/kWh]	0,181
Zinssatz [-]	0,05
Nutzungsdauer Fahrzeug [Jahre]	3,8
Abschreibungszeitraum per gesetzlicher Vorgabe [Jahre]	6

5 Ergebnisse

Dieses Kapitel stellt die Ergebnisse der Fuhrparkoptimierung mittels der im vorherigen Abschnitt 3.2 vorgestellten Verfahren vor. In einer ersten Untersuchung werden die Verfahren, die den gesamten Fuhrpark analysieren untereinander hinsichtlich des Einsparungspotentiales und der Rechenzeit verglichen. Anschließend wird die Gesamtfuhrparkoptimierung (Heuristik, MIQP) der Einzelfahrzeugoptimierung gegenübergestellt. Dazu werden einmal die Gesamtnutzungskosten der einzelnen Unternehmen und dann aller aufgezeichneten Touren verglichen.

5.1 Verfahrensvergleich

Für ein besseres Verständnis der drei Optimierungsverfahren sollen in diesem Abschnitt die drei Verfahren untereinander verglichen werden. Wie im Abschnitt 3.2.3 beschrieben, kann es beim vollständigen numerischen Lösungsverfahren zu langen Rechenzeiten kommen. Aus diesem Grund wird zum Vergleich der drei Verfahren nur jeweils die erste Woche des Betrachtungszeitraumes eines Unternehmens herangezogen und sich auf eine maximale Anzahl von drei Fahrzeugen beschränkt. Zudem wird die Rechenzeit auf 3 Stunden begrenzt, bei der die beste Lösung innerhalb dieser Zeit im Folgenden verwendet wird. Auf dieser Basis sollen dann die Rechnungen mit den drei Verfahren jeweils für den Datensatz eines Unternehmens berechnet werden. Die Ergebnisse werden nun im Folgenden vorgestellt.

Abbildung 2 gibt einen Überblick über die Gesamtnutzungskosten für die Fahrzeugflotte der einzelnen Unternehmen. Hierzu werden die Kosten für die unternehmensspezifische Fahrzeugflotten nach der Größe sortiert³⁴ abgebildet. Die sortierten TCO-Werte steigen von ca. 1.900 € näherungsweise linear auf ca. 13.100 € an, bevor das Wachstum zunimmt bis zum Maximalwert von ca. 44.400 €. Ein Großteil der Unternehmen hat somit Gesamtnutzungskosten für die Fahrzeugflotte, die sich unterhalb der 15.000 €-Grenze bewegen (85 %). Die Diskrepanz bei den jährlichen Gesamtnutzungskosten der Unternehmen lassen sich dabei vorwiegend auf die unterschiedlichen Jahresfahrleistung der Fahrzeuge zurückführen. Einige Unternehmen besitzen in ihrem Datensatz aber auch weniger als 3 Fahrzeuge, wodurch geringere Kosten anfallen. Die Betrachtung der Kostenkurven der drei verschiedenen Verfahren zeigt, dass die

³⁴ Sortierung richtet sich nach den TCO-Werten der Heuristik von klein nach groß

Kurven nahezu deckungsgleich übereinander liegen und damit die Verfahren absolut gesehen sich hier kaum hinsichtlich ihrer optimierten Gesamtnutzungskosten voneinander unterscheiden. Eine nähere Betrachtung ist daher erforderlich.

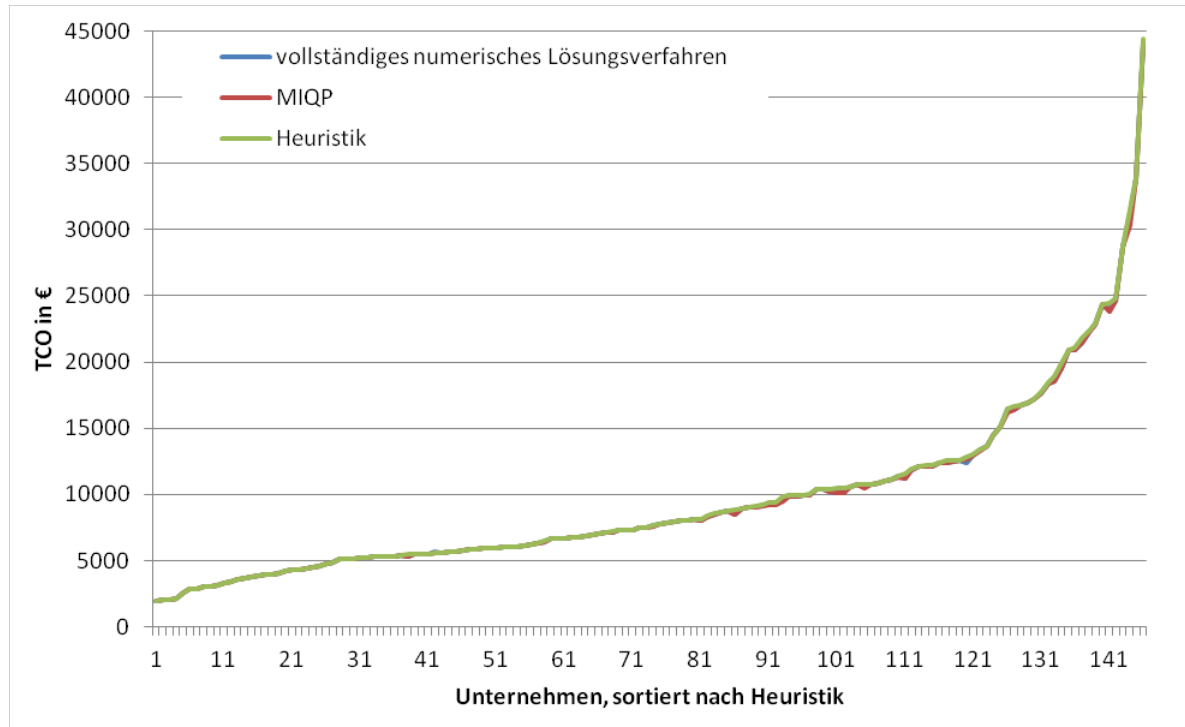


Abbildung 2: Darstellung der TCO-Werte aller Unternehmen; sortiert nach den TCO-Werten der Heuristik

In Abbildung 3 werden die Unterschiede in den Gesamtnutzungskosten zwischen den drei Verfahren skaliert auf die Werte der Heuristik der Größe nach sortiert³⁵ dargestellt. Dabei entsprechen positive Prozentzahlen einer Verbesserung und negative einer Verschlechterung im Vergleich zur Heuristik. In dieser Darstellung ist zu erkennen, dass es fast bei der Hälfte aller Unternehmen zu keinen Unterschieden bei den TCO-Werten kommt. Auch die bei den anderen Unternehmen ermittelten Abweichungen sind gering. Die größte Verbesserung liegt hier sowohl beim vollständigen numerischen Lösungsverfahren als auch beim MIQP bei ungefähr 3,7 % bzw. 3,8 %. Die größte Verschlechterung beträgt beim MIQP bei 0,001 % und beim vollständigen numerischen Lösungsverfahren bei 0,9 %. Es zeigt sich, dass das vollständige numerische Lösungs-

³⁵ Sortierung richtet sich nach den prozentualen Unterschieden des MIQP zur Heuristik von klein nach groß.

verfahren und das MIQP-Verfahren nur bei sehr wenigen Unternehmen eine schlechtere Tourenzusammenstellung im Vergleich zur Heuristik ermittelt. Im Vergleich zum MIQP fällt das vollständige numerische Lösungsverfahren jedoch öfters etwas zurück, wobei es teilweise auch die beste Kostenreduzierung liefert. Grundsätzlich liefert das MIQP insgesamt gesehen aber die besseren Tourenzusammenstellungen.

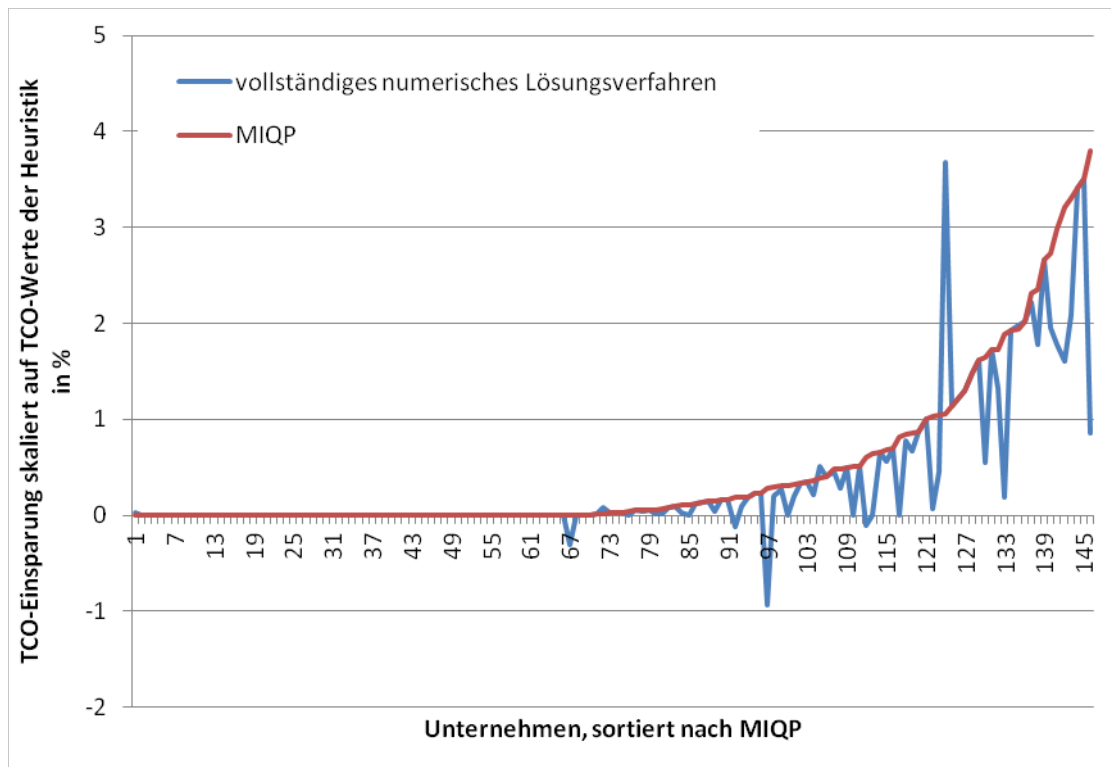


Abbildung 3: Darstellung der prozentualen TCO-Werte skaliert auf die TCO-Werte der Heuristik; sortiert nach dem MIQP (positive Werte entsprechen einer Verbesserung)

Bei der genauen Analyse der Abbildung 3 müssen die Ergebnisse des vollständigen numerischen Lösungsverfahrens und des MIQP etwas relativiert werden. Grundsätzlich ist es so, dass das vollständige numerische Lösungsverfahren die besten Ergebnisse liefert, sofern die Rechenzeit ausreichend ist. Da die Rechnungen jedoch nach 3 Stunden abgebrochen wurden, spiegeln die abgebildeten Werte teilweise nur Zwischenlösungen wieder. Die Kombination der Tourenzusammenstellung, die die geringsten Gesamtnutzungskosten bilden würde, wird hierbei dann meist noch nicht berechnet sein. Es ist auch im Vorhinein nicht möglich eine Aussage zu treffen, wann diese Kombination entdeckt wird. Ähnlich sieht es für das MIQP aus. Auch hier kam es bei ein paar Rechnungen zu einer Laufzeitbegrenzung. Verfahrensbedingt nähert sich dieses

Verfahren aber gezielter der besten Lösung an, wodurch die ermittelten Zwischenergebnisse auf einem etwas besseren Niveau sind. Bei den Rechnungen, bei denen das vollständige numerische Lösungsverfahren bessere Ergebnisse liefert und das MIQP nicht unter der Laufzeitbegrenzung leidet, sind die Unterschiede auf die verfahrensbedingte Approximation zurückzuführen. Dieser Fall tritt bei den hier durchgeführten Rechnungen jedoch selten auf und zudem sind die Abweichungen sehr gering. Grundsätzlich skaliert der Approximationsfehler mit größeren Jahresfahrleistungen, da dann die Restwertformel aus Abschnitt 3.1.3 bei gleicher Anzahl an Stützstellen schlechter abgebildet wird. Durch den Einsatz einer größeren Anzahl an Stützstellen kann dieser Fehler aber reduziert bzw. bei ausreichenden Stützstellen komplett vernachlässigt werden.

Nachdem die Ergebnisse der unternehmensspezifischen Gesamtnutzungskosten dargestellt wurden, soll nun noch etwas auf die Verfahren eingegangen werden. Dazu wird die Rechenzeit betrachtet. Abbildung 4 stellt hierzu auf einer logarithmierten Ordinate eine auf die Zeiten der Heuristik skalierte Rechenzeit dar. Dabei ist zu erkennen, dass die Heuristik meist das schnellste Verfahren ist. Das vollständige numerische Lösungsverfahren und das MIQP sind nur in wenigen Ausnahmen schneller als die Heuristik. Kann beim MIQP noch von einem kontinuierlichen Anstieg der Rechenzeit über alle Unternehmen hinweg gesprochen werden, so sind beim vollständigen numerischen Lösungsverfahren die Probleme entweder relativ schnell gelöst oder erreichen die Rechenzeitbegrenzung. Im Vergleich zur Heuristik existiert dann eine Vielfach höhere Rechenzeit. Der Rechenzeit-Faktor liegt beim MIQP meist unterhalb des Rechenzeit-Faktors des vollständigen numerischen Lösungsverfahrens mit Ausnahme von schnell zu berechnenden Problemen. Grundsätzlich verhalten sich beide Verfahren aber ähnlich, sodass eine lange Rechenzeit eines der beiden Verfahren auf eine lange Rechenzeit des anderen Verfahrens hindeutet.

Die Tatsache, dass das vollständige numerische Lösungsverfahren teils schneller ist als die Heuristik, lässt sich darauf zurückführen, dass bei der Heuristik für jede hinzugefügte Tour eine Bewertung der Gesamtnutzungskosten durchgeführt werden muss und beim vollständigen numerischen Lösungsverfahren sich auf die möglichen Tourenzusammenstellungen beschränkt wird. Gibt es daher nur sehr wenige mögliche Kombinationen aufgrund der Zeitfenster der verschiedenen Touren, müssen nur sehr wenige Bewertungen der Flottenkosten durchgeführt werden und es kann Zeit eingespart werden. Das dieser Fall bei den hier durchgeführten Rechnungen häufiger auftritt, lässt sich auf den reduzierten Datensatz (1 Woche, max. 3 Fahrzeuge) zurückführen. Sobald mehr Kombinationsmöglichkeiten vorliegen, steigt die Rechenzeit signifikant an (un-

gefähr ein Drittel der betrachteten Unternehmen). Das MIQP braucht grundsätzlich etwas mehr Zeit, auch bei sehr kleinen Problemen, da zunächst das mathematische Modell erzeugt werden muss, bevor es berechnet werden kann. Durch die verfahrensbedingte andere Lösungsannäherung ist es aber zunehmend konkurrenzfähiger im Vergleich zum vollständigen numerischen Lösungsverfahren.

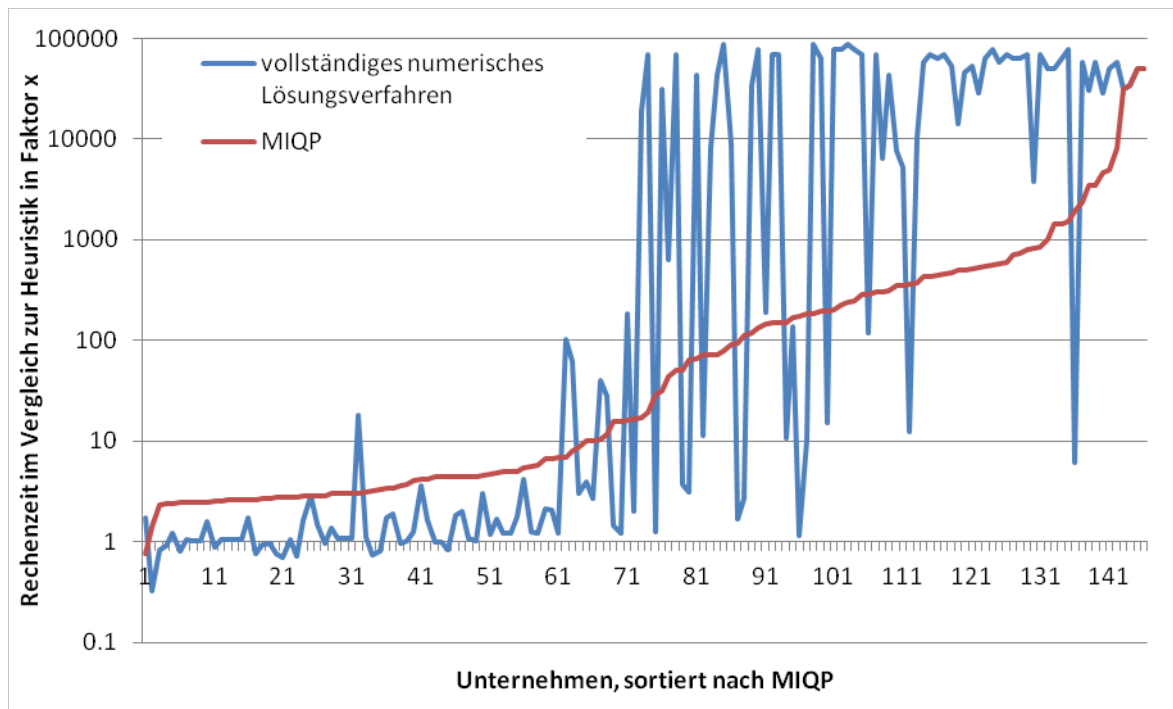


Abbildung 4: Darstellung der Rechenzeiten³⁶ aller Unternehmen; sortiert nach der Rechenzeit vom MIQP im Vergleich zur Heuristik

Die Ergebnisse des Verfahrensvergleichs mit dem hier verwendeten verkleinerten Datensatz lassen sich zu einem ersten Fazit zusammenfassen. In Anbetracht der langen Laufzeiten des vollständigen numerischen Lösungsverfahrens ist dieses nicht sinnvoll für größere Probleme einsetzbar, auch wenn es bei sehr langen Laufzeiten die optimale Lösung garantiert. Das MIQP-Verfahren stellt eine Alternative dar, welches bei großen Problemen jedoch auch an seine Grenzen stößt. Die Ergebnisqualität ist trotz Näherung akzeptabel und liefert meist bessere Resultate als die Heuristik. Diese ist zwar schnell, aber liefert im Durchschnitt die schlechtesten Resultate aller drei Verfahren. Nichtsdestotrotz

³⁶ Grundsätzlich unterliegt die Rechenzeit einer Schwankung beim Durchführen der Rechnung mit gleichen Einstellungen. Die Rechenzeiten hier entsprechen denen eines Runs; sie wurden nicht über mehrere Runs gemittelt.

sind die Abweichungen sehr gering, weshalb die Heuristik gut für eine erste Betrachtung genutzt werden kann. Es ist jedoch zu erwarten, dass die Heuristik mit zunehmender Problemgröße (= #Fahrzeuge x #Touren) ein immer größeres Defizit in der Ergebnisqualität entwickelt, da nur die maximale Anzahl an Fahrzeugen von ihr genau bestimmt wird.

Tabelle 5 fasst dies noch einmal durch eine grobe Kategorisierung zusammen, die im Einzelfall auch einmal abweichen kann. Das vollständige numerische Lösungsverfahren liefert das beste Ergebnis bei der schlechtesten Laufzeit. Die Heuristik liefert bei bester Rechenzeit das schlechteste Ergebnis. Das MIQP-Verfahren bildet einen Kompromiss zu den beiden anderen Verfahren.

Tabelle 5: Vergleich der verwendeten Verfahren

Verfahren	Genauigkeit	Rechenzeit
Heuristik	Mittelmäßig	Sehr schnell
Vollständiges numerisches Lösungsverfahren	Optimal	Sehr lange
MIQP	Nahe Optimum	Lange

5.2 Betrachtung der einzelnen Unternehmen

Nachdem ein erster Verfahrensvergleich durchgeführt wurde, wird nun jeweils der komplette Datensatz eines Unternehmens mit der Heuristik und dem MIQP³⁷ analysiert. Das vollständige numerische Lösungsverfahren bleibt aufgrund seiner Rechenzeit außen vor. Abbildung 5 zeigt zunächst wieder die TCO der einzelnen Unternehmen berechnet durch die Heuristik und der Einzelfahrzeugoptimierung; sortiert nach den TCO-Werten der Heuristik. Die Kostenkurve steigt bei allen Verfahren nahezu linear an bevor bei den letzten Unternehmen ein stärkerer Anstieg zu erkennen ist. Die durchschnittlichen jährlichen Gesamtnutzungskosten liegen bei ca. 13.700 € pro Unternehmen, wobei der Median bei ca. 9.150 € liegt. Dabei hat ein Unternehmen im Durchschnitt 3,5 Fahrzeuge, die 99 Touren innerhalb von 23,1 Tagen zurückgelegt haben. Die minimalen Gesamtnutzungskosten eines Unternehmens liegen bei ca. 2.000 € und die maximalen bei ca. 104.800 €.

Es ist gut zu erkennen, dass die TCO-Verteilung im Vergleich zu Abbildung 2 sehr ähnlich ist. Somit sollte beim Verfahrensvergleich eine gute Stichprobe aus dem Gesamtdatensatz ausgewählt worden sein. Wie in Abbildung 5 zu erken-

³⁷ Laufzeitbegrenzung auf 3 Stunden

nen ist, liegen die Gesamtnutzungskosten der drei Verfahren in einem ähnlichen Bereich. Kleine erkennbare Ausschläge nach oben bei der Einzelfahrzeugoptimierung zeigen aber, dass hier ein größeres Einsparungspotential durch die Heuristik bzw. MIQP ermittelt werden konnte. Das MIQP zeigt zudem teilweise Verbesserungen gegenüber der Heuristik auf. Insgesamt reduziert sich die Summe der Gesamtnutzungskosten aller Unternehmen durch die Heuristik bzw. MIQP im Vergleich zur Einzelfahrzeugoptimierung um ca. 28.200 €/a (1.4 %) bzw. ca. 32.500 €/a (1.6 %). Damit ergibt sich im Durchschnitt eine ungefähre Einsparung von 190 €/a bzw. 220 €/a pro Unternehmen. Es handelt sich somit eher um eine kleine Kosteneinsparung.

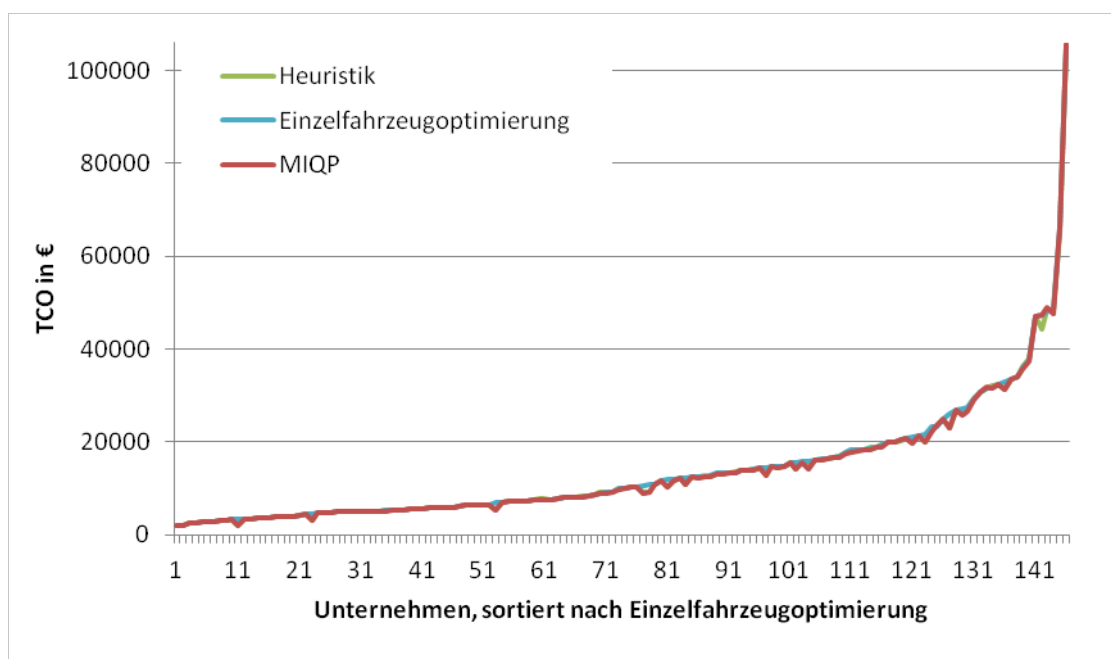


Abbildung 5: Gesamtnutzungskosten der einzelnen Unternehmen; sortiert nach Einzelfahrzeugoptimierung

Ein genauerer Blick auf die unterschiedlichen Ergebnisse der Verfahren erlaubt Abbildung 6. Zunächst ist wieder zu erkennen, dass für einen Großteil der Unternehmen das Optimierungsverfahren keine Rolle spielt, da die berechneten Flottenkosten nahezu gleich sind. Für wenige Unternehmen zeigt sich, dass die Einzelfahrzeugoptimierung etwas besser ist. Die Werte liegen maximal bei ca. 600 € bei der Heuristik und ca. 780 € beim MIQP. Der höhere Wert des MIQP ist wieder auf die Begrenzung der Rechenzeit zurückzuführen. Mit zunehmenden Einsparungen entwickelt sich sowohl bei der Heuristik als auch beim MIQP eine zweistufige Treppenfunktion, wobei die Stufen bei ungefähr 1.500 € bzw. 3.000 € liegen. Diese Stufen lassen sich dadurch erklären, dass hier die beiden Verfahren wahrscheinlich ein bzw. zwei Fahrzeuge im Vergleich

zur Einzelfahrzeugoptimierung komplett einsparen konnten. Insgesamt lässt sich jedoch nur bei ungefähr 11 % der Unternehmen eine größere Einsparung erzielen.

Für einen noch etwas besseren Überblick über die Antriebsartverteilung in den Unternehmen, ist deren prozentuale Verteilung in Abbildung 7 dargestellt. Dabei wurden die Unternehmensflotten zunächst nach ihrem Anteil an Benziner, dann Diesel, Range-Extender und reinen Elektrofahrzeugen sortiert. Es ist deutlich zu erkennen, dass der Benziner die häufigste Antriebsart ist. Bei einem Großteil der Unternehmen ist der Benziner als einzige Antriebsart zu empfehlen. Dann gibt es einen kleineren Teil, der ausschließlich durch Dieselfahrzeuge betrieben werden sollte. Für einige wenige Unternehmen bietet es sich an, nur Range-Extender bzw. reine Elektrofahrzeuge zu nutzen. Der Rest wird durch gemischte Fuhrparks bestimmt, bei denen aber auch die Benziner und Diesel den größten Anteil haben. Plug-In-Hybride können sich bei keinem Unternehmen durchsetzen. Der Anteil an reinen Elektrofahrzeugen im Vergleich zu Range-Extendern ist dafür relativ ausgeglichen. Die Dieselfahrzeugen lassen sich auf die benötigten höheren Jahreslaufleistungen einiger Fahrzeuge zurückführen, genauso wie die zurückgelegte geringe Jahreslaufleistung meist einem Benziner entspricht.

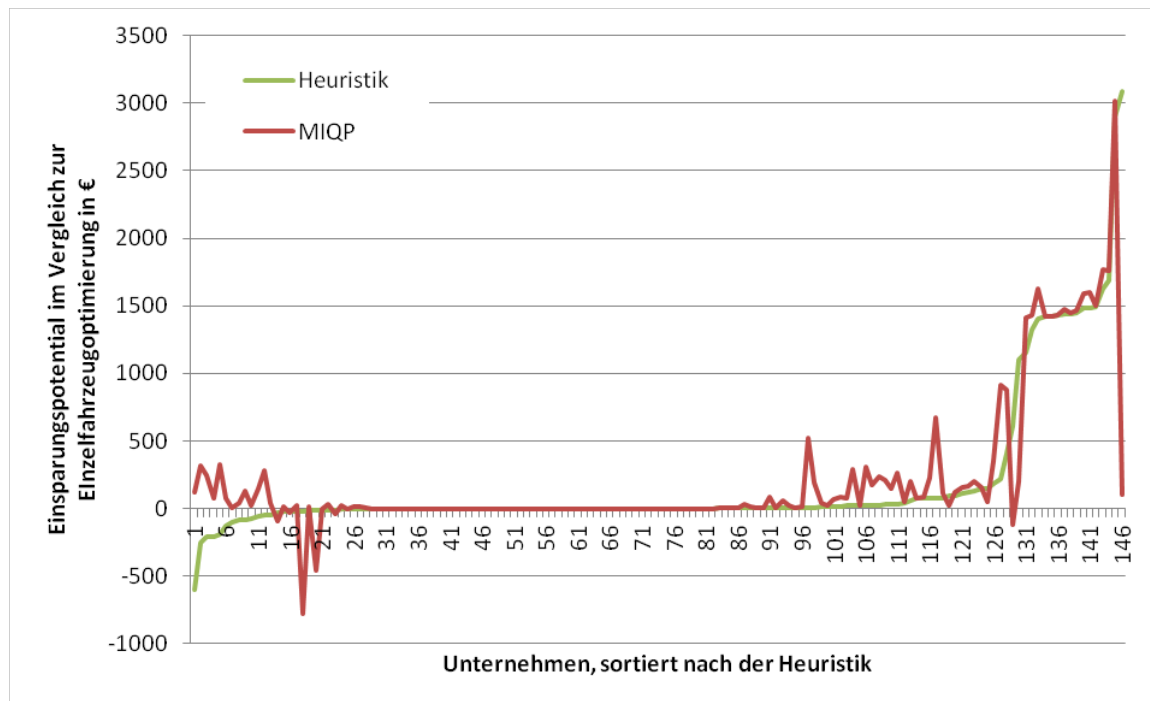


Abbildung 6: Absolute Kosteneinsparung der Heuristik im Vergleich zur Einzelfahrzeugoptimierung; sortiert nach der Einsparung von der Heuristik im Vergleich zur Einzelfahrzeugoptimierung

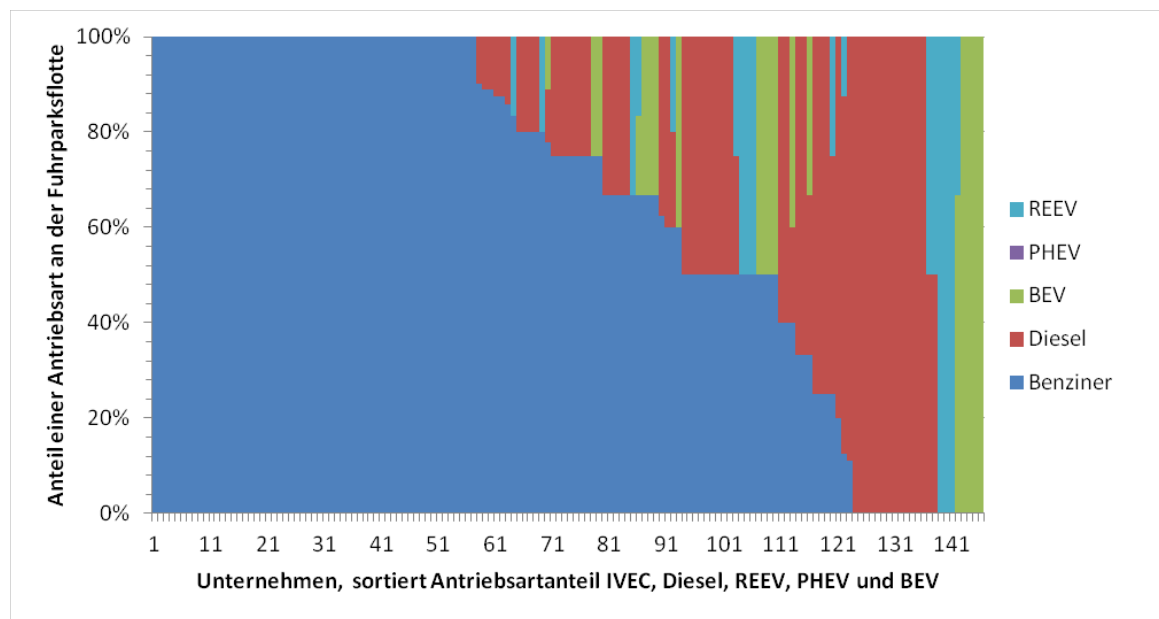


Abbildung 7: Verteilung der Antriebsarten, sortiert Antriebsart (Benziner, Diesel, Range-Extender (REEV), Plug-In-Hybrid (PHEV), reinen Elektrofahrzeugen (BEV))

Insgesamt haben Elektrofahrzeuge einen Anteil von knapp 9 % (44 von 504 Fahrzeugen) am Gesamtfuhrpark, wenn man jeweils die beste Lösung der drei Verfahren zugrunde legt. Tabelle 6 schlüsselt die Anzahl an Fahrzeugen noch einmal im Detail hierzu auf. Absolut gesehen werden hauptsächlich Benziner eingespart. Die totale und prozentuale Anzahl an Elektrofahrzeuge bleibt bei der Heuristik im Vergleich zur Einzelfahrzeugoptimierung ungefähr gleich. Es kann hier jedoch eine Verschiebung des Anteils an reinen Elektrofahrzeugen hin zu Range-Extendern festgestellt werden. Die Resultate beim MIQP zeigen, dass sowohl die prozentuale als auch absolute Anzahl an Elektrofahrzeugen gesteigert werden kann. Der etwas größere Anteil beim Beitrag zur Elektrifizierung der Fahrzeugflotte im Vergleich zur Einzelfahrzeugoptimierung wird auch hier von den Range-Extendern geleistet. Im Gegensatz zur Heuristik nimmt die Anzahl an reinen Elektrofahrzeugen auch hier zu. Obwohl insgesamt gesehen über alle Verfahren das Benzinfahrzeug gefolgt vom Dieselfahrzeug die größte Bedeutung hinsichtlich einer Gesamtnutzungskostenbetrachtung in den untersuchten Fuhrparks hat, kann ein Anteil sehr gut mit Elektrofahrzeugen betrieben werden. Range-Extender und reine Elektrofahrzeuge spielen dabei eine ähnlich bedeutende Rolle.

Tabelle 6: Gesamtanzahl an Fahrzeugen über alle Unternehmen hinweg

Antriebsart	Einzelfahrzeug- optimierung	Heuristik	MIQP
Benziner	373	358	347
Diesel	117	118	113
PHEV	0	0	0
REEV	10	19	20
BEV	22	9	26
Fahrzeuge insgesamt (vorher)	522	522	522
Fahrzeuge insgesamt (optimiert)	522	504	506
EV insgesamt (optimiert)	32	28	46

5.3 Gesamtdatensatzanalyse

Bei der Analyse des gesamten REM2030-Datensatzes wird die Heuristik mit der Einzelfahrtoptimierung verglichen. Es soll dabei eine erste Untersuchung einer sehr großen Fahrzeugflotte durchgeführt und geschaut werden, in wie weit sich die Ergebnisse von kleineren Datenmengen unterscheiden. Hierfür wird der REM2030-Datensatz etwas aufbereitet, damit eine Betrachtung der Touren über ein gleiches Zeitintervall gemacht werden kann. Dazu wird die erste Aufzeichnungswoche aller Fahrzeuge bestimmt und dann für jedes Fahrzeug die Abfahrtszeit der ersten Tour in diese Woche verschoben. Hiermit wird verhindert, dass durch die verschiedenen Aufzeichnungsintervalle und der damit einhergehenden fehlenden zeitlichen Überschneidung, eine zu geringe Anzahl an benötigten Fahrzeugen im Vergleich zur Einzelfahrzeugoptimierung bestimmt wird. Zusätzlich werden Variationsrechnungen mit Datensätzen (durch Datensatzverkleinerung) durchgeführt, bei denen die erste Tour der einzelnen Fahrzeuge auf den gleichen Wochentag fallen (Gleicher Wochentag) und/oder die berücksichtigte Aufzeichnungsdauer der einzelnen Fahrzeuge mindestens 14 Tage am Stück (mindestens 14 Tage) bzw. maximal 14/21 Tage (maximal 14 Tage / maximal 21 Tage) beträgt (Tabelle 7).

In Tabelle 7 sind die Ergebnisse der beiden Rechnungen dargestellt. Insgesamt konnte durch die Heuristik im Vergleich zur Einzelfahrzeugoptimierung die Gesamtanzahl an Fahrzeugen von 522 auf 373 (Basisdatensatz) reduziert werden. Dies entspricht einem Prozentsatz von knapp 30 %. Unabhängig vom verwendeten Datensatz kam es bei der Heuristik zum Resultat, dass sich hauptsächlich Benziner und einige Dieselfahrzeuge in der Flotte bewähren.

Tabelle 7: Anzahl an benötigten Fahrzeugen beim kompletten Datensatz; Datensatz unterschiedlich zusammengestellt

Verfahren / Antriebsart	Gleicher Wochentag	Mindestens 14 Tage	Maximal 14 Tage	Maximal 21 Tage	Anzahl Fahrzeuge			Benziner	Diesel	EV
					vorher	nachher	Reduktion			
Einzelfahrzeugoptimierung	-	-	-	-	522	522	-	373	117	32
Heuristik	Ja	-	-	-	412	265		199	66	0
Heuristik	Ja	Ja	-	-	303	212		152	59	1
Heuristik	Ja	-	Ja	-	412	265		260	5	0
Heuristik	Ja	-	-	Ja	412	265		193	71	1
Heuristik	Ja	Ja	Ja	-	209	167		166	1	0
Heuristik	Ja	Ja	-	Ja	303	212		152	57	3
Heuristik (Basisdatensatz)	-	-	-	-	522	373		294	79	0
Heuristik	-	Ja	-	-	465	354		280	73	1
Heuristik	-	-	Ja	-	522	372		362	10	0
Heuristik	-	-	-	Ja	522	372		350	22	0
Heuristik	-	Ja	Ja	-	421	326		316	10	0
Heuristik	-	Ja	-	Ja	465	354		332	22	0

Elektrofahrzeuge gibt es nur bei einigen Datensätzen und dann zugleich mit einem kaum vorhandenen Anteil. Nach diesen Rechnungen reduziert sich somit das Potential für Elektrofahrzeuge im Vergleich zur Einzelfahrzeugoptimierung. Dazu kann aber angemerkt werden, dass verfahrensbedingt bei der Heuristik Fahrzeuge schnell wieder eine neue Tour abfahren müssen ohne eine nötige Ladepausen einlegen zu dürfen. Dadurch ist der Anteil an elektrisch zurückgelegter Strecke tendenziell geringer. Der Median liegt beispielsweise, falls alle Fahrzeuge Range-Extender wären, für die elektrisch zurückgelegte Fahrstrecke bei 13 % (Basisdatensatz). Zusätzlich wird durch die iterative Zuordnung der Touren die Optimierung der Jahresfahrleistung beeinflusst (wie in Abschnitt

3.2.2 beschrieben), sodass es für die Jahresfahrleistung der Fahrzeuge vom Mittelwert³⁸ (12.917 km) nur wenige größere Abweichungen gibt und mehr eine Gleichverteilung um diesen Wert vorhanden ist. Durch diese geringen Jahreslaufleistungen wird daher der Benziner auch dem Diesel häufig vorgezogen. Verbunden mit dem niedrigen elektrischen Fahranteilen kann sich damit auch kein Elektrofahrzeug durchsetzen. Im Vergleich zu kleineren Datensätzen können sich hier somit keine Elektrofahrzeuge durchsetzen. Sowohl bei kleinen als auch großen Datensätzen ist der Benziner die dominierende Antriebsart.

5.4 Zusammenfassung

In diesem Kapitel konnten die drei vorgestellten Verfahren näher hinsichtlich ihres Verhaltens untersucht werden. Es zeigte sich, dass die Rechenzeit einen großen Einfluss auf die Anwendbarkeit der Verfahren hat. Das vollständige numerische Lösungsverfahren lässt sich demnach bei normaler Problemgröße nicht sinnvoll anwenden. Das MIQP kann bei kleineren Problemen verwendet werden, wobei es bei größeren Problemen nur eingeschränkt genutzt werden kann. Für die hier untersuchten Datensätze eines Unternehmens ist eine Anwendung aber noch gut möglich. Die Heuristik ist das Verfahren, welches von den Dreien universell eingesetzt werden kann. Es ist jedoch zu erwarten, dass mit zunehmender Problemgröße die Tourenzuordnungen immer schlechter im Vergleich zum Optimum werden. Dies lässt sich auf die iterative Zuordnung nach der ersten besten Lösung zurückführen. Eine Verfahrenserweiterung kann hier sinnvoll sein, wenn größere Datensätze untersucht werden sollten. Die Ergebnisse selbst unterscheiden sich bei den drei Verfahren bei kleinen Problemen zwar in einem messbaren Bereich, dennoch liegen sie recht dicht beisammen. Insbesondere wenn die getroffenen Annahmen berücksichtigt werden.

Für die Analyse des Fuhrparks wurde davon ausgegangen, dass Fahrzeuge direkt nach der Ankunft wieder verfügbar sind. Grundsätzlich muss jedoch immer erst noch eine Fahrzeugübergabe stattfinden. Da davon ausgegangen wird, dass das Fahrzeug wieder am Ausgangspunkt angekommen ist, wenn es im Umkreis von 500 m zum Unternehmen steht, kann es zu zusätzlichen Wartezeiten kommen. Zusätzlich wurden die Strecken die das Fahrzeug fährt zu Touren aggregiert, wodurch Optimierungspotential verschenkt wurde. Andererseits muss davon ausgegangen werden, dass z.B. nach einem Tankstopp das

³⁸ Als Mittelwert wird hier die Jahresfahrleistung aller Fahrzeuge geteilt durch die Anzahl an insgesamt vorhandenen Fahrzeugen verstanden (Basisdatensatz).

Fahrzeug dem Fahrer wieder zur Verfügung steht. Eine genauere Auswertung ist jedoch mit dem verwendeten Datensatz nicht möglich und auch zugleich schwierig in der Datenerhebung. Darüber hinaus wird auch nicht das Verhalten des Fahrers mit abgebildet. Dieser könnte bei bewussten Einschränkungen des Fahrzeuges auch sein Fahrverhalten ändern und somit beispielsweise eher die Nutzung eines Elektrofahrzeuges ermöglichen. Auch könnte eine differenziertere Betrachtung der Wirtschaftszweige und der Fahrzeugklassen zu anderen Ergebnissen führen. Grundsätzlich sollten die Ergebnisse aber auf andere Unternehmen für eine erste Analyse übertragbar sein. Eine direkte Ableitung, dass jedes Unternehmen z.B. ein reines Elektrofahrzeug kostengünstig betreiben kann ist jedoch nicht möglich.

Die Auswertung der Rechnungen zeigen, dass die Fahrzeuge überwiegend bereits gut nach den benötigten Fahrzeugkapazitäten genutzt werden. Richtig große Einsparungspotentiale lassen sich bei diesem Datensatz nicht ermitteln. Es zeigt sich auch, dass eine einzelne Fahrzeugbetrachtung keinen großen Unterschied zur Flottenbetrachtung aufzeigt. Dies könnte aber daran liegen, dass die Fahrzeuge bereits alle ein Teil einer Fahrzeugflotte sind. Beim Elektrifizierungspotential wird dies auch noch einmal bestätigt. Bei den in diesem Kapitel aufgezeigten Ergebnissen, konnte durch eine Flottenoptimierung kein größeres Potential für Elektrofahrzeuge ausgemacht werden.

6 Diskussion und Schlussfolgerung

In diese Studie wurde eine Fuhrparkanalyse hinsichtlich des Elektrifizierungspotentials von Flottenfahrzeugen im Jahr 2020 durchgeführt. Als Grundlage der Fahrstrecken wurden reale Fahrprofile aus der REM2030-Fahrprofildatenbank des Fraunhofer ISI³⁹ genutzt und für die Hochrechnung 2020 die Markthochlaufstudie „Markthochlaufszenerarien für Elektrofahrzeuge“⁴⁰ verwendet. Die Analyse der Fuhrparks wurde mit Hilfe verschiedener Verfahren zur Kostenoptimierung erstellt. Im Folgenden wird eine Zusammenfassung über die verwendeten Verfahren und die Potentialanalyse zu Elektrofahrzeugen in Fuhrparks gegeben.

Methodik

Der Verfahrensvergleich in Abschnitt 5.1 konnte zeigen, dass das vollständige numerische Lösungsverfahren für kleine Probleme noch anwendbar ist und erwartungsgemäß das beste Ergebnis erzielen kann, sofern es die Laufzeit zulässt. Sobald das Problem jedoch größer wird und es damit mehr zu untersuchende Kombinationsmöglichkeiten gibt, steigt die Rechenzeit sehr stark an und es werden die Grenzen der sinnvollen Betrachtungszeit erreicht. Dennoch war in den untersuchten kleinen Fällen auch die Lösung des nicht vollständig untersuchten Lösungsraumes verwendbar. Auch wenn es wünschenswert ist, die optimale Lösung des Problems zu bestimmen, ist dieses Verfahren nur sehr eingeschränkt anwendbar.

Besser lässt sich das MIQP-Verfahren anwenden. Beim MIQP-Verfahren kann es zwar durch die gemachten Näherungen zu leicht schlechteren Ergebnissen kommen, generell liefert es aber gute Ergebnisse, die auch noch bei etwas größeren Problemen in einer akzeptablen Laufzeit erzielt werden können. Bei großen Problemen stößt dieser Ansatz jedoch auch an seine Grenzen. Eine eingeschränkte Aussage über die Qualität der Lösung lässt sich anhand der verfahrensbedingten ermittelten Optimalitätslücke aber angeben. Alternativ können aufbauend auf dieser mathematischen Problemformulierung jedoch auch andere ggf. effizientere Verfahren angewendet werden.

Die Heuristik ist das einzige Verfahren, welches auch bei sehr großen Problemen angewendet werden kann. Dabei wird zwar die optimale Anzahl an Fahr-

³⁹ Funke et al. (2014)

⁴⁰ Plötz et al. (2013)

zeuge bestimmt, aber durch eine fehlende Optimierung der Tourenzuordnung weichen die Ergebnisse mit zunehmender Problemgröße immer mehr vom Optimum ab. Im Bezug auf Elektrofahrzeug kommt zusätzlich hinzu, dass durch die iterative Tourenzuordnung, nicht explizit auf die Eigenarten eines Elektrofahrzeuges eingegangen wird. Denn einerseits kann durch die Zuordnung einer langen Tour zu Beginn schon früh eine Barriere für die Nutzung eines reinen Elektrofahrzeuges geschaffen werden und andererseits wird das Potential einer maximalen elektrischen Jahresfahrleistung durch schlechte Kombinationen der Tourenzuordnungen nicht voll ausgenutzt, wodurch für die Plug-In-Hybriden und die Range-Extender ein wirtschaftlicher Betrieb erschwert wird. Idealerweise müssten diese Ergebnisse der Heuristik daher weiter verbessert werden. Eine Möglichkeit hierzu wäre beispielsweise ein Verfahren wie die lokale Suche (Tabu Search) aus Abschnitt 2 oder die Nutzung des Heuristik-Ergebnisses als Startlösung des MIQP.

Elektrifizierungspotential eines Fuhrparks

Die Ergebnisse selbst konnten aufzeigen, dass ein Einsparungspotential bei einem gesamten Fuhrpark vorhanden ist. Das Potential bei der Einsparung an Kosten hängt jedoch maßgeblich am Potential zur Einsparung von Fahrzeugen ab. Die Einsparungsmöglichkeiten anhand der Tourenzuordnung sind eher als gering anzusehen. Bzgl. der sinnvollen Verwendung von Elektrofahrzeugen ist die Tourenzuordnung entscheidend, um den elektrischen Fahranteil und damit das Potential zu maximieren. Durch die direkte Aneinanderreihung von Touren wird zwar die minimal mögliche Fuhrparkgröße bestimmt, in der Realität kann jedoch nicht davon ausgegangen werden, dass ein Fahrzeug innerhalb einer Minute von einem zum anderen Fahrer übergeben werden kann oder dass eine Tour immer pünktlich beendet wird. Daher muss mit zusätzlich benötigten Fahrzeugen gerechnet werden. Durch die längere Standzeit wäre dann auch eine längere Ladezeit für Elektrofahrzeuge vorhanden und damit ggf. ein höherer elektrischer Fahranteil. Nebenuntersuchungen mit einem 15-minütigen Zeitraum als Umsteigezeit haben hier jedoch zu keinen großen Veränderungen geführt. Durch die leicht erhöhte Anzahl an insgesamt benötigten Fahrzeugen nimmt entsprechend auch die Jahresfahrleistung eines jeden Fahrzeugs ab, was bei der Auswahl meist Benziner mit geringeren Anschaffungskosten etwas bevorzugt.

Da in den untersuchten Unternehmen bisher keine großen Erfahrungen mit Elektrofahrzeugen vorhanden sind, sind die aufgezeichneten Touren nur bedingt aussagekräftig bzgl. des Verhaltens der Mitarbeiter. Mit entsprechender

Integration und dem bewussten Umgang der eingeschränkten Weglänge und der notwendigen Ladedauer, könnte die Wirtschaftlichkeit eines Elektrofahrzeuges wahrscheinlich erhöht werden. Zudem fallen mit zunehmender Anzahl an Elektrofahrzeugen auch die Kosten für die Ladeinfrastruktur. Besonders falls sehr große Fuhrparks vorhanden sind und eine stärkere Optimierung hinsichtlich Elektrofahrzeuge durchgeführt wird, sollte das Potential größer sein. Aktuell kann nur von einer sehr eingeschränkten Verbesserung des Elektrifizierungspotentials in Fahrzeugflotten anhand der Ergebnisse der Heuristik gesprochen werden. Die Ergebnisse des MIQP zeigen hingegen, dass bei guter Koordination der Fahrzeuge der Anteil an Elektrofahrzeugen in einer Flotte gesteigert werden kann.

Zusätzlich muss darauf hingewiesen werden, dass die aufgezeichneten Fahrdaten über alle Wirtschaftszweige und Fahrzeuggrößen hinweg untersucht wurden und eine getrennte Analyse andere Ergebnisse aufzeigen kann. Dafür reicht jedoch die Datengrundlage nicht aus, um eine allgemeine Aussage treffen zu können. Auch kann es für Unternehmen in Zukunft interessanter sein, nicht nur die Gesamtnutzungskosten als solche als Zielgröße zu betrachten, sondern den Einfluss anderer Faktoren eine höhere Bedeutung zukommen zu lassen, so dass Elektrofahrzeuge interessanter werden könnten. Gerade als Image ein hohes Umweltbewusstsein zu besitzen und gesellschaftliche Verantwortung tragen zu wollen, kann durchaus zu einer höheren Anschaffungsbereitschaft an Elektrofahrzeugen in Fuhrparks führen.

Zusammenfassung

In diesem kurzen Bericht konnte gezeigt werden, dass die drei vorgestellten Verfahren mit leichten Einschränkungen beim vollständigen numerischen Lösungsverfahren die aufgezeichneten Daten jedes Unternehmens ausreichend analysieren können. Auch für größere Probleme ist eine erste Analyse möglich. Eine Auswahl eines der drei Verfahren sollte abhängig von der Problemlösung getroffen werden. Aufgrund der geringen Laufzeit ist eine kurze Überprüfung mit der Heuristik gut möglich. Grundsätzlich etwas bessere Werte sind mit dem MIQP-Verfahren zu erwarten. Für größere Probleme sollte eine Verbesserung der Heuristik angestrebt werden, die die Tourenzuordnung verbessert.

Insgesamt kann festgehalten werden, dass Fuhrparks Kosteneinsparungen ermöglichen. Diese Einsparungen sind bei den betrachteten Unternehmen jedoch vordergründig in der Einsparung eines Fahrzeugs zu sehen. Das Potential an Elektrofahrzeugen in einem Fuhrpark ist bei den betrachteten Unternehmen

eher gering. Ein kleiner Vorteil durch eine Fuhrparkoptimierung konnte dabei im Vergleich zur Einzelfahrzeugoptimierung aber erkannt werden. Ausgehend von den Ergebnissen, wird der Plug-In-Hybrid im Vergleich zum Range-Extender keine Rolle spielen. Das Potential von reinen Elektrofahrzeugen im Vergleich zu den Range-Extendern scheint ähnlich hoch zu sein. Ohne bewusste Integration eines Elektrofahrzeugs in einen Fuhrpark und entsprechender Nutzung ist die Wirtschaftlichkeit aktuell aber oft noch nicht gegeben.

Danksagung

Diese Arbeit wurde im Rahmen des Projektes „Get eReady“ durch die Bundesregierung gefördert (FKZ 16SBW020D).

7 Literaturverzeichnis

- Barán Benjamín and Matilde Schaerer 2003. *A Multiobjective Ant Colony System for Vehicle Routing Problem with Time Windows*.
- BMBF (2009). Nationaler Entwicklungsplan Elektromobilität der Bundesregierung. *Bundesregierung: Bundesministerium für Bildung und Forschung*.
- BMVIT (2010). Strategie und Instrumente sowie prioritäre Anwender- und Einsatzbereiche für den Nationalen Einführungsplan Elektromobilität. *Bundesministerium für Verkehr, Innovation und Technologie (BMVIT): Bundesministerium für Verkehr, Innovation und Technologie*.
- Bodin, L. und B. Golden (1981). „Classification in vehicle routing and scheduling”. *Networks* 11 (2): 97–108. 10.1002/net.3230110204.
- Bräysy, O. und M. Gendreau (2005). „Vehicle Routing Problem with Time Windows, Part II: Metaheuristics”. *Transportation Science* 39 (1): 119–139. 10.1287/trsc.1030.0057.
- DESTATIS (2008). Klassifikation der Wirtschaftszweige 2008 (WZ 2008). Wiesbaden: Statistisches Bundesamt.
- Dexheimer, V. (2003). *Hedonic Methods of Price Measurement for Used Cars*. https://www.destatis.de/EN/FactsFigures/NationalEconomyEnvironment/Prices/HedonicUsedCars.pdf?__blob=publicationFile. Stand: 21.8.14.
- Federgruen, A. und P. Zipkin (1984). „A Combined Vehicle Routing and Inventory Allocation Problem”. *Operations Research* 32 (5): 1019–1037. 10.1287/opre.32.5.1019.
- Funke, S., T. Gnann und P. Plötz (2014). *REM 2030 Fahrprofile*. http://www.rem2030.de/rem2030-de/Materialien/Materialien_Uebersicht.php. Stand: 20.08.14.
- Gendreau, M., A. Hertz und G. Laporte (1994). „A Tabu Search Heuristic for the Vehicle Routing Problem”. *Management Science* 40 (10): 1276–1290. 10.1287/mnsc.40.10.1276.
- Homberger, J. und H. Gehring (1999). „Two Evolutionary Metaheuristics for the Vehicle Routing Problem”. *Fernuniversität Hagen- Lehrstuhl für Wirtschaftsinformatik, Prof. Gehring - Publikationen In: Information Systems and Operational Research- Special issue: Metaheuristics for Location and Routing Problems* (37): 297–318.

- Knauer, C., D. Albrecht, R. Diederichs, C. Hentscher, R. Meurer, A. Pilz, C.-U. Pohlmann, S. Reinke, P. Riegel, P. Stamm, J. Unverfehrt, D. Wahler und N. Wikowsky (2011). Leitfaden und Best Practice aus der BME-Fachgruppe „Fuhrparkmanagement“. Frankfurt a. M.: Bundesverbandes Materialwirtschaft, Einkauf und Logistik e.V.
- Laporte, G. (2000). „Classical and modern heuristics for the vehicle routing problem“. *International Transactions in Operational Research* 7 (4-5): 285–300. 10.1016/S0969-6016(00)00003-4.
- Lenstra, J.K. und Kan, A. H. G. Rinnooy (1981). „Complexity of vehicle routing and scheduling problems“. *Networks* 11 (2): 221–227. 10.1002/net.3230110211.
- Linz, S., V. Dexheimer und A. Kathe (2003). „Hedonische Preismessung bei Gebrauchtwagen“. *Wirtschaft und Statistik* (6): 538–542.
- Montemanni, R., L.M. Gambardella, A.E. Rizzoli und A.V. Donati (2005). „Ant Colony System for a Dynamic Vehicle Routing Problem“. *Journal of Combinatorial Optimization* 10 (4): 327–343. 10.1007/s10878-005-4922-6.
- NPE (2010). Nationalen Plattform Elektromobilität (NPE): Zwischenbericht der Nationalen Plattform Elektromobilität. Berlin: Gemeinsame Geschäftsstelle Elektromobilität der Bundesregierung.
- NPE (2011a). Nationale Plattform Elektromobilität (NPE): Zweiter Bericht der Nationalen Plattform Elektromobilität. Berlin: Gemeinsame Geschäftsstelle Elektromobilität der Bundesregierung.
- NPE (2011b). Nationale Plattform Elektromobilität (NPE): Zweiter Bericht der Nationalen Plattform Elektromobilität – Anhang. Berlin: Gemeinsame Geschäftsstelle Elektromobilität der Bundesregierung.
- Plötz, P., T. Gnann, A. Kühn und M. Wietschel (2013). Markthochlaufszszenarien für Elektrofahrzeuge: Studie im Auftrag der acatech – Deutsche Akademie der Technikwissenschaften und der Arbeitsgruppe 7 der Nationalen Plattform Elektromobilität (NPE). Langfassung, 20th edn. Karlsruhe. *Fraunhofer ISI*: Fraunhofer ISI.
- Prins, C. (2004). „A simple and effective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem“. *Computers & Operations Research* 31 (12): 1985–2002. 10.1016/S0305-0548(03)00158-8.

Raff, S. (1983). „Routing and scheduling of vehicles and crews. The State of the Art”. Special Issue. *Computers & Operations Research* 10 (2): 63–211. 10.1016/0305-0548(83)90030-8.

Reh, W. und F. Chen (2007). Deutsche Autohersteller und die Reduzierung von CO₂ bei Neuwagen: EU-Klimafahrtenbuch 2012 für PKW. Berlin: Bund für Umwelt und Naturschutz Deutschland e.V.

Tan, K., L. Lee, Q. Zhu und K. Ou (2001). „Heuristic methods for vehicle routing problem with time windows”. *Artificial Intelligence in Engineering* 15 (3): 281–295. 10.1016/S0954-1810(01)00005-X.

Thompson, P.M. und H.N. Psaraftis (1993). „Cyclic Transfer Algorithm for Multivehicle Routing and Scheduling Problems”. *Operations Research* 41 (5): 935–946. 10.1287/opre.41.5.935.


Autoren:

Michael Haendel, Till Gnann, Patrick Plötz

Fraunhofer-Institut für Systemtechnik und Innovationsforschung ISI
Competence Center Energietechnologien und Energiesysteme

Kontakt: Brigitte Kallfaß

Fraunhofer ISI
Breslauer Str. 48
76139 Karlsruhe
Phone: +49 / 721 / 6809-150
E-Mail: brigitte.kallfass@isi.fraunhofer.de
www.isi.fraunhofer.de

Karlsruhe 2015