

Elektromobilität und das Problem der Ladesäulenwahl

Modellierung und Evaluation eines mathematischen Modells
zur fahrerindividuellen Optimierung von Ladesäulenempfehlungen
zur Verbesserung der öffentlichen Ladesituation

DISSERTATION

zur Erlangung des Doktorgrades
der Ingenieurwissenschaften

vorgelegt von
Malte Zuch
aus Achim

genehmigt von der Fakultät für
Mathematik / Informatik und Maschinenbau
der Technischen Universität Clausthal,

Tag der mündlichen Prüfung

27.02.2018

Dekan

Prof. Dr.-Ing. Volker Wesling

.....

Vorsitzender der Promotionskommission

Prof. Dr. Jörg P. Müller

.....

Betreuer

Prof. Dr. Andreas Rausch (TU Clausthal)

.....

Gutachter

Prof. Dr. Andreas Hausotter (HS Hannover)

.....

Prof. Dr. Friedrich Fels (HS Hannover)

.....

Elektromobilität und das Problem des Aufladens kennzeichnen sich aktuell noch durch das Auffinden unbelegter Ladesäulen und lange Ladezeiten für den Endkunden. Geringe Fahrreichweiten der ersten Generationen von Elektrofahrzeugen und die begrenzte Verfügbarkeit öffentlicher Schnellladesäulen untermauern die öffentliche Wahrnehmung der Elektromobilität häufig mit dem Begriff der Reichweitenangst. Der Fahrzeugnutzer ist es gewohnt, unkompliziert in einem gut ausgebauten Tankstellennetz jederzeit bis zu eintausend Kilometer Reichweite in wenigen Minuten Tankzeit für bestehende Fahrzeuge mit Verbrennungsmotoren zu erwerben.

Diese Einfachheit bietet Elektromobilität aktuell nicht.

Es existieren unterschiedliche Steckersysteme, uneinheitliche Preismodelle der Ladesäulenbetreiber, Anmeldepflichten der Kunden bei den Ladesäulenbetreibern, unterschiedliche Ladeleistungen und umständliche Abrechnungssysteme. Das alternative Aufladen am Hausstromanschluss erfordert mehrere Stunden Ladezeit und verlangt von Fahrern einen eingeschränkten Mobilitätsradius in der Nähe des Hausstromanschlusses.

Doch selbst wenn all diese Teilprobleme gelöst werden, verbleibt die technologiecharakteristische Problematik der langen Ladezeiten. Denn selbst an Schnellladesäulen treten Ladezeiten von 25 min auf und übersteigen damit die regulären Tankzeiten von etwa 2,5 min um das Zehnfache. Und diese langen Ladezeiten treten entsprechend häufig auf, denn die geringe Fahrreichweite aktueller Elektrofahrzeuge führt dazu, dass Elektrofahrzeuge häufiger Ladesäulen aufsuchen müssen, als gängige Fahrzeuge mit Verbrennungsmotoren Tankstellen aufsuchen. Das häufige Aufsuchen von Ladesäulen innerhalb der noch unzureichend ausgebauten Ladeinfrastruktur und die bei der Ankunft erforderlichen langen Ladezeiten können Blockierungen und Wartezeiten zwischen den Fahrern von Elektrofahrzeugen bei der Ankunft an den Ladesäulen provozieren.

Dabei stellt sich schon heute und zukünftig noch viel mehr folgende Frage:

>> Wie können Fahrer von Elektrofahrzeugen individuell durch Berücksichtigung ihrer persönlichen Präferenzen bei ihrer Ladesäulenwahl durch Optimierung auf der Basis der von ihnen bereitgestellten Fahrzeugpositionsdaten und Akkustanddaten von einem kollaborativen Ladesäulenmanagementsystem unterstützt werden, sodass es zu weniger gegenseitigen Blockierungen an Ladesäulen kommt und damit die öffentliche Ladesituation verbessert werden kann, und wie stören Fahrer diese Optimierung, die keine Daten bereitstellen möchten oder können? <<

Diese Fragestellung wird im Rahmen der vorliegenden Arbeit beantwortet.

Abstract - English

Electromobility and the problem of uncomplicated charging is currently characterized by the finding of unoccupied charging stations and long charging times for the end customer. The limited availability of the first generations of electric vehicles and the limited availability of public high-speed charging stations often results in a negative public perception of electromobility. Current drivers are used to fill up regular vehicles with combustion engines in just minutes to get thousand kilometers of range in a fully developed infrastructure of petrol stations.

Electromobility does not currently offer this simplicity.

There are different plug-systems, inconsistent pricing models, customer registration requirements, different performance classes and cumbersome billing systems for charging stations. The alternative charging at home demands several hours of charging time and requires drivers to have a restricted mobility radius in driving range to their homes.

However, even if all of these partial problems are solved, the technology-characteristic problem of long charging times remains. Charging times of 25 min occur even at high-speed charging stations, thus exceeding the regular petrol fill up time of 2.5 min by ten times. And these long charging times occur correspondingly frequently, since the low operating distance of current electric vehicles leads to the fact that electric vehicles have to visit charging stations more frequently than conventional vehicles with combustion engines call petrol stations. Frequent searching of charging stations within the still insufficiently developed charging infrastructure and the required long charging times can provoke extensive blockages and waiting times between the drivers of electric vehicles.

This results in the central question of the work:

>> How can drivers of electric vehicles be supported individually by taking into account their personal charging behavior on the basis of their vehicle position data and battery data, which are optimized within a collaborative charging station management system to reduce mutual blocking at public charging situation and how will drivers disturb this optimization, who cannot or do not want to provide those data? <<

This question is answered in this thesis.

Danksagung

Diese Arbeit entstand im Rahmen des kooperativen Promotionsprogramms Elektromobilität (KPE) in Verbindung mit der TU Clausthal und der „Fakultät für Mathematik / Informatik und Maschinenbau“ und in Verbindung mit der Hochschule Hannover und der „Fakultät IV - Wirtschaft und Informatik“.

In diesem Programm wird das Themenspektrum der Elektromobilität durch einen interdisziplinären Ansatz mit Promovenden unterschiedlicher Fachbereiche beleuchtet.

Damit ist eine Vielzahl kompetenter Personen im KPE involviert. Eine Benennung sämtlicher Personen würde den Rahmen einer zusammenfassenden Danksagung überschreiten. Die unmittelbar in diese Arbeit involvierten Personen werden hier hervorgehoben.

Ich danke meinem Doktorvater Professor Andreas Rausch für seine sowohl präzise als auch weitsichtige Perspektive, die mir ein nachhaltiges Bewusstsein für Risikomanagement ermöglichte.

Meinen Gutachtern Professor Andreas Hausotter und Professor Friedrich Fels danke ich für die vielen spannenden und sehr detaillierten Diskussionen, die sie mir jederzeit ermöglicht habt.

Ich danke Professor Arne Koschel für die zahlreichen interessanten Projekte, die wir zusammen etabliert haben und die meinen Horizont immer erweitern konnten.

Ich danke Dr. Christoph Knieke für die organisatorische Unterstützung der Promovenden im KPE und für die vielseitigen Workshops, die durch sein Organisationstalent ermöglicht wurden.

Ich danke dem gesamten KPE und dem Land Niedersachsen dafür, dass es mir ermöglicht wurde, am komplexen gemeinsamen Problem der Elektromobilität mitwirken zu dürfen.

Größter Dank gilt meinen Eltern Karin und Jürgen und meinem Bruder Arne für die mitreißende Lebensfreude, die uns die Augen für die wirklich wichtigen Dinge im Leben öffnet.

Inhalt

1	EINLEITUNG	1
1.1	MOTIVATION	2
1.2	ZIELSETZUNG.....	3
1.3	AUFBAU DER ARBEIT	7
2	GRUNDLAGEN.....	9
2.1	ELEKTROFAHRZEUGE	9
2.2	LADEINFRASTRUKTUR	10
2.2.1	<i>Ladekategorie 1: Privates Laden</i>	<i>10</i>
2.2.2	<i>Ladekategorie 2: Halböffentliches Laden.....</i>	<i>11</i>
2.2.3	<i>Ladekategorie 3: Öffentliches Laden.....</i>	<i>11</i>
2.2.4	<i>Die Relevanz für öffentliche Ladesäulenmanagementsysteme</i>	<i>11</i>
2.3	GESAMTMARKT	13
2.4	NUTZERPRÄFERENZEN	15
2.4.1	<i>Nutzerverhalten - Fahren.....</i>	<i>16</i>
2.4.2	<i>Nutzerverhalten - Laden</i>	<i>17</i>
2.4.3	<i>Nutzerverhalten - Reichweitenangst.....</i>	<i>18</i>
2.5	ABSCHÄTZUNG DER TÄGLICH ZU LADENDEN REIN BATTERIEELEKTRISCHEN ELEKTROFAHRZEUGE IM JAHR 2020.....	19
2.6	ZUSAMMENFASSUNG UND DARSTELLUNG DER ERMITTELTEN E-MOBILEN DATEN	22
2.7	DER E-MOBILE STANDARDNUTZER 2016	23
3	STAND DER TECHNIK.....	24
3.1	HAUPTFORSCHUNGSFELD	27
3.1.1	<i>Ladesäulenwahl.....</i>	<i>27</i>
3.1.2	<i>Routenoptimierung</i>	<i>31</i>
3.1.3	<i>Nutzerverhalten.....</i>	<i>33</i>
3.2	NEBENFORSCHUNGSFELD.....	38
3.2.1	<i>Ladesäulenplanung</i>	<i>38</i>
3.2.2	<i>Ladesäulenbetrieb.....</i>	<i>41</i>
3.2.3	<i>Energienetzeinfluss</i>	<i>44</i>
3.2.4	<i>Entwicklungsprognosen</i>	<i>48</i>
3.3	ZUSAMMENFASSUNG DES STANDS DER TECHNIK.....	49
3.4	AUSPRÄGUNG DER FORSCHUNGLÜCKE.....	54
4	PROBLEMBESCHREIBUNG	57
4.1	DIE QUALITATIVE PROBLEMDARSTELLUNG.....	57
4.2	DIE QUANTITATIVE PROBLEMABBILDUNG.....	59
4.3	DIE SPEZIFISCHE PROBLEMAUSPRÄGUNG	61
4.3.1	<i>Teilproblem 1 von 4 - Die Datenqualität</i>	<i>62</i>
4.3.2	<i>Teilproblem 2 von 4 - Die persönlichen Präferenzen</i>	<i>62</i>
4.3.3	<i>Teilproblem 3 von 4 - Die Reaktivität</i>	<i>62</i>
4.3.4	<i>Teilproblem 4 von 4 - Die Lösbarkeit</i>	<i>63</i>
4.4	ZUSAMMENFASSUNG DER PROBLEMSTELLUNG.....	63
4.5	DIE FORSCHUNGSFRAGE	65
5	KOMPLEXITÄTSKLASSE	67
5.1	ABGRENZUNG ZU ÄHNLICHEN PROBLEMSTELLUNGEN	69
5.2	KATEGORISCHE GESAMTÜBERSICHT DER PROBLEMSTELLUNG.....	70
6	LÖSUNGSVERFAHREN	73
6.1	ANFORDERUNGEN.....	73
6.2	DISKUSSION	76
6.3	VERGLEICH.....	82
6.4	UMSETZUNG	84

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

6.5	OPTIONALE PARALLELISIERUNG	86
7	DAS MATHEMATISCHE MODELL.....	88
7.1	DIE EINFLUSSGRÖßEN.....	90
7.2	DIE FAHRZEUGANZAHL UND DIE LADESÄULENANZAHL.....	92
7.3	DIE FAHRZEUGPOSITIONEN UND DIE LADESÄULENSTANDORTE	92
7.4	DIE DISTANZMATRIX.....	93
7.5	DIE REICHWEITENBETRACHTUNG FÜR DIE FAHRZEUGE.....	94
7.6	DIE PERSÖNLICHEN PRÄFERENZEN DER FAHRER	95
7.6.1	<i>Komponente 1 von 3 - Die generellen Präferenzen der Fahrer</i>	<i>99</i>
7.6.2	<i>Komponente 2 von 3 - Die örtlichen Präferenzen der Fahrer</i>	<i>100</i>
7.6.3	<i>Komponente 3 von 3 - Die zeitlichen Präferenzen der Fahrer</i>	<i>120</i>
7.6.4	<i>Zusammenfassung der gesamten Präferenzen der Fahrer</i>	<i>122</i>
7.7	DER GESAMTFAHRAUFWAND ZU DEN LADESÄULEN	124
7.7.1	<i>Modellierungsbeispiel für private Elektrofahrzeuge.....</i>	<i>125</i>
7.7.2	<i>Modellierungsbeispiel für gewerbliche Elektrofahrzeuge</i>	<i>126</i>
7.7.3	<i>Normierung des Gesamtfahraufwandes.....</i>	<i>127</i>
7.8	DIE LADEWAHRSCHEINLICHKEIT.....	128
7.9	DIE LADEKOSTEN	128
7.10	DIE RELATIVE ERREICHBARKEIT VON LADESÄULEN	130
7.10.1	<i>Komponente 1 von 3 - Die Quantität der Wettbewerbssituation „Q_{rival}“.....</i>	<i>132</i>
7.10.2	<i>Komponente 2 von 3 - Die Intensität der Wettbewerbssituation „Q_{part}“.....</i>	<i>136</i>
7.10.3	<i>Komponente 3 von 3 - Die Position der Wettbewerbssituation „Q_{pos}“.....</i>	<i>141</i>
7.10.4	<i>Die Gesamtbetrachtung der Ladesäulenerreichbarkeit.....</i>	<i>143</i>
7.11	DIE STATISTISCHE WARTEZEIT DER FAHRER	145
7.11.1	<i>Berechnung 1: Berechnung der zu ladenden Energiemenge an den Ladesäulen.....</i>	<i>146</i>
7.11.2	<i>Berechnung 2: Berechnung der anfallenden Ladezeit für die zu ladende Energiemenge</i>	<i>146</i>
7.11.3	<i>Berechnung 3: Berechnung der allgemeinen statistischen Wartezeit</i>	<i>147</i>
7.11.4	<i>Berechnung 4: Berechnung der individuellen statistischen Wartezeit.....</i>	<i>149</i>
7.11.5	<i>Zusammenfassung der Wartezeitmodellierung.....</i>	<i>150</i>
7.12	DIE GESAMTBEWERTUNG DER LADESITUATION.....	151
7.13	DIE REALISIERUNGSMATRIX	152
7.14	DIE ZIELFUNKTION	157
7.14.1	<i>Das allgemeine Optimierungsziel.....</i>	<i>159</i>
7.14.2	<i>Das spezielle Optimierungsziel.....</i>	<i>160</i>
7.14.3	<i>Das Aufstellen der Zielfunktion</i>	<i>162</i>
7.15	DAS LADESÄULENMANAGEMENTS SYSTEM	163
7.16	DIE ABSCHLUSSDISKUSSION	165
8	EVALUATION.....	168
8.1	DIE NUTZERVERHALTENSGRUPPEN	168
8.1.1	<i>Nutzerverhalten A: Uninformiert.....</i>	<i>170</i>
8.1.2	<i>Nutzerverhalten B: Kollaborativ</i>	<i>171</i>
8.1.3	<i>Nutzerverhalten C: Vordiktirt.....</i>	<i>172</i>
8.2	DIE HYPOTHESE	172
8.3	DIE FAHRPROFILDATEN	174
8.4	DIE SZENARIEN.....	176
8.4.1	<i>Szenario A: Die Ladesituation ohne Ladesäulenmanagement als Benchmark.....</i>	<i>176</i>
8.4.2	<i>Szenario B: Die Ladesituation mit Ladesäulenmanagement.....</i>	<i>177</i>
8.4.3	<i>Die Varianten der Szenarien</i>	<i>177</i>
8.5	DIE SIMULATIONSARCHITEKTUR	179
8.6	DIE PARAMETRIERUNG	183
8.6.1	<i>Parametrierung der Szenarien.....</i>	<i>183</i>
8.6.2	<i>Parametrierung des Lösungsverfahrens</i>	<i>186</i>
9	ERGEBNISSE.....	189
9.1	VARIANTE 6 „GROß UND GERINGER WETTBEWERB“ - 150 FAHRZEUGE UND 225 LADESÄULEN	193
9.2	VARIANTE 5 „GROß UND MODERATER WETTBEWERB“ - 150 FAHRZEUGE UND 150 LADESÄULEN	194

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

9.3	VARIANTE 4 „GROß UND STARKER WETTBEWERB“ - 150 FAHRZEUGE UND 75 LADESÄULEN.....	195
9.4	VARIANTE 3 „KLEIN UND GERINGER WETTBEWERB“ - 50 FAHRZEUGE UND 75 LADESÄULEN.....	196
9.5	VARIANTE 2 „KLEIN UND MODERATER WETTBEWERB“ - 50 FAHRZEUGE UND 50 LADESÄULEN	197
9.6	VARIANTE 1 „KLEIN UND STARKER WETTBEWERB“ - 50 FAHRZEUGE UND 25 LADESÄULEN.....	198
9.7	DER SIGNIFIKANZTEST.....	199
9.8	VERGLEICH DER ERGEBNISSE.....	203
9.9	ÜBERTRAGBARKEIT AUF PRIVATFAHRER.....	206
10	FAZIT.....	209
10.1	BEZUG ZUR FORSCHUNGSFRAGE.....	210
10.2	AUSBLICK.....	213
LITERATURVERZEICHNIS		I
ABBILDUNGSVERZEICHNIS.....		IX
TABELLENVERZEICHNIS.....		X

1 Einleitung

Diese Arbeit betrachtet die Fragestellung, wie Elektrofahrzeugfahrer bei der Suche nach freien Ladesäulen individuell unterstützt werden können. Dazu werden persönliche Fahrerpräferenzen, Daten zur Ladesäuleninfrastruktur, Fahrzeugpositionsdaten und Daten zu den Fahrzeugakkuladeständen verarbeitet. Mit diesen Daten werden optimierte Ladesäulenempfehlungen für die Fahrer berechnet, die zu den persönlichen Präferenzen passen. Durch diese Optimierung soll die allgemeine Ladesituation verbessert werden, indem Fahrer sich an Ladesäulen seltener gegenseitig blockieren und mehr Energie und damit Reichweite erhalten können.

Es handelt sich hierbei also um ein kombinatorisches Problem, bei dem allen Fahrern Ladesäulen empfohlen werden, die zu ihren persönlichen Präferenzen passen.

Dabei müssen jedoch die gegenseitigen Beeinflussungen zwischen den Fahrern berücksichtigt werden, denn eine gute Ladesäulenempfehlung muss für die Fahrer auch praktisch realisierbar sein.

Bei der Optimierung muss also auch geprüft werden, ob ein Fahrer die empfohlene Ladesäule vor etwaigen anderen Fahrzeugen in der Nähe als erstes Fahrzeug erreichen und damit umsetzen kann. Dies erschwert die Kombinatorik maßgeblich.

Kernbestandteil dieser Arbeit ist ein flexibel anpassbares mathematisches Matrizenmodell, welches diese kombinatorische Fragestellung modelliert und mit einem Optimierungsverfahren die fahrerindividuellen Ladesäulenempfehlungen beantwortet.

Fahrzeuge mit herkömmlichen Verbrennungsmotoren können in wenigen Minuten Tankzeit Fahrreichweiten von 1000 km in einem gut ausgebauten Tankstellennetz erreichen [1, pp. 2, 5]. Demgegenüber bieten Elektrofahrzeuge deutlich reduzierte Fahrreichweiten von nur 160 km [2, p. 2], beanspruchen lange Ladezeiten [3, p. 21] und verfügen über ein nur geringfügig ausgebautes Ladesäulennetz.

Auch das Aufladen am privaten Hausstromanschluss ist nicht für jeden Fahrzeughalter umsetzbar. Mietwohnungen in höheren Stockwerken oder das Verlegen von Ladekabeln über Gehwege hin zum geparkten Fahrzeug verhindern oder erschweren ein Laden am privaten Hausstromanschluss in diesen Fällen. In Deutschland wohnen 35,6 % der Einwohner innerhalb von Großstädten in sogenannten hochverdichteten Clustern. Weitere 41,6 % leben in mittleren Kleinstädten. Nur 22,9 % leben in ländlichen Regionen [4, p. 29]. Besonders die ersten beiden genannten Kategorien verfügen nicht immer über private Stellplätze und bewohnen häufig mehrstöckige Wohneinheiten. Damit stellt sich das Problem der öffentlichen Ladesäulensuche für einen nicht unerheblichen Teil der Bevölkerung, da nur die Minderheit in ländlichen Regionen wohnt, die private Stellplätze ermöglichen. Darüber hinaus stellt sich dieses Problem trotzdem auch für Fahrzeughalter mit privater Lademöglichkeit, die zum Arbeiten in Großstädte pendeln und während der Arbeit laden möchten oder nach Arbeitsende bei gängigen Einkaufstouren Zwischenladungen vornehmen möchten.

Allgemein belaufen sich die Ladezeiten für Fahrzeughalter, die über private Stellplätze in Form von Garagen oder Carports verfügen, auf etwa acht bis zehn Stunden am Hausstromanschluss [3, p. 21].

Selbst das deutlich leistungsfähigere Schnellladen an öffentlichen Ladesäulen übersteigt mit 25 min Ladezeit die reguläre Tankzeit gängiger Fahrzeuge mit Verbrennungsmotoren noch um ein Vielfaches [5, p. 11]. Auch die Verfügbarkeit dieser öffentlichen Ladesäulen ist der Verfügbarkeit von regulären Zapfsäulen unterlegen [6] [7] [8]. Das eingeschränkte Parkplatzangebot begrenzt besonders in verkehrslastigen Innenstädten die maximale Anzahl an installierbaren Ladesäulen. Des Weiteren kann es für die Ladesäulenbetreiber auch finanziell vorteilhaft sein, ein leichtes Ladesäulenunterangebot aufrechtzuhalten, um die bestehende und kostenintensiv ausgebaute Ladeinfrastruktur optimal auslasten zu können. Öffentliche Ladesäulen stellen daher gegenüber üblichen Zapfsäulen tendenziell ein begrenztes Gut mit einer geringen Verfügbarkeit und hohen Fahrzeugstandzeiten beim Laden dar. Die geringe Verfügbarkeit der Ladesäulen und die langen Ladezeiten können Wartezeiten an Ladesäulen provozieren.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Einleitung

Zudem unterliegen die Fahrer von Elektrofahrzeugen einem Informationsdefizit. Sie wissen nicht, mit welchen anderen Fahrzeugen sie zeitgleich im Wettbewerb um mögliche freie Ladesäulen stehen. Wenn mehrere Fahrzeuge an derselben Ladesäule laden wollen, bekommt das Fahrzeug den Ladeplatz, das die Ladesäule zuerst erreicht. Sämtliche anderen Fahrzeuge auf dem Weg zu dieser Ladesäule müssen sich eine alternative Ladesäule suchen oder Wartezeiten hinnehmen. Dieses Problem kann grundsätzlich auch bei herkömmlichen Zapfsäulen auftreten, wird aber durch die höhere Verfügbarkeit und deutlich geringeren Tankzeiten an den Zapfsäulen entkräftet, die wesentlich kürzer sind als Ladezeiten an Ladesäulen. Somit entstehen durch das Informationsdefizit der e-mobilen Fahrer Effizienzverluste in Form von Wartezeiten und vermeidbaren Fahrten zu bereits oder demnächst belegten Ladesäulen. Diese Effizienzverluste treten aktuell schon auf und könnten sich durch den zunehmenden Ausbau der Elektromobilität weiter verstärken.

Die Bundesregierung sieht vor, bis zum Jahr 2020 eine Million Elektrofahrzeuge im deutschen Markt zu etablieren. Der Begriff Elektrofahrzeug umschließt sowohl Plug-in-Hybride als auch rein batterieelektrische Fahrzeuge (BEV) [9, p. 10] [10, p. 31]. Die Nationale Plattform Elektromobilität (NPE) bestätigt als Beratungsgremium der Bundesregierung dieses Ziel auch aktuell im Fortschrittsbericht 2014 und bezeichnet die Jahre 2015 bis 2017 als Phase des Markthochlaufes [11, p. 3]. Demnach wird die Fahrzeugdichte an Elektrofahrzeugen in den kommenden Jahren weiter zunehmen, was die Problematik des Auffindens von freien Ladesäulen zunehmend verstärken könnte und damit unter anderem die Motivation für dieses Forschungsvorhaben begründet, die im nächsten Abschnitt beschrieben wird. Das gesamte Themenfeld der Elektromobilität kann in drei Wertschöpfungsebenen beschrieben werden. Die erste stellt die erforderlichen Basistechnologien bereit und beinhaltet unter anderem die Grundlagenforschung. Basierend auf diesen Basistechnologien können konkrete Produkte und Komponenten entwickelt werden. Die Interaktion und der optimierte Betrieb dieser Produkte können durch die Integration von Services erweitert werden und ermöglichen neue Geschäftsmodelle und einen verbesserten Endkundennutzen. Die folgende Abbildung veranschaulicht den Themenkomplex:



Abbildung 1: Übersicht zur Thematik der Elektromobilität

Diese Arbeit fokussiert sich auf die kollaborative und optimierte Wahl von Ladesäulen im laufenden Verkehrsfluss, um damit die öffentliche Ladesituation für Elektrofahrzeugnutzer zu verbessern. Die Motivation für dieses Forschungsvorhaben wird im folgenden Abschnitt erläutert.

1.1 Motivation

Die Motivation für dieses Forschungsvorhaben besteht im Erforschen von Lösungen zur Verbesserung des kollektiven Nachfrageverhaltens an öffentlichen Ladesäulen. Dabei soll untersucht werden, inwiefern ein intelligentes Ladesäulen-Nachfragemanagement zum Ausbau der Elektromobilität beitragen und die Fahrer bei ihrer Ladesäulenwahl unterstützen kann.

Denn schon heute laden Elektrofahrzeugnutzer in etwa 41 % bis 44 % der Fälle im öffentlichen Raum, wie es im Abschnitt 2.4.2 erläutert wird [12, p. 48] [13, p. 49]. Bereits 2014 wurde von dem Europäischen Parlament und dem Rat über den Aufbau der Infrastruktur für alternative Kraftstoffe in der

maßgebenden Gesetzgebungsakte gefordert, dass intelligente Systeme mit Echtzeitinformativverarbeitung beim öffentlichen Ladeverhalten eingesetzt werden sollen [14, p. 5 Paragraph 28]. Dabei wurden bereits einige für ein Ladesäulenmanagementsystem relevanten Kernpunkte ausgesprochen:

- Optimieren des Ladeverhaltens
- Erhöhung der Anzahl der Elektrofahrzeugnutzer
- Echtzeitfähigkeit
- Transparente Informationen bezüglich der Kosten bei Ladesystemen
- Transparente Informationen bezüglich der Ladesäulenverfügbarkeit
- Sicherer und flexibler Umgang mit Daten

Diese Punkte werden für das Ladesäulenmanagementsystem dieser Arbeit berücksichtigt, um die öffentliche Ladesituation für Elektrofahrzeugnutzer zu optimieren. Momentan unterliegen Fahrer von Elektrofahrzeugen dem Informationsdefizit, dass sie nicht wissen, mit wie vielen anderen Fahrzeugen sie um dieselbe Ladesäule im Wettbewerb stehen und wie hoch ihre individuelle Ladesäulenerreichungswahrscheinlichkeit dabei ist. Bei Fahrten zu Ladesäulen erhalten die Fahrzeuge den Ladeplatz, welche die Ladesäule zuerst erreichen. Nachkommende Fahrzeuge werden folglich blockiert. Dabei haben die Fahrzeugpositionen und Ladesäulenstandorte einen entscheidenden Einfluss auf die Ladesäulenerreichbarkeit für die Fahrer. Auch der individuelle Ladestand der Fahrzeuge und die Ladekosten der umliegenden Ladesäulen stellen Einflussgrößen dar, welche die Ladesäulenerreichbarkeit beeinflussen. Beispielsweise könnten Fahrer mit einem kritischen Ladestand auch in teureren Ladesäulen einen höheren persönlichen Nutzwert sehen als Fahrer mit einem noch ausreichend hohen Ladestand, der ihnen noch Reichweite gewährt, um etwaige günstigere Ladesäulen zu erreichen, die aber weiter entfernt sind. Diese Einzelinformationen stehen den Fahrern momentan nicht zur Verfügung, wodurch sie suboptimale Entscheidungen bezüglich ihrer Ladesäulenwahl treffen. Die im Folgenden beschriebene Zielsetzung veranschaulicht, wie durch diese Arbeit der Problematik begegnet wird.

1.2 Zielsetzung

Die Zielsetzung dieser Arbeit ist es, fahrerspezifische Einzelinformationen wie Fahrzeugpositionsdaten, Fahrtziele, Zeitvorgaben, Akkuladestände und Präferenzen bei der Ladesäulenwahl durch geeignete Konzepte und Lösungsverfahren echtzeitnah zu verarbeiten. Damit sollen den Fahrern optimierte Ladesäulenempfehlungen kommuniziert werden, die innerhalb ihrer persönlichen Präferenzen liegen und die öffentliche Ladesituation damit ganzheitlich für alle Fahrer verbessern und zu weniger gegenseitigen Blockierungen an Ladesäulen führen.

Es ist nicht das Ziel, den Fahrern eine feste Ladesäulenwahl zu diktieren, die sie befolgen müssen, sondern es wird im Rahmen ihres persönlichen Entscheidungsspielraums eine individuell optimierte Ladesäulenempfehlung aufgezeigt. Diese Ladesäulenempfehlung berücksichtigt kollaborativ sämtliche Entscheidungsmöglichkeiten der anderen Fahrer, sodass sich in Summe die öffentliche Ladesituation für alle Fahrer durch eine Reduktion von gegenseitigen Blockierungen verbessert. Die Ladesäulenwahl der Fahrer kann sich am Markt grundsätzlich in drei Szenarien ausdragen:

- **Szenario A: Uninformiert**
Dies ist der heutige Standardfall. Fahrer kommunizieren nicht untereinander und „sprechen“ sich bei der Ladesäulenwahl nicht ab. Es findet z. B. noch keine Car2Car-Communication statt und es erfolgt noch kein Informationsaustausch über ein kollaboratives Ladesäulenmanagementsystem, bei dem die Positionsdaten und die Akkuladestände der Fahrzeuge für eine optimierte Koordination, wie in den anschließenden Szenarien B und C verwendet werden. Die Fahrer wählen intuitiv immer die nächstgelegene oder günstigste Ladesäule in unmittelbarer Nähe des Fahrtziels bzw. des Teilfahrtziels. Die Folge dieser fehlenden Kommunikation und Absprache zwischen den Fahrzeugen und den jeweiligen Ladeinteressen der Fahrer sind vermehrte gegenseitige Blockierungen und

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Einleitung

Wartezeiten an den Ladesäulen und vermeidbare Fahrten zu bereits oder demnächst belegten Ladesäulen. Dieser heutige Standardfall und das Informationsdefizit der Fahrer provozieren grundsätzlich eine nicht optimale Nachfragesituation und sind der Benchmark für das Ladesäulenmanagement dieser Arbeit. Die angestrebte Optimierung der öffentlichen Ladesituation mit dem Ladesäulenmanagementsystem wird mit diesem Standardszenario der heutigen Nutzer verglichen, um erschließbare Vorteile und auch Risiken einer solchen Optimierung aufzeigen zu können.

▪ **Szenario B: Kollaborativ**

Ziel dieser Arbeit ist es, die Fahrer innerhalb ihrer persönlichen Präferenzen hinsichtlich Ort, Zeit und Ladekosten bei ihrer individuellen Ladesäulenwahl zu unterstützen. Die Fahrer haben stets die freie Wahl der Ladesäulen, wie sie es aus dem herkömmlichen Markt von Fahrzeugen mit Verbrennungsmotoren und der freien Tankstellenwahl gewohnt sind. Diesbezüglich werden unter anderem die verfügbaren Informationen wie Fahrzeugpositionsdaten, Akkuladestände, Fahrtziele, Ladzeiten etc. verarbeitet. Diese Aufzählung ist nicht limitierend und soll um beliebige Einflussgrößen erweiterbar sein. Zukünftige Technologien könnten z. B. verkürzte Ladezeiten oder verlängerte Fahrreichweiten ermöglichen, was grundsätzlich zu einem veränderten Parameterraum führt. Demzufolge muss die Informationsverarbeitung eine entsprechende Flexibilität aufweisen, auch zukünftige Einflussgrößen verarbeiten zu können. Dieses Szenario spannt sich zwischen dem zuvor genannten uninformierten Szenario und dem folgenden vordiktierten Szenario C auf.

▪ **Szenario C: Vordiktiert**

Gegenüber der heutigen vollständig unkontrollierten Ladesäulenwahl besteht die Option, den Markt durch ein etwaiges Reservierungssystem von Ladesäulen oder Ladesäulenzwangszuweisungen vollständig zu kontrollieren und zu steuern. Aus mathematischer Sicht ist ein solches Optimierungsproblem leichter modellierbar und lösbar. Denn ein vollständig kontrollierbares Szenario mit Ladesäulenzwangszuweisungen lässt sich entsprechend einfacher modellieren und kann dann mit Standardverfahren wie der „ungarischen Methode“ gelöst werden bzw. vereinfacht als ein klassisches Transportproblem modelliert und über ein Standardverfahren wie Simplex gelöst werden. Dies ist bezüglich der mathematischen Lösbarkeit des Problems natürlich von Vorteil, entspricht jedoch nicht den Forderungen des freien Marktes und der Fahrer, Ladesäulen frei wählen zu können, wie es bei der Tankstellenwahl seit Jahrzehnten üblich ist. Die Fahrer sind es gewohnt, individuell und flexibel bezüglich der eigenen zeitlichen und örtlichen Interessen agieren zu dürfen. Das Szenario einer vollständig vordiktierten Ladesäulenzwangszuweisung würde dem gewohnten Mobilitätsverhalten von Fahrzeug-Nutzern widersprechen. In dieser Arbeit wird daher die freie Ladesäulenwahl betrachtet, die durch optimierte Echtzeitinformationsauswertung fahrerindividuell durch ein Ladesäulenmanagementsystem optimiert wird, wie es im vorigen Szenario B erläutert wurde.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Einleitung

Anschaulich dargestellt soll das beschriebene Szenario B durch ein geeignetes kollaboratives Ladesäulenmanagementsystem die öffentliche Ladesituation der Fahrer verbessern, indem relevante Verkehrsdaten wie Akkuladestände und Fahrzeugpositionsdaten für die Fahrer im Rahmen ihrer persönlichen Präferenzen hinsichtlich Zeit, Ort, Kosten, Ladeleistung etc. ausgewertet und optimiert werden und ihnen als verbesserte Ladesäulenempfehlung vorgeschlagen werden:



Abbildung 2: Ziel eines kollaborativen Ladesäulenmanagementsystems

In dieser Trivialdarstellung existieren für alle Fahrzeuge ausreichend Ladesäulen in deren Reichweite. Die Behandlung des interessanten Falles, wenn ein Ladesäulenunterangebot besteht, wird im Kapitel 7 mit dem mathematischen Modell ausführlich beschrieben.

Diese Darstellung soll einführend das Problem und das grundsätzliche Optimierungspotential einer kollaborativ optimierten Ladesäulenwahl aufzeigen. Das heutige typische öffentliche Ladeverhalten orientiert sich an Szenario A und besteht darin, immer zur nächsten bzw. günstigsten Ladesäule zu fahren, wodurch gegenseitige Blockierungen provoziert werden.

Doch wenn die Fahrer eine gewisse Kompromissbereitschaft im Rahmen ihrer persönlichen Ladeoptionen zeigen, lässt sich damit die öffentliche Ladesituation für alle Fahrzeuge verbessern, wie es Szenario B aufzeigt.

Die drei Szenarien lassen sich wie folgt darstellen:

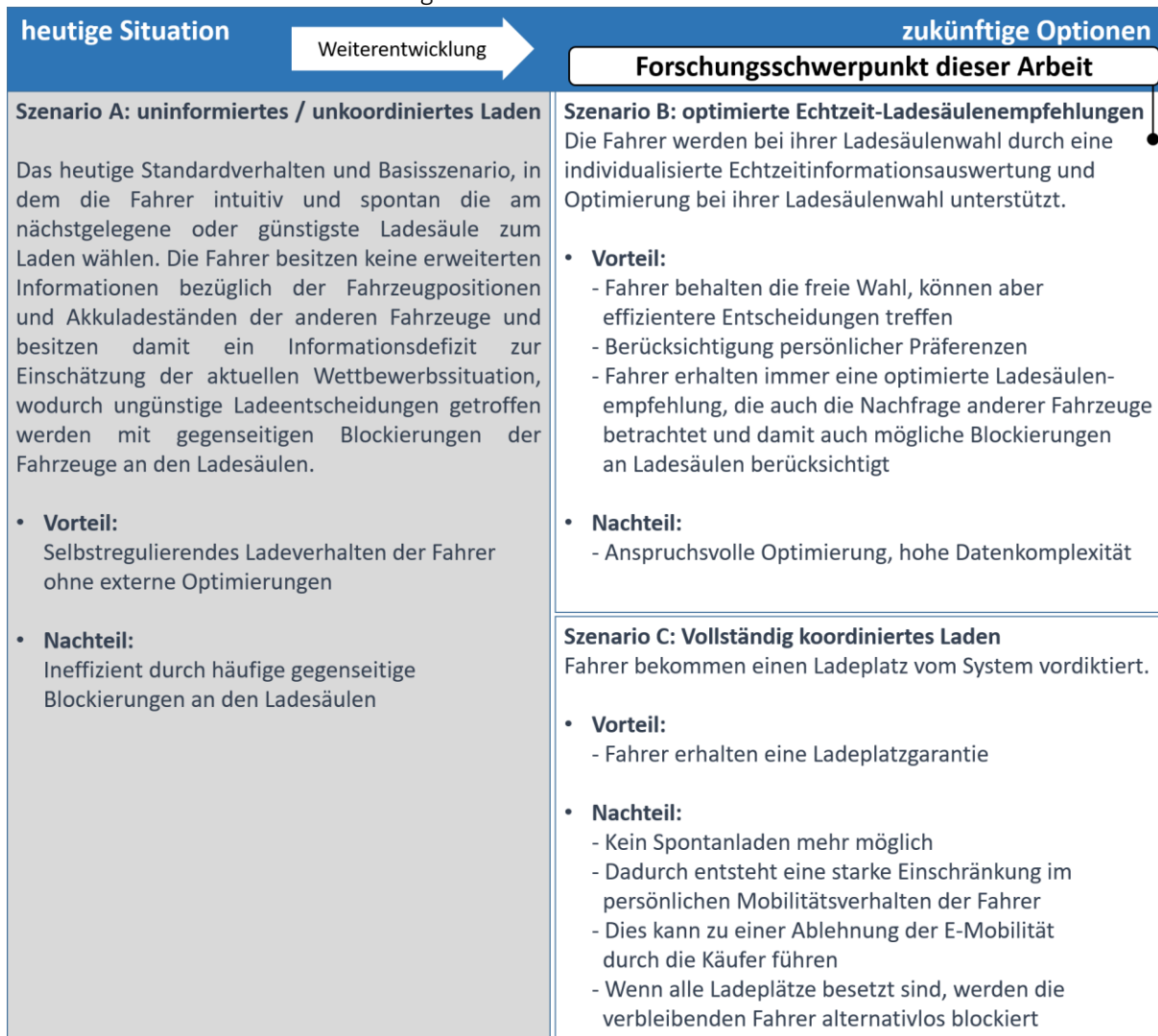


Abbildung 3: Darstellung der Ladeszenarien

Ziel ist folglich die Konzeption, Entwicklung und Simulation eines Modells für Szenario B, das die Fahrer in ihrer Ladesäulenwahl unterstützt und nicht bevormundet, selbst wenn nicht alle Fahrer den optimierten Empfehlungen nachkommen.

Denn nicht alle Fahrer werden zu jeder Zeit und an jedem Ort über eine mobile Datenanbindung zur Kommunikation mit einem solchen System verfügen und nicht alle Fahrer sind dazu bereit mit einem Ladesäulenmanagementsystem aus persönlichen Gründen oder Datenschutzbedenken zu kommunizieren. Die genaue Darstellung des unterschiedlichen Nutzerverhaltens erfolgt im Abschnitt 8.1.

Wartezeiten an Ladesäulen und Fahrten zu bereits oder demnächst belegten Ladesäulen sollen durch eine echtzeitnahe Informationsverarbeitung der bereitgestellten Daten reduziert werden. Dabei soll aufgezeigt werden, in welchen Verkehrssituationen ein solches Ladesäulenmanagementsystem Erfolge erzielen kann und welchen Einfluss die Kooperationsbereitschaft der Fahrer dabei aufweist.

Fahrer, die mit einem solchen System nicht kooperieren wollen oder dies technisch aufgrund mangelnder mobiler Datenverbindung bei z. B. Tunnelfahrten nicht können, stellen eine Störgröße für ein solches System dar.

Neben der Untersuchung der Vorteile der kollaborativen Ladesäulenwahl soll auch betrachtet werden, inwiefern diese Störgröße ein solches System zum Scheitern bringen kann.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Einleitung

Damit prägt sich ein zu untersuchendes Ziel aus:

Ziel ist es zu untersuchen, inwiefern ein Ladesäulenmanagementsystem die öffentliche Ladesituation kollaborativ verbessern kann, indem dieses die von den Fahrern bereitgestellten Verkehrsdaten wie Fahrzeugpositionsdaten und Akkuladestandsdaten optimiert, um damit die Fahrer mit besseren Ladesäulenempfehlungen zu unterstützen.

Das Gesamtziel besteht in der Modellierung, Simulation und Evaluation eines flexiblen mathematischen Modells, welches auch persönliche Fahrerpräferenzen berücksichtigt und im Rahmen eines Ladesäulenmanagementsystems zu Verbesserung der öffentlichen Ladesituation beiträgt und den Ausbau der Elektromobilität unterstützt.

Die mathematische Modellierung ist dafür ausgelegt, individuelle persönliche Fahrerpräferenzen flexibel betrachten zu können. Die Modellierung soll auch um heute noch unbekannte Fahrerpräferenzen, Fahrzeugeigenschaften und Ladesäulencharakteristiken erweitert werden können, um auch zukünftige e-mobile Verkehrsszenarien optimieren zu können.

Daher wird die mathematische Modellierung im Kapitel 7 in Bezug zur gesamten Arbeit einen relativ hohen Umfang einnehmen. Im Folgenden werden dafür die einzelnen Bestandteile beschrieben, die den Aufbau dieser Arbeit formen.

1.3 Aufbau der Arbeit

Nachdem im nächsten Kapitel zunächst die Grundlagen der Thematik Elektromobilität und Ladesäulenmanagement aufgezeigt werden, wird hier der allgemeine Aufbau der Arbeit dargestellt:

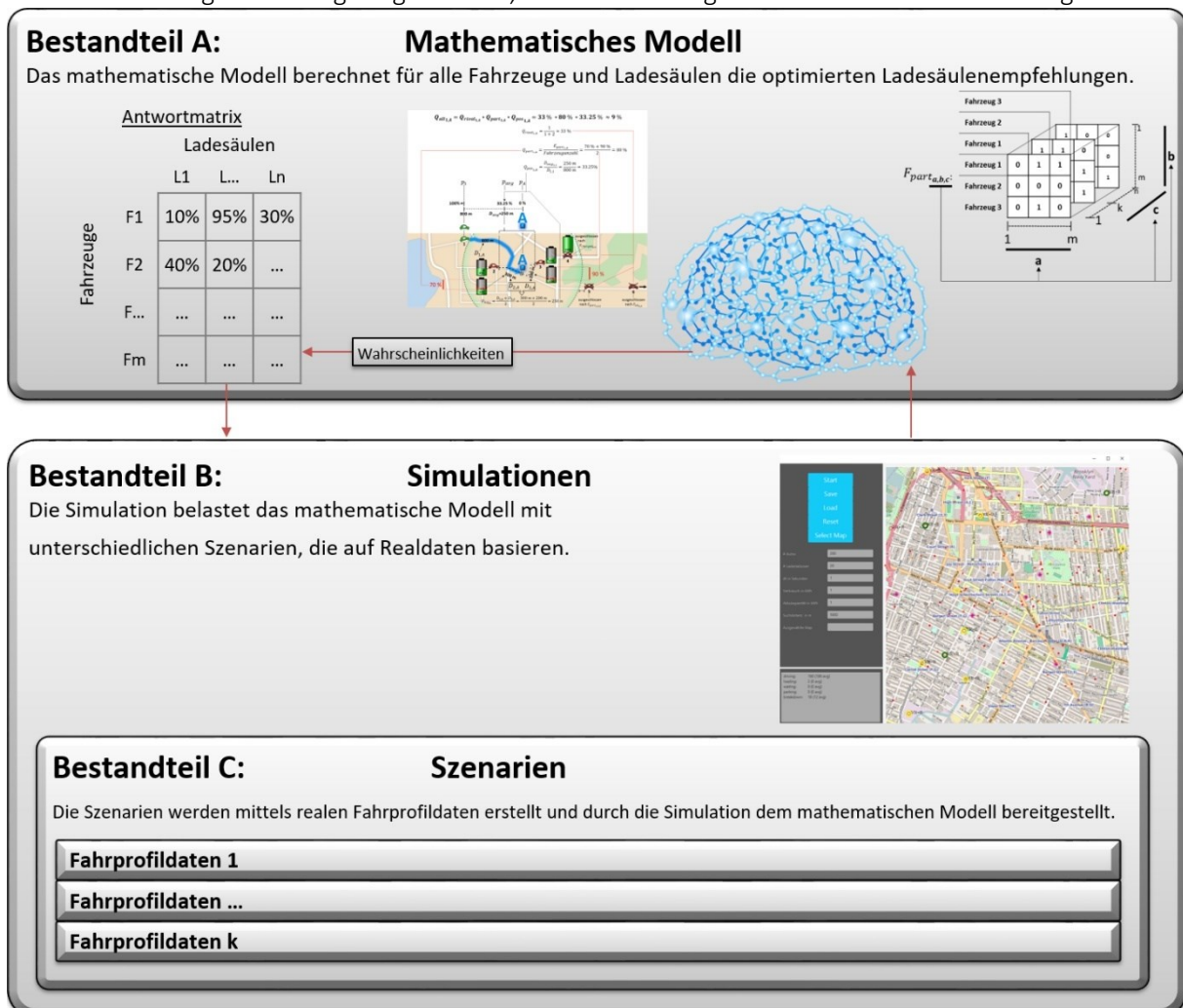


Abbildung 4: Allgemeiner Aufbau der Arbeit

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Einleitung

Kernbestandteil ist ein mathematisches Modell (A), welches im Kapitel 7 beschrieben wird. Dieses wird durch die Simulation im Abschnitt 8.5 mit unterschiedlichen Verkehrssituationen belastet (B). Diese basieren auf Verkehrsdaten, aus welchen Szenarien im Abschnitt 8.4 für die Simulation abgeleitet werden (C). In der Simulation kann konfiguriert werden, wie hoch der Anteil an Fahrern ist, die sich dem Ladesäulenmanagementsystem anschließen. Diese Fahrer kommunizieren folglich ihre Akkuladestanddaten, Fahrtziele, Fahrzeugpositionen und persönlichen Präferenzen bei der Ladesäulenwahl. Diese Daten werden mit dem mathematischen Modell kollaborativ ausgewertet und optimiert und als Ladesäulenempfehlung an die Fahrer zurückgeleitet. Damit besitzen diese Fahrer einen erweiterten Informationshorizont und erhalten optimierte Ladesäulenempfehlungen, die innerhalb ihrer persönlichen Präferenzen liegen und gemäß der aktuellen Verkehrssituation eine bessere Erreichbarkeit, eine geringere Blockierungswahrscheinlichkeit und kürzere Wartezeiten bieten sollen. Der Anteil der Fahrer, die nicht mit dem System kommunizieren und keine Daten teilen, stellt somit die Störgröße für das Ladesäulenmanagementsystem dar. Damit lassen sich unterschiedliche Verkehrssituationen und ein unterschiedliches Kooperationsverhalten der Fahrer in verschiedenen Szenarien untersuchen, wie es im Abschnitt 8.1 noch näher beschrieben wird.

Bevor das mathematische Modell im Kapitel 7 detailliert erläutert wird, erfolgt zunächst die Beschreibung der Grundlagen im Kapitel 2. Der aktuelle Stand der Technik und die Eingrenzung der Forschungslücke werden im Kapitel 3 aufgezeigt. Die spezifische Problembeschreibung im Kapitel 4 bereitet auf das mathematische Modell vor. Das allgemeine Optimierungsproblem der kollaborativen Ladesäulenempfehlung wird im Kapitel 5 beschrieben. Dabei wird insbesondere auf die Komplexitätsbetrachtung der Problemstellung und des Optimierungsproblems eingegangen und dies bereitet damit auf die Lösungsverfahren im Kapitel 6 vor. Das mathematische Modell verarbeitet die Daten beliebiger Verkehrssituationen und optimiert diese mit Lösungsverfahren, die im Kapitel 6 beschrieben werden.

Zuvor werden im nächsten Kapitel zunächst die Grundlagen erläutert, die das umspannende Themenfeld des Ladesäulenmanagements zur Unterstützung von Fahrern bei ihrer individuellen Ladesäulenwahl prägen:

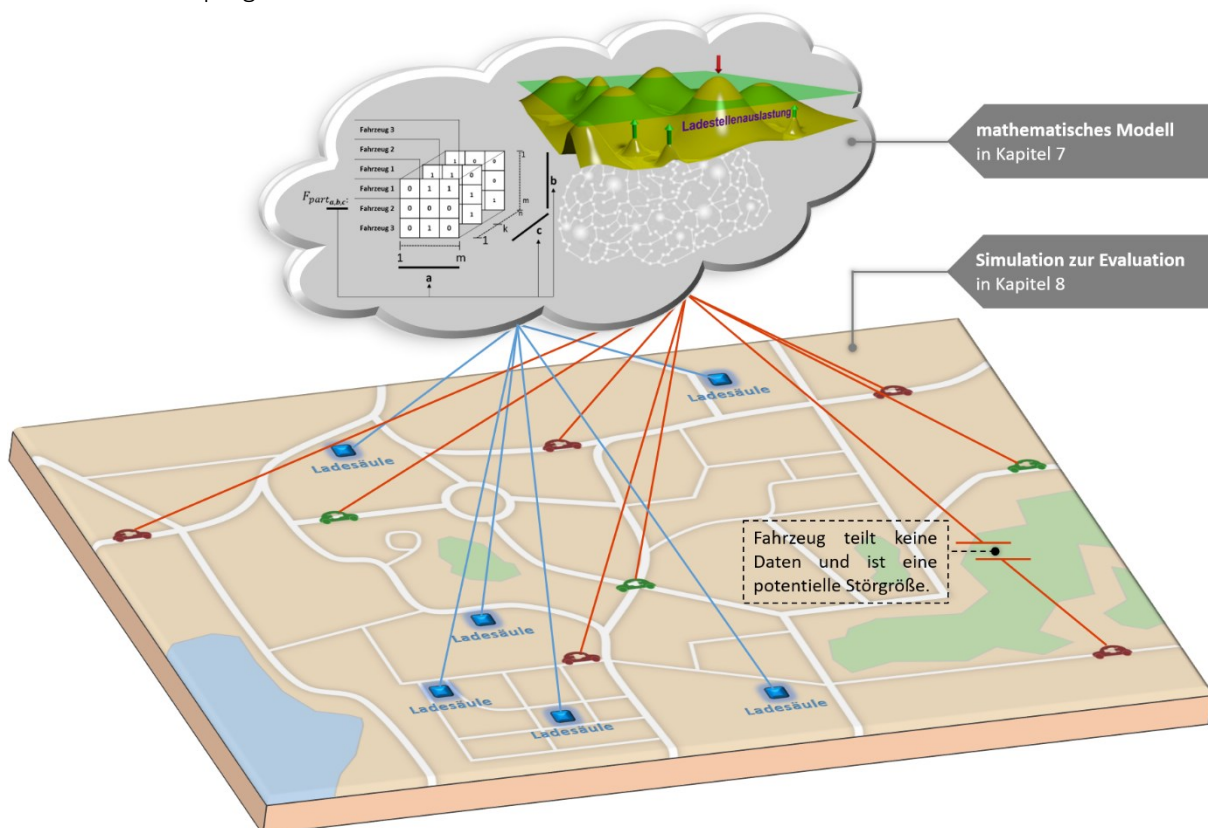


Abbildung 5: Allgemeine Darstellung eines Ladesäulenmanagementsystems

2 Grundlagen

Im Hinblick auf die allgemeine Problemstellung eines kollaborativen Ladesäulenmanagements zur Optimierung der öffentlichen Nachfragesituation werden in diesem Kapitel die dafür relevanten Grundlagen skizziert. Dabei werden Elektrofahrzeuge und deren technologische Charakteristiken in Bezug auf das Ladeproblem genannt und erläutert, wie diese Fahrzeuge innerhalb der Ladeinfrastruktur geladen werden können. Weiterführend wird der allgemeine Markt der Ladeinfrastruktur mitsamt der heutigen Marktfragmentierung dargestellt.

Die Zielsetzung dieses Kapitels ist das Identifizieren und die Quantifizierung von Parametern und Kennzahlen innerhalb der Elektromobilität. Aktuelle Studien und verwandte Arbeiten werden dafür ausgewertet, um die grundlegenden Daten zu Fahrreichweiten, Ladedauer, Nutzerverhalten und Ladetechnologien zu bestimmen. Diese ermittelten Daten der Elektromobilität dienen als Grundlage für die Parametrierung des noch folgenden mathematischen Modells und der Simulation von Verkehrsszenarien.

In den folgenden Abschnitten werden dafür die vier Einzelbereiche Elektrofahrzeuge, Ladeinfrastruktur, Gesamtmarkt und Nutzerpräferenzen betrachtet. Abschließend werden die in den Einzelbereichen identifizierten Daten zusammenfassend im Abschnitt 2.6 dargestellt. Sie stellen damit die Parametrierungsgrundlage für die Simulationen dar.

2.1 Elektrofahrzeuge

Bezogen auf den deutschen Markt sind mit Stand Januar 2016 gemäß dem Kraftfahrzeug-Bundesamt 25.502 Elektrofahrzeuge zugelassen [15]. Hinzu kommen 130.365 Hybridfahrzeuge. Bezogen auf die gesamte Fahrzeuganzahl inklusive herkömmlicher Benziner, Dieselfahrzeuge und Erdgasfahrzeuge in Summe von 45.071.209 Personenkraftwagen beträgt der Anteil rein batterieelektrisch betriebener Elektrofahrzeuge 0,056 %.

Die Bundesregierung sieht vor, bis zum Jahr 2020 eine Million Elektrofahrzeuge [9, p. 10] im deutschen Markt zu etablieren (sowohl Plug-in-Hybride als auch rein batterieelektrische Fahrzeuge) [10, p. 31]. Die Nationale Plattform Elektromobilität bestätigt als Beratungsgremium der Bundesregierung dieses Ziel auch aktuell im Fortschrittsbericht und bezeichnet die Jahre 2015 bis 2017 als Phase des Markthochlaufes [11, p. 43]. Bezogen auf das Ziel der Bundesregierung, im Jahr 2020 eine Million Elektrofahrzeug im deutschen Markt zu etablieren, ist zum Stand Januar 2016 das Ziel mit 25.502 Elektrofahrzeugen und 130.365 Hybridfahrzeugen erst zu 15,5 % erfüllt. Zum Erreichen dieses Ziels der Bundesregierung bedarf es demnach eines erheblichen Ausbaus der Elektromobilität, was eine Wachstumsrate von 59 % pro Jahr für die verbleibenden vier Jahre erfordert.

Die für diese Arbeit relevanten Fahrzeuge sind die rein batterieelektrischen Fahrzeuge, die auf das elektrische Laden angewiesen sind und nicht wie Hybridfahrzeuge über alternative Antriebstechnologien verfügen und auf das herkömmliche Tanken von fossilen Treibstoffen ausweichen können.

Gemäß der umweltökonomischen Gesamtrechnung des deutschen Statistischen Bundesamtes beträgt die durchschnittliche Jahresfahrleistung konventioneller Benzin- und Dieselfahrzeuge 14.022 km/Jahr [16, p. 12]. Diese Jahresfahrleistung entspricht einer Tagesfahrleistung von 38,41 km. Diese Berechnung basiert auf den Daten von etwa 45 Mio. Benzin- und Dieselfahrzeugen und bildet damit eine repräsentative und umfangreiche Stichprobe ab. Bezüglich des konkreten Fahrverhaltens von Elektrofahrzeugen konnte im Rahmen einer Nutzerbefragung von 3.111 Fahrzeughaltern umfangreiche Daten für die Tagesfahrleistung von Elektrofahrzeugen erhoben werden [13, p. 15]. Das konkrete Fahrverhalten von Nutzern weicht je nach Fahrzeugtyp mit 38 km bis 46 km nur geringfügig vom Fahrverhalten der Nutzer von herkömmlichen Fahrzeugen mit Verbrennungsmotoren ab [13, p. 40]. Gewichtet gemäß den Anteilen der Fahrzeugklassen ergibt sich eine durchschnittliche Tagesfahrleistung von 42,8 km.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Grundlagen

Gängige Fahrreichweiten von Elektrofahrzeugen des Zeitraums 2014 bis 2016 betragen etwa 160 km bis 200 km pro Akkuladung gemäß NEFZ [2, p. 2]. Die praktisch relevante und erreichbare Nettoreichweite liegt zwischen 19 % und 28 % unterhalb des NEFZ-Wertes [17, p. 6]. Dies wird im Rahmen des beschlossenen Regierungsprogramms Elektromobilität der Bundesregierung im Förderprogramm „Begleit- und Wirkungsforschung - Schaufenster Elektromobilität“ im aktuellen Ergebnispapier aufgezeigt [17, p. 6]. Gegenüber der NEFZ-Reichweite beläuft sich die praktisch relevante Fahrreichweite auf:

- Praxisreichweite der 16 kWh Kleinwagenklasse: 103 km
- Praxisreichweite der 24 kWh Kompaktwagenklasse: 135 km
- Praxisreichweite der 85 kWh Oberklasse: 394 km

Bezogen auf diese Reichweite berechnet sich der Praxisverbrauch wie folgt:

- Praxisverbrauch der 16 kWh Kleinwagenklasse: $100 \times 16 \text{ kWh} / 103 \text{ km} = 15,5 \text{ kWh} / 100 \text{ km}$
- Praxisverbrauch der 24 kWh Kompaktwagenklasse: $100 \times 24 \text{ kWh} / 135 \text{ km} = 17,7 \text{ kWh} / 100 \text{ km}$
- Praxisverbrauch der 85 kWh Oberklasse: $100 \times 85 \text{ kWh} / 394 \text{ km} = 21,6 \text{ kWh} / 100 \text{ km}$

Diese Praxisreichweite wird von den Nutzern aber nicht restlos bis zu einem Akkuladestand von 0 % leer gefahren. Die Nutzer von Elektrofahrzeugen laden das Fahrzeug bereits mit einer Sicherheitsreichweite von durchschnittlich 32 % der maximalen Akkukapazität wieder auf, wie eine Befragung von 800 Fahrzeughaltern ergeben hat [13, p. 48]. Die effektive Fahrreichweite der Fahrzeughalter stellt sich damit wie folgt dar:

- Nutzer der 16 kWh Kleinwagenklasse laden nach: $(1 - 0,32) \times 103 \text{ km} = 70,0 \text{ km}$
- Nutzer der 24 kWh Kompaktwagenklasse laden nach: $(1 - 0,32) \times 135 \text{ km} = 91,8 \text{ km}$
- Nutzer der 85 kWh Oberklasse laden nach: $(1 - 0,32) \times 502 \text{ km} = 267,9 \text{ km}$

Ausgehend von der Standard-Tagesfahrleistung von 42,8 km folgt ein durchschnittlicher Ladezyklus von:

- Nutzer der 16 kWh Kleinwagenklasse laden nach: $70,0 \text{ km} / 42,8 \text{ km} / \text{Tag} = 1,64 \text{ Tage}$
- Nutzer der 24 kWh Kompaktwagenklasse laden nach: $91,8 \text{ km} / 42,8 \text{ km} / \text{Tag} = 2,15 \text{ Tage}$
- Nutzer der 85 kWh Oberklasse laden nach: $267,9 \text{ km} / 42,8 \text{ km} / \text{Tag} = 6,26 \text{ Tage}$

Diese hier aufgeführten Basisdaten für Elektrofahrzeuge werden unter anderem noch für die Simulationen als Parametrierungsgrundlage im Abschnitt 8.6 verwendet. Diese Daten und alle in diesem Kapitel noch folgenden Daten werden abschließend in der Tabelle 2 auf der Seite 22 zusammenfassend dargestellt. Beispielsweise wird dabei die 24 kWh Kompaktwagenklasse als Standardfahrzeug zum Parametrieren verwendet, da diese Klasse den Massenmarkt mit den weltweit am meisten abgesetzten Fahrzeugen widerspiegelt [18, p. 9] [19, p. 3] [20, pp. 10, 28].

2.2 Ladeinfrastruktur

Die Ladeinfrastruktur kann hinsichtlich Zugänglichkeit und Leistung grundsätzlich in drei Kategorien eingeteilt werden. Die jeweilige Ladeleistung hat einen entscheidenden Einfluss auf die Ladedauer. Besonders die Kriterien Verfügbarkeit und Ladeleistung prägen die Benutzererfahrung im Rahmen der E-Mobilität in besonderem Maße und werden im Folgenden diskutiert.

2.2.1 Ladekategorie 1: Privates Laden

Das Laden am privaten Hausstromanschluss oder am Arbeitsplatz an einer üblichen 3,7 kW Steckdose erfordert Ladezeiten von acht bis zehn Stunden [3, p. 21] [2, p. 2]. Diese Ladeoption kann das Nutzerverhalten abdecken, die gängige Arbeitszeit oder Nachtruhe von etwa acht bis zehn Stunden parallel zum Laden eines Elektrofahrzeugs zu nutzen. Für viele der 25 Mio. Einwohner von Großstädten entfällt die private Ladeoption am Hausstromanschluss jedoch, da sie nicht über private

Parkmöglichkeiten mit Hausstromanschluss verfügen. Auch das Bewohnen von mehrstöckigen Wohnungen verhindert den Anschluss des Ladekabels zwischen Wohnung und Fahrzeug. Selbst für Wohnungen im Erdgeschoss würden Ladekabel in vielen Fällen Gehwege als unzulässige Stolperfalle kreuzen. Ebenso stellt nicht jeder Arbeitgeber eigene Unternehmensparkplätze zur Verfügung. Und die Unternehmensparkplätze, die geboten werden, sind nicht zwangsläufig mit Stromanschlüssen ausgestattet. Somit stellt diese 3,7 kW Ladeoption eine Nischenlösung dar, die in Großstädten nur von einer kleinen Untermenge an Fahrern erschlossen werden kann, die beispielsweise über eigene Geragenstellplätze verfügen. Diese Ladeoption wird daher für diese Arbeit nicht weiter betrachtet, sondern die leistungsfähigeren halböffentlichen und öffentlichen Ladeoptionen. Diese werden im Folgenden dargestellt und im Verlauf dieser Arbeit bei der dynamischen Optimierung der öffentlichen Ladesituation als Schwerpunkt betrachtet.

2.2.2 Ladekategorie 2: Halböffentliches Laden

Das halböffentliche Laden an typischen Ladestationen auf Kundenparkplätzen von Supermärkten und Einkaufszentren bietet gängige Ladeleistungen von 11 kW und 22 kW, sowohl Gleichstrom (DC) als auch Wechselstrom (AC). Diese Ladeoption ermöglicht Ladezeiten von etwa ein bis zwei Stunden [11, p. 47]. Vereinzelt sind auch Ladeleistungen von 50 kWh (DC) verfügbar, welche ein beschleunigtes Aufladen in etwa 25 min ermöglichen [5, p. 11].

2.2.3 Ladekategorie 3: Öffentliches Laden

Das Laden an Ladestationen auf öffentlichen Parkplätzen oder am Straßenrand bietet das größte Potential, Großstädte möglichst homogen mit Ladesäulen zu erschließen und damit die Fahrer flexibel in ihrem Mobilitätsverhalten zu unterstützen. Besonders die bereits vorhandene Energieversorgung von Straßenlaternen kann synergetisch zum Ausbau öffentlicher Ladesäulen genutzt werden. Aktuell beträgt die gängige öffentliche Ladeleistung wie auch bei den halböffentlichen Ladesäulen 11-22 kW. Damit ergeben sich Ladezeiten von etwa ein bis zwei Stunden.

2.2.4 Die Relevanz für öffentliche Ladesäulenmanagementsysteme

Die für diese Arbeit relevanten Ladekategorien betreffen das halböffentliche und das öffentliche Laden. Für diese Ladekategorien wird betrachtet, inwiefern ein Ladesäulenmanagementsystem durch die Auswertung mitgeteilter Akkuladestand- und Fahrzeugpositionsdaten von kooperativen Fahrern die öffentliche Ladesituation in Großstädten optimieren kann.

Mit Stand Juni 2015 sind etwa 5.600 Ladepunkte öffentlich verfügbar, die über etwa 2.500 Ladestationen/Ladesäulen verteilt sind. Durchschnittlich verfügt eine ausgebaute Ladesäule demnach über 2,2 Ladekabelanschlüsse [21, p. 1]. Des Weiteren existieren ca. 100 Schnellladesäulen [22, p. 7]. Die Leistungsklassen der Ladesäulen verteilen sich dabei wie folgt [23]:

- Ladesäulen mit einer Leistung von weniger als 11 kW: 40 %
- Ladesäulen mit einer Leistung von 11 kW - 22 kW: 45 %
- Ladesäulen mit einer Leistung von mehr als 22 kW: 16 %

Ein Ladesäulenmanagementsystem zur Optimierung der öffentlichen Ladesituation muss entsprechend flexibel mit den verschiedenen Leistungsklassen der Ladesäulen umgehen können, um diese gemäß den geforderten Nutzerpräferenzen zu berücksichtigen.

In der Markthochlaufphase von 2017 bis 2020 ist geplant, die öffentliche Ladeinfrastruktur um 7.100 weitere erforderliche Schnellladepunkte (DC) auszubauen. Diese sollen auf wichtigen Verbindungsachsen auch Ladeleistungen von über 150 kW bieten [22, p. 21]. Damit wäre erstmalig eine Ladedauer von etwa 10 min realisierbar. Die damit realisierbare Reduktion der Ladezeiten wird einen

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Grundlagen

entscheidenden Einfluss auf ein öffentliches Ladesäulenmanagementsystem bei einer kollaborativen Optimierung von Ladesäulenempfehlungen besitzen und muss daher im noch folgenden mathematischen Modell berücksichtigt werden.

Bis zum Jahr 2020 sollen im öffentlichen und halböffentlichen Raum dem optimistischen „Pro-EV-Szenario“ der NPE gemäß ca. 181.000 Ladesäulen für eine erwartete Anzahl von ca. 1,134 Mio. Elektrofahrzeugen etabliert werden. Dabei soll ein Verhältnis von 85 % privaten Ladeoptionen und 15 % öffentlichen und halböffentlichen Ladeoptionen geschaffen werden [11, p. 46]. Die 85 % privaten Ladeoptionen erschließen sich insbesondere für Pendler außerhalb von Großstädten, die über private Ladeanschlüsse in einer Garage bzw. einem Carport verfügen und diese bei ihrer Heimreise nutzen können. Die für ein öffentliches Ladesäulenmanagementsystem relevanten Ladeoptionen beziehen sich auf die Ladesäulen im öffentlichen und halböffentlichen Raum innerhalb von Großstädten. Für diese Ladesäulen optimiert ein Ladesäulenmanagementsystem die öffentliche Ladesituation für die Fahrer in Großstädten.

Ausgehend vom zuvor zitierten optimistischen „Pro-EV-Szenario“ der NPE stehen demnach erwartungsgemäß pro Elektrofahrzeug durchschnittlich 0,159 Ladesäulen zur Verfügung. Die NPE betrachtet hierbei Elektro- und Hybridfahrzeuge kombiniert als „Elektrofahrzeug“. Um diese zukünftig prognostizierte Verfügbarkeit von 0,159 Ladesäulen je „Elektrofahrzeug“ mit der heutigen bereits ausgebauten Ladeinfrastruktur zu vergleichen, werden im Folgenden die Daten vom Kraftfahrzeug-Bundesamt ebenfalls für Elektro- und Hybridfahrzeuge kombiniert betrachtet. Mit Stand Juni 2015 sind bereits 5.571 öffentliche Ladepunkte ausgebaut [22, p. 7]. Im selben Jahr waren laut Kraftfahrzeug-Bundesamt 45.993 Elektro- und Hybridfahrzeuge zugelassen [24]. Demnach waren im Jahr 2015 pro „Elektrofahrzeug“ bereits 0,121 öffentliche Ladesäulen verfügbar.

Diese Verfügbarkeit im Jahr 2015 mit 0,121 Ladesäulen je Elektrofahrzeug entspricht demnach dem optimistischen Szenario für 2020 bereits zu 76 %.

Allgemein deckt sich diese optimistische Einschätzung der NPE mit den offiziellen und realistischen Empfehlungen des Europäischen Parlaments und des Rates zum Aufbau der Infrastruktur für alternative Kraftstoffe. Gemäß der maßgebenden Gesetzgebungsakte wurde das Ziel ausgesprochen, eine Ladesäule je zehn Fahrzeuge anzubieten [14, p. 4 Paragraph 23]. Dies entspricht gegenüber dem zuvor genannten „Pro-EV-Szenario“ genau 0,100 Ladesäulen je Fahrzeug. Das optimistische „Pro-EV-Szenario“ seitens der NPE liegt demnach 59 % über dieser Empfehlung. Selbst der Ausbau der Ladeinfrastruktur im Jahr 2015 übersteigt diese Empfehlung bereits um 21 %.

Damit spannt sich für das Jahr 2020 ein Szenario von „0,100 Ladesäulen je Fahrzeug“ (realistisch) bis „0,159 Ladesäulen je Fahrzeug“ (optimistisch) auf. Aktuell liegt die Ladesäulenverfügbarkeit im Jahr 2015 mit 0,121 Ladesäulen je Fahrzeug demnach sogar über dem realistischen Szenario.

Die hier beschriebene Ladeinfrastruktur wird im Rahmen verschiedener Ladesäulenbetreiber und Ladesäulenmarken betrieben. Im folgenden Abschnitt werden diesbezüglich der allgemeine Markt der Ladeinfrastruktur und die aktuell vorherrschende Marktfragmentierung der unterschiedlichen Ladenetzwerke und Ladesäulenbetreiber aufgezeigt.

2.3 Gesamtmarkt

Die reguläre Tankstelleninfrastruktur für Fahrzeuge mit Verbrennungsmotoren kennzeichnet sich durch eine hoch verfügbare und umfangreich ausgebaute Infrastruktur, transparente und einheitliche Preismodelle und ein einheitliches Leistungsspektrum. Das Preismodell basiert markenübergreifend und einheitlich auf dem mengenmäßigen Erwerb des Energieträgers. Zeitbasierte Modelle, Flatrates oder füllstandabhängige Preismodelle sind in der herkömmlichen Tankstelleninfrastruktur nicht üblich. Der Markt der Ladeinfrastruktur unterscheidet sich diesbezüglich mit stark variierenden Preismodellen und einem uneinheitlichen Leistungsangebot. Die Verfügbarkeit unterliegt großen regionalen Schwankungen und die einzelnen Betreiber der Ladeinfrastruktur bieten noch kein einheitliches Abrechnungssystem an. Dies führt aus der Sicht der Endkunden zu einer stark fragmentierten Marktwahrnehmung. Diese Fragmentierung wird teilweise durch Netzwerke, welche die Ladesäulen mehrerer Ladesäulenbetreiber zusammenfassen, kompensiert [25].

Tabelle 1: Übersicht deutscher Ladenetzwerke mit Stand Oktober 2016

Netzwerk	Betreiber	Ladepunkte
RWE	123	3.462
EnBW	5	801
ladenetz.de (Smartlab GmbH)	59	780
NISSAN - Freistrom für alle	162	300
Volkswagen (Charge & Fuel)	9	149
ChargeNow	2	144
Vattenfall	1	125
TankE Köln	3	118
ladefoxx	11	62
StromTicket	6	33
VR Schneller-Strom-tanken	15	30
ubitricity	2	22
Ich tanke Strom	4	19
mark E	3	15
Franken+	2	8

Teilweise kommunizieren die Ladesäulen den Belegungsstatus, was gegenüber den Endkunden zu mehr Transparenz führt. Neben der Kommunikation des Ladesäulenstatus existieren teilweise erste erweiterte Services. Routenplanung, Bezahlsysteme und Ladesäulenfinder sind einige Beispiele. Services, die sich auf die Erfassung und Weiterverarbeitung von z. B. Fahrzeugpositionsdaten und Akkuständen beziehen, bieten das Potential zur dynamischen Verkehrsflussoptimierung und werden auf der nächsten Abbildung unter der Spalte E-Mobility-Backend markiert. Aktuell gedeiht eine Vielzahl von Services im e-mobilen Markt, die von einer variierenden Zahl von Akteuren betrieben werden. Eine ganzheitliche Standardisierung der Kommunikation und Verarbeitung von e-mobilen Daten wie Fahrzeugpositionen, Akkuständen, Preisinformationen und dem Ladesäulenbelegungsstatus existiert momentan noch nicht.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Grundlagen

Der Markt für erweiterte E-Mobility-Services ist momentan stark fragmentiert und dezentralisiert, wie die folgende Übersicht skizziert:

Anbieter (Service)	Kategorie	Märkte	Roaming (Abrechnung)	Finder	E-Mobility-Backend	Bezahlungssystem	Ladesäulenstatus	Routeplanung	Kollaboration (Ladesäulenwahl)	Revenue Management	Flatrate	Optimierung des Verkehrsflusses	Reservierungssystem	Website
Hubject	Abrechnungssystem	Europa	●	○	●	●	○	○	○	○	○	○	○	hubject.com
e-clearing	Abrechnungssystem	Europa	●	○	●	●	○	○	○	○	○	○	○	e-clearing.net
ChargeMaster	Ladesystemlieferant	weltweit	●	○	●	●	○	○	○	○	○	○	○	chargemasterplc.com
Tesla Supercharger	Ladesystemlieferant	weltweit	●	○	●	●	○	○	○	○	●	○	○	teslamotors.com
e-chong	Ladesystemlieferant	China	●	○	●	○	○	○	○	○	○	○	●	e-chong.com
ChargePoint	Ladesystemlieferant	weltweit	●	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	chargepoint.com
MobilityHouse	Ladesystemlieferant	weltweit	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	mobilityhouse.com
The New Motion	Ladesystemlieferant	weltweit	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	thenewmotion.com
ParkNow	Parkplatzvermittler	weltweit	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	●	park-now.com
JustPark	Parkplatzvermittler	weltweit	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	●	justpark.com
Ubitricity	Ladesystemlieferant	Deutschland	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	ubitricity.com
PlugSurfing	Ladesäulenvermittler	Europa	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	plugsurfing.de
Virta	Ladesäulenvermittler	Finnland	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	virta.fi
Ladenetz	Ladesäulenvermittler	regional	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	Ladenetz.de
Stadtwerke (z.B. SWB)	Ladesäulenbetreiber	regional	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	swb-gruppe.de
Chargemap	Ladesäulenvermittler	weltweit	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	de.chargemap.com
lemnet	Ladesäulenvermittler	weltweit	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	lemnet.org
ChargeNow	Ladesäulenvermittler	Deutschland	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	chargenow.com
GoElectric	Ladesäulenvermittler	Europa	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	goingelectric.de
e-Tankstellen-finder	Ladesäulenvermittler	Europa	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	e-tankstellen-finder.com
SmartTanken	Ladesäulenvermittler	Deutschland	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	smarttanken.de

Abbildung 6: Übersicht der Marktakteure hinsichtlich E-Mobility-Services nach eigener Anfertigung

Die für ein Ladesäulenmanagement relevanten Akteure beziehen sich auf die E-Mobility-Backend-Betreiber, welche die genannten e-mobilen Daten für Ladesäulen und Elektrofahrzeuge zur weiteren Verarbeitung aggregieren und kommunizieren, sofern diese verfügbar bzw. datenschutzrechtlich legitim erfassbar sind.

Der Ladesäulenmarkt lässt sich bezüglich der Informationsverarbeitung in drei Schichten anhand der folgenden Abbildung 7 darstellen. Die Basis liefert die physische Schicht der Ladesäulen. Davon sind nur einige technisch befähigt, Ladesäulendaten und den Belegungsstatus zu kommunizieren. Schicht zwei zeigt die Netzwerkzugehörigkeit unterschiedlicher Ladesäulen auf. Diese Schicht fasst beispielsweise mehrere Ladesäulen zur einheitlichen Datenerfassung und Abrechnung zusammen, wie es unter anderem für die regional von Stadtwerken betriebenen Ladesäulen vorgenommen wird. Die dritte Schicht zeigt das Clustering der verfügbaren Informationen durch diverse zuvor erwähnte Services auf. Ausgehend von dem jeweiligen Geschäftsmodell und den Kooperationen der Marktakteure können mehrere Ladesäulen in Schicht eins mehreren Netzwerken Daten zur Verfügung stellen oder diese individuell behandeln. Dies ist zum Beispiel bei den proprietären Lösungen von Tesla der Fall [26, pp. 13, 14] [27]. Die von Tesla angebotenen Elektrofahrzeuge und Ladesäulen sind nur untereinander kompatibel und es werden keine Daten an Netzwerke der Schicht zwei weitergegeben.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Grundlagen

Die folgende Abbildung veranschaulicht den Zusammenhang dieser drei Schichten:

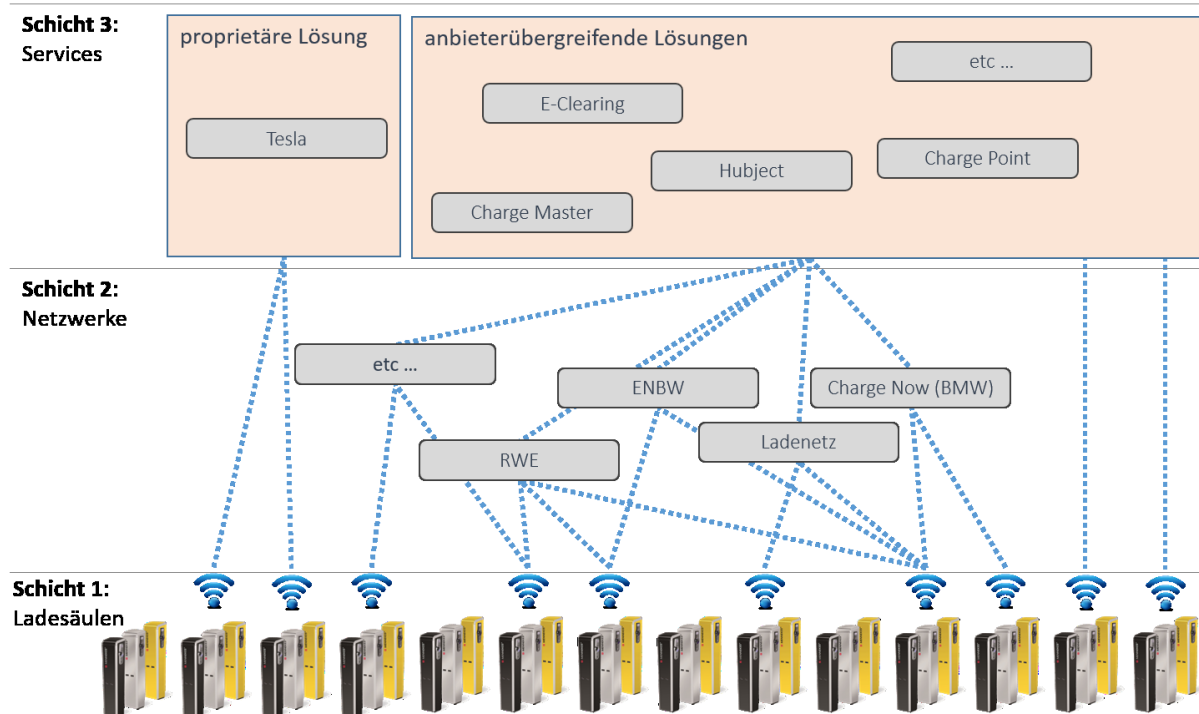


Abbildung 7: Fragmentierung im Ladesäulenmarkt

Der aktuelle Stand der Technik bezüglich der Kommunikation, der Verarbeitung von Ladesäulendaten und der Bereitstellung von Abrechnungssystemen ist durch eine hohe Fragmentierung gekennzeichnet. Innerhalb der dritten Schicht der Services erschließt sich ein Ökosystem, in dem besonders erweiterte Services wie Ladesäulenvermittlung, Reservierungssysteme, Services zur Information bezüglich der Belegungssituation, Störungsmeldungsservices und Ladesäulenmanagementsysteme einen Nährboden finden. Auf der Abbildung 6 wurde gezeigt, dass bereits einige Akteure Services zur zentralen Erfassung und Verarbeitung von e-mobilen Daten anbieten. Diese ersten E-Mobility-Backend-Akteure bilden den Markt bereits teilweise ab. Eine fortschreitende Standardisierung im Umgang mit e-mobilen Daten kann dazu führen, dass e-mobile Daten für Ladesäulen und Elektrofahrzeuge zukünftig in größerem Umfang abgebildet werden können, als es aktuell möglich ist. Dadurch entsteht eine Datenbasis, auf der erweiterte Services etabliert werden können, die unter anderem die e-mobile Ladesituation optimieren, eine effiziente Smart Grid Integration ermöglichen und E-Mobilität als Puffer für regenerativ erzeugte Energie einsetzen können. Ebenso profitiert das in dieser Arbeit betrachtete Ladesäulenmanagementsystem zur Optimierung der öffentlichen Ladesituation von solch einer standardisierten und ganzheitlichen Datenbasis. Neben der e-mobilen Marktdarstellung und der Darstellung der Ladeinfrastruktur und der Elektrofahrzeuge aus den vorigen Abschnitten wird im nächsten Abschnitt die Perspektive der Nutzer betrachtet.

2.4 Nutzerpräferenzen

Die persönlichen und individuell variierenden Nutzerpräferenzen beim Aufsuchen von öffentlichen Lademöglichkeiten haben einen entscheidenden Einfluss auf die Belegungssituation der Ladeinfrastruktur. Auch die konkreten Nutzerpräferenzen hinsichtlich der Ladezeiten und der Ladeorte beeinflussen ein Ladesäulenmanagementsystem grundlegend. Des Weiteren stellen typische Tagesfahrleistungen und die Reichweitenangst bei geringen Ladeständen Einflussfaktoren für ein Ladesäulenmanagementsystem dar. In diesem Abschnitt werden die Nutzerpräferenzen von Elektrofahrzeugnutzern durch die Auswertung von Studien aufgezeigt. Dabei werden grundlegende Daten wie Tagesfahrleistung, Tripdistanzen und die nachgefragte Energiemenge beim Laden an den Ladesäulen identifiziert. Durch die Auswertung und den Vergleich der Daten von mehreren Studien wird

der zusammenfassende „E-mobiler Standardnutzer 2016“ im Abschnitt 2.7 abgeleitet. Dieser Standardnutzer wird unter anderem bei den Simulationen als Parametrierungsgrundlage eingesetzt.

2.4.1 Nutzerverhalten - Fahren

In einer frühen Nutzerbefragung aus dem Jahr 2011 konnten bei einer Befragung von 266 Unternehmen mit einer Antwortrate von 10 % bereits erste Daten ermitteln werden. Es folgen noch umfangreichere Befragungen im Verlauf dieses Abschnitts. Schon bei dieser frühen Befragung zeigte sich, dass gewerbliche Nutzer von Elektrofahrzeugen mit einer Häufigkeit von 67 % vorzugsweise Tagesfahrdistanzen bis maximal 60 km bewältigen. Nur 12 % der Fahrten fallen in den Distanzbereich von 60 km bis 100 km und 21 % der Fahrten sind länger als 100 km [28, p. 5]. Die häufigsten Tagesfahrdistanzen liegen im Bereich bis 60 km.

Diese Fahrdistanzen bei betrieblichen Elektrofahrzeugflotten wurden auch im darauffolgenden Jahr 2012 durch eine Befragung von 55 Personen ermittelt, welche Elektrofahrzeuge bereits mehrfach genutzt haben. Dabei wurde festgestellt, dass Distanzen von 16 km bis 20 km mit der größten Häufigkeit von 36 % überwunden werden. Distanzen von 21-25 km wurden mit einer genannten Häufigkeit von 25 % am zweithäufigsten zurückgelegt. Am dritthäufigsten wurden Distanzen von 25 km bis 50 km mit 22 % gefahren. Sämtliche verbleibenden anderen Distanzen oberhalb von 50 km und unterhalb von 15 km traten in Summe mit einer Häufigkeit von 23 % auf.

Das typische Fahrverhalten liegt demnach im Bereich von 16 km bis 50 km in 77 % der Fälle [29, p. 51]. Dies deckt sich mit den zuvor genannten 60 km in 67 % der Fälle als häufigste Ausprägung.

Zudem konnte das Fraunhofer IWES Institut in einer Studie aufzeigen, dass ein Großteil der Fahrten mit einem Streckenanteil von 69 % in Städten stattfindet. Fahrten über Land machen einen Anteil von 19 % aus und 12 % der Fahrten betreffen Autobahnfahrten [30, p. 148].

In einer aktuelleren und deutlich umfangreicheren Nutzerbefragung von 1.656 gewerblichen und 1.946 privaten Nutzern bestätigt sich dieses Nutzerfahrverhalten auch im Jahr 2015 bezüglich der genannten Fahrdistanzen. Dabei wurde ermittelt, dass gewerbliche Nutzer eine elektrische Tagesfahrleistung an Werktagen von 38 km für kleine Elektrofahrzeuge und 51 km für normale Elektrofahrzeuge aufweisen. Private Nutzer weisen ebenfalls eine Tagesfahrleistung von 38 km für Leicht-Elektrofahrzeuge und 46 km für Kleinwagen-Elektrofahrzeuge auf [13, p. 40].

Diese Größenordnung der Tagesfahrleistung von Elektrofahrzeugen entspricht der Tagesfahrleistung von herkömmlichen Fahrzeugen mit Verbrennungsmotoren. Gemäß dem Statistischen Bundesamt fahren Verbrennungsfahrzeuge 14.022 km pro Jahr, was 38,4 km pro Tag entspricht [16, p. 12].

In einer vom Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur geförderten Studie zur Bewertung der Praxistauglichkeit und Umweltwirkungen von Elektrofahrzeugen wurden schon im Jahr 2015 Daten von 44.543 Einzelfahrten von Elektrofahrzeugen erfasst und ausgewertet [31, p. 20]. Die Gesamtkategorie Elektrofahrzeug unterteilt sich dabei in die zwei Kategorien der batterieelektrischen BEV und der Plug-in-Hybridfahrzeuge [31, pp. 10, 22]. Dabei wurde in Summe eine Gesamtfahrdistanz von 628.990 km absolviert [31, p. 20]. Dies entspricht einer Einzeltripdistanz von 14,12 km für die Gesamtkategorie Elektrofahrzeug. Die für diese Arbeit relevanten rein batterieelektrischen BEV führen Einzeltripdistanzen von 7,5 km (Kleinwagen) bis 9,2 km (Kompaktklasse) [31, p. 36]. Gegenüber diesem Zwischenbericht konnte ein Jahr später schon eine Gesamtfahrdistanz von 2.581.394 km erfasst und ausgewertet werden.

Der finale Abschlussbericht dieser Studie bestätigt im Jahr 2016 die zuvor veröffentlichten Ergebnisse des Zwischenberichts und die Datenauswertung konnte hinsichtlich der für die Arbeit besonders interessanten rein batterieelektrischen BEV Fahrzeuge noch detaillierter erfolgen [32, p. 27]:

- Mini-BEV fuhren in Summe 2.581.394 km bei 368.809 Fahrten, was einer Einzeltripdistanz von 6,99 km entspricht.
- Kleinwagen-BEV fuhren in Summe 207.787 km bei 25.766 Fahrten, was einer Einzeltripdistanz von 8,06 km entspricht.
- Kompakt-BEV fuhren in Summe 222.547 km bei 22.993 Fahrten, was einer Einzeltripdistanz von 9,68 km entspricht.

Demnach liegt die Einzeltripdistanz bei allen drei Fahrzeugklassen relativ dicht beieinander. Alle drei Fahrzeugklassen fuhren zusammen 3 Mio. km über 417.568 Fahrten, sodass die Gesamtklasse Elektrofahrzeug „BEV“ durchschnittlich 7,21 km pro Einzeltripdistanz zurücklegt. Aufgrund der großen Gesamtkilometeranzahl von 3 Mio. km können diese Daten als repräsentativ angesehen werden.

Zusammenfassend liegen damit typische Tagesfahrleistungen im Bereich von 38 km bis 51 km. Dabei treten Einzeltripdistanzen von 7,21 km auf. Diese Tagesfahrleistungen und Einzeltripdistanzen dienen unter anderem als Grundlage zur Parametrierung der noch folgenden Simulationen.

2.4.2 Nutzerverhalten - Laden

Bei einer kleineren Nutzerbefragung von 161 Teilnehmern wurde ermittelt, dass zu 56 % zuhause und zu 44 % im öffentlichen und halböffentlichen Raum geladen wird [12, p. 48]. Der relativ große öffentliche Ladeanteil motiviert zur Erforschung eines öffentlichen Ladesäulenmanagementsystems. Diese Ausprägung im Ladeverhalten wurde auch mit einer wesentlich umfangreicheren Befragung vom DLR bestätigt. Als Ladeort nannten 1.943 Nutzer (Mehrfachnennung war möglich) zu 96 % „In unmittelbarer Nähe zur Wohnung bzw. zum Haus“.

Öffentliches Laden wurde als zweithäufigste Option mit 41 % genannt, gefolgt vom Laden am Arbeitsplatz mit 36 % [13, p. 49]. Der hierbei identifizierte Ladeanteil von 41 % im öffentlichen Raum deckt sich mit den zuvor ermittelten 44 %. Bedeutsam für ein Ladesäulenmanagementsystem ist die Erkenntnis, dass die Nutzer trotz der bevorzugten Zuhause-Ladeoption dennoch zu 41 % bzw. 44 % im öffentlichen Raum laden und damit die Notwendigkeit intelligenter Ladesäulenmanagementsysteme unterstreichen, die auch seitens der EU in der entsprechenden Gesetzgebungsakte gefordert werden [14, p. 5 Paragraph 28].

Im Masterplan zur Weiterentwicklung der öffentlich zugänglichen Ladeinfrastruktur für Elektrofahrzeuge teilte der Hamburger Senat mit, dass im April 2014 in Hamburg bei 1.446 Ladevorgängen im öffentlichen und halböffentlichen Raum ein Gesamtenergieabsatz von 7.654 kWh aufgetreten ist. Dabei wurden pro Ladevorgang durchschnittlich 5,29 kWh Energie von den Nutzern geladen [33, p. 11].

Auch in einer vom Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur geförderten Studie konnte im Jahr 2015 mit einer deutlich größeren Stichprobe mit 50.256 Ladevorgängen von 205 Elektrofahrzeugen ermittelt werden, dass diese durchschnittlich 5,77 kWh pro Ladevorgang laden [31, p. 23]. Bei den betrachteten 205 Elektrofahrzeugen wurden auch 11 Elektro-Lkw berücksichtigt. Ohne diese 11 Elektro-Lkw haben die 194 gängigen Elektro-Pkw bei 48.750 Ladevorgängen eine Gesamtenergiemenge von 207.396 kWh nachgefragt. Ohne Berücksichtigung der Elektro-Lkw entspricht dies einer Energienachfrage von 4,25 kWh pro Ladevorgang eines gängigen Elektro-Pkw.

Bemessen an den handelsüblichen Akkukapazitäten von 18 kWh bis 24 kWh entspricht diese Nachfrage einem durchschnittlichen Ladeverhalten, bei dem die Nutzer 33 % bis 44 % der maximalen Akkukapazität je Ladevorgang im öffentlichen und halböffentlichen Raum laden.

Bei der Befragung von 1.948 privaten und 1.165 gewerblichen Elektrofahrzeugnutzern identifizierte das DLR, dass das bevorzugte Ladezeitfenster von 51 % der privaten und 46 % der gewerblichen Nutzer im Zeitraum von 18:00 bis 21:59 Uhr liegt [13, p. 53].

Zusammenfassend laden Nutzer von Elektrofahrzeugen in 41 % der Fälle im öffentlichen oder halböffentlichen Raum durchschnittlich 4,25 kWh Energie. Dies entspricht je nach maximaler Akkukapazität ein Aufladen von 33 % bis 44 % der Akkukapazität je Ladevorgang. Vorzugsweise laden die Nutzer von 18:00 bis 21:59 Uhr.

2.4.3 Nutzerverhalten - Reichweitenangst

Gemäß einer Befragung von 313 Personen seitens der FOM Hochschule für Ökonomie wurde ermittelt, dass der stärkste Ablehnungsfaktor gegenüber Elektrofahrzeugen die geringe Reichweite ist. Dieser Ablehnungsgrund wurde mit 120 Personen am häufigsten genannt. Als zweithäufigster Ablehnungsgrund wurde die Ladung des Elektrofahrzeugs von 114 Personen genannt. Die Faktoren Kosten und Technik wurden am geringsten genannt, und zwar von 31 bzw. 27 Personen [34, pp. 2, 10]. Auch das Institut für sozial-ökologische Forschung (Frankfurt am Main) bestätigt mit einer Befragung von 193 Personen bei der betrieblichen Nutzung von Elektrofahrzeugen den Hauptablehnungsfaktor Reichweite. Die eingeschränkte Reichweite wurde als erster Grund von 88 % der Befragten genannt und als zweiter Grund wurde eine unzureichende Ladeinfrastruktur von 51 % der Befragten geäußert [29, p. 39].

Eine direkte Befragung von 170 Personen des Fachpublikums auf der Hannover Messe zeigte auf, dass Nutzer „jede Gelegenheit (36 %)“ zum Laden des Fahrzeugs nutzen. Als zweit- und dritthäufigste Ausprägung wurden „Einmal täglich“ (31 %) und „Geringer Ladestand“ (29 %) genannt. Die vierte und letzte Ausprägung „Vor Abschaltung“ (des Fahrzeugs) wurde nur von 4 % der befragten Personen erwähnt [35, pp. 3, 7]. Die sich dabei ausprägende Hauptpräferenz, dass „jede Gelegenheit“ zum Laden genutzt wird, legt nahe, dass die Nutzer einer gewissen Reichweitenangst unterliegen.

Die Auswertung einer Befragung von 509 Teilnehmern, von denen bereits 162 Besitzer eines Elektrofahrzeugs waren, bestätigt den Wunsch nach mehr Reichweite der Nutzer [36, p. 37]. Elektrofahrzeugbesitzer innerhalb von Großstädten wünschen sich demnach eine Reichweite von bis zu 318 km. Dies liegt etwa 308 % über den heute praxistauglich erreichbaren 103 km aus Abschnitt 2.1 und unterstreicht die Problematik der Reichweitenangst.

Im Rahmen der Nutzerumfrage von 1.568 Elektrofahrzeugnutzern bestätigt das DLR, dass sich 69 % der Nutzer mehr Reichweite wünschen [13, p. 57].

Bei einer weiteren Befragung von 1.153 Elektrofahrzeugnutzern zeigte das DLR auf, dass der mit Abstand größte Faktor bei der Fahrtenplanung die Reichweite ist. Dieser Faktor wurde von 92 % der Nutzer am häufigsten genannt. Danach wurde die Verfügbarkeit von Ladesäulen am Zielort mit einer Häufigkeit von 80 % genannt. Das konkrete Verkehrsaufkommen für die geplante Fahrt stellt den geringsten Einflussfaktor auf die Fahrtenplanung mit einer genannten Häufigkeit von 21 % dar [13, p. 59].

Bei einer Befragung von 1.165 gewerblichen Nutzern von Elektrofahrzeugen wurde ermittelt, dass nur in 8 % der Fälle Tourenplanungssoftware eingesetzt wird. Die manuelle Tourenplanung ist mit 43 % die am häufigsten eingesetzte Methode [13, p. 62]. Ein automatisches Ladesäulenmanagementsystem könnte hier für eine deutlich effizientere Ladesäulenzuweisung sorgen, da insbesondere bei der manuellen Tourenplanung keine Nachfragekollisionen und gegenseitige Beeinflussung bei der Nutzung von Ladeinfrastrukturen berücksichtigt werden.

Nutzer sorgen sich also besonders um die Reichweite und die Verfügbarkeit von Ladesäulen im Zielgebiet. Dies sind zwei grundlegende Hauptfaktoren, die in das mathematische Modell im Kapitel 7 mit einfließen und für die Optimierungen der öffentlichen Ladesituationen in einem Ladesäulenmanagementsystem verwendet werden.

Die Reichweitenangst stellt unter anderem den Motivationsgrund für die Erforschung eines kollaborativen Ladesäulenmanagementsystems als Kernbestandteil dieser Arbeit dar. Das Ladesäulenmanagementsystem soll dazu beitragen, die Reichweitenangst der Fahrer zu mindern. Optimierte Ladesäulenempfehlungen sollen die Fahrer bei ihrer Ladesäulenwahl unterstützen und Blockierungen und Wartezeiten an Ladesäulen damit reduzieren, um der Reichweitenangst entgegenzuwirken.

Nachdem die vorigen Abschnitte die allgemeinen Basisdaten und Nutzerpräferenzen im Bereich der Elektromobilität aufdecken konnten, wird im Folgenden die Abschätzung der Anzahl der maximal täglich zu ladenden Elektrofahrzeuge beschrieben, die ein Ladesäulenmanagementsystem belasten kann.

2.5 Abschätzung der täglich zu ladenden rein batterieelektrischen Elektrofahrzeuge im Jahr 2020

Mit Stand Januar 2016 sind laut Kraftfahrzeug-Bundesamt 25.502 rein batterieelektrische Elektrofahrzeuge zugelassen. Die zugelassenen Hybridfahrzeuge belaufen sich auf 130.365 Fahrzeuge [15]. Demnach beträgt der Anteil rein batterieelektrischer Fahrzeuge 19,5 % an der gesamten Kategorie „Elektrofahrzeug“, die aus den rein batterieelektrischen Fahrzeugen und den Hybridfahrzeugen besteht. Die Experten der NPE erwarten, dass dieser Anteil zum Jahr 2020 auf 45 % steigt [10, p. 31]. Bezogen auf das Ziel der Bunderegierung, eine Million Fahrzeuge bis zum Jahr 2020 zu etablieren, ergibt dies 450.000 rein batterieelektrische Elektrofahrzeuge.

Der Anteil der rein batterieelektrischen Fahrzeuge ist Betrachtungsschwerpunkt der vorliegenden Arbeit. Diese Fahrzeuge können nicht alternativ wie Hybridfahrzeuge fossile Kraftstoffe tanken, sondern sind ausschließlich auf das elektrische Laden angewiesen und stellen die Zielgruppe für ein Ladesäulenmanagementsystem dar. Im Folgenden wird dafür abgeschätzt, wie hoch die Anzahl der maximal täglich zu ladenden rein batterieelektrischen Fahrzeuge im Jahr 2020 sein könnte, die im Rahmen eines Ladesäulenmanagementsystems bedient werden muss.

Der aktuelle Bevölkerungsstand in Deutschland beträgt etwa 82 Mio. Einwohner [37]. Davon leben beispielsweise 3,47 Mio. Einwohner in der einwohnerreichsten deutschen Großstadt, in Berlin. Demnach stellt Berlin diejenige Großstadt dar, welche ein Ladesäulenmanagementsystem am stärksten belasten könnte.

Am Beispiel von Berlin und New York werden exemplarische Szenarien abgeschätzt, wie zukünftig Ladesäulenmanagementsysteme belastet werden könnten. Diese Abschätzung dient unter anderem der Konfiguration von betrachtungswürdigen Szenarien für die Simulation bei der Evaluation im Kapitel 8. Laut Kraftfahrzeug-Bundesamt sind in Berlin 1,17 Mio. Fahrzeuge zugelassen [15].

Bezogen auf die zugelassene Gesamtfahrzeuganzahl sind in Berlin demnach 2,61 % aller deutschen Fahrzeuge zugelassen. Im Hinblick auf die für das Jahr 2020 erwartete Anzahl von 450.000 rein batterieelektrischen Fahrzeugen würden anteilig 11.745 Fahrzeuge für Berlin anfallen. Diese anteilige Verrechnung ist ein übliches Verfahren zur Abschätzung und wird beispielsweise in einer vom Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur geförderten Studie des Städtebau-Instituts Stuttgart derart durchgeführt [38, p. 27].

Gemäß der durchschnittlichen Ladefrequenz von 1,63 Tagen aus Abschnitt 2.1 beträgt die täglich zu ladende Anzahl an Elektrofahrzeugen 7.206 Fahrzeug pro Tag für Berlin im Jahr 2020. Unter der Annahme einer öffentlichen und halböffentlichen Ladequote von 44 % aus Abschnitt 2.4 ergibt sich eine Anzahl von 3.171 Fahrzeugen.

Im Folgenden wird für Berlin und New York abgeschätzt, wie viel Fahrzeuge ein Ladesäulenmanagementsystem gleichzeitig belasten könnten:

- Schätzung „Berlin - Privatnutzer“

Angenommen, ein Ladesäulensuchvorgang dauert 10 min und die täglich zu ladenden Fahrzeuge würden ihr Ladeinteresse, also ihre Suche nach freien Ladesäulen, gleichverteilt in der Zeit zwischen 16:00 Uhr bis 20:00 Uhr realisieren, so würden sich diese 3.171 Fahrzeuge auf $4 \times 60 \text{ min} / 10 \text{ min} = 24$ Zeitslots zu je 10 min verteilen. Pro 10 min Zeitslot würden dann $3.171 / 24 = 132$ Fahrzeuge miteinander im Wettbewerb um freie Ladesäulen stehen. Ein Ladesäulenmanagement würde diese 132 Fahrzeuge simultan mit optimierten Ladesäulenempfehlungen bedienen. Das Feierabend-Zeitfenster von 16:00 Uhr bis 20:00 Uhr wird für viele Fahrer das attraktivste Ladezeitfenster sein. Theoretisch könnten die Fahrer ihr Ladeinteresse gegenüber diesem typischen Feierabend-Zeitfenster auch verteilt über den vollen 24-Stunden-Tag ausüben. Bei angenommener Gleichverteilung würden sich dann die Fahrzeuge auf $24 \times 60 \text{ min} / 10 \text{ min} = 144$ statt 24 typische Zeitslots verteilen, sodass simultan viel weniger Fahrzeuge miteinander im Wettbewerb stehen würden. An dieser Stelle wird aber bewusst das kleinere und realistischere „4-Stunden-Feierabendzeitfenster“ betrachtet, um eine starke Wettbewerbssituation zu beschreiben. Damit soll das Ladesäulenmanagementsystem möglichst stark belastet werden, um auch den „worst case“ bewerten zu können, bei dem viele Fahrzeuge gleichzeitig freie Ladesäulen erhalten möchten. Abschließend wird anhand von Fahrprofildaten der Stadt New York ein 24-Stunden-Szenario beschrieben, welches eine Alternative für das vorige Szenario darstellt.

- Schätzung „New York – Taxis Manhattan“

Die NYC Taxi & Limousine Commission und die Stadt New York erfassen sämtliche Taxifahraufträge mit genauen Zeit- und Ortsangaben und den Tripdistanzen mit etwa 146 Mio. Datensätzen pro Jahr [39] [40]. Die Datenaufbereitung und Analyse dieser Daten für ein Testzeitfenster von 30 Tagen vom 10.04.2015 bis zum 09.05.2015 ergibt eine Gesamtfahrdistanz aller Taxis von 62.291.833 km. Im Jahr 2015 existieren in New York 13.587 Yellow-Taxis [41, p. 1]. Pro Tag und Taxi wird also eine Tagesfahrleistung von $62.291.833 \text{ km} / 30 \text{ Tage} / 13.587 \text{ Taxis} = 152,8 \text{ km}$ absolviert. Angenommen, diese 13.587 Taxis würden gemäß Abschnitt 2.1 zukünftig durch Elektrotaxis der „Oberklasse“ mit für die Massenbeförderung tauglichen Akkukapazitäten von 85 kWh ersetzt werden, dann könnten diese mit einer theoretischen Reichweite von 394 km Personen befördern. Studien haben ergeben, dass ab einem Ladestand von 32 % Ladesäulen aufgesucht werden [13, p. 48]. Dies entspricht einer Nettoreichweite von $394 \text{ km} \times (1 - 0,32) = 267,9 \text{ km}$. Wenn ein Elektrotaxi also Kundenaufträge in Summe von 267,9 km abgearbeitet hat, wird es eine Ladesäule mit einem Sicherheitsladestand von 32 % aufsuchen. Daraus ergibt sich eine Ladehäufigkeit von $267,9 \text{ km} / 152,8 \text{ km} / \text{Tag} = 1,75$ Tage für Fahrzeuge der 85 kWh Klasse. Demnach müssen also $13.587 / 1,75 = 7.764$ Fahrzeuge pro Tag Ladesäulen aufsuchen. Da New York bekannt ist als Stadt die niemals schläft und einen 24-Stunden-Taxibetrieb bietet, kann auch das Aufladen zu jeder Zeit erfolgen. Wenn ein Ladesäulensuchvorgang von 10 min angenommen wird, ergeben sich an einem 24-Stunden-Tag $24 \times 60 \text{ min} / 10 \text{ min} = 144$ Zeitslots. Werden die täglich zu ladenden 7.764 Fahrzeuge auf diese Zeitslots gleichverteilt, sind zu jeder Zeit etwa $7.764 / 144 = 54$ Fahrzeuge simultan auf der Suche nach freien Ladesäulen in New York.

Zum Vergleich zeigt eine ältere Studie aus dem Jahr 2013 von der Taxi & Limousine Commission ähnliche Ergebnisse. Dabei wird davon ausgegangen, dass im Jahr 2020 in New York ein Drittel der Taxis Elektrotaxis sein werden. Dies entspricht 4.421 Elektrotaxis [42, p. 4]. Dabei werden 90 % der Fahrzeuge im Zweischichtbetrieb und 10 % im Einschichtbetrieb betrieben [42, pp. 20, 24]. Es wird angenommen, dass pro Schicht eine Aufladung erfolgt [42, p. 44]. Pro 24-Stunden-Tag fallen also in Summe $90 \% \times 4.421 \times 2 \text{ Schichten} + 10 \% \times 4.421 \times 1 \text{ Schicht} = 8.399,9$ Schichten an, also 8.399,9 Ladevorgänge. Dabei fallen von allen New Yorker Taxifahrten 90 % der Fahrten in Manhattan an [42, p. 63]. Dies entspricht $90 \% \times 8.399,9 \text{ Ladevorgänge} = 7.559,9$ Ladevorgänge pro 24-Stunden-Tag für Manhattan.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Grundlagen

Bezogen auf ein 10 min Zeitslot ergibt dies $7.559,9 / (24 \times 60 \text{ min} / 10 \text{ min}) = 52,5$ Ladesäulensuchvorgänge, die gleichzeitig in einem 10 min Zeitfenster auftreten und das Ladesäulenmanagementsystem mit Anfragen belasten könnten. Gemäß dieser Studie würden also 52,5 Fahrzeuge simultan Ladesäulen suchen. Dieser Wert kommt sehr nahe an die zuvor beschriebene Abschätzung mit den 54 simultan nach Ladesäulen suchenden Fahrzeugen heran.

In der Studie von 2013 wird noch von Elektrotaxis mit nur 35 kWh Kapazität und einem elektrischen Anteil von einem Drittel Elektrotaxis an allen Taxis für das Jahr 2020 ausgegangen [42, pp. 46, 47]. Das Unternehmen Tesla als einer der größten Elektrofahrzeughersteller produziert Fahrzeuge mit bis zu 85 kWh Kapazität [26, p. 13]. Zum Zeitpunkt der Studie aus dem Jahr 2013 war noch nicht absehbar, dass sich diese Leistungsgröße auf dem Fahrzeugmarkt durchsetzen wird, und es wurde noch konservativ mit 35 kWh gerechnet. Besonders für den kilometerintensiven Taxiverkehr ist es wahrscheinlich, dass zukünftig die größere 85 kWh Leistungsklasse als Elektrotaxi bevorzugt wird. Dies wird bei der Parametrierung der Szenarien im Abschnitt 8.6 berücksichtigt. Dabei wird ebenfalls darauf eingegangen, wie sämtliche erhobenen Daten und Abschätzungen plausibel zusammengefügt werden können.

Diese beschriebenen Abschätzungen stellen also mögliche Szenarien dar, welche bei der Echtzeitkoordination von Elektrofahrzeugen auf der Suche nach freien Ladesäulen ein Ladesäulenmanagementsystem simultan belasten könnten.

Neben dieser sich auf diverse Studien stützenden Abschätzung können Parameter und Szenarien auch über systemdynamische Simulationen abgeschätzt werden. Dabei treten jedoch besonders unvorhersehbare Rückkopplungseffekte auf, welche die Prognosen stark beeinflussen können [43, p. 3]. Daher wird sich in dieser Arbeit vornehmlich auf die Auswertung von unterschiedlichen Studien konzentriert, um damit valide Parametersets zu bestimmen.

Tendenziell könnte die zunehmende Beliebtheit von Carsharing, bei dem die Flotte an unternehmensinternen Ladestationen lädt, dazu beitragen, dass die aufgeführte Fahrzeuganzahl geringer ausfällt. Dieser „Optimalfall“, der ein Ladesäulenmanagementsystem theoretisch entlasten könnte, wird in dieser Arbeit jedoch nicht weiter berücksichtigt, sondern es soll ein mögliches stark belastendes Szenario für ein Ladesäulenmanagementsystem betrachtet werden, um neben den Chancen auch Risiken und Belastungsgrenzen aufzuzeigen. Diese überschlägige Rechnung dient auch der Veranschaulichung und allgemeinen Zahlenvorstellung in Bezug auf die Konfiguration der anstehenden Szenarien im Kapitel 8.

Für eine Großstadt wie Berlin müssten also simultan in einem 10 min Zeitslot 132 private Fahrzeuge zeitgleich von einem Ladesäulenmanagementsystem bedient werden. Im New Yorker Taxiszenario würden 54 Taxis kontinuierlich im vollen 24-Stunden-Tagesablauf simultan Ladesäulen suchen.

Im Rahmen der Evaluation werden daher Szenarien mit 50 und 150 simultan suchenden Fahrzeugen betrachtet. Das Szenario mit den 150 Fahrzeugen übersteigt das Großstadtszenario mit den abgeschätzten 132 Fahrzeugen somit um 13,6 %, um mit diesem 150-Fahrzeuge-Szenario eine ausreichend intensive Maximalbelastung für das Ladesäulenmanagementsystem im Rahmen der Evaluation darstellen zu können. Im folgenden Abschnitt werden die gesammelten Basisdaten abschließend für dieses Kapitel zusammengefasst.

2.6 Zusammenfassung und Darstellung der ermittelten e-mobilen Daten

Die in den vorigen Abschnitten aufgeführten Daten werden hier abschließend an zentraler Stelle in der folgenden Tabelle zusammengetragen:

Tabelle 2: Übersicht der e-mobilen Daten

Basisdaten Elektrofahrzeuge	
Jahresfahrleistung	14.022 km / Jahr
Tagesfahrleistung	38 - 51 km / Tag
Durchschnittliche Einzeltripdistanz (über 3 Mio. Fahrkilometer):	7,21 km
Durchschnittlicher Ladestand vor dem Aufladen:	32 %
Praxisreichweite der 16 kWh Kleinwagenklasse:	103 km
Praxisreichweite der 24 kWh Kompaktwagenklasse:	135 km
Praxisreichweite der 85 kWh Oberklasse:	394 km
Praxisverbrauch der 16 kWh Kleinwagenklasse:	15,5 kWh / 100 km
Praxisverbrauch der 24 kWh Kompaktwagenklasse:	17,7 kWh / 100 km
Praxisverbrauch der 85 kWh Oberklasse:	21,6 kWh / 100 km
Durchschnittliches Ladeintervall der 16 kWh Kleinwagenklasse:	1,64 Tage
Durchschnittliches Ladeintervall der 24 kWh Kompaktwagenklasse:	2,15 Tage
Durchschnittliches Ladeintervall der 85 kWh Oberklasse (Privatpersonen):	6,26 Tage
Durchschnittliches Ladeintervall der 85 kWh Oberklasse (New Yorker Taxi):	1,74 Tage
Basisdaten Laden	
Anteil privater Ladeanschlüsse:	85 %
Anteil öffentlicher Ladeanschlüsse:	15 %
Anteil öffentlicher Ladesäulen mit weniger als 11 kW Leistung (2016 in DE):	40 %
Anteil öffentlicher Ladesäulen mit einer Leistung von 11-22 kW (2016 in DE):	45 %
Anteil öffentlicher Ladesäulen mit mehr als 22 kW Leistung (2016 in DE):	16 %
Anzahl öffentlicher Ladesäulen pro Fahrzeug (EU-Vorgabe):	0,100
Anzahl öffentlicher Ladesäulen pro Fahrzeug (NPE Pro-EV-Szenario 2020):	0,159
Anzahl öffentlicher Ladesäulen pro Fahrzeug (Realdaten 2015 in DE):	0,121
Ladepräferenz - Zuhause	56 %
Ladepräferenz - öffentlich / halböffentlich	44 % (41 % nach DLR)
Durchschnittlich geladene Energiemenge je Ladevorgang:	4,25 kWh
Bevorzugtes Ladezeitfenster	18:00 - 21:59 Uhr
Anzahl gleichzeitig nach Ladesäulen suchender Fahrer pro Großstadt (2020):	54 - 132

Auf der Grundlage der Auswertung und Zusammenfassung der e-mobilen Daten der vorigen Abschnitte wird damit im folgenden Abschnitt der e-mobile Standardnutzer abgeleitet. Dieser dient unter anderem für die anstehenden Simulationen als Parametrierungsgrundlage.

2.7 Der e-mobile Standardnutzer 2016

Innerhalb dieses Grundlagenkapitels wurden die aus unterschiedlichen Studien erhobenen Daten ausgewertet und zusammenfassend in der Tabelle 2 dargestellt. Die meistverkaufte Fahrzeugklasse bei Elektrofahrzeugen betrifft die 24 kWh Kompaktwagenklasse [18, p. 9] [19, p. 3] [20, pp. 10, 28]. Basierend auf dieser Fahrzeugklasse lässt sich der e-mobile Standardnutzer ableiten, der für anstehende Simulationen als Grundlage für die Parametrierung dient.

Dieser e-mobile Standardnutzer lädt seinen E-Pkw durchschnittlich alle 2,15 Tage bei einem Akkustand von 32 % wieder auf. Dabei lädt er durchschnittlich 4,25 kWh Energie, vorzugsweise im Zeitfenster von 18:00 bis 21:59 Uhr. Im öffentlichen Raum lädt der Standardnutzer in 44 % (41 % nach DLR) der Fälle. Grundsätzlich stehen diesem Standardnutzer 0,121 öffentliche Ladesäulen pro Fahrzeug zur Verfügung. Der Anteil der Ladesäulen prägt sich mit 85 % für private Ladeanschlüsse und 15 % für die öffentlichen Ladesäulen aus. Der Standardnutzer wird 2020 täglich mit bis zu 3.171 anderen Fahrzeugen im Wettbewerb um freie Ladesäulen in Großstädten stehen. Bezogen auf ein typisches Zeitfenster von 10 min je Ladesäulensuchvorgang würden von diesen täglichen 3.171 Fahrzeugen 132 Fahrzeuge gleichzeitig nach freien Ladesäulen in einer Großstadt suchen. Dies stellt die Maximalbelastung für ein Ladesäulenmanagementsystem dar. Die durchschnittliche Praxisfahrreichweite beträgt 135 km. Typische Einzeltripdistanzen belaufen sich auf 7,21 km und dabei verbraucht der Standardnutzer 17,7 kWh / 100 km. Täglich fährt der Standardnutzer 43 km mit dem Elektrofahrzeug.

Mit der zusammenfassenden Gesamtdarstellung der Basisdaten aus Tabelle 1 und der daraus abgeleiteten Formulierung des Standardnutzers endet das Kapitel der Grundlagen. Im nächsten Kapitel erfolgen die Darstellung und die Analyse des Stands der Technik und der daraus resultierenden Forschungslücke im Bereich kollaborativer Ladesäulenmanagementsysteme sowie der erforderlichen mathematischen Optimierung der öffentlichen Ladesituation.

3 Stand der Technik

Zur Beschreibung des aktuellen Stands der Technik und der Analyse hinsichtlich der Forschungslücke wurde folgender Analyseprozess verwendet:

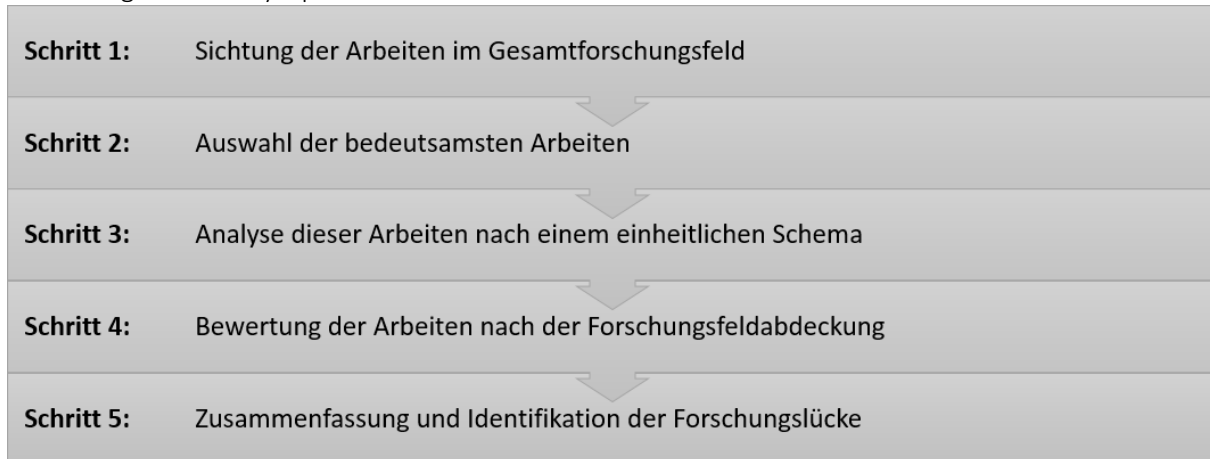


Abbildung 8: Prozess zur Analyse des Stands der Technik

Schritt 1:

Zunächst wurden im allgemeinen Forschungsfeld „Elektromobilität bezogen auf das Ladesäulenmanagement“ relevante Arbeiten gesichtet, wie es Abbildung 8 mit Schritt 1 zeigt.

Schritt 2:

Nach der Sichtung der relevanten Arbeiten aus Schritt 1 erfolgte mit diesem Schritt 2 eine nähere Selektion der bedeutsamsten Arbeiten, die sich direkt oder indirekt mit dem allgemeinen Themenkomplex Ladesäulenmanagement befassen. Die Arbeiten, die direkt zum Themenkomplex Ladesäulenmanagement Teilbeiträge leisten, werden im Abschnitt 3.1 im Hauptforschungsfeld ausgewertet. Weitere Arbeiten mit einem indirekten, aber bereichernden Bezug zu diesem Themenkomplex werden im Abschnitt 3.2 zusätzlich im Nebenforschungsfeld unterstützend betrachtet.

Sowohl für das Hauptforschungsfeld als auch für das Nebenforschungsfeld sollen Unterkategorien identifiziert werden, womit sich der Stand der Technik entsprechend kategorisieren und zusammenfassen lässt. Die Kategorisierung gilt es so zu wählen, dass einerseits möglichst viele Arbeiten nach dem Stand der Technik davon berührt und miteinander verglichen werden können, andererseits aber auch nicht zu viele Kategorien aufgestellt werden, um die Übersicht und die Zusammenfassbarkeit nicht zu sehr zu reduzieren. Durch die Gegenüberstellung der Arbeiten aus dem aktuellen Stand der Technik zu diesen Kategorien wird der Stand der Technik methodisch bewertbar. Dies erfolgt im Abschnitt 3.3 und dient zur Identifikation der Forschungslücke im Abschnitt 3.4. Die gewählten Kategorien, die im aktuellen Stand der Technik möglichst viele Arbeiten berühren, werden nachfolgend erläutert.

Im Hauptforschungsfeld werden die Arbeiten zugeordnet, welche direkt im Zusammenhang mit dem Themenkomplex Ladesäulenmanagement stehen bzw. dabei einen relevanten Teilbeitrag leisten können. Verwandte Arbeiten, welche die Ladesäulenwahl und Verkehrsflusssteuerung betrachten, fallen in diese Kategorie. Als relevante Teilbeiträge gelten Strategien zur Routenoptimierung und dabei verwendete Verfahren. Diese Arbeiten des Hauptforschungsfeldes beschreiben verwandte Betrachtungsschwerpunkte und Modellierungsansätze und definieren die Grenze zu dem zu untersuchenden kollaborativen Ladesäulenmanagementsystem dieser Arbeit.

Beim Sichten der Arbeiten im Stand der Technik wurde teilweise ein Schwerpunkt auf Routenoptimierung und teilweise auf Betriebsstrategien bei der Ladesäulenwahl gelegt. Die Untersuchung des Nutzerverhaltens der Fahrer stellte sich als weitestgehend separat betrachtetes Themengebiet heraus.

Zur kollaborativen Optimierung von Ladesäulenempfehlungen ist jedoch eine ganzheitliche Betrachtung aller Themenbereiche erforderlich, die beim aktuellen Stand der Technik nicht vorgenommen wurde. Zum einen beeinflusst das Nutzerverhalten der Fahrer maßgeblich die Ladesäulenwahl und inwiefern Fahrer dabei überhaupt vorgeschlagene und optimierte Ladesäulenempfehlungen umsetzen möchten. Zum anderen ist entscheidend, dass im Rahmen einer kollaborativen Betrachtung das Routing zu den Ladesäulen auch hinsichtlich gegenseitiger Blockierungen zwischen allen Fahrzeugen behandelt wird und nicht nur pro Einzelfahrzeug.

Denn wenn mehreren Fahrzeugen Ladesäulen empfohlen werden, muss berücksichtigt werden, welche Fahrzeuge die Ladesäulen zuerst erreichen können. Erst durch die ganzheitliche und kombinierte Betrachtung des Nutzerverhaltens mit Berücksichtigung der individuellen persönlichen Präferenzen der Fahrer und Berücksichtigung vom Routing mit gegenseitigen Beeinflussungen kann eine Ladesäulenwahl im kollaborativen Sinne für die Fahrer optimiert werden.

Die kombinierte Betrachtung der drei Themengebiete „individuelles Nutzerverhalten“, „Routing mit gegenseitigen Beeinflussungen“ und „optimierte Ladesäulenwahl“ stellt den Neuheitswert gegenüber dem Stand der Technik dar.

Diese Kriterien kennzeichnen also den Themenbereich des kollaborativen Ladesäulenmanagements, wie er mit dieser Arbeit betrachtet wird, in besonderem Maße.

Zur konkreten Abgrenzung der Forschungslücke wird der bestehende Stand der Technik hinsichtlich der für diese Arbeit besonders relevanten Kategorien zunächst eingeteilt und abschließend am Ende dieses Kapitels methodisch ausgewertet.

Die Unterkategorien des Hauptforschungsfeldes lassen sich daher wie folgt beschreiben:

Hauptforschungsfeld

- **Ladesäulenwahl:**

Der Bereich der Ladesäulenwahl prägt sich im Hauptforschungsfeld durch Simulationen und Modelle im Bereich der Verkehrsflusssimulation, der Steuerung der Ladesäulenwahl, der Smart Grid Integration und der Koordination von Elektrofahrzeugen in ausgewählten Einzelregionen aus. Steuerungssysteme zur Smart Home Integration oder lokalen Netzstabilisierung bieten erste Impulse zum Koordinieren der Fahrzeugaufladung. Im Rahmen von Ladesäulenmanagementsystemen ist die ganzheitliche Optimierung der Ladesäulenwahl von allen Fahrern in beliebigen Verkehrssituationen inklusive der Berücksichtigung individueller Präferenzen die Herausforderung.

- **Routenoptimierung:**

Ein weiterer Bereich im Hauptforschungsfeld kennzeichnet sich durch die Planung und Optimierung der Routenwahl von Elektrofahrzeugen. Dabei werden sowohl Echtzeitlösungen als auch Planungsmodelle und Simulationen zur Reichweitenprognose betrachtet. Viele Verfahren betrachten nur das Routing von Einzelfahrzeugen. Für das Ladesäulenmanagement ist vor allem ein Routing erforderlich, welches die gegenseitigen Beeinflussungen der Fahrzeuge behandelt.

- **Nutzerverhalten:**

Der Einfluss des Nutzerverhaltens bei dem Ladesäulenmanagement und der Ladesäulenwahl spezifiziert einen weiteren Bereich im Hauptforschungsfeld. Individuelle persönliche Präferenzen stellen einen entscheidenden Einflussfaktor auf ein kollaboratives Ladesäulenmanagementsystem dar und müssen berücksichtigt werden. Der Stand der Technik bietet einige Studien, die das Nutzerverhalten von Elektrofahrzeugfahrern beschreiben und für ein Ladesäulenmanagementsystem ausgewertet werden können.

Gegenüber diesem Hauptforschungsfeld wird das ergänzende Nebenforschungsfeld im Abschnitt 3.2 behandelt. Dabei werden unterstützende Arbeiten, wie Planungsmodelle für den Ladeinfrastrukturausbau, Softwarearchitekturen zum ganzheitlichen Roaming & Clearing von Ladesäulen und Lösungen zur Energienetzintegration aufgeführt. Die Auswertung dieser Arbeiten bietet unter anderem verwertbare Parameter, die bei der Parametrierung von Szenarien einen Teilbeitrag

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Stand der Technik

leisten können. Auch allgemeine Marktprognosen zeigen wichtige Entwicklungstrends auf und wie diese in Zukunft Ladesäulenmanagementsysteme belasten können.

Diese Arbeiten prägen den Themenkomplex des kollaborativen Ladesäulenmanagements also nur indirekt und liefern allgemeine Zusatzinformationen, Prognosen und Nebenbetrachtungen. Die folgenden Kategorien boten eine besonders große Schnittmenge, um den bestehenden Stand der Technik diesbezüglich zu kategorisieren:

Nebenforschungsfeld

- **Ladesäulenplanung:**
Modelle, Simulationen und Optimierungsverfahren zur Ladesäulenstandortplanung und Dimensionierung von Ladeinfrastrukturen liefern erste Daten und Verfahren zur Parametrierung von Szenarien und Konzeption von Simulationen von Verkehrssituationen.
Plausibel parametrisierte Szenarien können im Rahmen der Evaluation von Ladesäulenmanagementsystemen Anwendung finden und prägen einen Bereich im Nebenforschungsfeld.
- **Ladesäulenbetrieb:**
Ein weiterer Bereich im Nebenforschungsfeld kennzeichnet sich durch Konzepte und Softwarearchitekturen zum Roaming & Clearing und Betrieb von Ladesäulen, um damit einen barrierefreien Endnutzerzugang zu fördern und ganzheitliche Ladesäulenmanagementsysteme bei der praktischen Marktumsetzung unterstützen zu können.
- **Energienetzeinfluss:**
Dieser Bereich behandelt den Einfluss von Elektrofahrzeugen und deren Ladeverhalten auf die Energienetze, die durch „Vehicle-to-Grid“ und Effekte des gesteuerten und ungesteuerten Ladens auftreten. Ladesäulenmanagementsysteme knüpfen als Regelsysteme an diese Problematik an.
- **Entwicklungsprognosen:**
Grundlegende Marktstudien und Prognosemodelle zeigen mögliche Entwicklungstrends der Elektromobilität auf und beschreiben Szenarien, die im Rahmen der Forschung zu Ladesäulenmanagementsystemen näher betrachtet werden und einen Ausblick auf zukünftige Belastungssituationen bieten können.

Schritt 3:

Die selektierten Arbeiten für das Hauptforschungsfeld und Nebenforschungsfeld werden im Schritt 3 mit einem einheitlichen Schema analysiert, welches auf der Abbildung 9 dargestellt ist. Dieses Analyseschema besteht aus sechs Punkten a bis f und beinhaltet Folgendes:

- a. Der Kurztitel der Arbeit wird in der Überschrift genannt und ist im Inhaltsverzeichnis auffindbar.
- b. Der Veröffentlichungstyp der Arbeit wird genannt.
- c. Eingeleitet wird die Arbeit mit einer Stichwortübersicht.
- d. Darauf folgt die allgemeine Beschreibung des Themengebiets.
- e. Die erzielten Ergebnisse werden genannt.
- f. Die Abgrenzung der Arbeit im Hinblick auf die Forschungslücke wird genannt.

Im Hinblick auf die zusammenfassende Gesamtübersicht am Ende dieses Kapitels werden die einzelnen aufgeführten Arbeiten mit einheitlichen Kurztiteln wie „UNI Bremen 2015“ gekennzeichnet. Diese Kurztitel werden bei der thematischen Eingliederung in Bezug zur sich ausprägenden Forschungslücke aufgegriffen, um eine übersichtliche Darstellung im Abschnitt 3.3 bei der Zusammenfassung mit Abbildung 11 zu gewährleisten. In den folgenden Abschnitten werden diese Kurztitel für eine strukturierte Darstellung und zum Wiederfinden im Inhaltsverzeichnis in den Überschriften genannt. Damit wird ein unkompliziertes Auffinden der genannten Kurztitel ermöglicht.

Die folgende Abbildung visualisiert das in den nächsten Abschnitten angewendete Analyseschema:

- a **Kurztitel**
- b Typ: Dissertation, Forschungsbericht, Tagungsband etc.

- c **Stichworte:** Kurze Aufzählung der inhaltlichen Schwerpunkte.

- d **Allgemeine Beschreibung der Arbeit:**
Darstellung der Arbeit, des Aufbaus und Einführung in die Methodik etc.
- e **Erzielte Ergebnisse:**
Aufzeigen und Zusammenfassen der wesentlichen Ergebnisse und Daten.
- f **Abgrenzung bezüglich kollaborativen Ladesäulenmanagement mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:**
Abgrenzung und Bezug zu Ladesäulenmanagementsystemen.

Abbildung 9: Schema für die Analyse der Arbeiten im Stand der Technik

Für alle Arbeiten wird jeweils am Ende des Schemas zusammengefasst, inwiefern diese verwandten Lösungsansätze zu weiteren Betrachtungen für Ladesäulenmanagementsysteme führen können oder wie diese Arbeiten sich konkret davon abgrenzen.

Schritt 4:

Mit einer quantitativen Bewertung der Arbeiten wird aufgeteilt, in welchen Bereichen die einzelnen Arbeiten jeweils Schwerpunkte setzen. Diese Bewertung wird im Abschnitt 3.3 mit Abbildung 10 auf der Seite 51 über alle Arbeiten zusammenfassend dargestellt.

Schritt 5:

Im letzten Schritt des Analyseprozesses vom Stand der Technik erfolgt die Zusammenfassung der analysierten und quantitativ bewerteten Arbeiten und bereitet damit die Formulierung der Forschungslücke für Abschnitt 3.4 vor.

Nachdem der gesamte Analyseprozess vom Stand der Technik mit den Schritten 1 bis 5 beschrieben wurde, wird dieser im Folgenden für das Hauptforschungsfeld und Nebenforschungsfeld angewendet. Dabei wird das Schema aus Abbildung 9 mit den Punkten a bis f für die Detailanalyse angewendet, welches im Schritt 3 des Analyseprozesses beschrieben wurde.

3.1 Hauptforschungsfeld

Für das Hauptforschungsfeld werden im Folgenden die relevanten Arbeiten mit dem zuvor beschriebenen Schema analysiert. Das Hauptforschungsfeld wird dabei für eine bessere Übersicht in die Unterkategorien Ladesäulenwahl, Routenoptimierung und Nutzerverhalten strukturiert.

3.1.1 Ladesäulenwahl

Bei der Ladesäulenwahl dominiert im aktuellen Stand der Technik entweder nur das gesteuerte Laden oder das ungesteuerte Laden, welches im Rahmen unterschiedlicher Forschungsaktivitäten untersucht wird. Unterschiedliche Modellierungen werden meist regional und nicht national oder global

angewendet. Fragestellungen der gegenseitigen Beeinflussung von Nutzern mit unterschiedlichen persönlichen Präferenzen werden im aktuellen Stand der Technik nicht ganzheitlich betrachtet. Gegenüber den gesteuerten und ungesteuerten Strategien bei der Ladesäulenwahl und Zuweisung liegen gemischte Strategien mit ganzheitlichen Betrachtungen von Verkehrssituationen noch außerhalb des aktuellen Standes der Technik. Gemischte Strategien mit unterstützenden Ladesäulenempfehlungen für Fahrer, die nur von einigen Fahrern befolgt werden (gemischt), statt verbindliche Ladesäulenzuweisungen, die für alle Fahrer gelten, und die zusätzliche Berücksichtigung von persönlichen Präferenzen der Fahrer skizzieren die Grenze zu ganzheitlichen Ladesäulenmanagementsystemen, wie die Detailanalyse der folgenden Arbeiten zeigt.

3.1.1.1 Kurztitel „UNI Waterloo 2014“

Typ: Konferenzbeitrag - IEEE

Stichworte: Simulation (Ladeplatzwahl), Lade- und Entladesteuerung, Smart Grid, Vergleich zur first-come first-served Wahl

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

In der betrachteten Arbeit wurde untersucht, inwiefern eine Steuerung des Lade- und Entladeverhaltens von Plug-in-Hybriden hinsichtlich der Energienetzauslastung angepasst werden kann, sodass möglichst viele Fahrzeuge geladen werden und das Energienetz nicht überlastet wird [44, p. 1]. Dafür wurde eine entsprechende Architektur zur Fahrzeugladeplatzzuweisung entworfen [44, p. 3]. Diese wurde mit einem mathematischen Modell zur Lade- / Entladeoptimierung versehen [44, pp. 6, 7]. In Simulationen wurde diese Architektur der unkoordinierten Ladeplatzwahl und der „first-come first-served“ Wahl gegenübergestellt.

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

In einer exemplarischen Simulation eines 24-Stunden-Zeitfensters konnte gezeigt werden, dass bei der „first-come first-served“ Ladeplatzwahl 80,5 % der Fahrzeuge und beim vollständig koordinierten Lade- / Entladesystem 96,4 % der Fahrzeuge bedient wurden [44, pp. 9, 10]. Es konnte damit quantifiziert werden, dass bei einem vollständig koordinierten Lade- und Entladeverhalten die erwarteten Effizienzsteigerungen möglich sind.

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

In dieser Arbeit wurde von einem System zur vollständigen Fahrzeugkoordination ausgegangen, welches dem unkoordinierten Szenario gegenübergestellt wurde. Das Betrachten von gemischten Szenarien mit Ladesäulenempfehlungen statt Zwangszuweisungen, wobei sich nur ein Teil der Fahrzeuge steuern lässt (gemischt) und wie sich diese dabei gegenseitig beeinflussen, wurde nicht vorgenommen und motiviert zu weiterführenden Untersuchungen im Rahmen von kollaborativen Ladesäulenmanagementsystemen.

3.1.1.2 Kurztitel „ENERGY Conf. 2013“

Typ: Konferenzbeitrag - IARIA

Stichworte: Ladesäulenwahl, Routenoptimierung, Vorhersagemodell, gesteuertes Laden

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Ein stochastisches Modell zur Routenoptimierung von Elektrofahrzeugen weist den Fahrern während der Fahrt Ladesäulen zu, die sich durch einen sogenannten geringen Risikofaktor auszeichnen [45, pp. 138, 139]. Dieser wird berechnet, indem die Anzahl der Fahrzeuge, die sich von einer Ladesäule entfernen, in Relation zu der Anzahl die Fahrzeuge gesetzt wird, die sich in Richtung der Ladesäule bewegen. Wenn der Risikofaktor dabei einen Schwellenwert überschreitet, wird die Ladesäule als ungünstig eingestuft und es erfolgt eine Umverteilung auf die nächstbessere Ladesäule mit einem geringeren Risikofaktor. Dabei werden konzentrische Einzugsbereiche um die Ladesäulen angenommen, die eine gewisse Anzahl potentiell relevanter Fahrzeuge in der Nähe bei der Berechnung des Risikofaktors umspannen.

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

In einer vereinfachten hypothetischen Evaluation wurde die grundsätzliche Machbarkeit des dargestellten Systems aufgezeigt, welches Optimierungen im Verkehrsfluss erschließen könnte. Konkrete Verkehrsszenarien wurden dabei noch nicht verwendet.

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten

Fahrerpräferenzen: Aufgrund der konzentrischen Betrachtung der Ladesäulen wurden konkrete geometrische Gegebenheiten des Straßennetzes vernachlässigt. Somit können auch Fahrzeuge betrachtet werden, welche die Ladesäule durch Einbahnstraßenkonstellationen oder dazwischenliegende Flüssen gar nicht erreichen können. Ebenso könnten auch Fahrzeuge selektiert werden, die sich auf Autobahnen befinden, die den konzentrischen Einflussbereich einer Ladesäule durchqueren und im Einflussbereich keine unmittelbare Ausfahrtmöglichkeit zur Ladesäule besitzen.

Der störende Effekt von Fahrzeugen, die nicht mit dem vorgestellten System kommunizieren wollen, ist kein Betrachtungsschwerpunkt. Der Einfluss der gegenseitigen Blockierungen wird nicht weiter aufgelöst, sondern nur stochastisch durch einen Risikofaktor angegeben. Im Vordergrund steht bei dieser Arbeit vermehrt das Vorstellen eines stochastischen Modells, welches das allgemeine Risiko überbelegter Ladesäulen bewerten soll. Fahrerspezifische persönliche Präferenzen werden nicht näher betrachtet.

3.1.1.3 Kurztitel „UNI Leuven 2014“

Typ: Konferenzbeitrag - PAAMS

Stichworte: Simulation (Schwarm-Ansatz), Energienetzstabilität, Vehicle-to-Grid, real time coordination, Schnellladetechnologie, Wartezeitreduzierung, DelegateMAS coordination technique, explorative Suche

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Zur Koordination von Elektrofahrzeugen während des Verkehrsflusses wurde ein Modell erstellt, bei dem nähere Umgebung eines Elektrofahrzeugs nach der „DelegateMAS coordination technique“ durch iteratives Ausprobieren im Schwarm-Ansatz erkundet wird, um gute Ladeoptionen in unmittelbarer Nähe zu identifizieren. Diese Modellierung orientiert sich an dem lokalen Ausschwärmverhalten von Ameisenkolonien und wurde hier für das Beispiel der Elektromobilität angewendet [46, pp. 3, 4]. Es handelt sich hierbei folglich um ein iteratives, dynamisches Verfahren, bei dem die Ladeoptionen mittels einer explorativen Suche in der Umgebung ausprobiert werden, und ähnelt damit Multi-Agenten-Simulationen. Entscheidend ist, dass eine gute gefundene Ladeoption, die ein Fahrzeug realisieren will, den anderen Fahrzeugen der „Kolonie“ mitgeteilt wird, ähnlich der Kommunikation in einer Ameisenkolonie, bei der die ausschwärmenden Ameisen über Futterquellen in der näheren Umgebung informieren. Dem wurde die Strategie eines herkömmlichen zentralen Ladesäulen-Informationsservices gegenübergestellt, bei dem die Fahrzeuge sich bezüglich des Ladesäulenbelegungsstandes klassisch

über einen zentralen Service informieren können. Das untersuchte Verkehrsszenario liegt im Langstreckenbereich in Flanders, Belgien.

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Es konnte aufgezeigt werden, dass mit der an die Ameisenkolonien angelehnten Ausschwärmstrategie an einigen Ladesäulen Wartezeiten um bis zu 50 % reduziert werden können [46, p. 9]. Zudem ist eine Reduzierung der Ladelaast auf das Energienetz um bis zu 21 % möglich [46, p. 11].

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Die Gegenüberstellung eines dezentralen Ladesäulenmanagements mit einer herkömmlichen zentral koordinierten Lösung stellt eine wertvolle Querschnittsbetrachtung dar und zeigt das Potential für die dezentrale Echtzeitkoordination auf. Persönliche fahrerindividuelle Präferenzen wurden dabei nicht berücksichtigt. Ebenfalls wurde eine vollständige Teilnahme aller Verkehrsteilnehmer in beiden vorgestellten Ansätzen vorausgesetzt. Der Einfluss von Fahrern, die keine persönlichen Informationen bereitstellen, wird nicht weiter betrachtet und motiviert zu weiteren Untersuchungen. Des Weiteren fokussiert sich diese Arbeit auf den Langstreckenbereich. Innerstädtische Betrachtungen erfolgen nicht.

3.1.1.4 Kurztitel „ETH Zürich 2013“

Typ: Dissertation

Stichworte: Simulation (Parkplatzwahl), Parkplatzoptimierung, MATsim, Preisoptimierung, Auslastungsoptimierung

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

In dieser Arbeit wurde mittels der Simulationsumgebung MATsim [47] der Einfluss von Preisen auf das Nutzerverhalten modelliert. Dabei wurde ein Parkplatzwahl-Modell entwickelt, bei dem Präferenzen bezüglich angestrebter Zielorte, Parkplatzkosten und Laufwege für die Nutzer berücksichtigt wurden [48, pp. 60, 61]. Diese Arbeit erfolgte im Rahmen einer Dissertation und steht im Zusammenhang mit der themenübergreifenden zusammenfassenden Arbeit mit dem Kurztitel „ARTEMIS Abschlussbericht 2013“ und wird hier separat dargestellt, da sich diese Dissertation im Speziellen mit dem Parkplatzwahl-Modell auseinandersetzt und den bestehenden Stand der Technik besonders bereichert.

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

In einer Simulation für den Verkehrsraum Zürich wurden mögliche Preisoptimierungen bei Parkplätzen betrachtet und wie diese die allgemeine Auslastung von unterschiedlichen Parkplatztypen beeinflussen. Parkplätze am Straßenrand sind grundsätzlich besser im Stadtgebiet verfügbar als die deutlich geringere Anzahl an Parkhäusern [48, p. 85]. Somit steigt für Straßenparkplätze die Wahrscheinlichkeit, dass diese Parkplätze sich in der Nähe des gewünschten Fahrtziels befinden. Sobald die Parkplatzauslastung über 85 % anstieg, erfolgten Preiserhöhungen, andernfalls eine Preisreduzierung [48, p. 86]. Es konnte aufgezeigt werden, dass Straßenparkplätze bis zu 29 % teurer sein könnten, als sie bisher angeboten wurden [48, p. 88]. Zudem wurde aufgezeigt, dass der Parkplatzpreis von Straßenparkplätzen nachmittags durchschnittlich um 18 % günstiger sein kann als morgens [48, p. 89].

Diese Simulationsergebnisse zeigen auf, dass ein deutlicher Zusammenhang zwischen Parkplatzpreis und Auslastung besteht und gängige Preisstrukturen dies nicht effizient abdecken. Besonders im Hinblick auf die weiterführende Betrachtung von Ladesäulenpreisen bietet diese Simulation ein wertvolles Framework für vertiefende Analysen.

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Bei der durchgeführten Simulation besaßen die Nutzer gleichwertige Präferenzen und haben sich nicht hinsichtlich des Preises und der Parkplatzart unterschieden. Des Weiteren wurde zwischen Plug-in-Hybriden und reinen batterieelektrischen Fahrzeugen nicht unterschieden [48, p. 145]. Beide Fahrzeugtypen wurden zusammengefasst, da im Vordergrund die allgemeine Parkplatzwahl und Preisoptimierungen standen. Es wurde im Ausblick darauf hingewiesen, dass nicht alle Fahrer ein Park-Informationssystem nutzen werden und dies ein betrachtungswürdiges Forschungsfeld für weiterführende zukünftige Arbeiten darstellen könnte [48, pp. 73, 74].

3.1.2 Routenoptimierung

Im Themenfeld der Routenoptimierung existieren vielseitige Modelle und Lösungsansätze, die sowohl im Bereich Echtzeit-Routing als auch im Bereich der Reichweitenprognose liegen und relevante Daten für Ladesäulenmanagementsysteme liefern können.

3.1.2.1 Kurztitel „UNI Ulm 2013“

Typ: Dissertation

Stichworte: Routenoptimierung, Verkehrssimulation, zentraler Ansatz, vollständige Steuerung

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

In einer sogenannten submikroskopischen Verkehrssimulation, also einer detaillierten Simulation, bei der auch die Fahrzeugdynamik Berücksichtigung fand, wurde ein zentraler Verkehrsmanagementansatz für ein Routing von Fahrzeugen entwickelt, das den Verkehrsfluss optimieren soll [49, pp. 9, 13, 39]. Der Fokus der Arbeit ist auf die Optimierung des Energieverbrauchs und die Berücksichtigung von Fahrzeugparametern bei einem vollständig kontrollierten und zentral gesteuerten Verkehrsflusssystem gerichtet [49, pp. 1-4].

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

In einem Szenario wurde ein Verkehrsfluss von 800 Fahrzeugen pro Stunde beim Überqueren einer durch eine Ampel signalisierten Kreuzung betrachtet [49, p. 55]. Dabei konnte aufgezeigt werden, dass besonders Elektrofahrzeuge gegenüber konventionellen Verbrennungsmotorfahrzeugen beim typischen Stop-and-Go Verkehr an Ampeln in hinteren Wartepositionen weniger Energie verbrauchen als konventionelle Fahrzeuge. Dieser Effekt beruht auf der Rekuperationsfähigkeit der Elektrofahrzeuge, bei der kinetische Energie beim Bremsen im Stop-and-Go Verkehr wiederholt in elektrische Energie transformiert wird. Bei langen Warteschlangen vor den Ampeln kann dieser Effekt entsprechend mehrfach von Elektrofahrzeugen genutzt werden. Für Elektrofahrzeuge in hinteren Wartepositionen vor der Ampel erhöht sich der Gesamtenergieverbrauch durch den Stop-and-Go Verkehr bezogen auf das erste Fahrzeug vor der Ampel nur um 15 % bis 20 %. Bei Fahrzeugen mit Verbrennungsmotoren liegt der Energieverbrauch um bis zu 70 % über dem Verbrauch des ersten Fahrzeugs in der Warteschlange vor der Ampel [49, pp. 55, 56]. In einer weiterführenden Betrachtung konnte aufgezeigt werden, dass bei einer vollständigen Steuerung des gesamten Verkehrsflusses die Fahrzeuge Energie einsparen, obwohl sie bei der Steuerung auf alternative und längere Routen umgelegt werden, die von der kürzesten Route abweichen. Dies ist realisierbar, indem passend zu den Fahrzeugeigenschaften und Fahrzeugparametern entsprechende Betriebsstrategien für die Fahrzeugtypen optimiert wurden. Beispielsweise kann sich ein längerer Weg ohne Stop-and-Go Verkehr gegenüber einem kürzeren Weg mit energiebedürftigem Stop-and-Go Verkehr lohnen. Es tritt ein Energieeinsparpotential von 2,9 % für konventionelle Fahrzeuge auf und 8,5 % für Elektrofahrzeuge [49, p. 88]. Diese Untersuchung deckt ein weiteres Potential von intelligenten Verkehrsmanagementsystemen auf und zeigt, dass die kürzesten Routen nicht zwangsläufig die energiesparendsten für die Fahrer sind.

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

In dieser Verkehrssimulation wurde von einer vollständig kontrollierbaren Steuerung des Verkehrsflusses ausgegangen. Störeinflüsse von Fahrzeugen, die sich nicht von einem Verkehrssystem steuern lassen wollen, treten daher nicht auf. Der Fokus der Arbeit liegt auf dem Aufzeigen erschließbarer Optimierungspotentiale bei einer vollständigen Steuerung von Verkehrssituationen und der Routenoptimierung.

3.1.2.2 Kurztitel „UNI Chalmers 2014“

Typ: Dissertation

Stichworte: Routenoptimierung, Verbrauchsoptimierung, Fahrzeugmodellierung, Echtzeitbetrachtung, Verbrauchsprognose

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Ein echtzeitfähiges Energie-Managementsystem für Plug-in-Hybride vereinheitlicht ein Fahrzeug- und Batteriemodell und betrachtet dieses bei Routenoptimierungen [50, pp. 8, 14, 19]. Im Vordergrund steht die Betriebskostenminimierung beim Fahren. Beim Energieverbrauch werden sowohl Prognosebetrachtungen von historischen Fahrprofilen als auch Echtzeitbetrachtungen vorgenommen [50, p. 6].

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Es wurde aufgezeigt, dass besonders beim Überschreiten der rein elektrischen Reichweite von Plug-in-Hybriden durch eine unterstützende Routenoptimierung 10 % der Treibstoffkosten eingespart werden können [50, p. 41]. Diese erzielten Ergebnisse konnten weiterführende Optimierungspotentiale für Szenarien des zukünftigen autonomen Fahrens in Ausblick stellen [50, p. 42].

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Der Einfluss von fahrerindividuellen Präferenzen bei der Ladesäulenwahl und die dabei möglichen gegenseitigen Blockierungen und Wartezeiten an Ladesäulen standen nicht im Vordergrund dieser Arbeit, sondern eine möglichst präzise Modellierung und Optimierung des Energieverbrauchs auf Fahrzeugebene während der Fahrt. Besonders die Möglichkeit der Kraftstoffeinsparung bei Plug-in-Hybriden motiviert zur weiteren Betrachtung von Echtzeitoptimierungen auch für rein batterieelektrische Fahrzeuge.

3.1.2.3 Kurztitel „UNI California 2012“

Typ: Journalbeitrag - International Journal of Sustainable Transportation

Stichworte: Shared-Taxi, Pickup and Delivery Problem, Routenoptimierung

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Am Beispiel der Stadt Seoul wurde ein Modell aufgesetzt das ein „Shared Taxi Szenario“ betrachtet, bei dem ein begrenztes Angebot an Elektrotaxis einer Vielzahl an Nutzern zur Verfügung gestellt wird. Betrachtungsgegenstand ist die Routenoptimierung der Flotte bei begrenzter elektrischer Fahrreichweite. Im Vordergrund steht also die Behandlung des „Pickup and Delivery“ Problems, wofür innerhalb von diesem „Shared Taxi Szenario“ eine entsprechende Betriebs- und Koordinationsheuristik vorgeschlagen wurde [51, pp. 7, 9].

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

In der Simulation des elektrisch betriebenen Taxiverkehrs konnte aufgezeigt werden, dass dieser trotz der zusätzlichen Ladezeiten der Elektrotaxis gegenüber herkömmlichen Taxis eine vergleichbare Servicequalität bezüglich der Beförderungszeit aufweisen kann [51, pp. 18, 20].

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Bei diesen Simulationen wird jedoch nicht auf ein Lademanagement und wie etwaige Blockierungen an Ladesäulen sich auf die Elektrotaxis auswirken eingegangen. Den Betrachtungsschwerpunkt bildet besonders der Vergleich von Elektrotaxis gegenüber herkömmlichen Taxis mit Verbrennungsmotoren und der dabei erreichten Servicequalität für den Endkunden. Als Ausblick wird bereits erwähnt, dass besonders hierfür ein entsprechendes Ladesäulenmanagement erforderlich ist [51, p. 21].

3.1.2.4 Kurztitel „UNI North Carolina 2014“

Typ: Konferenzbeitrag - IEEE

Stichworte: Reichweitenprognose, Framework, Simulation (Fahrzeugeigenschaften)

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Mittels eines kombinierten Ansatzes bestehend aus der Auswertung historischer Fahrprofilaten, einem Fahrzeug- und Batteriesimulationsmodell und Wetterdaten wurde ein Framework zur Reichweitenprognose und Analyse für Elektrofahrzeuge entworfen [52, p. 2]. Dabei wurden Routendaten hinsichtlich des Höhenunterschieds und des damit verbundenen Energieverbrauchs betrachtet, was einen Vorteil gegenüber klassischen Prognosemodellen ohne Höhenbetrachtung darstellt.

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Die entwickelte Lösung stellt sich als Framework dar und bietet zeitlich feingranulare Analysemöglichkeiten auf Sekundenebene bezüglich der Reichweitenprognose von Elektrofahrzeugen [52, p. 7]. Das Framework schafft damit eine grundlegende Basis, um den breit gespannten Multi-Parameterraum der Einflussgrößen auf die Reichweite von Elektroautos einzufangen, und bietet Potential für eine weiterführende Berücksichtigung zusätzlicher Daten zur Verbesserung der Prognosegüte [52, p. 7].

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Als Framework zur Erfassung des Multi-Parameterraums der Einflussgrößen auf die Reichweite von Elektrofahrzeugen stellt sich die Frage des kollaborativen Ladesäulenmanagements nicht. Im Vordergrund steht die Reichweitenprognose. Diese kann dazu beitragen, Ladesäulenmanagementsysteme zu unterstützen.

3.1.3 Nutzerverhalten

Das unterschiedliche Nutzerverhalten stellt eine entscheidende Einflussgröße bei der Ladesäulenwahl dar. Unterschiedliche Präferenzen der Nutzer führen zu variierenden zeitlichen und örtlichen Nachfragecharakteristiken und können zu unvorhersehbaren Überlastungssituationen und gegenseitigen Blockierungen und Wartezeiten an Ladesäulen führen. Dafür werden in diesem Abschnitt Arbeiten aufgeführt, welche diesbezüglich Nutzerdaten erhoben und Verhaltenscharakteristiken analysiert haben. Dieses Nutzerverhalten stellt für Ladesäulenmanagementsysteme eine grundlegende Einflussgröße dar, mit der diese umgehen müssen, um beispielsweise gegenseitigen Blockierungen entgegenzuwirken. Besonders im Hinblick auf die beiden herkömmlichen Ladestrategien „gesteuert“ oder „ungesteuert“ zeigt das Nutzerverhalten auf, dass in realen Marktsituationen zukünftig besonders gemischte Strategien Anwendung finden müssen, da sich nicht jeder Nutzer bei der Ladesäulenwahl steuern lassen möchte, aber es auch Nutzergruppen gibt die gerade von einer teilweisen Steuerung und den erweiterten Informationen von Ladesäulenmanagementsystemen profitieren möchten.

3.1.3.1 Kurztitel „DLR Nutzerbefragung 2015“

Typ: Studie - Verkehrsforschung

Stichworte: Regierungsprogramm Elektromobilität der Bunderegierung, Nutzerumfrage, Gesamtbetrachtung, DLR-Nutzerbefragung

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Eine Untersuchung des DLR bietet eine umfangreiche Betrachtung des Nutzerverhaltens im Rahmen der Elektromobilität. Dabei wurde unter anderem nach dem Startladestand beim Laden, der bevorzugten Ladetechnologie, der Kaufbereitschaft und dem Ladeverhalten bezüglich Zeit und Ort gefragt. Bezogen auf das örtliche Ladeverhalten wurde eine repräsentative Befragung von 1.943 privaten Nutzern und 1.165 gewerblichen Nutzern durchgeführt [13, p. 19]. Dabei betrug für die privaten Nutzer der Anteil an

rein batterieelektrischen Fahrzeugen (BEV) 87 %. Die Plug-in-Hybridfahrzeuge wurden von 13 % der befragten Nutzergruppe verwendet.

Bei den gewerblichen Nutzern verhält sich diese Aufteilung ähnlich. Zu 86 % wurden BEV genutzt und zu 14 % Plug-in-Hybridfahrzeuge. Es wurden also Daten von 1.690 privaten BEV-Nutzern und 1.002 gewerblichen BEV-Nutzern ausgewertet. Gemäß dem Kraftfahrzeug-Bundesamt war 2015 zur Zeit der Befragung eine Anzahl von 18.948 rein batterieelektrischen Fahrzeugen zugelassen. Demnach repräsentieren diese in Summe 2.692 privaten und gewerblichen BEV-Nutzer bereits 14,2 % des gesamten deutschen Marktes an Elektrofahrzeugen und besitzen damit einen erheblichen repräsentativen Charakter.

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Bei den Befragungen wurde festgestellt, dass 60 % der Nutzer „fast täglich“ zu Hause laden und in Summe 39 % „fast täglich“ im öffentlichen / halböffentlichen Raum / am Arbeitsplatz laden (rundungsbedingte Abweichungen von 100 % sind möglich) [13, p. 49]. Bei der Befragung war eine Mehrfachwahl möglich. Dennoch zeigen diese Daten, dass neben dem eindeutig favorisierten „zu Hause Laden“ das öffentliche „fast tägliche“ Laden im Nutzerverhalten mit bis zu 39 % nicht unerheblich ist.

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Ein kollaboratives, optimiertes Ladesäulenmanagement mit Berücksichtigung von etwaigen gegenseitigen Blockierungen der Fahrer an Ladesäulen und damit auftretenden Wartezeiten wird in diesem Kontext nicht betrachtet, da es sich hierbei um eine reine Nutzerbefragung handelt. Die erhobenen Daten sind für Ladesäulenmanagementsysteme hochgradig relevant.

3.1.3.2 Kurztitel „SE Fortschrittsbericht 2015“

Typ: Studie - Im Rahmen des Regierungsprogramms Elektromobilität der Bundesregierung

Stichworte: Regierungsprogramm Elektromobilität der Bunderegierung, Nutzerumfrage, Gesamtbetrachtung

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Innerhalb des von der Bunderegierung beschlossenen Regierungsprogramms zur Förderung von Elektromobilität wird im Rahmen des Fortschrittsberichts der aktuelle Entwicklungsstand der deutschen Elektromobilität mit einer Querschnittsstudie über mehrere Themenfelder beleuchtet [12, pp. 3, 4]. Technische Themenfelder wie Fahrzeug- und Batterietechnologie werden dabei ebenso betrachtet wie Marktentwicklungen, Verkehrsmanagement, Mobilitätskonzepte, Umweltfragen und das Nutzerverhalten. Auf letzteres wird sich an dieser Stelle bezogen, da diese weitere Untersuchung des Nutzerverhaltens das Gesamtbild der zuvor genannten Nutzerumfrage der DLR mit dem Kurztitel „DLR Nutzerbefragung 2015“ ergänzt.

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Bei der Zusammenfassung und Darstellung der Nutzerumfragen wurde gezeigt, dass neben der Ladeoption des „zu Hause Ladens“ mit 56 % ein ähnlich großer Anteil mit 44 % auf das öffentliche und halböffentliche Laden bzw. das Laden am Arbeitsplatz fällt [12, p. 48]. Diese Ergebnisse decken sich in etwa mit der zuvor genannten DLR-Umfrage des vorigen Abschnitts mit dem Kurztitel „DLR Nutzerbefragung 2015“ und bereichern den aktuellen Stand der Technik im Bereich der Nutzerumfragen im Rahmen der Elektromobilität.

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Ein kollaboratives, optimiertes Ladesäulenmanagement mit Berücksichtigung von etwaigen gegenseitigen Blockierungen der Fahrer an Ladesäulen und damit auftretenden Wartezeiten wird in diesem Kontext nicht betrachtet. Es wird nur teilweise auf herstellereigene Navigationslösungen der Automobilindustrie zum Auffinden von Ladesäulen verwiesen [12, p. 37]. Diese Systeme behandeln aber üblicherweise nicht die gegenseitigen Beeinflussungen, sondern nur einen herstellerrelevanten Teilmarkt, bei dem Fahrzeugnutzer anderer Hersteller bewusst ausgeschlossen und nur den eigenen Kunden Ladesäulen vermittelt werden. Ein Beispiel dafür ist Tesla Motors und deren proprietäre

Supercharge-Ladetechnologie, die nur für Tesla-Kunden zugänglich ist [27]. Ein weiteres Beispiel ist das Serviceportfolio von BMW im Rahmen von „ConnectedDrive“ und dem Ladesäulen-Informationsservice im Rahmen von „ChargeNow“ [53] [54]. Dabei wird ebenfalls nur ein herstellerrelevanter Teilmarkt betrachtet und keine umfangreiche mathematische Gesamtbeschreibung für den Gesamtmarkt getätigt.

3.1.3.3 Kurztitel „UNI Maryland 2012“

Typ: Konferenzbeitrag - IEEE

Stichworte: Vehicle-to-Grid, Kooperationsbereitschaft der Nutzer beim Einspeisen, Energienetzstabilisierung, dynamische Preismodelle

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Mit einem Modell zum Lademanagement im Bereich Vehicle to Grid wird das Verhalten von „kooperierenden“ und „egoistischen“ Elektrofahrzeugfahrern bezüglich dynamischer Preise betrachtet [55, pp. 2, 3]. Dabei weisen einige Fahrer, die zu fixen Preisen Energie an den Ladesäulen nachfragen, ein „kooperatives Verhalten“ auf. Die kooperierenden Fahrer können weiterhin dem Energienetz über die Ladesäulen ihre im Fahrzeug gespeicherte Energie für eine Energienetzstabilisierung bereitstellen. Demgegenüber stehen weitere Fahrer mit einem „egoistischen Verhalten“, die dynamisch immer den jeweils günstigsten Preis an einer Ladesäule (aus-)nutzen und nicht bereit sind zur Energienetzstabilisierung durch Energieeinspeisung beizutragen. Gegenstand dieser Betrachtung sind Simulationen, die unter anderem die Profitabilität einer Ladesäule in dem Nachfrageumfeld „egoistische vs. kooperative Fahrer“ betrachten.

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Mit dem vorgestellten Ansatz einer energiepreisabhängigen Ladesäulenzuweisung konnte eine grundsätzliche Profitsteigerung bei einem ausreichend hohen Anteil kooperativer Fahrer aufgezeigt werden. In dem angenommenen Szenario beträgt diese Profitsteigerung 18,6 % und zeigt damit ein mögliches Potential zur Amortisation von Ladesäulen durch ein preisadaptives Nachfragemanagement auf [55, p. 6].

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Ein echtzeitnahes Optimieren der Ladesäulennachfrage zur Reduzierung von etwaigen Wartezeiten an Ladesäulen wird dabei nicht betrachtet, sondern die Profitabilität, die Preisgestaltung und die Auswirkung der Rückeinspeisung von kooperierenden Fahrzeugen in das Energienetz bilden den Betrachtungsschwerpunkt. Es konnte gezeigt werden, dass in gemischten Strategien mit kooperierenden und nicht kooperierenden Fahrern auch Optimierungspotentiale erschließbar sind, die zur vertiefenden Untersuchung bei Ladesäulenmanagementsystemen mit gemischten Strategien motivieren.

3.1.3.4 Kurztitel „UNI Oldenburg 2014“

Typ: Dissertation

Stichworte: Auswirkung des Umstieges von konventionellen Fahrzeugen auf Elektrofahrzeuge, Verkehrsflusssimulation, Ladeinfrastrukturausbau, Framework

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Innerhalb einer Dissertation wurde regional für die Region Bremen-Oldenburg ein Planungsmodell zum Ladeinfrastrukturausbau erarbeitet, bei dem Transferszenarien von konventionellen Fahrzeugen zu Elektrofahrzeugen bewertet und aufgezeigt wurden [56, p. 3]. Dabei fand auch eine Betrachtung verwandter Simulationsframeworks im Bereich der Ladesäulenplanung statt. Der regionale Fokus und die Simulation der Fahrzeuge hinsichtlich des konventionellen Kraftstoffes und eines alternativen Elektroantriebs zielen darauf ab, Transferszenarien von konventionellen Fahrzeugen zu

Elektrofahrzeugen zu beschreiben und ein Planungsmodell zur nutzergerechten Ladeinfrastrukturplanung bereitzustellen.

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

In simulierten Szenarien für die Region Bremen-Oldenburg wurde untersucht, inwiefern sich beim Umstieg von konventionellen Fahrzeugen, die sich durch kurze Tankzeiten auszeichnen, auf Elektrofahrzeuge mit längeren Ladezeiten Verzögerungen im Verkehr für unterschiedliche Wirtschaftsbranchen ausbilden können. Es wurde gezeigt, dass die Verzögerungen im Durchschnitt im Sommer um 1,6 % und im Winter um 2,85 % zunehmen [56, p. 146]. Besonders im Winter kann die Fahrzeugheizung den Energieverbrauch zusätzlich erhöhen und somit zu längeren Ladezeiten für Elektrofahrzeuge führen.

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

In dieser Arbeit wird von einer vollständigen Teilnahme aller Fahrzeuge am Verkehrsflusskoordinationssystem ausgegangen. Störeinflüsse von nicht teilnehmenden Fahrzeugen werden nicht betrachtet. Die Untersuchung gegenseitiger Blockierungen der Fahrer an Ladesäulen steht nicht im Betrachtungszentrum. Diese Arbeit zielt auf das Optimieren und Planen einer geeigneten Ladeinfrastruktur ab, die zu einer verbesserten Nachfrageabdeckung der Nutzer in der betrachteten Region führt. Es wurde identifiziert, dass die Betrachtung von verschiedenen Nutzergruppen, die Datenintegration und die Betrachtung der Kommunikation noch nicht ganzheitliche stattfinden [56, p. 33].

Doch besonders diese ganzheitliche Betrachtung ist erforderlich für kollaborative Ladesäulenmanagementsysteme. Dieses Defizit motiviert zum Erforschen von ganzheitlichen und kollaborativen Ladesäulenmanagementsystemen, wie es hier in dieser Arbeit erfolgen soll.

3.1.3.5 Kurztitel „ZEW 2012“

Typ: Discussion-Paper - Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung

Stichworte: Kaufbereitschaft, Nutzerverhalten, Einfluss des Infrastrukturausbaus auf das Kaufverhalten, Marktanteile von Elektrofahrzeugen bei einem Infrastrukturausbau

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

In zwei Arbeiten vom Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung GmbH (ZEW) wurde die Kaufbereitschaft von Endkunden für alternative Antriebstechnologien untersucht. Mittels der Auswertung von 600 Interviews, eines mathematischen Modells und simulierter Szenarien wurden die Auswirkungen unterschiedlicher Einflussfaktoren beim Kaufverhalten beleuchtet [57, pp. 2, 4]. In einer weiterführenden Arbeit wurden mit einer Simulation die Einkommensverhältnisse und die Kaufbereitschaft für Elektrofahrzeuge untersucht [58, p. 20].

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Es wurde aufgezeigt, dass die Kaufbereitschaft für Fahrzeuge mit alternativem Antriebskonzept besonders von der Verfügbarkeit der dafür notwendigen Infrastruktur zur Energieträgerbereitstellung abhängig ist [57, p. 12]. Des Weiteren konnte aufgezeigt werden, dass die Nutzer von Elektrofahrzeugen selbst bei einer gut ausgebauten Ladeinfrastruktur für den Erhalt einer noch besseren Ladeinfrastruktur eine höhere Bezahlbereitschaft besitzen als Dieselfahrzeugfahrer bereit sind, für den Ausbau ihrer Infrastruktur zu zahlen [57, p. 20]. Es konnte auch gezeigt werden, dass der Marktanteil an Elektrofahrzeugen überproportional zunehmen kann, sobald die Verfügbarkeit der Ladeinfrastruktur ausgebaut wird [58, p. 20].

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Das kollaborative Ladesäulenmanagement ist kein Betrachtungsschwerpunkt dieser Arbeit. Im Vordergrund steht die Simulation der Veränderung von Marktanteilen für Elektrofahrzeuge hinsichtlich eines Ausbaus der Ladeinfrastruktur und der Bezahlbereitschaft für einen solchen Ausbau. Die überproportionale Zunahme des Marktanteils für Elektrofahrzeuge bei einer besseren Verfügbarkeit der

Infrastruktur motiviert zur Erforschung von Ladesäulenmanagementsystemen, die für die Fahrer die Verfügbarkeit unbelegter Ladesäulen verbessern können.

3.1.3.6 Kurztitel „SEM Wien 2011“

Typ: Studie - Smart Electric Mobility

Stichworte: GPS-Logger, örtliches Ladeverhalten, Tagesfahrleistung, Nutzerverhalten

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Im Rahmen des Projekts „SEM - Smart Electric Mobility“ der Universität Wien fand eine Datenerhebung durch den Einsatz von GPS-Loggern zur Gewinnung von Erkenntnissen über das Ladeverhalten von Nutzern statt. Dabei wurde untersucht, wie häufig Ladevorgänge am Arbeitsplatz und zu Hause auftraten [59, p. 39]. Des Weiteren erfolgte eine statistische Betrachtung der durchschnittlichen Tagesfahrleistungen. Auch wurden Aussagen über den Anteil gleichzeitig fahrender Fahrzeug getroffen. Diese stehen potentiell untereinander im Wettbewerb um Ladesäulen.

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Gemessen wurde, dass mehr als 95 % der beobachteten Fahrten unterhalb von 50 km liegen und sogar noch über die Hälfte aller Fahrten mit 54 % im Kurzstreckenbereich bis 5 km liegen [59, p. 29]. Die ermittelten Daten legen nahe, dass Elektrofahrzeuge vornehmlich im Kurzstreckenbereich verwendet werden.

Des Weiteren konnte quantifiziert werden, dass vormittags um 10:00 Uhr mit einem Anteil von 35 % die meisten Fahrzeuge zeitgleich über die Ladeoption am Arbeitsplatz mit dem Energienetz verbunden sind [59, p. 30].

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Hinsichtlich eines Ladesäulenmanagementsystems stellen die erhobenen Daten eine wertvolle Bereicherung dar, denn es sind damit sowohl zeitliche Energienetzanschlusshäufigkeiten bekannt als auch Rückschlüsse über das Ladeverhalten ableitbar. Der von den Fahrern favorisierte Kurzstreckenbereich kann dazu führen, dass viele Fahrzeuge ein volatiles und unvorhersehbares Szenario auf Ladeinfrastrukturen mit vielen Mikrotrips und häufigen Fahrzeugpositionswechseln provozieren. Diese Erkenntnis motiviert zur Entwicklung von Modellen zur Optimierung der Fahrzeugkoordination in solchen volatilen Verkehrssituationen. Dies ist besonders im Rahmen von Ladesäulenmanagementsystemen zur Reduktion von gegenseitigen Blockierungen erforderlich.

3.1.3.7 Kurztitel „TU Wien 2010“

Typ: Studie - VLOTTE

Stichworte: GPS-Logger, Fahrverhalten, Parkdauer, Ladewahrscheinlichkeit

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Auch in dieser Arbeit kam es zum Einsatz von GPS-Loggern und es konnten Daten bezüglich der Verteilung der durchschnittlichen Tagesfahrleistung und der Parkdauer einer Fahrzeugflotte erhoben werden [60, pp. 30, 31]. Es wurden Daten über die Fahrzeugstandzeit ermittelt und untersucht, zu welchem Anteil Fahrzeuge laden oder nur parken [60, p. 32].

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Die gemessenen Daten während eines Beobachtungszeitraumes von 1.816 Stunden zeigen auf, dass Elektrofahrzeuge in 36,5 % der Fälle bei einem Zwischenstopp mit einem Ladevorgang an einer Ladesäule auftraten [60, pp. 31, 32]. Die Tagesfahrleistung betrug durchschnittlich 36,32 km und die tägliche Ladezeit betrug 0,55 Stunden für 22 kW Ladesäulen und 1,10 Stunden für 11 kW Ladesäulen [60, p. 30].

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Diese Arbeit bezieht sich auf eine Datenerhebung mit GPS-Loggern und betrachtet kein weiteres Ladesäulenmanagement. Die ermittelten Daten können aber zum Ableiten von untersuchungswürdigen Szenarien zum Belasten eines Ladesäulenmanagementsystems beitragen. Beispielsweise kann mit diesen Daten für geparkte Fahrzeuge quantifiziert werden, dass diese beim Parken in 36,5 % der Fälle auch laden [60, p. 32].

3.2 Nebenforschungsfeld

Gegenüber dem Hauptforschungsfeld werden hier Arbeiten aufgeführt, die zu der Forschung bezüglich der Ladesäulenmanagementsysteme indirekt beitragen. Allgemeine Modelle für die Ladesäulenstandortplanung, den Betrieb und deren Abrechnung und die dafür erforderlichen Softwarearchitekturen, Einflüsse auf die Energienetze und allgemeine Trends und Prognosen im Bereich der Elektromobilität werden aufgeführt. Mit diesen Modellen und Daten lassen sich unter anderem Szenarien ableiten, die im Bereich von Ladesäulenmanagementsystemen betrachtungswürdige Szenarien darstellen können.

3.2.1 Ladesäulenplanung

Im Bereich der optimalen Standortplanung von Ladesäulen und der Dimensionierung der Ladeinfrastruktur existieren unterschiedliche Modelle und Lösungsverfahren, die auch Ausblicke auf zukünftige Szenarien zulassen und darauf, mit welchen Ladeinfrastrukturausbau-Szenarien Ladesäulenmanagementsysteme zukünftig umgehen müssen.

3.2.1.1 Kurztitel „UNI Wien 2012“

Typ: Konferenzbeitrag - ACM

Stichworte: Verkehrsflusssimulation, Vehicle-to-Vehicle Communication, kooperatives Ladeverhalten, Ladesäulenstandortplanung,

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Am Beispiel von Wien wurde eine Verkehrsflusssimulation von Elektrofahrzeugen erstellt und mit einem mathematischen Modell hinsichtlich des Entladens und Aufladens simuliert [61, p. 3]. Dabei wurde mit einem genetischen Algorithmus die Ladesäulenstandortplanung für Ladesäulen optimiert [61, p. 4]. Dies wurde zunächst zufällig generiert und dann über mehrere Generationen hinsichtlich einer Fahrzeitminimierung zwischen den Fahrzeugen und Ladesäulen optimiert [61, p. 5].

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Bei der Simulation mit 2.160 Fahrzeugen und sechs Ladesäulen mit bis zu zwölf Ladekabelanschlüssen wurden mit einem genetischen Algorithmus optimierte Ladesäulenstandorte zur Fahrzeitreduzierung gesucht. Die beste dieser Lösungen besitzt mit einer durchschnittlichen Fahrzeit von 2.438 Sekunden ein Verbesserungspotential von etwa 18 % gegenüber der schlechtesten Lösung mit 2.981 Sekunden. Es konnte damit gezeigt werden, dass die Planung der Ladesäulenstandorte grundsätzlich einen prägenden Einfluss auf die durchschnittliche Fahrzeit besitzt und eine Optimierung der Ladesäulenstandorte mit genetischen Algorithmen bereits mit einer geringen Anzahl von nur fünf Generationen ein gutes Optimierungspotential erschließen kann.

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Beim Fahrverhalten der Fahrer wurde die vereinfachte Annahme getroffen, dass die Fahrzeuge beim Unterschreiten eines gewissen Akkuladestands stets zur nächstgelegenen Ladesäule fahren. Dieses Fahrverhalten kann für Ladesäulenmanagementsysteme als erstes Standardszenario als Benchmark integriert werden. Persönliche Präferenzen der Fahrer und etwaige gegenseitige Blockierungen

zwischen den Fahrern wurden nicht weiter betrachtet. Im Betrachtungszentrum stand die optimierte Ladesäulenstandortplanung.

3.2.1.2 Kurztitel „UNI Beijing 2014“

Typ: Journalbeitrag - International Journal of Simulation Modelling

Stichworte: Batterie-Wechsel, Ladesäulen-Layout, Multi-Agent-Simulation-Modell, Routenoptimierung

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Am Beispiel von Beijing wurde ein Algorithmus zur Routenoptimierung für Elektrofahrzeuge implementiert. Statt des regulären Ladens an Ladesäulen wurde das direkte Auswechseln des Akkumulators betrachtet [62, p. 118]. Dabei wurden für ein Fahrzeug drei Standardsituationen abgebildet [62, pp. 118-120]:

1. Das Fahrzeug kann mit dem aktuellen Akkustand das Fahrtziel direkt erreichen und lässt den Akkumulator zum Absolvieren der nächsten Fahrt erst danach in der näheren Umgebung wechseln.
2. Das Fahrzeug verfügt über einen unzureichenden Akkuladestand und muss eine Wechselstation zum Auswechseln des Akkumulators anfahren, um das geplante Fahrtziel erreichen zu können.
3. Das Fahrzeug verfügt über einen unzureichenden Akkuladestand und kann weder Fahrtziel noch Ladesäulen erreichen.

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Im Fokus dieser Arbeit steht das Bewerten des Layouts einer Ladeinfrastruktur mit Akkumulator-Wechsel am Beispiel der Stadt Beijing. Mit dem simulierten Modell konnte aufgezeigt werden, dass die Dichte und Verteilung der Infrastruktur in Beijing grundsätzlich eine ausreichende Erreichbarkeit für die Fahrzeuge darstellt, aber zu inhomogen ist und daher ein Optimierungspotential besitzt [62, p. 126].

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Bei dem simulierten Modell wurden keine potentiellen Nachfragekollisionen zwischen Fahrzeugen an den Wechselstationen betrachtet. Zudem wurde darauf verwiesen, dass keine echten Straßenbedingungen und Verkehrssituationen betrachtet wurden, sondern der Fokus auf die grundsätzliche Anwendbarkeit des Algorithmus gelegt wurde [62, p. 126]. Eine kollaborative Informationsauswertung und das Berücksichtigen von fahrerindividuellen Präferenzen erfolgte nicht.

3.2.1.3 Kurztitel „UNI Singapore 2014“

Typ: Konferenzbeitrag - IEEE

Stichworte: Simulationsframework, Verkehrsflusssimulation, bewegliche Ladesäulen

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

In einem Simulationsframework wurde ein Szenario betrachtet, bei dem nicht die Elektrofahrzeuge zu den Ladesäulen fahren, sondern mobile Ladeeinheiten zu den Elektrofahrzeugen kommen [63, p. 3]. Dabei wurden insbesondere die Servicegüte und die Latenzen eines solchen Systems betrachtet, die bei der Vermittlung der Ladeeinheiten zu den Fahrzeugen auftreten.

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Das vorgestellte Modell bietet ein parametrisierbares Framework zur Analyse von verschiedenen Verkehrsszenarien und unterschiedlichen Verteilungen und Dimensionierungen mobiler Ladeeinheiten. Dies stellt einen innovativen mobilen Ansatz gegenüber dem klassischen und stationären Ladesäulenkonzept dar.

Es konnte gezeigt werden, dass besonders eine Erhöhung der Ladeleistung von 5 kWh auf bis zu 20 kWh einen überproportionalen Effekt auf die Reduktion von Latenzen im Gesamtsystem bietet. Eine weitere

Erhöhung der Ladeleistung verbessert die Latenzen nur unterproportional, was eine wichtige Erkenntnis zur kosteneffizienten Dimensionierung solcher mobilen Ladeeinheiten darstellt [63, p. 8].

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Gegenseitige Beeinflussungen bei der Nachfrage und die Berücksichtigung fahrerindividueller persönlicher Präferenzen wurden nicht näher betrachtet. Im Vordergrund stand die Entwicklung eines möglichst frei konfigurierbaren Frameworks zur Bewertung des mobilen Ladesäulenkonzepts. Die Ergebnisse motivieren zu weiteren Untersuchungen zur Bedienung von speziellen Nachfragesituationen, bei denen auch Regionen mit einer unzureichend ausgebauten stationären Ladeinfrastruktur temporär für die Elektromobilität erschlossen werden könnten. Beispiel dafür sind Messe-Events und Großveranstaltungen mit Parkplätzen ohne Ladesäulen. Diese Betrachtung zeigt aus einer anderen Perspektive die Notwendigkeit für Lademanagementsysteme auf.

3.2.1.4 Kurztitel „UNI Paderborn 2012“

Typ: Dissertation

Stichworte: Planung von Standorten für die Ladeinfrastruktur, Kapazitätswahl, Versorgung gewerblicher Fahrzeugflotten

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Die allgemeine Planung einer Ladeinfrastruktur und die optimale Standortwahl für Ladesäulen wurden in einer angrenzenden Dissertation beschrieben. Die optimale Standortauswahl bei der Ladesäulenplanung stellt ein NP-schweres mathematisches Problem dar, welches mit geeigneten Heuristiken innerhalb einer Simulation mit einem mathematischen Optimierungsmodell behandelt wurde [64, pp. 120, 142]. Mittels der Simulation können auch Auswirkungen unterschiedlicher Fahrzeugtechnologien und Batteriekapazitäten bei der Ladesäulenstandortplanung berücksichtigt werden.

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Mit der Verwendung von heuristischen Verfahren wurde die Konfiguration des Ladeinfrastrukturausbaus hinsichtlich der Kosten optimiert. Die Anwendung und der Vergleich unterschiedlicher Szenarien bieten eine Lösung, wie sich einem NP-schweren Zuordnungsproblem im Bereich der Standortplanung genähert werden kann [64, pp. 171-173].

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Der vorgestellte Ansatz fokussiert die Standortplanung für Ladesäulen. Dabei findet eine allgemeine Betrachtung der Energienachfrage und keine echtzeitnahe Betrachtung der Verkehrssituation statt. Die verwendeten Lösungsmethoden stellen verwertbare Ergänzungen für weiterführende Untersuchungen bezüglich eines Ladesäulenmanagements und des Echtzeit-Zuordnungsproblems dar.

3.2.1.5 Kurztitel „UNI Virginia 2016“

Typ: Konferenzbeitrag - Transportation Research Board

Stichworte: Multi-Agent Simulation, Ladesäulenplanung, Carsharing, autonomes Fahren, Kostenbetrachtung, Flottenmanagement

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Mittels einer Multi-Agenten-Simulation wurde untersucht, inwiefern der Carsharing-Ansatz für autonom fahrende Elektrofahrzeuge dem Endkunden preisliche Vorteile gegenüber herkömmlichen Fahrzeugen mit Verbrennungsmotoren bietet und wie dafür ein Lademanagement betrieben werden kann [65, pp. 1,2]. Ein entsprechendes Flottenmanagement wurde für diese Simulation erarbeitet und es wurde betrachtet, wie dabei ein Ladesäulenlayout generiert werden kann [65, p. 6].

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

In einer simulierten Metropolregion von 100 Meilen x 100 Meilen wurden unterschiedliche Fahrscenarien generiert und simuliert [65, p. 5]. Es konnte aufgezeigt werden, dass besonders die zur Verfügung stehende Ladeleistung der Ladeinfrastruktur einen signifikanten Einfluss auf die erforderliche Flottengröße nimmt. Der Wechsel von einer herkömmlichen 240 Volt AC Ladetechnologie zu einer 480 Volt DC Ladetechnologie kann die notwendige Flottengröße um 23,3 % reduzieren [65, p. 8]. Hinsichtlich der Kosten konnte gezeigt werden, dass autonome Elektrofahrzeuge erst bei Benzinpreisen von 4,35 \$ bis 5,75 \$ je Galone einen Kostenvorteil aufweisen [65, p. 17].

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Aufgrund der Betrachtung von autonomen Fahrzeugen wird die gesamte Fahrzeugflotte vom Flottenmanagementsystem erfasst und koordiniert. Etwaige negative Einflüsse von Fahrzeugen, die nicht mit dem System kooperieren, stellen sich somit bei dieser Betrachtung nicht. Ebenso müssen keine persönlichen Präferenzen von Fahrern bezüglich des gewünschten Ladeortes, der Energiepreise und sonstiger Präferenzen eingehalten werden, da das Flottenmanagement den Fahrzeugen nach erfolgreicher Fahrgastbeförderung Ladeplätze vorschreibt und die autonomen Fahrzeuge gegenüber realen Fahrern in der Hinsicht präferenzlos sind.

3.2.2 Ladesäulenbetrieb

Der aktuell stark fragmentierte Ladesäulenmarkt mit uneinheitlichen Abrechnungssystemen erfordert ganzheitliche Lösungen in Bezug auf Roaming, Clearing, Informationsverteilung und einheitliche Betriebsprozesse. Im Folgenden werden dafür einige Verfahren, Geschäftsmodelle, Preisstrategien und Abrechnungslösungen skizziert.

3.2.2.1 Kurztitel „TU Braunschweig 2012“

Typ: Konferenzbeitrag - Multikonferenz Wirtschaftsinformatik

Stichworte: Betrieb von Ladeinfrastrukturen, Softwarearchitektur, Roaming and Clearing

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

In einer Arbeit der TU Braunschweig wird eine Softwarelösung für den Betrieb von Ladeinfrastrukturen beschrieben [66, p. 3]. Dabei wurde eine Softwarearchitektur entworfen, die ein möglichst ganzheitliches Roaming und Clearing zwischen den dezentralen Marktanteilen der Energienetzbetreiber ermöglicht. Dabei wird auf die Integration von Stadtwerken eingegangen und wie damit für den Kunden letztendlich ein möglichst komfortabler Zugang zu einem breiten Portfolio an abgedeckter Ladeinfrastruktur erschlossen werden kann.

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Die entwickelte Softwarearchitektur soll als Handlungsrahmen für E-Roaming- und Clearing-Lösungen dienen und bietet ein ganzheitliches Konzept zur Abrechnung von Ladesäulen [66, p. 11].

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Die dargestellte Lösung stellt besonders im heutzutage noch stark fragmentierten Markt eine konstruktive Bereicherung dar, die hinsichtlich eines kollaborativen Ladesäulenmanagements eine unterstützende Komponente bieten kann.

3.2.2.2 Kurztitel „Fraunhofer 2011“

Typ: Studie - Fraunhofer Systemforschung Elektromobilität (FSEM)

Stichworte: Bewertungsrahmen für Geschäftsmodelle im Rahmen der Ladeinfrastruktur, morphologischer Kasten

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

In einer Arbeit des Fraunhofer Instituts werden mit ganzheitlichen Betrachtungen im Rahmen eines morphologischen Kastens mögliche Geschäftsmodelle für den Betrieb von Ladeinfrastrukturen dargestellt [67, pp. 8, 15].

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Ein Ergebnis der Arbeit besteht im Darstellen möglicher strategischer Stoßrichtungen zum Ausbau der Elektromobilität. Dabei wurden Batteriewechselsysteme kritisch begutachtet [67, p. 18]. Aus der Sicht eines wirtschaftlich attraktiven Geschäftsmodells wurde darauf hingewiesen, dass besonders ein knappes Angebot an halböffentlichen und öffentlichen Ladesäulen zur Hochlaufphase der Elektromobilität bessere Auslastungen provozieren und den hohen Investitionskosten damit entgegenwirken kann [67, p. 18]. Auch Geschäftsmodelle auf der Basis der Energierückspeisung könnten zur Kostenreduktion beitragen. Es wurde identifiziert, dass bei einer Kostenreduktion dennoch ein Kompromiss hinsichtlich der von den Fahrern gewünschten hohen Verfügbarkeit von Ladesäulen gefunden werden sollte, um langfristig die Akzeptanz gegenüber der Elektromobilität zu erhöhen [67, pp. 18, 19].

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Die bereitgestellte Übersicht der strategischen Handlungsoptionen im Bereich des Betriebs und der Nutzung von Ladeinfrastrukturen in Form eines morphologischen Kastens bietet eine ganzheitliche Sicht über das vielschichtige Themenfeld der Elektromobilität. Besonders für ein kollaboratives Ladesäulenmanagementsystem können diese Handlungsoptionen zur besseren Abgrenzung von zu untersuchenden Szenarien zuträglich sein.

3.2.2.3 Kurztitel „UNI Cornell 2015“

Typ: Konferenzbeitrag - IEEE

Stichworte: Vehicle-to-Grid, gesteuertes Laden und Entladen, Energiepreisadaption, Energiehandel zwischen mit dem Energienetz verbundenen Fahrzeugen

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

In dieser Arbeit wurde eine Systemarchitektur zum gesteuerten Laden und Entladen von Elektrofahrzeugen im Hinblick auf Energiepreistageschwankungen beschrieben [68, pp. 2, 3]. In Simulationen mit 30.000 Elektrofahrzeugen wurde über 72 Stunden innerhalb 288 Zeitslots zu je 15 min betrachtet, inwiefern Profitsteigerungen möglich sind, wenn am Energienetz angeschlossene Fahrzeuge untereinander Energie austauschen [68, p. 7].

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Es erschließt sich ein Potential, wenn geladene und am Energienetz angeschlossene Fahrzeuge zu Tageszeiten mit erhöhten Energiepreisen ihre zuvor günstiger erworbene Energie in das Energienetz einspeisen, um andere Fahrzeuge damit zu laden. Es konnte aufgezeigt werden, dass bei einem gesteuerten Laden von gleichzeitig am Energienetz angeschlossenen Fahrzeugen Profitsteigerungen von bis zu 21,7 % erschließbar sind [68, p. 8].

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Im Vordergrund der Arbeit steht der Entwurf einer Systemarchitektur zum gesteuerten Laden und Entladen von Fahrzeugen hinsichtlich einer Profitoptimierung im Umfeld täglich schwankender Energiepreise. Dabei fand jedoch keine vertiefende Betrachtung der persönlichen Präferenzen der Fahrer statt und es wurde angenommen, die Fahrzeuge im Lade- und Endladeverhalten beliebig steuern

zu können. Die Arbeit motiviert zur weiteren Untersuchung von Ladesteuerungen in Parkhäusern, wobei die aufgezeigten Profite einen Beitrag zur Kostensenkung für die Fahrer oder Ladeinfrastrukturbetreiber leisten könnten.

3.2.2.4 Kurztitel „UNI Freiburg 2013“

Typ: Konferenzbeitrag - Proceedings of the 21st European Conference on Information Systems

Stichworte: Energienetzstabilität, erneuerbare Energien, Vehicle-to-Grid, Geschäftsmodelle, Energy Informatics Framework

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Im Kontext des Vehicle-to-Grid Ansatzes wurde untersucht, inwiefern Geschäftsmodelle bei der Integration von Elektrofahrzeugen zur Energienetzstabilisierung anwendbar sind [69, p. 2]. Dabei wurden Fahrzeugcluster am Beispiel von Parkgaragen betrachtet.

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Bei diesem Ansatz wurde besonders das Pricing (Preisbildung und Optimierung) betrachtet und es wurden Einnahmemöglichkeiten modelliert [69, p. 7]. Am Beispiel von Freiburg wurde aufgezeigt, dass 2.300 gleichzeitig mit dem Energienetz verbundene Elektrofahrzeuge mit einem typischen Parkverhalten eine geforderte Pufferleistung von 5 MW in der Zeit von 08:00 Uhr bis 20:00 Uhr zu 99 % aufrechterhalten können. Dabei sind jährlich Reinerlöse von 1,02 Mio. € erschließbar. Dies entspricht je Fahrzeug also 1,22 € / Tag.

Des Weiteren konnte gezeigt werden, dass Steigerungspotentiale bis zu 240 % mit der Schnellladetechnologie möglich sind [69, p. 11]. Mit dieser Untersuchung wurde ein Modell erstellt, welches eine Interpretation und Bewertung des Wertes von am Energienetz angeschlossenen Fahrzeugen in Parkhäusern hinsichtlich der Energienetzstabilisierung beschreibt.

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Ein kollaborativ optimiertes Ladesäulenmanagement mit Berücksichtigung von etwaigen gegenseitigen Blockierungen der Fahrer an Ladesäulen und damit auftretenden Wartezeiten wird in diesem Kontext nicht betrachtet, da es sich hierbei hauptsächlich um ein Modell hinsichtlich der Energienetzstabilisierung im Vehicle-to-Grid Ansatz handelt. Es wird vorausgesetzt, dass die Fahrzeuge bereits geparkt sind. Etwaige gegenseitige Blockierungen zwischen den Fahrern während der Ankunft werden dafür in den Hintergrund gestellt.

3.2.2.5 Kurztitel „UNI Augsburg 2014“

Typ: Konferenzbeitrag - Proceedings of the 35th International Conference on Information System

Stichworte: Energienetzstabilisierung, Multi-Agenten-Simulation, Angebots- und Nachfragemanagement, Smart Grid, Energiepreisoptimierung

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

In einer Multi-Agenten-Simulation wurde untersucht, inwiefern die Informationsbereitstellung von Elektrofahrzeugnutzern den Energienetzbetreibern Optimierungspotentiale zum Angebots- und Nachfragemanagement im Hinblick auf die Volatilität von erneuerbaren Energien bietet [70, pp. 1, 2]. In einem Berechnungsmodell wurde aufgezeigt, wie Energienetzbetreiber die von den Elektrofahrzeugnutzern bereitgestellten Informationen bezüglich des Akkuladestandes und der Parkzeit zur Energienetzstabilisierung verwenden können [70, p. 5]. Ausgehend von den Simulationen wurde ein Preisschema abgeleitet, welches die Fahrer durch monetäre Anreize zu längeren Verweildauern an den Ladesäulen animieren und damit die Energienetzregulierbarkeit unterstützen soll [70, p. 12].

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

In einem Standardszenario mit einer Million Elektrofahrzeugen wurde für einen Tagesverlauf simuliert, wie sich zwei Ladestrategien auf die Kosten einer Energienetzstabilisierung auswirken. Bei der ersten Strategie wurde das sofortigen Laden angenommen, bei dem die Fahrzeuge direkt nach Anschluss am

Energienetz den Ladevorgang beginnen. Demgegenüber wurde untersucht, inwiefern ein zeitlich variiertes Laden bezüglich einer Angebot- und Nachfrageharmonisierung im Energienetz Kosten bei der Energienetzstabilisierung einsparen kann. Gezeigt wurde, dass sich Kosten einsparen lassen, wenn der Ladestart der am Energienetz angeschlossenen Fahrzeuge optimiert gesteuert wird [70, p. 11]. Im Sommer lassen sich dabei Kosten um 1,07 % einsparen. Im Winter lassen sich durch z. B. den erhöhten Energieverbrauch beim Betrieb der Fahrzeugheizung Kosten um bis zu 1,95 % einsparen.

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Persönliche Präferenzen der Fahrer bei der Ladesäulenwahl und etwaige gegenseitige Blockierungen zwischen den Fahrern im Ladezeitfenster wurden nicht weiter betrachtet. Der Betrachtungsschwerpunkt liegt auf der Regelbarkeit der Energienetze. Doch besonders die durch das vorgestellte Preisschema angestrebte verlängerte Verweildauer der Fahrzeuge kann das Auffinden von freien Ladesäulen für die Nutzer erschweren. Zur Erschießung des aufgezeigten Potentials könnte ein Ladesäulenmanagementsystem zur individuellen Angebots- und Nachfragesteuerung einen konstruktiven Beitrag leisten.

3.2.3 Energienetzeinfluss

In Abhängigkeit von der Ladesäulenwahl und der betrachteten Strategie kommt es stets zu unterschiedlichen Einflüssen auf das Energienetz. Rückeinspeisungen von am Energienetz angeschlossenen Fahrzeugen können dazu beitragen, Energienetzlasten zu kompensieren. Zudem kann ein zeitlich gesteuertes Laden zur Lastverschiebung in Energienetzen verwendet werden. Einige Lösungen werden dafür im Folgenden aufgeführt.

3.2.3.1 Kurztitel „ARTEMIS 2013“

Typ: Studie - ARTEMIS

Stichworte: Simulation (Verkehrsfluss), MATsim, Energienetzstabilisierung, Szenarien, PEHV, Lademanagement, gesteuertes Laden, ungesteuertes Laden

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Im Abschlussbericht des Projekts ARTEMIS wurden die Auswirkungen größerer elektrischer Fahrzeugflottenzusammensetzungen mit Szenarien bis zum Jahr 2050 betrachtet und untersucht, welcher Einfluss dabei für Energienetze entsteht [71, p. 9]. Mit der für Verkehrsflusssysteme üblichen Simulationsumgebung MATsim [47] wurden unterschiedliche Szenarien simuliert. Dabei wurden die Simulationen um ein Elektrofahrzeugmodell und Parkplatzmodell erweitert und teilweise auf reale Fahrprofilen zurückgegriffen [71, pp. 15, 16, 22, 26]. Für die Fahrzeuge wurde jeweils der gewünschte Abfahrtszeitpunkt von den Ladesäulen und der dabei erwünschte Zielladestand betrachtet. Im Rahmen einer gewissen Flexibilität in diesem Zeitverhalten soll ein Lademanagement Lastspitzen für die Energienetze reduzieren. Die Optimierung bezieht sich hierbei folglich auf die Energienetzstabilität.

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Die erzielten Ergebnisse konnten am Beispiel des betrachteten Großraums Zürich zeigen, dass Energienetze durch die Elektromobilität stabilisiert werden können. Voraussetzung ist jedoch eine adäquate Erweiterung der Kommunikations- und Informationsinfrastruktur [71, p. 91]. Diese Ergebnisse motivieren zur erweiterten Betrachtung von kollaborativen Ladesäulenmanagementsystemen, die von solch einem Ausbau der Kommunikations- und Informationsinfrastruktur profitieren können. Damit wären zusätzlich zur vielfach betrachteten Optimierung aufseiten der Energienetze auch Optimierungen aufseiten der Fahrer bei ihrer Ladesäulenwahl praktisch effizienter umsetzbar.

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Der Betrachtungsschwerpunkt liegt hierbei besonders auf der Berücksichtigung von Lastspitzen im Tagesverlauf der Energienetze, die durch das Laden von Elektrofahrzeugen provoziert werden.

Elektrofahrzeuge besitzen ein gewisses Zeitfenster beim Laden und einen spätesten Abfahrtszeitpunkt. Innerhalb dieser Zeitfenster können Fahrzeuge früher oder später geladen werden. Diese Variabilität wurde optimiert, um im Rahmen einer Lastverschiebung Energienetze zu stabilisieren. Auf die Berücksichtigung von fahrerindividuellen örtlichen Präferenzen wurde daher verzichtet und vermehrt der Fokus auf den kumulierten Effekt auf die Energienetze gelegt [71, p. 27]. Im Ausblick der Arbeit wird auf Weiterentwicklungspotentiale hingewiesen, die durch die zusätzliche Betrachtung von örtlichen Präferenzen erschlossen werden könnten [71, p. 91]. Dies motiviert zur Erforschung ganzheitlicher Ladesäulenmanagementsysteme.

3.2.3.2 Kurztitel „UNI Dortmund 2011“

Typ: Dissertation

Stichworte: Lastmanagement, Smart Home Integration, Photovoltaik und Elektrofahrzeuge, Optimierungsmodell

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Mit einer gemischt-ganzzahligen linearen Betriebsoptimierung wurde in einer Dissertation die Integration von Elektrofahrzeugen innerhalb dezentraler Energieerzeugung im Rahmen von Smart Homes mit Photovoltaikanlagen und Blockheizkraftwerken thematisiert. Die Zielfunktion fokussiert dabei die Maximierung der Erlöse bei Minimierung der Betriebskosten [72, p. 55]. Dabei wurde das Verhalten individueller, dezentraler Ladeentscheidungen basierend auf unterschiedlichen Rahmenbedingungen im Freiburger Verteilnetz regional simuliert.

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Am Beispiel von 124.000 Teilnehmern wurde aufgezeigt, dass mit dynamischen Tarifen die dezentrale Ladeentscheidung beeinflusst und die residuale Energienetzlast ausgeglichen werden kann. Der dabei aufgezeigte Einfluss ermöglicht eine zeitliche Verschiebung des Aufladens von Fahrzeugen zur effektiveren Nutzung von regenerativen Energieüberschüssen [72, p. 120].

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Das untersuchte Betrachtungsszenario bezieht sich auf die regionale Smart Home Ladeplanung. Das vorgestellte Optimierungsmodell der Ladeplanung motiviert zu einer erweiterten Betrachtung, die den regionalen Smart Home Bereich überschreitet und ein ganzheitliches Ladesäulenmanagementsystem im öffentlichen Raum unterstützen könnte.

3.2.3.3 Kurztitel „P.PORTO 2012“

Typ: Journalbeitrag - Energies

Stichworte: Vehicle-to-Grid, Verkehrsflusssimulation, Erstellung und Simulation von Szenarien, Szenarien mit unterschiedlichen Fahrzeugkonzepten

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Mit dem Electric Vehicle Scenario Simulator Tool wurde ein weiteres Werkzeug zur Betrachtung der Integration von Elektrofahrzeugen in Smart Grids entwickelt [73, pp. 1883, 1889]. Dabei wurden unterschiedliche Fahrzeugkonzepten wie rein batterieelektrische Elektrofahrzeuge, Plug-in-Hybride und Elektrofahrzeuge mit Range-Extender betrachtet [73, p. 1893]. Der entwickelte Szenario-Simulator zielt darauf ab, unterschiedliche Verkehrsszenarien mit unterschiedlichen Anteilen von Fahrzeugkonzepten hinsichtlich des Bedarfs für elektrische Energie und konventionellen Kraftstoff aufzuzeigen.

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Mit dem Szenario-Simulator kann aufgezeigt werden, wie sich je nach Szenario der Bedarf an elektrischer Energie und konventionellem Kraftstoff zu unterschiedlichen Tageszeiten ausprägt. Besonders zu typischen Rushhour-Zeiten am Nachmittag wird in Relation mehr elektrische Energie als Kraftstoff im betrachteten Szenario benötigt [73, p. 1896].

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Mit dem entwickelten Werkzeug sind unter anderem Aussagen über das zeitliche Nachfrageverhalten je Energieträger (Kraftstoff oder elektrisch) möglich. Es bietet damit ein Framework zum explorativen Analysieren von Szenarien in einer kumulierten Sicht, die aber auf konkrete persönliche Präferenzen der Fahrer verzichtet. Eine diskrete Betrachtung auf Einzelfahrzeugebene und die Berücksichtigung der gegenseitigen Beeinflussungen zwischen den Fahrern werden nicht vorgenommen. Im Vordergrund steht die Betrachtung kumulierter Szenarien mit Berücksichtigung unterschiedlicher Fahrzeugtypen [73, pp. 1893, 1894].

3.2.3.4 Kurztitel „TU Berlin 2011“

Typ: Studie - im Rahmen des FuE-Programms Elektromobilität der Bundesregierung

Stichworte: Wind-to-Vehicle, Vehicle-to-Grid, gesteuertes Laden, Ladeassistentz-Software für Endnutzer, Ladeverhalten der Nutzer

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Im Rahmen des vom Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz, Bau und Reaktorsicherheit geförderten FuE-Programms „Förderung von Forschung und Entwicklung im Bereich der Elektromobilität“ wurden Konzepte zum gesteuerten Laden von Elektrofahrzeugen aufgezeigt. Dabei wurde schon 2011 auf die erforderliche Softwareintegration in Form von mobilen Apps hingewiesen [74, p. 271]. Unter anderem wurde dabei auch die Wind-to-Vehicle Thematik berücksichtigt, bei der die Nutzer zu Zeiten überschüssiger Windenergie zu einem „grünen“ Ladeverhalten animiert werden, um überschüssige Windenergiekapazitäten abzufangen [74, pp. 271, 272, 648].

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Unter anderem wurden hier erste Konzepte für endkundennahe Ladeassistentzsysteme in Form von herkömmlichen mobilen Apps dargestellt, die den Elektrofahrzeugnutzer beim Fahren mit erweiterten Informationen unterstützen können. Diesbezüglich kann der Fahrer auch eigene Abfahrtspläne erstellen [74, p. 287]. Die damit bereitgestellte Information könnte im nachgeschalteten System z. B. zu Optimierungszwecken verwertet werden.

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Im Hinblick auf die Erforschung kollaborativer Ladesäulenmanagementsysteme bietet eine direkte Integration von Ladeassistentzsystemen in Fahrzeugen oder übergangsweise in Form von mobilen Apps eine wertvolle Datenbasis für weiterführende Optimierungen in Ladesäulenmanagementsystemen. Besonders die von den Fahrern erstellten Abfahrtspläne könnten dabei Verwendung finden.

3.2.3.5 Kurztitel „UNI Paderborn 2014“

Typ: Konferenzbeitrag - Multikonferenz Wirtschaftsinformatik

Stichworte: Lastmanagement, Smart Home, gemeinsames Nachfrageoptimum, Framework zum Lastausgleich, Optimierungsstrategien

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

In einem Konzept zum selbstregulierten Lastmanagement mehrerer Smart Home Wohnungen mit PV-Anlagen wurde ein Optimierungsmodell formalisiert [75, p. 938]. Dabei wird auf Softwarearchitekturen für einen kollaborativen Ausgleich von Energieüberangebot und Energienachfrage über mehrere Wohngruppen eingegangen.

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Die Verbrauchspläne der einzelnen Wohnungen wurden miteinander kommuniziert, um damit ein gemeinsames Wohngruppenoptimum zu finden [75, p. 942]. Dabei wurden exemplarisch zwei automatisierte Verhandlungsstrategien zwischen den Wohneinheiten zur Gesamtwohngruppenoptimierung vorgestellt. In einer Ringstrategie werden die einzelnen

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Stand der Technik

Wohneinheiten nacheinander zufällig priorisiert betrachtet, um sich einem Optimum anzunähern. Jede weitere betrachtete Wohneinheit hat sich dabei dem bisher kumulierten Verbrauchsplan in Richtung eines gemeinsamen Optimums anzupassen. Als zweite Strategie wurde eine Auktionsstrategie aufgezeigt, bei der die einzelnen Wohneinheiten über ein virtuelles Budget verfügen. Mit diesem ersteigern sie Rechte am Realisieren des eigenen Verbrauchsplans gegenüber anderen Wohneinheiten [75, p. 944]. Das entwickelte Konzept stellt ein Framework dar, bei dem besonders die Implementierung von unterschiedlichen Strategien bei der gemeinsamen Nutzung von Energie im Wohngruppenverbund betrachtet wird.

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Das entwickelte Konzept bezieht sich auf den Smart Home Bereich unter Berücksichtigung von Photovoltaikanlagen und der Optimierung des gemeinschaftlichen Lastausgleichs. Das Framework und die vorgestellten Strategien bieten eine interessante Basis zur weiterführenden Betrachtung im Bereich der Elektromobilität und kollaborativen Lösungen. Die wohngruppenübergreifenden Strategien zeigen eine weitere Möglichkeit auf, wie Angebot und Nachfrage kollaborativ betrachtet werden können. Dies ist auch bei Ladesäulenmanagementsystemen erforderlich.

3.2.4 Entwicklungsprognosen

Die Entwicklung der Elektromobilität unterliegt einer Vielzahl von Einflussgrößen. Innovationen bei der Akkutechnologie und die Kostenreduktion bei der Produktion können sich positiv auf die Verbreitung der Elektromobilität auswirken. Allgemeine Entwicklungen, Trends, Prognosen und Szenario-Analysen werden mit diesem Abschnitt aufgezeigt.

3.2.4.1 Kurztitel „ÖKO Inst. Berlin 2013“

Typ: Studie - im Auftrag des Umweltbundesamtes, Verkehr 2050

Stichworte: Entwicklungsszenarien der Elektromobilität, Prognose, Marktentwicklung, Entwicklungsszenarien der Antriebskonzepte, zukünftiger Energieverbrauch

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Das Öko-Institut Berlin behandelt in dem Bericht „Treibhausgasneutraler Verkehr 2050“ Szenarien, welche die Entwicklung des Anteils der Fahrleistung von batteriebetriebenen Fahrzeugen gegenüber Fahrzeugen mit Verbrennungsmotoren bis zum Jahr 2050 beschreiben [76, p. 46]. Dabei wird auch auf den Anteil der benötigten Energieträger innerhalb dieser Szenarien eingegangen [76, p. 50].

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Für das Jahr 2050 wurde prognostiziert, dass bis zu 82 % der Jahresfahrleistung von Elektrofahrzeugen verursacht werden [76, p. 46]. Bezogen auf den heutigen gesamten deutschen Strombedarf würde der Strombedarf von Elektrofahrzeugen jedoch nur einen Anteil von 3,6 % beanspruchen [76, p. 59].

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Die vorliegende Untersuchung bietet eine Prognoserechnung, mit der die zukünftige Belastung von Ladeinfrastrukturen abgeschätzt werden kann. Für das Jahr 2030 wird prognostiziert, dass mehr als die Hälfte aller Fahrzeuge technisch dazu in der Lage sein könnten, die öffentliche Ladeinfrastruktur zu belasten. Dies motiviert zur Erforschung eines flexiblen Ladesäulenmanagementsystems, welches auch zukünftige Ladesituationen optimieren kann.

Grundsätzlich wurde bei allen drei betrachteten Szenarien identifiziert, dass der Anteil der elektrischen Fahrzeuge an der gesamten Fahrleistung in jedem Szenario mindestens 50 % für das Jahr 2050 betragen wird, in einem Szenario sogar 100 % [76, p. 64]. Dies verdeutlicht unter anderem die Notwendigkeit, das zukünftige Ladeaufkommen durch z. B. Ladesäulenmanagementsysteme zu verbessern und zu koordinieren.

3.2.4.2 Kurztitel „UNI Köln 2010“

Typ: Studie - Elektrofahrzeuge intelligent am Netz (ELAN)

Stichworte: Gesamtkostenentwicklung für Elektrofahrzeuge, Prognosen

Allgemeine Beschreibung der Arbeit:

Es wurde die Entwicklung der Kostenstruktur von rein batterieelektrischen Fahrzeugen (Zwei- und Viersitzern) im Vergleich zu Fahrzeugen mit Verbrennungsmotoren für die Jahre 2020 und 2030 prognostiziert [77, p. 88]. Dabei wurde auch betrachtet, wie sich der Anteil an rein batterieelektrischen Fahrzeugen auf die Einspeiseregelleistung für Energienetze auswirkt [77, p. 53].

Erzielte Ergebnisse der Arbeit:

Es wurde prognostiziert, dass im Jahr 2035 die Fahrzeuggesamtkosten von rein batterieelektrischen Zweisitzer-Fahrzeugen die der konventionellen Fahrzeuge unterschreiten könnten [77, p. 86]. Es wird angenommen, dass diese, trotz der abnehmenden Batteriekosten, dennoch etwa die Hälfte der Gesamtfahrzeugkosten (inklusive der Betriebskosten für Strom) einnehmen werden [77, pp. 88, 89, 90].

Abgrenzung bezüglich des kollaborativen Ladesäulenmanagements mit berücksichtigten Fahrerpräferenzen:

Die aufgestellten Prognosen bieten eine weitere Grundlage zum Ausformulieren geeigneter Szenarien, die zukünftig ein Ladesäulenmanagementsystem belasten können.

3.3 Zusammenfassung des Stands der Technik

Mit dem aktuellen Stand der Technik stehen Modelle und Verfahren zur Routenplanung und Routenoptimierung bereit, teilweise auch unter Echtzeitbetrachtung. Des Weiteren existieren Konzepte zur Integration der Elektromobilität im Hinblick auf Smart Homes, so wie Konzepte zur Energienetzstabilisierung und zur Preisfindung. Mit unterschiedlichen Nutzerbefragungen konnten Daten bezüglich des Fahr- und Ladeverhaltens von Elektrofahrzeugnutzern erhoben werden. Dabei wird sich meist auf regionale Fallbeispiele und konkrete Verkehrssituationen von Einzelstädten fokussiert. Es erfolgt noch keine ganzheitliche und überregionale Modellierung von unterschiedlichen Szenarien und wie sich das individuelle Nutzerverhalten dabei gegenseitigen beeinflussen kann.

Im Bereich des Lademanagements werden entweder Modelle für das vollständig gesteuerte Laden oder für das ungesteuerte Laden betrachtet. Gemischte Strategien, die entstehen können, wenn sich nur ein Teil der Fahrer steuern lassen möchte, werden nicht näher betrachtet.

Im aktuellen Stand der Technik stellen besonders die aufgezeigten Optimierungsverfahren und Heuristiken im Bereich der zeitlichen Energienetzstabilisierung interessante Ansatzpunkte für eine weiterführende Forschung im Bereich von ganzheitlichen Ladesäulenmanagementsystemen, die ebenfalls zeitliche Präferenzen berücksichtigen, dar. Diese sollten das unterschiedliche Nutzerverhalten, die gegenseitigen Beeinflussungen und die gemischten Ladestrategien für eine nutzerspezifische und dynamische Ladesäulenempfehlung in Echtzeit berücksichtigen können, um die Lücken im bestehenden Stand der Technik zu schließen.

Im aktuellen Stand der Technik bestehen unterschiedliche Prognosemodelle zum Quantifizieren möglicher Entwicklungskorridore für die Elektromobilität. Auf der Basis dieser Entwicklungskorridore können untersuchungswürdige Szenarien abgeleitet werden, die Ladesäulenmanagementsysteme zukünftig belasten.

Ein Ladesäulenmanagementsystem sollte mit möglichst vielen potentiellen Entwicklungsszenarien umgehen können, um entsprechend dem sich ausprägenden Entwicklungstrend die Nutzer immer mit plausiblen Ladesäulenempfehlungen bei ihrer hochindividuellen Ladesäulensuche unterstützen zu können. Ein Ladesäulenmanagementsystem sollte daher eine möglichst große Flexibilität auf sich ändernde Einflussgrößen bieten, um gegenüber der spezifischen oder regionalen Betrachtung im aktuellen Stand der Technik auch eine ganzheitliche Betrachtung zu ermöglichen, welche die Hochlaufphase der Elektromobilität begleitet und dabei unterschiedlichste Verkehrsszenarien berücksichtigen kann.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Stand der Technik

Technologische Innovationen im Bereich der Akkumulatoren und Ladeleistung, unterschiedliche Szenarien für den Ausbau der Ladeinfrastruktur und persönliche Nutzerpräferenzen sind nur einige Beispiele, die ein ganzheitliches Ladesäulenmanagementsystem betrachten muss, um Nutzer auch zukünftig bei der individuellen Ladesäulenwahl effektiv unterstützen zu können.

In diesem Kapitel wurde der Stand der Technik im Bereich des Lademanagements von Elektrofahrzeugen analysiert. Neben diesem Hauptforschungsfeld wurde auch ein Nebenforschungsfeld betrachtet, welches unterstützende Erkenntnisse und Daten liefert. In Summe wurden folgende Themenfelder durch die Analyse mehrerer Arbeiten im aktuellen Stand der Technik betrachtet:

- Ladesäulenwahl
- Routenoptimierung
- Nutzerverhalten
- Ladesäulenplanung
- Ladesäulenbetrieb
- Energienetzeinfluss
- Entwicklungsprognosen

Ein Vergleich dieser Arbeiten und inwiefern sich diese teilweise ergänzen, überlagern, unterscheiden und die Forschungslücken abgrenzen, erfolgt mit der nächsten Abbildung.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Stand der Technik

Der aktuelle Stand der Technik wird mit der folgenden Gesamtübersicht kategorisch dargestellt:

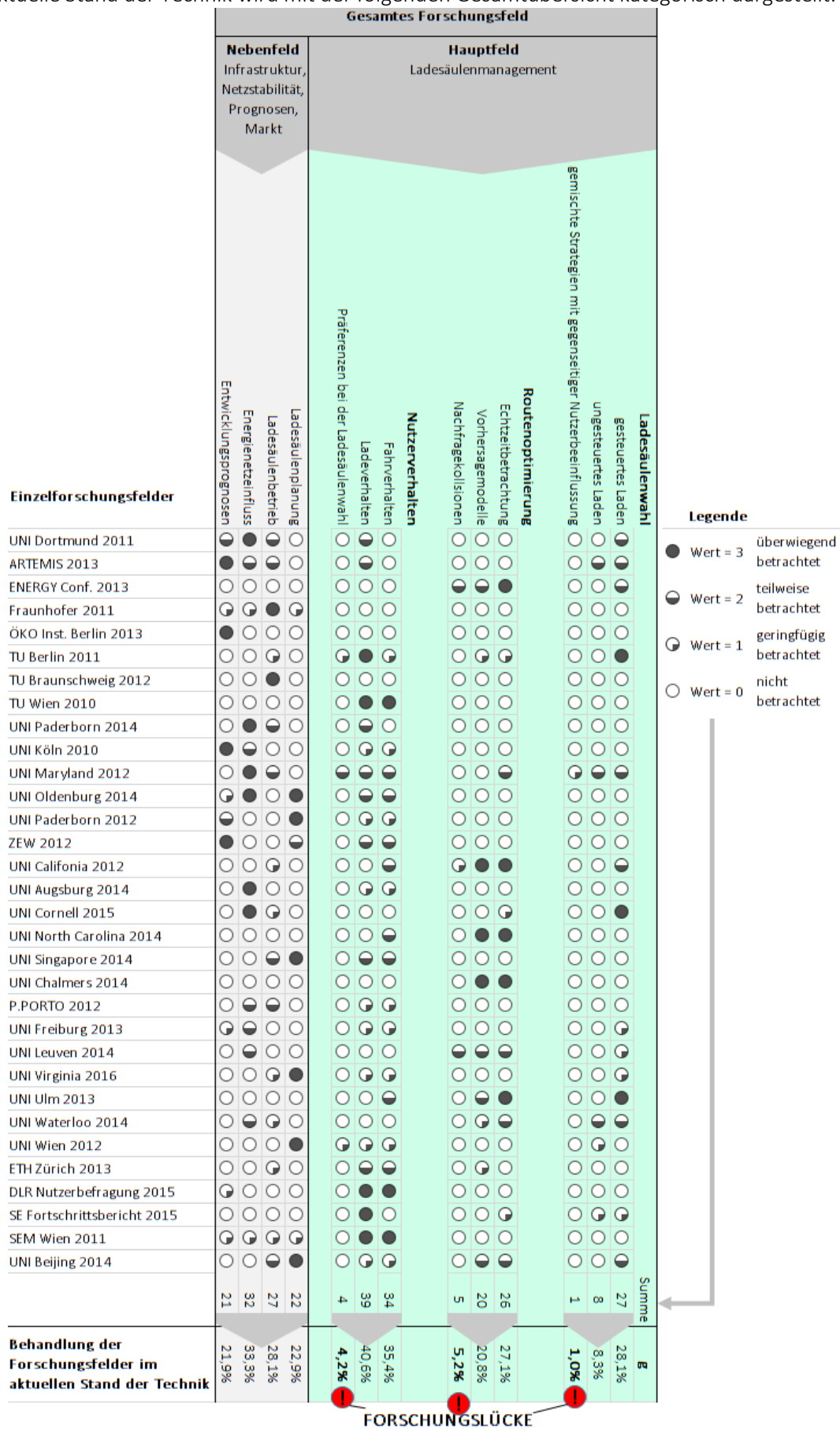


Abbildung 10: Gesamtauswertung vom Stand der Technik

Basierend auf der Analyse vom Stand der Technik wurden die einzelnen Arbeiten auf der Abbildung 10 kategorisiert, inwiefern diese die einzelnen Forschungsfelder berühren. Im unteren Bereich von Abbildung 10 wird über alle Arbeiten summiert, wie stark alle Arbeiten ein jeweiliges Forschungsfeld berühren. Würden keine Arbeiten das Forschungsfeld betrachten, ergäbe sich ein Betrachtungsschwerpunkt von 0 %. Würden alle Arbeiten ein Forschungsfeld betrachten und das mit der maximal möglichen Bewertung, würde sich ein Betrachtungsschwerpunkt von 100 % ergeben. Pro Spalte wären also basierend auf der Legende der Abbildung 10 über alle 32 Arbeiten maximal $32 \times 3 = 96$ Punkte möglich. Dies entspricht 100 %. Null Punkte entsprechen 0 %. Somit spannt sich ein Wertebereich von 0 % bis 100 % auf, mit dem ein Forschungsfeld vom aktuellen Stand der Technik betrachtet wird. Damit sind die einzelnen Forschungsfelder untereinander hinsichtlich der Forschungsaktivität vergleichbar. Ausgehend von dieser zusammenfassenden Bewertung der Forschungsfelder prägen sich drei Forschungsfelder mit einer sehr geringen Forschungsaktivität aus:

- Gemischte Strategien mit gegenseitige Beeinflussung der Nutzer → 1,0 % Forschungsaktivität
- Nachfragekollisionen → 5,2 % Forschungsaktivität
- Präferenzen bei der Ladesäulenwahl → 4,2 % Forschungsaktivität

In Summe berühren nur fünf von 32 Arbeiten diese Forschungsfelder mit einer Bewertung „geringfügig“ bis „teilweise“ gemäß der Legende. Die Arbeit mit dem Kurztitel „UNI Maryland 2012“ berührt alle drei Forschungsfelder, wobei das Forschungsfeld Routenoptimierung nur in der Kategorie Echtzeitbetrachtung „teilweise“ betrachtet wird. Die anderen vier Arbeiten mit den Kurztiteln „ENERGY Conf. 2013“, „TU Berlin 2011“, „UNI California 2012“ und „UNI Leuven 2014“ berühren jeweils nur ein Forschungsfeld „geringfügig“ bis „teilweise“. Keine der Arbeiten berührt alle drei Forschungsfelder in sämtlichen Kategorien und keine Arbeit berührt sie stärker als „teilweise“.

Des Weiteren berühren „TU Wien 2010“ und „SEM Wien 2011“ das Forschungsfeld Nutzerverhalten gegenüber den anderen Arbeiten am meisten. In diesem Forschungsfeld betrachten die beiden Arbeiten die zwei Kategorien Ladeverhalten und Fahrverhalten „überwiegend“. Diese zwei Arbeiten zeichnen sich besonders durch den Einsatz von GPS-Loggern aus. Die dritte Kategorie wird im Forschungsfeld Nutzerverhalten nicht betrachtet. Auch die anderen beiden Forschungsfelder werden in keiner der jeweils drei Kategorien berührt.

Die konkreten Berührungspunkte dieser Arbeiten wurden bereits in den zuvor erfolgten Einzelanalysen der Arbeiten im Abschnitt 3.1 erläutert und werden hier in aggregierter Form weiter zusammengefasst und miteinander in Bezug gesetzt.

- **Berührungspunkt „ENERGY Conf. 2013“:**
Nachfragekollisionen werden teilweise betrachtet. Im Einflussbereich der Ladesäulen werden Fahrzeuge betrachtet, die in Richtung einer Ladesäule fahren oder sich von dieser entfernen, womit ein Risikofaktor für diese Ladesäule berechnet werden kann. Eine fahrzeugindividuelle Auflösung mit Berücksichtigung individueller, zeitlicher, örtlicher und allgemeiner Fahrerpräferenzen findet nicht statt. Gemischte Strategien, bei denen sich einige Fahrer steuern lassen und andere vom System unabhängig agieren, wurden nicht betrachtet.
- **Berührungspunkt „TU Berlin 2011“:**
In dieser Arbeit wurde schon 2011 ein Fahrassistenzsystem betrachtet, wobei auch eine Kommunikation von Fahrerpräferenzen vorgesehen wurde. Schwerpunkt der Arbeit ist das Konzept zu Kommunikation von Fahrerpräferenzen und nicht die Auflösung von aus Fahrerpräferenzen resultierenden Nachfragekollisionen. Es erfolgt keine Betrachtung gemischter Ladestrategien, die entstehen können, wenn Fahrer nur teilweise gemäß ihren Präferenzen Daten dem System gegenüber kommunizieren möchten.

- **Berührungspunkt „UNI Maryland 2012“:**
Präferenzen der Fahrer werden teilweise berücksichtigt. Dabei wird sich auf Energiepreise fokussiert. Zeitliche und örtliche Präferenzen werden nicht betrachtet. Im Nachfrageverhalten wird eine teilweise gemischte Strategie betrachtet, bei der einige Fahrer bereit sind, bei einer Energienetzeinspeisung zu kooperieren, und einige Fahrer nur preisoptimiert ohne Rückeinspeisung nachfragen. Nachfragekollisionen an Ladesäulen werden nicht näher betrachtet.
- **Berührungspunkt „UNI California 2012“:**
Ein Koordinationsmodell zum Steuern elektromobiler Taxis wurde vorgestellt. Das Modell koordiniert eine Taxiflotte beim Abholen von Fahrgästen unter Berücksichtigung des Akkuladestands und stellt damit eine verwandte Betrachtung in Form eines Flottenmanagementsystems dar. Hier wird das Zuordnungsproblem „Taxi-Kunde“ und im Ladesäulenmanagement das Zuordnungsproblem „Fahrzeug-Ladesäule“ betrachtet. Auf das konkrete Ladesäulenempfehlungsproblem und die dabei auftretenden Nachfragekollisionen an Ladesäulen wurde verzichtet, da von einer steuerbaren Taxiflotte ausgegangen wurde und somit auch keine gemischten Strategien betrachtet werden. Konkrete Präferenzen bei der Ladesäulenwahl wurden nicht untersucht.
- **Berührungspunkt „UNI Leuven 2014“:**
Mit einem selbstkoordinierten Schwarm-Ansatz wurde ein mögliches Echtzeitmanagement von Fahrzeugen bei der Ladesäulensuche entwickelt. Fahrerindividuelle Präferenzen bei der Ladesäulensuche wurden nicht betrachtet. Ebenfalls wurde keine gemischte Strategie betrachtet, sondern nur eine vollständige Teilnahme aller Fahrzeuge am beschriebenen Schwarm-Ansatz.

Zusammenfassend konnte aufgezeigt werden, dass im Hauptforschungsfeld die drei Forschungsfelder „gemischte Strategien mit gegenseitiger Beeinflussung der Nutzer“, „Nachfragekollisionen“ und „Präferenzen bei der Ladesäulenwahl“ im aktuellen Stand der Technik mit 1,0 % bis 4,2 % Forschungsaktivität am geringsten betrachtet werden. Von den relevanten 32 Arbeiten berühren nur fünf alle drei Forschungsfelder teilweise oder geringfügig. Die beiden Arbeiten „TU Wien 2010“ und „SEM Wien 2011“ berühren nur das Forschungsfeld Nutzerverhalten in zwei der drei Kategorien „überwiegend“ und bieten durch den Einsatz von GPS-Loggern gute Echtzeiten.

Diese Berührungspunkte wurden aufgezeigt und zusammenfassend dargestellt. Dabei zeigte sich, dass keine der fünf Arbeiten jeweils alle drei Forschungsfelder behandelt, sondern nur eine Arbeit zwei Forschungsfelder teilweise bzw. geringfügig behandelt und die restlichen vier jeweils nur ein Forschungsfeld teilweise oder geringfügig behandeln.

Die ganzheitliche Betrachtung von individuellen Fahrerpräferenzen und Nutzergruppen findet nicht statt. Eine Betrachtung von gemischten Strategien, wobei einige Fahrer sich von einem Ladesäulenmanagementsystem steuern lassen und andere Fahrer nicht am System teilnehmen, wird im aktuellen Stand der Technik nicht ganzheitlich vorgenommen. Besonders Fahrer, die z. B. aus persönlichen oder Datenschutzgründen oder aufgrund mangelnder Mobilfunkverbindung keine Daten bereitstellen wollen oder können, stellen eine Störgröße für Systeme zur Koordination der Ladesituation dar. Im aktuellen Stand der Technik werden entweder vollständig gesteuerte oder vollständig ungesteuerte Ladestrategien beschrieben. Der marktrelevante Fall der gemischten Strategien bleibt offen. Die daraus resultierenden gegenseitigen Beeinflussungen der Fahrer und mögliche Nachfragekollisionen an Ladesäulen werden somit auch noch nicht betrachtet.

Eine übergreifende und ganzheitliche Behandlung über die drei Forschungsfelder „gemischte Strategien mit gegenseitiger Beeinflussung der Nutzer“, „Nachfragekollisionen“ und „Präferenzen bei der Ladesäulenwahl“ findet im aktuellen Stand der Technik noch nicht statt und prägt somit die Forschungslücke aus, die im nächsten Abschnitt beschrieben wird.

3.4 Ausprägung der Forschungslücke

Die Forschungslücke spannt sich im Bereich ganzheitlicher, dynamischer und verkehrsadaptiver Ladesäulenmanagementsysteme auf, die fahrerindividuell unter Berücksichtigung von persönlichen Präferenzen hinsichtlich Ladeort, Ladezeit, Ladekosten und Ladetechnologie die Fahrer im laufenden Verkehrsfluss mit optimierten Ladesäulenempfehlungen unterstützen.

Dabei müssen gegenseitige Blockierungen zwischen den Fahrern und in dem Zusammenhang entstehende Interessenkonflikte an Ladesäulen berücksichtigt werden.

Zudem prägt die Echtzeitfähigkeit von Lösungen im Bereich von Verkehrsmanagementsystemen die Forschungslücke. Dabei stellt sich die Frage, wie diese trotz einer mathematisch exponentiellen Rechenkomplexität bei Verkehrsflussoptimierungen erschlossen werden kann. Noch bevor die Nutzer abbiegerelevante Kreuzungen überquert haben, muss ein Ladesäulenmanagementsystem kontinuierlich optimierte Ladesäulenempfehlungen rechtzeitig aussprechen können und dabei stets die sich verändernde Verkehrssituation berücksichtigen.

Besonders die im Markt auftretenden unterschiedlichen Nutzergruppen werden im aktuellen Stand der Technik nicht weiter betrachtet und zu sehr zu Nutzern verallgemeinert, die sich „vollständig steuern lassen“ oder „gar nicht steuern lassen“. Die Realität liegt dazwischen. Einige Nutzer werden es aus Datenschutzgründen oder sonstigen persönlichen Gründen stets ablehnen, sich bei der Ladesäulenwahl steuern oder bevormunden zu lassen, und werden Ladesäulenmanagementsystemen daher grundsätzlich keine persönlichen Fahrzeugpositionsdaten oder Akkustanddaten zuspielen. Diese Nutzergruppe ist eine Störgröße, die Ladesäulen unvorhersehbar belegt wird und mit der ein Ladesäulenmanagementsystem umgehen muss, um die teilnehmende Nutzergruppe mit plausiblen Ladesäulenempfehlungen unterstützen zu können.

Diese teilnehmende Nutzergruppe, die von den erweiterten und kollaborativ ausgewerteten Echtzeitinformationen eines Ladesäulenmanagementsystems partizipieren möchte, wird daher von der nicht teilnehmenden Nutzergruppe potentiell gestört.

Innerhalb der Forschungslücke gilt es zu beantworten, unter welchen Ausprägungen der einzelnen Nutzergruppenanteile ein Ladesäulenmanagementsystem zur allgemeinen Verbesserung der öffentlichen Ladesituation beitragen kann. Es soll ebenfalls betrachtet werden, wie groß die störende Nutzergruppe maximal sein darf, bis ein Ladesäulenmanagementsystem davon so weit gestört wird, dass dieses die Ladesituation nicht mehr effektiv optimieren kann.

Ausgehend von den Ergebnissen dieser Untersuchung sollen unterschiedliche Szenarien für die Umsetzung empfohlen werden. Sollte die Störgröße einen überproportionalen negativen Einfluss auf die Optimierung der Ladesituation haben, wären zukünftig z. B. verbindliche Ladesäulenempfehlungen oder Reservierungssysteme als Alternative denkbar.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Stand der Technik

Sollte der Einfluss der Störgröße überschaubar bleiben, dann können Fahrer zukünftig von optimierten Ladesäulenempfehlungen eines Ladesäulenmanagementsystems und damit reduzierten Wartezeiten und geringeren gegenseitigen Blockierungen profitieren.

Die Forschungslücke im aktuellen Stand der Technik mündet in folgende Frage:

>> Ist zukünftig ein verbindliches Reservierungssystem oder ein unverbindliches Ladesäulenmanagementsystem zur Optimierung der Ladesituation zielführend? <<

Der analysierte Stand der Technik wird hinsichtlich der sich ausprägenden Forschungslücke im Bereich des ganzheitlichen Ladesäulenmanagements mit Berücksichtigung von Fahrerpräferenzen im Folgenden visuell zusammengefasst. Dabei werden sämtliche zuvor erwähnten Arbeiten mit dem entsprechenden Kurztitel aufgeführt, und hinsichtlich ihrer Relevanz im Gesamtkoordinatensystem platziert und mit einer vertikalen und einer horizontalen Dimension eingegliedert.

Die vertikale Platzierung:

Die Platzierung in vertikaler Dimension erfolgt nach der Dynamik der betrachteten Lösungen. Massensimulationen mit gegenseitigen Beeinflussungen der Fahrzeuge stellen stark dynamische Lösungen dar, ebenso Echtzeitbetrachtungen und Energienetzintegrationsmodelle mit der Reaktion auf dynamische Energiepreise und Lastprofilkurven. Lösungen, die sich vermehrt auf allgemeine Grobkonzepte, spezielle Teilbetrachtungen oder Einzelsimulationen ohne Rückkopplungseffekte beziehen, werden als statische Lösungen eingeordnet.

Die horizontale Platzierung:

Bei der horizontalen Platzierung wird zwischen selektiver und ganzheitlicher Betrachtung unterschieden. Einzellösungen und regionale Betrachtungen oder spezielle Anwendungsfälle die, z. B. nur im Smart Home Bereich eingesetzt werden oder nur für spezielle Fahrzeugkonzepte gelten, erhalten eine selektive Einordnung. Demgegenüber werden ganzheitliche Lösungen mit einem breiten Anwendungsspektrum wie z. B. im Smart Grid statt Smart Home Bereich und die Betrachtung multipler Fahrzeugkonzepte oder multipler Mobilitätskonzepte im Gesamtmarkt als ganzheitlich eingeordnet.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Stand der Technik

Auf der folgenden Abbildung 11 werden sämtliche Arbeiten im betrachteten Stand der Technik mit den bekannten Kurztiteln hinsichtlich der beiden beschriebenen vertikalen und horizontalen Dimensionen visualisiert:

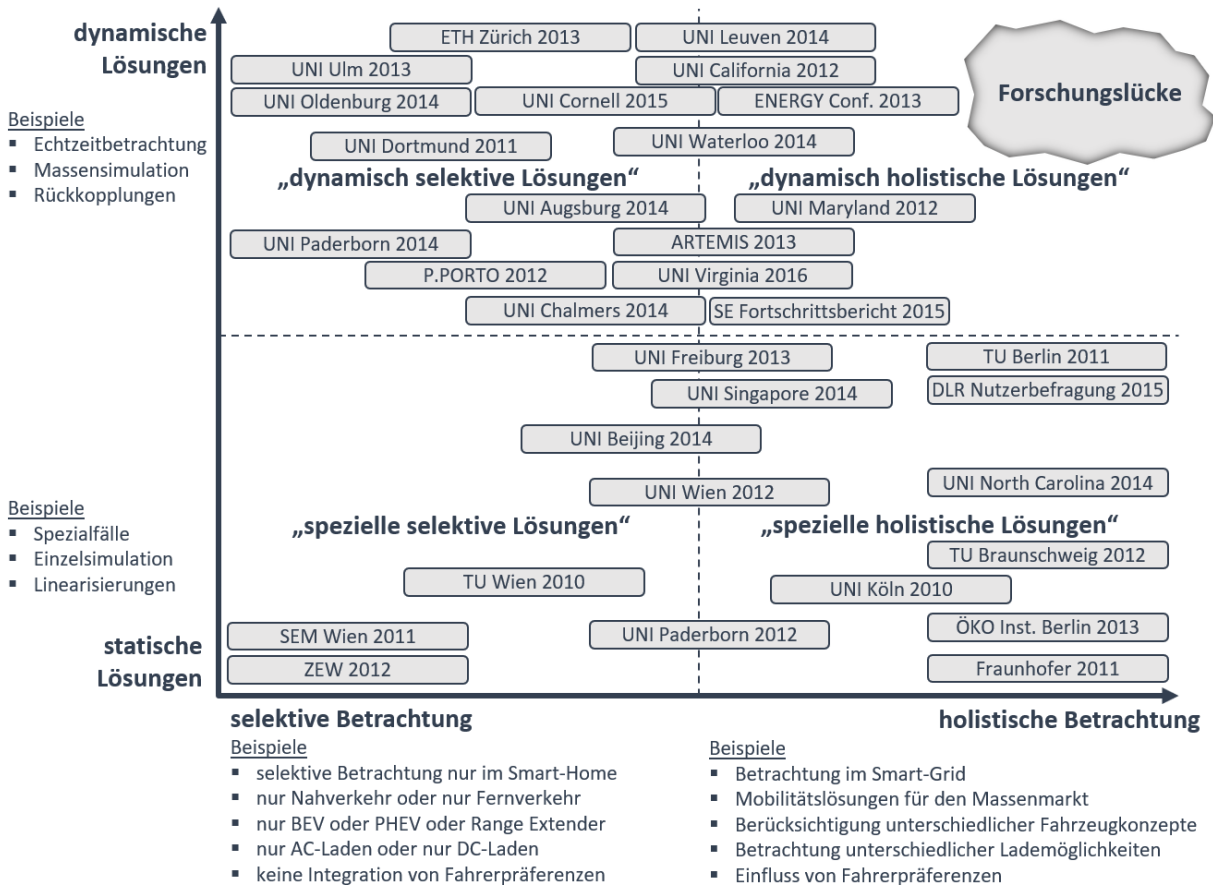


Abbildung 11: Ausprägung der Forschungslücke im Stand der Technik

Der aktuelle Stand der Technik im Bereich der Ladesäulenmanagementsysteme spannt eine Forschungslücke im Bereich der holistischen und dynamischen Lösungen auf. Diese Forschungslücke grenzt sich vom bestehenden Stand der Technik mit folgenden Merkmalen ab, die im aktuellen Stand der Technik nicht ganzheitlich betrachtet werden:

- Kollektive Behandlung von Nachfragekollisionen an Ladesäulen statt Einzelfahrzeugbetrachtung
- Betrachtung individueller zeitlicher, örtlicher und allgemeiner Fahrerpräferenzen
- Berücksichtigung von gemischten Strategien bei einem Ladesäulenmanagement
- Betrachtung unterschiedlicher Nutzergruppen (teilnehmend, nicht teilnehmend)
- Feingranulare Betrachtung im konkreten Zielgebiet in der Nähe der Ladesäulen
- Dynamische Lösungsfindung während des Verkehrsflusses

In diesem Kapitel wurde der Stand der Technik hinsichtlich des Haupt- und Nebenforschungsfeldes analysiert und mit der Abbildung 10 zusammenfassend bewertet, inwiefern einzelne Arbeiten gewisse Forschungsschwerpunkte berühren.

Damit konnte die Forschungslücke identifiziert werden und der aktuelle Stand der Technik wurde abschließend mit der Abbildung 11 zusammengefasst. Die Forschungslücke grenzt sich mit den hier beschriebenen Merkmalen vom aktuellen Stand der Technik ab.

Ausgehend von der Analyse des Stands der Technik und der damit identifizierten Forschungslücke kann im nächsten Kapitel die konkrete Problembeschreibung formuliert werden, die innerhalb dieses Forschungsvorhabens betrachtet wird und den Kern der Forschungslücke ausmacht.

4 Problembeschreibung

In diesem Kapitel erfolgt die Beschreibung des vorliegenden Problems dieses Forschungsvorhabens. Dafür wird das Problem zunächst allgemein und in qualitativ erklärender Form im Abschnitt 4.1 erläutert, um dieses als Ganzes verständlich darzustellen. Nach dieser allgemeinen und qualitativen Problemdarstellung erfolgen im Abschnitt 4.2 eine Reduktion und deren Abbildung auf ein bekanntes Problem. Durch die Abbildung auf eine bekannte Problemstellung erschließt sich der Zugriff auf etablierte Lösungsverfahren. Damit kann ein zunächst nur qualitativ beschreibbares Problem quantitativ greifbar gemacht werden, womit eine gewisse Standardisierung erfolgt. Diese Reduktion und die Abbildung auf ein bekanntes Standardproblem sind ausgehend von der jeweils vorliegenden Problemstellung, wie hier dem kollaborativen Ladesäulenzuordnungsproblem, nur unter Einschränkungen möglich.

Daher müssen im Abschnitt 4.3 noch die spezifischen Ausprägungen für das konkrete Problem der kollaborativen Ladesäulenzuordnung beschrieben werden. Damit kann dann die mathematische Modellierung im Kapitel 7 erfolgen. Anschaulich stellt sich dieser Reduktionsprozess wie folgt dar:

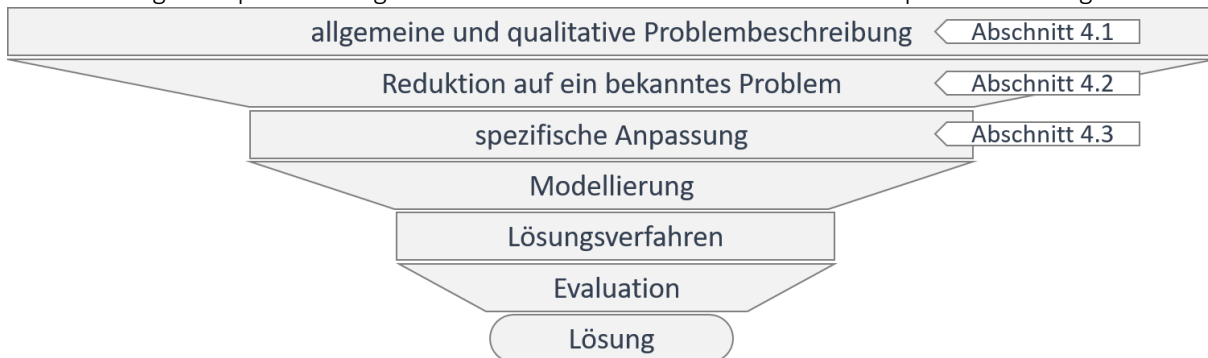


Abbildung 12: Reduktionsprozess der Problemstellung

Somit wird eine zunächst qualitativ beschriebene Problemdarstellung auf ein quantifizierbares und bekanntes Problem reduziert. Unter Berücksichtigung spezifischer Anpassungen der konkreten kollaborativen Ladesäulenzuordnungsproblemstellung erfolgt die Modellierung im Rahmen einer bekannten Problemstellung. Das modellierte Problem wird bei der Evaluation unter Verwendung von Echt Daten mit einer Lösung beantwortet. Im nächsten Abschnitt erfolgt zunächst die qualitative Problembeschreibung, bevor diese auf ein bekanntes Problem reduziert wird.

4.1 Die qualitative Problemdarstellung

Die heutige Standardsituation von Elektrofahrzeugfahrern während der öffentlichen Ladesäulensuche kennzeichnet sich dadurch, dass Fahrer nicht miteinander kommunizieren und anderen Fahrern nicht ihr orts- und zeitspezifisches Ladeinteresse mitteilen. Die Fahrer fahren häufig einfach zur nächstgelegenen oder günstigsten Ladesäule in Unwissenheit darüber, welche anderen Fahrer ebenfalls zu diesen Ladesäulen fahren. Der einzelne Fahrer ist also in Unkenntnis über die anderen Fahrzeuge und die sich damit ausprägende Wettbewerbssituation um freie Ladesäulen. Die Fahrer kennen die Akkuladestände der anderen Fahrzeuge nicht und wissen damit nicht, welche Fahrzeuge noch mit ihnen im Wettbewerb bei der Ladesäulensuche stehen. Zudem kennen die Fahrer gegenseitig nicht ihre Positionen und wissen damit nicht, ob sie die Ladesäule noch vor allen anderen Fahrzeugen, die ebenfalls auf der Ladesäulensuche sind, zuerst erreichen können.

Die Folgen sind gegenseitige Blockierungen bei der Ankunft an den Ladesäulen. Dieses Problem verstärkt sich kontinuierlich mit der zunehmenden Verbreitung der Elektromobilität.

Durch ein Teilen von Informationen mit einem informationsverarbeitenden Koordinationssystem, einem sogenannten Ladesäulenmanagementsystem, kann dieses Problem reduziert werden. Wenn möglichst viele Fahrer ihre Positionsdaten, Akkuladestandsdaten und Fahrtzieldaten einem solchen

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Problembeschreibung

Ladesäulenmanagementsystem zur zentralen Datenauswertung und Optimierung bereitstellen, können die Fahrer bei ihrer persönlichen Ladesäulensuche durch diese Informationsverarbeitung mit besseren Ladesäulenempfehlungen individuell unterstützt werden. Das Ziel eines solchen Ladesäulenmanagementsystems ist die Optimierung der allgemeinen öffentlichen Ladesituation.

Die folgende Abbildung veranschaulicht das allgemeine Ziel, wie kollaborative Ladesäulenmanagementsysteme dazu beitragen können, die öffentliche Ladesituation zu optimieren:



Abbildung 13: Veranschaulichung eines kollaborativen Ladesäulenmanagementsystems

Die Ladesäulenwahl basiert dann nicht mehr auf dem subjektiven und eingeschränkten Informationshorizont der einzelnen Fahrer, sondern auf einem viel größeren kollektiven Informationshorizont mit einer größeren Datenbasis, wodurch bessere Ladesäulenempfehlungen ausgesprochen werden können und gegenseitige Blockierungen an Ladesäulen reduzierbar sind. Mit diesem größeren Informationshorizont des Ladesäulenmanagementsystems können Fahrer beispielsweise rechtzeitig über das Aufsuchen einer alternativen Ladesäule informiert werden, wenn die Auswertung der Verkehrssituation ergibt, dass die eigentliche Zielladesäule des Fahrers mit einer hohen Wahrscheinlichkeit noch vor dem Erreichen von zuvor ankommenden Fahrzeugen belegt sein wird. Dabei werden zukünftig einige Fahrer bereit sein, Daten mit einem Ladesäulenmanagementsystem zu teilen. Andere Fahrer werden dies aufgrund von Datenschutz, technisch teilweise nicht vorhandenen mobilen Datenverbindungen des Fahrzeugs oder sonstigen persönlichen Gründen unterlassen.

Des Weiteren besitzen Fahrer hochgradig unterschiedliche persönliche Präferenzen hinsichtlich Ladezeitpunkt, Ladedauer, Ladeleistung, Ladekosten, Ladeort, Ladesäulenanbieter etc. Diese Nebenbedingungen sind grundsätzlich beliebig erweiterbar. Innovationen im Bereich der Akkutechnologie oder politische Maßnahmen hinsichtlich des Ladesäulenausbaus werden diese Einflussparameter zukünftig unvorhersehbar verändern und es werden auch neue Einflussparameter hinzukommen oder bestehende wieder entfallen. Das allgemeine Problem besteht also darin, wie in diesem sich stetig ändernden Umfeld von Einflussparametern den Fahrern kollaborativ bessere

Ladesäulen empfohlen werden können, die zu ihren individuellen persönlichen Präferenzen passen und wobei die Ladesäulenempfehlungen die Ladesituation für die Gesamtmenge aller Fahrer durchschnittlich verbessern.

Es besteht also ein Zuordnungsproblem von Fahrzeugen zu Ladesäulen, welches mit sich stetig ändernden Einflussparametern und hochgradig unterschiedlichen persönlichen Präferenzen der Fahrer umgehen können muss und berücksichtigt, dass dabei nicht alle Fahrer Daten bereitstellen oder die Ladesäulenempfehlungen umsetzen werden.

Nach dieser qualitativen und allgemeinen Problemdarstellung erfolgt im nächsten Abschnitt deren Reduktion auf ein bekanntes und quantifizierbares Problem.

4.2 Die quantitative Problemabbildung

Die allgemeine vorliegende Problemstellung besteht im Finden einer optimierten Zuordnung von Elektrofahrzeugen zu Ladesäulen. Diese Problemstellung ähnelt einem ganzzahligen, kombinatorischen Zuordnungsproblem. Bei dem ähnlichem klassischen Zuordnungsproblem entspricht die zu vermittelnde Nachfrage immer dem verfügbaren Angebot, sodass immer eine optimale Zuordnung der Nachfrage zu dem Angebot möglich ist. Doch beim Ladesäulenzuordnungsproblem hier sind die Nachfrage (m : Fahrzeuganzahl) und das Angebot (n : Ladesäulenanzahl) unterschiedlich, da nie sichergestellt ist, dass während der Ladesäulenempfehlung immer exakt genauso viele Fahrzeuge auf der Ladesäulensuche sind, wie Ladesäulen in einem Verkehrsgebiet existieren.

Des Weiteren müssen spezifische Ausprägungen berücksichtigt werden, die noch im folgenden Abschnitt 4.3 erläutert werden. An dieser Stelle wird zuvor das Ladesäulenzuordnungsproblem allgemein beschrieben, damit dieses im nächsten Abschnitt in die spezifische Ausprägung überführt werden kann. Ein kombinatorisches Ladesäulenzuordnungsproblem kann allgemein wie folgt beschrieben werden:

$$Z = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{i,j} * \text{first}(x_{i,j}, d_{i,j})$$

Die Ladesäulenempfehlung: $x_{i,j} = \begin{cases} 1 & \rightarrow \text{Fahrzeug } i \text{ wird Ladesäule } j \text{ empfohlen} \\ 0 & \rightarrow \text{Fahrzeug } i \text{ wird Ladesäule } j \text{ nicht empfohlen} \end{cases}$

$m, n \in \mathbb{N}$ (m : Fahrzeuganzahl, n : Ladesäulenanzahl)

$c_{i,j}$: Gewichte der Zuordnung (z. B. Kosten, Zeit, Energie etc.).

$d_{i,j}$: Die Distanzen zwischen den Fahrzeugen und Ladesäulen.

$\text{first}(x, d)$: Die Funktion prüft, welche Fahrzeuge welche Ladesäulen zuerst erreichen können.

Nebenbedingung: $\sum_{j=1}^n x_{i,j} = 1$ für alle $i = 1, \dots, m$ (1)

Dabei beschreibt x die Zuordnung eines Elements i (Fahrzeug) auf ein Element j (Ladesäule). Bei jeder Zuordnung fallen unterschiedliche Gewichte an, die durch c definiert sind. Die Gewichte können bezogen auf die Problemstellung z. B. gewünschte Energiemengen darstellen, die Fahrzeuge i an Ladesäulen j erwerben möchten. Folglich kann x einer Zuordnungsmatrix entsprechen und c einer Gewichtsmatrix [78, p. 3] [79, p. 130] [80, p. 111].

Typischerweise existieren weniger Ladesäulen als Fahrzeuge, sodass mit x mehreren Fahrzeugen identische Ladesäulen empfohlen werden müssen. Konkret laden kann aber immer nur das Fahrzeug, welches die Ladesäule vor den anderen Fahrzeugen zuerst erreicht. Dies wird von der Funktion $\text{first}(x, d)$ geprüft.

Gesucht ist die optimale Zuordnung, die z. B. den Fahrern am meisten Reichweite vermitteln kann. Dies stellt allgemein ein kombinatorisches Zuordnungsproblem dar, bei dem die Zielfunktion Z maximiert werden soll. Die Nebenbedingung besagt, dass jedem Fahrzeug i mindestens eine Ladesäule j empfohlen werden soll. Ein Ladesäulenmanagementsystem soll allen Fahrzeugen Ladesäulen empfehlen und keine Fahrzeuge ignorieren.

Die geringere Anzahl an Ladesäulen gegenüber der Fahrzeuganzahl provoziert die zuvor erwähnten Überbelegungen, die zu einer nichtlinearen Zielfunktion führt. Denn schon bei einer marginalen

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Problembeschreibung

Änderung von x , also wenn beispielsweise nur ein einziges Fahrzeug eine andere Ladesäule empfohlen wird, reagiert die Zielfunktion sprunghaft und es können Verkettungseffekte entstehen, die dazu führen, dass einige Fahrzeuge gewisse Ladesäulen plötzlich nicht mehr zuerst erreichen können.

Dies äußert sich in einer sehr sprunghaften und nichtlinearen Zielfunktion Z . Die Problemstellung ist damit nichtlinear und mit der sprunghaften Zielfunktion schwer zu optimieren, sodass sich als Lösungskonzept heuristische Verfahren anbieten. Dies wird im Kapitel 6 noch detailliert beschrieben. Zunächst eine Abbildung zur Veranschaulichung der Nichtlinearität der Zielfunktion:

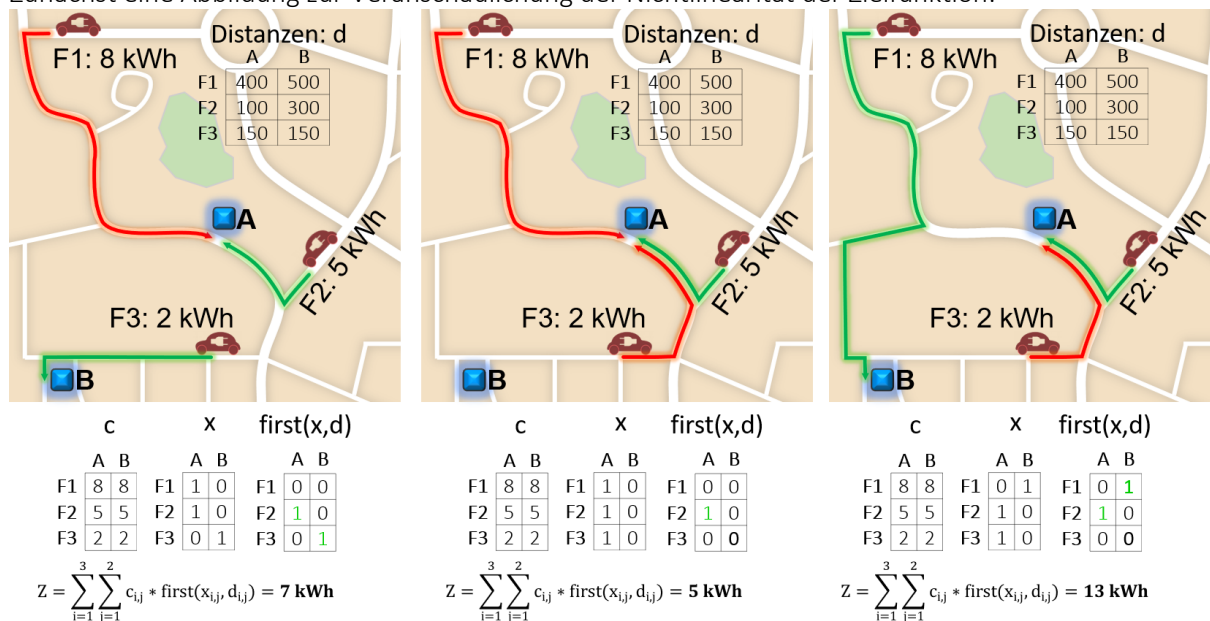


Abbildung 14: Auswirkung marginal veränderter Ladesäulenempfehlungen

Auf der Abbildung 14 wird die Ladesäulenempfehlung x drei Mal marginal verändert und dies führt zu sehr unterschiedlichen Nachfragesituationen und nichtlinearen Sprüngen in der Zielfunktion. Die Fahrer möchten individuell eine gewisse Energiemenge laden. Dies wird mit der Matrix c abgebildet. Links auf der Abbildung 14 wird Fahrzeug $F3$ die Ladesäule B empfohlen, wo dieses Fahrzeug die gewünschten 2 kWh Energie laden wird. $F1$ wird an der Ladesäule A durch das zuvorkommende Fahrzeug $F2$ blockiert, sodass nur $F2$ an der Ladesäule A die gewünschten 5 kWh Energie laden wird.

In Summe führt diese Ladesäulenempfehlung also zu einer Nachfragesituation, in der $F2$ und $F3$ zusammen $5 \text{ kWh} + 2 \text{ kWh} = 7 \text{ kWh}$ laden können.

Doch bereits marginale Änderungen der Ladesäulenempfehlung x führen sprunghaft zu Nachfragesituationen, in denen beispielsweise nur 5 kWh oder aber auch 13 kWh geladen werden können, wie es mittig und rechts auf der Abbildung 14 veranschaulicht wird.

Die allgemeine Zuordnung bei der Ladesäulenempfehlung unterliegt weiterhin einer Reihe von Nebenbedingungen:

- Die Fahrwege zu den Ladesäulen sollen minimal sein.
- Die gegenseitigen Blockierungen sollen minimal sein.
- Die nachgefragte Energiemenge, also der Reichweiteerwerb soll maximal sein.
- Die individuellen Präferenzen der Fahrer müssen berücksichtigt werden wie...
 - ...Ladesäulenort
 - ...Ladezeitpunkt
 - ...Ladedauer
 - ...Ladeleistung
 - ...Ladepreise
 - ...etc.

Dadurch verkompliziert sich die Problemstellung deutlich und muss mit einem tauglichen mathematischen Modell abgebildet werden, damit diese Nebenbedingungen und unterschiedlichen persönlichen Präferenzen der Fahrer abgebildet werden können. Eine kategorische Gesamtübersicht zu

möglichen Lösungsverfahren und wie damit der Problemkomplexität begegnet werden kann, wird noch im Abschnitt 5.2 gegeben.

Nachdem das allgemeine Problem der Ladesäulenzuordnung im vorigen Abschnitt zunächst qualitativ beschrieben und dann in diesem Abschnitt quantitativ auf ein Problem der kombinatorischen Zuordnung abgebildet wurde, bedarf dies, wie erwähnt, einer spezifischen Anpassung, damit die erforderlichen Nebenbedingungen berücksichtigt werden können. Diese spezifische Problemausprägung wird dafür im nächsten Abschnitt beschrieben.

4.3 Die spezifische Problemausprägung

Wie zuvor erläutert, lässt sich die allgemeine Problemstellung zunächst als ein kombinatorisches Zuordnungsproblem beschreiben. Die spezifische Problemausprägung wird dabei gegenüber klassischen kombinatorischen Zuordnungsproblemen jedoch von einer variierenden Datenqualität stark beeinflusst. Nicht alle Fahrer möchten oder können zu jeder Zeit Daten bereitstellen und nicht alle Fahrer werden die optimierten Ladesäulenempfehlungen umsetzen. Klassische kombinatorische Probleme besitzen eine vollständige Datenbasis. Die spezifische Problemstellung hier wird von einer unvollständigen und variablen Datenbasis geprägt.

Für ein Ladesäulenmanagementsystem ist es also erforderlich, dass dieses ein mathematisches Modell beinhaltet, welches eine unstetige und sich flexibel verändernde Datenbasis berücksichtigt und damit umgehen kann, dass nicht immer alle Fahrer Daten vollständig teilen werden. Damit prägt sich das erste spezifische Teilproblem der gesamten Problemstellung aus, die „Datenqualität“.

Ein weiteres spezifisches Teilproblem der Problemstellung ist, dass Fahrer sich grundsätzlich bei der Ladesäulensuche in ihren persönlichen Präferenzen hinsichtlich Ladezeit, Zielladestand, Ladeort und Ladekosten stark unterscheiden. Ein Ladesäulenmanagementsystem muss diese persönlichen Präferenzen berücksichtigen, um die Fahrer mit plausiblen und individuell passenden Ladesäulenempfehlungen unterstützen zu können. Im mathematischen Modell eines Ladesäulenmanagementsystems müssen individuelle und variierende persönliche Präferenzen der Fahrer abbildbar sein, womit sich das zweite spezifische Teilproblem der gesamten Problemstellung ausprägt, die Berücksichtigung „persönlicher Präferenzen“.

Noch während die Fahrer auf der Suche nach freien Ladesäulen sind, muss ein Ladesäulenmanagementsystem geeignete Ladesäulenempfehlungen für die Fahrer individuell und zeitnah optimieren, damit die Fahrer im Verkehrsfluss rechtzeitig mit plausiblen Ladesäulenempfehlungen unterstützt werden können. Die von einem Ladesäulenmanagementsystem optimierten Empfehlungen müssen den Fahrern gegenüber also rechtzeitig und reaktiv berechnet werden, womit sich das dritte spezifische Teilproblem der Problemstellung ergibt, die „Reaktivität“.

Besonders der Bereich der Elektromobilität ist von einer nicht absehbaren zukünftigen Entwicklung geprägt. Es kann nicht verlässlich prognostiziert werden, wie sich das zukünftige Fahrverhalten sowie die Fahrzeuganzahl, Ladesäulenzahl, Ladeleistung, Akkukapazitäten und sonstige technische Parameter entwickeln werden. Ein Ladesäulenmanagementsystem muss diesbezüglich eine erforderliche Flexibilität aufweisen, sich dynamisch an ändernde Parameter anzupassen. Das mathematische Modell eines Ladesäulenmanagementsystems sollte also flexibel parametrierbar sein und unter möglichst vielen Parameterkonstellationen das Optimierungsproblem für die Fahrer mit einer plausiblen Lösung beantworten können. Das vierte spezifische Teilproblem der gesamten Problemstellung betrifft damit also die „Lösbarkeit“.

Zusammenfassend prägt sich damit die spezifische Problemstellung der flexiblen Optimierung von Ladesäulenempfehlungen zur individuellen Unterstützung von Fahrern mit den vier Teilproblemen „Datenqualität“, „persönliche Präferenzen“, „Reaktivität“ und „Lösbarkeit“ aus. Diese spezifischen Teilprobleme werden im Folgenden einzeln näher dargestellt, um diese dann im Kapitel 7 mit dem mathematischen Modell zu beantworten.

4.3.1 Teilproblem 1 von 4 - Die Datenqualität

Statt immer nur zu den nächstgelegenen oder günstigsten Ladesäulen zu fahren, könnten den Fahrern von einem Ladesäulenmanagementsystem Ladesäulen empfohlen werden, die gemäß ihrer aktuellen Position und den Positionen der anderen Fahrer als am wahrscheinlichsten gelten, bei der Ankunft unbesetzt vorgefunden zu werden. Doch dabei werden nur einige Nutzer bereit sein, ihre persönlichen Daten mit einem Ladesäulenmanagementsystem zu teilen, um von diesem System optimierte Ladesäulenempfehlungen zu erhalten. Einige Nutzer werden aus persönlichen Datenschutzgründen nicht bereit sein, ihre Daten zu teilen. Auch werden nicht alle Nutzer technisch dazu in der Lage sein, diese Daten kontinuierlich zu übermitteln. Eine mangelnde Mobilfunkdatennetzabdeckung, Tunnelfahrten oder sonstige technische Kommunikationsprobleme werden immer dazu führen, dass nicht alle Fahrer Daten bereitstellen können, auch wenn sie es grundsätzlich wollen.

Diese kurzfristig oder langfristig nicht teilnehmenden Fahrer stellen somit einen grundsätzlichen Störeinfluss auf die Optimierungen innerhalb eines Ladesäulenmanagementsystems dar und reduzieren die Datenqualität. Diese Rahmenbedingungen müssen im mathematischen Modell im Kapitel 7 entsprechend behandelt werden.

4.3.2 Teilproblem 2 von 4 - Die persönlichen Präferenzen

Des Weiteren besitzen Fahrer grundsätzlich sehr unterschiedliche persönliche Präferenzen beim Aufladen der Fahrzeuge hinsichtlich Ladeort, Ladezeit, Zielladestand, Ladekosten und Anbieter. Es gibt sowohl Fahrer, die präzise definierte zeitliche und örtliche Anforderungen für die Aufladung einhalten müssen, als auch Fahrer die eine gewisse Toleranz bezüglich Ort und Zeit akzeptieren. Als Beispiel für eine präzise Eingrenzung von Ladeort und Ladezeit seien Fahrten zum Flughafen oder Bahnhof genannt, bei denen die Fahrer sowohl den genauen Ort spezifizieren (Parkplatz direkt am Flughafen / Bahnhof), als auch eine konkrete Zeit einhalten müssen (Zeit vom Abflug bzw. Bahnabfahrt). Demgegenüber weisen Fahrer bei typischen innerstädtischen Einkaufstouren am Ende eines Arbeitstages eher eine gewisse Toleranz bezüglich Ort und Zeit bei der Ladesäulenauswahl auf.

Wären beispielsweise alle Ladesäulen in der Nähe eines Supermarktes schon belegt, würden viele Fahrer auch die Empfehlung wahrnehmen, einen alternativen Supermarkt in unmittelbarer Nähe anzufahren, der bessere Lademöglichkeiten verspricht. Denn solange dieser im persönlichen örtlichen Toleranzbereich des Fahrers liegt und ebenfalls über Ladesäulen verfügt, wäre dies eine attraktive Alternative. Auch würden in diesem Beispiel die Fahrer bezüglich des Ladezeitpunktes einen größeren Toleranzbereich als bei dem Bahnfahrt- bzw. Flughafenbeispiel aufweisen können, da gängige Einkaufstouren mit weit gespannten Öffnungszeiten frei von diesen vorgegebenen zeitlich limitierenden Restriktionen sind, die bei konkreten Bahnabfahrtszeiten und Abflugzeiten bestehen. Die zusätzliche Berücksichtigung von individuellen persönlichen Präferenzen trägt also dazu bei, die Plausibilität der Ladesäulenempfehlungen gegenüber den Fahrern zu erhöhen, und muss bei der Konzeption eines Ladesäulenmanagementsystems berücksichtigt werden.

4.3.3 Teilproblem 3 von 4 - Die Reaktivität

Zudem gilt es, die bereitgestellten Informationen den Fahrern gegenüber möglichst zeitnah auszuwerten, um diese noch während der Fahrt mit optimierten Ladesäulenempfehlungen zu unterstützen. Eine verzögerte Antwort kann das Problem provozieren, dass Fahrer beispielsweise nach dem Überfahren von abbiegerelevanten Kreuzungen, dem Einbiegen in Einbahnstraßen oder beim Anfahren von Abfahrten ohne Wendemöglichkeit die Ladesäulenempfehlungen zu spät erhalten und diese im Verkehrsfluss nicht mehr effizient realisieren können. Ein reaktives Antwortzeitverhalten liegt also grundsätzlich im Interesse der Nutzer und erhöht die Plausibilität der ausgesprochenen Ladesäulenempfehlungen. Das mathematische Modell muss dies berücksichtigen und die

Lösungsverfahren für das Optimierungsmodell müssen diesbezüglich gewisse Anforderungen im Zeitverhalten erfüllen, die im Kapitel 6 dafür im Detail diskutiert werden.

4.3.4 Teilproblem 4 von 4 - Die Lösbarkeit

Der kontinuierliche Ausbau der Elektromobilität und die technologischen Innovationen führen zu einem sich ständig ändernden Fahrzeugbestand mit vergrößerten Fahrreichweiten. Ebenso unterliegt der Ladesäulenausbau einem technischen Entwicklungsprozess und Standardisierungsprozess. Die Ladesäulenzahl und die Ladeleistung nehmen dabei kontinuierlich zu. Die Primärfaktoren „Fahrzeuganzahl, Reichweite, Ladesäulenzahl und Ladeleistung“ sind marktbedingt sehr variabel und besitzen einen starken Einfluss auf die Ladesäulensuche und Ladedauer. Demnach muss das mathematische Modell im Kapitel 7 an diese Variabilität angepasst werden können, sodass beliebige Marktentwicklungen mit dem mathematischen Modell darstellbar sind.

Die Lösbarkeit soll damit nicht nur für heutige Verkehrssituationen erfüllt werden, sondern generell für eine Vielzahl von möglichen zukünftigen Entwicklungsszenarien und Verkehrssituationen, die sich durch unterschiedliche Ausprägungen der Primärfaktoren „Fahrzeuganzahl, Reichweite, Ladesäulenzahl und Ladeleistung“ definieren.

4.4 Zusammenfassung der Problemstellung

Durch den kontinuierlichen Ausbau der Elektromobilität und die sich stetig verändernden Primärfaktoren „Fahrzeuganzahl, Reichweite, Ladesäulenzahl und Ladeleistung“ können sich unterschiedlichste Verkehrssituationen aufspannen, die z. B. vom mehrfachen und täglichen Schnellladen von nur einen Bruchteil der maximalen Akkukapazität bis hin zum nur einmal wöchentlichen vollständigen Aufladen von Fahrzeugen mit großen Akkukapazitäten reichen. Weiterhin bestimmen das individuelle Verhalten der Fahrer und deren persönliche Präferenzen hinsichtlich Ladeort, Ladezeit, Ladekosten und Anbieter die Ladesäulenwahl. Besonders diese persönlichen Präferenzen müssen bei den Optimierungen der Ladesäulenempfehlungen berücksichtigt werden, um den Fahrern gegenüber plausible und individuell passende Ladeoptionen empfehlen zu können:

ohne kollaborative Datenauswertung

mit kollaborativer Datenauswertung



Abbildung 15: Berücksichtigung der Fahrerpräferenzen

Ein Ladesäulenmanagementsystem kann zu einer Verbesserung der öffentlichen Ladesituation beitragen, indem kollaborativ die von den Fahrern bereitgestellten Informationen aufbereitet und in

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Problembeschreibung

Form von optimierten Ladesäulenempfehlungen den Fahrern noch im Verkehrsfluss kontinuierlich kommuniziert werden. Dabei nimmt die Bereitschaft der Fahrer, diese Informationen zu teilen, einen entscheidenden Einfluss auf die Datenqualität. Werden keine Informationen geteilt, kann keine Optimierung stattfinden. Wenn sämtliche Fahrzeuge Informationen bereitstellen, entsteht eine breite Datenbasis mit einer hohen Datenqualität, mit der Ladesäulenempfehlungen im Interesse aller Fahrer effizient optimiert werden können. Der realistische Normalfall für ein Ladesäulenmanagementsystem bewegt sich jedoch zwischen diesen beiden Extremszenarien. Denn es ist unwahrscheinlich, dass niemand Daten teilen wird, und es ist auch unwahrscheinlich, dass jeder ohne Datenschutzbedenken sämtliche Daten teilen möchte. Die Realität wird zwischen diesen beiden Extremszenarien liegen und kennzeichnet sich durch eine Datenbasis mit einer variablen Datenqualität, bei der unvorhersehbar nur einige Fahrer Daten teilen werden. Von diesen datenbereitstellenden Fahrern werden auch nicht alle Fahrer die optimierten Ladesäulenempfehlungen umsetzen wollen oder können. Plötzliche Verkehrereignisse oder spontane Terminänderungen führen dazu, dass sich Fahrer spontan umentscheiden. Mit dieser variablen Datenqualität und dem spontanen Umentscheiden einiger Fahrer muss ein Ladesäulenmanagementsystem umgehen können.

Das vorliegende Problem ist also ein kombinatorisches Zuordnungsproblem, das durch eine Vielzahl von Nebenbedingungen geprägt ist, wie den unterschiedlichen persönlichen Präferenzen der Fahrer. Diese Nebenbedingungen sind nicht abschließend aufzählbar und können sich zukünftig unvorhersehbar ändern. Politische Entscheidungen beim Ladesäulenausbau und Innovationen in der Akku- und Ladesäulenteknologie werden die Rahmenparameter unvorhersehbar verändern.

Auch die beschriebene variable Datenqualität stellt einen dynamischen Einflussfaktor dar, der in klassischen kombinatorischen Zuordnungsproblemen nicht auftritt. Diese variable Datenqualität und die Vielzahl der Nebenbedingungen muss das mathematische Modell im Kapitel 7 mit einer erforderlichen Flexibilität abbilden.

Nachdem in diesem Kapitel die Problemstellung sowohl qualitativ, quantitativ als auch spezifisch erläutert wurde, erfolgt im nächsten Abschnitt abschließend die Ausformulierung der finalen Forschungsfrage.

4.5 Die Forschungsfrage

Nachdem im vorigen Abschnitt die Problemstellung zusammengefasst wurde, kann hier abschließend zum Kapitel der Problemstellung die Forschungsfrage ausformuliert werden. Im Rahmen dieser Arbeit soll die Forschungsfrage beantwortet werden, um damit die Forschungslücke in diesem Themenfeld des aktuellen Stands der Technik zu füllen.

Forschungsfrage

>> Wie können Fahrer von Elektrofahrzeugen individuell durch Berücksichtigung ihrer persönlichen Präferenzen bei ihrer Ladesäulenwahl durch Optimierung auf der Basis der von ihnen bereitgestellten Fahrzeugpositionsdaten und Akkustanddaten von einem kollaborativen Ladesäulenmanagementsystem unterstützt werden, sodass es zu weniger gegenseitigen Blockierungen an Ladesäulen kommt und damit die öffentliche Ladesituation verbessert werden kann, und wie stören Fahrer diese Optimierung, die keine Daten bereitstellen möchten oder können? <<

Zur Beantwortung dieser Forschungsfrage müssen folgende Punkte berücksichtigt werden:

- Integration individueller persönlicher Präferenzen der Fahrer bei der Ladesäulenempfehlung
- Ladesäulenempfehlungen sollen für beliebige Verkehrssituationen optimiert werden

Zur Beantwortung dieser Punkte wird ein dafür erforderliches mathematisches Modell im Kapitel 7 vorgestellt, welches Elektrofahrzeugfahrer mit optimierten Ladesäulenempfehlungen unterstützt, die innerhalb der persönlichen Präferenzen liegen und in Summe über alle Fahrer zu einer Verbesserung der öffentlichen Ladesituation führen sollen. Dabei wird die Tatsache berücksichtigt, dass nicht alle Fahrer Informationen mit einem Ladesäulenmanagementsystem teilen möchten oder können. Das mathematische Modell wird so konzeptioniert, dass es grundsätzlich zerlegbar ist und sich dynamisch an die Fahrzeuganzahl anpassen kann, um es problemspezifisch aufteilen zu können.

Die optimierten Ladesäulenempfehlungen der Elektrofahrzeuge in Europa können beispielsweise unabhängig von den Elektrofahrzeugen in den USA berechnet werden, da der Atlantik eine für Elektrofahrzeuge unüberwindbare Interaktionshürde darstellt. Diese Fahrzeuge können nicht gleichzeitig um dieselben Ladesäulen im Wettbewerb stehen und müssen daher nicht zusammen optimiert werden, sondern können in separaten Teilproblemen betrachtet werden. Damit verringert sich die zu berechnende Problemgröße, es werden weniger Rechenressourcen benötigt und die Reaktivität bei den Berechnungen von Ladesäulenempfehlungen kann erhöht werden.

Eine hohe Reaktivität ist erforderlich, um die Optimierungen der Ladesäulenempfehlungen echtzeitnah im laufenden Verkehrsfluss für die Fahrer bereitstellen zu können. Die eingangs erwähnte kontinentale Trennung durch den Atlantik dient dafür als anschauliches Beispiel. Diese Trennung kann auch zwischen einzelnen Städten erfolgen, erlaubt so einen effizienten und problemspezifischen Einsatz von Rechenleistung und kann damit spezifisch für gewünschte Optimierungsszenarien eingesetzt werden. Beispielsweise werden Flottenbetreiber bzw. Carsharing-Anbieter überwiegend regionale und Logistikdienstleister vornehmlich überregionale Optimierungen bevorzugen.

Für Städte bzw. Regionen, die, wie im Beispiel genannt, durch den Atlantik weit voneinander entfernt liegen, kann die Problemstellung einfach in Teilprobleme zerlegt werden. Für nahe benachbarte Städte kann es dabei zum Abschneiden von Interaktionen und Informationen kommen, wenn Fahrzeuge Ladesäulen in zwei nahe benachbarten Städten betrachten. Bezogen auf die praktische Umsetzung eines Ladesäulenmanagementsystems muss der Kompromiss zwischen Rechengeschwindigkeit, Systemkosten und Modellgröße jeweils individuell vom Umsetzer entschieden werden.

Beispielsweise kann bewusst auf Interaktionen zwischen den Städten verzichtet werden, um ein möglichst kostengünstiges und reaktives regionales Ladesäulenmanagement für einzelne Städte anzubieten, wie es für Stadtwerke sinnvoll ist.

Demgegenüber kann es im Bereich der Logistik aber durchaus sinnvoll sein, diese Interaktionen bewusst zu berücksichtigen, um ein nationales Ladesäulenmanagement für die eigene Flotte anzubieten. Dieses erfordert dann entsprechend höhere Kosten für die Berechnung nationaler Interaktionen.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Problembeschreibung

Daher wird das mathematische Modell in der Art entworfen, dass dieses grundsätzlich zerlegbar ist und damit alle Situationen abdecken kann.

Wie die jeweilige Umsetzung gestaltet wird und ob eine Problemzerteilung gewünscht ist, liegt beim jeweiligen Umsetzer und Anwendungsszenario und wird hier nicht weiter erläutert, sondern durch das Design des mathematischen Modells als zusätzliche funktionale Komponente dafür angeboten.

Im Kapitel 8 wird im Rahmen der Evaluation unter anderem dafür mit unterschiedlichen Szenarien die Anwendbarkeit für verschiedene Problemgrößen aufgezeigt, wie Ladesäulenempfehlungen bei einer variablen Fahrzeuganzahl und Ladesäulenanzahl optimiert werden können.

Bevor das mathematische Modell im Detail hergeleitet wird, muss die Komplexitätsklasse für die hier vorliegende Problemstellung identifiziert werden. Dies erfolgt im nächsten Kapitel 5 und basierend auf der identifizierten Komplexitätsklasse werden geeignete Lösungsverfahren im Kapitel 6 aufgezeigt und ausgewählt.

Nachdem die Problembeschreibung mit diesem Kapitel 4 abgeschlossen wurde, die Komplexitätsklasse für diese Problemstellung im folgenden Kapitel 5 stattfinden wird und geeignete Lösungsverfahren dafür im Kapitel 6 aufgezeigt werden, erfolgt im Kapitel 7 dann die konkrete Ausformulierung des mathematischen Modells. Dieses Modell kann die Problemstellung darstellen und für Lösungsverfahren zugänglich abbilden, um mit diesen die öffentliche Ladesituation zu optimieren. Dieser Top-Down-Prozess zur Behandlung einer Problemstellung ist ein übliches Schema und ermöglicht eine transparente und nachvollziehbare Beschreibung und Durchführung vom Problem zur Lösung [81, p. 4] [79, pp. 1, 2].

Dieser Prozess zur Behandlung der Problemstellung wird mit der folgenden Abbildung dargestellt:

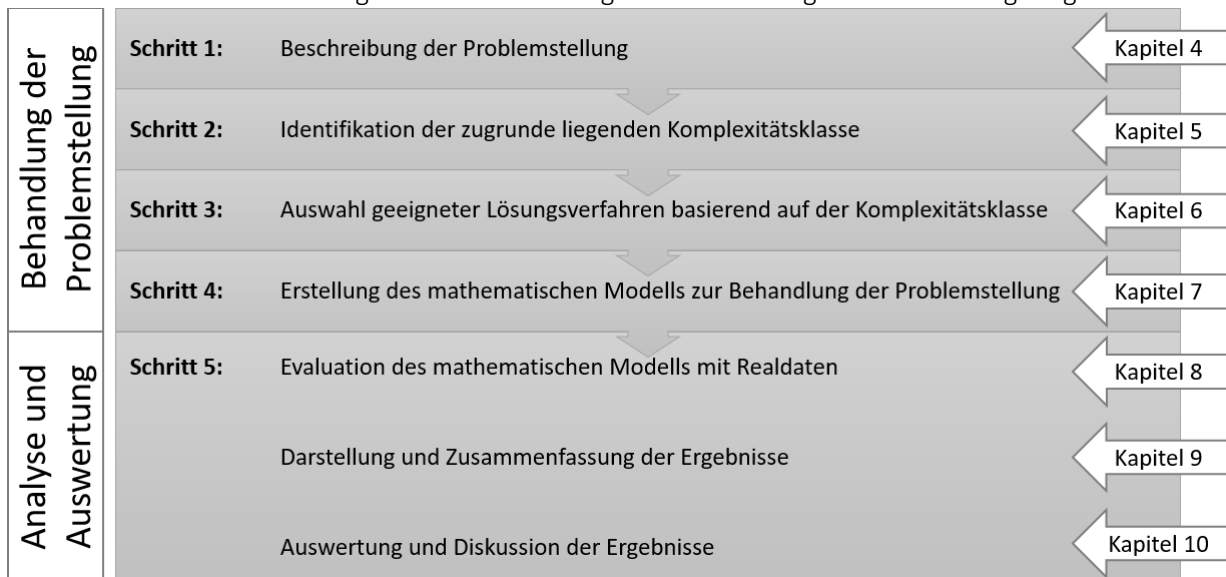


Abbildung 16: Prozess zur Behandlung der Problemstellung

Nach der Behandlung der Problemstellung wird das mathematische Modell angewendet und mit Fahrprofildaten zur Evaluation im Kapitel 8 belastet. Die Ergebnisse werden im Kapitel 9 dargestellt und zusammenfasst und abschließend im Kapitel 10 hinsichtlich der Forschungsfrage diskutiert.

Das mathematische Modell wird in der Art entworfen, dass es trotz einer variablen Anzahl zu integrierender Präferenzen der Fahrer immer problemspezifisch adaptiert werden kann und mit den sich verändernden Primärfaktoren „Fahrzeuganzahl, Reichweite, Ladesäulenanzahl und Ladeleistung“ auch zukünftige Szenarien abbilden kann. Die Komplexitätsbetrachtung dieser Problemstellung erfolgt dafür im nächsten Kapitel.

5 Komplexitätsklasse

Die beschriebene Problemstellung stellt im Allgemeinen zunächst ein ganzzahliges, kombinatorisches Optimierungsproblem dar, bei dem die Fahrzeuge individuell passende Ladesäulen empfohlen bekommen. Bei der Optimierung muss berücksichtigt werden, dass Ladesäulen, die z. B. außerhalb der Fahrreichweite liegen oder gegen persönliche Präferenzen der Fahrer hinsichtlich Ort, Zeit, Ladekosten oder Ladeleistung verstoßen, den Fahrern nicht als Ladeoption empfohlen werden. Die Optimierung muss in der Art erfolgen, dass den Fahrern plausible Ladesäulen empfohlen werden, die individuell zu den jeweiligen persönlichen Präferenzen passen.

Bei der Empfehlung von passenden Ladesäulen handelt es sich um ein binäres kombinatorisches Optimierungsproblem, bei dem die Ganzzahligkeit durch die Werte 0 und 1 definiert wird. Dabei entspricht die Empfehlung einer für ein Fahrzeug passenden Ladesäule dem Wert 1. Ladesäulen, die z. B. außerhalb der Fahrzeugreichweite liegen oder gegen die persönlichen Präferenzen des Fahrers verstoßen, werden mit 0 markiert und damit nicht empfohlen.

Von allen Ladesäulen, die für ein betrachtetes Fahrzeug zum Laden infrage kommen, gilt es, die Empfehlung so auszusprechen, dass in Summe über alle Fahrzeuge die Ladesituation verbessert wird und insgesamt weniger gegenseitige Blockierungen zwischen den Fahrzeugen an Ladesäulen auftreten und Fahrten zu bereits oder demnächst belegten Ladesäulen reduziert werden und die Fahrer somit in Summe mehr Reichweite erwerben können. Die sich damit ausprägenden Kombinationsmöglichkeiten prägen die Komplexitätsklasse für dieses Problem. Die Komplexitätsklasse beschreibt die maximal mögliche Anzahl an Entscheidungen, die in einem kombinatorischen Problem in Abhängigkeit von den Eingangsparametern getroffen werden könnten. Innerhalb sämtlicher Entscheidungsoptionen soll eine optimierte Entscheidung als Lösung für das Problem identifiziert werden. Das Verhältnis aller möglichen Entscheidungsoptionen, die sich aus den Eingangsparametern erschließen, beschreibt die Komplexität. Die Eingangsparameter des Problems werden von der Fahrzeuganzahl und Ladesäulenanzahl beeinflusst:

- Fahrzeuganzahl: $m \in \mathbb{N}$
- Ladesäulenanzahl: $n \in \mathbb{N}$

Die Anzahl an Entscheidungsoptionen bezüglich der Ladesäulenwahl spannt sich für ein Fahrzeug zwischen 0 und n Ladesäulen auf:

- Wenn ein Fahrzeug keine Ladesäule mehr erreichen kann, besitzt es 0 Entscheidungsoptionen.
- Wenn ein Fahrzeug alle Ladesäulen erreichen kann, besitzt es n Entscheidungsoptionen.

Diese beiden Trivialfälle sind praktisch sehr unwahrscheinlich, definieren aber den gesamten möglichen Entscheidungsraum. Realistisch betrachtet, besitzt ein Fahrzeug eine Ladesäulenwahl zwischen 0 und n . Die persönlichen Präferenzen und die begrenzte Reichweite der Fahrzeuge verhindern, dass alle Fahrzeuge alle existierenden Ladesäulen zur selben Zeit als Ladeoption betrachten können.

Die praktisch relevanten Permutationen, wie sich Fahrzeuge auf die verfügbaren Ladesäulen verteilen können und bei ihrer Wahl miteinander im Wettbewerb stehen, hängt demnach von den persönlichen Präferenzen und der Verfügbarkeit der Ladesäulen in Fahrzeugreichweite ab.

Folglich wird zur selben Zeit immer nur eine Teilmenge aller n Ladesäulen von einer Teilmenge aller m Fahrzeuge beim Aufsuchen von Ladesäulen betrachtet, in der es zu Ladekollisionen kommen kann. Beispielsweise ist dies der Fall, wenn sich mehrere Fahrzeuge in Innenstädten auf Ladesäulensuche befinden. Dann steht also eine Teilmenge aller existierenden Fahrzeuge um die Teilmenge an Ladesäulen, die in dieser Innenstadt liegen, im Wettbewerb zueinander. Da also nicht jeder Fahrer nach den persönlichen Präferenzen an allen n existierenden Ladesäulen eine Nachfrage realisieren möchte oder dies gemäß der begrenzten Fahrreichweite nicht kann, werden folgende zwei Vorfaktoren eingeführt:

- Der Vorfaktor α im Intervall $1 \geq \alpha \geq 0$ beschreibt die Teilmenge der Fahrzeuge.
- Der Vorfaktor β im Intervall $1 \geq \beta \geq 0$ beschreibt die Teilmenge der Ladesäulen.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Komplexitätsklasse

Für den unwahrscheinlichen Fall, dass alle m Fahrzeuge zur selben Zeit an allen n existierenden Ladesäulen laden können und möchten, gilt $\alpha = 1$ und $\beta = 1$ bzw. für den Fall, dass die Fahrzeugdichte und Ladesäulenverteilung so gering ist, dass die Fahrzeuge sich in ihren Entscheidungen nicht überschneiden, gilt $\alpha = 0$ und $\beta = 0$. Der praktisch relevante und zu untersuchende Fall liegt im Intervall zwischen diesen Extremfällen. Die Anzahl an möglichen Kombinationen P beschreibt, wie sich dabei Fahrzeuge auf die Ladesäulen verteilen könnten, und wird dafür wie folgt berechnet:

$$P = (\beta * n)^{\alpha * m} \text{ mit } \begin{matrix} 1 \geq \alpha \geq 0 \\ 1 \geq \beta \geq 0 \end{matrix} \quad (2)$$

Bei einer Erhöhung der Eingangsparameter der Fahrzeuganzahl m und Ladesäulenanzahl n wächst die Anzahl möglicher Kombinationen P bei der Zuordnung von Fahrzeugen zu Ladesäulen exponentiell an. Damit prägt sich eine exponentielle Komplexität für diese Problemstellung aus.

Ganzzahlige kombinatorische Optimierungsprobleme sind häufig NP-schwer und besitzen eine exponentielle Komplexität und sind oftmals nur noch für eine geringe Anzahl an Eingangsparametern lösbar [82, p. 43] [83, p. 13]. Durch das Standardszenario der Bundesregierung für 2020 ergibt sich eine Problemstellung mit einer Million Fahrzeuge und hunderttausend Ladesäulen. Damit liegt das vorliegende Problem der Fahrzeug-Ladesäulen-Zuordnung deutlich über der Größenordnung von einigen hundert Eingangsparametern und ist nicht mehr effizient lösbar

Schon für ein plakatives Kleinstadtszenario (dies entspricht sehr kleinen Werten für α und β) mit beispielsweise 100 Fahrzeugen, die zwischen 10 Ladesäulen wählen können, ergibt sich eine Kombinationsanzahl, die deutlich größer ist als die Anzahl der Atome im sichtbaren Universum, welche etwa 10^{80} Atome beträgt [84, p. 1]:

$$10^{100} \gg 10^{80}$$

Selbst bei diesen sehr starken Einschränkungen auf nur 100 Fahrzeuge statt 1.000.000 als „Best Case Problemstellung“ tritt schon eine sehr starke exponentielle Komplexität auf. Die Problemgröße mit 1.000.000 Fahrzeugen und 100.000 Ladesäulen übersteigt diese Größenordnung um ein Vielfaches. Für ganzzahlige kombinatorische Probleme dieser Größenordnung eignen sich oftmals nur noch Heuristiken als praktikable Lösungsverfahren, um die Komplexität bewältigen zu können [85, p. 37].

Dies gilt insbesondere dann, wenn die optimierten Ladesäulenempfehlungen im laufenden Verkehrsfluss innerhalb weniger Sekunden für die Fahrer als unterstützende Handlungsempfehlung berechnet werden sollen und eine etwaige zeitliche Abbruchfähigkeit berücksichtigt werden muss, um rechtzeitig Teillösungen ausgeben zu können, falls die Optimierungen zu zeitaufwendig ausfallen.

In diesem sehr großen Lösungsraum ist das schnelle Finden guter heuristisch optimierter Lösungen für die Fahrer sinnvoller, als das sehr zeitaufwendige Suchen des globalen Optimums.

Heuristische Verfahren können dazu führen, dass in einem sehr großen Lösungsraum frühzeitig viele nicht sinnvolle Lösungen abgeschnitten werden. Teillösungen, die gemäß den persönlichen Präferenzen keine Option darstellen, müssen folglich nicht betrachtet werden. Besonders intelligente Suchverfahren, wie evolutionäre Algorithmen, können dazu führen, dass der Lösungsraum schnell reduziert wird. Dies wird im Abschnitt 6.2 im Detail diskutiert. Zuvor erfolgt die Abgrenzung zu ähnlichen Problemstellungen.

5.1 Abgrenzung zu ähnlichen Problemstellungen

Das klassische Transportproblem ist ein ähnliches Problem und stellt ein Standardbeispiel von kombinatorischen Problemen dar und wurde bereits 1781 von Monge beschrieben [86, pp. 666-704]. Im klassischen beschränkten Transportproblem wird die Modellierung erlaubt, sämtliche überschüssige Nachfrage auf ein fiktives Angebot zu legen, womit die Problemstellung einfach zu lösen ist [80, p. 130]. Doch anders als beim klassischen Transportproblem darf diese vereinfachte Modellierung für das Ladesäulenempfehlungsproblem nicht vorgenommen werden. Eine überschüssige Nachfrage (die Fahrzeuge) darf nicht einfach auf ein fiktiv erschaffenes Angebot (fiktive zusätzliche Ladesäulen) umgelegt werden, nur damit das Problem dadurch exakt lösbar wird. Dies würde dem Interesse der Fahrer widersprechen, von einem Ladesäulenmanagementsystem plausible Empfehlungen zu erhalten. Als Nebenbedingung zur Abbildung der Fahrerperspektive muss also beim Ladesäulenempfehlungsproblem gelten, dass die Fahrer immer eine reale Ladesäule empfohlen bekommen, auch wenn es weniger Fahrzeuge als freie Ladesäulen gibt. Damit verkompliziert sich die Problemstellung, weil somit mehreren Fahrzeugen oft dieselbe Ladesäule empfohlen werden muss. Die Problemstellung muss also derart optimiert werden, dass bei der Optimierung berücksichtigt wird, welches Fahrzeug vor allen anderen Fahrzeugen die Ladesäule im Straßenfluss tatsächlich zuerst erreichen kann. Durch diese Nebenbedingung ist die hier vorliegende Problemstellung wesentlich härter als die des klassischen Transportproblems, bei dem die vereinfachte Modellierung getroffen wird, die überschüssige Nachfrage auf ein fiktives Angebot zwecks Lösbarkeit umzulegen. Dies wird noch detailliert im Abschnitt 7.14.2 auf der Seite 160 kurz vor dem Herleiten der konkreten Zielfunktion erläutert und soll hier vorweggegriffen eine breitere Sichtweite zur spezifischen Problemstellung ermöglichen.

Die Problematik bei der Ladesäulenempfehlung besteht darin, dass die Fahrzeuganzahl im Markt üblicherweise etwa zehn Mal größer ist, als die Anzahl öffentlicher Ladesäulen, wie es im Abschnitt 2.2 im Grundlagenkapitel zusammengefasst wurde. Auch die EU empfiehlt für den zukünftigen Ladesäulenausbau als Richtlinie eine vergleichbare Größenordnung [14, p. 4 Absatz 23]. Somit existieren im Markt deutlich mehr Fahrzeuge (Nachfrage), als es Ladesäulen (Angebot) gibt, sodass sich für die Problemstellung eine Situation ausprägt, bei der eine deutlich größere Nachfrage einem knappen Angebot gegenübersteht.

Die Standardmodellierung aus dem Bereich der verwandten Transportprobleme, bei dem das Angebot künstlich aufgefüllt wird, würde dann eine Vielzahl der Fahrer unplausibel mit fiktiven Ladesäulen beantworten. Somit ist es nicht sinnvoll, das kombinatorische Ladesäulenempfehlungsproblem dahingehend vereinfacht zu modellieren, nur um damit exakte Lösungsverfahren zu erzwingen.

Selbst wenn diese vereinfachte Modellierung für ein Ladesäulenmanagementsystem erlaubt wäre, ist dies keine Garantie für eine optimale Lösungsfindung. Beispielsweise kann das Simplexverfahren zwar oftmals ein lineares Laufzeitverhalten erreichen [87, p. 128], doch dies gilt nicht für alle Problemstellungen. Denn auch das Simplexverfahren kann ein exponentielles Laufzeitverhalten aufweisen, wie das konstruierte Beispiel des Klee-Minty-Würfels aufzeigt [88, pp. 1,2].

Gegenüber der Standardsituation, bei der Fahrer immer zur nächstgelegenen oder günstigsten Ladesäule fahren, soll das Ladesäulenmanagementsystem auch in Situationen der Überbelegung den Fahrern zumindest immer eine gute Ladesäule empfehlen, die sich innerhalb der aktuellen Verkehrssituation wenigstens durch geringere Wartezeiten oder eine höhere Erreichungswahrscheinlichkeit gegenüber der Standardsituation ausprägt. Fahrer sollen nicht vom System ignoriert oder zu einer fiktiven Dummy-Ladesäule vermittelt werden.

Grundsätzlich sollen Fahrer in jeder Verkehrssituation kontinuierlich im Verkehrsfluss mit optimierten Ladesäulenempfehlungen unterstützt werden, damit diese jederzeit die Gelegenheit haben, bessere Ladeentscheidungen zu treffen.

Demnach liegt hier für die formulierte Problemstellung ein kombinatorisches Zuordnungsproblem vor, bei dem auch eine Ladesäulenüberbelegung berücksichtigt werden muss und beliebige fahrerspezifische Restriktionen und Präferenzen integriert werden sollen. Auch der gegenseitige Einfluss der Fahrer aufeinander muss berücksichtigt werden. Eine abschließende Übersicht der

Problemklasse und der spezifischen Ausprägung dieser Problemstellung und der dafür geeigneten Lösungsverfahren erfolgt im nächsten Abschnitt.

5.2 Kategorische Gesamtübersicht der Problemstellung

Ausgehend von der Komplexitätsklasse eines Problems können exakte oder approximative Verfahren zur Lösungsfindung angewendet werden. Für einige komplexe Probleme existieren teilweise auch exakte Verfahren, falls dabei die Problemgröße nicht zu groß ausfällt. Beispielsweise kann das bekannte komplexe Problem des Handlungsreisenden, das „Traveling Salesman Problem“, mit dem Verfahren Branch and Bound für einige Problemgrößen exakt gelöst werden [89, pp. 34, 35, 36].

Doch bei zunehmender Problemgröße scheitern selbst diese Verfahren. Schon bei der Berücksichtigung von 15.112 Städten kann das Problem des Handlungsreisenden nur noch auf Großrechnern exakt gelöst werden, wie es schon 2001 von der Rice University und Princeton University gezeigt wurde [90, p. 158]. Die in dieser Arbeit vorliegende Problemstellung bei der individuellen Optimierung von Ladesäulenempfehlungen übersteigt diese Komplexität jedoch um ein Vielfaches, sodass auch die heutige Rechenleistung für diese Verfahren nicht genügt.

Für solche großen Problemstellungen sind nur noch approximative Lösungsverfahren anwendbar [79, p. 134].

Besonders der Themenbereich Operations Research bietet eine umfassende wissenschaftliche Basis an Verfahren zur Behandlung von Problemen aus unterschiedlichen Anwendungsgebieten.

Als typische Anwendungsgebiete gelten dabei unter anderem die Bereiche „Spieltheorie“, „Warteschlangentheorie“, „Transport- Zuordnungs- und Verteilungsprobleme“, „Traveling Salesman“, „Knapsack“ etc.

Zu den gängigen Verfahren zur Behandlung von Problemen dieser Anwendungsgebiete zählen „lineare Optimierung“, „nicht lineare Optimierung“, „Netzplan- und Netzflussalgorithmen“, „ganzzahlige, kombinatorische Optimierung“, „dynamische Optimierung“, „Simulation“ und „Heuristiken“ [91, p. 7] [92, pp. 117, 118] [93, p. 94].

Auch in gängiger Literatur zum Themenbereich Operations Research werden die Bereiche „Graphentheorie“, „Netzplantechnik“, „ganzzahlige und kombinatorische Optimierung“, „dynamische Optimierung“, „lineare Optimierung“, „nicht lineare Optimierung“, „Warteschlangentheorie“ und „Simulation“ sogar als komplette Gliederungsvorlage für den inhaltlichen Aufbau dieser Literatur verwendet und stellen somit die Standardverfahren dar [94, pp. IX - XI] [79, pp. IX - XIII] [95, pp. VII - IX].

Heuristiken sind dabei ein Sammelbegriff, unter dem sich beispielsweise auch Verfahren wie der „genetische Algorithmus“ oder die „Partikelschwarm-Optimierung“ einordnen lassen [96, p. 1] [97, p. 39] [98, pp. 158, 163] [99, p. 197] [100, pp. 103, 104].

Der in der vorigen genannten Aufzählung genannte Begriff „Simulation“ lässt natürlich eine äußerst große Spannweite bei der Anwendung auf beliebige Probleme zu und ist eher nicht als klar abgrenzbares Verfahren zu interpretieren, sondern mehr als Möglichkeit zur flexiblen algorithmischen Behandlung eines Problems.

Im Folgenden sollen vermehrt klar abgrenzbare Verfahren gegenübergestellt werden, um diese für die Anwendbarkeit auf die hier vorliegende Problemstellung bewerten zu können.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Komplexitätsklasse

Die aufgezeigte Klassifikation von Lösungsverfahren und Anwendungsgebieten wird mit der folgenden Übersichtsgrafik im Hinblick auf die Problemstellung dieser Arbeit zusammengefasst und gruppiert:

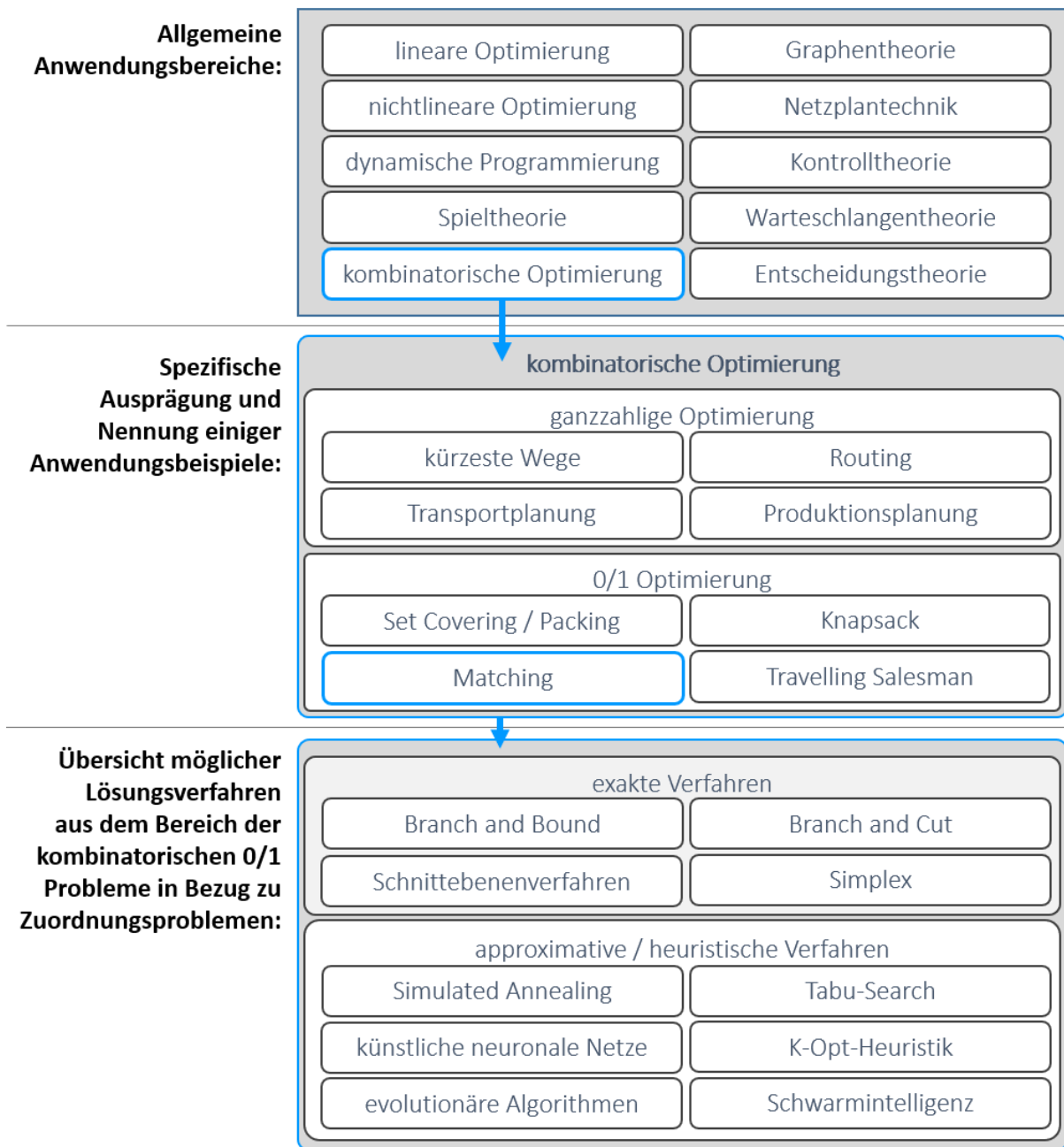


Abbildung 17: Übersicht der Problemklassifikation

Die allgemeine Problemstellung der fahrerindividuell optimierten Ladesäulenempfehlungen ist folglich ein ganzzahliges kombinatorisches Problem mit der speziellen Ausprägung eines binären Optimierungsproblems.

Im vorigen Abschnitt wurde diskutiert, dass für einige verwandte Problemstellungen Angebot und Nachfrage künstlich reduziert werden. Eine solche vereinfachte Modellierung durch das Angleichen von Angebot und Nachfrage würde für die hier vorliegende Problemstellung zum beschriebenen Empfehlen einer fiktiven Dummy-Ladesäule oder zum Ignorieren von anfragenden Fahrern führen und ist daher keine Option. Es sollen sämtliche Fahrer zu jeder Zeit eine Empfehlung geeigneter und real existierender Ladesäulen erhalten. Das vorliegende NP-schwere Problem besitzt mit der zugrunde liegenden Fahrzeuganzahl und Ladesäulenanzahl eine stark exponentielle Komplexität. Somit bieten besonders Heuristiken eine anwendbare Option an geeigneten Lösungsverfahren, um das Problem auch noch im laufenden Verkehrsbetrieb rechtzeitig und effizient für die Fahrer optimieren zu können. Exakte

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Komplexitätsklasse

Lösungsverfahren oder das Durchrechnen aller Lösungsvarianten scheitern an der Komplexitätsklasse des Problems und können für die Fahrer nicht rechtzeitig im laufenden Verkehrsfluss optimierte Ladesäulenempfehlungen berechnen. Heuristiken liefern zwar nicht immer die beste Lösung, jedoch sehr schnell gute Lösungen und sind ein gängiges Verfahren, um zeitkritische Probleme effizient und ressourcenschonend zu optimieren [101, pp. 19-21].

Bezogen auf das Ladesäulenempfehlungsproblem ist eine rechtzeitige, also innerhalb von Sekunden berechnete suboptimale Ladesäulenempfehlung für die Fahrer immer besser als die eine perfekte Lösung, die möglicherweise erst nach Stunden berechnet wurde und die Fahrer im Verkehrsfluss nicht mehr rechtzeitig erreichen kann. Die geeigneten Lösungsverfahren werden im nächsten Kapitel aufgeführt und miteinander verglichen und ein für die Problemstellung gut geeignetes Verfahren wird ausgewählt.

6 Lösungsverfahren

Grundsätzlich existieren sowohl exakte als auch approximative, bzw. heuristische Lösungsverfahren für das vorliegende binäre kombinatorische Optimierungsproblem [93, p. 94]. Im vorigen Kapitel wurden die gängigen Verfahren aufgeführt:

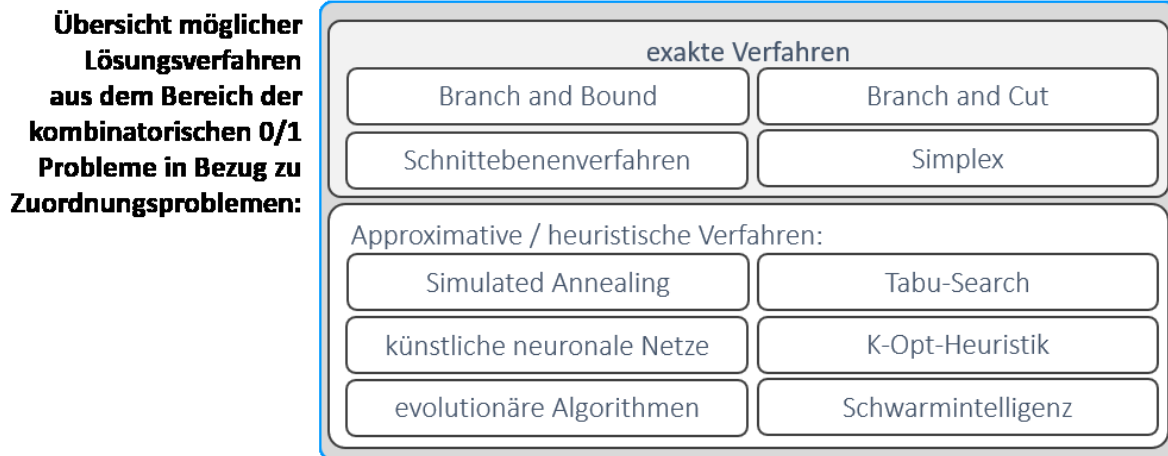


Abbildung 18: Übersicht gängiger Lösungsverfahren

Die zuvor identifizierte stark exponentielle Komplexitätsklasse des zugrunde liegenden NP-schweren kombinatorischen Problems mit Berücksichtigung sämtlicher Fahrerpräferenzen verhindert eine Anwendung von exakten Lösungsverfahren, selbst wenn das Problem in Teilprobleme auf Großstadtebene zerlegt wird, wie zu Beginn im Abschnitt 5 auf der Seite 68 dargestellt wurde. Dies gilt insbesondere, wenn die Lösung für die Fahrer individuell und kontinuierlich im Verkehrsfluss echtzeitnah berechnet werden muss. Entsprechend gilt es aus, dem Bereich der approximativen bzw. heuristischen Lösungsverfahren eine Auswahl zu treffen. Diese Auswahl geeigneter Lösungsverfahren hängt von gewissen Kriterien ab und wird im folgenden Abschnitt erläutert.

6.1 Anforderungen

Bezogen auf die zugrunde liegende Problemstellung der individualisierten Ladesäulenempfehlung im laufenden Verkehrsfluss sollten gewisse Kriterien erfüllt werden, die in diesem Abschnitt erläutert werden. Bei der hier vorliegenden Problemstellung sollen für die Fahrer optimierte Ladesäulenempfehlungen im laufenden Verkehrsfluss ohne große Verzögerungen berechnet werden. Ein Problem dabei ist, dass sich die aktiv fahrende Fahrzeuganzahl im Tagesablauf spontan sehr schnell ändern kann, wie beispielsweise zur typischen Rushhour. Das rechenintensive Problem der optimierten individuellen Ladesäulenempfehlung kann dabei schnell an die Kapazitätsgrenzen der verfügbaren Rechenleistung stoßen bzw. diese nicht schnell genug mit der Nachfrage im Markt skalieren. Die Fahrer werden nicht im Verkehr auf die Fertigstellung der Berechnung der Ladesäulenempfehlung warten, sondern wollen dynamisch im Verkehrsfluss in ihrer Entscheidung echtzeitnah mit den bis dahin besten verfügbaren Lösungen für ihre individuelle Ladesituation unterstützt werden. Die Verfahren sollten also dafür geeignet sein, auch in unvorhersehbar starken Nachfragesituationen im Zweifelsfall zeitlich definiert mit einer guten Zwischenlösung abgebrochen zu werden, anstatt zeitlich unbestimmt lange für eine Lösung rechnen zu müssen. Verfahren, die zeitlich unbestimmt lange rechnen und keine Zwischenlösungen bieten, sind ungeeignet, um plötzlich auftretende Nachfragevolatilitäten rechtzeitig bewältigen zu können. Zeitlich nicht abbruchfähige Verfahren provozieren das Problem, dass Fahrer den relevanten Verkehrsbereich wieder verlassen, bevor ihnen die Ladesäulenempfehlungen übermittelt wurden.

Kontinuierliche Zwischenlösungen sind für eine erfolgreiche Marktumsetzung eines Ladesäulenmanagementsystems erforderlich, da nicht zu jeder Zeit sichergestellt werden kann, dass

genügend Rechenleistung für jede Nachfragesituation zur Verfügung steht bzw. diese auch möglichst kosteneffizient eingesetzt werden soll. Aus der Sicht der Fahrer ist dies ebenfalls sinnvoll, besser eine „gute Lösung“ schnell zu erhalten, als die „beste Lösung“ viel zu spät.

Verfahren, die nicht mit bereits guten Zwischenlösungen abgebrochen werden können, wären für die hier vorliegende Problemstellung nicht geeignet. Das erste Kriterium zur Auswahl der Lösungsverfahren lautet daher „Abbruchfähigkeit“. Zur Erhöhung der Rechengeschwindigkeit sollte ein Verfahren parallelisierbar sein, damit dieses z. B. in gängigen verteilten Cloud-Computing-Architekturen betrieben werden kann. Dies ermöglicht eine Skalierbarkeit bei plötzlichen Nachfragespitzen seitens des Marktes und kann Kosten effektiv reduzieren [102, p. 163]. Daher sollen die Verfahren zur Lösung der Problemstellung auch parallel betrieben werden können, um durch das Verteilen auf mehrere Recheninstanzen die Berechnung auch für plötzliche nachfragestarke Verkehrssituationen, wie beispielsweise zur Rushhour, skalieren und beschleunigen zu können. Damit prägt sich als zweites Kriterium für die Verfahrensauswahl die „Parallelisierbarkeit“ aus.

Wenn nach den beiden vorigen Kriterien abbruchfähige und gut parallelisierbare Verfahren identifiziert werden, sollten diese jedoch auch gut implementierbar sein. Hochspezielle Verfahren, die aufwendig an vorhandenen Cloud-Computing-Umgebungen angepasst werden müssen, verhindern einen kontinuierlichen Anpassungsprozess, der im Wachstumsmarkt der Elektromobilität erforderlich ist. Es ist nicht absehbar, wie sich zukünftig technische Rahmenparameter, politische Entscheidungen, Regulierungen und ökologische Beschlüsse auf den Bereich der Elektromobilität auswirken werden. Das mathematische Modell des Ladesäulenmanagementsystems wird daher im Kapitel 7 mit der erforderlichen Flexibilität und Anpassbarkeit versehen. Die Lösungsverfahren sollten dies auch erfüllen, damit sie zukünftig kontinuierlich an sich ändernde Marktbedingungen mit geringem Integrationsaufwand angepasst werden können.

Verfahren aus dem Bereich Deep Learning erfordern häufig eine aufwendige Anlernphase mittels historischer Daten. Dies wäre im Beispiel der Elektromobilität bei sich ständig ändernden Rahmenparametern oftmals nicht oder nur mit erheblichem Aufwand möglich. Solche Verfahren wären daher weniger geeignet. Verfahren, die diesbezüglich schnell angepasst und neu integriert werden können, sind besser geeignet, um auch unvorhersehbaren zukünftigen Entwicklungen begegnen zu können. Das dritte Kriterium zur Verfahrensauswahl betrifft daher den „Integrationsaufwand“.

Wenn Verfahren gefunden werden, die eine „Abbruchfähigkeit“ und eine gute „Parallelisierbarkeit“ aufweisen und auch hinsichtlich der Anforderung des geringen „Integrationsaufwandes“ geeignet sind, müssen diese Verfahren letztendlich auch konkret auf das hier vorliegende Problem der individuell optimierten Ladesäulenempfehlung anwendbar sein und zu einem praktischen Mehrwert führen.

Wie zuvor erwähnt, könnten Deep-Learning-Verfahren hier z. B. aufgrund einer mangelnden Datenbasis beim erforderlichen Anlernen des Verfahrens scheitern. Dies ist ein Beispiel dafür, dass grundsätzlich geeignete Verfahren letztendlich bei der praktischen Umsetzung scheitern können. Daher gilt es, die Verfahren im letzten Schritt konkret auf die Umsetzbarkeit und Anwendbarkeit auf die hier vorliegende Problemstellung zu prüfen. Das abschließende Kriterium lautet daher „Anwendbarkeit im Ladesäulenmanagement“.

Die diskutierten Anforderungen für das in dieser Arbeit betrachtete Ladesäulenmanagementsystem resultieren aus den erwähnten Kriterien, die im Folgenden zusammenfassend aufgeführt werden:

▪ Lösungsauswahlkriterium 1: Abbruchfähigkeit

Die Berechnung der optimierten Ladesäulenempfehlungen erfolgt im laufenden Verkehrsfluss und wird den Fahrern als unterstützende Handlungsempfehlung während der Fahrt dynamisch bereitgestellt. Demnach muss nach der Erfassung der Fahrzeugpositionsdaten und der Akkuladestände möglichst zeitnah innerhalb weniger Sekunden eine berechnete Lösung bereitgestellt werden. Sollte diese Berechnung zu lange dauern, haben sich die Fahrzeugpositionen zu sehr verändert und von den dann empfohlenen Ladesäulen entfernt, sodass diese empfohlenen Ladesäulen nicht mehr effizient von den Fahrern erreichbar sind. Des Weiteren erwarten Fahrer, welche ein Ladesäulenmanagementsystem nach möglichen Ladesäulen fragen, eine Antwort innerhalb von Sekunden. Des Weiteren kann die nachfragende Fahrzeuganzahl beispielsweise zur Rushhour stark zunehmen, sodass die bereitgestellten Rechenressourcen für ein

Ladesäulenmanagementsystem von dieser Nachfrage kurzfristig überlastet werden. Das Verfahren sollte in solchen Situationen aber dennoch eine Zwischenlösung liefern. Der bis dahin erfolgte Optimierungsprozess wird dann nach einer maximalen Toleranzzeit von wenigen Sekunden abgebrochen, um den Fahrer die bis dahin berechnete Zwischenlösung rechtzeitig bereitzustellen. Daher muss das Lösungsverfahren eine Abbruchfähigkeit besitzen, womit der Optimierungsprozess notfalls nach einem gesetzten Zeitlimit unterbrochen werden kann, und bei diesem Abbruch soll das Lösungsverfahren bereits eine verbesserte Lösung anbieten können. Verfahren, die nicht im laufenden Optimierungsprozess abgebrochen werden können und eine zeitlich unbestimmte Rechenzeit erfordern, sind ungeeignet. Lösungsverfahren, die iterativ in feingranularen Zwischenschritten kontinuierlich verbesserte Zwischenlösungen liefern, sind folglich besonders gut geeignet. Diese Eigenschaft besitzen jedoch nicht alle Verfahren. Viele benötigen zuvor eine gewisse Anlaufzeit, um ungültige Zwischenlösungen auszuschließen. Gewünscht sind Verfahren, die reproduzierbar auch für unterschiedlichste Verkehrssituationen bereits unmittelbar nach Verfahrensstart bessere Zwischenlösungen anbieten können.

▪ Lösungsauswahlkriterium 2: Parallelisierbarkeit

Eine gleichzeitige und globale Berechnung der Ladesäulenempfehlungen für alle Fahrzeuge weltweit macht aufgrund unterschiedlicher Zeitzonen und geografischer Grenzen keinen Sinn. Beispielsweise ist eine triviale geografische Grenze für Elektrofahrzeuge die Unüberwindbarkeit des Atlantiks, sodass Fahrzeuge in Hamburg nicht zeitgleich mit denen in New York im Wettbewerb um dieselben Ladesäulen stehen können. Ein Zerlegen der Problemstellung auf Regionen oder Städte reduziert die Anzahl der Eingangsparameter deutlich, was innerhalb der exponentiellen Komplexitätsklasse den Lösungssuchraum reduziert und Rechenleistung kosteneffizienter einsetzbar macht. Demnach muss das Lösungsverfahren mit unterschiedlichen Problemgrößen umgehen können, bei denen sich Angebot und Nachfrage kontinuierlich verändern dürfen. Ein künstliches Angleichen zwischen Angebot und Nachfrage, um die Problemstellung beispielsweise für Standardverfahren aus dem Bereich der Transportplanung greifbar zu machen, wäre keine Option. Verfahren, die flexibel mit unterschiedlichen Konfigurationen von Angebot und Nachfrage bei Kombinationsproblemen umgehen können, sind besonders gut geeignet. Doch selbst nach der Zerlegung in Teilprobleme stellt die verbleibende Komplexität eine große Herausforderung an die Lösungsverfahren, wie es zuvor auf der Seite 68 mit der Komplexitätsbetrachtung diskutiert wurde. Um innerhalb dieser verbleibenden Komplexität die Berechnungen weiter zu beschleunigen, soll das Lösungsverfahren parallelisierbar sein, um dieses bei Bedarf auf mehreren Systemen parallel für ein besseres Zeitverhalten berechnen zu können.

▪ Lösungsauswahlkriterium 3: Integrationsaufwand

Ein Ladesäulenmanagementsystem soll auch mit hochgradig individuellen Fahrerpräferenzen umgehen können. Dabei muss auch die zuvor geforderte Parallelisierbarkeit erfüllbar bleiben. Das Lösungsverfahren muss auch bei sich ändernden Rahmenbedingungen schnell integrierbar sein, denn die Elektromobilität ist ein volatiler Wachstumsmarkt, der durch unvorhersehbare politische und technische Veränderungen gekennzeichnet ist. Diesbezüglich muss das Lösungsverfahren eine gewisse Flexibilität aufweisen, sich an solche veränderten Problemspezifikationen schnell anpassen zu können. Beispielsweise bieten Verfahren wie künstliche neuronale Netze grundsätzlich ein gutes Potential zur Lösung komplexer Problemstellungen mit vielen Parametern. Diese können bei der geforderten Flexibilität aber schnell an ihre Grenzen stoßen. Denn ein zeitaufwendiges Testen von geeigneten neuen Netztopologien und Anlernen neuer Parameter bei z. B. sich ändernden politisch bedingten Problemspezifikationen (gesetzlich limitierte Ladedauer oder eine Änderung der Ladeleistung) hemmt die praktische Integration von solchen Deep-Learning-Verfahren. Die sich volatil entwickelnde Marktsituation der Elektromobilität mit einem daraus resultierenden variierenden Parameterraum kann daher für einige Verfahren einen erheblichen Integrationsaufwand bei geänderten Problemspezifikationen darstellen. Geeignete Verfahren sollen also ohne größeren Integrationsaufwand auch für neue Rahmenbedingungen und Parameter schnell in den Markt integriert werden können und flexibel anpassbar sein.

▪ Lösungsauswahlkriterium 4: Anwendbarkeit im Ladesäulenmanagement

Das Ladesäulenmanagementproblem zeichnet sich durch eine spezielle Ausprägung innerhalb der kombinatorischen Probleme aus, bei der eine Vielzahl von Nebenbedingungen in Form von persönlichen Präferenzen berücksichtigt werden müssen. Für das Ladesäulenmanagementproblem gilt, wie für jede andere Problemstellung auch, dass unterschiedliche Lösungsverfahren unterschiedliche Vorteile und Nachteile für eine konkrete Problemstellung bieten. Dieses vierte Lösungsauswahlkriterium bewertet die Lösungsverfahren hinsichtlich der konkreten Anwendbarkeit für das hier vorliegende Ladesäulenmanagementproblem und wird im Folgenden für die Verfahren einzeln diskutiert. Die Verfahren müssen konkret die persönlichen zeitlichen und örtlichen Präferenzen der Fahrer kodieren und abbilden können. Erstrebenswert ist eine möglichst effiziente Kodierung dieser Präferenzen, sodass die konkrete Herausforderung der fahrerindividuellen optimierten Ladesäulenempfehlung auch praktisch für ein Ladesäulenmanagementsystem angewendet werden kann.

Nach der Darstellung der allgemeinen Anforderungen an die möglichen Lösungsverfahren werden die gängigen Lösungsverfahren im nächsten Abschnitt aufgezeigt, untersucht und diskutiert, inwiefern diese zu den allgemeinen Anforderungen passen.

6.2 Diskussion

Betrachtet werden gängige Lösungsverfahren, die für die zugrunde liegende Problemstellung und die zugehörige Komplexitätsklasse gemäß Kapitel 5 grundsätzlich infrage kommen. Dazu wird ein Portfolio von gängigen Verfahren ausgewählt [79, p. 152] [103, p. 195] [104, pp. 17, 18] [105, p. 111] [93, pp. 94, 112] [106, pp. 89 - 93].

Dieses Portfolio an Lösungskandidaten beinhaltet Verfahren wie Simulated Annealing, künstliche neuronale Netze, Schwarm-Ansätze, evolutionäre Algorithmen, K-Opt-Heuristiken und Tabu-Search und wird im Folgenden zusammenfassend diskutiert. Nach der Diskussion der Vor- und Nachteile der einzelnen Verfahren werden diese im Hinblick auf die zu Beginn des Kapitels genannten allgemeinen Anforderungen gegenübergestellt.

▪ Lösungsverfahren: Simulated Annealing

Dieses Verfahren ist an physikalische Abkühlprozesse angelehnt, wie sie z. B. beim Abkühlen von thermisch bearbeiteten Metallbauteilen auftreten. Zunächst besitzen Gussbauteile nach dem Gießen eine zu hohe Temperatur und es bildet sich noch keine vollständig verfestigte Kristallgitterstruktur aus. Durch ein langsames Abkühlen bilden sich allmählich kristalline Zonen. Ziel ist es, dass diese sich während der Kristallisation mit möglichst wenigen Eigenspannungen ausbilden. Durch das langsame Abkühlen können auftretende Eigenspannungen sich noch rechtzeitig durch Sprünge der Atome im Kristallgitter abbauen, sodass insgesamt ein Bauteil mit den gewünschten niedrigen Eigenspannungen entsteht, welches damit positive mechanische Eigenschaften aufweist. Ein zu schnelles Abkühlen gilt es zu vermeiden, damit sich ungünstige Kristallisationen nicht zu schnell verfestigen [107, p. 867]. Dieser langsame Abkühlprozess lässt sich auf Optimierungsprobleme übertragen, insbesondere auf Optimierungen, die von einem unvorhersehbaren und verrauschten Optimierungsgebirge geprägt sind. Ein solches Optimierungsgebirge kann durch eine Vielzahl lokaler Neben-Optima ausprägt sein, die nicht stetig ineinander übergehen, sondern zufällig verteilt sind. Zu Beginn der Optimierung wird toleriert, dass die aktuell gefundene Zwischenlösung mit den parametrisierten Variablen relativ große Sprünge vollziehen darf. Dies entspricht einer hohen Starttemperatur bei Abkühlprozessen und dem zu Beginn starken thermischen Rauschen und großen Sprüngen der Atome im sich ausbildenden Kristallgitter. Dies ermöglicht, dass etwaige bessere Zwischenlösungen rechtzeitig durch diese großen Sprünge zufällig getroffen werden können. Durch die zunehmende „Abkühlung“ werden die erlaubten Sprünge im Verfahren reduziert, sodass sich einem lokalen Optimum angenähert wird. Gegenüber gängigen „Bergsteiger-Algorithmen“ besteht hier der Vorteil, dass zu Beginn der

Optimierung bewusst ein großes „thermisches“ Rauschen toleriert wird, mit dem frühzeitig durch zufälliges Springen eine Vielzahl möglicher Neben-Maxima abgetastet werden kann, bevor ein lokaler Optimierungspfad eingeschlagen wird. Simulated Annealing zeichnet sich durch eine relativ einfache Implementierung aus [108, p. 14]. Bei entsprechender Kodierung der Problemstellung bietet das Verfahren eine gute Parallelisierbarkeit [109, p. 9]. Die Abkühlprozesse können dabei parallel für Teilmengen erfolgen. Die Abbruchfähigkeit wird nicht vollständig erfüllt. Das anfängliche große thermische Rauschen erfordert eine gewisse Abklingzeit, um sich auf Regionen mit lokalen Optima zu stabilisieren. Allgemein ist dieses Verfahren relativ rechenzeitintensiv, was gegen eine gute Abbruchfähigkeit spricht [110, p. 556] [111, p. 138] [109, p. 4]. Ein frühzeitiges Abbrechen würde zu suboptimalen Ergebnissen führen. Die Anwendbarkeit für das Ladesäulenmanagementproblem wird nur bedingt erfüllt, da besonders bei einer großen Anzahl an Fahrzeugen gleichzeitig viele Nebenlösungen (thermisches Rauschen) berechnet werden müssen, was zu Laufzeitproblemen führt.

▪ **Lösungsverfahren: Künstliche neuronale Netze**

Künstliche neuronale Netze zeichnen sich besonders durch die Fähigkeit zum selbstständigen Lernen aus. Dabei lernen diese mittels der Eingangsdaten, wie sich einem Optimum angenähert werden kann [109, p. 4]. Künstliche neuronale Netze bieten grundsätzlich eine gute Parallelisierbarkeit [112, p. 4]. Die Problemstellung kann gut partitioniert und parallel verarbeitet werden, indem eine Teilmenge der Eingangsparameter durch eine Teilmenge an Neuronen verarbeitet wird. Dabei gilt es jedoch zu berücksichtigen, dass bei einer großen Anzahl an Eingangsgrößen eine ausreichend große Anzahl an Neuronen vorgehalten werden muss, was entsprechend viel Rechenleistung erfordert und sich damit negativ auf die Abbruchfähigkeit auswirken kann. Die Abbruchfähigkeit gilt für diese Problemstellung bezüglich einer praktischen Anwendung als nicht erfüllt, da für das Erlernen von speziellen Verkehrssituationen eine Vielzahl an vorausgehenden ähnlichen Situationen als Datensätze erforderlich ist, mit denen das Netz lernen kann. Doch besonders e-mobile Verkehrssituationen kennzeichnen sich durch eine starke Varianz hinsichtlich Angebot und Nachfrage und die zeitliche und örtliche Verteilung von Fahrzeugen, sodass sich nur schwer Standardsituationen ausbilden, die ein künstliches neuronales Netz erlernen könnte. Ein weiteres Problem bei künstlichen neuronalen Netzen ist die Anpassung der Netztopologie an die Problemstellung. Dabei ist das Ausprobieren von verschiedenen Netztopologien ein gängiges Verfahren, da aktuell keine ganzheitliche Methodik existiert, Netztopologie zuverlässig und automatisch für sich ändernde Problemstellungen zu dimensionieren. Doch besonders das Ladesäulenmanagementproblem unterliegt einer Vielzahl an politischen und technischen Rahmenbedingungen, die sich unvorhersehbar verändern. Die Anwendbarkeit für das Ladesäulenmanagementproblem wird damit als nicht geeignet angesehen. Des Weiteren bestehen aufgrund der geringen Verbreitung von Elektrofahrzeugen noch keine großen Datensätze, die zum Lernen praxisrelevanter Verkehrssituationen angewendet werden könnten. Momentan gilt es daher, andere Verfahren vorzuziehen. Zukünftig wäre die Integration von künstlichen neuronalen Netzen innerhalb von Ladesäulenmanagementsystemen in Teilbereichen denkbar.

▪ **Lösungsverfahren: Schwarm-Ansätze**

Das Standardbeispiel aus dem Bereich der Schwarm-Ansätze ist der Ameisenalgorithmus, welcher bereits erfolgreich auf das bekannte NP-schwere kombinatorische Traveling Salesman Problem angewendet wurde [113, pp. 5, 6]. Der Ansatz basiert auf dem Ausschwärmverhalten von Ameisen bei der Nahrungssuche. Beim Ausschwärmen in verschiedene Richtungen werden unterschiedlich kurze Wege zur Nahrungsquelle gefunden. Wenn die Ameisen die Nahrung von der Nahrungsquelle zum Bau transportieren, können besonders die kürzesten Wege in derselben Zeit öfter abgelaufen werden als längere Wege. Die auf dem Weg abgegebenen Pheromone der Ameisen locken zusätzlich weitere Ameisen an, sodass besonders kurze Wege schnell eine hohe Konzentration an Pheromonen aufweisen und damit weitere Ameisen anlocken. Diese neuen Ameisen kennzeichnen

den Weg erneut mit Pheromonen, sodass sich dieser schnell als bevorzugter kürzester Weg für die Ameisenkolonie manifestiert.

Allgemein formuliert und losgelöst vom ursprünglichen Ameisen-Beispiel wird ein Graph zunächst zufällig durch ausströmende Individuen abgesucht und dabei werden attraktive Kanten im Graphen aufgewertet. Diese Aufwertung zieht weitere Individuen in Richtung dieser attraktiven Kante an, sodass in dieser Region die Suchintensität durch das Anlocken weiterer Individuen erhöht wird. Dies hat den Vorteil, dass in attraktiven Regionen vermehrt nach besseren Nachbarlösungen gesucht wird als in Regionen, die keine bzw. unzureichende Zwischenlösungen bieten. Dieses multiple Ausschwärmverhalten von Individuen wird teilweise auf die agentenbasierte Modellierung bzw. die Multi-Agenten-Systeme innerhalb komplexer IT-Systeme übertragen. Durch das sich wiederholende und einfache Ausschwärmverhalten der Individuen bietet das Verfahren eine gute Parallelisierbarkeit [113, p. 10]. Auch besteht durch das Aufwerten der Kanten eine gute Abbruchfähigkeit und es kann auf der Basis von bestehenden Zwischenlösungen weitergerechnet werden. Anschaulich für das ursprüngliche Ameisen-Beispiel betrachtet könnte der Schwarm kurzzeitig abgezogen werden und bei Wiederaufnahme der Suche würden die Ameisen auf der Basis der zuvor mit Pheromonen besetzten guten Wege (Zwischenlösungen) wieder mit der Suche anfangen und auf der Basis dieser Zwischenlösung bessere Lösungen suchen.

Ameisen-Algorithmen finden effiziente kürzeste Pfade in Graphen, sodass dieses Verfahren auch beim bekannten Traveling Salesman Problem angewendet werden kann. Für dieses Problem gibt es schon seit 1963 effiziente exakte Verfahren wie Branch and Bound [114, pp. 13-20]. Doch Ameisen-Algorithmen bieten den zusätzlichen Vorteil, dass ausgehend von bereits berechneten Lösungen auch schnell neue Lösungen gefunden werden können, falls sich das Problem geringfügig ändert. Ein erneutes Durchrechnen der gesamten Problemstellung ist dabei nicht mehr erforderlich, sondern es kann auf bereits gefundenen Zwischenlösungen in Form einer lokalen Suche aufgesetzt werden [115, p. xii]. Zum Teil lässt sich dieses Verfahren auch durch zufällig beigemischte Mutationen verbessern. Dies kann verhindern, dass dieses Verfahren zu früh in ein lokales Optimum konvergiert [116, p. 1422]. Durch die ausschwärmende Charakteristik vieler einzelner Agenten ist dieses Verfahren für die Suche kürzester Wege geeignet, wie es unter anderem im bekannten Traveling Salesman Problem erforderlich ist [116, p. 1418].

Bezogen auf das Ladesäulenzuordnungsproblem steht aber nicht die kürzeste Wegfindung im Vordergrund, sondern eine kollaborativ optimierte Empfehlung der Ladesäulen. Allgemein werden also keine kürzesten Pfade (Fahrwege) im Graphen (Straßennetz) gesucht, sondern eine konkrete Empfehlung der Knoten (Ladesäulen) im Graphen. Daher ist der Integrationsaufwand dieses Verfahrens bezogen auf das Ladesäulenzuordnungsproblem als nicht optimal einzustufen bzw. nur nach entsprechend aufwendiger Anpassung und Kodierung der Problemstellung für dieses Lösungsverfahren. Es ist jedoch nicht das Ziel, die Problemstellung künstlich den Lösungsverfahren anzupassen, sondern die Modellierung der Problemstellung soll das reale Ladesäulenzuordnungsproblem unter Berücksichtigung fahrerindividueller Präferenzen möglichst vollständig abbilden. Der Schwarm-Ansatz stellt also grundsätzlich einen effizienten Ansatz zur Lösung kombinatorischer Problemstellungen dar, bezogen auf das zugrunde liegende Ladesäulenzuordnungsproblem lässt sich dieser Lösungsansatz aber nicht uneingeschränkt anwenden. Die Anwendbarkeit für das Ladesäulenmanagementproblem wird damit als wenig geeignet bewertet. Andere Verfahren wie z. B. die noch folgenden evolutionären Algorithmen bieten diesbezüglich mehr Vorteile.

▪ Lösungsverfahren: K-Opt-Heuristiken

Dieses Verfahren basiert auf der lokalen Nachbarschaftssuche, bei der, ausgehend von einer bereits gefundenen Teillösung, marginale Modifikationen vorgenommen werden, um zu identifizieren, ob damit Verbesserungen erzielt werden können. Typischerweise wird dieses Verfahren ähnlich wie der Schwarm-Ansatz zum Finden kürzester Weg in Graphen angewendet und kann dabei teilweise sehr effizient gute Lösungen erschließen [117, pp. 65, 66]. Bereits gefundene Wege werden marginal modifiziert durch das Vertauschen von Kanten [118, p. 13]. Diese Modifikation hängt von einem Parameter K ab, der den Namen dieser Heuristik begründet. Beispielsweise werden mit $K =$

2 zwei Kanten in der bestehenden Teillösung modifiziert. Bei einer für das Problem angepassten Wahl von K kann dieses Verfahren gute Ergebnisse erzielen [119, p. 218]. Entscheidend für die Effizienz dieses Verfahrens ist also die Wahl der zu modifizierenden Kanten, womit dieses Verfahren nicht uneingeschränkt für alle Problemstellungen verwendet werden kann. Grundsätzlich bietet dieses Verfahren eine gute Abbruchfähigkeit, da basierend auf den bereits gefundenen Teillösungen weitere Lösungen gesucht werden. Auch besteht eine gute Parallelisierbarkeit, indem Teilgraphen betrachtet werden können. Der Integrationsaufwand kann allgemein als niedrig eingestuft werden, da nur umliegende Kanten im Graph modifiziert werden, was algorithmisch gut behandelt werden kann. Jedoch unterliegt dieses Verfahren bei der Integration bezogen auf das Ladesäulenzuordnungsproblem denselben Nachteilen wie der zuvor genannte Schwarm-Ansatz, denn dieses Verfahren betrachtet auch besonders die Optimierung der Kanten (Fahrwege) statt der Knoten (Ladesäulenempfehlungen). Damit bietet das Verfahren ebenfalls eine geringe Anwendbarkeit für das Ladesäulenmanagementproblem bzw. ermöglicht diese erst nach entsprechend aufwendiger Kodierung der Problemstellung. Da bei diesem Verfahren nur Kanten modifiziert werden und nicht eine Vielzahl simultan agierender Agenten wie bei dem Schwarm-Ansatz berechnet werden muss, wird der Integrationsaufwand etwas besser als beim Schwarm-Ansatz eingestuft. Die genaue quantifizierte Gegenüberstellung aller Einzelbewertungen erfolgt am Ende dieses Kapitels.

▪ Lösungsverfahren: Tabu-Search

Dieses Verfahren basiert auf der Suche von Nachbarlösungen. Ausgehend von einer z. B. zufälligen Startlösung werden benachbarte Lösungen berechnet. Davon wird eine beste Lösung gewählt und ausgehend von dieser werden erneut Nachbarschaftslösungen berechnet, ähnlich wie bei der lokalen Suche des Schwarm-Ansatzes. Bereits unzureichende Zwischenlösungen werden bei diesem Verfahren jedoch auf einer Tabu-Liste als nicht geeignet markiert, damit diese nicht erneut betrachtet werden. Dieses Verfahren wurde schon 1977 von Glover vorgestellt [120, p. 157]. In weiteren Arbeiten wurde dieses Verfahren bereits erfolgreich bei kombinatorischen Mitarbeiter-Zuordnungsproblemen angewendet [121, pp. 566-567, 571-572]. Dieses Zuordnungsproblem besteht in der Zuweisung von Mitarbeitern zu gewissen Zeitslots und ist allgemein betrachtet der Ladesäulenzuordnungsproblemstellung ähnlich, bei der Fahrzeuge Ladesäulen zugewiesen werden. Das iterative Erstellen von Nachbarlösungen bietet eine gute Abbruchfähigkeit des Verfahrens und die Parallelisierbarkeit ist als sehr gut einzustufen, da ausgehend von einer Teillösung in nebenläufigen Recheninstanzen weitere Nachbarlösungen gebildet und evaluiert werden können. Ausgehend von diesen parallelen Teillösungen können asynchron weitere Instanzen eröffnet werden. Letztendlich müssen nur ein regelmäßiger Vergleich der aktuellen Zwischenlösung und ein Abgleich mit der Tabuliste erfolgen, um dann wieder mit beliebig vielen parallelen Instanzen Nachbarlösungen zu berechnen. Das Verfahren besteht aus wenigen Einzelschritten, sodass der Integrationsaufwand als gut eingestuft wird. Die Anwendbarkeit für das Ladesäulenmanagementproblem wird als neutral eingestuft. Einerseits können Nebenlösungen direkt in Form von benachbarten Ladesäulen sehr einfach berücksichtigt werden, andererseits erfordert das Speichern ungültiger Teillösungen mittels der Tabu-Liste besonders für eine große Problemstellung, die hier vorliegt, einen erhöhten Speicherbedarf und Rechenaufwand beim Abgleichen und Aktualisieren der Tabu-Liste.

▪ Lösungsverfahren: Evolutionäre Algorithmen

Evolutionäre Algorithmen basieren auf dem Prinzip der biologischen Evolution [122, p. 16] [123, p. 95]. Natürliche Mutation führt dazu, dass Individuen in einer Population zufällig neue Eigenschaften erhalten. Dabei können sich sowohl positive als auch negative Eigenschaften ausprägen. Längere oder kürzere Häuse beeinflussen beispielsweise die Futtersuche von Giraffen. Lange Häuse wirken sich gegenüber Artgenossen mit kürzeren Häusen positiv auf die Nahrungssuche aus, da sie konkurrenzlos Blätter von hohen Bäumen fressen können. Dieser Vorteil führt zu einer besseren Ernährung und einer höheren Überlebenswahrscheinlichkeit und verbessert damit auch die Fortpflanzungschancen. Somit erhöht sich auch die Chance, dass sich diese positiven Merkmale

gegenüber negativen Merkmalen besonders effizient verbreiten können. Über mehrere Generationen findet damit ein effizienter Optimierungsprozess statt, sodass im zeitlichen Verlauf Lebewesen entstehen, die sich hochgradig effizient an die vorherrschenden Umweltbedingungen angepasst haben. Evolutionäre Algorithmen bieten den Vorteil, dass diese äußerst robust sind. Robust meint dabei, dass ein Lösungsverfahren reproduzierbare Lösungen findet, auch wenn sich die Problemstellung verändert und in unterschiedlichen Varianten ausprägt bzw. sich einige Parameter der Problemstellung ständig verändern. Dies tritt beispielsweise beim hier vorliegenden Problem der freien Ladesäulensuche auf, während sich die Fahrzeugpositionen und Akkuladestände kontinuierlich im Verkehrsfluss verändern.

Auch wenn etwaige Teillösungen im Optimierungsprozess zeitweise suboptimal sind, ermöglicht die Robustheit des Verfahrens eine fortschreitende Verbesserung im Optimierungsprozess [124, p. 214] [125, p. 184]. Evolutionäre Algorithmen bieten das Potential, auch in solchen Optimierungsprozessen mit einem sehr zufälligen Optimierungsgebirge schnell gute Lösungen zu finden [124, pp. 78, 165] [126, p. 232].

Dieses evolutionäre Prinzip lässt sich allgemein auf Optimierungsprobleme übertragen. Als spezielle Ausprägung innerhalb der evolutionären Algorithmen eignet sich dazu ein genetischer Algorithmus, bei dem ein Problem ähnlich wie die DNA eines Lebewesens die Eigenschaften spezifiziert. Genetische Algorithmen werden oftmals zur Behandlung komplexer kombinatorischer Probleme angewendet, wie dies auch mit der Problemstellung dieser Arbeit vorliegt [79, p. 139].

Ein Problem wird dabei zunächst entsprechend als Chromosom kodiert. Ein Chromosom besteht aus mehreren Genen bzw. Teilabschnitten. Diese prägen sich durch die Allele mit speziellen Eigenschaften aus. Allgemein wird ein Problem (Individuum) also durch eine Verkettung von Einzelmerkmalen bestimmt.

Konkret lässt sich dies als ein Vektor mit m Elementen darstellen, bei dem jedes Element n Ausprägungsmöglichkeiten besitzt. Die Summe aller Einzelmerkmale bestimmt die Fitness des Individuums.

Als einfaches Beispiel kann dafür ein Farbmischprozess genannt werden. Angenommen, es existiert nur ein Foto von einer gewünschten Farbe und das Mischungsverhältnis ist noch unbekannt, dann kann das Problem als Chromosom kodiert werden. Dabei besitzt das Chromosom nur die drei Gene Rot, Grün und Blau. Die spezielle Ausprägung (das Allel des Gens) bestimmt den prozentualen Farbanteil mit von 0 % bis 100 %. Gesucht ist das optimale Mischungsverhältnis aller drei Grundfarben, um die gewünschte Zielfarbe zu erreichen. Die Fitnessfunktion bewertet dann, wie nahe die gesuchte Farbe (das aktuelle Individuum) der Zielvorgabe entspricht.

Der eigentliche Optimierungsalgorithmus basiert dann auf den vier Schritten Selektion, Rekombination, Mutation und Evaluation [124, p. 25].

Aus einer zufällig generierten Basispopulation werden die besten Individuen gewählt. Diese werden miteinander kombiniert, indem die Gene der Individuen miteinander vermischt werden. Zusätzlich findet eine zufällige Mutation gewisser Allele statt, sodass neue Eigenschaften hinzukommen. Dies entspricht einer lokalen Suche, wie es beispielsweise bei den zuvor erwähnten Verfahren Tabu-Search oder beim thermischen Rauschen des Simulated Annealings stattfindet.

Gegenüber dem bereits erwähnten Verfahren Tabu-Search bieten genetische Algorithmen geringere Speicheranforderungen, da nur die aktuell effizienteste Population vorgehalten wird und nicht sämtliche ungültigen Zwischenlösungen wie bei Tabu-Search zwischengespeichert werden müssen. Besonders bei sehr großen Problemen mit einer großen Menge an Zwischenlösungen führt dies zu Speicherplatzproblemen.

Anstatt also alle nicht zielführenden Zwischenlösungen zu speichern, fokussiert sich ein genetischer Algorithmus auf eine bereits gute Population mit vielen guten Einzelindividuen. Diese werden durch neue Rekombination und Mutation vermischt und mit der Fitnessfunktion auf Tauglichkeit evaluiert. Mittels einer erneuten Selektion dieser neuen Populationen wiederholt sich der Optimierungsprozess, indem sich wieder nur die besten Individuen durch erneute Rekombination und Mutation in der Population fortpflanzen dürfen. In vielen Fällen ist die Evaluation der Fitness sämtlicher Individuen die rechenintensivste Komponente im genetischen Algorithmus und kann effizient zur Parallelisierung ausgelagert werden. Der dabei erforderliche Kommunikationsanteil

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Lösungsverfahren

zwischen den parallelen Instanzen ist vernachlässigbar im Vergleich zur rechenintensiven Evaluation der Fitness je Instanz [127, pp. 47, 48]. Aufgrund der meist hohen Anzahl parallel zu evaluierender Individuen innerhalb einer Generation bietet es sich an, dies zu parallelisieren [128, p. 10] [129, p. 109].

Auch für die hier vorliegende Problemstellung der optimierten Ladesäulenempfehlung kann durch geschickte Kodierung des Problems zu Vektoren und deren Rekombination und Mutation das Verfahren problemlos parallelisiert und einfach implementiert werden, wie es noch im Abschnitt 6.5 im Detail gezeigt wird. Die effiziente parallele Anwendbarkeit genetischer Algorithmen konnte schon in vielen Arbeiten aufgezeigt werden [130, p. 24].

Zur Parallelisierung wird das Chromosom (der Vektor) einfach zerteilt und parallel bearbeitet und mit der Fitnessfunktion anschließend evaluiert. Die Abbruchfähigkeit des Verfahrens ist sehr gut, da es sich um einen kontinuierlichen Optimierungsprozess handelt, der konsequent auf der Basis der erzielten Zwischenlösungen verbesserte Lösungen generiert. Der Implementierungsaufwand ist durch die Abbildung auf einem Vektor als sehr gut einzustufen. Dabei können besonders sehr große Probleme mit einer Vielzahl von Eingangsparametern effizient abgebildet werden, wie es beispielsweise beim hier vorliegenden Ladesäulenempfehlungsproblem auftritt.

Es ist jedoch zu erwähnen, dass je nach Problemstellung eine Kodierung des Problems auf ein Chromosom nicht immer problemlos möglich ist bzw. dies nicht immer effizient abgebildet werden kann bzw. eine sehr gute Kodierung das Lösungsverfahren beschleunigen kann [131, pp. 59, 67, 68]. Bezogen auf das Ladesäulenempfehlungsproblem ist dies aber problemlos möglich. Das Chromosom ist ein Vektor, der genau so viel Komponenten (Gene) besitzt, wie Fahrzeuge betrachtet werden. Die Ausprägung dieser Komponenten basiert auf der dem Fahrzeug empfohlenen Ladesäule (Allel) und wird im Verlauf dieses Kapitels noch näher erläutert. Durch diese günstige Kodierung des Ladesäulenempfehlungsproblems wird das Kriterium der Anwendbarkeit als sehr gut eingestuft.

Die in diesem Abschnitt aufgeführte Diskussion der einzelnen Lösungsverfahren konnte unterschiedliche Stärken und Schwächen der Verfahren aufzeigen. Die anschließende Gegenüberstellung der Verfahren und wie diese die im vorigen Abschnitt genannten allgemeinen Anforderungen erfüllen können, erfolgt im nächsten Abschnitt.

6.3 Vergleich

Die vorige Diskussion der Lösungsverfahren wird hier den im Abschnitt 6.1 aufgestellten allgemeinen Anforderungen gegenübergestellt und in qualitativer Form zusammengefasst. Grundsätzlich besteht immer das Potential, unterschiedliche Lösungsverfahren für ein Problem anzuwenden. Häufig zeigt sich immer erst im Nachhinein, ob das jeweils gewählte Verfahren tatsächlich die Stärken bieten konnte, die zuvor diskutiert und vermutet wurden. Die Elektromobilität befindet sich aktuell noch in einer volatilen Aufbauphase. Ständig wirken andere politische, technische, wirtschaftliche und soziologische Einflussfaktoren. Wenn sich Elektromobilität schneller als erwartet durchsetzt, kann dies umfangreiche Auswirkungen hinsichtlich des Integrationsaufwands bedeuten, da dann unerwartet viele Daten verarbeitet werden müssten. Auch soziologische oder politische Faktoren, ob sich die Elektromobilität zukünftig mehr als eine geförderte Lösung für den Großstadtverkehr oder im Pendlerverkehr ausprägt, beeinflusst beispielsweise den Faktor Parallelisierbarkeit. Abgrenzbare und voneinander unabhängig agierende Fahrzeugflotten würden ein simples Partitionieren und paralleles Berechnen pro Großstadt ermöglichen. Doch wenn z. B. technologische Faktoren wirken und die Fahrreichweite plötzlich durch bessere Akkumulatorentechnologien an die von Benzinfahrzeugen heranreicht, würden sich völlig neue Fahrscenarien ergeben, die weit über Großstädte hinausragen und statt regionalen Ladeproblemen wesentlich komplexere nationale oder internationale Ladeprobleme provozieren. Dies beeinflusst z. B. die Faktoren Abbruchfähigkeit und die allgemeine Anwendbarkeit im Ladesäulenmanagement. Aufgrund dieser Prognoseunschärfe hinsichtlich der Zukunft der Elektromobilität kann nur ein qualitativer Vergleich der Verfahren erfolgen, da nicht absehbar ist, wie die Problemstellung zukünftig noch beeinflusst wird und welche Lösungsverfahren dadurch besser oder schlechter anwendbar werden. Aus der heutigen Perspektive scheinen robuste Verfahren, wie evolutionäre Algorithmen, eine gute Chance zu besitzen, auch mit sich zukünftig ändernden Einflussgrößen umgehen zu können. Die folgende Abbildung fasst die Diskussion zu den Lösungsverfahren zusammen und bietet einen qualitativen Vergleich, inwiefern die Lösungsverfahren die genannten Anforderungen auch zukünftig abdecken könnten.

		allgemeine Anforderungen an die Verfahren				Durchschnitt	Legende:
		Abbruchfähigkeit	Parallelisierbarkeit	Integrationsaufwand	Anwendbarkeit im Ladesäulenmanagement		
gängige Verfahren	Simulated Annealing	-1	+1	+1	-1	+/- 0,00	-2 nicht geeignet -1 bedingt geeignet 0 neutral +1 gut geeignet +2 sehr gut geeignet Qualitative Einschätzung gemäß der Diskussion.
	künstliche neuronale Netze	-1	+2	-2	-2	-0,75	
	Schwarm-Ansatz	+2	+2	-2	-1	+0,25	
	evolutionäre Algorithmen	+2	+2	+1	+2	+1,75	
	K-Opt-Heuristik	+2	+2	-1	-1	+0,50	
	Tabu-Search	+2	+2	+1	+/- 0	+1,25	

Abbildung 19: Vergleich der Lösungsverfahren

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Lösungsverfahren

Die evolutionären Algorithmen, speziell die genetischen Algorithmen, können die allgemeinen Anforderungen am besten erfüllen. Als zweitbestes Verfahren tritt Tabu-Search hervor. Dieses Verfahren besitzt aber besonders für sehr große Problemstellungen den Nachteil, dass eine Vielzahl ungültig markierter Lösungen auf einer Tabu-Liste gespeichert werden muss. Neben dem reinen Speicheraufwand verlangt dies einen gewissen Overhead an Indizierungs- und Aktualisierungsaufwand der Liste, was beim genetischen Algorithmus nicht erforderlich ist. Besonders Problemstellungen mit einer großen Anzahl an Eingangsparametern müssen entsprechend aufwendig mit den neuen Zwischenlösungen kontinuierlich abgeglichen werden. Das vorliegende Ladesäulenempfehlungsproblem kennzeichnet sich durch eine große Anzahl an Eingangsparametern und entsprechend komplexen Permutationen an Lösungskandidaten, welche die genannten Probleme bei Tabu-Search provozieren können.

Der genetische Algorithmus bietet hier den Vorteil, dass die Optimierungen immer auf der Basis der letzten bekannten Population kontinuierlich verbessert werden und der Koordinationsaufwand und Speicheraufwand der ungültigen Lösungen entfällt bzw. auf die jeweilige Populationsgröße reduziert wird und damit praktisch vernachlässigt werden kann. Durch das kontinuierliche Weiterrechnen über mehrere Populationen besitzen genetische Algorithmen auch eine gute Abbruchfähigkeit, womit schnell gute Zwischenlösungen ausgegeben werden können.

Das Ladesäulenempfehlungsproblem ist geprägt von sich ständig verändernden Fahrzeugpositionen, unterschiedlichen Fahrerpräferenzen und unvorhersehbaren Verkehrssituationen, die kontinuierlich neue Problemstellungen ergeben und damit ein sehr unstetiges Optimierungsgebirge provozieren. Dies kann von z. B. lokal suchenden Verfahren kaum bewältigt werden. Besonders die ständige Mutation in den Populationen genetischer Algorithmen ermöglicht immer wieder ein Hinausspringen aus kurzzeitig festgefahrenen Nebenoptima.

Besonders die Robustheit genetischer Algorithmen ist für das sich ständig verändernde Ladesäulenempfehlungsproblem ein Vorteil [124, p. 214].

Einige schlechte Individuen können durch Rekombination und Mutation ständig zu neuen besseren Individuen geformt werden und damit ein zeitweises Festfahren der Optimierung immer wieder neu auflösen. Dies ist beispielsweise bei dem Verfahren Simulated Annealing nach einer gewissen Abklingzeit nicht mehr möglich. Das Verfahren kann sich festfahren und ist weniger robust gegenüber sehr unstetigen Optimierungssituationen.

Genetische Algorithmen stellen mit ihrer Robustheit, Abbruchfähigkeit und flexiblen Anpassbarkeit ein gutes Lösungsverfahren für das Ladesäulenempfehlungsproblem dar. Im nächsten Abschnitt wird beschrieben, wie genetische Algorithmen auf die Problemstellung anwendbar sind.

6.4 Umsetzung

Damit die Problemstellung dem Lösungsverfahren bereitgestellt werden kann, muss diese entsprechend kodiert werden. Durch diese Kodierung kann der genetische Algorithmus die Problemstellung als Lösungsverfahren behandeln. Dies wird zunächst mit folgender Abbildung veranschaulicht und im Verlauf dieses Abschnitts weiter präzisiert:

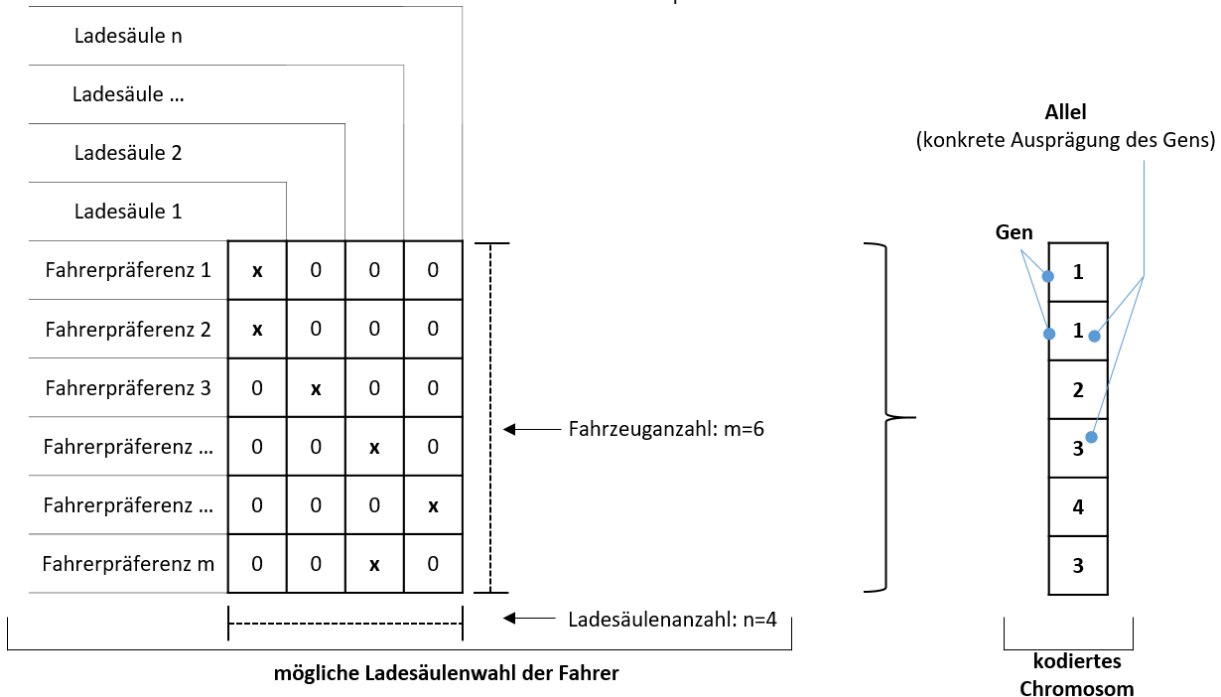


Abbildung 20: Kodierung der Problemstellung für einen genetischen Algorithmus

Grundsätzlich kann jeder Fahrer jede Ladesäule wählen. Diese Ladesäulenwahl wird links auf der Abbildung 20 dargestellt. Sämtliche Kombinationsmöglichkeiten lassen sich so zu Vektoren kodieren. Diese stellen die Chromosomen für den genetischen Algorithmus dar. Jedes Gen entspricht dabei einem Fahrzeug und die Ausprägung (Allel) des Gens der Wahl der Ladesäule. Somit lässt sich die Ladesäulenwahl effizient für alle Fahrzeuge und Ladesäulen zusammenfassen und dem genetischen Algorithmus als Chromosom mit diesem Vektor zur Optimierung bereitstellen.

Der genetische Algorithmus erzeugt zufällig mehrere Vektoren (Individuen) und initialisiert damit die Startpopulation. Durch geschickte Mutation und Rekombination der Gene dieser Individuen erzeugt der genetische Algorithmus neue Nachkommen aus dieser Population. Dabei wird ihre „Fitness“ gemessen. Ein besonders „fittes Individuum“ ist ein Vektor, der die Ladesäulenwahl für alle Fahrer so empfehlen kann, dass diese sich damit weniger gegenseitig an den Ladesäulen blockieren und insgesamt eine verbesserte Ladesituation entsteht.

Der grundlegende Ablauf des genetischen Algorithmus beläuft sich auf die folgenden vier Einzelschritte und wird hier in übersichtlicher Kurzform dargestellt und nach der Darstellung der vier Schritte ausführlich beschrieben:

- **Selektion:** Nachdem zufällig eine Startpopulation mit z. B. 50 Individuen initial generiert wurde, werden aus dieser Population zufällig Individuen selektiert. Bei einer typischen Wettbewerbsselektion werden zwei Individuen gewählt und mit einer Fitnessfunktion bewertet und verglichen. Diese Fitnessfunktion wird dafür im Verlauf dieses Abschnitts noch genauer beschrieben. Das Individuum mit der besseren Fitness wird zur Rekombination oder Mutation weitergegeben und darf Nachkommen erzeugen.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Lösungsverfahren

- **Rekombination:** Die zuvor selektierten Individuen, die sich im Wettbewerb mit einer guten Fitness als besser bewährt haben, dürfen durch Rekombination mit anderen guten Individuen neue Nachkommen erzeugen. Dazu werden die Chromosomen an einer beliebigen Stelle getrennt und mit anderen Individuen gekreuzt. Es werden also Gene vererbt und damit auch Eigenschaften zwischen den guten Individuen ausgetauscht, sodass die Nachkommen eine daraus neu kombinierte Fitness erhalten.
- **Mutation:** Neben der Rekombination treten auch Mutationen in den Chromosomen auf. Allele der Individuen werden dabei zufällig an einer beliebigen Stelle im Chromosom durch eine geringfügige Veränderung „mutiert“, was zu neuen Eigenschaften führt und die Fitness der Individuen beeinflusst. Ein vorzeitiges Konvergieren in lokale Nebenmaxima kann damit behoben werden.
- **Evaluation:** Nachdem neue Nachkommen durch Rekombination oder Mutation erzeugt wurden, werden diese hinsichtlich ihrer Fitness mit der Fitnessfunktion bewertet. Neue Individuen mit einer besseren Fitness dürfen alte Individuen mit einer geringeren Fitness in der Population ersetzen, sodass sich der Genpool der Population stetig durch bessere Eigenschaften auszeichnet und eine kontinuierliche Optimierung beim mehrfachen Durchlaufen des Evolutionsprozesses erfolgt.

Anschaulich stellt sich dieser Prozess wie folgt dar:

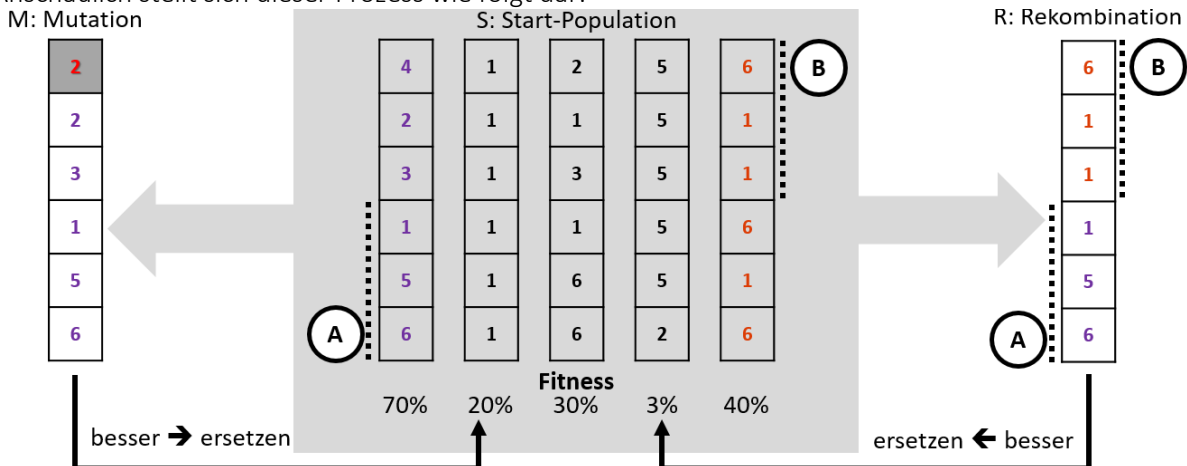


Abbildung 21: Allgemeiner Ablauf vom genetischen Algorithmus

Nachdem eine zufällige Startpopulation (S) initialisiert wurde, werden aus dieser Population gute Individuen selektiert und neu rekombiniert (R) oder mutiert (M). Die genaue Beschreibung der Parametrierung zur Rekombination und Mutation erfolgt im Abschnitt 8.6.2 im Kapitel der Evaluation auf der Seite 186. Die Markierungen (A) und (B) veranschaulichen bei der Rekombination die Genvermischung zwischen Individuen. Bei der Mutation (M) werden wenige Gene zufällig mutiert. Beispielsweise wird für das erste Chromosom beim ersten Gen die Ausprägung, also das Allel, von vier auf zwei mutiert.

Bezogen auf das Ladesäulenempfehlungsproblem würde Fahrzeug eins die Ladesäule zwei statt vier empfohlen werden. Die Mutation wurde an der entsprechenden Stelle im Chromosom dunkel markiert. Diese neuen rekombinierten bzw. mutierten Individuen werden anschließend mit der Fitnessfunktion bezüglich ihrer Fitness bewertet. Diese Fitness ist auf der Abbildung 21 unter den Chromosomen jeweils beispielhaft genannt.

Die Fitnessfunktion entspricht dabei der Zielfunktion des mathematischen Modells des nächsten Kapitels. Diese bewertet, wie gut empfohlene Ladesäulenempfehlungen sind. Gute Ladesäulenempfehlungen reduzieren insgesamt mögliche gegenseitige Blockierungen, die verursacht werden, wenn mehrere Fahrzeuge an denselben Ladesäulen laden möchten.

Eine gute Ladesäulenempfehlung empfiehlt Fahrern also bessere Alternativen, die zu weniger Blockierungen führen und die Ladesituation insgesamt für alle Fahrer kollaborativ verbessern. Die Zielfunktion des mathematischen Modells kann also bewerten, wie gut eine Ladesäulenempfehlung ist, und stellt im Rahmen des genetischen Algorithmus damit die Fitnessfunktion zur Bewertung der Fitness

von Individuen dar. Durch die beschriebene Kodierung können Ladesäulenempfehlungen als Chromosom abgebildet und vom genetischen Algorithmus durch Selektion, Rekombination und Mutation evolutionär optimiert werden.

Bei der Rekombination und Mutation kann die Fitness besser oder schlechter ausfallen. Da für diese Rekombination und Mutation durch die vorausgegangene Selektion bereits gute Individuen selektiert wurden, sollen damit im Idealfall noch bessere Nachkommen erzeugt werden. Die Rekombination soll also Gene von guten Individuen vermischen bzw. diese guten Gene sollen im Idealfall durch zufällige Mutation mit noch besseren Eigenschaften versehen werden.

Nach erfolgreicher Rekombination bzw. Mutation und Bewertung der Fitness dieser neuen Individuen werden diese zurück in die initiale Startpopulation überführt, falls diese neuen Individuen dabei mit einer besseren Fitness bestehende Individuen mit einer geringeren Fitness ersetzen können. Somit verbessert sich der Genpool der Population iterativ von Generation zu Generation in einem evolutionären Prozess.

Durch die zufällige Mutation kann unter anderem auch umgangen werden, dass vorzeitig in lokale Nebenmaxima konvergiert wird. Dies ist besonders bei der hier vorliegenden Problemstellung ein Vorteil, denn das hochgradig unterschiedliche Fahrverhalten provoziert ständig neue Ladesituationen, die sich mit einem sehr un stetigen Optimierungsgebirge äußern. Die zufällige Mutation befähigt Individuen, aus in Nebenmaxima konvergierten Zonen „springen“ zu dürfen.

Der hier beschriebene evolutionäre Optimierungsprozess kann je nach Problemstellung und Zielfunktion rechenintensiv ausfallen. Besonders bei der Optimierung der individuellen Ladesäulenempfehlungen muss das mathematische Modell des nächsten Kapitels die variablen persönlichen Präferenzen der Fahrer als Nebenbedingungen berücksichtigen. Die Zielfunktion des mathematischen Modells, mit der hier die Fitness bewertet wird, stellt mit der hochindividuellen Betrachtung der Fahrerpräferenzen einen hohen Rechenaufwand dar, der durch Parallelisierung reduziert werden kann. Bevor das mathematische Modell dafür im nächsten Kapitel beschrieben wird, erfolgt hier an abschließender Stelle zum Kapitel der Lösungsverfahren eine kurze Diskussion zur optionalen Parallelisierung des Verfahrens.

6.5 Optionale Parallelisierung

Die Fitness der Individuen wird mit der rechenintensiven Zielfunktion bewertet und je nach Iterationsumfang und Populationsgröße kann dieser evolutionäre Prozess viel Berechnungszeit beanspruchen. Bei Bedarf kann dieser Ablauf durch Parallelisierung stark beschleunigt werden [132, pp. 76, 80, 81] [133, p. 2303 231]. In manchen Fällen kann sogar eine fast lineare Rechenzeitreduktion erreicht werden [133, p. 233].

Die rechenintensive Bewertung der Fitness kann für die Individuen problemlos asynchron auf parallelen Recheninstanzen erfolgen. Damit kann selbst eine große Population parallel schnell bewertet werden, wenn nicht jede Recheninstanz die gesamte Population zugewiesen bekommt, sondern nur einen Teil der Individuen zur Bewertung erhält:

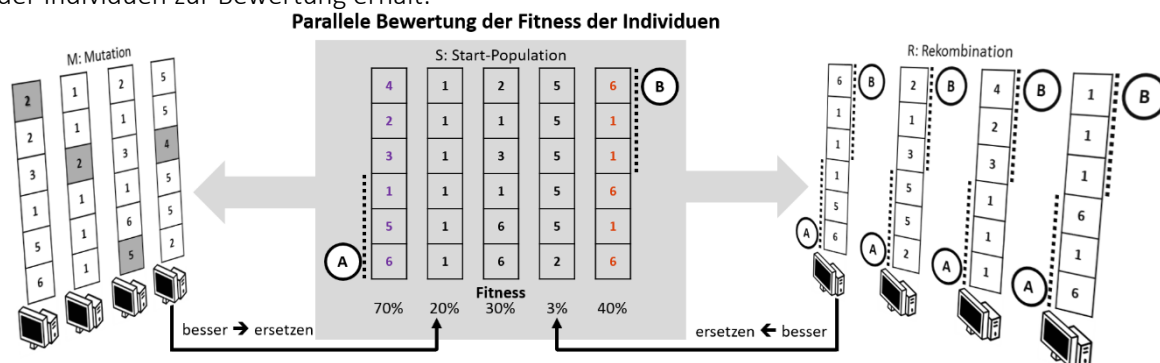


Abbildung 22: Parallele Bewertung der Individuen

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Lösungsverfahren

Alternativ können auch gleich mehrere vollwertige Nebenpopulation auf parallelen Systemen separat optimiert werden, wobei dann die jeweils besten Ergebnisse zwischen den Systemen abgeglichen werden müssen, um die systemübergreifende Bestlösung zu identifizieren [134, pp. 485, 486]:

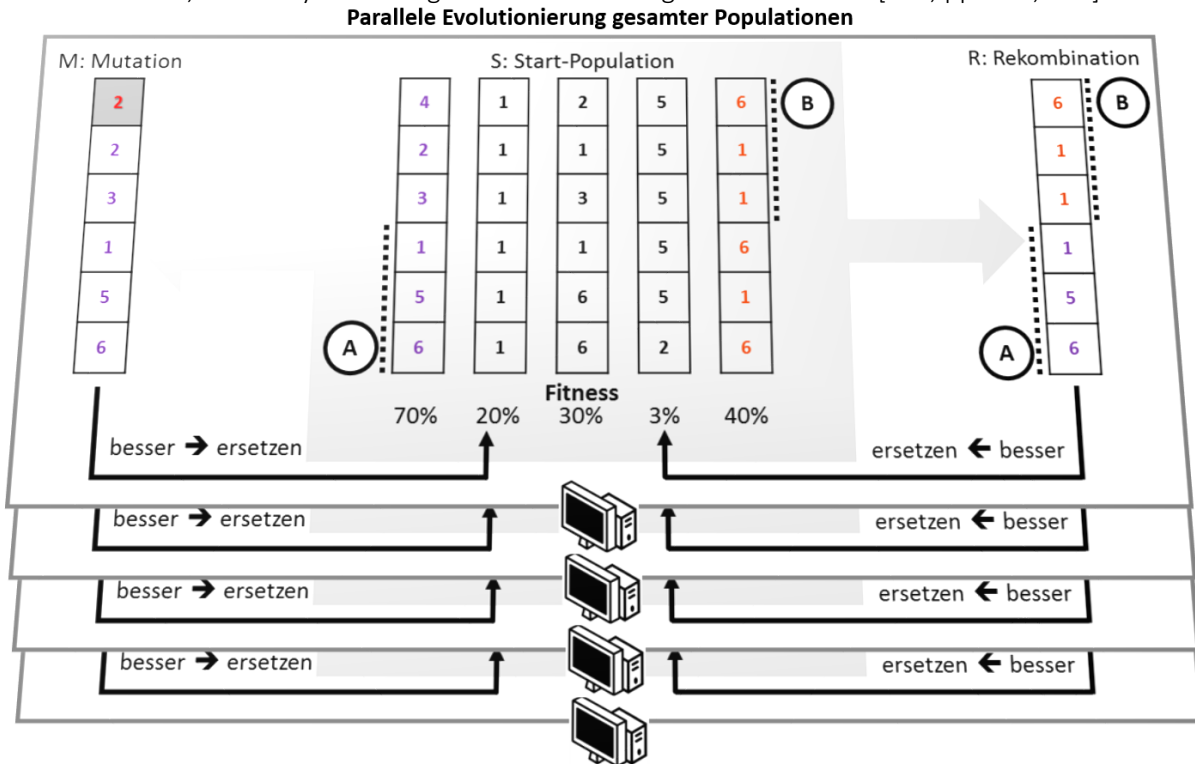


Abbildung 23: Parallele Berechnung ganzer Populationen

Nachdem in diesem Kapitel einzelne Verfahren analysiert und hinsichtlich der Eignung für die hier vorliegende Problemstellung bewertet wurden, konnte der genetische Algorithmus als das am besten geeignete Lösungsverfahren identifiziert werden. Es wurde dargestellt, wie die Problemstellung für dieses Lösungsverfahren kodiert werden kann und welche Möglichkeiten es für eine optionale Parallelisierung zur Beschleunigung des Lösungsverfahrens gibt.

Im nächsten Kapitel wird das mathematische Modell zur Optimierung der Ladesäulenempfehlung entwickelt, mit dem die Problemstellung für das Lösungsverfahren abgebildet werden kann. Dieses Modell berücksichtigt fahrerindividuelle Präferenzen und ist auch um weitere Präferenzen erweiterbar und muss universell für verschiedene Fahrzeuge und Ladesäulen in unterschiedlichen Verkehrsszenarien anwendbar sein.

Das mathematische Modell soll beliebige Verkehrssituationen und Fahrerpräferenzen einheitlich beschreiben können. Damit sollen beliebige und auch zukünftige Verkehrssituationen behandelt werden können, die sich z. B. durch neue Schnellladetechnologien und größere Akkumulatoren auszeichnen könnten.

Ziel ist es, auch in unterschiedlichsten Verkehrssituationen die öffentliche Ladesituation für die Fahrer durch optimierte Ladesäulenempfehlungen zu verbessern. Die ausführliche Herleitung des mathematischen Modells erfolgt dafür im nächsten Kapitel.

7 Das mathematische Modell

In diesem Kapitel wird ein mathematisches Modell hergeleitet, mit dem die Ladesituation von Fahrern von Elektrofahrzeugen bei der Ladesäulensuche beschrieben werden kann. Ziel ist es, ein flexibles Modell zu erstellen, welches auch zukünftig um weitere Informationen ergänzt werden kann. Somit sollen neben den Fahrzeugpositionsdaten und Akkuladestanddaten der Fahrzeuge auch erweiterte Informationen in Form von persönlichen Präferenzen wie gewünschte Zielorte, Ankunftszeiten und Ladekosten integriert werden können.

Der Hintergrund dieser flexiblen Erweiterbarkeit des Modells begründet sich in dem nicht prognostizierbaren zukünftigen Mobilitätsverhalten und den Präferenzen der e-mobilen Nutzer. Auch politische Entscheidungen und Innovationen bei technologischen Entwicklungen führen kontinuierlich zu neuen Bedingungen, die durch Variation der Reichweite, Ladedauer, Ladeleistung, Ladesäulenverfügbarkeit, Fahrzeuganzahl und Ladekosten beeinflusst werden. Daraus können zukünftig unterschiedlichste Verkehrssituationen entstehen, die heute noch nicht vorhersehbar sind. Das mathematische Modell soll diesbezüglich die nötige Flexibilität aufweisen, um auch unterschiedlichste Nutzerpräferenzen und Verkehrssituationen verarbeiten zu können. Die Elektromobilität befindet sich noch in einer volatilen Aufbauphase und es ist nicht absehbar, wie politische und technische Einflussfaktoren wirken werden und wie sich das zukünftige Mobilitätsverhalten innerhalb der Elektromobilität ausprägen wird. Bevor die mathematische Modellierung in diesem Kapitel erfolgt, werden dafür zunächst hier an zentraler Stelle einige grundlegende Modellierungsannahmen formuliert. Mithilfe der Ausformulierung grundlegender Modellierungsannahmen soll die in diesem Kapitel folgende Herleitung des mathematischen Modells verständlich eingeleitet werden.

Grundannahmen für die mathematische Modellierung:

- Das zukünftige Mobilitätsverhalten ist nicht genau absehbar. Elektromobilität kann dabei eine Nischentechnologie bleiben oder sich als vielgenutzte Mobilitätslösung etablieren. Das mathematische Modell soll so entworfen werden, dass dieses auch den letzteren Fall behandeln und eine Vielzahl von Elektrofahrzeugen bei der Ladesäulenempfehlung bedienen kann. Matrizenmodellierung kann dazu beitragen, große Problemstellungen zu beschreiben und bei Bedarf auch in Teilprobleme zu zerlegen.
- Es ist nicht absehbar, wie sich die persönlichen Präferenzen von Fahrern zukünftig entwickeln werden. Daher sollen diese dem Modell bei Bedarf flexibel hinzugefügt werden können. Neben der Berücksichtigung gängiger individueller persönlicher Präferenz der Fahrer wie Zeit, Ort und Kosten soll das Modell folglich zukünftig auch um weitere noch nicht absehbare Präferenzen bzw. um weitere „Schichten“ erweiterbar sein.
- Elektromobilität könnte sich thematisch zu einem Pendlerszenario ausprägen oder sich langfristig auch auf den Langstreckenverkehr ausweiten, falls beispielsweise eine leistungsfähigere Akkumulatorentechnologie entwickelt wird. Das Modell soll eine generische Anwendbarkeit auf unterschiedlichste Verkehrssituationen bieten können, bei der beispielsweise die Ladesäulenbetrachtung im Nahbereich oder aber auch im Fernbereich erfolgen kann.
- Das Zusammenwirken unterschiedlicher Fahrerpräferenzen und hochgradig unterschiedlicher Straßenverhältnisse provoziert wahrscheinlich häufig sehr unterschiedliche Verkehrs- und Ladesituationen. Dies könnte in einer sehr un stetigen Zielfunktion münden, die mit gradientenbasierten Lösungsverfahren nicht mehr lösbar ist. Und selbst wenn die Zielfunktion für heutige Verkehrssituationen noch stetig wäre, ist nicht sichergestellt, dass durch das zukünftige Hinzufügen weiterer Fahrerpräferenzen diese etwaige Stetigkeit auch für zukünftige Verkehrsszenarien noch gilt. Beispielsweise könnten zukünftige Fahrerpräferenzen dazu führen, dass vermehrt e-mobiles Carsharing präferiert wird. Das führt dazu, dass aus der Sicht eines

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Ladesäulenmanagementsystems vermehrt plötzliche und sprunghafte Mikrotrips auftreten und chaotische Nachfragesituationen bei der Ladesäulensuche provozieren. Dies würde in einer hochgradig un stetigen und sprunghaften Zielfunktion münden. Eine wahrscheinliche Annahme ist also, dass die Zielfunktion durchaus un stetig sein kann, und das mathematische Modell sollte daher auch insbesondere für die Optimierung mit heuristischen Verfahren kompatibel sein, die auch un stetige und chaotische Zielfunktionen optimieren können.

Zur Erfüllung dieser Grundannahmen eignet sich die Modellierung in Matrizenform. Dabei können weitere Informationen als zusätzliche „Schichten“ (Matrizen) mit bestehenden Informationsschichten überlagert, gefiltert oder erweitert werden. Dieses Vorgehen wird im Verlauf dieses Kapitels noch detailliert beschrieben.

Es werden also nicht nur Distanzmatrizen als Modellierungsgrundlage gewählt, sondern diverse fahrerindividuelle persönliche Präferenzmatrizen und Matrizen bezüglich der Ladesäuleneigenschaften ermöglichen eine umfangreichere Modellierung. Damit werden bei der Optimierung mehr Informationen berücksichtigt als nur grundlegende Distanzen.

Dementsprechend fällt das mathematische Modell in diesem Kapitel in Bezug zur gesamten Arbeit relativ umfangreich aus und prägt den Kernbeitrag dieser Arbeit, eine fahrerindividuelle Optimierung anbieten zu können.

Das gesamte Modell wird über mehrere Stufen hergeleitet. Anfänglich werden die erwähnten Distanzmatrizen als Grundlage modelliert. Darauf aufbauend erfolgt die Modellierung fahrerindividueller Präferenzen, gefolgt von Matrizen zur Beschreibung der Ladeinfrastruktur.

Am Ende des Kapitels werden sämtliche Matrizen zusammengefügt und beschreiben damit das Gesamtmodell.

Die Modellierung in Matrizenform bietet neben der flexiblen Erweiterbarkeit auch eine standardisierte Basis zur Anwendung unterschiedlicher Lösungsverfahren.

Das mathematische Modell wird in den nächsten Unterkapiteln schrittweise mittels der Eingangsgrößen hergeleitet. Dafür erfolgt im ersten Abschnitt zunächst die Übersicht sämtlicher benötigter Eingangsgrößen. Im weiteren Verlauf folgt die Detailbeschreibung dieser Eingangsgrößen, um damit das Gesamtmodell zusammenzufügen.

Für das zusammengefügte Gesamtmodell wird abschließend die Zielfunktion für das Optimierungsproblem am Ende dieses Kapitels beschrieben. Diese ist die Grundlage für die Optimierung und der im Kapitel 8 produzierten Ergebnisse.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

7.1 Die Einflussgrößen

Zur Vorbereitung wird an dieser Stelle eine Gesamtübersicht aller verwendeten Einflussgrößen bereitgestellt. Diese gehen als Eingangsgröße in das mathematische Modell ein und finden Verwendung bei den anschließenden Herleitungen. Die detaillierten Erläuterungen der jeweiligen Eingangsgrößen werden bei den jeweiligen Herleitungen gegeben. Die folgende Auflistung verfolgt das Ziel einer übersichtlichen und zusammenfassenden Kurzdarstellung sämtlicher Eingangsgrößen:

Allgemein

Fahrzeuganzahl:	m	$\in \mathbb{N}$
Ladesäulenanzahl:	n	$\in \mathbb{N}$

Fahrzeuge

x-Positionen (Longitude) der Fahrzeuge:	\longrightarrow vehicle _{position_x}	$\in \mathbb{R}^m$
y-Positionen (Latitude) der Fahrzeuge:	\longrightarrow vehicle _{position_y}	$\in \mathbb{R}^m$

Ladesäulen

x-Standorte (Longitude) der Ladesäulen:	\longrightarrow powerstation _{position_x}	$\in \mathbb{R}^n$
y-Standorte (Latitude) der Ladesäulen:	\longrightarrow powerstation _{position_y}	$\in \mathbb{R}^n$
Energiepreise der Ladesäulen in Euro:	\longrightarrow powerstation _{price}	$\in \mathbb{R}^n$
Ladeleistung der Ladesäulen in kW:	\longrightarrow powerstation _{power}	$\in \mathbb{R}^n$

Batterieladestand

Akkukapazität der Fahrzeuge in kWh:	\longrightarrow battery _{capacity}	$\in \mathbb{R}^m$
Akkuladestand der Fahrzeuge in kWh:	\longrightarrow battery _{state_of_charge}	$\in \mathbb{R}^m$
Energieverbrauch der Fahrzeuge in kWh / km:	\longrightarrow battery _{consumption}	$\in \mathbb{R}^m$
Gewünschter Zielladestand der Fahrer in kWh:	\longrightarrow battery _{target}	$\in \mathbb{R}^m$

Fahrer

x-Zielort (Longitude) der Fahrzeuge:	\longrightarrow driver _{destination_x}	$\in \mathbb{R}^m$
y-Zielort (Latitude) der Fahrzeuge:	\longrightarrow driver _{destination_y}	$\in \mathbb{R}^m$
Örtliche Suchdistanz der Fahrer in km:	\longrightarrow driver _{searchdistance}	$\in \mathbb{R}^m$
Minimale Cliquenbildungsdistanz in km:	\longrightarrow driver _{clique_maxdist}	$\in \mathbb{R}^m$
Maximale Cliquenbildungsdistanz in km:	\longrightarrow driver _{clique_maxsize}	$\in \mathbb{R}^m$
Zeitlimit der Fahrer beim Laden:	\longrightarrow driver _{timelimit}	$\in \mathbb{R}^m$
Maximale Bereitschaft der Fahrer zu warten:	\longrightarrow driver _{maxwait}	$\in \mathbb{R}^m$
Generelle Präferenzen der Fahrer:	$F_{\text{gen}} = \begin{bmatrix} \text{select}_{1,1} & \cdots & \text{select}_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{select}_{m,1} & \cdots & \text{select}_{m,n} \end{bmatrix}$	$\text{select}_{i,j} \in \{0,1\}$ $i = 1, \dots, m$ $j = 1, \dots, n$
<ul style="list-style-type: none"> - Präferenz bezüglich des Ladesäulenbetreibers (bei welchem der Fahrer angemeldet ist) - Präferenz bezüglich der Preismodelle bzw. der Ladesäulenkosten - Präferenzen bezüglich der vom Fahrer erwünschten Mindestladeleistung - Restriktionen ausgehend von technischen Inkompatibilitäten (Stecker, AC / DC Ladeeinschränkungen) 		

Distanzen der Fahrzeuge zu den Ladesäulen

Distanzmatrix in km:	$D = \begin{bmatrix} d_{1,1} & \dots & d_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{m,1} & \dots & d_{m,n} \end{bmatrix}$	$d_{i,j} \in \mathbb{R}$ $i = 1, \dots, m$ $j = 1, \dots, n$
----------------------	--	--

Durchschnittliche Geschwindigkeiten, die zwischen den Fahrzeugen und Ladesäulen erreichbar sind

Geschwindigkeitsmatrix in km / h:	$V = \begin{bmatrix} v_{1,1} & \dots & v_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{m,1} & \dots & v_{m,n} \end{bmatrix}$	$v_{i,j} \in \mathbb{R}$ $i = 1, \dots, m$ $j = 1, \dots, n$
-----------------------------------	--	--

Hilfsvektoren zum Aufspannen von Matrizen

Einsvektor in Größe der Fahrzeuganzahl:	$\rightarrow_{e_m} = \begin{pmatrix} 1 \\ \dots \\ 1 \end{pmatrix}$	<div style="border: 1px solid black; padding: 2px; display: inline-block;">['] kennzeichnet den Vektor als horizontal transformiert</div>
Einsvektor in Größe der Ladesäulenanzahl:	$\rightarrow'_{e_n} = (1, \dots, 1)$	

Die hier aufgeführten Einflussgrößen werden in den folgenden Abschnitten nacheinander detailliert betrachtet, um schrittweise das mathematische Gesamtmodell herzuleiten.

Das Gesamtmodell basiert auf der Verrechnung vieler Matrizen. Dabei erfolgen sowohl typische Matrizenmultiplikationen als auch die elementweise Multiplikation als Hadamard Produkt. Bevor das Modell in den folgenden Abschnitten hergeleitet wird, soll diesbezüglich die unterschiedliche Notation deutlich gemacht werden, damit die Herleitungen besser verständlich sind:

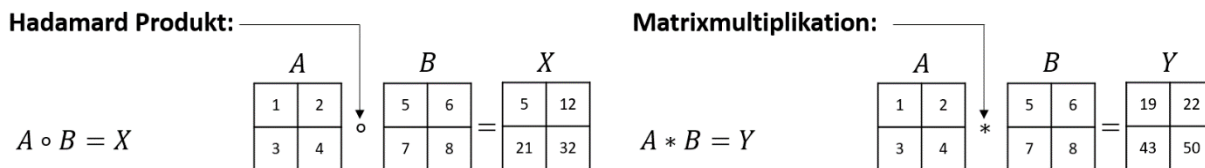


Abbildung 24: Die Notation der grundlegenden Matrixoperatoren

Der Operator " \circ " wird also bei der elementweisen Multiplikation im Sinne des Hadamard Produkts verwendet und der Operator " $*$ " für gängige Matrizenmultiplikationen. In den nächsten Abschnitten erfolgt die schrittweise Herleitung des Gesamtmodells.

7.2 Die Fahrzeuganzahl und die Ladesäulenanzahl

Als Basisgrößen des mathematischen Modells gelten die Fahrzeuganzahl m und die Ladesäulenanzahl n . Diese beiden Größen hängen von der zu betrachtenden Verkehrssituation ab und gehen als Konstanten in das mathematische Modell ein:

Fahrzeuganzahl: $m \in \mathbb{N}$
 Ladesäulenanzahl: $n \in \mathbb{N}$

Diese beiden Größen definieren im Folgenden unter anderem die Dimension von Vektoren und Matrizen. Sämtliche Matrizen werden immer mit der Fahrzeuganzahl m in vertikaler Richtung und mit der Ladesäulenanzahl n in horizontaler Richtung aufgespannt. Die nebenstehende Abbildung 25 veranschaulicht das Prinzip für eine exemplarische Distanzmatrix. Diese Matrix beinhaltet die Distanzen sämtlicher Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen. Durch diese Konvention wird sichergestellt, dass erforderliche Rechenoperationen mit unterschiedlichen, noch folgenden Matrizen auf der Basis der selben Dimension erfolgen. Des Weiteren ermöglicht dieses Vorgehen ein Partitionieren der Gesamtproblemstellung in separate Teilproblemstellungen, indem zu betrachtende Bereiche aus den Matrizen

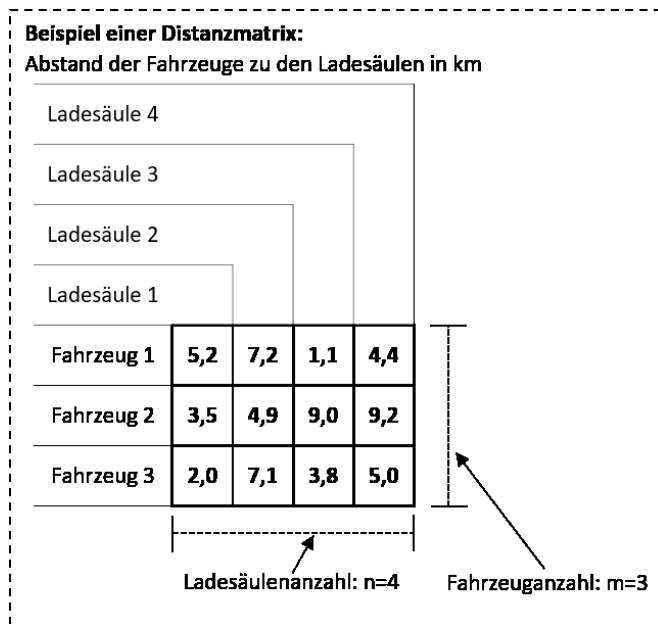


Abbildung 25: Beispielaufbau einer Matrix im Modell

einzelnen ausgeschnitten werden können. Beispielsweise bietet es sich an, aus der Gesamtdatenmenge der Matrizen nur die Teilbereiche zu betrachten, die jeweils für eine Stadt gelten, um eine reaktive Berechnung der Verkehrssituation für die Fahrzeuge zu gewährleisten, denn das zugrunde liegende Rechenproblem besitzt eine exponentielle Komplexitätsklasse, wie es im Kapitel 5 erläutert wurde. Eine Unterteilung des Problems in Teilprobleme kann die Rechenzeit reduzieren. Eine Optimierung der Fahrzeug-Ladesäulen-Zuordnung in Hamburg kann aufgrund der großen Fahrdistanzen unabhängig von der Optimierung in Moskau erfolgen und bietet das Potential einer ressourcenschonenden und effizienten Skalierung von Rechenleistung. Vorteile bezüglich einer optionalen Zerlegung in Teilprobleme durch Parallelisierung wurden im Abschnitt 6.1 beschrieben und das hier gezeigte Matrixmodell zeigt dafür ein anwendbares Konzept auf.

7.3 Die Fahrzeugpositionen und die Ladesäulenstandorte

Fahrzeuge und Ladesäulen besitzen Positionskoordinaten in Form einer geografischen Latitude und Longitude. Im Folgenden wird dafür die vereinfachte Schreibweise x für die Longitude und y für die Latitude verwendet. Diese Schreibweise wird sowohl bei Indexbezeichnungen als auch bei textuellen Erläuterungen aufgegriffen. Bei Ladesäulen sind die Koordinaten stationär an einen feststehenden Standort gebunden, bei Fahrzeugen verändern sich diese kontinuierlich im Fahrverlauf.

Die x - und y -Koordinaten der Fahrzeuge werden mit den beiden Vektoren $\vec{\text{vehicleposition}_x}$ und $\vec{\text{vehicleposition}_y}$ beschrieben. Dabei definiert die erste Komponente des Vektors die Koordinaten für das erste Fahrzeug, die zweite Komponente die Koordinaten für das zweite Fahrzeug etc. Die Zuweisung der Fahrzeuge zu eindeutigen Komponenten erfolgt für alle Vektoren und Matrizen in identischer

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Reihenfolge und ermöglicht damit die eindeutige Fahrzeugidentifikation im gesamten Modell. Analog zu den Fahrzeugpositionen definieren die Vektoren $\vec{\text{powerstation_position_x}}$ und $\vec{\text{powerstation_position_y}}$ die Ladesäulenstandorte. Die Fahrzeugpositionen und Ladesäulenstandorte definieren sich mit:

x-Positionen (Longitude) der Fahrzeuge:	$\vec{\text{vehicle_position_x}}$	$\in \mathbb{R}^m$
y-Positionen (Latitude) der Fahrzeuge:	$\vec{\text{vehicle_position_y}}$	$\in \mathbb{R}^m$
x-Standorte (Longitude) der Ladesäulen:	$\vec{\text{powerstation_position_x}}$	$\in \mathbb{R}^n$
y-Standorte (Latitude) der Ladesäulen:	$\vec{\text{powerstation_position_y}}$	$\in \mathbb{R}^n$

Diese separate Betrachtung der x- und y-Koordinaten bietet Vorteile für noch folgende Reichweitenberechnungen im Abschnitt 7.5 und bei dem Aufstellen von Distanzmatrizen.

7.4 Die Distanzmatrix

Bei jeder Fahrzeugbewegung verändern sich die Distanzen zu den Ladesäulen. Sämtliche Distanzen aller Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen im Straßennetz werden mit einer Distanzmatrix beschrieben. Diese wird im mathematischen Modell regelmäßig neu berechnet und aktualisiert. Denn sollten die Berechnungen eines Ladesäulenmanagementsystems zu viel Zeit benötigen (z. B. > 10 Sek.), können die Fahrer schon bei gängigen Innenstadtfahrgeschwindigkeiten abbiegerelevante Kreuzungen überfahren haben, sodass die Fahrer die vom Ladesäulenmanagementsystem berechneten Ladesäulenempfehlungen nicht mehr effizient erreichen können. Abbildung 26 veranschaulicht, dass ein Fahrzeug an der Position P0 eine Anfrage an das Ladesäulenmanagementsystem stellt. Antwortet das System zum Zeitpunkt T1 reaktiv, kann das Fahrzeug die empfohlene Ladesäule B noch von der Position P1 erreichen. Bei einer verzögerten Antwort zum Zeitpunkt T2 befindet sich das Fahrzeug bereits an der Position P2 hinter der abbiegerelevanten Kreuzung und kann Ladesäule B nicht mehr effizient erreichen. Daher ist ein regelmäßiges Neuberechnen der Distanzmatrix in kurzen Zeitintervallen erstrebenswert. Die in der Matrix eingetragenen Distanzen sind die kürzesten Fahrwege der Fahrzeuge zu den Ladesäulen, die im jeweiligen Straßennetz möglich sind. Die Distanzmatrix prägt sich mit der Dimension $m \times n$ aus. Dabei stehen m -Fahrzeugzeilen genau n -Ladesäulenspalten gegenüber, womit sämtliche Distanzkombinationen der Fahrzeuge und Ladesäulen vollständig beschrieben werden. Die Distanzen von allen Fahrzeugen zu allen Ladesäulen werden mit der Distanzmatrix beschrieben:

$$D_{i,j} = \begin{bmatrix} d_{1,1} & \cdots & d_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{m,1} & \cdots & d_{m,n} \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} d_{i,j} \in \mathbb{R} \\ i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (3)$$

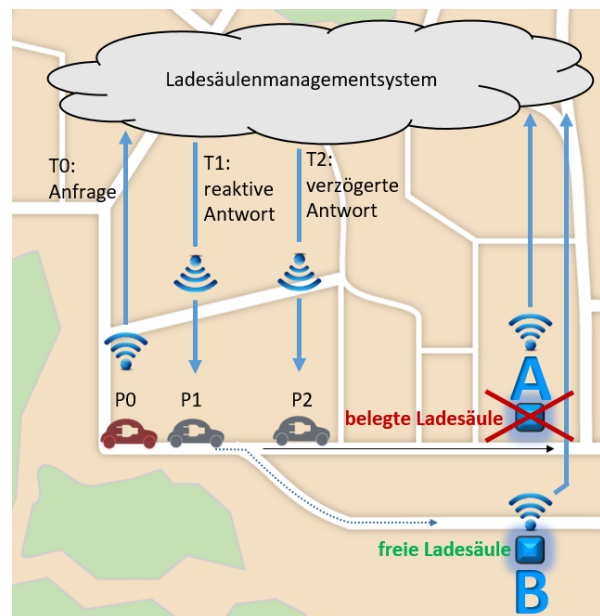


Abbildung 26: Einfluss der Reaktivität eines Ladesäulenmanagementsystems

Im folgenden Abschnitt wird diese Distanzmatrix bei der Reichweitenbetrachtung der Fahrzeuge verwendet.

7.5 Die Reichweitenbetrachtung für die Fahrzeuge

Zur Modellierung der Reichweite der Fahrzeuge ist zunächst die fahrzeugindividuelle Akkukapazität erforderlich, die mit dem Vektor $\vec{\text{battery_capacity}}$ beschrieben wird. Dabei definiert wieder das erste

Element des Vektors die maximale Akkukapazität des ersten Fahrzeugs und das zweite Element die des zweiten Fahrzeugs. Ebenso wird der aktuelle Akkuladestand der Fahrzeuge mit dem Vektor $\vec{\text{battery_state_of_charge}}$ betrachtet. Die maximale Reichweite der Fahrzeuge wird vom individuellen

Energieverbrauch der Fahrzeuge beeinflusst, der sich mit dem Vektor $\vec{\text{battery_consumption}}$ für die

Fahrzeuge definiert:

Akkukapazität der Fahrzeuge in kWh: $\vec{\text{battery_capacity}} \in \mathbb{R}^m$

Akkuladestand der Fahrzeuge in kWh: $\vec{\text{battery_state_of_charge}} \in \mathbb{R}^m$

Energieverbrauch der Fahrzeuge in kWh / km: $\vec{\text{battery_consumption}} \in \mathbb{R}^m$

Abhängig von der jeweiligen maximalen Akkukapazität der Fahrzeuge verfügen diese über eine unterschiedliche Maximalreichweite. Der Quotient aus Akkukapazität und Durchschnittsverbrauch definiert dabei die durchschnittliche Maximalreichweite der Fahrzeuge.

Die Division erfolgt komponentenweise in den Vektoren nach der folgenden Rechenvorschrift:

$$\vec{\text{battery_maxrange}}_i = \frac{\vec{\text{battery_capacity}}_i}{\vec{\text{battery_consumption}}_i} = \begin{pmatrix} \frac{\vec{\text{battery_capacity}}_1}{\vec{\text{battery_consumption}}_1} \\ \frac{\vec{\text{battery_capacity}}_2}{\vec{\text{battery_consumption}}_2} \\ \frac{\vec{\text{battery_capacity}}_{\dots}}{\vec{\text{battery_consumption}}_{\dots}} \\ \frac{\vec{\text{battery_capacity}}_m}{\vec{\text{battery_consumption}}_m} \end{pmatrix} \quad i = 1, \dots, m \quad (4)$$

Die Division der ersten Komponente des Batteriekapazitätsvektors $\vec{\text{battery_capacity}}_1$ mit der ersten

Komponente des Verbrauchsvektors $\vec{\text{battery_consumption}}_1$ beschreibt die Maximalreichweite für Fahrzeug

eins. Diese Division definiert folglich die erste Komponente im Vektor $\vec{\text{battery_maxrange}}$ und wird für alle

Fahrzeuge, also alle Komponenten, wiederholt. Ausgehend vom aktuellen Akkuladestand verfügen die Fahrzeuge über eine limitierte Restreichweite. Der Quotient aus Akkuladestand und Energieverbrauch berechnet die verbleibende Fahrreichweite. Das Rechenverfahren der komponentenweisen Division in den Vektoren erfolgt dabei genau wie zuvor bei der Maximalreichweitenberechnung.

Die Division erfolgt dabei wieder je Komponente:

$$\overrightarrow{\text{battery_actualrange}}_i = \frac{\overrightarrow{\text{battery_state_of_charge}}_i}{\overrightarrow{\text{battery_consumption}}_i} = \begin{pmatrix} \overrightarrow{\text{battery_state_of_charge}}_1 \\ \overrightarrow{\text{battery_consumption}}_1 \\ \overrightarrow{\text{battery_state_of_charge}}_2 \\ \overrightarrow{\text{battery_consumption}}_2 \\ \overrightarrow{\text{battery_state_of_charge}}_{\dots} \\ \overrightarrow{\text{battery_consumption}}_{\dots} \\ \overrightarrow{\text{battery_state_of_charge}}_m \\ \overrightarrow{\text{battery_consumption}}_m \end{pmatrix} \quad i = 1, \dots, m \quad (5)$$

Mit dem Vektor der Restreichweite $\overrightarrow{\text{battery_actualrange}}$ und dem Einheitsvektor \overrightarrow{e}_n wird erneut eine Matrix aufgespannt, wie es unter anderem auch auf der Abbildung 30 auf der Seite 102 beschrieben wird. Damit besitzt die Restreichweitenmatrix ebenfalls die Dimension der Distanzmatrix und ermöglicht einen Vergleich mit dieser. Die Restreichweitematrix wird wie folgt aufgespannt:

$$D_{\text{actualrange}_{i,j}} = \overrightarrow{\text{battery_actualrange}} * \overrightarrow{e}_n = \begin{bmatrix} \overrightarrow{\text{battery_actualrange}}_1 & \dots & \overrightarrow{\text{battery_actualrange}}_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \overrightarrow{\text{battery_actualrange}}_m & \dots & \overrightarrow{\text{battery_actualrange}}_m \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (6)$$

Mittels der Restreichweitematrix und der Distanzmatrix kann entsprechend festgestellt werden, welche der Ladesäulen die Fahrzeuge mit dem aktuellen Akkuladestand noch erreichen können. Mit einem Vergleich beider Matrizen definiert sich die Selektionsmatrix F_{range} , die sämtliche Fahrzeugreichweite-Ladesäulenentfernungs-Kombinationen abbildet:

$$F_{\text{range}_{i,j}} = \begin{cases} 1, & \text{falls } D_{\text{actualrange}_{i,j}} \geq D_{i,j} & i = 1, \dots, m \\ 0, & \text{falls } D_{\text{actualrange}_{i,j}} < D_{i,j} & j = 1, \dots, n \end{cases} \quad (7)$$

Sämtliche Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen, die mit dem aktuellen Akkuladestand nicht mehr erreichbar sind (der Großteil aller Kombinationen), können durch diese Matrix gefiltert werden. Das reduziert die Anzahl zu betrachtender Kombinationsmöglichkeiten, was sich positiv auf die noch folgende Optimierung der Zielfunktion auswirkt. Auch für die anstehende Nutzwertberechnung in Abschnitt 7.12 findet diese Filtermatrix Berücksichtigung. Denn Ladesäulen, die nicht mehr mit dem aktuellen Akkustand erreichbar sind, bieten den Fahrern folglich keinen Nutzwert mehr. Im folgenden Abschnitt werden die gesamten persönlichen Präferenzen der Fahrer beschrieben.

7.6 Die persönlichen Präferenzen der Fahrer

Fahrer von Elektrofahrzeugen haben individuelle, persönliche Präferenzen bei der Ladesäulenauswahl. Diese Präferenzen können beispielsweise durch unterschiedliche Preisstrukturen von verschiedenen Ladesäulenanbietern geprägt sein. Nicht jeder Fahrer ist bereit, sich bei allen Ladesäulenanbietern anzumelden und trifft bei der Ladesäulenbetrieberauswahl individuelle Einschränkungen. Auch schließen technisch inkompatible Steckersysteme und proprietäre Ladelösungen (z. B. von Tesla Motors) die Verwendung von einigen Ladesäulen für gewisse Fahrzeugtypen aus [26, pp. 13, 14] [27]. Erfüllt eine Ladesäule nicht die vom Fahrer gewünschte Mindestladeleistung, so wird diese kategorisch ausgeschlossen.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Neben diesen generellen Präferenzen besitzen die Fahrer auch konkrete örtliche Präferenzen bei der Ladesäulenwahl. Dabei wird die Ladesäulenauswahl vom jeweiligen Fahrtziel und dem individuellen, lokalen Suchtoleranzbereich um das Fahrtziel der Fahrer beeinflusst.

Der Suchtoleranzbereich der Fahrer spezifiziert, wie weit eine Ladesäule maximal vom konkreten Fahrtziel entfernt liegen darf, damit diese Ladesäule noch eine gültige Ladeoption für den Fahrer darstellt, denn einige Fahrer wollen oder müssen in unmittelbarer Nähe des Fahrtziels laden. Beispielsweise möchten einige Fahrer ihr Fahrzeug direkt beim Arbeitgeber abstellen und auch dort laden und tolerieren dabei nur einen sehr kleinen Suchtoleranzbereich für Ladesäulen.

Andere Fahrer möchten ihr Fahrzeug vielleicht nur grob in der Nähe der Innenstadt abstellen und laden und haben somit einen größeren Suchtoleranzbereich für Ladesäulen in ihrer Fahrtzielnähe.

Je nach Fahrer spezifizieren sich dabei unterschiedliche Suchtoleranzbereiche, wie weit eine Ladesäule noch vom konkreten Fahrtziel entfernt sein darf. Auch die Erreichbarkeit der Ladesäulen innerhalb des fahrerspezifischen persönlichen Suchbereichs ist Bestandteil der örtlichen Fahrerpräferenzen. Ladesäulen auf dem Weg zum Fahrtziel sind für die Fahrer attraktiver als Ladesäulen, die hinter den Fahrtzielen liegen und nur durch erhöhte Fahraufwände erreichbar sind.

Neben diesen örtlichen und den generellen Präferenzen haben die Fahrer auch zeitliche Präferenzen. Ladesäulen müssen von einigen Fahrern innerhalb eines gewissen Zeitlimits erreicht werden. Beispielsweise kann es für einige Fahrer erforderlich sein, eine bahnhofsnahe Ladesäule zu einer konkreten Zeit zu erreichen, um eine Anschlussbahn noch rechtzeitig erreichen zu können.

Diese genannten Faktoren prägen zusammen die gesamten Präferenzen der Fahrer bei der Ladesäulenauswahl. Sie lassen sich in drei Komponenten unterteilen. Diese werden im Verlauf der folgenden Unterabschnitte nacheinander detailliert beschrieben. Abschließend werden die Komponenten zu den gesamten Präferenzen der Fahrer im mathematischen Modell am Ende dieses Abschnitts zusammengefügt.

Die einzelnen Komponenten prägen sich wie folgt aus und werden an dieser Stelle kurz zusammenfassend aufgeführt. Auf der Abbildung 27 erfolgt eine grafische Veranschaulichung der Komponenten.

▪ **Komponente 1 von 3: Die generellen Präferenzen der Fahrer**

Unterschiedliche Steckersysteme und vom Fahrer gewünschte Mindestladeleistungen schränken die Ladesäulenauswahl für die Fahrer grundsätzlich ein. Einige Ladesäulenbetreiber erfordern eine Anmeldung oder sind nur in ausgewählten Städten verfügbar oder bieten dem Fahrer unattraktive Preismodelle (Monatsfixkostenpauschale), sodass diese Ladesäulen ebenfalls nicht von allen Fahrern präferiert werden. Für das mathematische Modell können diese Präferenzen der Fahrer frei konfiguriert werden, was im Abschnitt 7.6.1 erläutert wird.

▪ **Komponente 2 von 3: Die örtlichen Präferenzen der Fahrer**

In der Nähe der konkreten Fahrtziele suchen die Fahrer Ladesäulen auf. Je näher Ladesäulen dem konkreten Fahrtziel gelegen sind, desto attraktiver sind diese Ladesäulenstandorte für die Fahrer. Die Fahrer besitzen dabei eine maximale Suchdistanz im Zielgebiet. Ladesäulen, die ausgehend von den Fahrtzielen die maximal tolerierbare Suchdistanz der Fahrer überschreiten, stellen für die Fahrer keine Option mehr zum Laden dar. Nur Ladesäulen innerhalb des Suchtoleranzbereiches bieten eine gültige Ladeoption. Des Weiteren variieren die Distanzen von den Fahrtzielen zu den Ladesäulen, je nach gewählten Fahrtzielen der Fahrer. Dabei können Ladesäulen im Suchtoleranzbereich hinter dem angestrebten Fahrtziel oder unmittelbar vor dem Fahrtziel liegen. Ladesäulen, die auf dem Weg zum Fahrtziel liegen, sind für den Fahrer attraktiver als Ladesäulen, die hinter dem Fahrtziel liegen und nur mit einem erhöhten Fahraufwand erschlossen werden können. Ähnlich wie bei der Parkplatzsuche bei herkömmlichen Fahrzeugen mit Verbrennungsmotor stellt sich für die Fahrer von Elektrofahrzeugen ebenso die Frage, wie weit entfernt das Fahrzeug vom eigentlichen Fahrtziel abgestellt werden sollte. Denn je nach Fahrtziel ist nicht garantiert, dass unmittelbar am Fahrtziel auch eine freie Ladesäule bzw. ein freier Parkplatz verfügbar ist. Die Fahrer gehen dann einen alltäglichen Kompromiss ein und wählen unbelegte Ladesäulen / Parkmöglichkeiten, die dem Fahrtziel am nächsten gelegen sind. Bei diesem Kompromiss unterscheiden sich die Fahrer in ihren örtlichen Präferenzen voneinander und können diesbezüglich für das mathematische Modell im Abschnitt 7.6.2 frei konfiguriert werden.

▪ **Komponente 3 von 3: Die zeitlichen Präferenzen der Fahrer**

Einige Fahrer müssen gewisse Zeitlimits einhalten. Terminliche Verpflichtungen oder der Umstieg auf den Schienenverkehr mit konkreten Abfahrtszeitpunkten erfordert das Einhalten einer spätesten Ankunftszeit beim Aufsuchen von Ladesäulen. Des Weiteren werden die zeitlichen Präferenzen vom Ladezeitbedarf der Fahrer an den Ladesäulen geprägt. Dieser ist abhängig von dem Akkuladestand, der Akkukapazität, der Ladeleistung der Ladesäule und dem gewünschten Zielladestand der Fahrer. Viele Fahrer wollen nur beim Einkaufen laden und warten nach dem Einkauf nicht, bis das Fahrzeug vollständig geladen ist, sondern verlassen die Ladesäule nach dem Einkauf noch vor vollständiger Aufladung des Fahrzeugs. Diese persönlichen Präferenzen der Fahrer sind im mathematischen Modell frei konfigurierbar und werden in den folgenden Unterabschnitten detailliert beschrieben.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Die folgende Abbildung fasst die drei Komponenten grafisch zusammen:

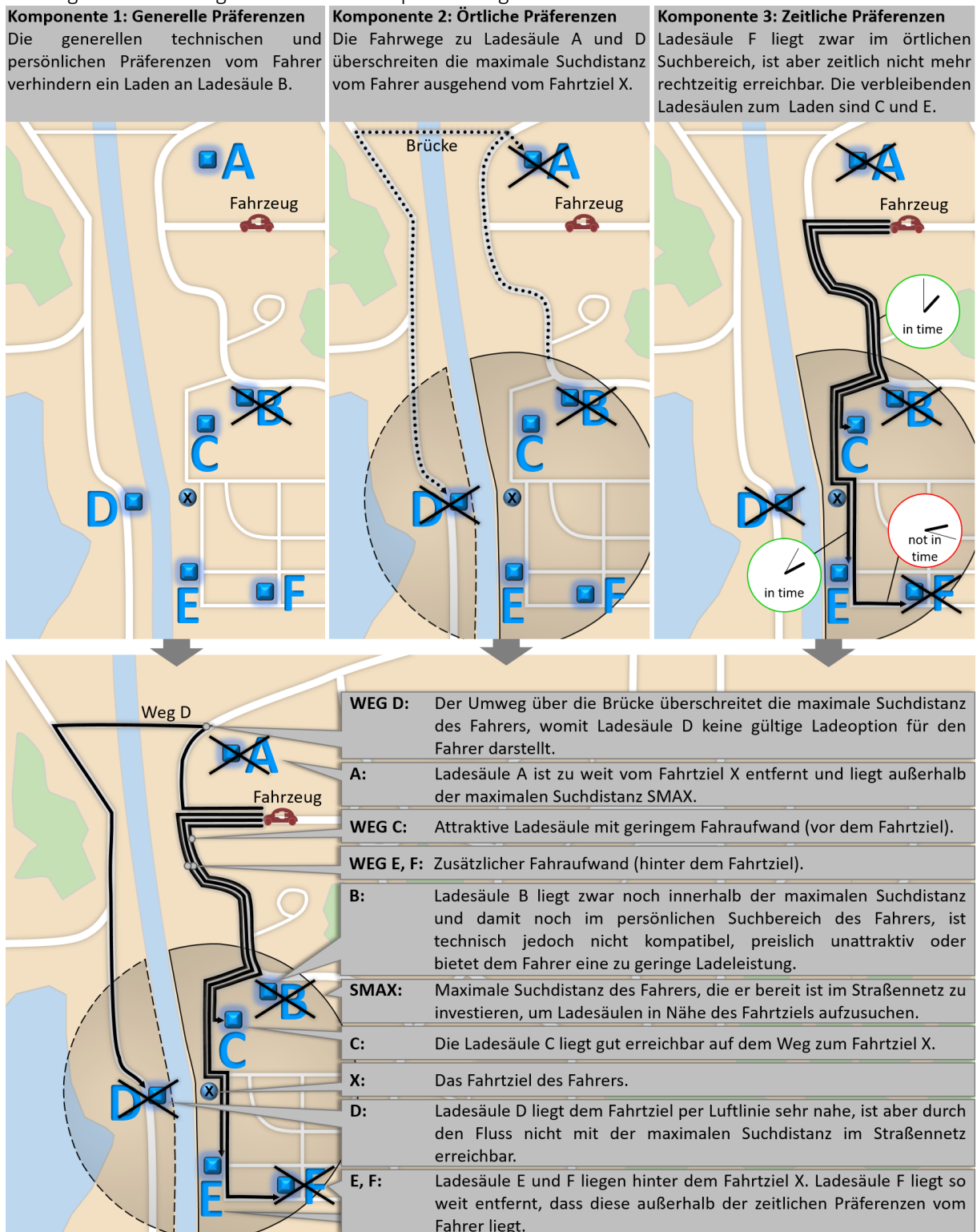


Abbildung 27: Zusammenfassung der drei Komponenten der Fahrerpräferenzen

In dem abgebildeten Beispielszenario besitzt der Fahrer des Fahrzeugs das konkrete Fahrtziel X. Auf dem Weg zum Fahrtziel X kann der Fahrer die Ladesäulen B und C erreichen. Alternativ kann der Fahrer auch die Ladesäulen E und F hinter dem Fahrtziel X erreichen, muss dafür aber einen zusätzlichen Fahraufwand investieren. Ladesäule D liegt dem Fahrtziel X per Luftlinie am nächsten, jedoch kann Ladesäule D nur durch den erheblich längeren WEG D über eine Brücke erschlossen werden. Dieser WEG D überschreitet die maximale Suchtoleranz SMAX des Fahrzeugs. Eine Betrachtung der Ladesäulendistanz per Luftlinie ist demnach nicht angebracht im mathematischen Modell, sondern die

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

tatsächlich auftretenden Fahrwege gemäß der Distanzmatrix D aus Abschnitt 7.4 sind maßgeblich für die Fahrer. Bahnübergänge, Brücken und Einbahnstraßenkonstellationen können trotz der geringen Luftliniendistanzen zu erhöhten Fahraufwänden für die Fahrer führen, sodass diese Ladesäulen außerhalb der noch akzeptablen Suchdistanzen S_{MAX} der Fahrer liegen. Die Ladesäule B liegt zwar noch innerhalb der persönlichen Suchdistanz S_{MAX} , verstößt aber gegen die generellen Präferenzen des Fahrers. Sie ist technisch nicht kompatibel, bietet eine zu geringe Ladeleistung oder ist vom Preismodell her unattraktiv. Ladesäule A liegt grundsätzlich zu weit außerhalb der maximalen Suchdistanz S_{MAX} des Fahrers. Die verbleibenden Ladesäulen C, E und F befinden sich noch im persönlichen Suchbereich des Fahrers. Der zeitliche Fahraufwand zur Ladesäule F überschreitet dabei knapp die zeitlichen Präferenzen des Fahrers und bietet somit ebenfalls keine gültige Ladeoption mehr für den Fahrer. Folglich verbleiben Ladesäulen C und E als gültige Ladeoptionen für den Fahrer. Je geringer die Distanz der Ladesäule zum eigentlichen Fahrtziel, desto attraktiver ist die Ladesäule für den Fahrer. Des Weiteren ist es für den Fahrer vorteilhaft, wenn kein zusätzlicher Fahraufwand investiert werden muss, um Ladesäulen hinter dem eigentlichen Fahrtziel zu erreichen. Demnach ist für dieses Beispiel die Ladesäule C für den Fahrer die attraktivste Ladesäule.

Nach dieser zusammenfassenden Gesamtübersicht der Einflussfaktoren bei den persönlichen Präferenzen der Fahrer werden die einzelnen Komponenten im Folgenden im Detail beschrieben und für das mathematische Modell modelliert. Der folgende Unterabschnitt behandelt mit Komponente 1 die generellen Präferenzen der Fahrer.

7.6.1 Komponente 1 von 3 - Die generellen Präferenzen der Fahrer

Die grundsätzlichen persönlichen Präferenzen der Fahrer lassen sich in einer zusammenfassenden Selektionsmatrix darstellen. Preis- und Anbieterpräferenzen, gewünschte Mindestladeleistungen und erforderliche Steckersysteme schränken die Ladesäulenwahl der Fahrer ein. Diese Einschränkung wird mittels einer Selektionsmatrix im mathematischen Modell bereitgestellt. Der Wert 1 markiert dabei gültige Fahrer-Ladesäulen-Präferenzen und der Wert 0 schließt diese aus:

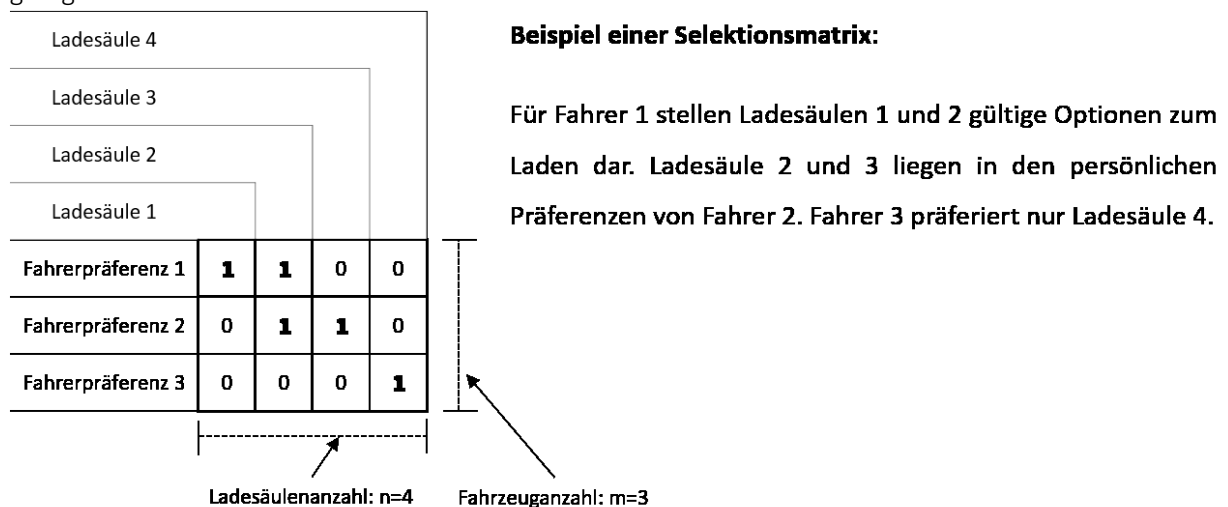


Abbildung 28: Aufbau einer Selektionsmatrix

Diese Matrix beinhaltet nur 0 und 1 Elemente und wird mit noch folgenden Selektionsmatrizen elementweise multipliziert, um den Informationsgehalt mehrerer Selektionsmatrizen in einer zusammenfassenden Matrix zu aggregieren. Damit lassen sich unterschiedliche Selektionen einheitlich zusammenfassen. Diese hier aufgeführten generellen Präferenzen der Fahrer werden mit der Selektionsmatrix F_{gen} abgebildet:

$$F_{gen_{i,j}} = \begin{bmatrix} select_{1,1} & \cdots & select_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ select_{m,1} & \cdots & select_{m,n} \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} select_{i,j} \in \{0,1\} \\ i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (8)$$

Damit ist die erste Komponente beschrieben und im Folgenden wird auf die Fahrtziele der Fahrer eingegangen und wie diese aufbereitet werden, damit diese mit den hier beschriebenen generellen Präferenzen der Fahrer verrechenbar sind.

7.6.2 Komponente 2 von 3 - Die örtlichen Präferenzen der Fahrer

Die Fahrer haben das Bestreben, ihr Fahrzeug möglichst in der Nähe des konkreten Fahrtziels zu laden. Dabei besitzen die Fahrer eine individuelle maximale Suchdistanz zum Aufsuchen von Ladesäulen in der Nähe des Fahrtziels. Ausgehend von diesen Präferenzen betrachten die Fahrer eine unterschiedliche Anzahl potentieller Ladesäulen:

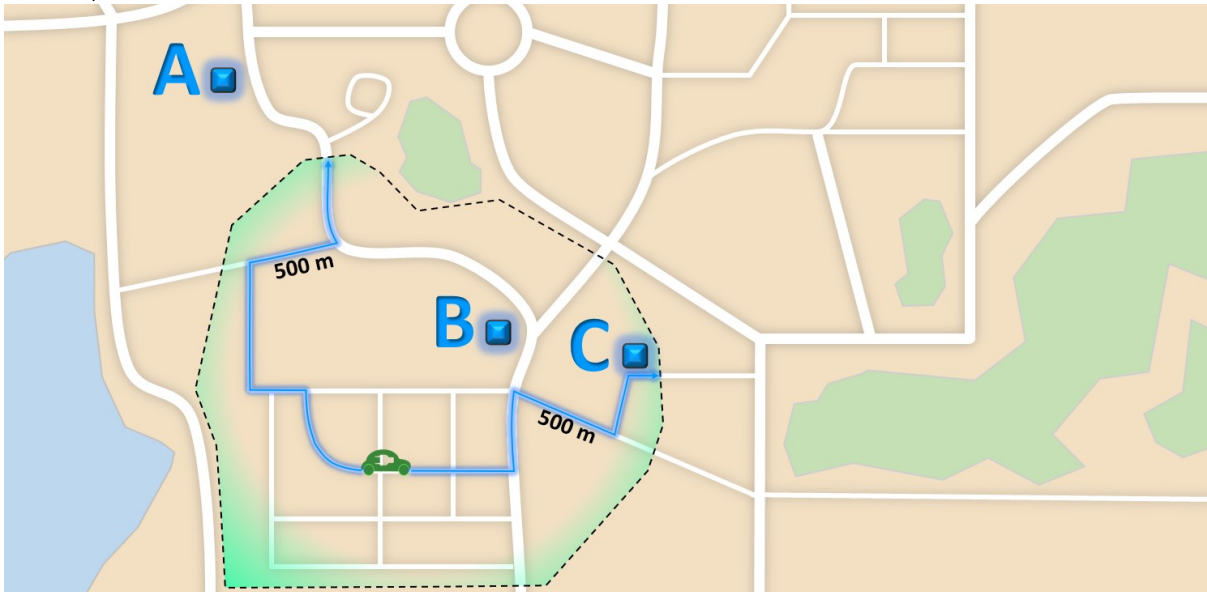


Abbildung 29: Betrachtung der Ladesäulen nach den Suchpräferenzen der Fahrer

In diesem Beispiel befindet sich das Fahrzeug in einer attraktiven Innenstadtposition und möchte zum Aufsuchen von Ladesäulen nicht weit von dieser Position abweichen, da nach dem Abstellen des Fahrzeugs zum Laden an der Ladesäule die Innenstadt mit einem möglichst kurzen Fußweg erreicht werden soll. Demnach betrachtet der Fahrer in diesem Beispiel nur Ladesäulen, die in maximal 500 m Entfernung liegen, und hat somit die Wahl zwischen Ladesäule B oder C. Ladesäule A liegt weiter als die gewünschten 500 m von der aktuellen Fahrzeugposition entfernt und entfällt daher als innenstadtnahe Ladeoption für den Fahrer. Die mathematische Modellierung für diese fahrerindividuelle Ladesäulenselektion erfolgt im nächsten Unterabschnitt.

7.6.2.1 Modellierung der Ladesäulenselektion gemäß der Fahrerpräferenz im Suchbereich

Um zu identifizieren, welche der Ladesäulen noch im jeweiligen Suchtoleranzbereich der Fahrer liegen, werden dem mathematischen Modell die fahrerindividuellen Suchdistanzpräferenzen mit dem Suchdistanzvektor bereitgestellt:

Örtliche Suchdistanz der Fahrer in km: $\xrightarrow{\text{driver_searchdistance}} \in \mathbb{R}^m$

Diese Suchdistanzen der Fahrer werden für die Ladesäulenselektion mit der Ladesäulen-Distanzmatrix $D_{\text{destination}}$ abgeglichen. Diese Matrix beschreibt die Distanzen von den Fahrtzielen der Fahrer zu den Ladesäulen und ist nicht zu verwechseln mit der Standard-Distanzmatrix D aus Abschnitt 7.4, welche die Distanzen zwischen den Fahrzeugpositionen und Ladesäulen beschreibt. Die hier spezifizierte Ladesäulen-Distanzmatrix $D_{\text{destination}}$ enthält die Distanzen zwischen allen Fahrtzielen und Ladesäulen. Die im Abschnitt 7.4 definierten Eingangsgrößen beschreiben mit Vektoren die persönlichen Präferenzen der Fahrer und die Daten der Fahrzeuge und Ladesäulen. Die Fahrtziele der Fahrer werden als persönliche Präferenzen mit den beiden bekannten Vektoren $\xrightarrow{\text{driver_destination_x}}$ und

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

beschrieben und die Standorte der Ladesäulen mit den beiden Vektoren $\vec{driverdestination}_y$ und $\vec{powerstationposition}_y$. Zur Berechnung der Distanzmatrix $D_{destination}$ werden die Entfernungen zwischen allen Fahrtzielen und Ladesäulen berechnet. Ein Element $d_{destination_{i,j}}$ berechnet sich folglich aus der Entfernung im Straßennetz zwischen den Punkten $\left(\vec{driverdestination}_{x_i}, \vec{driverdestination}_{y_i}\right)$ und $\left(\vec{powerstationposition}_{x_i}, \vec{powerstationposition}_{y_i}\right)$. Zusammenfassend stellt sich die Distanzmatrix mit den Distanzen zwischen allen Fahrtzielen und Ladesäulen wie folgt dar:

$$D_{destination_{i,j}} = \begin{bmatrix} d_{destination_{1,1}} & \cdots & d_{destination_{1,n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{destination_{m,1}} & \cdots & d_{destination_{m,n}} \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} d_{destination_{i,j}} \in \mathbb{R} \\ i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{array} \quad (9)$$

Für den Abgleich wird der Suchdistanzvektor durch eine Vektormultiplikation mit dem Einheitsvektor \vec{e}_n zu einer Suchdistanzmatrix aufgespannt. Das Aufspannen von Matrizen wird auf der Abbildung 30 beschrieben. Die aufgespannte Suchdistanzmatrix besitzt dann folglich dieselbe Dimension wie die Ladesäulen-Distanzmatrix, sodass ein direkter Abgleich mit dieser erfolgen kann. Durch den Vergleich zwischen der Suchdistanzmatrix und der Ladesäulen-Distanzmatrix kann festgestellt werden, welche der Ladesäulen noch im persönlichen Suchtoleranzbereich der Fahrer liegen und damit gültige Ladeoptionen für die Fahrer darstellen. Der Abgleichprozess erfolgt dabei mit den folgenden drei Schritten und wird auf der Abbildung 30 dargestellt:

- Im ersten Schritt wird mit einer Vektormultiplikation zwischen Suchdistanzvektor und Einheitsvektor die Suchdistanzmatrix aufgespannt.
- Im zweiten Schritt werden mit der Distanzmatrix sämtliche Distanzen von allen Fahrtzielen der Fahrer zu allen potentiellen Ladesäulen bereitgestellt.
- Im dritten Schritt erfolgt der Abgleich zwischen dieser Ladesäulen-Distanzmatrix und der Suchdistanzmatrix. Damit entsteht erneut eine Selektionsmatrix, die spezifiziert, welche Ladesäulen noch innerhalb der persönlichen Suchdistanzen der Fahrer liegen.

Das folgende Beispiel veranschaulicht dieses Vorgehen:

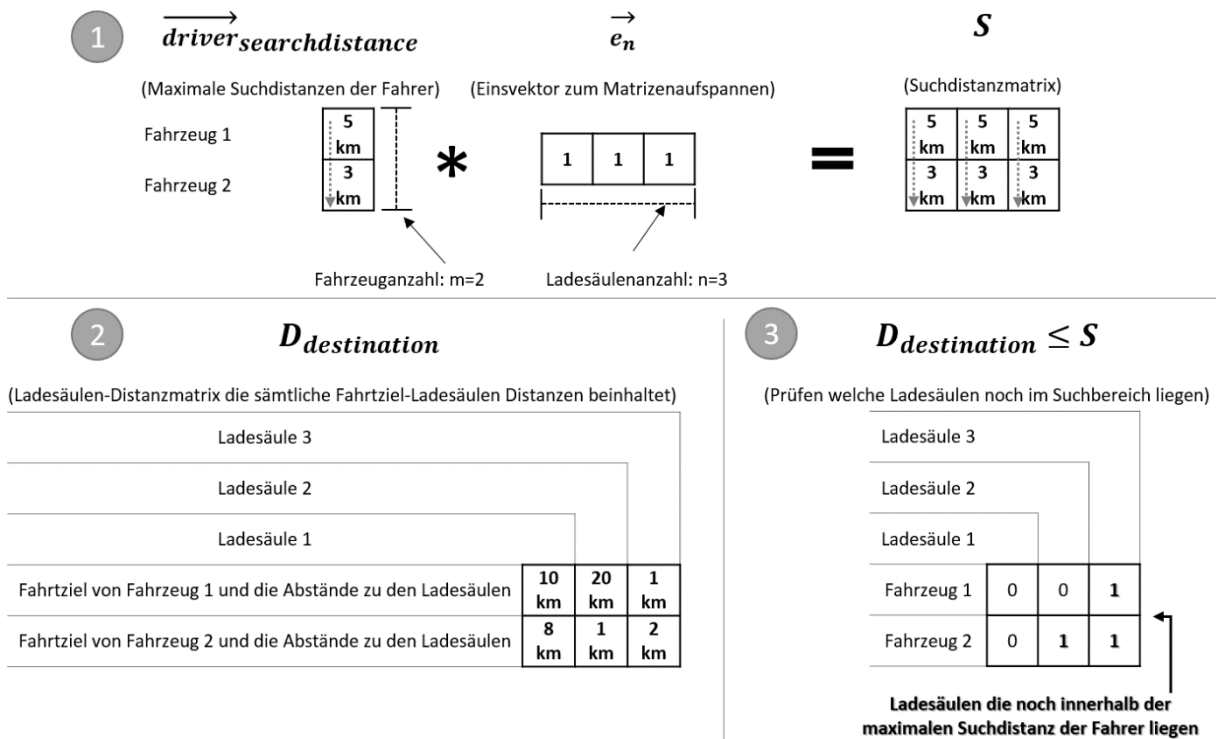


Abbildung 30: Beispiel zum Aufspannen von Matrizen

Zwei Fahrzeuge haben nach diesem Beispiel die Möglichkeit an drei Ladesäulen zu laden. Der Fahrer von Fahrzeug eins präferiert eine maximale Suchdistanz von 5 km zum Aufsuchen von Ladesäulen in der Nähe des Fahrtziels. Der Fahrer von Fahrzeug zwei präferiert in diesem Beispiel eine maximale Suchdistanz von 3 km. Durch diese Präferenzen der Fahrer erschließt sich für Fahrzeug eins nur das Laden an der Ladesäule drei. Fahrzeug zwei kann an den Ladesäulen zwei und drei laden. Denn bei Ladesäule eins wird mit einer Distanz von 8 km die maximale Suchdistanz des Fahrers von Fahrzeug zwei überschritten, die nur 3 km beträgt. Der Vergleich zwischen der Suchdistanzmatrix aus Schritt eins und der Distanzmatrix aus Schritt zwei generiert folgende Selektionsmatrix im Schritt drei:

$$F_{\text{searchdistance}_{i,j}} = \begin{cases} 1, & \text{falls } D_{\text{destination}_{i,j}} \leq S_{i,j} \quad i = 1, \dots, m \\ 0, & \text{falls } D_{\text{destination}_{i,j}} > S_{i,j} \quad j = 1, \dots, n \end{cases} \quad (10)$$

Diese Selektionsmatrix und die generelle Selektionsmatrix F_{gen} des vorigen Unterabschnitts aus der Komponente eins werden bei der Gesamtbetrachtung im letzten Unterabschnitt 7.6.4 aufgegriffen. Bei dieser modellierten Ladesäulenselektion gilt es jedoch noch ein Detailproblem im Grenzbereich zu lösen, welches im Folgenden erläutert wird.

7.6.2.2 Modellierung der Ladesäulenselektion gemäß der Fahrerpräferenzen im Grenzbereich

In Innenstädten mit einer hohen Ladesäulendichte kann die im vorigen Abschnitt beschriebene statische Ladesäulenselektion, mit einer limitierenden Suchdistanz, in speziellen Situationen zu einem Abschneiden von unmittelbar benachbarten Ladesäulen führen, wie es beispielsweise auf größeren Parkplätzen mit mehreren Ladebuchten nebeneinander auftreten kann. Ladesäulen, die also zufällig genau am Rand des Suchbereichs liegen, im sogenannten Grenzbereich, können dabei von unmittelbar benachbarten Ladesäulen getrennt werden die nur marginal außerhalb des Suchbereichs liegen.

Dies wäre aus der Sicht des Fahrers nicht plausibel. Denn wäre eine gewisse Ladesäule im Suchbereich belegt und eine weitere Ladesäule in unmittelbarer Nähe unbelegt, so würde der Fahrer sehr

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

wahrscheinlich diese zusätzliche Ladeoption auch noch wahrnehmen, auch wenn diese zufällig gerade minimal außerhalb des normalen Suchbereichs liegen würde.

Das allgemeine Problem, das in diesem Abschnitt gelöst wird ist also die Beachtung von zusätzlichen Ladesäulen, die sehr nahe am Rand des Suchbereichs liegen und diesen Suchbereich dynamisch als Ladesäulenclique im Interesse des Fahrers erweitern. Dieses Parkplatzbeispiel dient anfänglich nur der Veranschaulichung und wird im Verlauf dieses Abschnittes noch allgemeingültig zur fahrerindividuellen Ladesäulencliquenbetrachtung aufgespannt:

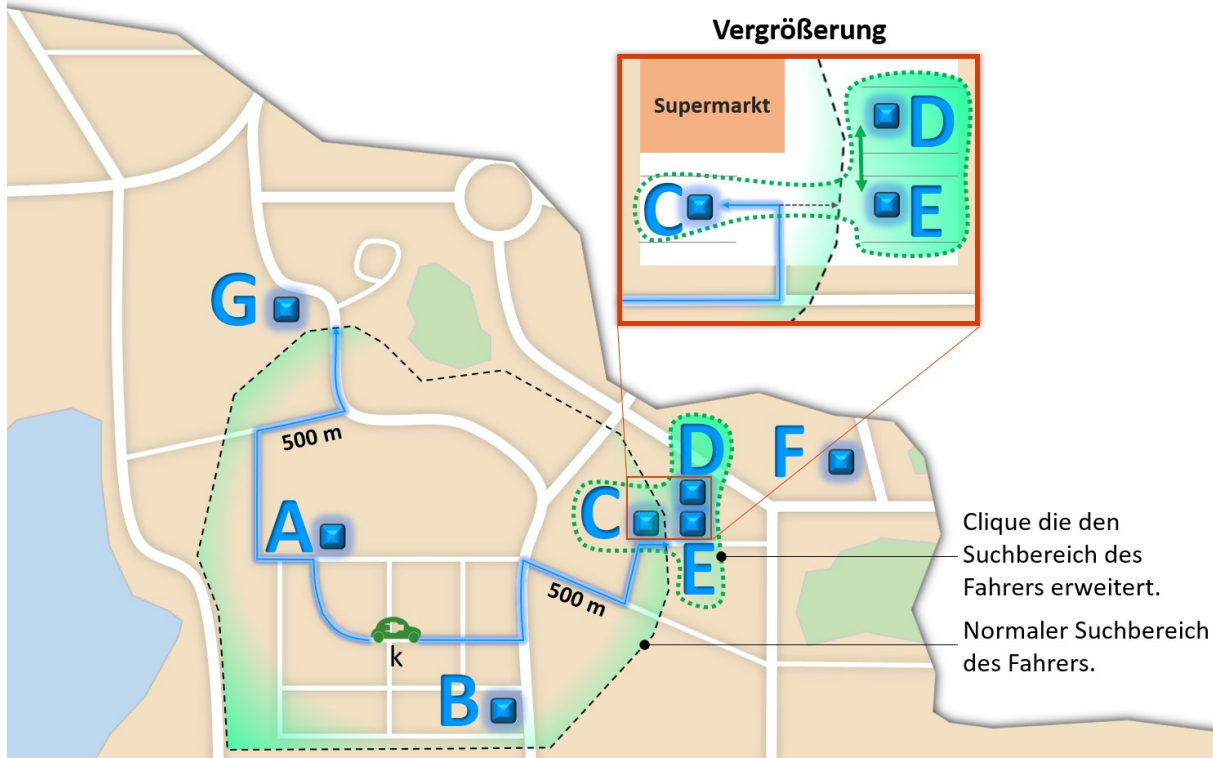


Abbildung 31: Problem bei der Ladesäulenselektion resultierend aus einer statischen Suchdistanz

Der Fahrer von Fahrzeug k besitzt in dem Beispiel aus Abbildung 31 eine Suchdistanz von 500 m zum Aufsuchen von Ladesäulen. Demnach sind A, B und C grundsätzlich gültige Ladeoptionen. Ladesäule G und F liegen weit außerhalb der Suchdistanz und stellen keine gültige Ladeoption mehr dar. Ladesäulen D und E liegen zwar außerhalb des regulären Suchbereiches, aber diese liegen mit Ladesäule C zusammen auf einen Supermarktparkplatz an verschiedenen Ladebuchten in unmittelbarer Nähe. Und Ladesäule C liegt dabei aber auch im allgemeinen Suchbereich des Fahrers. Würde Fahrer k zur allgemeingültigen Ladesäule C fahren und wäre diese dann belegt, dann hätte der Fahrer einen unmittelbaren Sichtkontakt zu Ladesäule E und würde sehr wahrscheinlich auch die Ladeoption dort wahrnehmen, statt an C zu warten. Ein hartes Abschneiden gemäß der Suchdistanz wäre hier nicht plausibel.

Ein triviales Erweitern des regulären Suchbereichs zur zusätzlichen Betrachtung dieser Ladesäulen würde zu dem Problem führen, dass auch die Ladesäule G betrachtet würde, obwohl der Fahrer in diese Richtung keine reguläre Ladeoption hätte. Da C aber bereits im gängigen Suchbereich liegt, können dem Fahrer dort auch die sich in unmittelbarer Nähe befindlichen Ladesäulen E und D als plausible Erweiterung empfohlen werden, wenn der Fahrer sowieso schon in der Nähe von C ist. Der marginale Fahraufwand zu E und D würde die Ladesituation für den Fahrer dann deutlich verbessern. Dies wäre bei der Betrachtung von G durch eine triviale Suchbereichsausdehnung nicht der Fall. Daher gilt es, eine dynamische Cliquenerweiterung im Grenzbereich im Interesse des Fahrers und der persönlichen Präferenzen plausibel zu berechnen, statt den Suchbereich trivial „aufzuweichen“. Es gilt, Cliquen gemäß der persönlichen Fahrerpräferenz zu identifizieren, die solche Situationen für den Fahrer plausibel abbilden und dem mathematischen Modell bereitstellen. Das mathematische Modell wird also auch zusätzlich diese speziellen, aber grundsätzlich möglichen Situationen im Grenzbereich berücksichtigen, um den Fahrern stets plausible Ladesäulenempfehlungen berechnen zu können.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Es werden dafür zunächst die Ladesäulen betrachtet, die grundsätzlich in unmittelbarer Nähe zueinander liegen und damit eine sogenannte Clique bilden. Die Definition, ab wann Ladesäulen als unmittelbar benachbart gelten kann, fahrerindividuell als Präferenz bereitgestellt werden:

Maximale Distanz zur Cliquenbildung in km: $\xrightarrow{\text{driver}_{\text{clique_maxdist}}} \in \mathbb{R}^m$

Dabei kann es natürlich zu einem Kettenbildungseffekt bei der Cliquenbildung kommen. Wenn mehrere Ladesäulen zueinander in unmittelbarer Nähe liegen, kann eine Clique theoretisch als beliebig lange Kette aus dem ursprünglichen Suchbereich der Fahrer hinausragen. Dabei unterscheiden sich die Fahrer in ihrer Bereitschaft, wie weit sie jeweils aus ihrem eigentlichen Suchbereich entlang der Cliquenkette hinausfahren würden, um noch zusätzliche Ladesäulen erreichen zu können. Dem mathematischen Modell wird also eine weitere Fahrerpräferenz hinzugefügt, die beschreibt, wie weit Cliquenverkettungen maximal aus dem Suchbereich hinausführen dürfen:

Maximale Größe der Cliquengröße in km: $\xrightarrow{\text{driver}_{\text{clique_maxsize}}} \in \mathbb{R}^m$

Mit diesen beiden Größen kann also fahrerindividuell berücksichtigt werden, wie mit Ladesäulen im Grenzbereich umgegangen werden soll. Selbst das rein statische Betrachten nach einem hart definierten Suchbereich ohne dynamische Grenz betrachtungen ist dabei noch möglich, indem für diesen Fall die minimale Cliquenbildungsdistanz auf null gesetzt wird.

Zur dynamischen Ladesäulenbetrachtung und Cliquenbildung von Ladesäulen im Grenzbereich gemäß individuellen Fahrerpräferenzen sind folgende Rechenschritte notwendig:

- **Berechnung 1: Identifikation der unmittelbar benachbarten Ladesäulen**
Es wird zunächst geprüft, welche Ladesäulen grundsätzlich gemäß den Fahrerpräferenzen nahe beieinanderliegen und potentielle Kandidaten für eine Cliquenbildung darstellen.
- **Berechnung 2: Zusammenfassung benachbarter Ladesäulen zu Cliquen**
Die im ersten Berechnungsschritt identifizierten Ladesäulen werden zu Cliquen zusammengefasst. Wenn zum Beispiel zwei Ladesäulen A und C nicht unmittelbar benachbart sind, aber A und B benachbart sind und B und C auch benachbart sind, so ist A über den Sprung über B indirekt mit C benachbart. Folglich werden die in der Berechnung 1 identifizierten Paare AB und BC in diesem zweiten Berechnungsschritt zur Clique ABC zusammengefasst.
- **Berechnung 3: Identifikation der relevanten Keimladesäule zur Cliquenbildung**
Nachdem die potentiellen Cliquen mit der ersten Berechnung identifiziert wurden, wird geprüft, welche davon im Grenzbereich liegen, also noch mit mindestens einer Ladesäule im Suchbereich liegen und dann als Verkettung aus dem Suchbereich rausführen könnten, wie es die vorherige Berechnung behandelt hat. Diese Ladesäule ist die sogenannte Keimladesäule von der ausgehend eine Clique aus dem Suchbereich rauswachsen kann.
- **Berechnung 4: Fahrerindividuelles Begrenzen der maximalen Cliquengröße**
Nachdem mit der Berechnung bekannt ist, welche Ladesäulencliquen aus dem Suchbereich gemäß den gewünschten Fahrerpräferenzen hinausragen, wird dieses Herausragen gemäß individuellen Fahrerpräferenzen entsprechend limitiert. Je nach Präferenz der Fahrer sind diese bereit, ihren ursprünglichen Suchbereich zu überschreiten, wenn im Randbereich benachbarte Ladesäulen existieren, die mit einem marginalen zusätzlichen Fahraufwand in unmittelbarer Nähe erreicht werden können. Dabei besitzen die Fahrer eine individuelle Präferenz, wie weit die Cliquengröße den regulären Suchbereich erweitern darf.
- **Berechnung 5: Die finale fahrerindividuelle Cliquenberechnung**
Basierend auf den vorigen Berechnungen können zum ursprünglichen Suchbereich der Fahrer gemäß deren Fahrerpräferenzen dynamisch Cliquen im Grenzbereich hinzugefügt werden und den Suchbereich entsprechend erweitern, um eine plausible Ladesäulenselektion für die Fahrer vornehmen zu können, die deren persönlichen Präferenzen entspricht.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Im nächsten Abschnitt erfolgt zunächst die Erläuterung der Berechnung 1, mit der geprüft wird, welche Ladesäulen grundsätzlich für eine Cliquenbildung infrage kommen.

7.6.2.2.1 Berechnung 1: Identifikation der unmittelbar benachbarten Ladesäulen

Für diese Berechnung werden zunächst die zwei bereits bekannten Distanzmatrizen $D_{\text{destinations}}$ und $D_{\text{powerstations}}$ benötigt. Die Distanzmatrix $D_{\text{destinations}}$ beschreibt sämtliche Distanzen von allen Fahrtzielen zu allen Ladesäulen und die Distanzmatrix $D_{\text{powerstations}}$ beschreibt die Distanzen, welche die Ladesäulen zueinander aufweisen. Folglich besitzt $D_{\text{destinations}}$ die Dimension $m \times n$ und $D_{\text{powerstations}}$ die quadratische Dimension $n \times n$, was in den nächsten Berechnungsschritten noch aufgegriffen wird:

$D_{\text{powerstations}}$ (Distanzen der Ladesäulen zueinander)								$D_{\text{destinations}}$ (Distanzen zwischen Fahrtzielen und Ladesäulen)							
								A	B	C	D	E	F	G	
A	$d_{A,A}$	$d_{A,B}$	Fahrzeug 1	$d_{1,A}$	$d_{1,B}$
B	$d_{B,A}$	Fahrzeug 2	$d_{2,A}$
C	Fahrzeug
D	Fahrzeug k							
E	Fahrzeug ...							
F	$d_{F,G}$	Fahrzeug m	$d_{m,G}$
G	$d_{G,F}$	$d_{G,G}$								

Abbildung 32: Darstellung der Distanzmatrizen

Ebenso ist aus dem vorigen Abschnitt mit der Filtermatrix $F_{\text{searchdistance}}$ für alle Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen bekannt, welche Kombinationen gemäß den fahrerindividuellen Suchdistanzen von den Fahrern am Fahrtziel bei der Ladesäulenwahl berücksichtigt werden und welche nicht.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Das Element cmd_k wird dann mit dieser Matrix E zur folgenden Präferenzmatrix multipliziert:

$$cmd_k * E = D_{maxdist_k} \quad k = 1, \dots, m \tag{12}$$

Die folgende Abbildung veranschaulicht den Prozess des Matrixaufspanns:

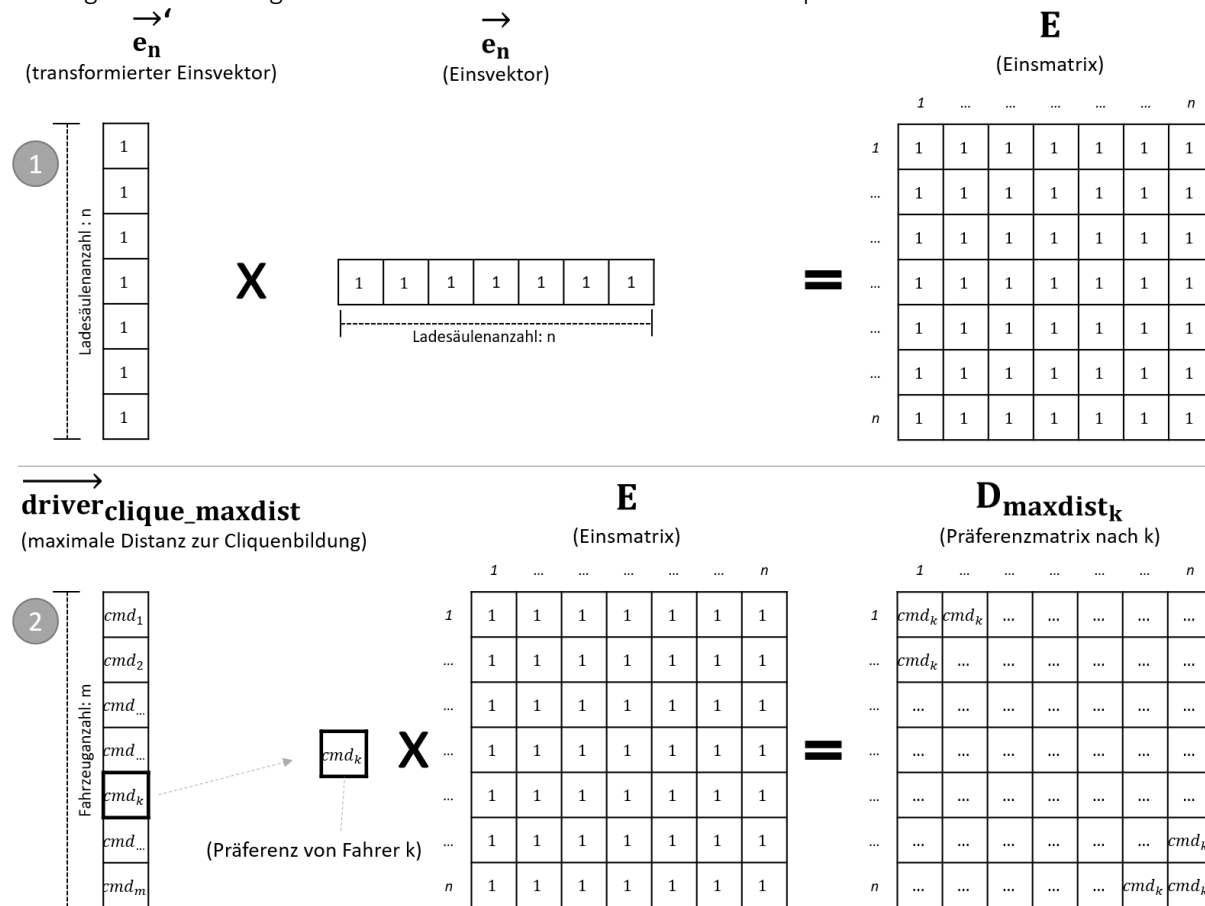


Abbildung 34: Aufspannen der Präferenzmatrix zur Cliquenbildung

Diese Präferenzmatrix $D_{maxdist_k}$ besitzt jetzt die erforderliche Dimension, um direkt mit der Distanzmatrix $D_{powerstations}$ entsprechend an allen Stellen verglichen zu werden:

$$F_{clique_maxdist_{k,i,j}} = \begin{cases} 1, & \text{falls } D_{powerstations_{i,j}} \leq D_{maxdist_{k,i,j}} \\ 0, & \text{falls } D_{powerstations_{i,j}} > D_{maxdist_{k,i,j}} \end{cases} \quad \begin{matrix} i, j = 1, \dots, n \\ k = 1, \dots, m \end{matrix} \tag{13}$$

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Die folgende Abbildung veranschaulicht dies:

<p>$D_{powerstations}$ (Distanzen der Ladesäulen zueinander)</p> <table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <thead> <tr> <th></th> <th>A</th> <th>B</th> <th>C</th> <th>D</th> <th>E</th> <th>F</th> <th>G</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>A</th> <td>$d_{A,A}$</td> <td>$d_{A,B}$</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> </tr> <tr> <th>B</th> <td>$d_{B,A}$</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> </tr> <tr> <th>C</th> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> </tr> <tr> <th>D</th> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> </tr> <tr> <th>E</th> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> </tr> <tr> <th>F</th> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>$d_{F,G}$</td> <td></td> </tr> <tr> <th>G</th> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>$d_{G,F}$</td> <td>$d_{G,G}$</td> <td></td> </tr> </tbody> </table>		A	B	C	D	E	F	G	A	$d_{A,A}$	$d_{A,B}$	B	$d_{B,A}$	C	D	E	F	$d_{F,G}$		G	$d_{G,F}$	$d_{G,G}$		\leq	<p>$D_{maxdist_k}$ (Präferenzmatrix von Fahrer k)</p> <table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <thead> <tr> <th></th> <th>A</th> <th>B</th> <th>C</th> <th>D</th> <th>E</th> <th>F</th> <th>G</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>A</th> <td>cmd_k</td> <td>cmd_k</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> </tr> <tr> <th>B</th> <td>cmd_k</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> </tr> <tr> <th>C</th> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> </tr> <tr> <th>D</th> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> </tr> <tr> <th>E</th> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> </tr> <tr> <th>F</th> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>cmd_k</td> <td></td> </tr> <tr> <th>G</th> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>cmd_k</td> <td>cmd_k</td> <td></td> </tr> </tbody> </table>		A	B	C	D	E	F	G	A	cmd_k	cmd_k	B	cmd_k	C	D	E	F	cmd_k		G	cmd_k	cmd_k		$=$	<p>$F_{clique_maxdist_k}$ (Ladesäulen die für Fahrer k noch nahe zusammenliegen)</p> <table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <thead> <tr> <th></th> <th>A</th> <th>B</th> <th>C</th> <th>D</th> <th>E</th> <th>F</th> <th>G</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>A</th> <td>1</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> </tr> <tr> <th>B</th> <td>0</td> <td>1</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> </tr> <tr> <th>C</th> <td>0</td> <td>0</td> <td>1</td> <td>0</td> <td style="color: blue;">1</td> <td>0</td> <td>0</td> </tr> <tr> <th>D</th> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>1</td> <td style="color: magenta;">1</td> <td>0</td> <td>0</td> </tr> <tr> <th>E</th> <td>0</td> <td>0</td> <td style="color: blue;">1</td> <td style="color: magenta;">1</td> <td>1</td> <td>0</td> <td>0</td> </tr> <tr> <th>F</th> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>1</td> <td>0</td> </tr> <tr> <th>G</th> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>1</td> </tr> </tbody> </table>		A	B	C	D	E	F	G	A	1	0	0	0	0	0	0	B	0	1	0	0	0	0	0	C	0	0	1	0	1	0	0	D	0	0	0	1	1	0	0	E	0	0	1	1	1	0	0	F	0	0	0	0	0	1	0	G	0	0	0	0	0	0	1
	A	B	C	D	E	F	G																																																																																																																																																																																													
A	$d_{A,A}$	$d_{A,B}$																																																																																																																																																																																													
B	$d_{B,A}$																																																																																																																																																																																													
C																																																																																																																																																																																													
D																																																																																																																																																																																													
E																																																																																																																																																																																													
F	$d_{F,G}$																																																																																																																																																																																														
G	$d_{G,F}$	$d_{G,G}$																																																																																																																																																																																														
	A	B	C	D	E	F	G																																																																																																																																																																																													
A	cmd_k	cmd_k																																																																																																																																																																																													
B	cmd_k																																																																																																																																																																																													
C																																																																																																																																																																																													
D																																																																																																																																																																																													
E																																																																																																																																																																																													
F	cmd_k																																																																																																																																																																																														
G	cmd_k	cmd_k																																																																																																																																																																																														
	A	B	C	D	E	F	G																																																																																																																																																																																													
A	1	0	0	0	0	0	0																																																																																																																																																																																													
B	0	1	0	0	0	0	0																																																																																																																																																																																													
C	0	0	1	0	1	0	0																																																																																																																																																																																													
D	0	0	0	1	1	0	0																																																																																																																																																																																													
E	0	0	1	1	1	0	0																																																																																																																																																																																													
F	0	0	0	0	0	1	0																																																																																																																																																																																													
G	0	0	0	0	0	0	1																																																																																																																																																																																													



Abbildung 35: Cliquenbildung nahe gelegener Ladesäulen

Das berechnete Ergebnis ist folglich die Filtermatrix $F_{clique_maxdist_k}$ der Dimension $n \times n$. Diese markiert für den konkreten Fahrer k alle Ladesäulen, die zueinander maximal die Distanz $D_{maxdist_k}$ aufweisen und damit grundsätzlich nach den persönlichen Präferenzen des Fahrers k für eine Cliquenbildung infrage kommen. Ausgehend von dieser Filtermatrix gilt es zu prüfen, welche Teilcliquen, also Gruppen einzelner zusammenhängender Ladesäulen, durch Überlappungseffekte eine zusammenhängende Gesamtclique bilden. Dies erfolgt mit der nächsten Berechnung.

7.6.2.2.2 Berechnung 2: Zusammenfassung benachbarter Ladesäulen zu Cliques

In diesem Berechnungsschritt wird beschrieben, wie die zuvor erwähnten Überlappungseffekte von sich teilweise überlagernden Teilcliquen zu einer Gesamtclique zusammengefasst werden können. Die folgende Abbildung veranschaulicht dies:

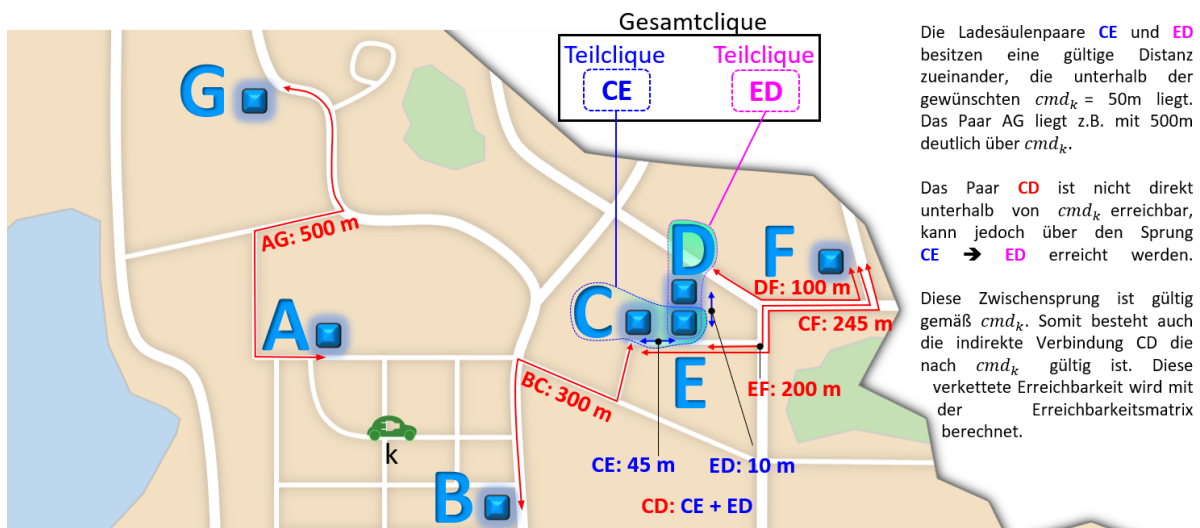
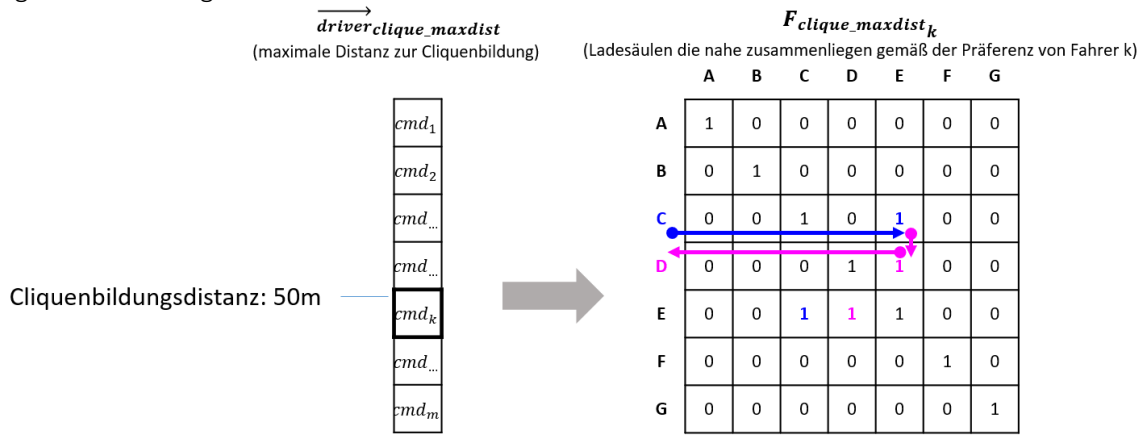


Abbildung 36: Erreichbarkeit von nahe gelegenen Ladesäulen innerhalb von Cliques

Die Ladesäulenpaare CE und ED bilden z. B. grundsätzlich gültige Kombinationen, die gemäß den persönlichen Fahrerpräferenzen nach $D_{maxdist_k}$ im ersten Berechnungsschritt als benachbart identifiziert wurden. Somit ist die Ladesäule C auch indirekt mit dem Sprung über E mit der Ladesäule D benachbart. Diese Verkettung kann sich theoretisch beliebig über alle n Ladesäulen fortführen und wird daher in noch folgenden Berechnungen bezüglich der individuellen Fahrerpräferenz limitiert. Zuvor gilt es jedoch die sich theoretisch und maximal ausbildbare Gesamtclique eindeutig zu berechnen, bevor diese individuell limitiert wird.

Zur Berechnung dieser Gesamtclique wird ausgehend von der Präferenzmatrix $F_{clique_maxdist_k}$ die Erreichbarkeitsmatrix $F_{clique_all_k}$ berechnet, die beschreibt, welche Ladesäulen miteinander durch Sprünge über benachbarte Zwischenladesäulen erreichbar sind, ohne bei den Einzelsprüngen weiter als $D_{maxdist_k}$ zu fahren. Die Erreichbarkeitsmatrix berechnet sich durch eine wiederholte Matrixmultiplikation wie folgt:

$$F_{clique_all_{kij}} = \begin{cases} 1, & \text{falls } \sum_{x=0}^n (F_{clique_maxdist_k})^x > 0 \\ 0, & \text{falls } \sum_{x=0}^n (F_{clique_maxdist_k})^x = 0 \end{cases} \quad \begin{matrix} i, j = 1, \dots, n \\ k = 1, \dots, m \end{matrix} \quad (14)$$

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Die Herleitung wird an den ersten drei Multiplikationsschritten exemplarisch aufgezeigt. Dabei besitzen die ersten beiden Schritte grundsätzlich keine besondere Interpretation und werden hier nur der Vollständigkeit halber erwähnt. Die Matrixmultiplikation $F_{\text{clique_maxdist}_k}^0$ berechnet alle Ladesäulen, die mit „Null Schritten“ miteinander verbunden sind.

Dies entspricht der trivialen Verbindung mit sich selbst und ergibt nur die Diagonale in der Matrix $F_{\text{clique_maxdist}_k}$. Die nächsthöhere Matrixmultiplikation $F_{\text{clique_maxdist}_k}^1$ entspricht natürlich genau der Filtermatrix $F_{\text{clique_maxdist}_k}$, die bereits spezifiziert, welche Ladesäulen alle durch genau „einen Schritt“ gemäß der Cliquesbildungsdistanz miteinander verbunden sind, und bietet ebenso wie der erste Schritt keine besondere Interpretation.

Folglich beschreibt die Matrixmultiplikation $F_{\text{clique_maxdist}_k}^2$ alle Ladesäulen, die mit „zwei Schritten“ erreichbar sind. Damit wird also genau das oben genannte Problem behandelt und beschreibt den Sprung von C über E nach D.

Das Aufsummieren entspricht einer logischen Oder-Verknüpfung. Denn wenn bei einem beliebigen Schritt n für $F_{\text{clique_maxdist}_k}^n$ durch die Matrixmultiplikation festgestellt wird, welche Ladesäulen nicht mehr mit n -Schritten untereinander verbunden sind, ergibt dies Null-Einträge an den entsprechenden Positionen in der Matrix, welche die Summenbildung erst mal unberührt lassen.

Sobald aber ein Teilschritt aufzeigt, dass eine Verbindung besteht, ergeben sich Werte größer Null, die aufsummiert werden können. Wird dies über alle n Ladesäulen wiederholt, entstehen letztendlich positive Werte in der berechneten Erreichbarkeitsmatrix $F_{\text{clique_all}_k}$, die aufzeigen, dass diese Ladesäulenkombinationen untereinander erreichbar sind und dabei je Einzelsprung maximal die Distanz D_{maxdist_k} zueinander aufweisen.

Die verbleibenden Nullbereiche in der berechneten Erreichbarkeitsmatrix $F_{\text{clique_all}_k}$ zeigen, welche Ladesäulen nicht direkt oder indirekt miteinander verbunden sind und mindestens bei einer Einzelsprungdistanz die maximal erlaubte D_{maxdist_k} verletzen.

Der abschließende logische Vergleich „> 0“ dieser Summe dient nur der Transformation der beliebig positiven Werte auf einen binären 0-1 Bereich, der der Norm der anderen Filtermatrizen entspricht.

Ein 1-Eintrag in der Erreichbarkeitsmatrix zeigt also auf, dass ein Ladesäulenpaar grundsätzlich über diverse Einzelsprünge miteinander verbunden ist, wobei die jeweiligen Einzelsprünge immer unterhalb von D_{maxdist_k} liegen. Die absolute Sprunganzahl, also die „Sprungtiefe“ in die Clique hinein, ist hier noch nicht relevant und wird gemäß den individuellen Fahrerpräferenzen dafür im folgenden Berechnungsschritt entsprechend limitiert.

7.6.2.2.3 Berechnung 3: Identifikation der relevanten Keimladesäule zur Cliquenbildung

Im vorigen Berechnungsschritt wurden die allgemeinen Gesamtcliquen zusammenhängender Ladesäulen berechnet. Für den Fahrer sind aber nur jene relevant, die mindestens noch eine Keimladesäule im regulären Suchbereich besitzen und somit als gültige Clique den Suchbereich dynamisch im Grenzbereich erweitern:

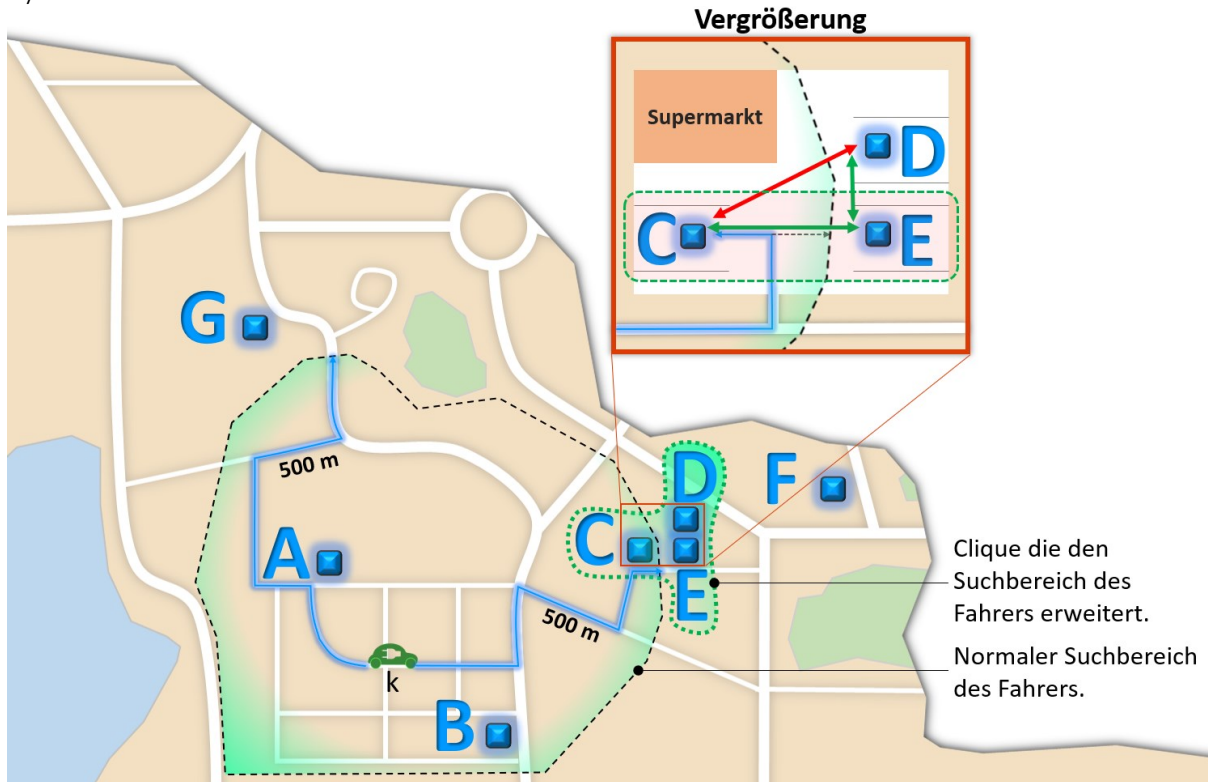


Abbildung 37: Bildung der Gesamtclique

Dieses Beispiel zeigt, dass Ladesäule E zwar außerhalb des Suchbereichs liegt, sich aber noch nahe genug an der im Suchbereich liegenden und gültigen Ladesäule C befindet und dabei nach $D_{\max\text{dist}_k}$ die vom Fahrer zur allgemeinen Cliquenbildung geforderte Maximaldistanz nicht verletzt. Ladesäule D erfüllt dies nicht und liegt dafür zu weit von C entfernt.

Demnach bildet sich die Teilclique CE aus und gehört damit zum gültigen Suchbereich. Da E jetzt auch zum Suchbereich gehört, kann ausgehend von E jetzt auch D erreicht werden, da die Distanz von E nach D auch unterhalb von $D_{\max\text{dist}_k}$ liegt. Das ist bei der Betrachtung von C nach D nicht der Fall. Somit bilden die Teilcliquen CE und ED die relevante Gesamtclique CED, welche dem Suchbereich des Fahrers k gemäß der individuellen Präferenz $D_{\max\text{dist}_k}$ plausibel hinzugefügt werden kann. Ladesäule G führt zu keiner dynamischen Erweiterung des Suchbereichs, da diese keine naheliegende Partnerladesäule im Suchbereich besitzt.

Demnach gilt es also nur genau die Cliquen zu betrachten, die mit mindestens noch einer benachbarten Ladesäule im regulären Suchbereich liegen, um diesen dynamisch mit Cliquen im Sinne der Fahrerpräferenzen erweitern zu können. Zum Identifizieren dieser Cliquen wird die Übergangsmatrix berechnet.

Dafür wird der Suchdistanzvektor \vec{f}_{S_k} verwendet, der für Fahrer k aus der allgemeinen Suchdistanzmatrix $F_{\text{searchdistance}}$ im Berechnungsschritt 1 bereits extrahiert wurde. Dieser spezifiziert für Fahrer k die Ladesäulen, die im Suchbereich liegen. Sämtliche anderen Ladesäulen liegen folglich außerhalb und können direkt mit dem folgenden Differenzmengenvektor beschrieben werden:

$$\vec{f}_{g_k} = 1 - \vec{f}_{S_k} \quad (15)$$

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Somit kann die Übergangsmatrix F_{sg_k} für ein Fahrzeug k berechnet werden, die zunächst mit der folgenden Abbildung veranschaulicht wird und nach der Abbildung entsprechend erläutert wird:

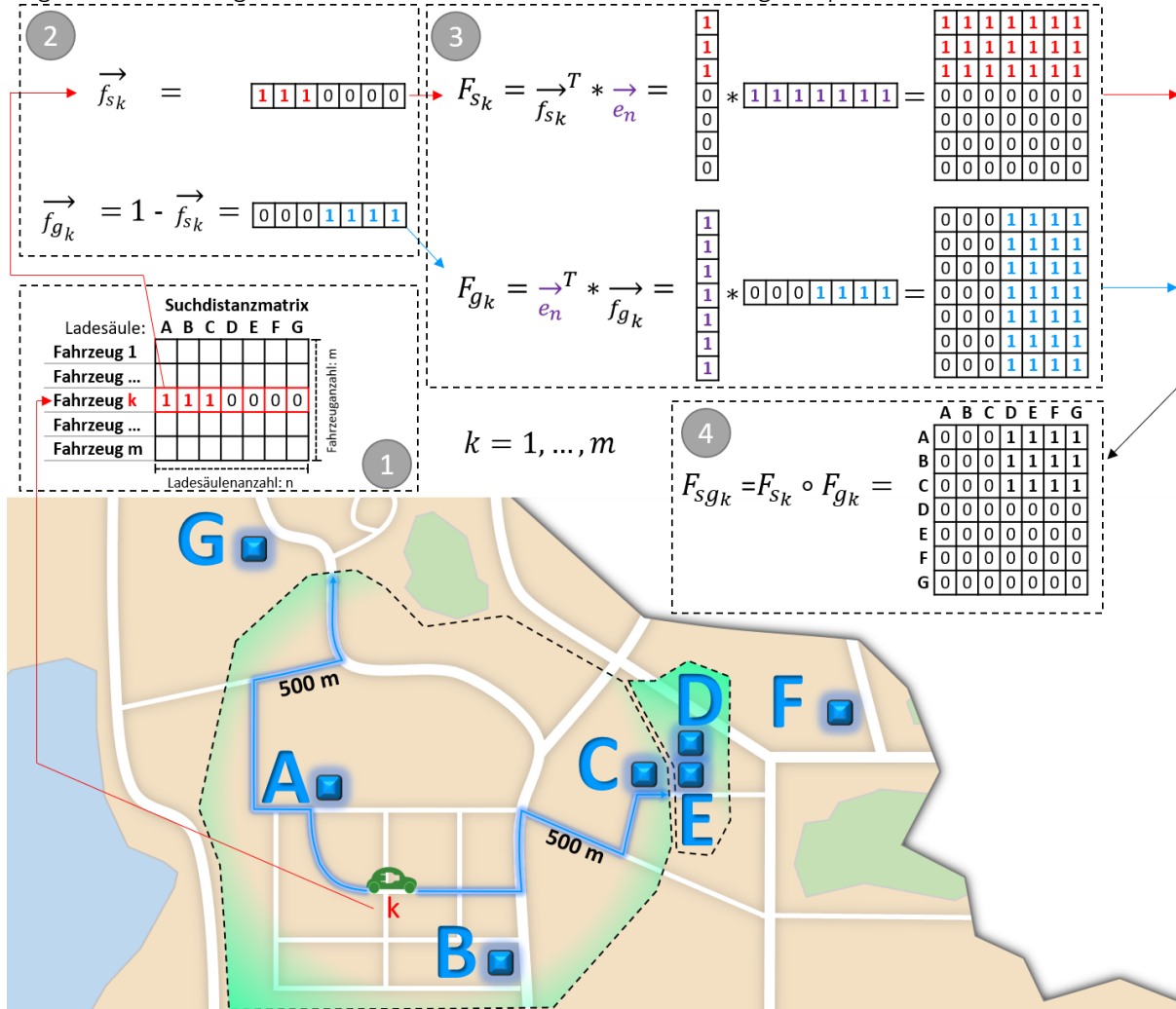


Abbildung 38: Berechnung der Übergangsmatrix

Diese beiden Vektoren \vec{f}_{s_k} und \vec{f}_{g_k} werden zu quadratischen Matrizen mit gegensätzlichen Datenausrichtungen in horizontaler und vertikaler Ausrichtung aufgespannt, wie es die vorige Abbildung aufzeigt. Die Datenausrichtung erfolgt dabei durch die Ausrichtung der entsprechenden Vektoren mittels einer Vektortransformation „T“, die Vektoren hinsichtlich der horizontalen und der vertikalen Ausrichtung transformiert:

$$F_{s_k} = \vec{f}_{s_k}^T * \vec{e}_n \quad \text{für alle Fahrzeuge } k = 1, \dots, m \quad (16)$$

$$F_{g_k} = \vec{e}_n^T * \vec{f}_{g_k} \quad \text{für alle Fahrzeuge } k = 1, \dots, m \quad (17)$$

Die resultierende Übergangsmatrix wird durch das Hadamard Produkt, also aus der elementweisen Multiplikation mit dem „o“ Operator (siehe Abbildung 24 auf der Seite 91) aus diesen beiden Matrizen erzeugt:

$$F_{sg_k} = F_{s_k} \circ F_{g_k} \quad \text{für alle Fahrzeuge } k = 1, \dots, m \quad (18)$$

Diese Matrix markiert nur genau die Ladesäulenpaare, bei denen eine Ladesäule des Paares im Suchbereich und die andere Ladesäule außerhalb des Suchbereichs liegt.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Die folgende Abbildung veranschaulicht dabei die Leserichtung einer solchen Matrix:



Abbildung 39: Beispiel zum Lesen einer Übergangsmatrix

Die Leserichtung kann also entlang der gekennzeichneten Pfeile interpretiert werden. Nach diesem Beispiel erfüllt das Ladesäulenpaar CE die Bedingung, dass eine Ladesäule innerhalb des Suchbereichs und die andere außerhalb des Suchbereichs liegt. Die Kombination EG erfüllt dies beispielsweise nicht, weil beide außerhalb liegen und damit eine Null mit dem Hadamard Produkt in der Übergangsmatrix ergeben. Das für den Fahrer relevante Paar ist die Kombination CE, die vom Suchbereich über eine benachbarte Ladesäule aus dem Suchbereich führt und diesen mit einer Clique dynamisch erweitert. Zur Identifikation von solchen relevanten Ladesäulenpaaren, bei denen eine Keimladesäule noch im Suchbereich liegt und die unmittelbar benachbarte Ladesäule außerhalb, wird ein erneutes Hadamard Produkt aus der Übergangsmatrix und der allgemeinen Matrix zur Beschreibung von benachbarten Ladesäulen für Fahrzeug k gebildet:

$$F_{sgr_k} = F_{sg_k} \circ F_{clique_maxdist_k} \quad \text{für alle Fahrzeuge } k = 1, \dots, m \quad (19)$$

Diese Überlagerung entspricht einem logischen Und-Vergleich. Die Matrix $F_{clique_maxdist_k}$ beschreibt bereits, welche Ladesäulenkombinationen gemäß den Fahrerpräferenzen als benachbart gelten, und die Übergangsmatrix F_{sg_k} identifiziert, welche von diesen Kombinationen genau im relevanten Grenzbereich liegen. Da beide Matrizen nur 0 und 1 Elemente beinhalten, ergibt das Hadamard Produkt folglich nur 1 an genau den Stellen in der Matrix, an denen Ladesäulenkombinationen auftreten, die sowohl benachbart sind und bei denen eine Keimladesäule innerhalb des Suchbereichs und eine außerhalb des Suchbereichs liegt.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Veranschaulicht wird diese Berechnung mit folgendem Beispiel:

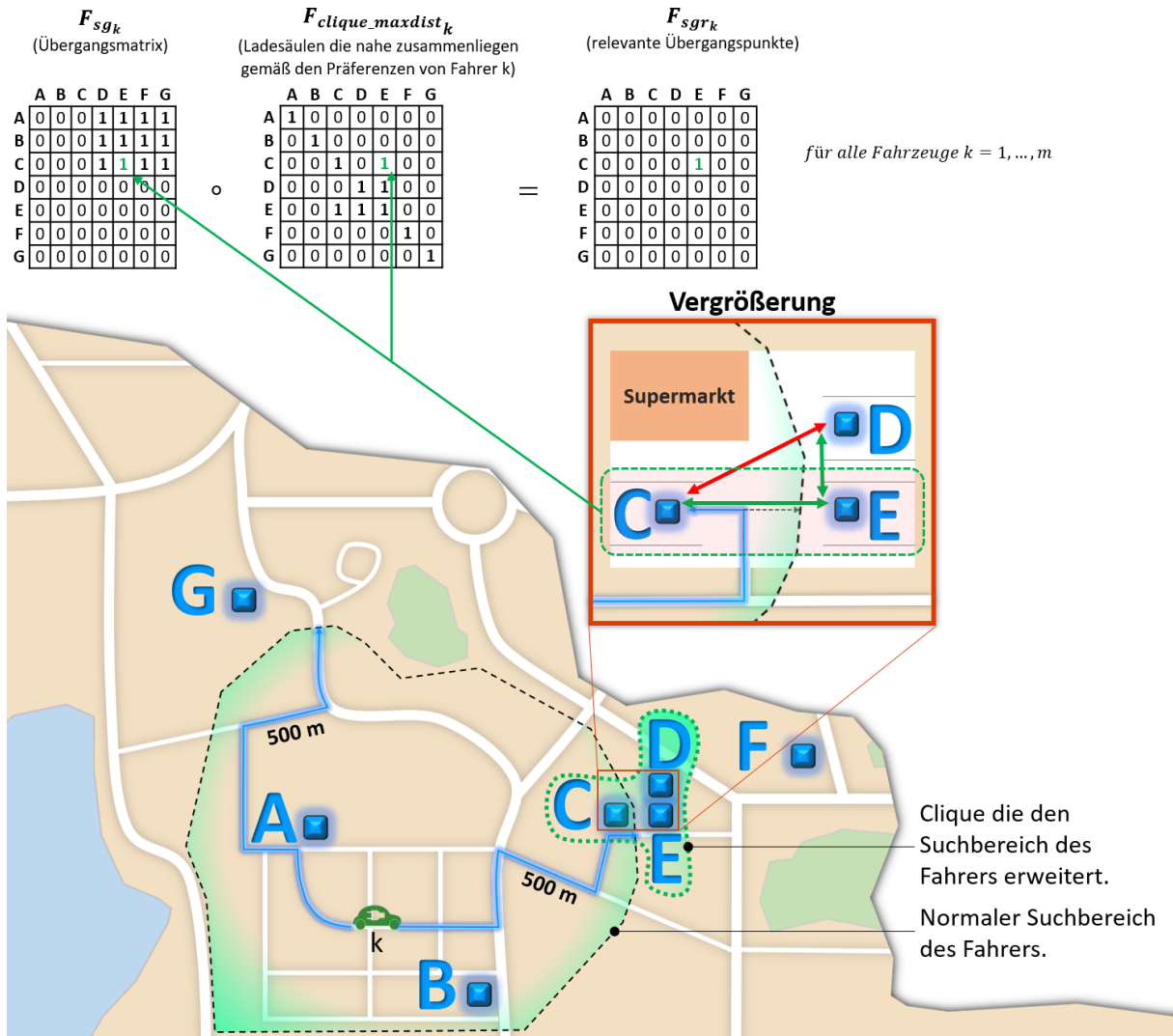


Abbildung 40: Berechnung der relevanten Übergangspunkte in der Übergangsmatrix

Für die nächsten Berechnungsschritte ist die komprimierte Form dieser Matrix als binärer Übergangsvektor erforderlich:

$$\overline{sgr}_{ki} = \begin{cases} 1, & \text{falls } \left(\sum_{x=1}^n F_{sgr_{ki,x}} \right) \geq 1 \\ 0, & \text{falls } \left(\sum_{x=1}^n F_{sgr_{ki,x}} \right) < 1 \end{cases} \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, n \\ k = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (20)$$

Die Übergangsmatrix wird diesbezüglich also in j Richtung zum Vektor \overline{sgr} aufsummiert. Dieser Vektor stellt damit in zusammenfassender Form die Übergangsmatrix dar und zeigt, welche Ladesäule die entscheidende Übergansladesäule ist, die vom Suchbereich eine benachbarte Ladesäule innerhalb einer Clique außerhalb des Suchbereichs besitzt.

Dabei könnten auch mehrere Ladesäulen im Suchbereich zu einer identischen Ladesäule außerhalb des Suchbereichs benachbart liegen. Die Summenbildung würde dann an dieser Stelle den Wert 2 ergeben, wenn zwei Ladesäulen im Suchbereich mit derselben Ladesäule außerhalb des Suchbereichs benachbart wären. Diese absolute Ladesäulenanzahl ist aber nicht notwendig, denn dieser Vektor wird im nächsten Berechnungsschritt nur als Zeilenfilter aufgespannt.

Daher wird auch dieser Vektor durch den logischen Vergleich „ ≥ 1 “ auf den üblichen binären 0-1 Filterbereich normiert, wie es zuvor bereits für andere Vektoren getätigt wurde. Der Vektor \overline{sgr} wird

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

dann transformiert, also horizontal ausgerichtet und mit dem Einsvektor zu der Matrix $F_{\text{clique_select}}$ aufgespannt. Diese Matrix wird im letzten Berechnungsschritt als Zeilenfilter verwendet. Dieser selektiert nur die Ladesäulencliquen, die aus dem Suchbereich führen und mindestens noch einen Verbindungspunkt über eine benachbarte Ladesäule im regulären Suchbereich des Fahrers besitzen. Diese selektierten Cliques sind die für den Fahrer relevanten Cliques, die den Suchbereich plausibel gemäß der individuellen Fahrerpräferenz dynamisch erweitern können. Das beschriebene Berechnungsverfahren lässt sich wie folgt darstellen:

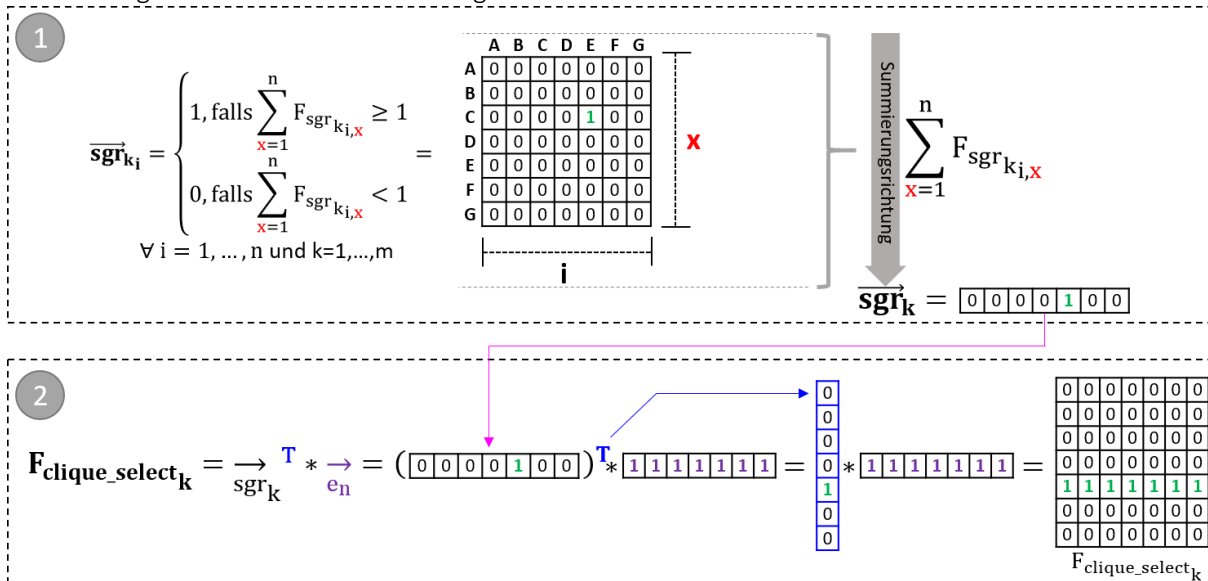


Abbildung 41: Berechnung des Zeilenfilters aus dem Übergangsvektor

Angenommen die Ladesäulenkombination BE aus dem Beispiel auf der Abbildung 40 würde auch dem Fall entsprechen und eine benachbarte Kombination im Grenzbereich darstellen (was offensichtlich nicht der Fall ist), dann würde entsprechend über der markierten „1“ bei CE in der abgebildeten Matrix eine weitere 1-Markierung präsent sein, was bei der Summierung zum Vektor den Wert 2 ergeben würde, der durch den logischen „ ≥ 1 “ Vergleich zu 1 normiert wird.

Der Vektor $\overline{\text{sgr}}$ stellt also 0-1-normiert die relevante Keimladesäule im Suchbereich dar, die Bestandteil einer Clique ist, welche aus dem Suchbereich führt. Die absolute Distanz, wie weit dabei eine Clique den Suchbereich ausdehnen darf, wird im folgenden Berechnungsschritt erläutert.

7.6.2.2.4 Berechnung 4: Fahrerindividuelles Begrenzen der maximalen Cliquengröße

Genau wie im ersten Berechnungsschritt auf der Abbildung 34 dargestellt, wird hier auch aus einem Vektor $\xrightarrow{\text{driver_clique_maxsize}}$ ein Element cms_k entnommen, welches für den Fahrer k individuell mit dieser persönlichen Präferenz beschreibt, wie weit sich eine Clique maximal aus dem Suchbereich ausdehnen darf.

Dieses Element wird ebenfalls mit der Einsmatrix E multipliziert und mit der Distanzmatrix $D_{\text{powerstations}}$ nach dem bekannten Prozess verglichen:

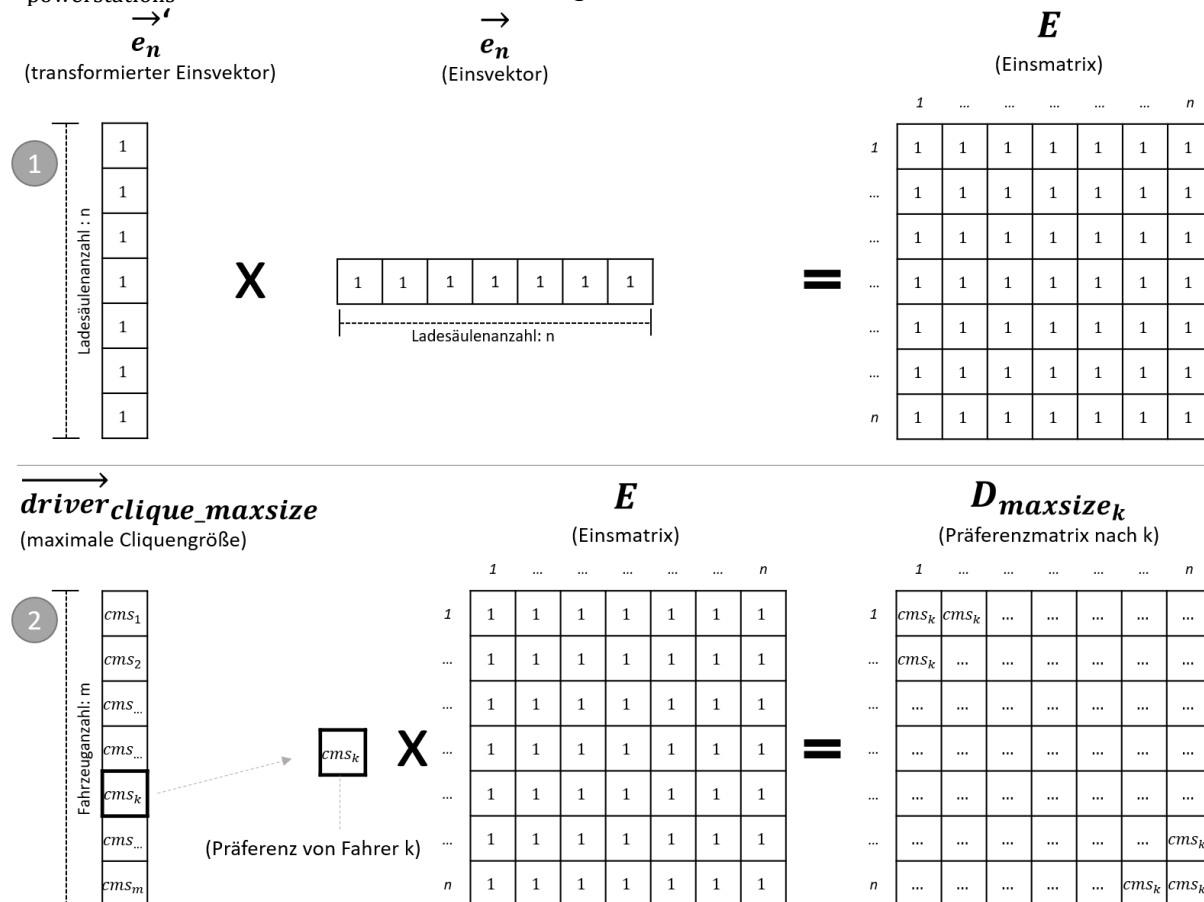


Abbildung 42: Aufspannen der Präferenzmatrix gemäß der Cliquengröße

Das Element cms_k wird damit zur Präferenzmatrix D_{maxsize_k} mit der erforderlichen Dimension aufgespannt, um diese mit der Distanzmatrix $D_{\text{powerstations}}$ an allen Stellen zur Vorbereitung der Cliquenlimitierung logisch vergleichen zu können:

$$F_{\text{clique_maxsize}_{kij}} = \begin{cases} 1, & \text{falls } D_{\text{powerstations}_{ij}} \leq D_{\text{maxsize}_{kij}} \quad i, j = 1, \dots, n \\ 0, & \text{falls } D_{\text{powerstations}_{ij}} > D_{\text{maxsize}_{kij}} \quad k = 1, \dots, m \end{cases} \quad (21)$$

Die folgende Abbildung veranschaulicht diesen logischen Vergleich:

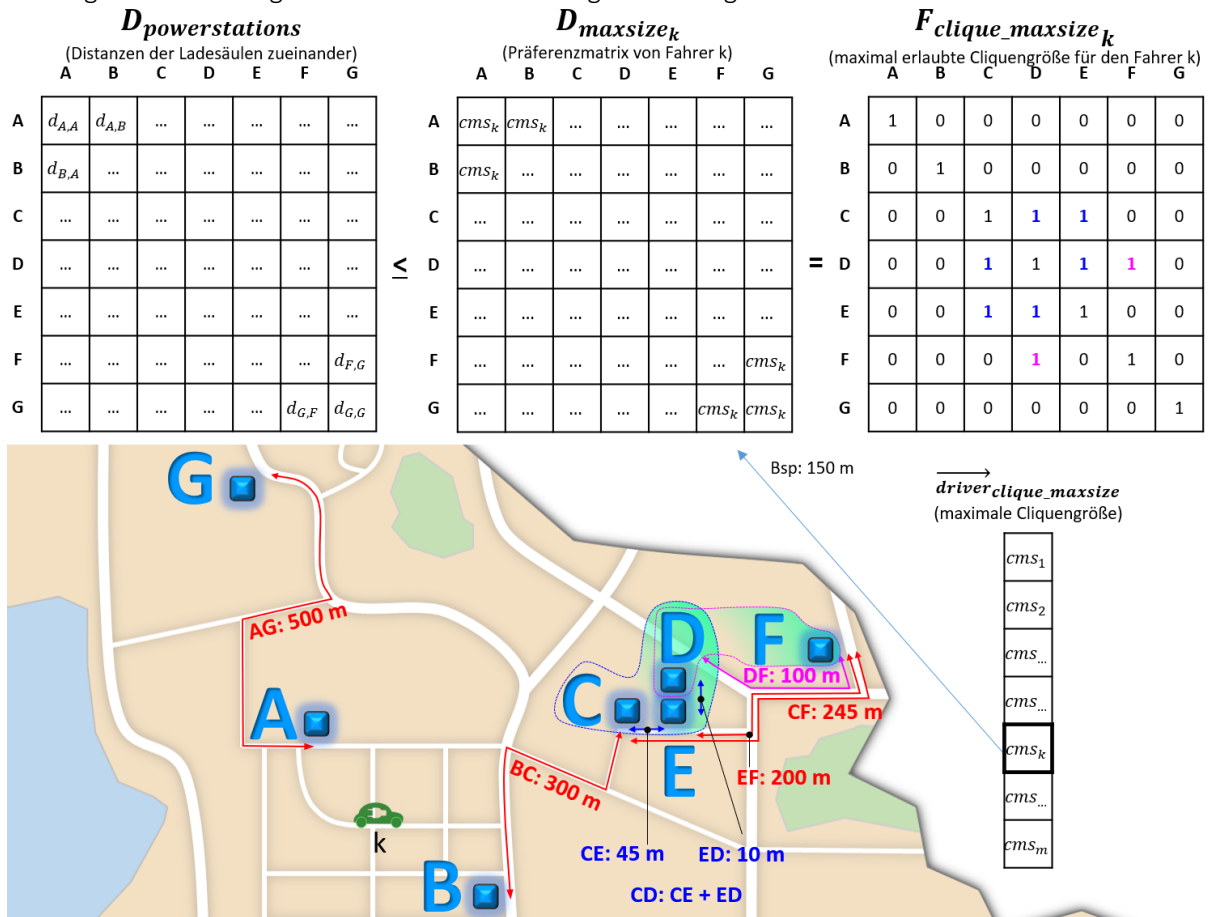


Abbildung 43: Vergleich gemäß der maximalen Cliquengröße

Die resultierende Filtermatrix $F_{clique_maxsize_k}$ beschreibt gemäß der persönlichen Präferenz des Fahrers k, welche Ladesäulen grundsätzlich unterhalb der geforderten Distanz cms_k voneinander entfernt liegen. Diese Filtermatrix wird im nächsten und finalen Berechnungsschritt als Limitierungsfiter verwendet, um die identifizierten Cliques gemäß den Fahrerpräferenzen beim Herausragen aus dem Suchbereich zu limitieren. Somit wird der reguläre Suchbereich der Fahrer nur so weit durch infrage kommende Cliques erweitert, wie der Fahrer auch bereit, ist aus dem Suchbereich zu fahren, um benachbarte Ladesäulen außerhalb des Suchbereichs als zusätzliche Ladeoption betrachten zu können. Die abschließende Gesamtberechnung der Cliques und die Zusammenfassung der bis hier aufgeführten vier vorbereitenden Berechnungsschritte erfolgt im nächsten Abschnitt.

7.6.2.2.5 Berechnung 5: Die finale fahrerindividuelle Cliquenberechnung

Die finale Gesamtcliquenberechnung inklusive der Berücksichtigung der Fahrerpräferenzen hinsichtlich der maximalen Cliquenausdehnungsgröße am Rand des regulären Suchbereichs wird hier zusammengefasst. Die in den vorigen vier Berechnungsschritten hergeleiteten Einzelmatrizen werden dafür miteinander als Hadamard Produkt, also elementweise, miteinander multipliziert und anschließend nach dem bekannten Verfahren der Summierung in j-Richtung zum relevanten Cliquenvektor für das Fahrzeug k komprimiert. Dieser Vektor spezifiziert genau die Ladesäulen, die nach den persönlichen Präferenzen des Fahrers den individuellen Suchbereich dynamisch hinsichtlich der Ladesäulencliquen erweitern dürfen.

Dafür werden die drei Matrizen benötigt, die in den vorigen Berechnungsschritten hergeleitet wurden:

1. Cliquen, die sich gemäß Fahrerpräferenz grundsätzlich ausbilden können: $F_{\text{clique_all}_k}$
 Diese Matrix bildet sämtliche Ladesäulencliquen ab, die nach der Fahrerpräferenz nahe genug zusammenliegen, um eine zusammenhängende Clique bilden zu können. Diese Cliquen können sich grundsätzlich überall ausbilden. Daher wird im Folgenden der spezielle Cliquenselektionsfilter angewendet.
2. Selektion der Cliquen die aus dem Suchbereich führen: $F_{\text{clique_select}_k}$
 Diese Matrix stellt den Zeilenfilter dar, der von allen grundsätzlich möglichen Cliquen nur die für den Fahrer relevanten Cliquen selektiert, die aus dem Suchbereich des Fahrers führen und diesen im Grenzbereich dynamisch erweitern können. Die Ausdehnung ist dabei noch unbegrenzt und wird daher im Folgenden mit dem Cliquengrößenlimitierungsfiler fahrerindividuell limitiert.
3. Limitierung der erlaubten Cliquengrößen gemäß der Fahrerpräferenz: $F_{\text{clique_maxsize}_k}$
 Diese Matrix limitiert, wie weit die für den Fahrer relevanten und im Grenzbereich liegenden Cliquen gemäß der Fahrerpräferenz dynamisch aus dem Suchbereich führen dürfen.

Somit berechnen sich die für den Fahrer individuell relevanten und gemäß den Präferenzen selektierten und limitierten Cliquen durch elementweise Multiplikation der drei quadratischen Matrizen als Hadamard Produkt. Diese resultierende Matrix wird, wie zuvor mit Abbildung 41 dargestellt, durch Aufsummieren in j-Richtung zu einem Zeilenvektor der Breite n zusammengefasst. Dieser Zeilenvektor beschreibt für das Fahrzeug k die relevante Clique, die den Suchbereich dynamisch erweitern darf:

$$\vec{f}_{\text{clique}_{ki}} = \sum_{j=1}^n (F_{\text{clique_all}_k} \circ F_{\text{clique_select}_k} \circ F_{\text{clique_maxsize}_k}) = [\vec{f}_{\text{clique}_{k1}}, \dots, \vec{f}_{\text{clique}_{kn}}] \quad (22)$$

für alle $i = 1, \dots, n$ und $k = 1, \dots, m$

Veranschaulichen lässt sich dieser Prozess wie folgt:

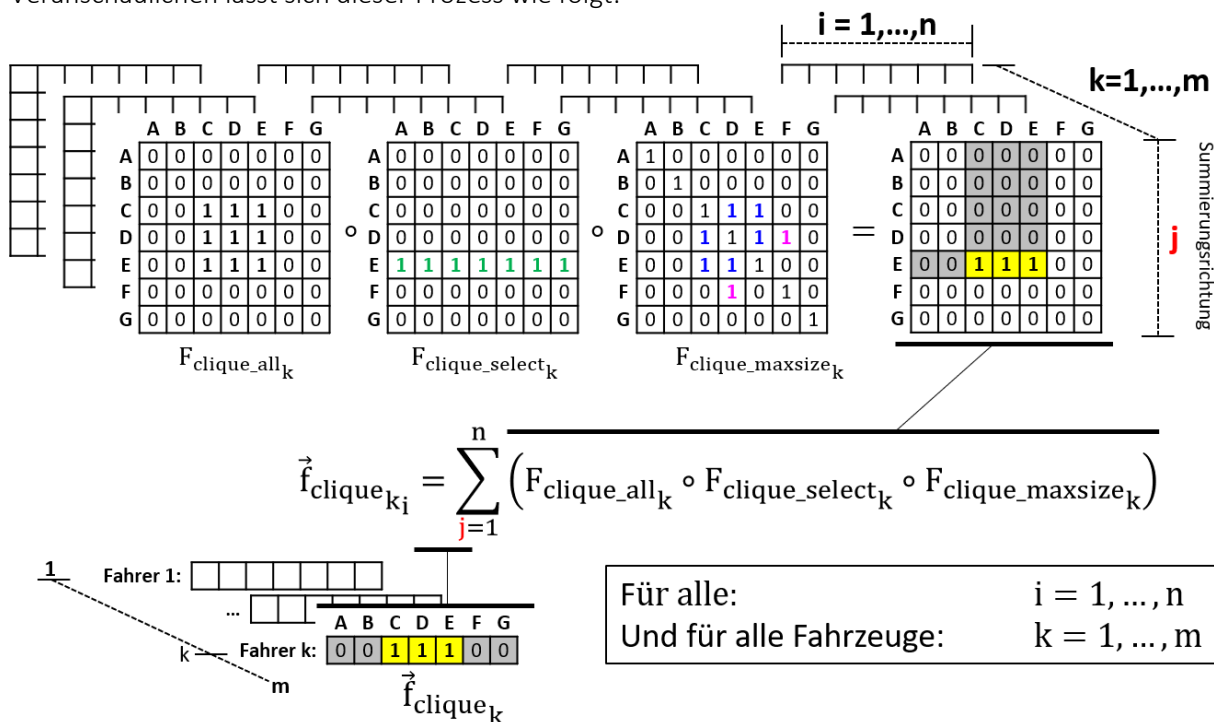


Abbildung 44: Berechnung des Cliquenvektors

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Dieser resultierende Zeilenvektor $\vec{f}_{\text{clique}_k}$ beschreibt damit also die für den Fahrer k plausible Cliquenbildung am Rand des persönlichen Suchbereichs. Dabei wurden die persönlichen Präferenzen berücksichtigt. Zunächst wurde die allgemeine Cliquenbildungsdistanz betrachtet, die beschreibt, ab welchem Abstand Ladesäulen zueinander allgemein noch als zusammenhängende Ladesäulengruppe vom Fahrer betrachtet werden. Bezüglich dieser Ladesäulengruppe wurde die persönliche Präferenz integriert, wie weit diese Gruppe den fahrerindividuellen Suchbereich als verkettete Ladesäulenclique maximal ausdehnen darf.

Das eingangs erwähnte Supermarktbeispiel fasst die gesamte Cliquenbildung abschließend noch mal zusammen. Das Beispiel wird hier durch eine exemplarische Ladesäule D_2 erweitert, um den gesamten Kontext über alle Filtermatrizen an einem konkreten Beispiel verständlich aufzeigen zu können:

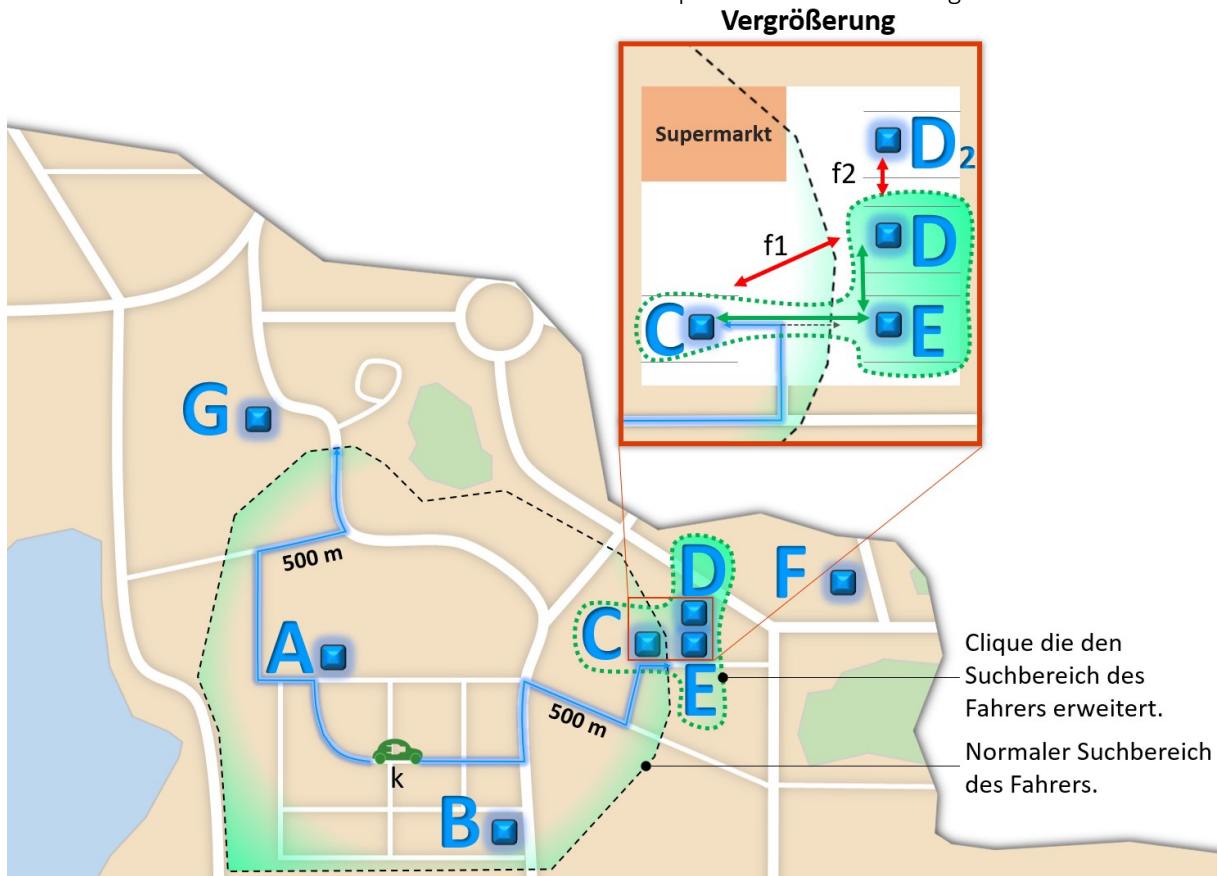


Abbildung 45: Finale Cliquenbetrachtung

Ladesäule E liegt nach der Fahrerpräferenz nahe genug benachbart an einer gültigen Ladesäule C im Suchbereich, um eine erweiternde Ladesäulengruppe zu bilden. Ebenso liegt Ladesäule D nahe genug an E , jedoch nicht direkt an C , was der Pfeil f_1 kennzeichnet. Durch E sind also Ladesäule C und D miteinander indirekt verbunden und bilden die gesamte Ladesäulengruppe aus. Diese wird nach der persönlichen Präferenz der Cliquengröße limitiert, sodass die Gruppe sich maximal nur bis D aus dem Suchbereich hinaus ausdehnt und D_2 folglich nicht mehr betrachtet, wie es der Pfeil f_2 kennzeichnet. Denn diese Ladesäule würde zu einer Cliquenausdehnung führen, die der Fahrer nach den persönlichen Präferenzen nicht mehr bereit ist zu fahren, da der Suchbereich damit zu weit überschritten sein würde. Dieses sehr feingranulare Supermarktparkplatzbeispiel dient der verständlichen und anschaulichen Darstellung und sollte nicht näher interpretiert werden, sondern die allgemeine Problematik der Cliquenbildung gemäß Präferenzen aufzeigen, die für beliebige Situationen gilt. Denn die Problematik der Cliquenbildung und Limitierung lässt sich natürlich geometrisch beliebig ausdehnen. Beispielsweise können Fahrer beim Einkaufen gleich mehrere Supermärkte betrachten, bei denen sich das Cliquenbildungsproblem in einer übergeordneten Größenordnung darstellt.

Ein hartes Abschneiden, welches ausschließlich auf der Suchdistanz basiert, wäre eine zu starke Vereinfachung und würde zu der Ladesäulentrennung führen, die am Trivialbeispiel des

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Supermarktparkplatzes aufgezeigt wurde. Dies wäre beispielsweise entlang von Autobahnen im Langstreckenbereich für die Fahrer fatal, wenn dadurch unmittelbar benachbarte Rastplätze getrennt und den Fahrern nicht mehr empfohlen werden. Die Cliquesberechnung führt hier zu einer besseren Selektion für die Fahrer.

Allgemein tritt das Cliquesbildungsproblem natürlich auch für alle einzelnen im öffentlichen Raum verteilten Ladesäulen innerhalb von Städten auf, die zufällig vom Suchbereich des Fahrers voneinander getrennt werden, obwohl sie nahe beieinanderliegen. Die erweiternde dynamische Cliquesbetrachtung führt zu einer plausiblen Selektion im Sinne des Fahrers und trägt dazu bei, die Ladesituation im Interesse der Fahrer im mathematischen Modell plausibel abzubilden.

Die in diesem Abschnitt beschriebene exemplarische Cliquesberechnung für ein konkretes Fahrzeug k mit dem Cliquesvektor $\vec{f}_{\text{cliques}_k}$ kann für alle m Fahrzeuge allgemein angewendet werden, sodass sämtliche Cliquesvektoren für alle m Fahrzeuge Zeile für Zeile zur gesamten Cliquesmatrix F_{cliques} zusammengefügt werden können:

$$F_{\text{cliques}_{ij}} = \begin{bmatrix} (\vec{f}_{\text{cliques}_1}) \\ \dots \\ (\vec{f}_{\text{cliques}_k}) \\ \dots \\ (\vec{f}_{\text{cliques}_m}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \vec{f}_{\text{cliques}_{11}} & \dots & \vec{f}_{\text{cliques}_{1n}} \\ \dots & \dots & \dots \\ \vec{f}_{\text{cliques}_{k1}} & \dots & \vec{f}_{\text{cliques}_{kn}} \\ \dots & \dots & \dots \\ \vec{f}_{\text{cliques}_{m1}} & \dots & \vec{f}_{\text{cliques}_{mn}} \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \\ k = 1, \dots, m \end{array} \quad (23)$$

Damit sind die sich nach den Fahrerpräferenzen individuell ausprägenden Cliques für sämtliche Fahrer für alle Ladesäulen mit einer typischen $m \times n$ Matrix beschrieben. Diese wird im nächsten Abschnitt mit der regulären Ladesäulenbetrachtung innerhalb der Suchdistanz ergänzt, um für die Fahrer individuell die gesamte örtliche Ladesäulenbetrachtung abzubilden.

7.6.2.3 Zusammenfassung der gesamten örtlichen Präferenzen

Es wurde dargestellt, wie für Fahrer die Ladesäulenbetrachtung gemäß deren individuellen regulären Suchdistanzen im mathematischen Modell abgebildet wird und wie diese durch dynamische Cliquesbildung fahrerindividuell am Rand des Suchbereichs plausibel erweitert werden kann. Beide Matrizen stellen Selektionsmatrizen dar, die ausschließlich 0 und 1 Elemente beinhalten. Die gesamte Obermenge aus beiden Matrizen wird durch einen logischen Oder-Vergleich erschlossen, der sich mathematisch wie folgt darstellt:

$$F_{\text{search}_{ij}} = \begin{cases} 1, & \text{falls } (F_{\text{searchdistance}_{ij}} + F_{\text{cliques}_{ij}}) > 0 & i = 1, \dots, m \\ 0, & \text{falls } (F_{\text{searchdistance}_{ij}} + F_{\text{cliques}_{ij}}) = 0 & j = 1, \dots, n \end{cases} \quad (24)$$

Mit dieser Mengenvereinigung wird der reguläre Suchbereich der Fahrer um die dynamische Cliquesbetrachtung am Randbereich erweitert. Damit sind die gesamten örtlichen Präferenzen für das mathematische Modell vollständig beschrieben und im nächsten Abschnitt werden die zeitlichen Präferenzen behandelt.

7.6.3 Komponente 3 von 3 - Die zeitlichen Präferenzen der Fahrer

Zur Berücksichtigung der zeitlichen Präferenzen der Fahrer sind die zuvor beschriebene Distanzmatrix des Abschnitts 7.4 und eine Geschwindigkeitsmatrix erforderlich. Die Geschwindigkeitsmatrix spezifiziert die Durchschnittsgeschwindigkeiten, die zwischen allen aktuellen Fahrzeugpositionen und allen Ladesäulenstandorten im Straßennetz erreichbar sind:

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

$$V_{i,j} = \begin{bmatrix} v_{1,1} & \cdots & v_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{m,1} & \cdots & v_{m,n} \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} v_{i,j} \in \mathbb{R} \\ i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{array} \quad (25)$$

Durch eine elementweise Division der einzelnen Matrixeinträge von Distanzmatrix und Geschwindigkeitsmatrix berechnet sich die Fahrzeitmatrix zu den Ladesäulen:

$$T_{\text{powerstation}_{i,j}} = \begin{bmatrix} \frac{d_{1,1}}{v_{1,1}} & \cdots & \frac{d_{1,n}}{v_{1,n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{d_{m,1}}{v_{m,1}} & \cdots & \frac{d_{m,n}}{v_{m,n}} \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} d_{i,j}, v_{i,j} \in \mathbb{R} \\ i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{array} \quad (26)$$

Die persönlichen zeitlichen Präferenzen bei der Ladesäulenauswahl werden für die Fahrer mit einer Zielerreichungszeitmatrix abgebildet. Beispielsweise müssen einige Fahrer konkrete Zeitvorgaben einhalten, um etwa noch einen Anschlussflug am Flughafen zu erreichen, oder Elektrotaxis müssen Kunden rechtzeitig erreichen.

Diese Zielerreichungszeitmatrix beinhaltet folglich die zeitlichen Limits für spezielle Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen, die von den Fahrern eingehalten werden müssen:

$$T_{\text{max}_{i,j}} = \begin{bmatrix} t_{\text{max}_{1,1}} & \cdots & t_{\text{max}_{1,n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{\text{max}_{m,1}} & \cdots & t_{\text{max}_{m,n}} \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} t_{\text{max}_{i,j}} \in \mathbb{R} \\ i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{array} \quad (27)$$

Die aktuelle Uhrzeit wird dem Modell mit der Variablen t_{now} bereitgestellt. Die Differenz aus sämtlichen zeitlichen Vorgaben der Fahrer in der Matrix T_{max} und der aktuellen Uhrzeit definiert damit die Zeit, die den Fahrern verbleibt, bis ihre zeitlichen Vorgaben überschritten werden:

$$T_{\text{remain}_{i,j}} = \begin{bmatrix} t_{\text{max}_{1,1}} - t_{\text{now}} & \cdots & t_{\text{max}_{1,n}} - t_{\text{now}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{\text{max}_{m,1}} - t_{\text{now}} & \cdots & t_{\text{max}_{m,n}} - t_{\text{now}} \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} t_{\text{max}_{i,j}}, t_{\text{now}} \in \mathbb{R} \\ i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{array} \quad (28)$$

Mit der benötigten Fahrzeit $T_{\text{powerstation}}$ und der verbleibenden Zeit T_{remain} in der die Fahrer bereit sind, noch eine Ladesäule aufzusuchen, kann für die Fahrer berechnet werden, welche Ladesäulen noch im persönlichen zeitlichen Toleranzbereich liegen.

Dafür wird die weitere Selektionsmatrix F_{time} durch einen Vergleich aufgestellt. Dieser Vergleich selektiert die Ladesäulen, die für die Fahrer noch innerhalb ihrer persönlichen zeitlichen Toleranzbereiche erreichbar sind:

$$F_{\text{time}_{i,j}} = \begin{cases} 1, & \text{falls } T_{\text{remain}_{i,j}} \geq T_{\text{powerstation}_{i,j}} \\ 0, & \text{falls } T_{\text{remain}_{i,j}} < T_{\text{powerstation}_{i,j}} \end{cases} \quad \begin{array}{l} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{array} \quad (29)$$

Diese Filtermatrix beschreibt, welche Ladesäulen für die Fahrer noch im Rahmen der gewünschten persönlichen Präferenzen zeitlich erreicht werden können. Mit dieser dritten Komponente sind alle persönlichen Präferenzen der Fahrer beschrieben und werden im nächsten Abschnitt zur gesamten Matrix der persönlichen Präferenzen zusammengefasst.

7.6.4 Zusammenfassung der gesamten Präferenzen der Fahrer

Es wurden sowohl die generellen Präferenzen der Fahrer, als auch die örtlichen und zeitlichen Präferenzen beschrieben. Dabei unterteilen sich die örtlichen Präferenzen in den regulären Suchbereich und in die dynamische Cliquenbetrachtung im Randbereich und die zeitlichen Präferenzen differenzieren sich bezüglich der Ankunftszeit und der maximalen Ladezeit bzw. Standzeit an der Ladesäule. Die folgende Auflistung stellt die dafür hergeleiteten Matrizen zusammenfassend dar:

Zusammenfassung der Komponente 1 - Die generellen Präferenzen der Fahrer:

$$\text{Generelle Präferenzen der Fahrer: } F_{\text{gen}_{i,j}} = \begin{bmatrix} \text{select}_{1,1} & \cdots & \text{select}_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{select}_{m,1} & \cdots & \text{select}_{m,n} \end{bmatrix} \begin{matrix} \text{select}_{i,j} \in \{0,1\} \\ i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix}$$

Technisch nicht kompatible Ladesäulen, preislich unattraktive Ladesäulen mit einer zu geringen Ladeleistung oder unpassende Preiskonditionen einiger Ladesäulenanbieter führen dazu, dass die entsprechenden Fahrer diese Ladesäulen bei ihrer Ladeentscheidung kategorisch ausschließen. Damit können dem mathematischen Modell fahrerindividuell die Präferenzen als Filter bereitgestellt werden.

Zusammenfassung der Komponente 2 - Die örtlichen Präferenzen der Fahrer:

$$\text{Die Suchpräferenzen der Fahrer: } F_{\text{search}_{i,j}} = \begin{bmatrix} \text{select}_{1,1} & \cdots & \text{select}_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{select}_{m,1} & \cdots & \text{select}_{m,n} \end{bmatrix} \begin{matrix} \text{select}_{i,j} \in \{0,1\} \\ i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix}$$

Die Fahrer besitzen unterschiedliche Präferenzen beim Aufsuchen von Ladesäulen in der Nähe des Fahrtziels. Einige Fahrer wollen unmittelbar in der Nähe des Fahrtziels laden, andere sind bereit, auch etwas weiter entfernte Ladesäulen im Zielgebiet zu wählen. Diese Präferenzen werden mit der resultierenden Selektionsmatrix F_{search} modelliert. Diese beschreibt die Ladesäulenbetrachtung sowohl nach der regulären Suchdistanz der Fahrer als auch gemäß der erweiterten dynamischen Cliquenbetrachtung am Rand des Suchbereichs für die Fahrer.

Zusammenfassung der Komponente 3 - Die zeitlichen Präferenzen der Fahrer:

$$\text{Zeitlich erreichbare Ladesäulen: } F_{\text{time}_{i,j}} = \begin{bmatrix} \text{select}_{1,1} & \cdots & \text{select}_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{select}_{m,1} & \cdots & \text{select}_{m,n} \end{bmatrix} \begin{matrix} \text{select}_{i,j} \in \{0,1\} \\ i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix}$$

Von den Fahrern können je nach Lage der Ladesäulen einige Ladesäulen noch im bevorzugten Zeitlimit erreicht werden, einige Ladesäulen liegen jedoch außerhalb dieser Präferenzen der Fahrer.

Zusammenfassung aller Komponenten:

Mittels der generellen Präferenzen aus Komponente 1, der örtlichen Präferenzen aus Komponente 2 und der zeitlichen Präferenzen aus Komponente 3 sind alle Fahrerpräferenzen beschrieben. Diese vom Fahrer getroffenen individuellen Präferenzen werden zur gesamten Selektionsmatrix F_{all} zusammengefasst. Die Einzelmatrizen beinhalten ausschließlich die Werte 0 und 1. Folglich beinhaltet das Hadamard Produkt aus den Einzelmatrizen ebenfalls nur die Werte 0 und 1 in der resultierenden Gesamtmatrix F_{all} . Sobald eine Einzelmatrix einen Null-Eintrag aufweist und damit für diesen Fahrer außerhalb der persönlichen Präferenz liegt, multipliziert sich dieser Null-Eintrag auch in die resultierende Matrix F_{all} fort. Die Matrix F_{range} spezifiziert, welche Ladesäulen von welchen Fahrzeugen nach deren aktuellen Akkuladeständen noch erreichbar sind, und die Matrix F_{search} beschreibt, welche Ladesäulen in Zielortnähe noch vom Fahrer nach den persönlichen Präferenzen betrachtet werden und welche zu weit vom Zielort entfernt sind und damit nicht mehr vom Fahrer als Lademöglichkeit berücksichtigt werden. Bevor die gesamten Präferenzen zusammengefasst werden, erfolgt der Übersichtlichkeit wegen zunächst die Zusammenfassung der örtlichen Präferenzen.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Die beiden Matrizen F_{range} und F_{search} beschreiben zusammen die örtlichen Präferenzen der Fahrer:

$$F_{\text{location}_{i,j}} = \begin{bmatrix} F_{\text{search}_{1,1}} * F_{\text{range}_{1,1}} & \cdots & F_{\text{search}_{1,n}} * F_{\text{range}_{1,n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ F_{\text{search}_{m,1}} * F_{\text{range}_{m,1}} & \cdots & F_{\text{search}_{m,n}} * F_{\text{range}_{m,n}} \end{bmatrix} \begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (30)$$

Diese örtlichen Präferenzen werden weiter mit den zeitlichen und generellen Präferenzen der Fahrer zu den gesamten Präferenzen erweitert:

$$F_{\text{all}_{i,j}} = \begin{bmatrix} F_{\text{location}_{1,1}} * F_{\text{gen}_{1,1}} * F_{\text{time}_{1,1}} & \cdots & F_{\text{location}_{1,n}} * F_{\text{gen}_{1,n}} * F_{\text{time}_{1,n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ F_{\text{location}_{m,1}} * F_{\text{gen}_{m,1}} * F_{\text{time}_{m,1}} & \cdots & F_{\text{location}_{m,n}} * F_{\text{gen}_{m,n}} * F_{\text{time}_{m,n}} \end{bmatrix} \begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (31)$$

Diese Matrix spezifiziert sämtliche gültigen Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen, die noch innerhalb der maximalen persönlichen Suchdistanz der Fahrer in Zielortnähe erreichbar sind, die Cliquenbildung dabei berücksichtigen und nicht gegen die generellen, örtlichen oder zeitlichen Präferenzen der Fahrer verstoßen. Innerhalb dieser Untermenge von Ladesäulen wird der Fahrer eine Ladesäule wählen, die zu den persönlichen Präferenzen passt. Nachdem die persönlichen Präferenzen für die Fahrer hiermit im Modell abgebildet werden können, erfolgt im nächsten Abschnitt die Berechnung des gesamten Fahraufwands, der sich für Fahrer bei der Ladesäulenwahl ergibt.

7.7 Der Gesamtfahraufwand zu den Ladesäulen

In diesem Abschnitt wird der Gesamtfahraufwand zu den Ladesäulen modelliert. Damit werden Ladesäulen aus Fahrerperspektive für die noch folgenden Optimierungen bewertbar. Es werden zwei grundlegende Verhaltensmuster beim Aufsuchen von Ladesäulen in Zielortnähe modelliert. Zum einen wird der Gesamtfahraufwand für normale Privatfahrer und zum anderen für gewerbliche Fahrzeuge, wie Elektrotaxis oder Elektrolieferfahrzeuge modelliert. Diese Unterscheidung ist erforderlich, da Privatfahrer häufig nur grobe Fahrtziele wie „Einkaufen in der Innenstadt“ besitzen und Elektrotaxis oder Lieferfahrzeuge dagegen sehr präzisen Fahrtzielangaben erhalten und einhalten müssen. Dabei können Elektrotaxis nicht wie Privatfahrer direkt im Zielgebiet eine Ladesäule aufsuchen, sondern müssen zuerst den Kunden exakt am Fahrtziel abliefern und erst dann können von dort aus etwaige Ladesäulen aufgesucht werden. Folgende Wahlmöglichkeiten entstehen dabei:

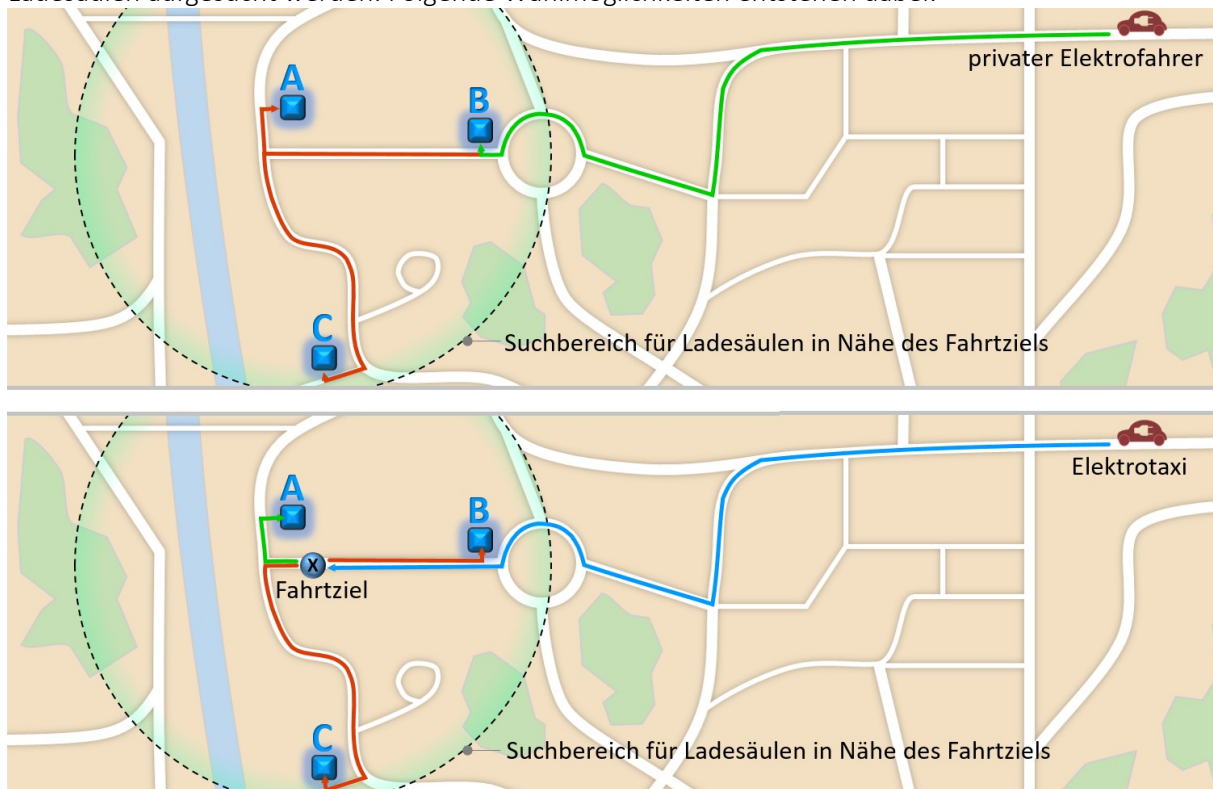


Abbildung 46: Privatfahrverhalten und Taxifahrverhalten zu Ladesäulen

Ein privater Elektrofahrzeugfahrer möchte beispielsweise im eingekreisten Innenstadtbereich eine gängige Einkaufstour tätigen und die erstbeste freie Ladesäule im Zielgebiet wird dafür gewählt. Ein fahrintensives Absuchen des Zielgebiets wollen Privatfahrer vermeiden. Die Ladesäule B liegt direkt in Fahrtrichtung im Zielgebiet und stellt dabei einen geringeren Fahrweg gegenüber den Ladesäulen A oder C dar, sodass der Fahrer die Ladesäule B im Zielgebiet bevorzugt.

Anders stellt sich die Situation für ein Elektrotaxi dar. Dieses muss den Kunden zunächst exakt am Fahrtziel x abliefern, wie es der Kunde wünscht. Erst dann kann das Elektrotaxi von Position x Ladesäulen in der Nähe aufsuchen. Dabei würde A die nächstgelegene Ladesäule darstellen und nicht mehr B wie zuvor aus der Sicht eines Privatfahrers. So können sich die Gesamtfahrwege zu den Ladesäulen je nach Fahrerperspektive unterscheiden. Das mathematische Modell soll diesbezüglich flexibel beide typischen Fälle abbilden können. Die Modellierung dieser beiden exemplarischen Fälle erfolgt in den nächsten zwei Abschnitten.

7.7.1 Modellierungsbeispiel für private Elektrofahrzeuge

Ausgehend vom Fahrtziel können Ladesäulen auf dem Weg zum Fahrtziel oder hinter diesem liegen. Ladesäulen, die hinter dem Fahrtziel liegen, können vom Fahrer nur durch einen erhöhten Fahraufwand erschlossen werden und sind demnach weniger attraktiv als Ladesäulen unmittelbar vor dem Fahrtziel. Die maximale Suchdistanz der Fahrer aus Komponente 2 der örtlichen Präferenzen des vorigen Abschnitts definiert, wie weit vor oder hinter dem Fahrtziel Ladesäulen liegen dürfen, damit diese für den jeweiligen Fahrer noch als Ladeoption betrachtet werden. Je weiter eine Ladesäule hinter dem konkreten Fahrtziel liegt, desto unattraktiver ist diese für den Fahrer, da ein zusätzlicher Fahraufwand zum Erreichen dieser Ladesäule in Kauf genommen werden muss. Je nach angestrebtem Fahrtziel kann der Fahrer bei der Ladesäulenwahl Kompromisse eingehen. Wenn die Ladesäule nicht unmittelbar am Fahrtziel liegt, entsteht ein verbleibender Restweg von der Ladesäule zum eigentlichen Fahrtziel. Für den Fahrer entstehen also zwei Wege, die es bei diesem Kompromiss zu minimieren gilt:

- Weg 1: Minimaler Weg zur Ladesäule im Zielgebiet.
- Weg 2: Minimaler Restweg von der Ladesäule zum konkreten Zielort.

Damit können die Ladesäulenstandorte in Relation zum individuellen Zielgebiet und zur aktuellen Fahrzeugposition für einen Fahrer bewertbar gemacht werden. Durch eine Modellierung dieser beiden Wege werden die Fahrwege zu den Ladesäulen aus der Sicht von Privatfahrern im mathematischen Modell abgebildet und sind damit für die noch folgende Optimierung der Ladesituation zugänglich.

Dadurch kann berücksichtigt werden, ob Ladesäulen in Fahrtrichtung zu Beginn des Zielgebiets eine für den Fahrer attraktive Lage besitzen oder am Ende des Zielgebiets mit einem größeren Fahraufwand für den Fahrer weniger attraktiv sind. Die folgende Abbildung stellt diese Situation dar:

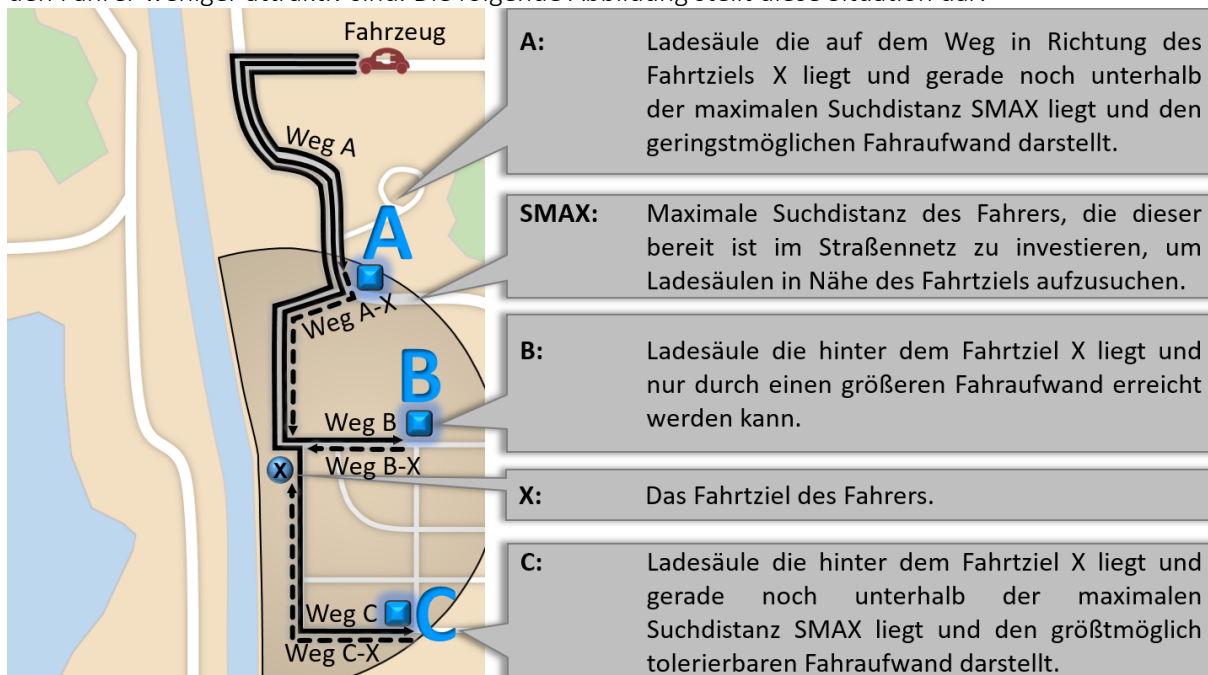


Abbildung 47: Fahraufwand zu den Ladesäulen im Zielgebiet

Im Idealfall liegt eine freie Ladesäule direkt am Zielort, womit kein Restweg mehr zwischen Ladesäule und Zielort auftritt. Häufig liegt am konkreten Fahrtziel der Fahrer nicht direkt eine Ladesäule vor, beispielsweise wenn das Fahrtziel lautet „Kundenbesuch im Außendienst“. Und selbst wenn am Zielort eine Ladesäule vorhanden ist, ist diese nicht zwangsläufig bei der Ankunft unbesetzt, sodass der Fahrer auf mögliche Alternativen im Zielgebiet ausweichen muss. Somit entsteht für den Fahrer häufig ein Restweg, der möglichst kurz sein soll. In dem abgebildeten Beispiel bietet Ladesäule A für den Fahrer die höchste Attraktivität und Ladesäule C die geringste:

$$(WEG A) + (WEG A-X) < (WEG B) + (WEG B-X) < (WEG C) + (WEG C-X)$$

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Eine für den Fahrer attraktive Ladesäule ist demnach eine Ladesäule, bei der die Summe aus dem Weg zur Ladesäule und dem Weg von der Ladesäule zum Fahrtziel minimal ist. Die Fahrwege von den aktuellen Fahrzeugpositionen zu den Ladesäulen sind mit der normalen Distanzmatrix D aus Abschnitt 7.4 bekannt. Die Distanzen zwischen den Ladesäulen und Zielorten wurden im Abschnitt 7.6.2 mit der Matrix $D_{\text{destination}}$ beschrieben. Der Gesamtfahraufwand für die Fahrer berechnet sich wie folgt:

$$D_{\text{all},i,j} = \begin{bmatrix} D_{1,1} + D_{\text{destination}_{1,1}} & \cdots & D_{1,n} + D_{\text{destination}_{1,n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ D_{m,1} + D_{\text{destination}_{m,1}} & \cdots & D_{m,n} + D_{\text{destination}_{m,n}} \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (32)$$

Die Matrix D_{all} beinhaltet also für alle Fahrzeuge und Ladesäulen den Gesamtfahraufwand von den aktuellen Fahrzeugpositionen der Fahrzeuge zu den Ladesäulen in der Nähe des Fahrtziels und von dort weiter zu den Fahrtzielen. Dabei definiert jeder Fahrer gemäß seiner persönlicheren Präferenz, wie weit Ladesäulen maximal vom Fahrtziel entfernt sein dürfen.

Diese Modellierung ist gut geeignet, um das Ladesäulensuchverhalten von Privatfahrern zu beschreiben, die in der Nähe des Fahrtziels laden wollen und wobei Ladesäulen in Fahrtzielrichtung attraktiver bewertet werden als die Ladesäulen, die hinter dem Fahrtziel liegen und nur mit einem zusätzlichen Fahraufwand erreichbar wären. Dies wurde anhand der vorigen Abbildung 47 mit Ladesäule A und C veranschaulicht. Im nächsten Abschnitt erfolgt eine alternative Modellierung für gewerbliche Elektrofahrzeuge.

7.7.2 Modellierungsbeispiel für gewerbliche Elektrofahrzeuge

Gegenüber den zuvor beschriebenen privaten Fahrten können sich gewerbliche Fahrten bei der Ladesäulenwahl und dem Fahraufwand zu den Ladesäulen unterscheiden. Elektrotaxis oder Elektrolieferfahrzeuge müssen immer zuerst ein präzise definiertes Fahrtziel erreichen, bevor Ladesäulen aufgesucht werden. Beispielsweise würde ein Elektrotaxi, welches bald wieder laden müsste, zunächst den Kunden zum gewünschten Fahrtziel befördern, bevor es von dort in der Nähe eine Ladesäule aufsucht, und es würde natürlich nicht zusammen mit dem Kunden vor dem Erreichen des Fahrtziels eine Ladesäule aufsuchen. Die Modellierung dafür ist sehr ähnlich zur vorigen Modellierung der Privatfahrten und es wird nur die Distanzmatrix D , welche die Distanzen aller Fahrzeuge direkt zu allen Ladesäulen beschreibt, durch eine neu eingeführte Matrix D_{taxi} ersetzt.

Diese Matrix beinhaltet statt der Distanzen von den Fahrzeugpositionen zu den Ladesäulen die Distanzen von den Fahrzeugpositionen zu den individuellen Fahrtzielen. Dabei werden aber nicht wie bei der vorigen Modellierung der Privatfahrten und der Matrix D alle frei wählbaren Kombinationen eingetragen, sondern die Matrix D_{taxi} wird hier spaltenweise wiederholend aufgebaut, da die Fahrtziele der Taxis nicht frei wählbar sind, sondern vom Kunden vorgegeben werden und vom Taxi eingehalten werden müssen.

Das Eintragen von allen Kombinationen würde unterschiedliche Fahrzeuge mit unterschiedlichen Fahrtzielen vermischen und ist an dieser Stelle zur Modellierung von Elektrotaxis nicht sinnvoll. Ein Elektrotaxi fährt immer erst zu dem vom Kunden definierten Fahrtziel und erst von dort besteht die Möglichkeit, eine Ladesäule im Rahmen der persönlichen Präferenzen anfahren zu dürfen. Privatfahrer würden direkt eine Ladesäule in der Nähe des Fahrtziels wählen, wie es Abbildung 46 auf der Seite 124 zeigt, und erhalten bei der Modellierung daher alle Kombinationen mit der Matrix D .

Bei den gewerblichen Fahrten muss aber berücksichtigt werden, dass zunächst ein exaktes Fahrtziel bei der Kunden- oder Warenablieferung angefahren werden muss und erst danach die Ladesäulenwahl erfolgen kann. Daher ist die Matrix D_{taxi} also keine Kombinationsmatrix, die alle Zuordnungskombinationen von Fahrzeugpositionen zu Fahrtzielen beinhaltet, sondern dies pro Zeile für genau ein Fahrzeug für sein exaktes, individuelles und fahrgastspezifiziertes Fahrtziel darstellt

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Die Distanzmatrix von den aktuellen Fahrzeugpositionen zu den zugehörigen Fahrtzielen beschreibt sich für sämtliche Fahrzeuge wie folgt:

$$D_{\text{taxi},j} = \begin{bmatrix} d_{\text{taxi}_1} & \cdots & d_{\text{taxi}_1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{\text{taxi}_m} & \cdots & d_{\text{taxi}_m} \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} d_{\text{taxi}_j} \in \mathbb{R} \\ i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{array} \quad (33)$$

Die Elemente d_{taxi_1} bis d_{taxi_m} beschreiben also nur die Distanzliste, wie weit jedes Fahrzeug vom individuellen Fahrtziel entfernt ist. Diese Elemente werden für die abschließende Berechnung für alle n Spalten wiederholend eingefügt und stellen damit die gesamte Matrix D_{taxi} in der bekannten Dimension $m \times n$ dar. Mit dieser Matrix wird wie zuvor bei den Privatpersonen der Gesamtfahraufwand von gewerblichen Elektrotaxis zu Ladesäulen im Zielgebiet modelliert. Dazu werden zu Fahrtzieldistanzen aus der Matrix D_{taxi} die Distanzen von diesen Fahrtzielen zu allen Ladesäulen aus der Matrix $D_{\text{destination}}$ addiert. Somit kann mit der resultierenden Matrix D_{all} für jedes Fahrzeug bestimmt werden, wie lang der Fahrweg zum aktuellen Fahrtziel ist und von dort zu allen möglichen Ladesäulen:

$$D_{\text{all},j} = \begin{bmatrix} D_{\text{taxi}_1,1} + D_{\text{destination}_{1,1}} & \cdots & D_{\text{taxi}_1,1} + D_{\text{destination}_{1,n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ D_{\text{taxi}_m,1} + D_{\text{destination}_{m,1}} & \cdots & D_{\text{taxi}_m,1} + D_{\text{destination}_{m,n}} \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{array} \quad (34)$$

Mit diesen beiden Modellierungen kann exemplarisch für private und gewerbliche Fahrten der Gesamtfahraufwand, um Ladesäulen zu erreichen, im mathematischen Modell abgebildet werden. Für weitere Berechnungen wird dieser Gesamtfahraufwand im nächsten Abschnitt normiert.

7.7.3 Normierung des Gesamtfahraufwandes

In Vorbereitung auf die Gesamtbetrachtung im Abschnitt 7.12 wird dieser im Folgenden auf den Wertebereich 0 bis 1 normiert. Von allen möglichen Fahrdistanzen werden zunächst nur die selektiert, welche die Fahrer gemäß ihren persönlichen Präferenzen F_{all} überhaupt betrachten. Für diese werden für die Normierung die minimalen und maximalen Einträge in den Zeilen der Matrizen gewählt:

$$D_{\text{max}_i} = \begin{bmatrix} \max_{j: 1 \dots n} (D_{\text{all}_{1,j}} * F_{\text{all}_{1,j}}) \\ \cdots \\ \max_{j: 1 \dots n} (D_{\text{all}_{m,j}} * F_{\text{all}_{m,j}}) \end{bmatrix} \quad \text{für alle } j=1, \dots, n \text{ und } i=1, \dots, m \text{ bei den gilt } F_{\text{all}_{i,j}} = 1 \quad (35)$$

$$D_{\text{min}_i} = \begin{bmatrix} \min_{j: 1 \dots n} (D_{\text{all}_{1,j}} * F_{\text{all}_{1,j}}) \\ \cdots \\ \min_{j: 1 \dots n} (D_{\text{all}_{m,j}} * F_{\text{all}_{m,j}}) \end{bmatrix} \quad \text{für alle } j=1, \dots, n \text{ und } i=1, \dots, m \text{ bei den gilt } F_{\text{all}_{i,j}} = 1 \quad (36)$$

Der normierte Gesamtfahraufwand berechnet sich dann mit:

$$D_{\text{norm},j} = \begin{bmatrix} 1 - \frac{D_{\text{all}_{1,1}} - D_{\text{min}_1}}{D_{\text{max}_1} - D_{\text{min}_1}} & \cdots & 1 - \frac{D_{\text{all}_{1,n}} - D_{\text{min}_1}}{D_{\text{max}_1} - D_{\text{min}_1}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 - \frac{D_{\text{all}_{1,m}} - D_{\text{min}_m}}{D_{\text{max}_m} - D_{\text{min}_m}} & \cdots & 1 - \frac{D_{\text{all}_{m,n}} - D_{\text{min}_m}}{D_{\text{max}_m} - D_{\text{min}_m}} \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{array} \quad (37)$$

Mit dieser Matrix können die Gesamtfahraufwände für die gewerblichen oder privaten Fahrer beim Aufsuchen einer Ladesäule im persönlich akzeptablen Zielgebiet beschrieben werden. Diese werden bei der Gesamtbetrachtung im Abschnitt 7.12 berücksichtigt.

Im folgenden Abschnitt erfolgt die allgemeine Berechnung der Ladewahrscheinlichkeit der Fahrzeuge als eine weitere Komponente im Modell.

7.8 Die Ladewahrscheinlichkeit

In Abhängigkeit vom aktuellen Akkuladestand der Fahrzeuge kann die Ladewahrscheinlichkeit beschrieben werden. Fahrer, die über einen vollständig geladenen Akkumulator verfügen, müssen folglich keine Ladesäulen aufsuchen. Je geringer der Akkustand des Fahrzeugs ist, desto größer ist die Wahrscheinlichkeit, dass der Fahrer das Fahrzeug wieder aufladen muss. Der aktuelle Akkuladestand wird dafür mit der verfügbaren Akkukapazität normiert:

$$\vec{battery_chargepotential} = \vec{e}_m - \left(\frac{\vec{battery_state_of_charge}_i}{\vec{battery_capacity}_i} \right) = \begin{pmatrix} 1 - \frac{\vec{battery_state_of_charge}_1}{\vec{battery_capacity}_1} \\ 1 - \frac{\vec{battery_state_of_charge}_2}{\vec{battery_capacity}_2} \\ 1 - \frac{\vec{battery_state_of_charge}_{\dots}}{\vec{battery_capacity}_{\dots}} \\ 1 - \frac{\vec{battery_state_of_charge}_m}{\vec{battery_capacity}_m} \end{pmatrix} \quad i = 1, \dots, m \quad (38)$$

Hiermit wird die Ladewahrscheinlichkeit zwischen 0 für den vollständig geladenen Akkumulator und 1 für den vollständig entladenen Akkumulator normiert. Dieser Vektor wird mit dem bekannten Verfahren zu einer Matrix aufgespannt:

$$P_{charge_{i,j}} = \vec{battery_chargepotential} * \vec{e}_n' = \begin{bmatrix} \vec{battery_chargepotential}_1 & \dots & \vec{battery_chargepotential}_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \vec{battery_chargepotential}_m & \dots & \vec{battery_chargepotential}_m \end{bmatrix} \quad (39)$$

$i = 1, \dots, m \text{ und } j = 1, \dots, n$

Die Auswertung der Akkuladestände ermöglicht eine Interpretation der Wettbewerbssituation in der Nähe einer Ladesäule. Dabei können mit der hier aufgeführten Normierung die Fahrzeuge mit niedrigem Akkuladestand stärker gewichtet werden als bereits vollgeladene Fahrzeuge, die keinen signifikanten Einfluss mehr auf die Wettbewerbssituation nehmen.

Besonders die vollständig geladenen Fahrzeuge finden im Abschnitt 7.10 bei der Berechnung der Erreichbarkeit von Ladesäulen Verwendung. Diesbezüglich wird an dieser Stelle dafür die entsprechende Filtermatrix vorbereitet:

$$F_{can_charge_{i,j}} = \begin{cases} 0, & \text{falls } P_{charge_{i,j}} = 0 \quad i = 1, \dots, m \\ 1, & \text{falls } P_{charge_{i,j}} > 0 \quad j = 1, \dots, n \end{cases} \quad (40)$$

In dieser Matrix werden folglich sämtliche Fahrzeuge mit dem Wert 1 markiert, die über noch keinen vollständig geladenen Akkumulator verfügen und grundsätzlich laden können. Alle Fahrzeuge, die über einen vollständig geladenen Akkumulator verfügen, besitzen aktuell kein Ladeinteresse und werden mit dem Wert 0 maskiert. Im nächsten Abschnitt werden die unterschiedlichen Kosten der Ladesäulen dem Modell bereitgestellt.

7.9 Die Ladekosten

Unterschiedliche Preisstrukturen der Ladesäulen stellen für die Fahrer und deren Ladesäulensuche eine weitere Einflussgröße dar. Kostengünstige und besonders kostenlose Ladesäulen bieten den Fahrern attraktive Ladegelegenheiten. Die einzelnen Kosten, die sich für die Fahrer aus der Preisstruktur der

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

jeweiligen Ladesäulen ergeben, werden mit dem Vektor $\vec{c}_{\text{powerstation_price}}$ für alle n Ladesäulen abgebildet. Dieser Vektor der Ladesäulen wird zur Kostenmatrix C mit der Standarddimension $m \times n$ aufgespannt, um mit noch folgenden Matrizen einheitlich verrechnet werden zu können:

$$C_{i,j} = \vec{c}_{\text{em}} * \vec{c}_{\text{powerstation_price}} = \begin{bmatrix} c_1 & \dots & c_n \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_1 & \dots & c_n \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (41)$$

Genau wie bei der Betrachtung der Gesamtfahraufwände aus Abschnitt 7.7.3 werden diese absoluten Kosten für die nach den persönlichen Präferenzen betrachteten Ladesäulen normiert, um diese abschließend in die Gesamtbetrachtung im Abschnitt 7.12 einheitlich zu integrieren. Dazu werden zunächst die maximalen und minimalen Kosten der relevanten Ladesäulen je Zeile ermittelt:

$$C_{\max_i} = \begin{bmatrix} \max_{j: 1 \dots n} (C_{1,j} * F_{\text{all},j}) \\ \dots \\ \max_{j: 1 \dots n} (C_{m,j} * F_{\text{all},j}) \end{bmatrix} \quad \text{für alle } j=1, \dots, n \text{ und } i=1, \dots, m \text{ bei den gilt } F_{\text{all},j} = 1 \quad (42)$$

$$C_{\min_i} = \begin{bmatrix} \min_{j: 1 \dots n} (C_{1,j} * F_{\text{all},j}) \\ \dots \\ \min_{j: 1 \dots n} (C_{m,j} * F_{\text{all},j}) \end{bmatrix} \quad \text{für alle } j=1, \dots, n \text{ und } i=1, \dots, m \text{ bei den gilt } F_{\text{all},j} = 1 \quad (43)$$

Die normierten Ladekosten berechnen sich analog zu den Fahraufwänden mit:

$$C_{\text{norm},i,j} = \begin{bmatrix} 1 - \frac{C_{1,1} - C_{\min_1}}{C_{\max_1} - C_{\min_1}} & \dots & 1 - \frac{C_{1,n} - C_{\min_1}}{C_{\max_1} - C_{\min_1}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 - \frac{C_{1,m} - C_{\min_m}}{C_{\max_m} - C_{\min_m}} & \dots & 1 - \frac{C_{m,n} - C_{\min_m}}{C_{\max_m} - C_{\min_m}} \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (44)$$

Diese normierten Ladekosten können damit bei der Gesamtbetrachtung im Abschnitt 7.12 berücksichtigt werden.

Ausgehend von den Positionen und Akkuladeständen der Fahrzeuge beeinflussen sich die Fahrzeuge gegenseitig bei Ihrer Ladesäulenwahl. Im nächsten Abschnitt wird beschrieben, wie sich für Fahrzeuge dabei die Wahrscheinlichkeit verändert, unbelegte Ladesäulen als erstes Fahrzeug vor anderen Fahrzeugen erreichen zu können.

7.10 Die relative Erreichbarkeit von Ladesäulen

Die Verkehrsteilnehmer besitzen je nach Verkehrssituation eine entsprechende Wahrscheinlichkeit, eine unbelegte Ladesäule vor allen anderen Verkehrsteilnehmern vorzufinden. Beeinflusst wird dies durch die Anzahl der im Wettbewerb stehenden Fahrzeuge, ihre aktuellen Positionen in Relation zueinander und zu den Ladesäulen und ihre aktuellen Akkuladestände. Dies wird mit den folgenden drei Komponenten beschrieben. Diese Komponenten stellen jeweils eine Metrik für die zu beschreibende Wettbewerbssituation dar:

- **Komponente 1 von 3 - Die Quantität der Wettbewerbssituation „ Q_{rival} “**
Die Anzahl der im Wettbewerb stehenden Fahrzeuge wird geprägt durch die persönlichen Präferenzen der Fahrer, also deren konkrete Fahrtziele und Selektionen bei der Ladesäulenauswahl. Nur Fahrer, die gemäß ihrer persönlichen Präferenz an derselben Ladesäule laden möchten, bilden eine Wettbewerbssituation zueinander aus. Je mehr Fahrzeuge gleichzeitig eine Ladesäule nachfragen möchten, desto niedriger ist die Chance diese Ladesäule unbelegt vorzufinden. Die Anzahl der im Wettbewerb stehenden Fahrzeuge prägt damit die Quantität der Wettbewerbssituation mit der ersten Komponente Q_{rival} aus, die im Verlauf dieses Abschnitts als Matrix hergeleitet wird.
- **Komponente 2 von 3 - Die Intensität der Wettbewerbssituation „ Q_{part} “**
In Abhängigkeit vom Akkuladestand besitzen die Fahrer ein unterschiedlich starkes Interesse, eine Ladesäule auch aufzusuchen. Fahrer von Fahrzeugen mit vollständig geladenem Akkumulator sehen keine Notwendigkeit im Aufsuchen einer Ladesäule. Demgegenüber besitzen die Fahrer von Fahrzeugen mit sehr niedrigen Akkuladeständen ein erhöhtes Interesse am Aufsuchen von Ladesäulen. Je niedriger die Akkuladestände der anderen Fahrzeuge, desto höher der Wettbewerb und desto geringer ist die Chance, eine unbelegte Ladesäule vorzufinden. Die Akkuladestände der im Wettbewerb stehenden Fahrzeuge prägen damit die Intensität der Wettbewerbssituation mit der zweiten Komponente Q_{part} aus, die im Verlauf dieses Abschnitts als Matrix hergeleitet wird.
- **Komponente 3 von 3 - Die Position der Wettbewerbssituation „ Q_{pos} “**
Die aktuellen Positionen der Fahrzeuge zueinander und die daraus resultierenden Fahrwege zu den Ladesäulen bestimmen ihre Chance, eine Ladesäule vor oder nach anderen Fahrzeugen zu erreichen. Je näher sich ein Fahrzeug in Relation zu den anderen Fahrzeugen an einer Ladesäule befindet, desto höher ist die Chance für dieses Fahrzeug, die Ladesäule als erstes Fahrzeug unbelegt vorzufinden. Befinden sich sämtliche anderen Fahrzeuge hinter einem betrachteten Fahrzeug in Relation zur Ladesäule, so liegt die Position der Nachfrage dieser anderen Fahrzeuge auch hinter dem betrachteten Fahrzeug. Die Position der Nachfrage der anderen Fahrzeuge prägt damit die Wettbewerbssituation mit der dritten Komponente Q_{pos} aus, die im Verlauf dieses Abschnitts als Matrix hergeleitet wird.

Diese drei Komponenten werden im Verlauf dieses Abschnitts nacheinander detailliert beschrieben. Das Produkt der drei Komponenten definiert die resultierende relative Ladesäulenerreichbarkeit, die am Ende dieses Abschnitts berechnet wird.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Zuvor erfolgt mit der folgenden Abbildung eine Veranschaulichung, wie sich typische Wettbewerbssituationen ausprägen können und wie sich dabei die eingangs genannte Fahrzeuganzahl, Akkuladestände und Positionen der Fahrzeuge auf die drei Komponenten auswirken:



Abbildung 48: Darstellung möglicher Wettbewerbssituationen

In Situation 1 besitzen drei Fahrzeuge eine bessere Position als das betrachtete Fahrzeug, bezogen auf die Ladesäule A. Zwei dieser Fahrzeuge besitzen jedoch einen vollständig geladenen Akkumulator und entfallen damit aus der Wettbewerbssituation. Das dritte Fahrzeug besitzt zwar einen niedrigen Akkuladestand und damit auch ein Ladeinteresse, jedoch nicht an der Ladesäule A. Die Quantität der Wettbewerbssituation ist nach der Komponente 1 demnach minimal. Somit befindet sich das betrachtete Fahrzeug in Situation 1 in einer sehr günstigen Wettbewerbssituation.

In Situation 2 besitzen drei Fahrzeuge ein Ladeinteresse an der Ladesäule A, jedoch sind diese in etwa gleich weit entfernt wie das betrachtete Fahrzeug. Die Intensität der Nachfrage ist nach Komponente 2 zwar erhöht, die Position der Nachfrage der anderen Fahrzeuge nach Komponente 3 ist aber nicht kritisch, sodass sich insgesamt nur eine moderate Wettbewerbssituation für das betrachtete Fahrzeug ausprägt.

In Situation 3 liegen diese drei Fahrzeuge deutlich näher an der Ladesäule. Die Position der Nachfrage nach Komponente 3 ist damit kritisch, sodass sich für das betrachtete Fahrzeug eine kritische Wettbewerbssituation ausprägt.

In Situation 4 liegt nur ein einziges Fahrzeug vor dem betrachteten Fahrzeug. Die Position der Wettbewerbssituation ist dabei nach Komponente 3 zwar erhöht, die Quantität der Wettbewerbssituation ist mit einem einzigen Fahrzeug nach Komponente 1 jedoch gering, sodass sich hierbei in Summe auch nur eine moderate Wettbewerbssituation ausprägt.

Nach dieser allgemeinen Veranschaulichung erfolgt im nächsten Abschnitt die detaillierte Beschreibung der ersten Komponente.

7.10.1 Komponente 1 von 3 - Die Quantität der Wettbewerbssituation „ Q_{rival} “

Bezogen auf ein betrachtetes Fahrzeug ergeben sich unterschiedliche Wettbewerbssituationen. In Abhängigkeit von den Fahrzeugpositionen und den Akkuladeständen prägt sich eine unterschiedlich große Nachfrage aus, die sich ausgehend von den anderen Fahrzeugen zwischen dem betrachteten Fahrzeug und der Ladesäule befinden kann:

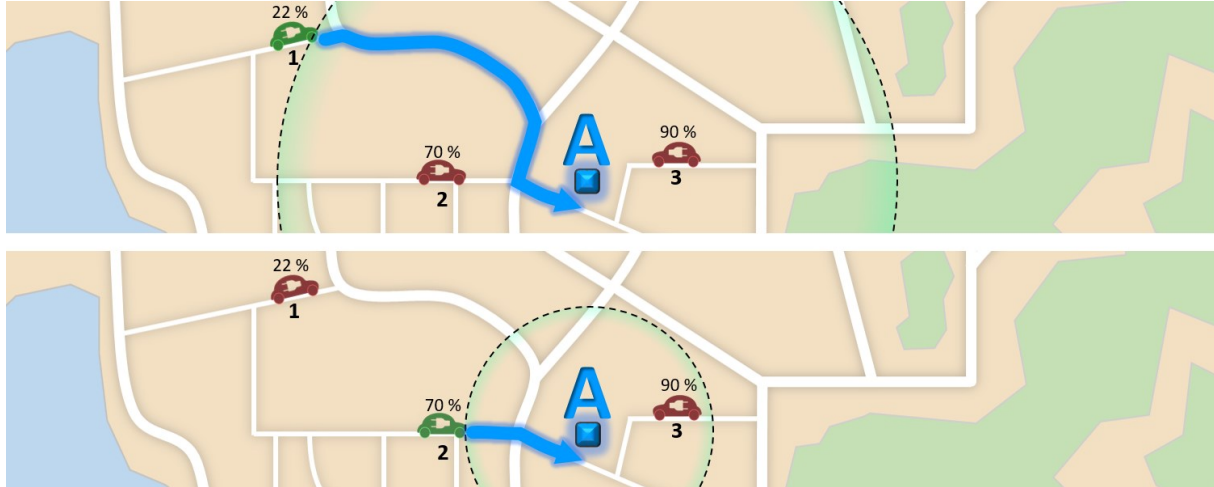


Abbildung 49: Wettbewerbssituation aus der Sicht von zwei unterschiedlichen Fahrzeugen

Die Wettbewerbssituation von Fahrzeug eins wird durch die beiden anderen Fahrzeuge zwei und drei geprägt, die sich näher an der Ladesäule A befinden. Aus der Sicht von Fahrzeug zwei liegt nur Fahrzeug drei näher an der Ladesäule A. Vor Fahrzeug zwei liegen diesbezüglich weniger potentielle im Wettbewerb stehende Fahrzeuge als für Fahrzeug eins. Die Quantität der Wettbewerbssituation ist für Fahrzeug zwei demnach geringer als für Fahrzeug eins. Fahrzeug drei liegt der Ladesäule am nächsten und besitzt damit die beste Position, da kein anderes Fahrzeug vor diesem Fahrzeug liegt.

Um die Quantität der Wettbewerbssituation aus der Sicht von jedem Fahrzeug und für jede Ladesäule in einer ganzheitlichen Matrix darstellen zu können, wird dies zunächst für eine einzelne Ladesäule k erläutert, bevor die Gesamtbeschreibung für alle Ladesäulen erfolgt.

Für eine Ladesäule k werden zunächst die Distanzen der Fahrzeuge zu dieser Ladesäule mit dem Vektor \vec{d}_k ermittelt. Dieser wird der Distanzmatrix aus Spalte k entnommen:

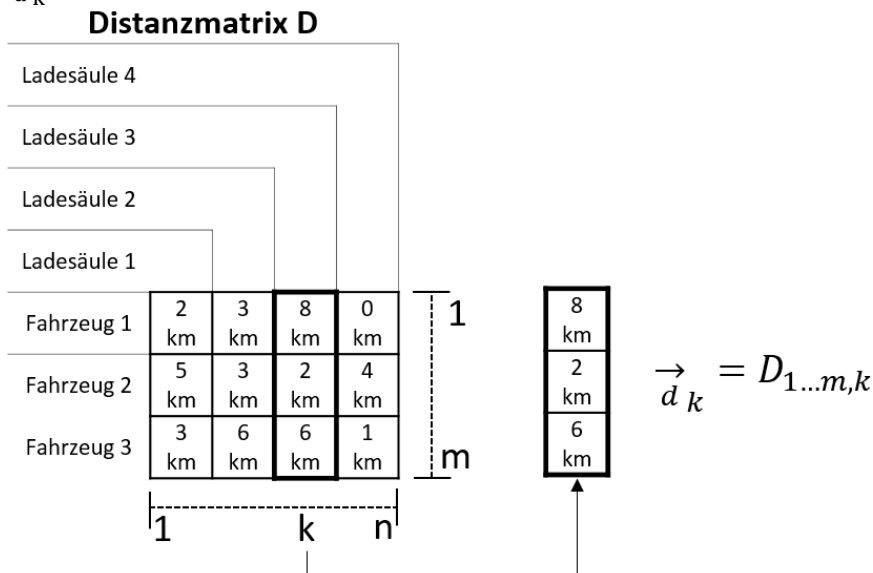


Abbildung 50: Ausschnitt eines Vektors aus der Distanzmatrix

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Die Zeilen der Distanzmatrix entsprechen den Fahrzeugen, die Spalten den Ladesäulen. Der Vektor \vec{d}_k ist also ein Ausschnitt der Spalte k aus der Distanzmatrix D und beinhaltet folglich sämtliche Distanzen der m Fahrzeuge zu dieser Ladesäule k.

Mit diesem Distanzvektor \vec{d}_k zur Ladesäule k wird die quadratische Distanzmatrix D_k aufgestellt und mit sich selbst in transformierter Form D_k' verglichen:

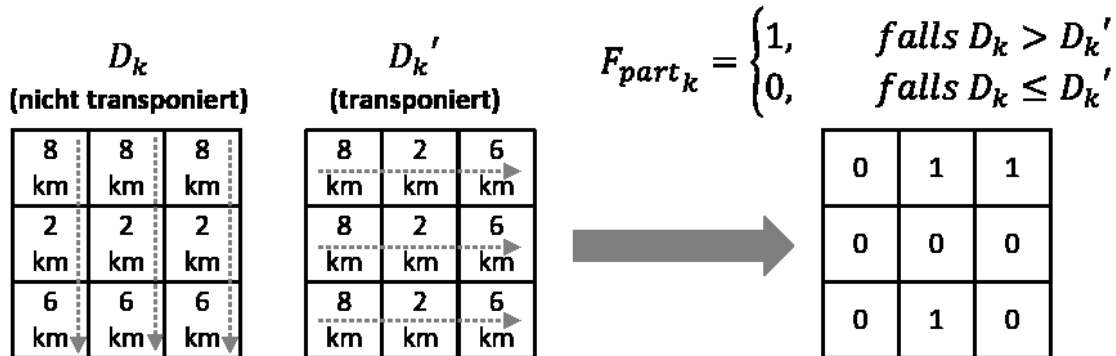


Abbildung 51: Transponierter Vergleich der quadratischen Distanzmatrix

Durch diesen transponierten Vergleich können alle Fahrzeugdistanz-Kombinationen der relevanten Fahrzeuge, die sich in der Nähe der Ladesäule k befinden, betrachtet werden. Damit ist ersichtlich, welche Fahrzeuge vor einem betrachteten Fahrzeug liegen und eine bessere Position zur Ladesäule besitzen. Interpretiert werden die Daten dieser Matrix zeilenweise. Pro Fahrzeug (Zeile der Matrix) zeigt die Matrix auf, welche anderen Fahrzeuge (Spalte der Matrix) der Ladesäule näherliegen, was dem Wert 1 entspricht, oder hinter dem betrachteten Fahrzeug liegen, was dem Wert 0 entspricht. Die folgende Abbildung veranschaulicht die Dateninterpretation:

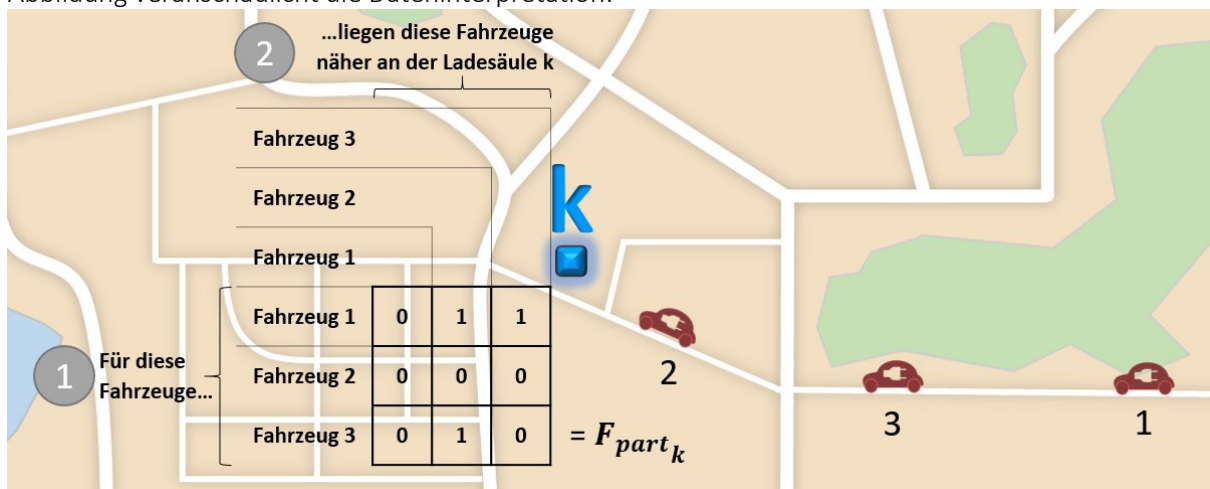


Abbildung 52: Interpretation der Matrix zur Beschreibung der Fahrzeugreihenfolge

Zeile drei beinhaltet beispielsweise für Fahrzeug drei die Information, dass nur Fahrzeug zwei noch näher an der Ladesäule k liegt. Fahrzeug eins liegt hinter Fahrzeug drei.

Nach dieser Einzelbetrachtung für nur eine Ladesäule k wird diese Betrachtung einheitlich für alle n Ladesäulen vorgenommen.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Damit erweitert sich die Matrix um eine weitere Dimension zur dreidimensionalen Matrix F_{part} , die für alle n Ladesäulen spezifiziert, welche Fahrzeuge (b) vor oder hinter einem betrachteten Fahrzeug (a) liegen, bezogen auf eine spezielle Ladesäule (c):

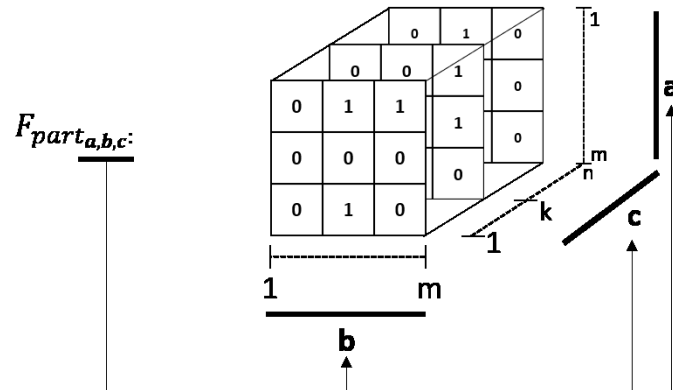


Abbildung 53: Dreidimensionale Filtermatrix der Fahrzeugdistanzen

Die drei Indizes dieser dreidimensionalen Matrix ermöglichen den Zugriff auf jede Fahrzeug-Ladesäulen-Kombination und die dafür auftretende Ankunftsreihenfolge der Fahrzeuge bei dieser.

Der erste Index a selektiert das zu betrachtende Fahrzeug (Zeile).

Der zweite Index b spezifiziert die Fahrzeuge (Spalte), die vor oder hinter dem mit a selektierten Fahrzeug liegen, bezogen auf eine Ladesäule, die mit dem dritten Index c selektiert wird. Beispielsweise liefert die Abfrage mit den Indizes $(3,2,2)$ aus F_{part} den Wert 1. Für das betrachtete Fahrzeug $a = 3$ besitzt das Fahrzeug $b = 2$ zur Ladesäule $c = 2$ eine bessere Position.

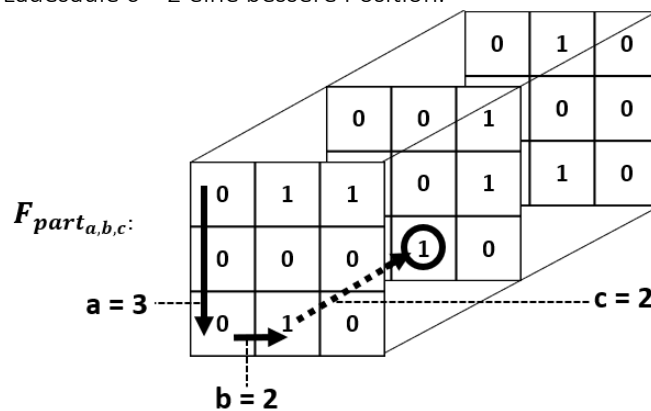


Abbildung 54: Interpretation einer Abfrage aus der dreidimensionalen Filtermatrix

Mit dieser dreidimensionalen Filtermatrix kann für jede Fahrzeug-Ladesäule-Kombination abgefragt werden, welche anderen Fahrzeuge noch vor einem betrachteten Fahrzeug näher in Richtung einer Ladesäule liegen.

Die alleinige Betrachtung der Fahrzeugpositionen reicht jedoch noch nicht zur Beschreibung der Wettbewerbssituation aus. Denn Fahrzeuge, die sich gemäß dieser Wettbewerbsmatrix F_{part} nahe an einer Ladesäule befinden, dort aber aufgrund der persönlichen Präferenzen gar nicht laden wollen oder bereits über einen vollständig geladenen Akkumulator verfügen, fallen damit für das betrachtete Fahrzeug aus der Wettbewerbssituation raus.

Erst durch die Kombination der hier aufgeführten Wettbewerbsmatrix F_{part} mit der aus Abschnitt 7.6.4 bekannten Filtermatrix F_{all} für die persönlichen Präferenzen der Fahrer und der aus Abschnitt 7.8 bekannten Filtermatrix F_{can_charge} zur Maskierung der bereits vollständig geladenen Fahrzeuge kann die Quantität der Wettbewerbssituation ganzheitlich beschrieben werden. Mittels dieser Filtermatrizen werden in der Wettbewerbsmatrix nur die relevanten Fahrzeuge betrachtet, die auch gemäß ihren persönlichen Präferenzen an der jeweiligen Ladesäule laden möchten und noch über keinen vollständig

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

geladenen Akkumulator verfügen und somit die Wettbewerbssituation für das betrachtete Fahrzeug mit einer Nachfrage prägen:

$$Q_{rival_{i,j}} = \begin{bmatrix} \frac{1}{1 + \sum_{x=1}^m (F_{part_{1,x,1}} * F_{all_{x,1}} * F_{can_charge_{x,1}})} & \dots & \frac{1}{1 + \sum_{x=1}^m (F_{part_{1,x,n}} * F_{all_{x,n}} * F_{can_charge_{x,n}})} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{1 + \sum_{x=1}^m (F_{part_{m,x,1}} * F_{all_{x,1}} * F_{can_charge_{x,1}})} & \dots & \frac{1}{1 + \sum_{x=1}^m (F_{part_{m,x,n}} * F_{all_{x,n}} * F_{can_charge_{x,n}})} \end{bmatrix} \quad (45)$$

$i = 1, \dots, m$ und $j = 1, \dots, n$

(Der Wert „1 + ...“ im Nenner beschreibt zusätzlich das Vorhandensein des betrachteten Fahrzeugs. Dies wird noch im nächsten Beispiel aufgegriffen.)

Diese Matrix berechnet die Quantität der Wettbewerbssituation als Quote. Diese Quote wird mit der Anzahl der relevanten Fahrzeuge berechnet, die sich vor einem betrachteten Fahrzeug in Bezug zu einer Ladesäule befinden und mit diesem im Wettbewerb stehen. Das folgende Beispiel veranschaulicht dies:

$$Q_{rival_{1,A}} = \frac{1}{1 + \sum_{x=1}^m (F_{part_{1,x,A}} * F_{all_{x,A}} * F_{can_charge_{x,A}})} = \frac{1}{1 + 2} \approx 33 \%$$



Abbildung 55: Ladestandabhängige Wettbewerbssituation zwischen Fahrzeugen

Das betrachtete Fahrzeug ist Fahrzeug eins. Fahrzeug vier liegt demnach hinter Fahrzeug eins und prägt somit nicht die Wettbewerbssituation aus. Diese Information ist bereits in der dreidimensionalen Filtermatrix F_{part} enthalten. Fahrzeug fünf liegt zwar näher als Fahrzeug eins an der Ladesäule A und wird daher auch mittels F_{part} berücksichtigt, besitzt aber bereits einen vollständig geladenen Akkumulator und wird mit der Matrix F_{can_charge} gefiltert und ist somit auch außerhalb der Wettbewerbssituation. Fahrzeug 6 liegt zwar ebenfalls näher als Fahrzeug eins an der Ladesäule A und besitzt auch einen niedrigen Akkuladestand, möchte aber gemäß den persönlichen Präferenzen F_{all} nicht an der Ladesäule A laden und prägt damit ebenfalls nicht die Wettbewerbssituation von Fahrzeug eins.

Nur die Fahrzeuge zwei und drei befinden sich vor Fahrzeug eins und besitzen zusätzlich einen niedrigen Akkuladestand und möchten ebenfalls gemäß ihren persönlichen Präferenzen an der Ladesäule A laden und prägen somit die Wettbewerbssituation für Fahrzeug eins aus. Demnach steht Fahrzeug eins mit zwei weiteren Fahrzeugen im Wettbewerb, sodass die Quote in Summe von drei Fahrzeugen geprägt wird. Für die erste Komponente berechnet sich mit $Q_{rival_{1,A}} = \frac{1}{1+2} \approx 33 \%$ die Quantität der Wettbewerbssituation.

Mit Q_{rival} wurde an dieser Stelle die erste Komponente von insgesamt drei Komponenten beschrieben, die das Berechnen der Ladesäulenerreichbarkeit ermöglichen.

Mit dem Vorgehen der Summenbildung in Dimensionsrichtung a mittels „ $\sum_{b=1}^m (F_{part_{a,b,c}} * \dots)$ “ wird auch im nächsten Abschnitt die relevante Nachfrage berechnet, die zwischen einem betrachteten Fahrzeug und der Ladesäule durch die anderen im Wettbewerb stehenden Fahrzeugen auftritt. Diese relevante Nachfrage der anderen Fahrzeuge prägt damit die Intensität der Wettbewerbssituation für das betrachtete Fahrzeug und wird mit der folgenden Komponente beschrieben.

7.10.2 Komponente 2 von 3 - Die Intensität der Wettbewerbssituation „ Q_{part} “

Die Intensität der Wettbewerbssituation wird vom durchschnittlichen Akkuladestand und dem daraus resultierenden Nachfragepotential der im Wettbewerb stehenden Fahrzeuge bestimmt. Zur Berechnung des durchschnittlichen Nachfragepotentials der im Wettbewerb stehenden Fahrzeuge sind vier Einzelberechnungen erforderlich:

- Berechnung 1: Das Nachfragepotential an der aktuellen Fahrzeugposition
- Berechnung 2: Das Nachfragepotential während des Fahrwegs zur Ladesäule
- Berechnung 3: Das gesamte Nachfragepotential bei der Ankunft an der Ladesäule
- Berechnung 4: Das durchschnittliche Nachfragepotential aller Fahrzeuge

Diese vier Berechnungen werden in den folgenden vier Abschnitten einzeln im Detail erläutert. Zuvor werden diese Berechnungen mit folgender Abbildung zusammenfassend veranschaulicht:

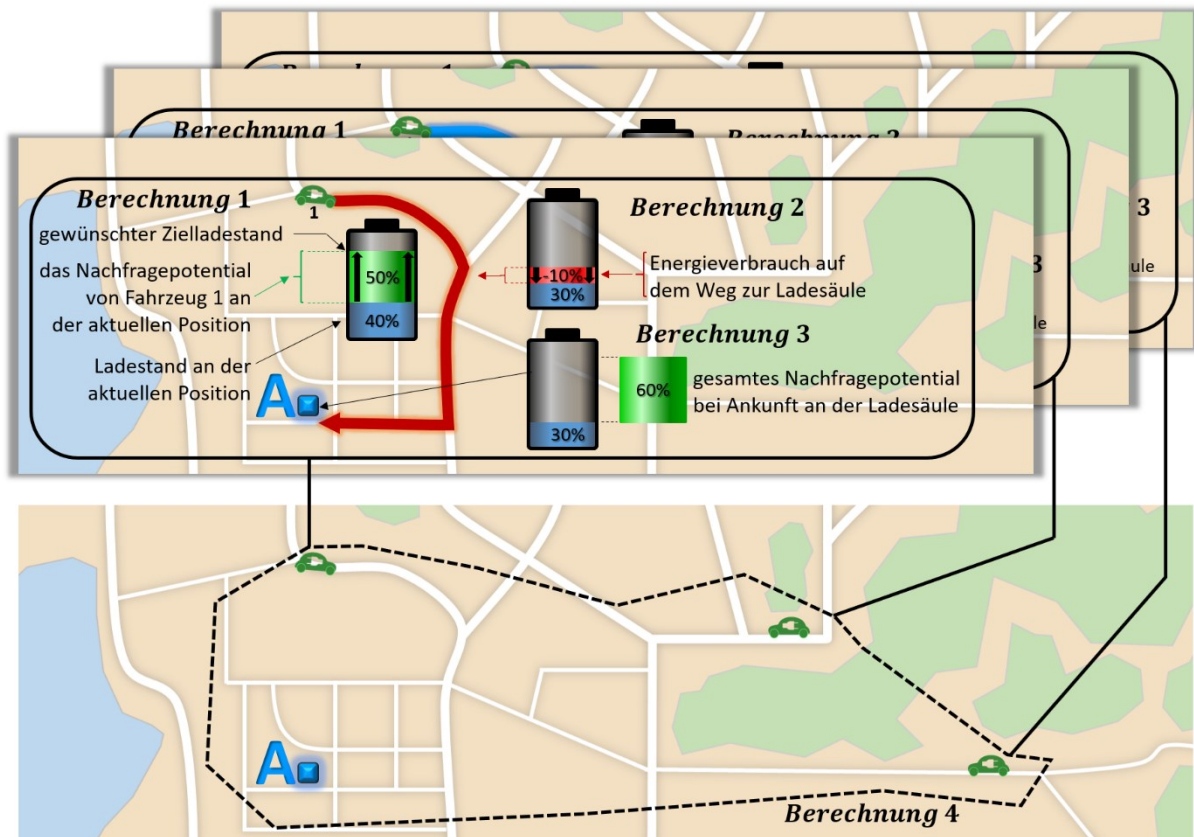


Abbildung 56: Veranschaulichung der Berechnungen des durchschnittlichen Nachfragepotentials

Diese Abbildung veranschaulicht, dass die Berechnungen 1-3 jeweils für die einzelnen Fahrzeuge vorgenommen werden und mit Berechnung 4 die Gesamtberechnung aller relevanten Fahrzeuge im gegenseitigen Einflussbereich erfolgt. Im nächsten Abschnitt wird zunächst das Nachfragepotential gemäß der aktuellen Fahrzeugposition für Berechnung 1 erläutert.

7.10.2.1 Berechnungsschritt 1 - Das Nachfragepotential an der aktuellen Fahrzeugposition

Zur Berechnung des akkuladestandabhängigen Nachfragepotentials wird die Differenz aus dem gewünschten Zielladestand $\xrightarrow{\text{battery}_{target}}$ und dem aktuellen Akkuladestand $\xrightarrow{\text{battery}_{state_of_charge}}$ der

Fahrzeuge gebildet. Grundsätzlich kann hier auch statt eines individuellen Zielladestands von einer vollständigen Aufladung der gesamten Akkukapazität ausgegangen werden. Für diesen Fall würde $\xrightarrow{\text{battery}_{target}} = \xrightarrow{\text{battery}_{capacity}}$ entsprechen. Für eine individuellere Parametrierung des Modells wird hier

aber der fahrerindividuelle Zielladestand mittels $\xrightarrow{\text{battery}_{target}}$ integriert, der bei Bedarf auch vereinfacht

und allgemeingültig auf $\vec{\text{battery_capacity}}$ reduziert werden könnte. Die Vektoren $\vec{\text{battery_target}}$ und $\vec{\text{battery_state_of_charge}}$ beinhalten die absoluten Werte in kWh und werden im Folgenden mit dem Vektor $\vec{\text{battery_capacity}}$ relativiert. Die Differenz aus Zielladestand und Istladestand und der Relativierung gemäß der maximalen Akkukapazität wird für weitere Berechnungen zu einer Matrix mit der bekannten Standarddimension $m \times n$ aufgespannt:

$$E_{\text{now},i,j} = \begin{bmatrix} \frac{\vec{\text{battery_target}}_1 - \vec{\text{battery_state_of_charge}}_1}{\vec{\text{battery_capacity}}_1} & \dots & \frac{\vec{\text{battery_target}}_1 - \vec{\text{battery_state_of_charge}}_1}{\vec{\text{battery_capacity}}_1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\vec{\text{battery_target}}_m - \vec{\text{battery_state_of_charge}}_m}{\vec{\text{battery_capacity}}_m} & \dots & \frac{\vec{\text{battery_target}}_m - \vec{\text{battery_state_of_charge}}_m}{\vec{\text{battery_capacity}}_m} \end{bmatrix} \quad (46)$$

$i = 1, \dots, m$ und $j = 1, \dots, n$

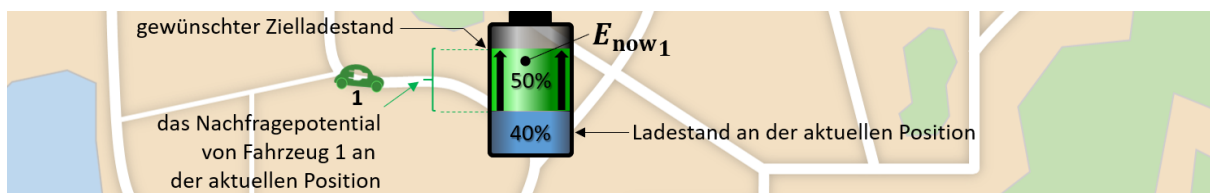


Abbildung 57: Nachfragepotential an der aktuellen Fahrzeugposition

Diese Nachfragematrix wird mit der Nachfragematrix der Fahrzeuge im nächsten Abschnitt addiert, um die Gesamtnachfrage bei der Ankunft an der Ladesäule zu berechnen.

7.10.2.2 Berechnungsschritt 2 - Das Nachfragepotential während des Fahrwegs zur Ladesäule

In Abhängigkeit von den Fahrzeugpositionen müssen die Fahrzeuge unterschiedliche Fahrwege zu den Ladesäulen investieren. Diese Fahrwege erfordern zusätzlich Energie und reduzieren den Akkuladestand bei Ankunft an der Ladesäule.

Demnach wird zum Nachfragepotential E_{now} der Fahrzeuge gemäß ihrer aktuellen Position der vorigen Berechnung der Energieverbrauch E_{route} für den Fahrweg zur Ladesäule addiert, wie es die folgende Abbildung veranschaulicht:

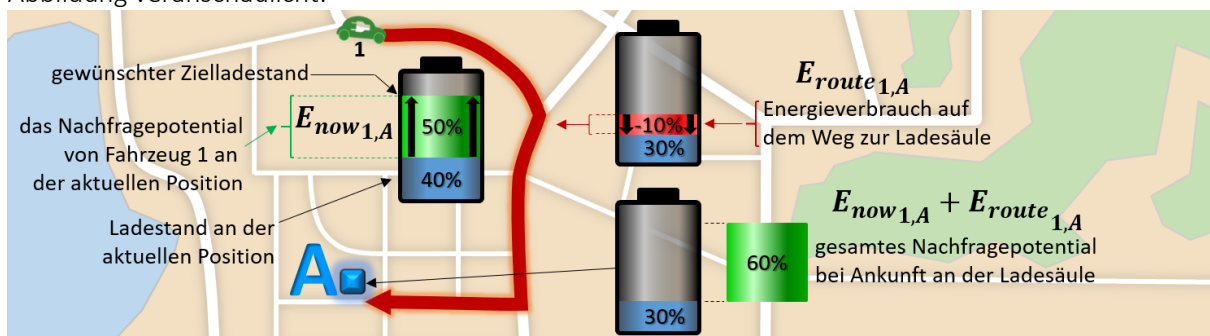


Abbildung 58: Nachfragepotential des Fahrwegs zur Ladesäule

Das Fahrzeug besitzt an Position (1) einen Akkuladestand von 40 %, kann also maximal für 60 % der gesamten Akkukapazität an Energie nachfragen. Gewünscht ist in diesem Fall aber ein Zielladestand von 90 %. Folglich soll der Akkuladestand um 50 % erhöht werden. Der Fahrweg (2) zur Ladesäule A reduziert den Akkuladestand um weitere 10 % auf 30 %. Das Nachfragepotential des Fahrwegs beträgt in diesem Beispiel folglich 10 % der Maximalakkukapazität. Damit besitzt das Fahrzeug bei der Ankunft (3) an der Ladesäule A ein zusammengesetztes Nachfragepotential von insgesamt 50 % + 10 % = 60 % der Maximalakkukapazität, um den gewünschten Zielladestand von 90 % erreichen zu können.

Der Energiebedarf der Fahrzeuge, um die Ladesäulen zu erreichen, berechnet sich dabei aus der Fahrdistanz mit der Distanzmatrix D und dem fahrzeugindividuellen Verbrauch. Dieser Verbrauch wird,

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

wie zuvor zur individuellen Akkukapazität der Fahrzeuge relativiert und für alle Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen im Voraus berechnet, um eine zusammenfassende Berechnung der Ladesäulenerreichbarkeit nach der Darstellung aller einzelnen Komponenten im Abschnitt 7.10.4 zu ermöglichen:

$$E_{route_{i,j}} = \begin{bmatrix} \overrightarrow{\text{battery_consumption}_1} & \dots & \overrightarrow{\text{battery_consumption}_1} \\ \overrightarrow{\text{battery_capacity}_1} & & \overrightarrow{\text{battery_capacity}_1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \overrightarrow{\text{battery_consumption}_m} & \dots & \overrightarrow{\text{battery_consumption}_m} \\ \overrightarrow{\text{battery_capacity}_m} & & \overrightarrow{\text{battery_capacity}_m} \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (47)$$

Im nächsten Abschnitt wird das gesamte Nachfragepotential beschrieben, das sich aus den beiden Bestandteilen E_{now} und E_{route} bei der Ankunft an der Ladesäule zusammensetzt. Dabei werden mittels der bekannten Filtermatrix F_{all} auch etwaige Reichweitenüberschreitungen aufgrund unzureichender Akkuladestände behandelt. Damit werden also nur die Fahrzeuge betrachtet, die mit dem aktuellen Akkuladestand und dem bevorstehenden Verbrauch auf dem Weg zur Ladesäule diese überhaupt erreichen können.

7.10.2.3 Berechnungsschritt 3 - Das gesamte Nachfragepotential bei der Ankunft an der Ladesäule

Die gesamte Nachfrage addiert sich aus der Nachfrage der aktuellen Fahrzeugposition E_{now} und der Nachfrage des gefahrenen Fahrwegs zur Ladesäule E_{route} aus den beiden vorigen Abschnitten. Dies wird jedoch nur für die relevanten Fahrzeuge vorgenommen, die gemäß den persönlichen Präferenzen der Fahrer auch dort laden möchten und über ausreichend Reichweite verfügen, diese überhaupt zu erreichen. Diesbezüglich wird die Filtermatrix F_{all} aus Abschnitt 7.6.4 verwendet. Das relevante Nachfragepotential berechnet sich wie folgt:

$$E_{all_{i,j}} = \begin{bmatrix} F_{all_{1,1}} * (E_{now_{1,1}} + E_{route_{1,1}}) & \dots & F_{all_{1,n}} * (E_{now_{1,n}} + E_{route_{1,n}}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ F_{all_{m,1}} * (E_{now_{m,1}} + E_{route_{m,1}}) & \dots & F_{all_{m,n}} * (E_{now_{m,n}} + E_{route_{m,n}}) \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (48)$$

Diese Matrix beschreibt folglich für alle Fahrzeuge-Ladesäulen-Kombinationen das gesamte Nachfragepotential, das die Fahrzeuge bei der Ankunft an den Ladesäulen besitzen, abhängig von den individuellen Akkuladeständen an den aktuellen Fahrzeugpositionen, dem jeweiligen Verbrauch der Fahrzeuge, der während des Fahrwegs zur Ladesäule anfallen wird, und den persönlichen Präferenzen der Fahrer.

Mittels dieser Matrix kann im folgenden Abschnitt für ein konkret betrachtetes Fahrzeug ermittelt werden, wie hoch die durchschnittliche Nachfrage der anderen Fahrzeuge ist, die sich zwischen dem betrachteten Fahrzeug und der Ladesäule befinden. Diese durchschnittliche Nachfrage der anderen Fahrzeuge beeinflusst je nach Ausprägung die Intensität der Wettbewerbssituation für dieses betrachtete Fahrzeug. Im nächsten Abschnitt wird dafür das durchschnittliche Nachfragepotential der anderen Fahrzeuge beschrieben, die vor einem betrachteten Fahrzeug liegen.

7.10.2.4 Berechnungsschritt 4 - Das durchschnittliche Nachfragepotential aller Fahrzeuge

In Bezug zur individuellen Fahrzeugposition kann ein Teil der gesamten Nachfrage vor oder hinter einem betrachteten Fahrzeug in Bezug zur Ladesäulenposition liegen. Je größer die Summe der Nachfrage der Fahrzeuge, die sich vor dem jeweils betrachteten Fahrzeug in Bezug zur Ladesäule befinden, desto geringer die Chance, dass dieses betrachtete Fahrzeug selbst die eigene Nachfrage an dieser Ladesäule realisieren kann. Denn nahezu vollständig aufgeladene Fahrzeuge werden nur ein geringes Nachfragepotential bewirken. Die Summe vieler niedrig geladener Fahrzeuge prägt jedoch eine starke Nachfrage für die Wettbewerbssituation des betrachteten Fahrzeugs aus.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Die gesamte Nachfrage der Fahrzeuge, die noch mit dem aktuellen Akkuladestand die Ladesäule erreichen können und diese auch gemäß ihren persönlichen Präferenzen erreichen wollen, ist mit E_{all} des vorigen Abschnitts bekannt. Von dieser Gesamtnachfrage liegt je nach betrachteter Fahrzeugposition ein gewisser Anteil vor diesem Fahrzeug in Bezug zur Ladesäule. Dieser Anteil wird mit E_{part} beschrieben und mittels der dreidimensionalen Wettbewerbsmatrix F_{part} aus Abschnitt 7.10.1 ermittelt. Zuvor die dafür zusammenfassende Veranschaulichung:



Abbildung 59: Nachfragepotential vor einem Fahrzeug

Zur Berechnung der nach F_{all} relevanten und nach der Wettbewerbsmatrix F_{part} anteilig vor dem betrachteten Fahrzeug liegenden Nachfrage wird für alle Fahrzeuge 1 bis m , die vor dem betrachteten Fahrzeug liegen, deren Nachfrage E_{all} an der Ladesäule mittels der Summe über den Index i aggregiert:

$$E_{part_{i,j}} = \begin{bmatrix} \sum_{x=1}^m (F_{all_{x,1}} * F_{part_{1,x,1}} * E_{all_{x,1}}) & \dots & \sum_{x=1}^m (F_{all_{x,n}} * F_{part_{1,x,n}} * E_{all_{x,n}}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{x=1}^m (F_{all_{x,1}} * F_{part_{m,x,1}} * E_{all_{x,1}}) & \dots & \sum_{x=1}^m (F_{all_{x,n}} * F_{part_{m,x,n}} * E_{all_{x,n}}) \end{bmatrix} \begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (49)$$

Diese Matrix beschreibt folglich die Summe der Nachfrage sämtlicher Fahrzeuge, die vor einem betrachteten Fahrzeug in Bezug zu einer Ladesäule liegen, diese auch gemäß Akkuladestand und Fahrweg erreichen können und dort gemäß den persönlichen Präferenzen auch laden wollen. Dies wird prozentual zur fahrzeugindividuellen Akkukapazität angegeben. Damit sind Fahrzeuge mit kleinen Akkumulatoren auch mit Fahrzeugen vergleichbar, die größere Akkumulatoren besitzen. Denn entscheidend bei der Realisierung der Nachfrage ist nicht die absolute Nachfragemenge in kWh, sondern der konkrete Akkuladestand in Prozent. Denn Fahrer haben ein hohes Interesse zu laden, wenn sie einen niedrigen Akkuladestand besitzen [13, p. 48].

Die Summe der prozentual zu ladenden Akkukapazitäten muss jedoch noch mit der relevanten Fahrzeuganzahl $\sum_{x=1}^m (F_{part_{k,x,j}} * F_{all_{x,j}})$ relativiert werden, die sich vor einem betrachteten Fahrzeug k in Bezug zu einer Ladesäule j befinden.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Damit kann der durchschnittliche Akkuladestand dieser vorausliegenden Fahrzeuge berechnet werden:

$$Q_{\text{part}_{i,j}} = \begin{bmatrix} 1 - \frac{E_{\text{part}_{1,1}}}{\sum_{x=1}^m (F_{\text{part}_{1,x,1}} * F_{\text{all}_{x,1}})} & \dots & 1 - \frac{E_{\text{part}_{1,n}}}{\sum_{x=1}^m (F_{\text{part}_{1,x,n}} * F_{\text{all}_{x,n}})} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 - \frac{E_{\text{part}_{m,1}}}{\sum_{x=1}^m (F_{\text{part}_{m,x,1}} * F_{\text{all}_{x,1}})} & \dots & 1 - \frac{E_{\text{part}_{m,n}}}{\sum_{x=1}^m (F_{\text{part}_{m,x,n}} * F_{\text{all}_{x,n}})} \end{bmatrix} \quad (50)$$

falls $F_{\text{part}_{i,j}} * F_{\text{all}_{i,j}} = 0$ dann $Q_{\text{part}_{i,j}} = 1$ mit $i = 1, \dots, m$
 $j = 1, \dots, n$

Durch diese Aggregation ist bekannt, wie groß die durchschnittliche Nachfrage von sämtlichen relevanten Fahrzeugen ist, die vor einem betrachteten Fahrzeug in Bezug zu einer Ladesäule liegen und dort auch gemäß ihren persönlichen Präferenzen und ihrem Akkuladestand laden möchten und gemäß Reichweite auch laden können. Die Ausprägung des durchschnittlichen Akkuladestands dieser Fahrzeuge beeinflusst damit die Intensität der Wettbewerbssituation für das betrachtete Fahrzeug. Das folgende Beispiel veranschaulicht dies. Zur besseren Veranschaulichung beträgt der Zielladestand jeweils immer 100 %, sodass die Fahrzeuge folglich ein vollständiges Aufladen wünschen:

$$Q_{\text{part}_{1,A}} = \frac{E_{\text{part}_{1,A}}}{\text{Fahrzeuganzahl}} = \frac{70 \% + 90 \%}{2} = 80 \%$$

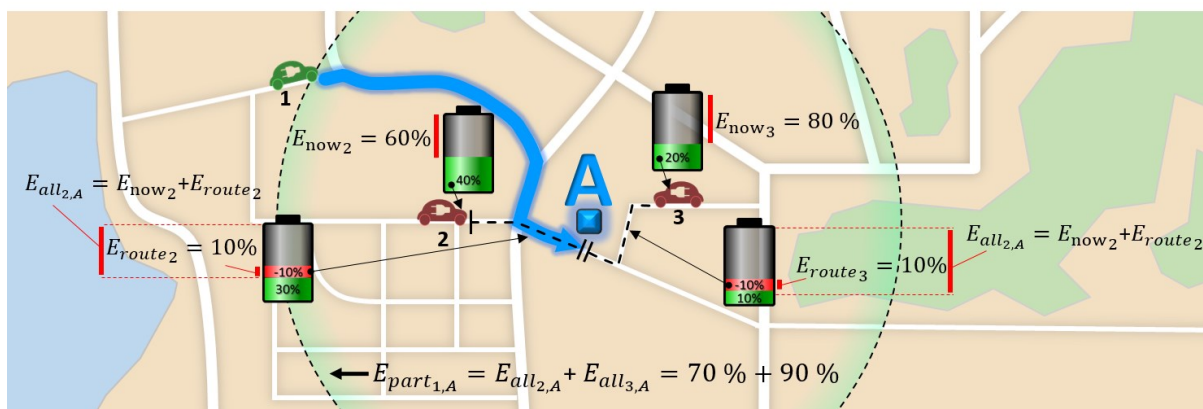


Abbildung 60: Beispiel der anteiligen Nachfrage

Fahrzeug zwei besitzt einen Akkuladestand von 40 % an der aktuellen Position, verbraucht auf dem Weg zur Ladesäule A weitere 10 %, sodass es bei der Ankunft an der Ladesäule A einen Akkuladestand von 30 % aufweist und dort folglich 70 % der eigenen Akkukapazität nachfragen kann. Fahrzeug drei besitzt einen Akkuladestand von nur 20 % an der aktuellen Position, verbraucht auf dem Weg zur Ladesäule A auch 10 %, sodass es bei der Ankunft an der Ladesäule A einen verbleibenden Akkuladestand von 10 % aufweist und dort folglich 90 % der eigenen Akkukapazität nachfragen kann. Fahrzeug drei besitzt mit dem Nachfragepotential von 90 % demnach ein besonders hohes Ladeinteresse [13, p. 48]. Im Durchschnitt besitzen die beiden Fahrzeuge zwei und drei vor dem Fahrzeug eins ein relatives Nachfragepotential von 80 %. Aus der Sicht von Fahrzeug eins wirkt also vor diesem Fahrzeug von den anderen Fahrzeugen durchschnittlich ein Nachfragepotential mit der Intensität von 80 %. Die Anzahl der Nachfrager ist bereits mit der Quantität der Wettbewerbssituation des vorigen Abschnitts beschrieben und die Gesamtzusammensetzung erfolgt diesbezüglich abschließend im Abschnitt 7.10.4. Je nachdem, ob die Fahrzeuge, die vor Fahrzeug eins liegen, einen vollständig geladenen oder einen nahezu leeren Akkuladestand besitzen, kann der Wert für Q_{part} zwischen 0 und 1 liegen. Der Wert 0 beschreibt die maximale Wettbewerbssituation, die sich ausprägt, wenn alle Fahrzeuge einen nahezu leeren Akkuladestand besitzen und demnach ein sehr hohes Ladeinteresse aufweisen. Die Intensität der Nachfrage ist dann maximal. Der Wert 1 entsteht, wenn alle Fahrzeuge über einen vollständig geladenen Akkumulator verfügen und damit auch kein Ladeinteresse besitzen. Die Intensität der Nachfrage ist dann minimal. Mit Q_{part} wurde an dieser Stelle mit der Intensität der Nachfrage die zweite Komponente von insgesamt drei zur Berechnung der Ladesäulenerreichbarkeit beschrieben. Neben dem durchschnittlichen Nachfragepotential der Fahrzeuge, die sich vor einem Fahrzeug auf dem Weg zur Ladesäule befinden, prägt besonders die jeweilige Fahrzeugposition, ob ein Fahrzeug vor den anderen

Fahrzeugen eine Ladesäule auch zuerst erreichen kann. Dafür wird im nächsten Abschnitt die Position dieser durchschnittlichen Nachfrage aus der Sicht eines betrachteten Fahrzeugs mit der letzten Komponente berechnet.

7.10.3 Komponente 3 von 3 - Die Position der Wettbewerbssituation „ Q_{pos} “

Wenn die gesamte Nachfrage der anderen Fahrzeuge hinter einem betrachteten Fahrzeug in Bezug zu einer Ladesäule liegt, besitzt dieses eine sehr gute Chance, die Ladesäule auch als erstes Fahrzeug vor diesen anderen Fahrzeugen zu erreichen. Sobald ein Teil der Nachfrage der anderen Fahrzeuge jedoch vor dem betrachteten Fahrzeug liegt, beeinträchtigt dies die Wettbewerbssituation des betrachteten Fahrzeugs negativ. Dabei ist entscheidend, an welcher Position diese durchschnittliche Nachfrage der anderen Fahrzeuge aus der Sicht des betrachteten Fahrzeugs wirkt. Je näher diese an der Ladesäule wirkt, desto geringer die Chancen des Fahrzeugs, die eigene Nachfrage an dieser Ladesäule zuerst zu realisieren.

Aus der Sicht von Fahrzeug eins wirkt die Summe aller Einzelnachfragen der anderen Fahrzeuge, die vor Fahrzeug eins liegen, genau an der Position p_{avg} :

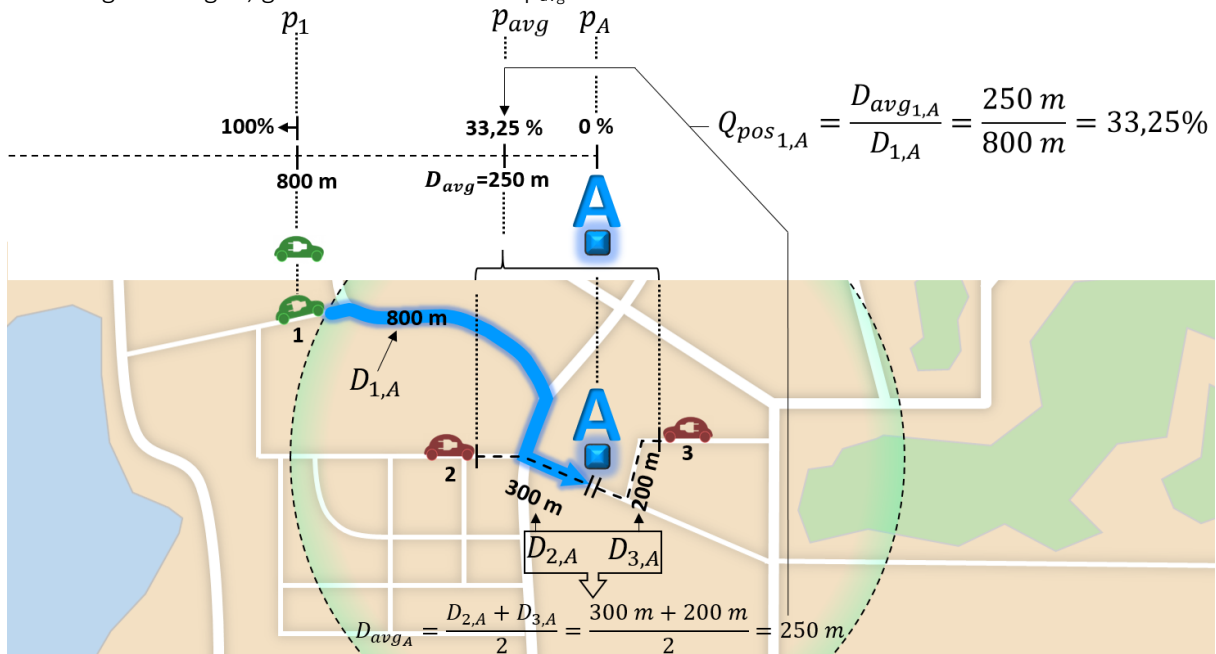


Abbildung 61: Position der durchschnittlichen Nachfrage

Nach diesem Beispiel liegen zwei Fahrzeuge vor dem betrachteten Fahrzeug eins. Die durchschnittliche Position dieser beträgt $(300 \text{ m} + 200 \text{ m}) / 2 = 250 \text{ m}$.

Angenommen, die gesamte Nachfrage der anderen Fahrzeuge würde hinter der Position p_1 des betrachteten Fahrzeugs eins liegen, dann würde dieses Fahrzeug die besten Chancen besitzen, die Ladesäule als erstes Fahrzeug vor allen anderen zu erreichen. Je näher die durchschnittliche Position der Nachfrage der anderen Fahrzeuge vor dem betrachteten Fahrzeug eins an der Ladesäule A liegt, desto geringer ist die Chancen für Fahrzeug eins, die eigene Nachfrage an der Ladesäule als erstes vor den anderen Fahrzeugen realisieren zu können. Im Extremfall liegt die durchschnittliche Nachfrageposition der anderen Fahrzeuge genau auf Ladesäule A, wenn die anderen Fahrzeuge also schon an der Ladesäule angekommen sind. Dabei besitzt Fahrzeug eins offensichtlich die Wahrscheinlichkeit von 0 %, die Ladesäule noch als erstes Fahrzeug zu erreichen. Die relative Position der anteiligen Nachfrage der relevanten anderen Fahrzeuge vor einem Fahrzeug wird durch Aggregation der Einzeldistanzen der Fahrzeuge zu den Ladesäulen berechnet. Mittels der bereits bekannten Filtermatrix F_{part} können genau die Distanzen der Fahrzeuge selektiert werden, die vor dem betrachteten Fahrzeug auf dem Weg zur Ladesäule liegen.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Von diesen Fahrzeugen werden wieder nur die Fahrzeuge betrachtet, die diese Ladesäule noch mit aktuellem Akkuladestand erreichen können und diese auch gemäß den Fahrerpräferenzen erreichen möchten. Diesbezüglich wird die aus Abschnitt 7.6.4 bekannte Filtermatrix F_{all} integriert.

Fahrzeuge, die bereits über einen vollständig geladenen Akkumulator verfügen, werden bei dieser Betrachtung gemäß der Filtermatrix $F_{\text{can_charge}}$ aus Abschnitt 7.8 ausgeschlossen, da sie folglich kein Nachfragepotential besitzen und die Position der Wettbewerbssituation nicht prägen:

$$D_{\text{avg},i,j} = \begin{bmatrix} \frac{\sum_{x=1}^m (F_{\text{part}_{1,x,1}} * D_{x,1} * F_{\text{all},x,1} * F_{\text{can_charge}_{x,1}})}{\sum_{x=1}^m (F_{\text{all},x,1} * F_{\text{can_charge}_{x,1}})} & \dots & \frac{\sum_{x=1}^m (F_{\text{part}_{1,x,n}} * D_{x,n} * F_{\text{all},x,n} * F_{\text{can_charge}_{x,n}})}{\sum_{x=1}^m (F_{\text{all},x,n} * F_{\text{can_charge}_{x,n}})} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\sum_{x=1}^m (F_{\text{part}_{m,x,1}} * D_{x,1} * F_{\text{all},x,1} * F_{\text{can_charge}_{x,1}})}{\sum_{x=1}^m (F_{\text{all},x,1} * F_{\text{can_charge}_{x,1}})} & \dots & \frac{\sum_{x=1}^m (F_{\text{part}_{m,x,n}} * D_{x,n} * F_{\text{all},x,n} * F_{\text{can_charge}_{x,n}})}{\sum_{x=1}^m (F_{\text{all},x,n} * F_{\text{can_charge}_{x,n}})} \end{bmatrix} \quad (51)$$

falls $\sum_{x=1}^m (F_{\text{all},x,j} * F_{\text{can_charge}_{x,j}}) = 0$ dann $D_{\text{avg},i,j} = -1$ mit $\begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix}$

Diese durchschnittliche Nachfragedistanz beschreibt, wo die resultierende durchschnittliche Nachfrage der anderen Fahrzeuge auf dem Weg zur Ladesäule vor einem betrachteten Fahrzeug wirkt.

Mittels dieser durchschnittlichen Nachfragedistanz der anderen Fahrzeuge, die vor dem betrachteten Fahrzeug an der Position p_{avg} wirkt, und der Distanz des betrachteten Fahrzeugs selbst kann folgende Relativierung vorgenommen werden:

$$Q_{\text{pos},i,j} = \begin{bmatrix} \frac{D_{\text{avg},1,1}}{D_{1,1}} & \dots & \frac{D_{\text{avg},1,n}}{D_{1,n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{D_{\text{avg},m,1}}{D_{m,1}} & \dots & \frac{D_{\text{avg},m,n}}{D_{m,n}} \end{bmatrix} \quad (52)$$

falls $D_{\text{avg},i,j} > 0$ und $D_{i,j} = 0$ dann $Q_{\text{pos},i,j} = 1$

falls $D_{\text{avg},i,j} = 0$ und $D_{i,j} = 0$ dann $Q_{\text{pos},i,j} = \frac{1}{\sum_{x=1}^m (F_{\text{all},x,j} * F_{\text{can_charge}_{x,j}})}$

falls $D_{\text{avg},i,j} = -1$ dann $Q_{\text{pos},i,j} = 1$

mit $\begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix}$

Mit dieser Relativierung kann für jede Fahrzeug-Ladesäulen-Kombination mit einem Wert zwischen 0 und 1 angegeben werden, wie weit sämtliche anderen Fahrzeuge in Bezug zum betrachteten Fahrzeug von der Ladesäule entfernt sind. Der Wert 0 beschreibt die geringsten Chancen für das betrachtete Fahrzeug für den Fall, wenn die durchschnittliche Position der anderen Fahrzeuge direkt an der Ladesäule liegt, und der Wert 1 beschreibt die besten Chancen für das betrachtete Fahrzeug, wenn die gesamte Nachfrage der anderen Fahrzeuge hinter dem betrachteten Fahrzeug liegt.

Sämtliche möglichen Positionen zwischen der betrachteten Fahrzeugposition i und der Ladesäule j erhalten einen linear interpolierten anteiligen Wert zwischen 0 und 1 durch den Quotienten $\frac{D_{\text{avg},i,j}}{D_{i,j}}$.

Mit Q_{pos} wurde an dieser Stelle mit der Position der Wettbewerbssituation die letzte Komponente von insgesamt drei zur Berechnung der Ladesäulenerreichbarkeit beschrieben.

Damit kann die abschließende Gesamtbetrachtung für die Ladesäulenerreichbarkeit im nächsten Abschnitt erfolgen.

7.10.4 Die Gesamtbetrachtung der Ladesäulenerreichbarkeit

Unter Berücksichtigung der im Wettbewerb stehenden Fahrzeuge, der durchschnittlichen Nachfrage dieser Fahrzeuge, die vor einem betrachteten Fahrzeug liegen, und ihrer relativen Nachfrageposition bezogen auf die Fahrzeugposition des betrachteten Fahrzeugs kann für das betrachtete Fahrzeug die Ladesäulenerreichbarkeit berechnet werden. Dafür werden die zuvor detailliert beschriebenen Komponenten hier noch mal in Kurzform zusammengefasst:

- **Komponente 1 von 3 - Die Quantität der Wettbewerbssituation „ Q_{rival} “**
Die Komponente, die von der Anzahl der im Wettbewerb stehenden Fahrzeuge beeinflusst wird.
- **Komponente 2 von 3 - Die Intensität der Wettbewerbssituation „ Q_{part} “**
Die Komponente, die vom durchschnittlichen Nachfragepotential der im Wettbewerb stehenden Fahrzeuge beeinflusst wird.
- **Komponente 3 von 3 - Die Position der Wettbewerbssituation „ Q_{pos} “**
Die Komponente, die von der relativen Position der im Wettbewerb stehenden Fahrzeuge beeinflusst wird.

Die Metrik zur Beschreibung der Ladesäulenerreichbarkeit setzt sich wie folgt aus den drei einzelnen Komponenten zusammen:

$$Q_{all,i,j} = \begin{bmatrix} Q_{rival_{1,1}} * Q_{part_{1,1}} * Q_{pos_{1,1}} & \dots & Q_{rival_{1,n}} * Q_{part_{1,n}} * Q_{pos_{1,n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ Q_{rival_{m,1}} * Q_{part_{m,1}} * Q_{pos_{m,1}} & \dots & Q_{rival_{m,n}} * Q_{part_{m,n}} * Q_{pos_{m,n}} \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (53)$$

Die Anzahl der relevanten im Wettbewerb stehenden Fahrzeuge Q_{rival} wirkt mit der Nachfrageintensität Q_{part} an der Position Q_{pos} und prägen damit die Ladesäulenerreichbarkeit für ein betrachtetes Fahrzeug aus. Diese Ladesäulenerreichbarkeit wird mit der Metrik Q_{all} für alle Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen in Abhängigkeit von sämtlichen gegenseitigen Beeinflussungen zwischen den Fahrzeugen berechnet.

Da jede Einzelkomponente nur einen Wert zwischen 0 % und 100 % beinhalten kann, besitzt die gesamte Metrik der Ladesäulenerreichbarkeit ebenfalls nur Werte zwischen 0 % und 100 % für sämtliche Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen in dieser Matrix.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Die folgende Abbildung veranschaulicht diese Gesamtbetrachtung für die Berechnung der Ladesäulenerreichbarkeit an einem Beispiel:

$$Q_{all1,A} = Q_{rival1,A} * Q_{part1,A} * Q_{pos1,A} = 33\% * 80\% * 33,25\% \approx 9\%$$

$$Q_{rival1,A} = \frac{1}{1+2} \approx 33\%$$

$$Q_{part1,A} = \frac{E_{part1,A}}{\text{Fahrzeuganzahl}} = \frac{70\% + 90\%}{2} = 80\%$$

$$Q_{pos1,A} = \frac{D_{avg1,1}}{D_{1,1}} = \frac{250\text{ m}}{800\text{ m}} = 33,25\%$$

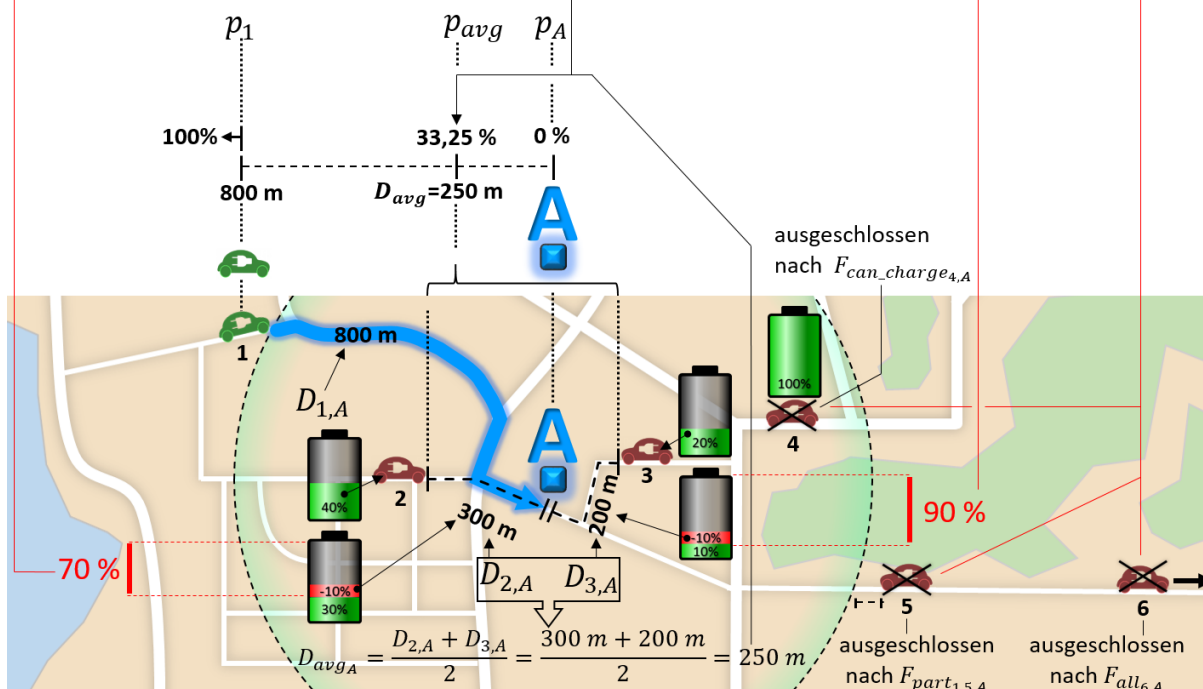


Abbildung 62: Veranschaulichung der Berechnung der Ladesäulenerreichbarkeit

Fahrzeug eins ist das betrachtete Fahrzeug. Fahrzeug sechs will nicht gemäß den persönlichen Präferenzen F_{all} an der Ladesäule A laden und entfällt bei der Betrachtung der relevanten Fahrzeuge in Q_{rival} aus Komponente 1.

Fahrzeug fünf befindet sich weiter entfernt von der Ladesäule als das betrachtete Fahrzeug eins und entfällt demnach gemäß F_{part} ebenfalls aus Q_{rival} , genauso wie Fahrzeug vier, welches nach F_{can_charge} auch außerhalb der Wettbewerbssituation mit dem vollständig geladenen Akkumulator liegt.

Nur die beiden verbleibenden Fahrzeuge eins und zwei prägen nach Komponente 1 die Quantität der Nachfrage. Diese besitzen auch gemäß Komponente 2 eine konkrete Nachfrage an der Ladesäule, die sich mit der Nachfragemenge Q_{part} zusammenfassen lässt. Diese zusammengefasste Nachfrage wirkt aus der Sicht von Fahrzeug eins genau an der Position p_{avg} und prägt damit die relative Nachfrageposition Q_{pos} in Komponente 3.

Mit der daraus resultierenden Matrix Q_{all} kann für jede Fahrzeug-Ladesäulen-Kombination bewertet werden, wie gut Fahrzeuge gewisse Ladesäulen als erstes Fahrzeug vor den anderen Fahrzeugen erreichen könnten. Diese Matrix beinhaltet mit den einzelnen Komponenten folglich die Abhängigkeiten bezüglich der jeweiligen Nachfragesituation und Positionsverteilung der anderen Fahrzeuge sowie ihre persönlichen Präferenzen und Akkuladestände. Diese Matrix zur Beschreibung der Ladesäulenerreichbarkeit ist Bestandteil der abschließenden Gesamtbetrachtung im Abschnitt 7.12.

Zuvor wird im nächsten Abschnitt mit der Betrachtung der statistischen Wartezeiten die letzte Einflussgröße im Gesamtmodell beschrieben.

7.11 Die statistische Wartezeit der Fahrer

Die öffentliche Ladesituation bedingt für Elektrofahrzeuge selbst an Schnellladesäulen noch Ladezeiten, die erheblich über den Tankzeiten von herkömmlichen Zapfsäulen liegen. Ein Laden eines gängigen Elektrofahrzeugs mit einer Kapazität von 22 kWh erfordert selbst an Schnellladesäulen der 22 kW Klasse noch eine Stunde Ladezeit und übersteigt typische Tankzeiten mit 2 min um ein Vielfaches.

Dies provoziert Wartezeiten für die Fahrer an den Ladesäulen. Bei diesen Wartezeiten besitzen die Fahrer eine sehr individuelle Bereitschaft, an den belegten Ladesäulen zu warten. Einige Fahrer sind überhaupt nicht bereit zum Warten, andere Fahrer tolerieren eine gewisse maximale Wartezeit. Wenn diese persönliche maximale Wartezeit des Fahrers überschritten ist, verlässt dieser die Ladesäule. Die Ladesäule besitzt damit keinen Nutzwert mehr für den Fahrer. Diesbezüglich wird in diesem Abschnitt für die Fahrer das statistische Risiko der Wartezeitüberschreitung modelliert. Damit können die individuellen Nutzwerte der Ladesäulen für die Fahrer in Abhängigkeit von der aktuellen Verkehrssituation beschrieben werden.

Die dabei vorgenommene statistische Betrachtung von allen möglichen Ladeoptionen, die fahrerindividuell nach deren Präferenzen infrage kommen, unterstützt die zu untersuchende Hauptfragestellung, wie die Fahrer gemäß deren individuellen Präferenzen in ihrer Ladeentscheidung optimiert unterstützt werden können, statt diese mit zwangszugewiesenen Ladesäulen einzuschränken. Die Berücksichtigung von persönlichen Präferenzen bezüglich der Wartezeit und die statistische Auswertung der aktuellen Verkehrssituation sollen dazu beitragen, bessere Ladesäulenempfehlungen für die Fahrer berechnen zu können.

Dafür werden zunächst sämtliche potentiellen Wartezeitüberschreitungen für die Fahrer an allen Ladesäulen im gewünschten Zielgebiet berechnet, ähnlich wie im Abschnitt 7.10 bei der Berechnung des Risikos bei der relativen Ladesäulenreichbarkeit. Die dort angewendeten Verfahren werden in diesem Abschnitt zur Modellierung der statistischen Wartezeitüberschreitungen in ähnlicher Form angewendet, was der inneren Konsistenz des gesamten mathematischen Modells zuträglich ist.

Die Integration persönlicher Wartezeitpräferenzen und die daraus resultierende Berechnung möglicher Wartezeitüberschreitungen erfolgen in vier Schritten. Diese werden zunächst zusammenfassend beschrieben, bevor diese im Detail in den folgenden Abschnitten hergeleitet werden:

- **Berechnung 1: Berechnung der zu ladenden Energiemenge an den Ladesäulen**
Ausgehend von den aktuellen Positionen und Akkuladeständen der Fahrzeuge und dem Verbrauch bei der Fahrt zu den Ladesäulen fällt dort eine Nachfrage an. Gemäß den persönlichen Präferenzen der Fahrer werden zunächst alle legitimen Kombinationen von Fahrzeugen und Ladesäulen berechnet. Damit kann die potentielle Nachfrage an allen Ladesäulen prognostiziert werden, die zur Berechnung von möglichen Ladezeiten im Schritt zwei verwendet wird.
- **Berechnung 2: Berechnung der anfallenden Ladezeit für die zu ladende Energiemenge**
Die im vorigen Schritt ermittelte gesamte Energienachfragemenge bei der Ankunft an den Ladesäulen erfordert je nach Ladeleistung der jeweiligen Ladesäule eine entsprechende Ladezeit. Diese erwarteten Ladezeiten führen für nachkommende Fahrzeuge zu möglichen Wartezeiten, die im nächsten Schritt verwendet werden.
- **Berechnung 3: Berechnung der allgemeinen statistischen Wartezeit**
Fahrer haben grundsätzlich die Wahl, sich zwischen mehreren Ladesäulen zu entscheiden. Die konkrete Ladesäulenwahl ist die freie Entscheidung der Fahrer und grundsätzlich unbekannt. Durch die Positionsdaten und Akkustanddaten ist jedoch die zu erwartende Energienachfrage an den Ladesäulen im Zielgebiet prognostizierbar, wie es mit den vorigen Schritten beschrieben wurde. Für alle legitimen Kombinationen können damit gemäß den persönlichen Präferenzen die allgemeinen Ladezeiten berechnet werden. Mehrere Fahrzeuge können an mehreren Ladesäulen somit Ladezeiten provozieren. Damit kann für ein beliebiges Zielgebiet die allgemeine dort zu erwartende Ladezeit berechnet werden. Wie diese sich spezifisch auf ein konkretes Fahrzeug auswirkt, wird im nächsten Schritt erläutert.

▪ **Berechnung 4: Berechnung der individuellen statistischen Wartezeit**

Für ein konkretes betrachtetes Fahrzeug berechnet sich die statistische Wartezeit an einer spezifischen Ladesäule aus der Summe der allgemeinen statistischen Wartezeiten des vorigen Berechnungsschritts. Diese spezifische zu erwartende Ladezeit wird von der eigenen Fahrzeugposition und der der anderen Fahrzeuge beeinflusst.

Im ersten Berechnungsschritt erfolgt zunächst die allgemeine Identifikation der anfallenden Energiemengen an den Ladesäulen und wird nachfolgend detailliert erläutert.

7.11.1 **Berechnung 1: Berechnung der zu ladenden Energiemenge an den Ladesäulen**

In Bezug zur eingangs erwähnten Anlehnung an das Verfahren bei der relativen Berechnung der Ladesäulenreichbarkeit aus Abschnitt 7.10 erfolgt hier die Berechnung der absoluten Energiemenge, welche die Fahrzeuge gemäß dem aktuellen Akkuladestand und Fahrweg an den Ladesäulen zum Auffüllen ihrer teilweise entleerten Akkumulatoren nachfragen könnten.

Die Matrix E_{all} aus Abschnitt 7.10.2.3 beschreibt für alle Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen das relative Nachfragepotential in Prozent der maximalen Akkukapazität bei der Ankunft an den Ladesäulen. In Abhängigkeit vom Fahrweg und Verbrauch prägt sich dieses individuell für sämtliche Fahrzeuge aus. Um damit eine konkrete Ladezeit zu berechnen, muss aus der relativen Nachfrage die absolute Nachfragemenge in kWh berechnet werden, die je nach Ladesäulenleistung und Akkukapazität des Fahrzeugs zu einer Ladezeit führt. Das folgende Beispiel veranschaulicht dies:

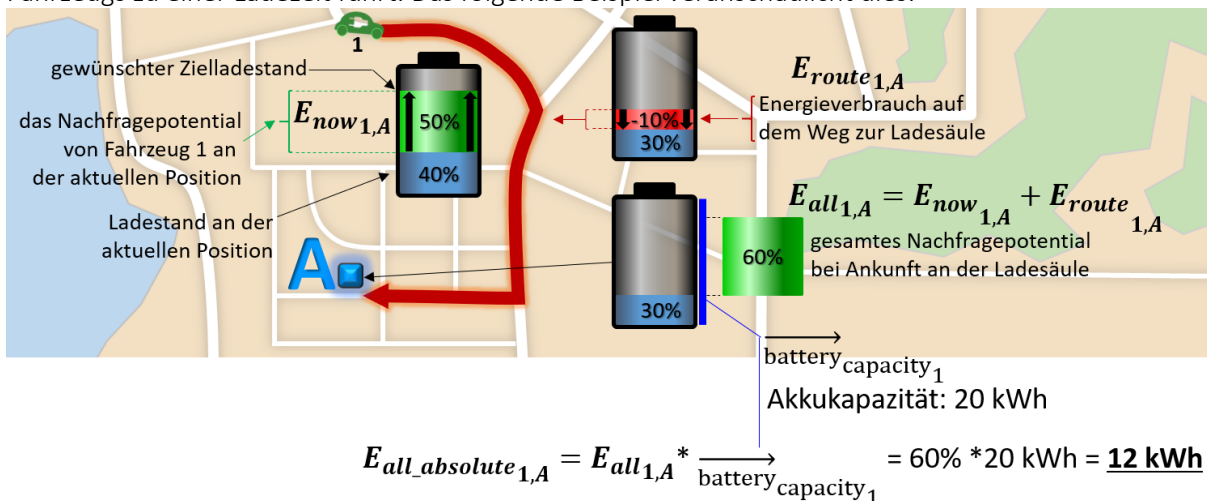


Abbildung 63: Berechnung der absoluten Nachfragemenge

Allgemein wird die relative Nachfrage mit der absoluten und maximalen Akkukapazität multipliziert:

$$E_{all_absolute_{i,j}} = \begin{bmatrix} E_{all_{1,1}} * \frac{\text{battery_capacity}_1}{\text{battery_capacity}_1} & \dots & E_{all_{1,n}} * \frac{\text{battery_capacity}_1}{\text{battery_capacity}_1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ E_{all_{m,1}} * \frac{\text{battery_capacity}_m}{\text{battery_capacity}_m} & \dots & E_{all_{m,n}} * \frac{\text{battery_capacity}_m}{\text{battery_capacity}_m} \end{bmatrix} \begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (54)$$

Mit der Matrix $E_{all_absolute}$ ist folglich die gesamte absolute Energiemenge bekannt, die Fahrzeuge bei der Ankunft an den jeweiligen Ladesäulen nachfragen könnten. Die daraus resultierenden potentiellen Wartezeiten werden im nächsten Berechnungsschritt hergeleitet.

7.11.2 **Berechnung 2: Berechnung der anfallenden Ladezeit für die zu ladende Energiemenge**

Ausgehend von der jeweiligen Ladeleistung der Ladesäulen resultieren aus den zuvor berechneten anfallenden gesamten Energienachfragen die entsprechenden Ladezeiten für die Fahrzeuge. Der Vektor

$\overrightarrow{\text{powerstation_power}}$ beinhaltet für alle Ladesäulen die entsprechenden Ladeleistungen. Die potentiellen Wartezeiten lassen sich wie folgt berechnen:

$$T_{\text{charge_time}_{i,j}} = \begin{bmatrix} \overrightarrow{\text{powerstation_power}_1} & \dots & \overrightarrow{\text{powerstation_power}_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \overrightarrow{\text{powerstation_power}_1} & \dots & \overrightarrow{\text{powerstation_power}_n} \end{bmatrix} \begin{matrix} E_{\text{all_absolute}_{1,1}} & \dots & E_{\text{all_absolute}_{1,n}} \\ \vdots & & \vdots \\ E_{\text{all_absolute}_{m,1}} & \dots & E_{\text{all_absolute}_{m,n}} \end{matrix} \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (55)$$

Diese Ladezeitmatrix spezifiziert für alle Fahrzeuge die Ladezeiten, die gemäß den aktuellen Fahrzeugpositionen, Akkuladeständen, Akkumaximalkapazitäten, Fahrwegen und Ladeleistungen der Ladesäulen für die Fahrer innerhalb ihrer persönlichen Präferenzen bei der Fahrt zu diesen Ladesäulen anfallen würde. In Abhängigkeit von den anderen Fahrzeugen führt dies zu möglichen Wartezeiten an den Ladesäulen und wird im Folgenden beschrieben.

7.11.3 Berechnung 3: Berechnung der allgemeinen statistischen Wartezeit

Mit der vorigen Ladezeitmatrix kann für ein beliebiges Zielgebiet prognostiziert werden, welche potentiellen Wartezeiten ausgehend von allen Fahrzeugen anfallen können. Zielgebiete, die gemäß den persönlichen Präferenzen der Fahrer nur von wenigen betrachtet werden oder aufgrund der Reichweite nur von wenigen erreicht werden können, zeichnen sich grundsätzlich durch geringere Wartezeiten gegenüber den stark präferierten Zielgebieten aus.

Grundsätzlich können die Fahrer gemäß ihren persönlichen Präferenzen ein Ladeinteresse an mehreren Ladesäulen besitzen und frei entscheiden, an welcher Ladesäule sie laden möchten.

Ziel dieses mathematischen Modells ist es, die Fahrer unter all diesen Entscheidungskombinationen gemäß ihren persönlichen Präferenzen optimiert zu unterstützen und diese nicht mit Ladesäulenzwangszuweisungen zu beschränken. Daher ist die konkrete Entscheidung der Fahrer, an welcher Ladesäule diese letztendlich laden und damit für nachfolgende Fahrzeuge Wartezeiten provozieren könnten, den Fahrern frei überlassen und stellt damit eine statistische Größe dar. Die anfallende Ladezeit verteilt sich dafür statistisch über die Anzahl der möglichen Ladeoptionen. Dafür werden die im vorigen Berechnungsschritt hergeleiteten allgemeinen Ladezeiten hier entsprechend statistisch weiterverarbeitet. Für diese statistische Betrachtung muss zunächst festgestellt werden, über welche Anzahl an Ladeoptionen die Fahrer grundsätzlich verfügen.

Dies erfolgt mit den bekannten Filtermatrizen F_{all} und $F_{\text{can_charge}}$. Die Filtermatrix F_{all} aus Abschnitt 7.6 spezifiziert dabei, welche Ladesäulen die Fahrer gemäß ihren persönlichen Präferenzen grundsätzlich zum Laden in Betracht ziehen, und die Filtermatrix $F_{\text{can_charge}}$ aus Abschnitt 7.8 spezifiziert, welche Fahrzeuge nicht vollständig aufgeladen sind und damit überhaupt ein Ladeinteresse aufweisen können. Die folgende Matrix beinhaltet damit alle grundsätzlich möglichen Ladeoptionen der Fahrer:

$$F_{\text{relevant}_{i,j}} = \begin{bmatrix} F_{\text{all}_{1,1}} * F_{\text{can_charge}_{1,1}} & \dots & F_{\text{all}_{1,n}} * F_{\text{can_charge}_{1,n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ F_{\text{all}_{m,1}} * F_{\text{can_charge}_{m,1}} & \dots & F_{\text{all}_{m,n}} * F_{\text{can_charge}_{m,n}} \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (56)$$

Mittels dieser Matrix kann für die Fahrzeuge bestimmt werden, über welche grundsätzliche Anzahl an Ladeoptionen diese verfügen. Zur Berechnung der konkreten Anzahl an Ladeoptionen wird diese Matrix zunächst durch Aufsummieren in den Vektor $\overrightarrow{\text{quantity}}$ überführt, welcher folglich für die Fahrzeuge die Anzahl der Ladeoptionen beinhaltet:

$$\overrightarrow{\text{quantity}}_i = \sum_{x=1}^n F_{\text{relevant}_{i,x}} \quad \forall i = 1, \dots, m \quad (57)$$

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Mit diesem Vektor und dem Einvektor wird dann die gewünschte Ladeoptionsanzahlmatrix $F_{quantity}$ in der Standarddimension $m * n$ für noch folgende Verrechnungen mit anderen Matrizen aufgespannt:

$$F_{quantity} = \overrightarrow{quantity} * \vec{e}_n \tag{58}$$

Anschaulich lässt sich dieser Prozess mit folgendem Beispiel darstellen:

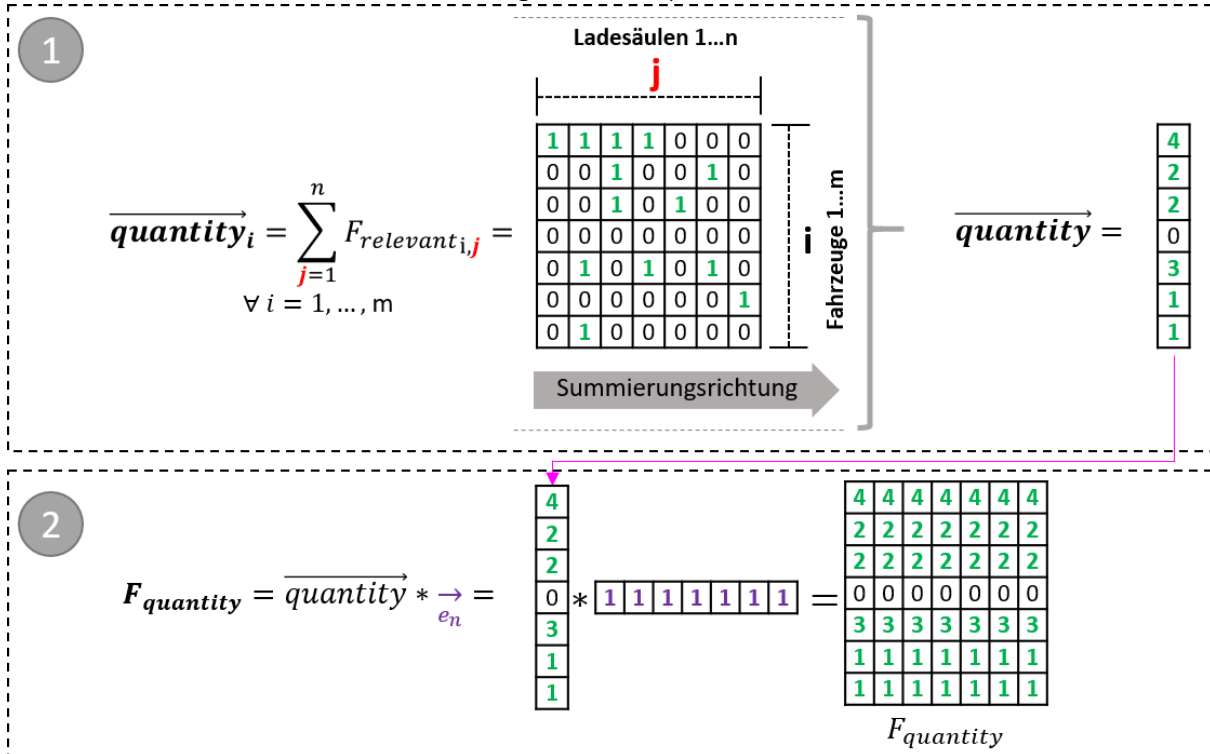


Abbildung 64: Berechnung der Ladeoptionsanzahl

Mittels dieser Matrix ist bekannt, über wieviel Ladeoptionen die Fahrzeuge grundsätzlich innerhalb ihrer persönlichen Präferenzen verfügen. Wenn ein Fahrer beispielsweise im Zielgebiet zwischen vier möglichen Ladesäulen eine freie Entscheidung treffen kann, besteht aus Sicht eines anderen Fahrzeugs die Gefahr bzw. Wahrscheinlichkeit von einem Viertel, also 25 %, dass sich der Fahrer dieses Fahrzeug dazu entscheidet, an genau derselben Ladesäule zu laden und dort Wartezeiten zu provozieren:

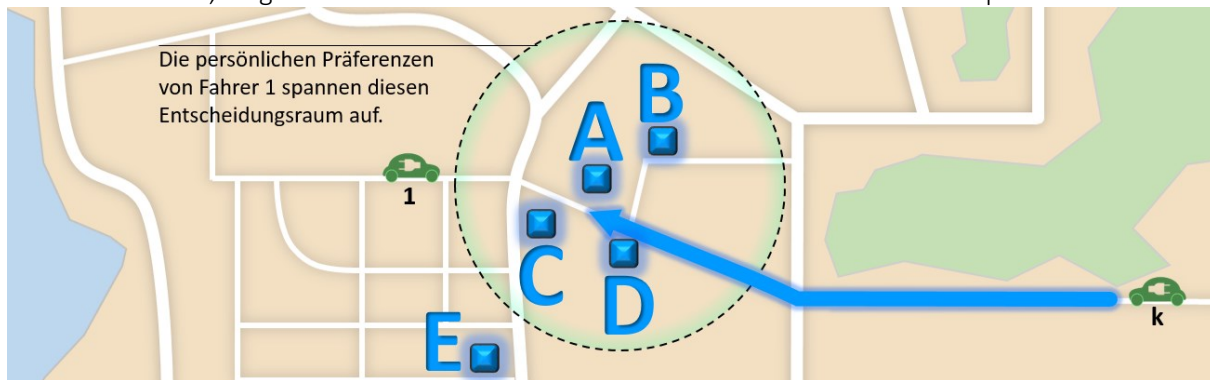


Abbildung 65: Individueller Entscheidungsspielraum gemäß Fahrerpräferenzen

Nach den persönlichen Präferenzen des Fahrers von Fahrzeug eins möchte dieser zum Laden nur die vier Ladesäulen A, B, C und D betrachten und nicht Ladesäule E. Wie sich dieser Fahrer letztendlich entscheidet, ist seine freie Wahl. Ein anderes betrachtetes Fahrzeug k entscheidet sich beispielsweise konkret, an der Ladesäule A zu laden, ist aber grundsätzlich weiter entfernt von den Ladesäulen als Fahrzeug eins. Daher besteht für Fahrzeugs k eine Wahrscheinlichkeit von 25 %, dass sich an der angestrebten Ladesäule A Wartezeiten durch das zuvorkommende Fahrzeug eins ergeben. Fahrer k

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

weiß nicht, wie sich der Fahrer von Fahrzeug eins entscheiden wird, weshalb diese Information statistisch mit in das mathematische Modell einfließt, um damit optimierte Ladesäulenempfehlungen entsprechend bewerten und den Fahrern gegenüber empfehlen zu können.

Diese sich ergebende statistische Wartezeitproblematik, die hier in einem anschaulichen Beispiel mit nur zwei Fahrzeugen aufgezeigt wurde, gilt natürlich grundsätzlich für sämtliche m Fahrzeuge an sämtlichen n Ladesäulen und lässt sich allgemein wie folgt formulieren:

$$T_{\text{wait_statistic}_{i,j}} = \begin{bmatrix} \frac{T_{\text{charge_time}_{1,1}}}{F_{\text{quantity}_{1,1}}} & \dots & \frac{T_{\text{charge_time}_{1,n}}}{F_{\text{quantity}_{1,n}}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{T_{\text{charge_time}_{m,1}}}{F_{\text{quantity}_{m,1}}} & \dots & \frac{T_{\text{charge_time}_{m,n}}}{F_{\text{quantity}_{m,n}}} \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (59)$$

Diese Matrix beschreibt folglich in Abhängigkeit von der Anzahl an mögliche Ladesäulenoptionen sämtlicher Fahrzeuge, wie sich dabei die Ladezeiten statistisch ausprägen. Hätte ein Fahrzeug nur eine Ladesäule als Option und würde dort 30 min laden, ergäbe sich die Wartezeit $30 \text{ min} / 1 = 30 \text{ min}$. Wenn dieses Fahrzeug beispielsweise über zwei Ladeoptionen im Zielgebiet verfügt, ist es ungewiss, für welche Ladesäule sich der Fahrer konkret entscheidet. Somit beträgt die statistische Wartezeit an einer der zwei konkreten Ladesäule aus der Sicht der anderen Fahrzeuge $30 \text{ min} / 2 = 15 \text{ min}$. Bezogen auf alle Fahrzeuge kann damit für ein konkretes Zielgebiet die statistische Wartezeit berechnet werden. Ein von den Fahrern stark präferiertes Zielgebiet zeichnet sich folglich durch erwartungsgemäß höhere Wartezeiten gegenüber wenig präferierten Zielgebieten aus. Diese zusätzliche statistische Information soll im mathematischen Modell die Berechnung der Ladesäulenempfehlungen für die Fahrer plausibler unterstützen.

Entscheidend für ein konkretes betrachtetes Fahrzeug ist folglich die Summe dieser statistischen Wartezeiten der anderen Fahrzeuge, die sich ausgehend von deren Anzahl an Ladeoptionen und persönlichen Präferenzen an der konkreten Zielladesäule für das betrachtete Fahrzeug ausprägen können. Bei der Aggregation dieser Summe gilt es jedoch nur die Fahrzeuge zu betrachten, die sich zwischen dem betrachteten Fahrzeug und der angestrebten Ladesäule befinden und diesem dort zuvorkommen könnten und damit in der Lage sind, Wartezeiten für das betrachtete Fahrzeug dort zu provozieren.

Diese Fahrzeuge, die vor einem betrachteten Fahrzeug in Bezug zu einer Ladesäule liegen, lassen sich mittels der im Abschnitt 7.10.1 hergeleiteten Matrix F_{part} selektieren. Diese dreidimensionale Matrix beinhaltet bereits für jedes Fahrzeug, welche anderen Fahrzeuge sich noch vor diesem in Bezug zu einer beliebigen Ladesäule befinden. Diese Fahrzeuge bieten folglich grundsätzlich das Gefahrenpotential, dem betrachteten Fahrzeug zuvorkommen und an der angestrebten Ladesäule Wartezeiten zu provozieren. Dies wird abschließend im letzten Berechnungsschritt dafür zusammengefasst.

7.11.4 Berechnung 4: Berechnung der individuellen statistischen Wartezeit

Die statistische Wartezeit, die sich für ein betrachtetes Fahrzeug an einer Ladesäule ausprägt, berechnet sich aus der Summe aller statistischen Wartezeiten der anderen Fahrzeuge, die sich zwischen dem betrachteten Fahrzeug und der Ladesäule befinden. Dies erfolgt nach dem bereits bekannten Verfahren aus Abschnitt 7.10.1 durch die entsprechende Aufsummierung nach F_{part} :

$$T_{\text{wait_all}_{i,j}} = \begin{bmatrix} \sum_{x=1}^m (F_{\text{part}_{1,x,1}} * T_{\text{wait_statistic}_{x,1}}) & \dots & \sum_{x=1}^m (F_{\text{part}_{1,x,n}} * T_{\text{wait_statistic}_{x,n}}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{x=1}^m (F_{\text{part}_{m,x,1}} * T_{\text{wait_statistic}_{x,1}}) & \dots & \sum_{x=1}^m (F_{\text{part}_{m,x,n}} * T_{\text{wait_statistic}_{x,n}}) \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (60)$$

Damit ist für jedes Fahrzeug und für jede Ladesäule bekannt, welche statistischen Wartezeiten sich ergeben. Dabei wurden die individuellen Fahrzeugpositionen, Akkuladestände und Kapazitäten,

Ladeleistungen der Ladesäulen, Fahrwege und persönlichen Präferenzen der Fahrer, so wie die Positionen der Fahrzeuge zueinander berücksichtigt.

Durch das Zusammenfügen dieser verfügbaren Einzelinformationen soll eine möglichst ganzheitliche Bewertungsbasis geschaffen werden, mit der das Risiko von etwaigen statistischen Wartezeiten für die Fahrer an den Ladesäulen aufgezeigt werden kann. In Abhängigkeit von den individuellen persönlichen Präferenzen unterscheiden sich die Fahrer in ihre Bereitschaft, an Ladesäulen zu warten, womit die hier berechneten statistischen Wartezeiten unterschiedliche Auswirkungen für die einzelnen Fahrer haben. Dies wird abschließend im nächsten Abschnitt beschrieben.

7.11.5 Zusammenfassung der Wartezeitmodellierung

Die Fahrer unterscheiden sich in ihrer maximalen Bereitschaft zu warten, was mit den persönlichen Präferenzen dem mathematischen Modell über den Vektor $\vec{\text{driver_maxwait}}$ bereitgestellt wird. Mit den vorigen Berechnungsschritten wurde die erwartungsgemäße statistische Wartezeit für die Fahrer an den einzelnen Ladesäulen bestimmt. Diese wird abschließend mit den individuellen Präferenzen der Fahrer, an den Ladesäulen zu warten, normiert. Damit sind sämtliche statistischen Wartezeiten an allen Ladesäulen für alle Fahrer in normierter Form in einer Matrix zusammengefasst und können dem mathematischen Modell als weitere Matrix bereitgestellt werden.

Die statistische Wartezeitmatrix $T_{\text{wait_all}}$ wird dazu mit den Fahrerpräferenzen der maximalen Wartebereitschaft $\vec{\text{driver_maxwait}}$ wie folgt normiert:

$$T_{\text{wait_norm}_{i,j}} = \begin{bmatrix} 1 - \frac{t_{\text{wait_all}_{1,1}}}{\vec{\text{driver_maxwait}}_1} & \dots & 1 - \frac{t_{\text{wait_all}_{1,n}}}{\vec{\text{driver_maxwait}}_1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 - \frac{t_{\text{wait_all}_{m,1}}}{\vec{\text{driver_maxwait}}_m} & \dots & 1 - \frac{t_{\text{wait_all}_{m,n}}}{\vec{\text{driver_maxwait}}_m} \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (61)$$

falls $\vec{\text{driver_maxwait}}_i = 0$ und $t_{\text{wait_all}_{i,j}} = 0$ dann $T_{\text{wait_norm}_{i,j}} = 1$

falls $\vec{\text{driver_maxwait}}_i = 0$ und $t_{\text{wait_all}_{i,j}} > 0$ dann $T_{\text{wait_norm}_{i,j}} = 0$

falls $t_{\text{wait_all}_{i,j}} > \vec{\text{driver_maxwait}}_i$ dann $T_{\text{wait_norm}_{i,j}} = 0$

für $\forall i = 1, \dots, m$ und für $\forall j = 1, \dots, n$

Demnach beinhaltet $T_{\text{wait_norm}}$ nur Werte zwischen 0 und 1. Der Wert 1 entspricht dem Idealfall, bei dem der Fahrer ohne zu warten direkt an der Ladesäule laden kann. Der Wert 0 entspricht dem Fall, in dem die Ladesäule eine größere statistische Wartezeit aufweist als der Fahrer bereit ist, gemäß den persönlichen Präferenzen zu warten. Sobald die persönliche Wartebereitschaft die Maximalwartezeit der Fahrer erreicht oder übersteigt, führt dies zum Wert 0 und kennzeichnet die Ladesäule als unattraktiv im Modell. Sämtliche Zeiten, die im Bereich von „keine Wartezeit“ bis „maximale Wartezeit erreicht“ liegen, werden entsprechend linear interpoliert:

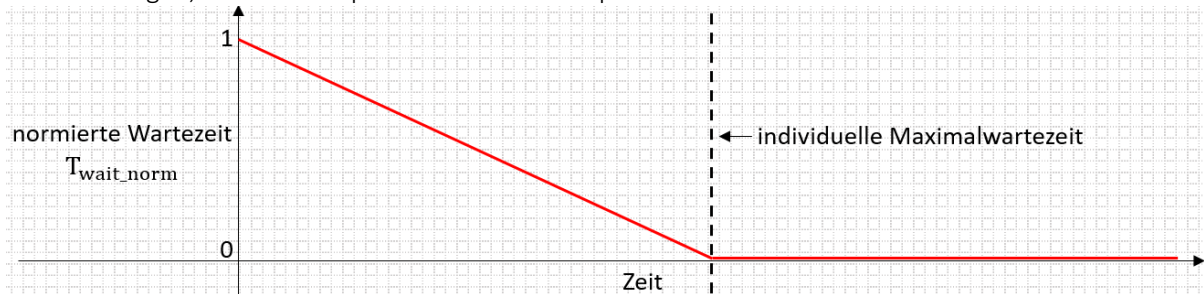


Abbildung 66: Normierung der Wartezeit

Somit können je nach aktueller Verkehrssituation, Akkuladeständen, Fahrzeugpositionen, Ladesäulenwahl der Fahrer und den erforderlichen Fahrzeiten zu den Ladesäulen für alle Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen die Wartezeiten für sämtliche Fahrer gemäß ihren persönlichen

Präferenzen berechnet werden. Mittels der normierten Wartezeitmatrix $T_{\text{wait_norm}}$ ist für jeden Fahrer bekannt, welche Ladesäulen sich individuell für den betrachteten Fahrer mit geringen Wartezeiten auszeichnen und welche aufgrund von zu hohen Wartezeiten keine gültige Ladeoption mehr darstellen. Damit stehen sämtliche Komponenten zur abschließenden Gesamtbetrachtung bereit, die im nächsten Abschnitt beschrieben wird.

7.12 Die Gesamtbewertung der Ladesituation

Die Attraktivität einer Ladesäule für einen Fahrer wird grundsätzlich von dem Fahraufwand zum Erreichen der Ladesäule, dem Abstand der Ladesäule vom eigentlichen Fahrtziel des Fahrers, den Energiekosten an der Ladesäule beim Laden, den statistischen Wartezeiten und den persönlichen Präferenzen des Fahrers hinsichtlich Zeit und Ort beeinflusst. Des Weiteren wird das Erreichen einer konkreten Ladesäule durch die Positionen, Akkustände und persönlichen Präferenzen der anderen Fahrer mit der berechneten Ladesäulenerreichbarkeit beeinflusst. Der konkrete Nutzwert, den eine Ladesäule einem Fahrer bieten kann, wird von den Komponenten der vorigen Abschnitte beeinflusst. Die vorigen Abschnitte lassen sich dafür mit den folgenden drei Kategorien zusammenfassen:

- **Die persönlichen Fahrerpräferenzen und Ladekosten:**
Die gesamten persönlichen Fahrerpräferenzen sind mit der Matrix F_{all} im Abschnitt 7.6.4 zusammengefasst und beschreiben, welche Ladesäulen grundsätzlich von den Fahrern betrachtet werden. Auch die Energiekosten mit der Matrix C_{norm} aus Abschnitt 7.9 beeinflussen die Attraktivität einer Ladesäule für die Fahrer.
- **Der Gesamtfahraufwand und die Distanzen:**
Der gesamte Fahraufwand zum Erreichen der Ladesäule und der verbleibende Abstand dieser Ladesäule vom eigentlichen Fahrtziel des Fahrers ist mit der Matrix D_{norm} aus Abschnitt 7.7.3 beschrieben. Ladesäulen die, in der Nähe des eigentlichen Fahrtziels liegen, sind grundsätzlich attraktiver für den Fahrer als Ladesäulen die weiter vom eigentlichen Fahrtziel entfernt oder sogar hinter diesem liegen und nur durch einen erhöhten Fahraufwand erschlossen werden können.
- **Die Ladesäulenerreichbarkeit und die statistischen Wartezeiten:**
Im Abschnitt 7.10.4 wurde mit der Matrix Q_{all} beschrieben, inwiefern sich die Fahrzeuge gegenseitig bei der Erreichung von Ladesäulen beeinflussen und zuvorkommen können. In Abhängigkeit von den Positionen und Akkuständen bieten die Ladesäulen den Fahrern unterschiedliche Chancen, vom Fahrer zuerst und vor den anderen Fahrern erreicht zu werden. Dies hat einen entscheidenden Einfluss auf die persönlichen Nutzwerte, welche die Fahrer von den Ladesäulen erhalten. Ladesäulen, die mit einer hohen Wahrscheinlichkeit zuerst vor allen anderen Fahrzeugen erreicht werden können, gelten als besonders attraktiv. Aber selbst wenn Ladesäulen belegt sind, unterscheiden sich die Fahrer stark in ihrer persönlichen Bereitschaft, dort zu warten. Dies wurde im letzten Abschnitt 7.11 mit den statistischen Wartezeiten als zusätzliche Komponente im mathematischen Modell modelliert.

Diese Informationen und Einflussgrößen der vorigen Abschnitte lassen sich zur Gesamtbewertung mit einer Nutzwertmatrix zusammenfassen. Diese bewertet sämtliche Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen und wird im Folgenden beschrieben.

Die Ladesäulen, die innerhalb der örtlichen, zeitlichen und generellen Präferenzen F_{all} der Fahrer liegen und insgesamt einen geringen Gesamtfahraufwand D_{norm} zum Erreichen der Ladesäulen besitzen und günstige Ladekosten C_{norm} aufweisen, bieten den Fahrern grundsätzlich einen hohen persönlichen Nutzwert. Dabei muss aber auch die Ladesäulenerreichbarkeit mit der Matrix Q_{all} berücksichtigt werden, die durch die Position anderer Fahrzeuge beeinflusst wird. Auch müssen mögliche Wartezeitüberschreitungen $T_{\text{wait_norm}}$ bei Überbelegungen integriert werden.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Zur Berechnung der Nutzwerte wird zuvor der Mittelwert A dieser bereits normierten Einflussgrößen ermittelt:

$$A_{i,j} = \begin{bmatrix} \frac{D_{\text{norm}_{1,1}} + C_{\text{norm}_{1,1}} + Q_{\text{all}_{1,1}} + T_{\text{wait_norm}_{1,1}}}{4} & \dots & \frac{D_{\text{norm}_{1,n}} + C_{\text{norm}_{1,n}} + Q_{\text{all}_{1,n}} + T_{\text{wait_norm}_{1,n}}}{4} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{D_{\text{norm}_{m,1}} + C_{\text{norm}_{m,1}} + Q_{\text{all}_{m,1}} + T_{\text{wait_norm}_{m,1}}}{4} & \dots & \frac{D_{\text{norm}_{m,n}} + C_{\text{norm}_{m,n}} + Q_{\text{all}_{m,n}} + T_{\text{wait_norm}_{m,n}}}{4} \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (62)$$

In Abhängigkeit von den Fahraufwänden, den Energiekosten, der Ladesäulenerreichbarkeit und den Wartezeiten definiert der Mittelwert dieser normierten Einflussgrößen mit $(D_{\text{norm}} + C_{\text{norm}} + Q_{\text{all}} + T_{\text{wait_norm}}) / 4$ die allgemeinen Nutzwerte der Ladesäulen für die Fahrer. Diese Einflussgrößen können nur Werte von 0 bis 1 beinhalten. Somit befindet sich auch der daraus berechnete Mittelwert in diesem Intervall. Grundsätzlich können diese Einflussfaktoren auch beliebig gewichtet werden. Zukünftige Studien könnten dafür Gewichtungsfaktoren begründen. Dies ist jedoch nicht Bestandteil dieser Arbeit. Daher wird hier die Vereinfachung getroffen, die Gewichte mit dem Mittelwert gleichwertig zu betrachten.

Zur finalen Nutzwertberechnung U müssen nur noch die persönlichen Präferenzen F_{all} hinzugefügt werden. Diese maskieren alle Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen in den allgemeinen Nutzwerten A, welche die unterschiedlichen Fahrer gemäß ihren persönlichen Präferenzen nicht betrachten wollen:

$$U_{i,j} = \begin{bmatrix} F_{\text{all}_{1,1}} * A_{1,1} & \dots & F_{\text{all}_{1,n}} * A_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ F_{\text{all}_{m,1}} * A_{m,1} & \dots & F_{\text{all}_{m,n}} * A_{m,n} \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (63)$$

Die Matrix F_{all} maskiert alle Ladesäulen, die von den Fahrern gemäß ihrer persönlichen Präferenzen nicht betrachtet werden, mit dem Wert 0. Ausgehend von den einzelnen Ausprägungen von D_{norm} , C_{norm} , Q_{all} und $T_{\text{wait_norm}}$ die innerhalb der persönlichen Präferenzen nach F_{all} liegen, können sich Nutzwerte im Bereich zwischen 0 und 1 erschließen. Dabei entspricht 1 dem maximal möglichen Nutzwert und 0 dem minimal möglichen Nutzwert. Die hier berechneten Bewertungen für alle Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen werden in der abschließenden Zielfunktion verwendet. Zuvor muss aber noch eine Matrix hergeleitet werden, die in Abhängigkeit von den Fahrdistanzen ermittelt, welches Fahrzeug eine Ladesäule als erstes vor allen anderen Fahrzeugen erreichen kann, um dort den jeweiligen persönlichen eigenen Nutzwert auch tatsächlich zu realisieren. Denn mehrere Fahrzeuge können natürlich zur selben Zeit identische Ladesäulen betrachten und in diesen Ladesäulen attraktive Nutzwerte sehen. Tatsächlich kann aber immer nur ein Fahrzeug eine von mehreren Fahrzeugen betrachtete Ladesäule auch als erstes Fahrzeug zuerst erschließen. Dafür wird im nächsten Abschnitt die Realisierungsmatrix hergeleitet.

7.13 Die Realisierungsmatrix

Typischerweise existieren mehr Fahrzeuge als Ladesäulen (siehe Abschnitt 2.2.4), sodass mehrere Fahrzeuge gleichzeitig dieselben Ladesäulen im Rahmen ihres Ladevorhabens betrachten können. Dafür gilt es zu identifizieren, welches Fahrzeug vor allen anderen Fahrzeugen die Ladesäule zuerst erreichen und dort das eigene Ladeinteresse realisieren kann. Dafür wird eine Realisierungsmatrix benötigt. Die Realisierungsmatrix ist eine weitere Filtermatrix, die prüft, welches Fahrzeug im Falle einer nicht vermeidbaren Überbelegung tatsächlich aufgrund der geringsten Entfernung zur Ladesäule dort auch das eigene Ladeinteresse realisieren kann.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Das folgende Beispiel zeigt, wie sich je nach Distanzen der Fahrzeuge eine Realisierungsmatrix ableiten lässt, die beschreibt, welches Fahrzeug einer Ladesäule am nächsten liegt:

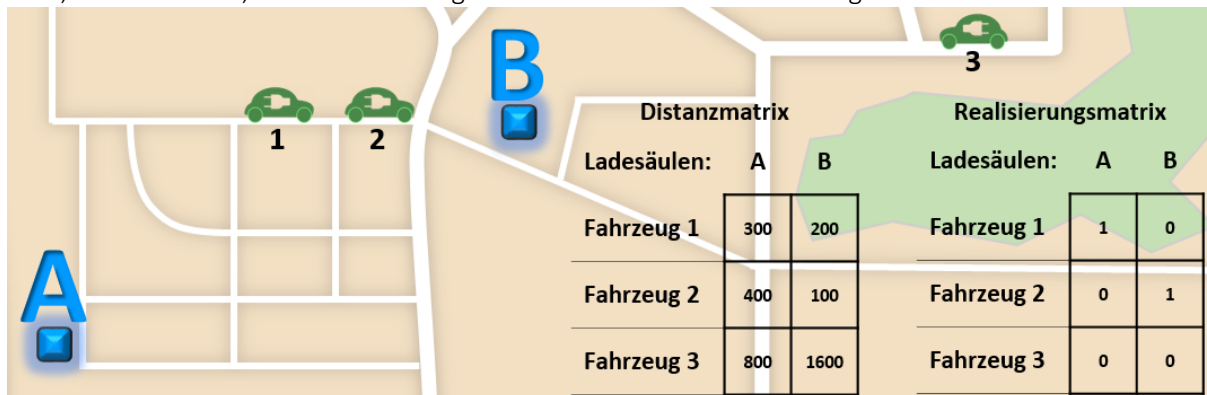


Abbildung 67: Beispiel einer Realisierungsmatrix

In diesem dargestellten Beispiel liegen die beiden Ladesäulen A und B jeweils innerhalb der persönlichen Präferenzen von allen drei Fahrzeugen. Dabei liegt Fahrzeug eins Ladesäule A am nächsten und Fahrzeug zwei Ladesäule B am nächsten, wie es mit der Realisierungsmatrix rechts auf der Abbildung 67 dargestellt ist. Demnach ist es sinnvoll, dem Fahrzeug eins die Ladesäule A zu empfehlen, die ebenfalls innerhalb der persönlichen Präferenzen liegt, obwohl B näher liegt. Denn an der Ladesäule B wird Fahrzeug eins sehr wahrscheinlich durch das zuvorkommende Fahrzeug zwei blockiert werden, weshalb sich der etwas größere Fahraufwand zu A für Fahrzeug eins dann lohnt. Um dies für alle Fahrzeuge einheitlich bewerten zu können, wird die Realisierungsmatrix im Folgenden hergeleitet. Diese basiert auf der Distanzmatrix und stellt die Basis zur Identifikation der tatsächlich erschließbaren Nachfrage der Fahrer an den Ladesäulen, wenn mehrere Fahrzeuge zu selben Zeit ein Ladeinteresse an derselben Ladesäule besitzen, dar. Diese Matrix wird entsprechend in der finalen Zielfunktion im folgenden Abschnitt 7.14 zur Bewertung von Ladesäulenempfehlungen und zu ihrer weiteren Optimierung integriert. Diese Matrix wird mit den folgenden drei Schritten hergeleitet.

Ausgehend von den persönlichen Präferenzen der Fahrer betrachten diese nicht alle Ladesäulen als gültige Ladeoption, sondern nur eine Untermenge. Diese wird im Folgenden als die von den Fahrern zum Laden betrachtete Ladesäulenselektion X bezeichnet. Diese Ladesäulenselektion X ist eine weitere Selektionsmatrix, bei der das Element 1 eine vom Fahrer betrachtete Ladesäule markiert und der Wert 0 alle nicht betrachteten Ladesäulen markiert:

X
exemplarische Ladesäulenwahl der Fahrer

Ladesäulen:	1	2	...	n
Fahrzeug 1	1	0	0	0
Fahrzeug ...	1	0	0	0
Fahrzeug ...	0	1	0	0
Fahrzeug ...	0	0	0	1
Fahrzeug m	0	1	0	0

Ladesäulenzahl: n

Fahrzeuganzahl: m

Abbildung 68: Exemplarische Darstellung der von den Fahrern betrachteten Ladesäulen

Zum Herleiten der finalen Realisierungsmatrix wird diese exemplarische Ladesäulenselektion X im Folgenden als Beispiel verwendet. Damit wird veranschaulicht, wie mittels modelltypischen Matrixoperationen berechnet wird, welches Fahrzeug eine Ladesäule zuerst erreicht und dort das Ladeinteresse vor den anderen Fahrzeugen als erstes Fahrzeug realisieren kann.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Schritt 1 von 3 - Vorbereitung der Distanzmatrix:

Fahrzeuge besitzen unterschiedliche Distanzen zu den Ladesäulen und je nach den persönlichen Präferenzen werden von den Fahrern dabei nur X Ladesäulen als Ladeoptionen betrachtet. Daher müssen auch nur die Distanzen D betrachtet werden, die mit X selektiert werden:

D					X					D ◦ X				
Distanzmatrix					exemplarische Ladesäulenwahl der Fahrer					selektierte Distanzen				
Ladesäulen:	1	2	...	n	Ladesäulen:	1	2	...	n	Ladesäulen:	1	2	...	n
Fahrzeug 1	100	700	600	750	Fahrzeug 1	1	0	0	0	Fahrzeug 1	100	0	0	0
Fahrzeug ...	100	250	120	350	Fahrzeug ...	1	0	0	0	Fahrzeug ...	100	0	0	0
Fahrzeug ...	200	850	500	550	Fahrzeug ...	0	1	0	0	Fahrzeug ...	0	850	0	0
Fahrzeug ...	300	800	550	900	Fahrzeug ...	0	0	0	1	Fahrzeug ...	0	0	0	900
Fahrzeug m	300	150	350	450	Fahrzeug m	0	1	0	0	Fahrzeug m	0	150	0	0
	Ladesäulenanzahl: n					Ladesäulenanzahl: n					Ladesäulenanzahl: n			

$$D_{rel} = D \circ X + (\max_{i,j}(D_{i,j}) + 1) * (1 - X)$$

$$(\max(D)+1) = 900 + 1 = 901$$

$$901 * (1-X) = 901 *$$

(1-X)					(max(D)+1) * (1-X)				
invertierte Ladesäulenwahl der Fahrer					nicht selektierte Distanzen				
Ladesäulen:	1	2	...	n	Ladesäulen:	1	2	...	n
Fahrzeug 1	0	1	1	1	Fahrzeug 1	0	901	901	901
Fahrzeug ...	0	1	1	1	Fahrzeug ...	0	901	901	901
Fahrzeug ...	1	0	1	1	Fahrzeug ...	901	0	901	901
Fahrzeug ...	1	1	1	0	Fahrzeug ...	901	901	901	0
Fahrzeug m	1	0	1	1	Fahrzeug m	901	0	901	901
	Ladesäulenanzahl: n					Ladesäulenanzahl: n			

D ◦ X					(max(D)+1) * (1-X)					D _{rel}				
selektierte Distanzen					nicht selektierte Distanzen					relevante Distanzen				
Ladesäulen:	1	2	...	n	Ladesäulen:	1	2	...	n	Ladesäulen:	1	2	...	n
Fahrzeug 1	100	0	0	0	Fahrzeug 1	0	901	901	901	Fahrzeug 1	100	901	901	901
Fahrzeug ...	100	0	0	0	Fahrzeug ...	0	901	901	901	Fahrzeug ...	100	901	901	901
Fahrzeug ...	0	850	0	0	Fahrzeug ...	901	0	901	901	Fahrzeug ...	901	850	901	901
Fahrzeug ...	0	0	0	900	Fahrzeug ...	901	901	901	0	Fahrzeug ...	901	901	901	900
Fahrzeug m	0	150	0	0	Fahrzeug m	901	0	901	901	Fahrzeug m	901	150	901	901
	Ladesäulenanzahl: n					Ladesäulenanzahl: n					Ladesäulenanzahl: n			

Abbildung 69: Berechnung der relevanten Distanzmatrix

Diese nach X selektierten Distanzen in D werden weiter zu D_{rel} verarbeitet. Alle nach X nicht relevanten Distanzen werden dabei auf die „Maximaldistanz + 1“ gesetzt. Das Erhöhen um „+1“ wird in den folgenden Schritten benötigt, um Fahrzeug-Ladesäulen-Distanzkombinationen gezielt bei weiteren Berechnungen ausfiltern zu können, da diese mit „Maximaldistanz + 1“ dann definitiv über der real existierenden Maximaldistanz liegen. Nachdem die Distanzen D mit X zu den relevanten Distanzen zu D_{rel} vorverarbeitet wurden, gilt es in diesen das Minimum je Ladesäulenspalte zu finden.

Schritt 2 von 3 - Identifikation der Minimaldistanzen:

Innerhalb der relevanten Distanzmatrix wird das jeweilige Spaltenminimum identifiziert. Da im vorigen Schritt sämtliche für die Fahrer nicht relevanten Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen über das real existierende Maximum mit „+1“ gesetzt wurden, werden mit der Minimaldistanzbetrachtung nur die relevanten Kombinationen betrachtet:

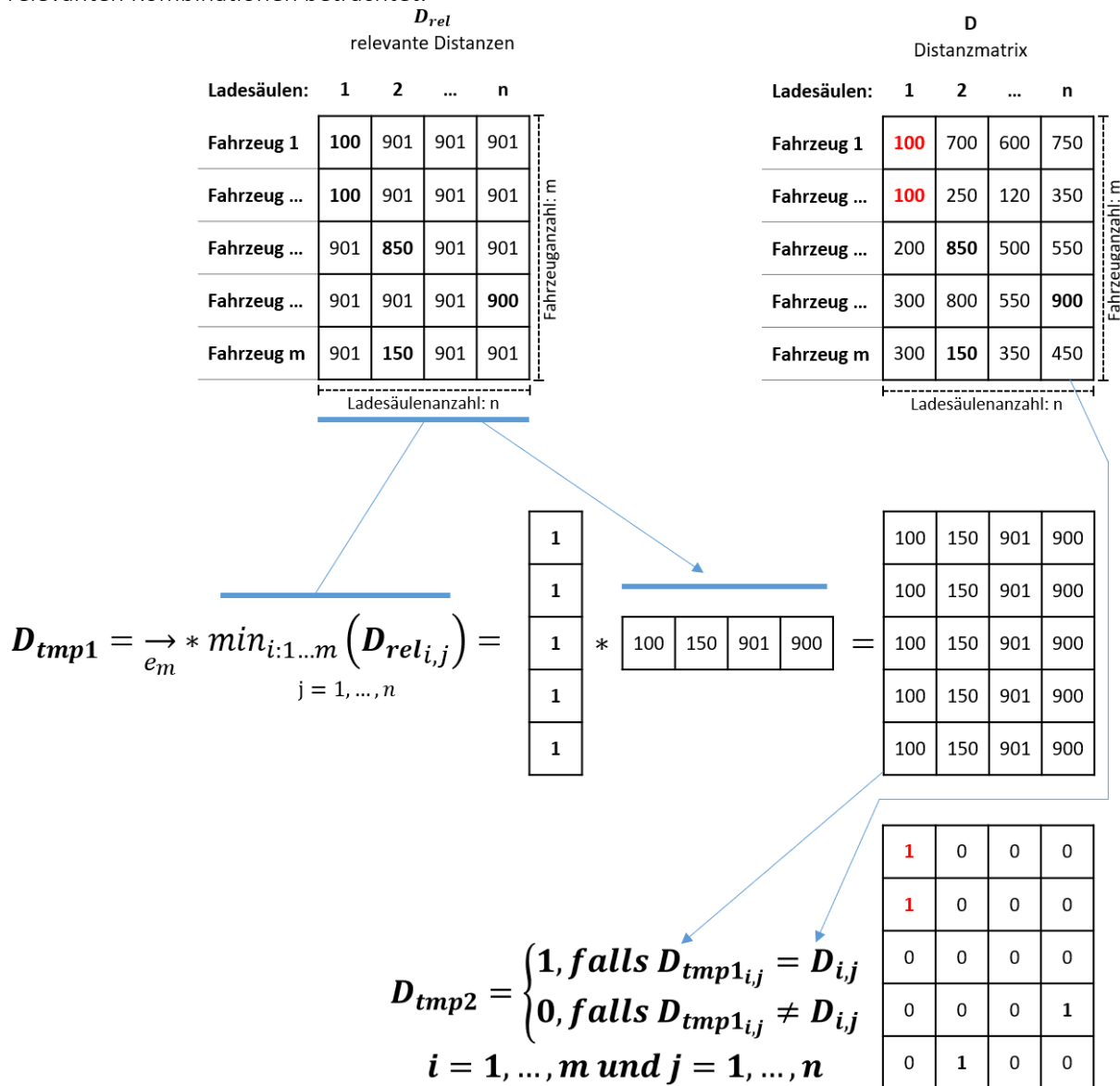


Abbildung 70: Identifikation des Spaltenminimums in der relativen Distanzmatrix

Über D_{tmp1} wird zunächst eine Matrix mit den Minimaldistanzen je Spalte aus D_{rel} aufgespannt, die dann mit der regulären Distanzmatrix D an allen Stellen verglichen wird und damit zur Minimaldistanz-Selektionsmatrix D_{tmp2} führt. Diese Matrix zeigt auf, welche Fahrzeuge je Spalte die minimale Distanz zu einer Ladesäule besitzen. Dabei kann es passieren, dass zwei Fahrzeuge zufällig genau dieselbe Distanz zu derselben Ladesäule besitzen, wie es auf der Abbildung 70 rot für die Fahrzeuge eins und zwei an der Ladesäule eins eingefärbt wurde. An dieser Ladesäule kann aber immer nur ein einzelnes Fahrzeug zurzeit laden. Daher muss die Matrix D_{tmp2} im dritten Schritt noch eineindeutig aufbereitet werden.

Schritt 3 von 3 - Berechnung der eindeutigen Minimaldistanz und Realisierungsmatrix:

Die Hilfsmatrix cntUP zählt spaltenweise von 1 bis m hoch und dient als Eindeutigkeitsfilter. Da die Minimaldistanz-Selektionsmatrix D_{tmp2} nur 0 und 1 Elemente beinhaltet, dabei aber je Spalte theoretisch auch mehrere Fahrzeuge selektiert werden könnten, welche zufällig dieselbe Distanz zur Ladesäule

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

besitzen, kann durch Abgleich mit der Hilfsmatrix cntUP die notwendige Eineindeutigkeit geschaffen werden:

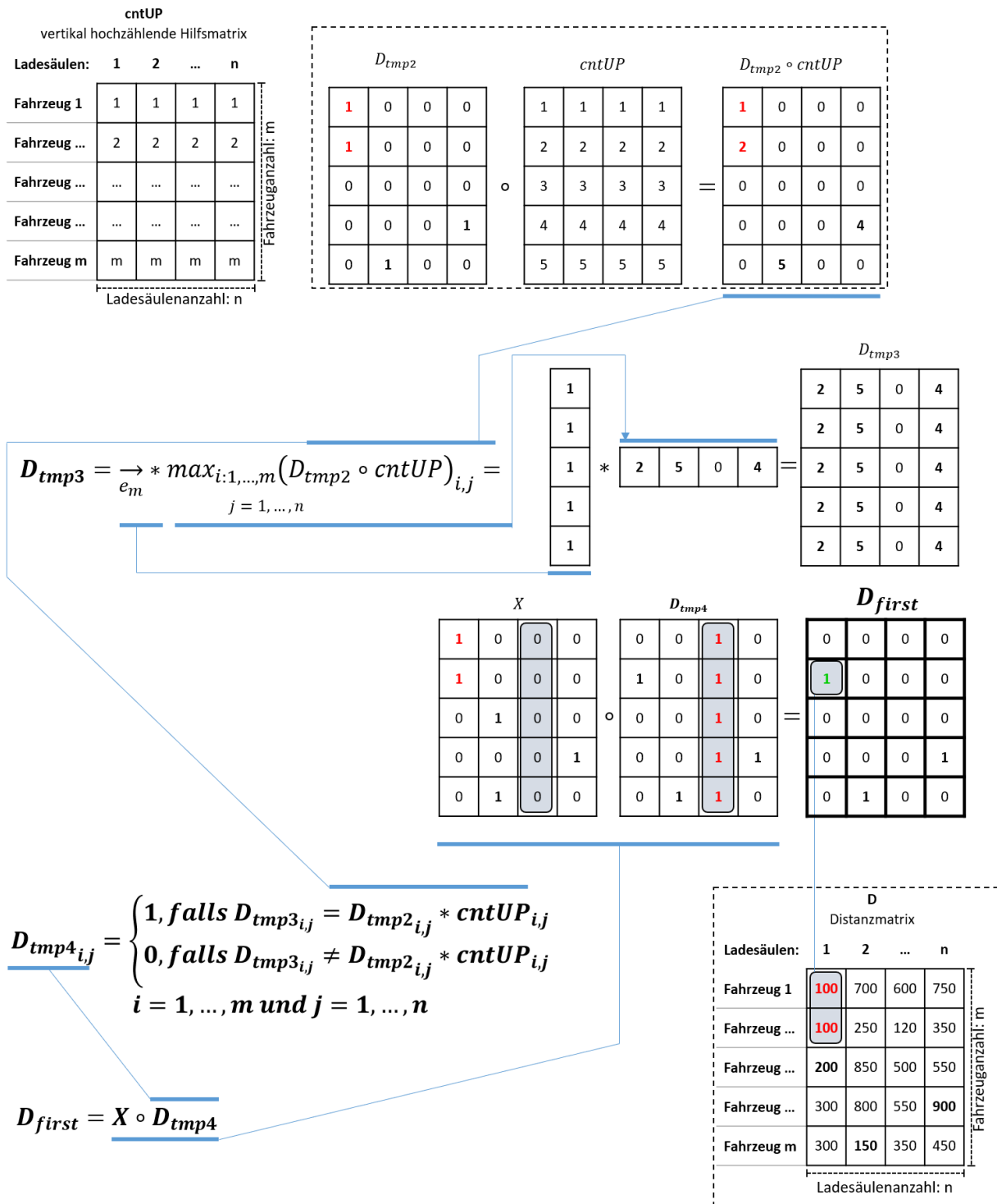


Abbildung 71: Berechnung der Realisierungsmatrix

Dieses eineindeutige Spaltenmaximum muss im letzten Schritt nur noch plausibel nach der ursprünglichen Ladesäulenbetrachtung X gefiltert werden, denn es könnte noch ein spezieller Ausnahmefall auftreten, wenn zufällig eine Ladesäule von keinem Fahrzeug gewählt wurde. Dann würde dabei schon in D_{tmp2} eine Nullspalte entstehen, die sich somit auch bis zu D_{tmp3} fortsetzt und dort bei der Bestimmung des Spaltenmaximums berücksichtigt würde. Dieses Spaltenmaximum soll aber ein eindeutiges und einzelnes Spaltenelement innerhalb der Ladesäulenbetrachtung X aufzeigen. Und falls mehrere Fahrzeuge zufällig dabei die identische Distanz zur einer Ladesäule hätten, soll damit nur ein

einziges Fahrzeug von theoretisch mehreren selektiert werden, welches bei der Betrachtung auch relevant ist.

Daher wird innerhalb der Berechnung von D_{first} die Zwischenberechnung noch mal nach X gefiltert, um diesen Sonderfall auszublenden.

Durch diesen Prozess kann also die eindeutige Realisierungsmatrix D_{first} berechnet werden, die je Ladesäulenspalte genau ein einziges Fahrzeug markiert, welches diese Ladesäule zuerst erreichen wird. Für den speziellen und seltenen Sonderfall, dass zwei Fahrzeuge dieselbe Ladesäule nach X wählen und dabei auch zufällig exakt dieselbe Distanz zu einer Ladesäule besitzen, wurde die Hilfsmatrix cntUP integriert. Diese wählt innerhalb von diesem Sonderfall immer das Fahrzeug, welches die größte Zeilennummer trägt. Theoretisch könnte hier auch das Fahrzeug mit der geringsten Zeilennummer bzw. über eine eindeutige Zufallsvariable gewählt werden. Diese müsste jedoch erst eindeutig über alle Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen generiert und Eineindeutigkeit nachgewiesen werden und würde zu deutlich mehr Rechenschritten bei der Berechnung der eindeutigen Minimaldistanz je Spalte führen. Daher wurde das Verfahren mit der hochzählenden Hilfsmatrix cntUP umgesetzt, da diese insgesamt wenig Rechenschritte benötigt und direkt zu einem eindeutigen Spaltenmaximum führt und auch für sehr große Matrizen effizient anwendbar ist, da nur Ganzzahlen benötigt werden und sich dies positiv auf die Rechenzeit auswirkt. Die Realisierungsmatrix D_{first} markiert also je nach Ladesäulenempfehlung X und den Fahrdistanzen zu den Ladesäulen die Fahrzeuge, welche die Ladesäule auch zuerst erreichen können. Demnach ist die Berechnung von D_{first} das Ergebnis einer Funktion $\text{first}(X,D)$ in Abhängigkeit von der Distanzmatrix D und den von den Fahrern zum Laden betrachteten Ladesäulen gemäß der Empfehlungsmatrix X :

$$\text{first}(X, D) = D_{\text{first}} \quad (64)$$

Diese Realisierungsmatrix D_{first} wird abschließend in die Zielfunktion integriert. Dafür wurden im vorigen Abschnitt bei der Gesamtbewertung bereits sämtliche Einflussgrößen zusammengefasst, womit alle Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen bewertet werden können. Innerhalb von allen diesen Kombinationen betrachten die Fahrer aber nur die Untermenge X an Ladesäulen, an denen sie tatsächlich laden möchten. Und sobald mehrere Fahrer dieselbe Ladesäule zum Laden betrachten, entsteht ein Ladekonflikt. Nur das Fahrzeug, welches die Ladesäule als erstes erreicht, kann dort das eigene Ladeinteresse vor allen anderen Fahrzeugen realisieren. Dafür wird die hier hergeleitete Realisierungsmatrix verwendet. Diese identifiziert im potentiellen Fall einer Überbelegung exakt das eine einzelne Fahrzeug, welches die im Konflikt stehende Ladesäule aufgrund der geringsten Fahrdistanz unter allen Fahrzeugen zuerst erreichen wird.

Diese Realisierungsmatrix D_{first} und die zusammenfassende Nutzwertmatrix U des vorigen Abschnitts, die sämtliche Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen bewertet, sind die elementaren Einflussgrößen der finalen Zielfunktion des nächsten Abschnitts.

Auf der Basis dieser Zielfunktion erfolgt die Optimierung der Ladesäulenempfehlung, um in Summe über alle Fahrer unter Berücksichtigung der persönlichen Präferenzen die Ladesituation im kollaborativen Interesse zu verbessern und die Gesamtnachfrage für alle Fahrer zu maximieren.

7.14 Die Zielfunktion

Fahrer, die keine erweiterten Informationsdienste bezüglich der Akkuladestände und Positionen der anderen Fahrzeuge nutzen, unterliegen einem Informationsdefizit. Das Informationsdefizit dieser Fahrer hat einen entscheidenden Einfluss auf die Entstehung von Wartezeiten an Ladesäulen. Durch das Informationsdefizit sind diese Fahrer nicht vollständig über die Verteilung der anderen Fahrzeuge informiert und wissen nicht, ob sie die bevorzugte Ladesäule noch vor allen anderen im Wettbewerb stehenden Fahrzeugen erreichen können.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Auch wissen diese Fahrer nicht, welche anderen Fahrzeuge aufgrund eines niedrigen Akkuladestands Ladesäulen überhaupt aufsuchen möchten. Das Informationsdefizit der Fahrer prägt sich wie folgt aus:

- Fahrer kennen nur den eigenen Akkuladestand und die eigene Fahrdistanz zur Ladesäule.
- Die Fahrer kennen nicht die Positionen und Akkuladestände der anderen Fahrzeuge.
- Daher sind die Fahrer nicht über die aktuelle Wettbewerbssituation aufgeklärt.
- Fahrer sehen, basierend auf ihrem begrenzten Informationshorizont, in nahe gelegenen Ladesäulen einen hohen Nutzwert. Dieser wird aufgrund der fehlenden Information zur Wettbewerbssituation der anderen Fahrzeuge oftmals falsch bewertet.
- Daher treffen Fahrer ungünstige Ladeentscheidungen, die zu vermeidbaren Fahrwegen zu bereits oder noch vor der Ankunft belegten Ladesäulen und gegenseitigen Blockierungen und Wartezeiten an Ladesäulen führen und damit eine nicht optimale öffentliche Ladesituation provozieren.

Der persönliche Nutzwert, den die Fahrer in einer Ladesäule sehen, wird durch ihr Informationsdefizit daher häufig falsch bewertet. Wenn ein Fahrer also eine Ladesäule ansteuert, die aufgrund einer für ihn günstigen Distanz oder der günstigen Ladekosten einen hohen persönlichen Nutzwert verspricht, weiß der uninformierte Fahrer durch sein Informationsdefizit nicht, wie die Chance ist, diese Ladesäule bei der Ankunft noch unbelegt vor allen anderen Fahrzeugen vorfinden zu können. Wenn bereits andere Fahrzeuge dem Fahrer zugekommen sind, dann fällt durch die erforderliche Wartezeit bei der Ankunft an der bereits belegten Ladesäule der persönliche Nutzwert dieser Ladesäule für den wartenden Fahrer deutlich ab. Daher gilt es, neben der persönlichen Nutzwertbetrachtung auch die statistische Wartezeitbetrachtung und Ladesäulenerreichbarkeit in die Zielfunktion zu integrieren, um die Plausibilität der den Fahrern gegenüber kommunizierten Ladesäulenempfehlungen zu verbessern. Dafür wurden im Abschnitt 7.12 bei der Gesamtbewertung der Ladesäulen neben der diskreten Nutzwertberechnung mittels der Distanzen, den Ladekosten und persönlichen Präferenzen auch die beiden statistischen Komponenten der Wartezeitbetrachtung und der Ladesäulenerreichbarkeit integriert.

Den Fahrern gegenüber sollen also möglichst viele Informationen aufbereitet werden, sodass Ladesäulenempfehlungen berechnet werden können, die zu der jeweiligen Verkehrssituation und den fahrerindividuellen Präferenzen passen und in Summe zu einer Reduktion von gegenseitigen Blockierungen zwischen den Fahrern führen und damit die öffentliche Ladesituation verbessern sollen. Die Zielfunktion aggregiert alle erweiterten Informationen der vorigen Abschnitte zum Reduzieren dieses Informationsdefizits der Fahrer und stellt damit die Basis zur Berechnung der optimierten Ladesäulenempfehlungen für die Fahrer dar. Diese Optimierungen werden durch die Anwendung des Lösungsverfahrens aus Kapitel 6 auf der Basis der aggregierten Informationen der Zielfunktion erschlossen. Mit der Zielfunktion können also unterschiedliche Verkehrssituationen und individuelle persönliche Fahrerpräferenzen einheitlich erfasst, dargestellt und zur Optimierung an grundsätzlich beliebige Lösungsverfahren übergeben werden.

Die Optimierungen werden dabei so getroffen, dass jeder Fahrer eine individuell optimierte Ladesäulenempfehlung erhält. Diese Ladesäulenempfehlungen sollen im Rahmen der zulässigen Präferenzen so gewählt werden, dass die gegenseitigen Blockierungen und Wartezeiten zwischen den Fahrern minimiert werden, sodass die Summe aller Nutzwerte U damit für alle Fahrer in Summe maximiert wird. Dabei gilt es auch, die Realisierungsmatrix des vorigen Abschnitts zu berücksichtigen, mit der identifiziert werden kann, welche Ladesäule von welchen Fahrzeugen tatsächlich zuerst vor den anderen Fahrzeugen erreicht werden kann.

Die Optimierungsrichtung besteht demnach in der Maximierung der realisierbaren Nutzwerte über alle Fahrer zur Optimierung der öffentlichen Ladesituation. Gemessen wird dieses Optimierungsziel in der vermittelbaren Energiemenge von den Ladesäulen zu den Fahrzeugen.

Blockierte und wartende Fahrzeuge können keine Energie nachfragen und je mehr Energie vermittelt werden kann, desto mehr Reichweite und Nutzen erhalten die Fahrer innerhalb der öffentlichen Ladesituation. Auch andere Optimierungsziele wären möglich:

- Im Rahmen der sich im Tagesverlauf verändernden Energiepreise könnten alternativ auch die Profite für die Ladesäulenbetreiber optimiert werden.
- Die Volatilität erneuerbarer Energien könnte durch ein Ladesäulenmanagement im Energienetz zum Abbau von Energienetzlastspitzen optimiert vermittelt werden.

Ziel dieser Arbeit ist jedoch die Optimierung der vermittelbaren Reichweite zur Verbesserung der öffentlichen Ladesituation für die Fahrer und wird dafür im nächsten Abschnitt näher erläutert.

7.14.1 Das allgemeine Optimierungsziel

Wenn Fahrer gemäß ihren persönlichen örtlichen und zeitlichen Präferenzen zwischen mehreren Ladesäulen im angefahrenen Zielgebiet auswählen können, stellt sich die Frage, wie die Fahrer diese Auswahl kollaborativ treffen sollten und wie sie bei der Wahl unterstützt werden können. Das Ziel ist, die Ladeentscheidung der anderen Fahrer möglichst gering negativ zu beeinflussen und damit in Summe über alle Fahrer die öffentliche Ladesituation zu verbessern. Das Optimierungsziel ist die Maximierung der Gesamtnachfrage für alle Fahrer. Fahrzeuge, die noch über genügend Reichweite verfügen und deren persönliche, zeitliche und örtliche Präferenzen mehr als eine Ladesäule bei der Ladesäulenauswahl bieten, lassen sich also alternativen Ladesäulen zuweisen. Diese Zuweisung gilt es so zu wählen, dass in Summe für alle Fahrer die Nachfrage und damit erworbene Reichweite maximiert wird. Damit wird unter anderem ermöglicht, dass Fahrzeuge, die aufgrund eines sehr geringen Ladestands über keine Alternativwahl bei den Ladesäulen mehr verfügen, nicht mehr alternativlos blockiert werden. Diese Fahrzeuge können davon profitieren, dass andere Fahrzeuge mit mehr Reichweite und Wahlmöglichkeiten dabei kollaborativ die Ladeplätze für reichweitenarme Fahrzeuge nicht mehr blockieren, sodass in Summe für alle Fahrzeuge mehr Reichweite erworben werden kann. Die folgende Abbildung veranschaulicht das Grundproblem:

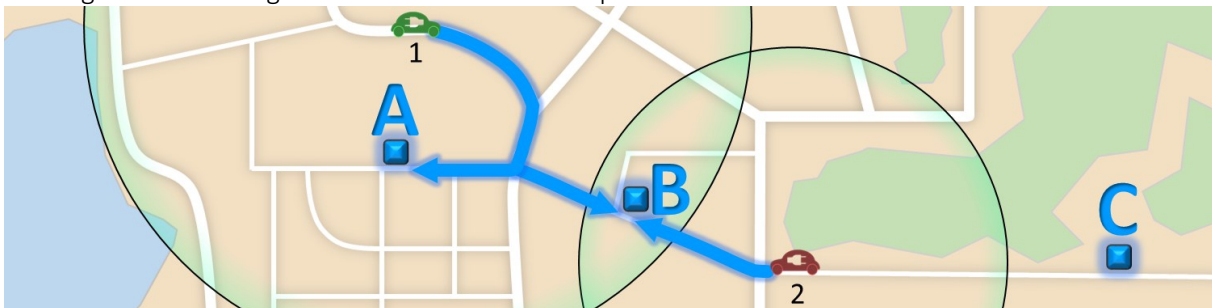


Abbildung 72: Darstellung des grundlegenden Zuordnungsproblems

Fahrzeug eins verfügt noch über einen ausreichenden Akkuladestand, um sowohl Ladesäule A als auch B zu erreichen. Beide Ladesäulen passen auch zu den örtlichen, zeitlichen und generellen Präferenzen von Fahrer eins, wie es der umschließende Kreis veranschaulicht. Fahrzeug zwei verfügt jedoch über einen zu geringen Akkuladestand und kann nur Ladesäule B erreichen und verfügt nicht über die Option, wie Fahrer eins, auch an der Ladesäule A zu laden.

Auch die Alternative, an der Ladesäule C zu laden, ist keine gültige Option, da diese gegen die örtlichen Präferenzen des Fahrers verstößt, im Zielgebiet der Innenstadt zu laden. Der Fahrer eins hat ohne ein Ladesäulenmanagementsystem grundsätzlich ein Informationsdefizit und ist in Unkenntnis über die begrenzten Lademöglichkeiten von Fahrer zwei.

Sollte Fahrer eins an der Ladesäule B laden, provoziert dies eine vermeidbare Blockierung für Fahrer zwei.

Die optimale kollaborative Lösung erschließt sich, wenn Fahrzeug eins an der Ladesäule A lädt und damit das Potential für Fahrzeug zwei freiräumt, an der einzigen Möglichkeit, an der Ladesäule B, zu laden. Damit werden Blockierungen reduziert und es kann in Summe über alle Fahrzeuge mehr Reichweite zur Verbesserung der öffentlichen Ladesituation vermittelt werden. Des Weiteren kann damit auch die Ladeinfrastruktur besser ausgelastet werden, was auch zu einem größeren Energieumsatz im Markt beitragen kann.

Das allgemeine Optimierungsziel ist also die Verbesserung der Ladesituation der Fahrer durch das Empfehlen geeigneter Ladesäulen, die im Rahmen der persönlichen Präferenzen der Fahrer liegen und zu einem verbesserten Reichweiteerwerb in der Ladeinfrastruktur führen. Neben dieser allgemeinen Formulierung des Optimierungsziels werden im nächsten Abschnitt die spezifischen Details erläutert.

7.14.2 Das spezielle Optimierungsziel

Die gesamte Problemstellung stellt hiermit ein kombinatorisches Problem mit der Ausprägung eines ganzzahligen 0 / 1-Zuordnungsproblems unter Nebenbedingungen dar. Die zusammenfassende Nutzwertmatrix U aus Abschnitt 7.12 aggregiert sämtliche Präferenzen und Informationen und bewertet alle möglichen Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen.

Als Optimierungsziel gilt es, eine verbesserte Ladesäulenempfehlung mit der Zuweisungsmatrix X zu treffen, sodass in Summe über alle Fahrer mehr Reichweite an den Ladesäulen erworben werden kann. Dabei wird mittels der Realisierungsmatrix D_{first} aus Abschnitt 7.13 berücksichtigt, dass bei einer Ladesäulenempfehlung immer nur das Fahrzeug den empfohlenen Ladeplatz $X_{i,j}$ realisieren kann, welches zuerst bei der Ladesäule ankommt. Denn in der öffentlichen Ladesituation existieren immer mehr Fahrzeuge als Ladesäulen, wie es im Abschnitt 2.2.4 zuvor erläutert wurde. Dadurch besteht immer das Problem der Überbelegung, weil mehrere Fahrzeuge dieselbe Ladesäule betrachten können. Daher genügt es nicht, den Fahrern einfach nur die Ladesäule mit dem persönlich besten Nutzen gemäß der Nutzwertmatrix U zu empfehlen, sondern es muss geprüft werden, ob sie diese Empfehlung gemäß der eigenen Fahrdistanz und der Fahrdistanzen der anderen Fahrzeuge auch als erstes Fahrzeug umsetzen können. Dafür wird die Realisierungsmatrix als zusätzliche Komponente zur Nutzwertmatrix in die Zielfunktion integriert.

Diese Realisierungsmatrix wird in die Zielfunktion integriert und ist mit $D_{\text{first}} = \text{first}(X, D)$ somit ein abhängiges Ergebnis der Funktion $\text{first}(X, D)$ und führt damit zu einer sehr un stetigen Zielfunktion, was den Einsatz heuristischer Lösungsverfahren erfordert [135, p. 184]. Das Beispiel im Abschnitt 4.2 zeigte diesbezüglich bereits auf, wie selbst marginale Änderungen von X zu Sprüngen führen und damit eine nichtlineare Zielfunktion provozieren.

Bei dem ähnlichen klassischen Transportproblem werden Angebot und Nachfrage vereinfacht modelliert, indem Überbelegungen abgeschnitten werden und nur so viel Nachfrage bedient wird, wie es Angebot gibt. Die Nachfrage, die nicht einem Angebot vermittelt werden kann, wird dann auf ein fiktives Dummy-Angebot gelegt, damit die Problemstellung lösbar bleibt. Das Problem kann dann mit Standardverfahren exakt gelöst werden und für einige Problemstellungen ist dies eine annehmbare Modellierung von Nachfragesituationen. Bezüglich der hier vorliegenden Problemstellung der fahrerindividuellen Ladesäulenempfehlung ist dieses Vorgehen nicht geeignet.

Denn grundsätzlich existieren in typischen Verkehrssituationen deutlich mehr Fahrzeuge als Ladesäulen [14, p. 4 Absatz 23]. Somit übersteigt die Nachfrage der Fahrer im Regelfall immer das Angebot an freien Ladesäulen. Würde dann eine fiktive Dummy-Ladesäule der Modellierung hinzugefügt werden, nur um damit die Problemstellung als typisches Transportproblem zu lösen, würde ein Großteil der Fahrer keine reale Ladesäulenempfehlung erhalten, sondern die fiktive Dummy-Ladesäule empfohlen bekommen.

Dies ist nicht das Ziel dieser Arbeit, sondern es sollen allen Fahrern auf der Basis der verfügbaren Informationen gute Ladesäulen empfohlen werden, die zu ihren persönlichen Präferenzen passen. Natürlich sind dabei nicht alle Fahrzeuge perfekt vermittelbar, aber selbst die Fahrzeuge, die aufgrund ihrer aktuellen Position im starken Wettbewerb zu Fahrzeugen liegen, die sich aktuell näher zu den Ladesäulen befinden, sollen im Rahmen ihrer Möglichkeiten eine gute Ladesäulenempfehlung erhalten.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Die Betrachtung des Problems als klassisches Transportproblem und die Empfehlung einer fiktiven Dummy-Ladesäule, nur um das Zuordnungsproblem mathematisch einfacher lösen zu können, ist demnach nicht sinnvoll.

Folglich muss das Ladesäulenmanagementsystem mit der wesentlich komplexeren Situation umgehen können, dass mehrere Fahrer dieselbe Ladesäule gemäß ihren persönlichen Präferenzen betrachten.

Ein Ignorieren dieser Präferenzen und ein Nichtbeantworten dieser Fahrer widerspricht dem Sinn eines Services, Fahrer mit optimierten Ladesäulenempfehlungen zu unterstützen. Zusammenfassend müssen Ladesäulenempfehlungen also drei Bedingungen erfüllen:

1. Eine vereinfachte Modellierung der Problemstellung durch das Einfügen eines fiktiven Dummy-Angebots ist für einige verwandte Problemstellungen möglich, bezogen auf diese Problemstellung der plausiblen Ladesäulenempfehlungen aber unzulässig. Anfragende Fahrer müssen im Rahmen ihrer Möglichkeiten mit realen Ladesäulenempfehlungen bedient werden.
2. Die ausgesprochenen Empfehlungen müssen innerhalb der individuellen persönlichen Präferenzen der Fahrer liegen und es müssen auch zukünftig weitere Präferenzen integrierbar sein.
3. Wenn mehr Fahrer Ladesäulenempfehlungen anfragen, als es Ladesäulen gibt, so müssen die Fahrer im Rahmen ihrer persönlichen Präferenzen so verteilt werden, dass bei den zwangsläufig auftretenden Überbelegungen die Blockierungen in Summe über alle Fahrer reduziert werden und die realisierbare Nachfrage der Fahrer maximiert wird.

Die aufgeführten Punkte 1 und 2 wurden bereits ausführlich mit den Präferenzmatrizen aus Abschnitt 7.6 und der Nutzwertmatrix U aus Abschnitt 7.12 abgebildet und der aufgeführte Punkt 3 wird der Zielfunktion über die Realisierungsmatrix aus Abschnitt 7.13 bereitgestellt. Damit lässt sich die finale Zielfunktion im folgenden Abschnitt aufstellen.

7.14.3 Das Aufstellen der Zielfunktion

Sämtliche vorigen Einflussgrößen und Matrizen, die persönlichen, die zeitlichen und die örtlichen Präferenzen, die Ladekosten und auch die statistischen Betrachtungen der Wartezeit und der Ladesäulenreichbarkeit werden mit der Zielfunktion einheitlich zusammengefasst. Damit lassen sich unterschiedlichste Verkehrssituationen abbilden und an Standardlösungsverfahren zur weiteren Optimierung übergeben:

<p>Zielfunktion Für alle Ladesäulenempfehlungen $x_{i,j}$ wird geprüft, welches Fahrzeug i die empfohlene Ladesäule j auch als erstes Fahrzeug $d_{\text{first}_{i,j}}$ erreichen kann und wie hoch dabei die Nutzwerte $u_{i,j}$ in Summe über alle Fahrer sind. Die optimierte Matrix X stellt die Ladesäulenempfehlungen für alle Fahrzeuge und Ladesäulen dar.</p> $Z = \max_X [X \circ U \circ \text{first}(X, D)] = \max_X \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n x_{i,j} * u_{i,j} * d_{\text{first}_{i,j}}$ <p style="text-align: right;">m: Fahrzeuganzahl n: Ladesäulenanzahl</p>	
<p>Ladesäulenempfehlung Die binäre Matrix X empfiehlt Fahrzeugen (m-Zeilen) gute Ladesäulen (n-Spalten). Über X erfolgt die Optimierung.</p> $X_{i,j} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m,1} & \cdots & x_{m,n} \end{bmatrix}$ <p>Nutzwertmatrix Sämtliche persönlichen Präferenzen werden mit der Matrix U zusammenfasst und beschreiben den individuellen Nutzen, den die Ladesäulen für die jeweiligen Fahrzeuge bieten können.</p> $U_{i,j} = \begin{bmatrix} u_{1,1} & \cdots & u_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{m,1} & \cdots & u_{m,n} \end{bmatrix}$ <p>Realisierungsmatrix Mit der Distanzmatrix D wird über die Funktion $\text{first}(X, D) = D_{\text{first}}$ geprüft, welche Fahrzeuge gemäß der Ladesäulenempfehlung X diese Empfehlungen auch vor allen anderen Fahrzeugen als erstes Fahrzeug umsetzen können.</p> $\text{first}(X, D) = \begin{bmatrix} d_{\text{first}_{1,1}} & \cdots & d_{\text{first}_{1,n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{\text{first}_{m,1}} & \cdots & d_{\text{first}_{m,n}} \end{bmatrix} = D_{\text{first}_{i,j}}$ <p>Nebenbedingung: Ein Fahrzeug erhält immer genau eine aktuell beste Ladesäulenempfehlung, die zu den individuellen persönlichen Präferenzen passt. Mit der vorigen Funktion $\text{first}(X, D)$ werden etwaige Überbelegungen pro Ladesäule behandelt.</p> $\sum_{j=1}^n x_{ij} = 1$	<p>$\forall x_{i,j} \in \{0,1\}$ mit $\begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix}$</p> <p>$\forall u_{i,j} \in \mathbb{R}$ mit $\begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix}$</p> <p>$\forall d_{\text{first}_{i,j}} \in \{0,1\}$ mit $\begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix}$</p> <p>$i = 1, \dots, m$</p>

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Diese Zielfunktion aggregiert sämtliche vorigen Einflussgrößen und Informationen und ist die Bewertungsbasis für das Optimierungsziel. Zur Berechnung einer optimierten Ladesäulenempfehlung wird die Zielfunktion dem Lösungsverfahren übergeben. Im Kapitel 6 wurden gängige Lösungsverfahren diskutiert und der genetische Algorithmus als ein für diese Problemstellung gut geeignetes Lösungsverfahren identifiziert. Dieses Lösungsverfahren initialisiert die Ladesäulenempfehlung X zunächst randomisiert über mehrere Instanzen. Damit besteht eine initiale Basispopulation, die vom genetischen Algorithmus über mehrere Generationen optimiert wird. Die Zielfunktion dient dabei als Fitnessfunktion zur Bewertung der einzelnen Individuen, die sich aus unterschiedlichen Konfigurationen von X definieren. Sobald die Optimierung dabei eine gewisse Güte oder ein gefordertes Zeitlimit erreicht hat, wird die optimierte Ladesäulenempfehlung X an die Fahrer kommuniziert.

Diese Ladesäulenempfehlung X soll für die Fahrer also in der Art optimiert werden, dass sie bewertet nach U bessere Ladesäulen empfohlen bekommen, die dabei auch für sie gemäß der Realisierungsmatrix D_{first} erschließbar sind und in Summe zu einer verbesserten Ladesituation führen. Gegenüber dieser optimierten Ladesäulenempfehlung wählen die heutigen uniformierten Nutzer immer nur die nächstgelegene Ladesäule. Dieses ist das Standardszenario und der Benchmark zur Bewertung der Optimierungen dieser Zielfunktion und wird im Kapitel 8 mit der Evaluation ausführlich beschrieben.

In Vorbereitung darauf wird im Folgenden das allgemeine Konzept der Fahrzeugdatenauswertung im Rahmen eines praktisch umgesetzten Ladesäulenmanagementsystems aufgezeigt und wie dabei die Zielfunktion eingebettet wird. Dabei wird kurz eine mögliche Verkehrssituation aufgezeigt, die verdeutlicht, dass Ladesäulenempfehlungen möglichst zeitnah von einem praktisch umgesetzten Ladesäulenmanagementsystem im realen Verkehrsfluss berechnet werden müssen.

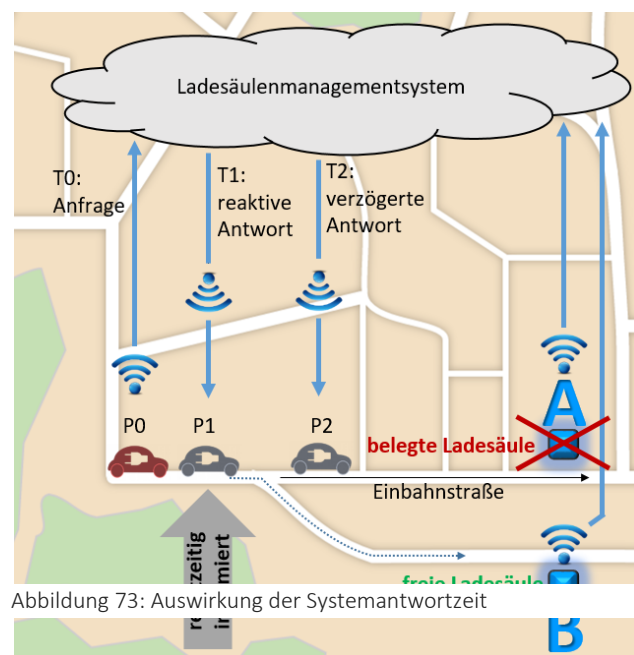


Abbildung 73: Auswirkung der Systemantwortzeit

7.15 Das Ladesäulenmanagementsystem

Sobald aktualisierte Fahrzeugpositionen bereitstehen, wird die Zielfunktion mit diesen Daten neu aufgestellt, um eine aktualisierte Lösung für die Konfigurationsmatrix X mit dem Lösungsverfahren aus Kapitel 6 zu berechnen, die den Fahrern als Ladesäulenempfehlung im laufenden Verkehrsbetrieb echtzeitnah kommuniziert werden kann. Veränderte Fahrzeugpositionen und Akkuladestände führen im Verkehrsbetrieb zu neuen Verkehrssituationen und zu neuen gegenseitigen Beeinflussungen zwischen den Fahrern und müssen kontinuierlich neu aufgelöst werden [136, p. 16] [137, p. 1742] [138, pp. 32, 33]. Die Nutzwertmatrix U wird dabei für sämtliche Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen nach jeder registrierten Informationsaktualisierung neu berechnet. Ausgehend von dieser neu erfassten Verkehrssituation wird eine neue Lösung X mit dem Lösungsverfahren und der Zielfunktion optimiert. Für den praktischen Anwendungsfall gilt es, diese Lösung möglichst schnell zu identifizieren, damit die Fahrer die Ladesäulenempfehlungen noch rechtzeitig im laufenden Verkehrsbetrieb erhalten und umsetzen können. Bei gängigen durchschnittlichen innerstädtischen Geschwindigkeiten von 35 km/h bewegen sich Fahrzeuge etwa 580 m in einer Minute. Dabei können bereits mehrere abbiegerelevante Kreuzungen überfahren werden, sodass Ladesäulenempfehlungen mit einer Minute Verzögerung für die Fahrer nicht mehr rechtzeitig und effizient umsetzbar sind.

Demnach ist es vorteilhaft die Lösung für die Fahrzeuge so schnell wie möglich zu berechnen (z. B. mit Lösungsverfahren, die eine Abbruchfähigkeit besitzen), um einen echtzeitnahen und kontinuierlichen

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Betrieb mit aktuellen Ladesäulenempfehlungen zu ermöglichen, die auch rechtzeitig von den Fahrern im laufenden Verkehrsfluss realisierbar sind.

Die folgende Abbildung veranschaulicht das Konzept eines Ladesäulenmanagementsystems:

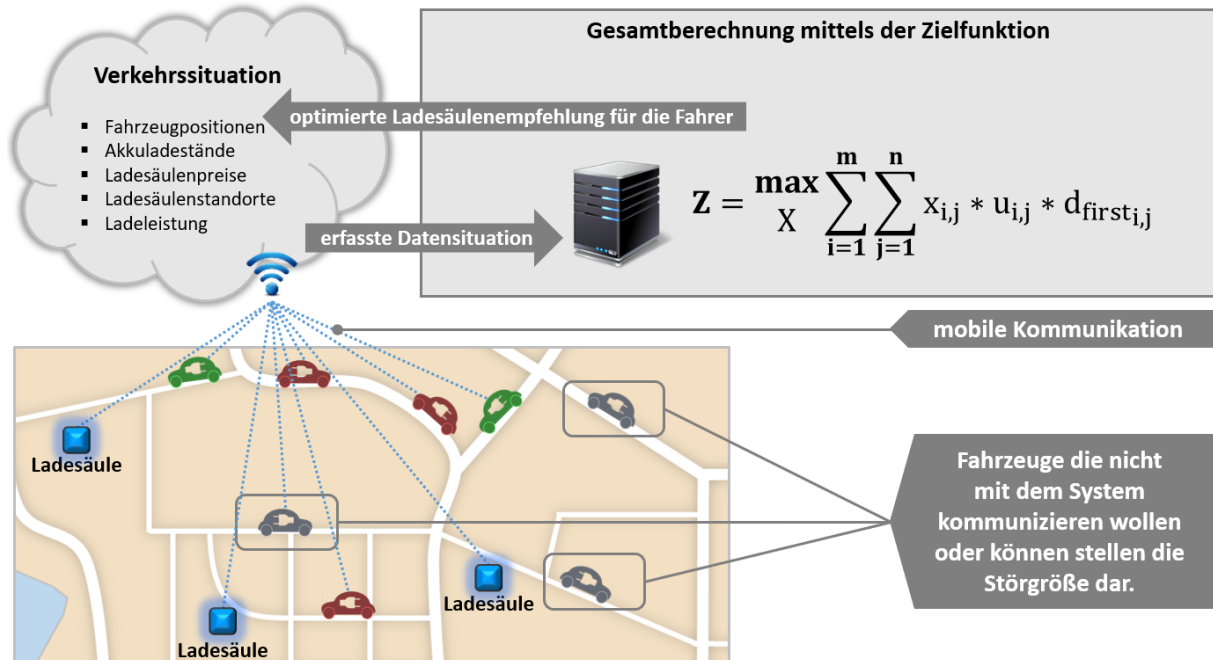


Abbildung 74: Übersicht des Ladesäulenmanagementsystems

Fahrzeuge, die technisch nicht mit dem Ladesäulenmanagementsystem kommunizieren können oder dies aus Datenschutzgründen oder sonstigen Gründen nicht wollen, stellen eine grundsätzliche Störgröße für die Optimierungen dar und sind auf der Abbildung 74 grau veranschaulicht.

Dieser Einfluss von Daten bereitstellenden und nicht bereitstellenden Fahrern definiert unterschiedliche Nutzergruppen und wird im nächsten Kapitel 8 bei der Evaluation ausführlich betrachtet.

Abschließend zu diesem Kapitel wird im folgenden und letzten Abschnitt das mathematische Modell zusammenfassend diskutiert und dabei auch in Bezug zu möglichen anderen Modellierungsansätzen betrachtet.

7.16 Die Abschlussdiskussion

Abschließend zu diesem Kapitel werden die Vorteile und Nachteile der hier getroffenen mathematischen Modellierung gegenübergestellt:

Tabelle 3: Vorteile und Nachteile des mathematischen Modells

Zusammenfassung des Konzepts der mathematischen Modellierung im Matrixansatz	
Vorteile	Nachteile
Die Berücksichtigung individueller Präferenzen der Fahrer und die Betrachtung der Ladeinfrastruktur hinsichtlich Zeit, Ort, Kosten, Ladeleistung, statistischer Wartezeit, Anbieterpräferenzen, Cliquenbildung etc. ermöglichen eine detaillierte Modellierung. Damit kann das Modell unterschiedlichste Verkehrssituationen und Fahrerpräferenzen individuell abbilden.	Gegenüber dieser umfangreichen Modellierung bieten einfachere Modelle das Potential, effizienter und je nach Modellierung auch exakt gelöst zu werden. Die Wartezeiten bzw. Warteschlangenreihenfolge wird nicht diskret mit allen Eventualitäten für die Zukunft berechnet, sondern statistisch für die momentane Verkehrssituation berechnet, um die Modellkomplexität noch beherrschen zu können.
Die Problemstellung kann zerteilt und damit parallel berechnet werden.	Zum sinnvollen Zerteilen der Problemstellung müssen plausible bzw. optimale Grenzen gefunden und integriert werden.
Das Modell ist auch zukünftig durch das Hinzufügen von zusätzlichen Matrizen problemlos erweiterbar.	Die Matrizendarstellung beinhaltet viele Nullbereiche und ist speicherintensiv. Diese Problematik kann teilweise durch die Anwendung von Sparse-Matrizen reduziert werden. Dabei werden nach geeigneter Transformation nur die Nichtnullbereiche in den Matrizen gespeichert [139, pp. 1, 2] [140, p. 236].
Viele Lösungsverfahren sind anwendbar und profitieren von der normierten Matrixdarstellung.	

Die in der Tabelle 3 aufgeführten Vorteile und Nachteile des Modellierungskonzeptes werden im Folgenden gegenüberstellend diskutiert:

- **Zusammenfassung der Nachteile:**
 Die Modellierung fokussiert sich auf ein optimiertes Empfehlen von geeigneten Ladesäulen und es soll keine Bevormundung der Fahrer durch eine Zwangszuweisung von Ladesäulenreservierungen erfolgen. Empfehlungen sind gegenüber getroffenen Reservierungen nicht verbindlich, sodass Wartezeiten im Modell nur statistisch und nicht diskret wie bei bekannten und verbindlichen Reservierungen betrachtet werden können. Dies hat eine gewisse Unschärfe zur Folge.
 Des Weiteren werden zur Beherrschung der Modellkomplexität keine Warteschlangenkette in die Zukunft extrapoliert. Das Modell wird also diesbezüglich vereinfacht. Warteschlangenkette werden nur aus den momentan verfügbaren Positionsdaten der Fahrzeuge statistisch betrachtet ohne eine zusätzliche zeitliche Extrapolation auf diskrete Warteschlangenkette an den Ladesäulen mit einer konkreten Fahrzeugreihenfolge.
 Fahrer bekommen Ladesäulen empfohlen, die gemäß den erfassten Verkehrsdaten einen statistischen Vorteil für die Fahrer und ihre persönlichen Präferenzen bieten. Es erfolgt jedoch keine Ladeplatzgarantie wie bei Reservierungssystemen mit verbindlichen Zuweisungen.
 Demnach können Fahrern Ladesäulen empfohlen werden, die noch vor der Ankunft trotzdem von zuvorkommenden Fahrzeugen belegt sein werden, die nicht mit dem System kommunizieren.
 Da aktuell noch kein ganzheitliches Ladesäulenmanagementsystem zur optimierten Empfehlung von Ladesäulen existiert, besteht momentan für Fahrer ein erhöhtes Risiko, zu bereits belegten Ladesäulen zu fahren. Dieser Fall kann grundsätzlich auch bei Ladesäulenmanagementsystemen mit optimierten Empfehlungen auftreten. Die Häufigkeit sollte dabei durch die kollaborative

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Das mathematische Modell

Informationsauswertung aber deutlich seltener sein als bei heutigen Situationen ohne Ladesäulenmanagementsysteme.

Des Weiteren beinhaltet die Matrixdarstellung viele Bereiche, in denen keine Daten gespeichert werden. Diese sogenannten Nullbereiche belasten den Arbeitsspeicher. Damit sind zwar eine einfache und flexible Modellierung und die Integration beliebiger Lösungsverfahren möglich, die aber durch den Nachteil eines ineffizienten Arbeitsspeicherverbrauchs erkauft werden.

Abhilfe könnten Datenbank-Managementsysteme bieten, welche die Matrizendarstellung über geeignete Transformationen in serialisierter Form verarbeiten, sodass die Nullbereiche durch Aggregation stark reduziert werden. Die anschauliche Modellierung über Matrizen und die einfache Erweiterbarkeit des Modells wird damit aber infrage gestellt. Auch sollte der Aufwand der Transformation dabei möglichst gering sein, damit der Vorteil der Speicherreduzierung nicht durch einen zusätzlichen Rechenaufwand zunichtegemacht wird.

Alternativ können auch sogenannte Sparse-Matrizen angewendet werden, welche diese Nullbereiche effektiver behandeln können [139, pp. 1, 2] [140, p. 236].

Bezüglich der Zerlegung in Teilprobleme zum parallelen Lösen der Problemstellung sollten die Matrizen nicht zufällig zerlegt werden, sondern gemäß einer sinnvollen Betrachtung der zugrunde liegenden Verkehrssituation und der Fahrzeugpositionen.

Dafür muss zunächst eine Voraggregation erfolgen, die Teilmatrizen beispielsweise separat für einzelne Großstädte ableitet, die keine zu starke überlappende Interaktion zueinander besitzen. Dabei könnten Großstädte separat betrachtet werden, die mit einem großen geometrischen Abstand weiter voneinander entfernt sind, als die elektrische Fahrreichweite der Fahrzeuge ermöglicht, und somit keine bzw. nur noch eine sehr geringe Interaktion bei der Ladesäulenwahl zwischen den Großstädten besteht. Dies stellt einen zusätzlichen Koordinations- und Transformationsaufwand dar.

Prinzipiell wäre es auch möglich, regionale Teilsysteme für das Ladesäulenmanagementsystem bereitzustellen, die auf vorpartitionierten Datenströmen basieren und keine Transformation bestehender Matrizen erfordern. Noch vor dem Verarbeiten der erfassten Verkehrsdaten könnten die Fahrzeugpositionsdaten von einem vorgeschalteten System interpretiert und auf das für die jeweilige Großstadt oder Großregion zuständige Ladesäulenmanagementsystem umgeleitet werden, auf dem die relevante Partition bzw. Matrizen gebildet werden.

Damit würde zumindest der Aufwand bei der Transformation von globalen Matrizen zu regionalen Submatrizen entfallen. Es würde aber auch ein neuer Mehraufwand durch das Betreiben einer verteilten Systemarchitektur entstehen, denn beim Zerlegen und Verteilen der Problemstellung auf mehrere Berechnungssysteme muss sichergestellt werden, dass die Teilsysteme jeweils ausreichend dimensioniert sind, um die zugewiesene Fahrzeug- und Ladesäulenanzahl zeitnah berechnen zu können. Da sich die mit dem Ladesäulenmanagementsystem verbundene Fahrzeuganzahl durch spontan geparkte Fahrzeuge ständig ändern kann, bedarf es eines präzisen Monitorings der aktuell benötigten Auslastung der Systeme, um diese bei Bedarf rechtzeitig mit mehr Rechenleistung skalieren zu können. Eine echtzeitnahe Skalierung von Rechenleistung in verteilten System ist jedoch häufig nicht trivial. Zum Feststellen eines Skalierungsbedarfs von Rechenlast oder allgemein von Prozessen, muss dies vorab zunächst möglichst zeitnah identifiziert werden. Selbst das der Skalierung vorausgehende erforderliche echtzeitnahe Monitoring, also das Identifizieren von Engpässen für benötigte Rechenressourcen in verteilten Systemen, stellt eine Herausforderung dar und wurde in nebenläufigen Forschungsaktivitäten betrachtet [141, pp. 16, 17] [142, pp. 20, 23, 25] [143, pp. 287, 288, 295, 296].

▪ Zusammenfassung der Vorteile:

An dieser Stelle wird nur kurz auf die Vorteile eingegangen, da diese hinreichend präzise bei der Herleitung des mathematischen Modells im Verlauf dieses Kapitels erläutert wurden. Grundsätzlich erfordert die Empfehlung statt der Zwangszuweisung von Ladesäulen einen dynamischen Umgang mit individuellen Fahrerpräferenzen. Das Modell muss auch für die sich stetig verändernden Verkehrssituationen erweiterbar sein.

Der Markt der Elektromobilität ist ein kontinuierlicher Wachstumsmarkt, in dem sich Faktoren wie Ladeleistung, Fahrzeuganzahl, Akkukapazitäten, Energiepreise, Ladeinfrastruktur und besonders auch das Fahrverhalten kontinuierlich verändert. Daher wurde die aufgezeigte Matrixmodellierung vorgenommen, welche die Vorteile einer flexiblen Erweiterung bietet [144, pp. 779, 782] [138, pp. 34, 35].

Ein weiterer Vorteil ist, dass damit unterschiedliche Verkehrssituationen in eine Standardform transformierbar sind. Viele Lösungsverfahren profitieren von einer Problemdarstellung in Matrizenform. Dies vereinfacht die Integration und Anwendung unterschiedlicher Lösungsverfahren. Zusammenfassend bietet die Matrixmodellierung den Vorteil, eine Vielzahl von unterschiedlichen Verkehrssituationen und individuellen Fahrerpräferenzen einheitlich abbilden zu können, und ermöglicht damit die Anwendung für viele Lösungsverfahren und durch das Hinzufügen weiterer Matrizen kann das Modell zur Abbildung zukünftiger Szenarien flexibel erweitert werden.

Gegenüber diesem Modellierungsansatz, der auf dem Aggregieren von Matrizen besteht, wäre als Alternative auch ein Multi-Agenten-Ansatz möglich. Dieser könnte mittels eines Schwarmansatzes den Verkehrsraum in einer Simulation mit einzelnen Agenten-Fahrzeuge explorativ absuchen lassen. Der Ansatz wäre ebenfalls statistisch geprägt. Als Lösungsverfahren würden sich besonders Branch and Cut und der Ameisen-Algorithmus eignen. Die Vorteile wären eine ortsspezifische Partitionierungsmöglichkeit, bei der durch das Hinzufügen weiterer Agenten eine sehr feingranulare Suche stattfinden könnte. Der Nachteil dieses Ansatzes wäre die rechenintensive Simulation der Agenten. Besonders für das Standardszenario mit einer Million Elektrofahrzeugen würde dies viel Rechenleistung beanspruchen. Denn für alle Schwarm-Individuen müsste ein Routing berechnet und eine gewisse Basisintelligenz zur lokalen Suche bereitgestellt werden. Ein weiteres Problem ist die Integration von Lösungsverfahren. Gegenüber einer standardisierten Matrixdarstellung müsste hier ein höherer Anpassungsaufwand der Datenaufbereitung betrieben werden, um Lösungsverfahren effizient einbinden zu können.

Ein weiterer Ansatz wäre die Modellierung der Problemstellung mit einer Ladesäulenzwangszuweisung, was einem Reservierungssystem entspricht. Der Vorteil ist die einfache Lösbarkeit in Form eines klassischen Transportproblems. Der Nachteil wäre, dass so eine Lösung Fahrer nicht flexibel in ihrer Ladesäulenwahl unterstützt, sondern sie mit einer verbindlichen Zuweisung zu Ladesäulen in ihren Mobilitätsverhalten einschränken würde.

Somit ist dieser Ansatz bezogen auf die zugrunde liegende Forschungsfrage keine Option, aber durchaus ein Ansatz, der durch seine Effizienz überzeugen kann und im Umfeld von verbindlichen Reservierungssystemen attraktiv sein kann.

Grundsätzlich können für eine Problemstellung immer unterschiedliche Modellierungsansätze angewendet werden. Dabei treten immer gewisse Vorteile und Nachteile auf. Bezogen auf das zu untersuchende Ladesäulenmanagementsystem wurde der flexible Matrixansatz gewählt, der Fahrer bei ihrer Ladesäulensuche durch individuell optimierte Empfehlungen unterstützt. Dieser Ansatz wird für die Problemstellung als der am besten geeignete Ansatz gesehen der ein akzeptables Verhältnis aus Nachteilen und Vorteilen bietet, die in der Tabelle 3 gegenübergestellt wurden.

Nachdem in diesem Kapitel das mathematische Modell zur flexiblen Abbildung unterschiedlichster Verkehrssituationen und Fahrerpräferenzen beschrieben wurde, die Vor- und Nachteile diskutiert und mögliche Alternativen aufgezeigt wurden, die in verwandten Betrachtungen zum Einsatz kommen könnten, erfolgt im nächsten Kapitel die Evaluation des mathematischen Modells.

8 Evaluation

In diesem Kapitel erfolgt die Evaluation des mathematischen Modells mit der zuvor beschriebenen Zielfunktion und dem Lösungsverfahren zur Optimierung von Ladesäulenempfehlungen für Elektrofahrzeugfahrer. Zur Bewertung der Optimierung erfolgt ein Vergleich mit der Standardnutzergruppe, die als Benchmark dient und kein Ladesäulenmanagementsystem verwendet. Dieser Vergleich und der Benchmark werden im folgenden Abschnitt im Detail beschrieben.

8.1 Die Nutzerverhaltensgruppen

In der Einleitung wurde im Abschnitt 1.2 bei der Zielsetzung bereits aufgeführt, dass sich das Ladeverhalten in den drei grundlegenden Szenarien „uninformiert“, „kollaborativ“ und „vordiktiert“ entwickeln kann. Aus diesen Szenarien leitet sich direkt ein Nutzerverhalten ab, das hier beschrieben wird. Ausgehend von individuellen Interessen oder aus Gründen des Datenschutzes werden nicht alle Fahrer bereit sein, ihre persönlichen Fahrzeugpositionsinformationen und Akkuladestände einem Ladesäulenmanagementsystem gegenüber mitzuteilen, und nicht jedes Fahrzeug wird dazu technisch in der Lage sein, diese Daten per Mobilfunk zu übermitteln. Tunnelfahrten oder unzureichende Mobilfunkabdeckungen können einer kontinuierlichen Datenübermittlung entgegenstehen. Und von den Fahrern, die mit dem Ladesäulenmanagementsystem Daten teilen, werden nicht alle Fahrer die optimierten Ladesäulenempfehlungen befolgen.

Spontane Terminänderungen oder plötzliche Verkehrereignisse können Fahrer davon abhalten, die Ladesäulenempfehlungen umzusetzen. Der Markt lässt sich daher in die zwei Nutzergruppen A und B unterteilen, wobei sich die Gruppe B in zwei Ausprägungen separiert:

- **Nutzergruppe A:** Fahrer, die kein Ladesäulenmanagementsystem nutzen und keine Daten teilen.
- **Nutzergruppe B:** Fahrer, die ein Ladesäulenmanagementsystem verwenden und Daten teilen.
 - **Nutzergruppe B₁:** Fahrer, die dabei die optimierten Ladesäulenempfehlungen umsetzen.
 - **Nutzergruppe B₂:** Fahrer, die die optimierten Ladesäulenempfehlungen nicht umsetzen.

Das Verhältnis zwischen A und B kann allgemein als Marktabdeckung des Ladesäulenmanagementsystems und das Verhältnis aus B₁ und B₂ als Nutzerakzeptanz bezeichnet werden. Wenn beispielsweise nur jeder fünfte Fahrer das Ladesäulenmanagementsystem verwendet und Daten bereitstellt, beträgt die Marktabdeckung folglich 20 %. Nach diesem Beispiel definieren diese 20 % die Nutzergruppe B und die verbleibenden 80 % definieren die Nutzergruppe A, die dem Ladesäulenmanagementsystem keine Daten bereitstellt und damit als Störgröße die Optimierung für die teilnehmende Nutzergruppe B negativ beeinflussen kann.

Und wenn von den genannten beispielhaften 20 % der Nutzergruppe B nur drei Viertel der Nutzer die optimierten Ladesäulenempfehlungen umsetzen (Ausprägung B₁), beträgt die Nutzerakzeptanz damit 75 % in der Nutzergruppe B.

Die Ausprägung der Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz entspricht folglich einer prozentualen Quote und dient der Konfiguration der zu untersuchenden interessanten Fälle, die das Ladesäulenmanagementsystem bei der Evaluation belasten sollen.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Evaluation

Dies wird in diesem Abschnitt erläutert und zuvor mit der folgenden Grafik zusammenfassend dargestellt:

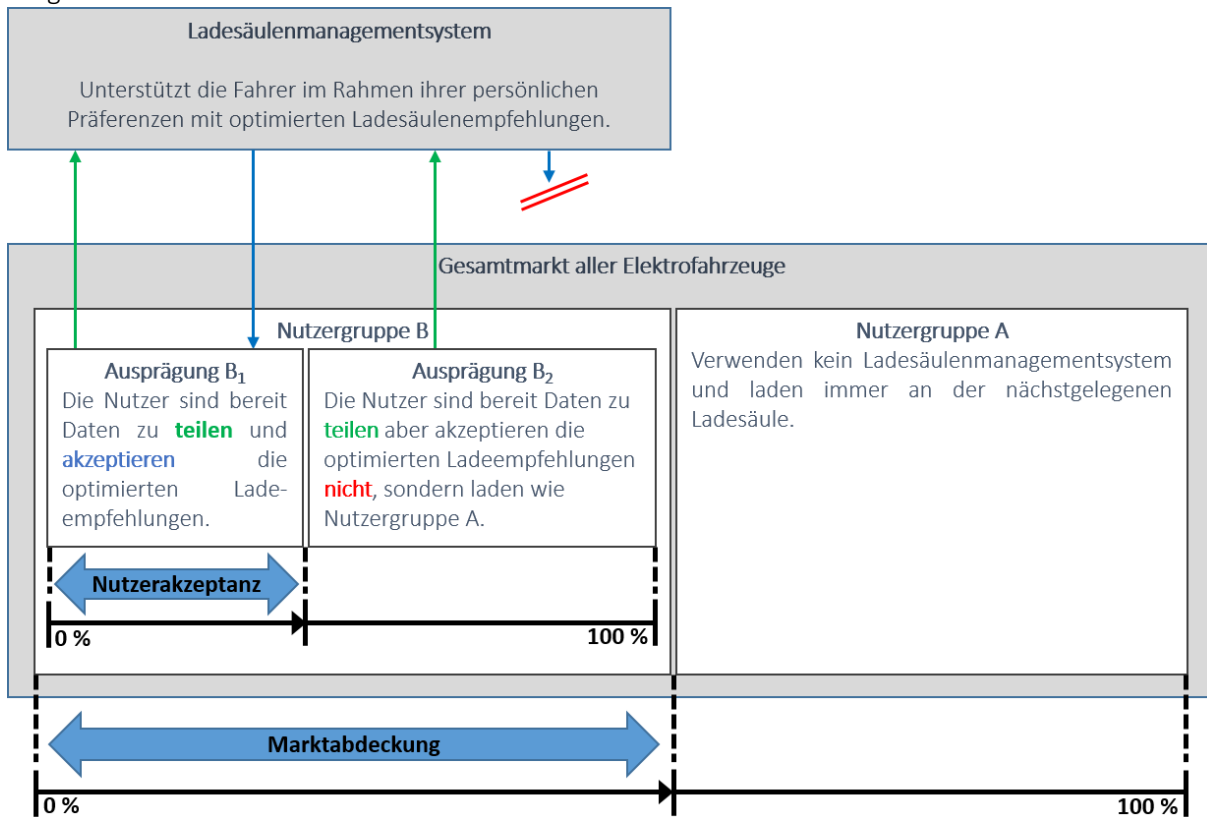


Abbildung 75: Darstellung von Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz

Wie auf der Abbildung 75 dargestellt, können sich die Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz mit einem Anteil von 0 % bis 100 % ausprägen. Für die noch folgenden Simulationen werden die Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz in unterschiedlichen Ausprägungen konfiguriert, um das Ladesäulenmanagementsystem mit einer Vielzahl an möglichen Gesamtmarktsituationen zu belasten. Die Fahrer, die gemäß der konfigurierten Marktabdeckung kein Ladesäulenmanagementsystem nutzen wollen, wählen in der Simulation wie im heutigen Standardfall nur die nächstgelegene Ladesäule zum Laden, wie es im Abschnitt 1.2 beschrieben wurde. Diese Fahrer definieren die Nutzergruppe A und sind die allgemeine Störgröße, verwenden noch kein Ladesäulenmanagementsystem und stellen folglich dem mathematischen Modell auch keine Daten bereit.

Zur Konfiguration des Anteils dieser grundsätzlich nicht teilnehmenden Fahrer der Nutzergruppe A ist daher keine weitere Matrix im mathematischen Modell erforderlich, sondern diese Fahrer wählen direkt in der Simulation von sich aus immer die nächstgelegene Ladesäule, ohne ein externes Ladesäulenmanagementsystem zu verwenden, und stören mit diesem Verhalten die Optimierung für die teilnehmenden Fahrer. Dieser Störeinfluss wird bei der Evaluation durch eine unterschiedliche Ausprägung der Nutzergruppengröße A in den Simulationen untersucht.

Gegenüber der Nutzergruppe A teilt die Nutzergruppe B Daten mit dem Ladesäulenmanagementsystem und ist daher eine direkte Einflussgröße im mathematischen Modell. Das Verhältnis aus Nutzergruppe B₁ und B₂ kann dafür direkt als Filtermatrix integriert werden. Diesbezüglich definiert der Vektor $\vec{\text{driver}}_{\text{koop}}$ die Fahrer B₁, die den Empfehlungen des Ladesäulenmanagementsystems nachkommen, mit dem Wert 1. Die restlichen Fahrer B₂, welche die Ladesäulenempfehlungen nicht umsetzen können oder wollen, werden mit dem Wert 0 abgebildet:

Selektion der kooperierenden Fahrer: $\vec{\text{driver}}_{\text{koop}}$ mit allen $\vec{\text{driver}}_{\text{koop}_i} \in \{0,1\}$ für $i = 1, \dots, m$

Dieser Vektor wird zur filternden Kooperationsmatrix B aufgespannt:

$$B_{i,j} = \begin{matrix} \overrightarrow{\text{driver}_{\text{koop}}} \\ \text{driver}_{\text{koop}} \end{matrix} * \begin{matrix} \rightarrow \\ e_n \end{matrix} = \begin{bmatrix} \overrightarrow{\text{driver}_{\text{koop}_1}} & \cdots & \overrightarrow{\text{driver}_{\text{koop}_1}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \overrightarrow{\text{driver}_{\text{koop}_m}} & \cdots & \overrightarrow{\text{driver}_{\text{koop}_m}} \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, m \\ j = 1, \dots, n \end{matrix} \quad (65)$$

Die Fahrer der Nutzergruppe B_1 , die das Ladesäulenmanagementsystem verwenden und Daten bereitstellen, aber dabei die Empfehlungen nicht umsetzen können oder wollen, stellen durch ihr unvorhersehbares Verhalten ebenfalls eine Störgröße dar und werden mit dieser Filtermatrix B mit den Null-Werten maskiert.

Diese Fahrer B_2 setzen damit keine optimierten Ladesäulenempfehlungen vom Ladesäulenmanagementsystem um und fahren wie Nutzergruppe A nur zur nächstgelegenen Ladesäule. Die Fahrer B_1 werden mit Eins-Werten in der Matrix markiert, was dazu führt, dass diese Fahrer die optimierten Ladesäulenempfehlungen in der Simulation empfohlen bekommen und umsetzen können. Damit kann das Verhalten dieser Nutzergruppe B je nach zu untersuchender Ausprägung und Nutzerakzeptanzquote beliebig konfiguriert werden, sodass beliebige Verhältnisse aus B_1 und B_2 der Simulation bereitgestellt werden können.

Nachdem hier beschrieben wurde, wie die Quote zur Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz für die Simulation konfiguriert werden kann, erfolgt in den nächsten Abschnitten die detaillierte Darstellung der erwähnten Nutzergruppen A und B.

8.1.1 Nutzerverhalten A: Uninformiert

Die Nutzer im heutigen uninformierten Standardszenario wählen entweder die nächstgelegene Ladesäule in Bezug auf ihr Fahrtziel oder die günstigste Ladesäule. Sie verwenden noch kein Ladesäulenmanagementsystem und treffen ihre Ladesäulenwahl daher ohne erweiterte Informationen und ohne etwaige Optimierungen durch ein Ladesäulenmanagementsystem. Diese Nutzergruppe verfügt über keine Echtzeitinformationen zu den Positionen und Akkuladeständen der anderen Fahrzeuge und ist damit in Unkenntnis über die aktuelle Verkehrs- und Ladesituation. Durch dieses Informationsdefizit werden ungünstige Ladeentscheidungen getroffen und es kommt vermehrt zu Blockierungen und Wartezeiten an Ladesäulen. Besonders Spontanlader fallen in diese Gruppe.

Um dieses Verhalten gemäß der gängigen Notation des mathematischen Modells abzubilden und in den Simulationen zur Evaluation zu betrachten, wird die bekannte Matrixform angewendet. Dafür wird die Ladekostenmatrix bzw. Distanzmatrix aus dem mathematischen Modell verwendet. Dies ist abhängig davon, ob der uniformierte Nutzer möglichst günstig laden möchte oder einen geringen Fahraufwand bevorzugt, und dient hier als exemplarisches Verhalten von heutigen Standardnutzern, die noch kein Ladesäulenmanagementsystem verwenden. Beide Fälle werden hier dargestellt. Im Rahmen der Evaluation erfolgt jedoch nur die Berücksichtigung der geringsten Fahrwege, da sich die Ladekosten langfristig wahrscheinlich ähnlich wie die Tankstellenpreise angleichen und Fahrer besonders nahe gelegene Ladesäulen zum Laden bevorzugen.

Die Ladesäulenwahl dieser Nutzergruppe lässt sich mit der Matrix X darstellen und resultiert dabei aus der Selektion des Zeilenminimums aus der Distanzmatrix bzw. aus der Ladekostenmatrix unter Berücksichtigung der individuellen Fahrerpräferenzen F_{all} gemäß Abschnitt 7.6.4.

Uniformierte Fahrer, die kein Ladesäulenmanagementsystem nutzen und immer die jeweils nächstgelegene Ladesäule mit der geringsten Fahrdistanz wählen, lassen sich wie folgt modellieren:

$$x_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{falls } D_{i,j} = \min_{j: 1 \dots n}(D_{i,j}) \rightarrow \text{Zeilenminimum aus jeder Zeile } i \\ 0, & \text{falls } D_{i,j} > \min_{j: 1 \dots n}(D_{i,j}) \rightarrow \text{Zeilenminimum aus jeder Zeile } i \\ & \text{für alle } i = 1, \dots, m \text{ und } j = 1, \dots, n \text{ bei den gilt } F_{\text{all},i,j} = 1 \end{cases} \quad (66)$$

Der optionale Fall mit Berücksichtigung der günstigsten Ladekosten modelliert sich identisch:

$$x_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{falls } C_{i,j} = \min_{j: 1 \dots n}(C_{i,j}) \rightarrow \text{Zeilenminimum aus jeder Zeile } i \\ 0, & \text{falls } C_{i,j} > \min_{j: 1 \dots n}(C_{i,j}) \rightarrow \text{Zeilenminimum aus jeder Zeile } i \end{cases} \quad (67)$$

für alle $i = 1, \dots, m$ und $j = 1, \dots, n$ bei den gilt $F_{\text{all},i,j} = 1$

Mit dieser Modellierung kann das Verhalten der uniformierten Nutzergruppe A für die Simulationen bereitgestellt werden. Gegenüber dieser uninformierten Nutzergruppe A wird im nächsten Abschnitt die Nutzergruppe B mit zusätzlichen Marktinformationen beschrieben, die im Rahmen des zu evaluierenden Ladesäulenmanagementsystems als Anwender betrachtet wird. Die hier beschriebene Nutzergruppe A dient mit ihrer uniformierten Ladesäulenwahl bei der Evaluation als Benchmark.

8.1.2 Nutzerverhalten B: Kollaborativ

Im Gegensatz zur Nutzergruppe A werden einige Fahrer auch dazu bereit sein, ihre Fahrzeugpositionsdaten und Akkustanddaten mit einem kollaborativen Ladesäulenmanagementsystem zu teilen, um im Gegenzug von optimierten Ladesäulenempfehlungen zu profitieren, die bei der persönlichen Ladesäulensuche unterstützen und zu einer verbesserten Ladesäulenwahl führen. Dieses Verhalten kennzeichnet die Nutzergruppe B. Alle Fahrer in der Nutzergruppe B, welche die Ladesäulenempfehlungen umsetzen können, besitzen die Ausprägung B_1 . Die anderen Fahrer in der Nutzergruppe B, die z. B. aufgrund von spontanen Terminänderungen oder unvorhergesehenen Verkehrereignissen diese Ladesäulenempfehlungen nicht mehr umsetzen möchten oder können, besitzen die Ausprägung B_2 . Auch kann ein Datenverbindungsabbruch bei Fahrten durch einen Tunnel oder in Regionen mit mangelhafter Mobilfunknetzabdeckung dazu führen, dass Ladesäulenempfehlungen die Nutzer nicht immer vollständig erreichen, sodass es zu unterschiedlichen Ausprägungen von B_1 und B_2 kommt. Die gesamte Nutzergruppe B unterteilt sich also, wie zuvor auf der Abbildung 75 dargestellt, in die Nutzergruppen B_1 und B_2 und wird über die beschriebene Filtermatrix B konfiguriert.

Durch die Konfiguration dieser Matrix können beliebige Verhältnisse abgebildet und unterschiedliche Situationen zur Belastung des Ladesäulenmanagementsystems erstellt werden. Alle Fahrer, die dabei nicht die optimierten Ladesäulenempfehlungen befolgen können oder möchten, werden durch die Matrix B gegenüber der Simulation als Störgröße auf das Nutzerverhalten A gesetzt und ignorieren die Empfehlungen und versuchen, immer an der nächstgelegenen Ladesäule zu laden, und provozieren damit Blockierungen. Je größer der Anteil der nicht teilnehmenden Fahrern ist, desto größer ist der Störeinfluss auf die Optimierungen des Ladesäulenmanagementsystems. Es gilt zu prüfen, ab welchem Anteil nicht teilnehmender Fahrer ein solches System zusammenbricht und bis zu welchem Anteil die Optimierungen gelingen.

Dieses gemischte Nutzerverhalten B, welches teilweise je nach Marktabdeckungsquote durch Nutzer A gestört wird, ist das Szenario, das innerhalb dieser Arbeit in unterschiedlichen Varianten betrachtet wird. Die kooperationsbereiten Nutzer B_1 in der gesamten Nutzergruppe B erhalten demnach optimierte Ladesäulenempfehlungen innerhalb ihrer persönlichen Präferenzen, die auf den erweiterten Informationen des Ladesäulenmanagementsystems basieren, und übersteigen damit den Informationshorizont der Standardnutzer A, die das System nicht verwenden wollen oder können und dieses je nach Marktabdeckungsquote grundsätzlich stören.

Die zuvor im Kapitel 7 für das mathematische Modell beschriebene Ladesäulenerreichbarkeit sowie die persönlichen Präferenzen, Positionsdaten und Akkuladestandsdaten werden bei der Optimierung der Ladesäulenempfehlungen für diese Nutzergruppe B berücksichtigt. Diese Ladesäulenempfehlungen X resultieren aus der Optimierung der Zielfunktion Z, wie es im Abschnitt 7.14 beschrieben wurde, und definiert die Ladesäulenempfehlung für diese Nutzergruppe B.

Im unwahrscheinlichen Fall, bei dem sämtliche Fahrer ein Ladesäulenmanagementsystem nutzen und die Ladesäulenempfehlungen vollständig befolgen würden, bestünden eine Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz am Ladesäulenmanagementsystem von jeweils 100 %. So ein Szenario, bei dem alle

Fahrer die Ladesäulenempfehlungen uneingeschränkt befolgen, ähnelt einer vordiktierten Ladesäulenzuweisung bzw. einem Reservierungssystem.

Im Rahmen der Evaluation soll aber nicht nur ein einziger 100%-Spezialfall betrachtet werden, sondern es werden bis zu 10.000 unterschiedliche Kombinationen zwischen Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote in unterschiedlichen Verhältnissen zueinander betrachtet, die sich für Nutzergruppe A und B ergeben können. Nutzergruppe C ist dabei nur ein spezieller Fall von vielen, bei dem die Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz jeweils 100 % annehmen, und wird der Vollständigkeit halber im Folgenden abschließend beschrieben.

8.1.3 Nutzerverhalten C: Vordiktiert

Bei dieser Nutzergruppe C würden alle Fahrer eine vom System vordiktierte Ladesäulenzuweisung erhalten und befolgen. Dies entspricht z. B. einem Markt mit einem vollständigen Reservierungssystem, bei dem Ladesäulen für Fahrzeuge vom System reserviert und dabei die verbindliche Zuweisung optimiert wird. Eine Berücksichtigung der Ladesäulenerreichbarkeit wäre hierbei nicht mehr erforderlich, da dieses Optimierungsproblem auch einem Standardzuordnungsproblem entspricht, das mit vollständigen Informationen rechnen kann. Die Optimierungen hierbei erreichen eine maximale Effizienz, da in diesem Szenario eine vollständige Kontrolle über die Fahrzeug-Ladesäulenzuweisung besteht und zu jeder Zeit eine optimale Zuweisung sichergestellt werden kann, die nicht von der Störgröße der nicht teilnehmenden Fahrer negativ beeinflusst wird. Solch ein Zuordnungsproblem kann alternativ auch mit Standardverfahren der Transportplanung gelöst werden. Das Szenario, das sich durch diese Nutzergruppe C ausprägen würde, ist praktisch unwahrscheinlich, da die Fahrer gewohnt sind, in ihrer Mobilität frei zu entscheiden. Die Fahrer wollen Ladesäulen ebenso frei wählen dürfen, wie sie es bei der freien Wahl von herkömmlichen Tankstellen mit Zapfsäulen seit Jahrzehnten gewohnt sind.

Kern dieser Arbeit ist jedoch die fahrerindividuelle Optimierung von Ladesäulenempfehlungen und keine Zwangszuweisung oder Reservierung von Ladesäulen. Das hier aufgeführte „vordikierte“ Nutzerszenario C wurde der Vollständigkeit halber erwähnt, da es neben dem heutigen uninformierten und unkoordinierten Standardverhalten der zuerst beschriebenen Nutzergruppe A den anderen Extremfall beschreibt, in dem eine vollständige Koordination und Kontrolle bestehen würden.

Diese Arbeit behandelt den realistischen Bereich zwischen diesen beiden Szenarien und betrachtet die Nutzergruppe B, die von einem Ladesäulenmanagementsystem mit optimierten Ladesäulenempfehlungen unterstützt wird, wobei nicht alle Fahrer B_2 die Empfehlungen befolgen, sondern sich teilweise wie die Fahrer aus der Nutzergruppe A verhalten und dabei die Optimierung stören.

Es wird vermutet, dass der Störeinfluss der nicht teilnehmenden Fahrer erhebliche Auswirkungen auf die Optimierungen des Ladesäulenmanagementsystems nimmt. Dafür wird im Folgenden die gesamtproblemumfassende Hypothese formuliert, die mit der Evaluation geprüft werden soll.

8.2 Die Hypothese

Das Nutzerverhalten prägt sich von der „uninformierten“ Nutzergruppe A über die „unterstützte“ Nutzergruppe B bis hin zu vollständig „vordiktierten“ Nutzergruppe C aus und wurde im Abschnitt 8.1 diskutiert.

Die für diese Arbeit relevante Nutzergruppe betrifft die kollaborativ unterstützte Nutzergruppe B, die zwischen den beiden Extremszenarien der vollständig uninformierten Nutzer A und den Nutzern mit einer vollständig vordiktierten Ladesäulenzwangszuweisung C liegt.

Für die von einem Ladesäulenmanagement mit zusätzlichen Informationen unterstützte Nutzergruppe B lassen sich Vermutungen in Form einer Hypothese ableiten, die im Verlauf dieser Arbeit mit der Evaluation in unterschiedlichen Varianten der Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz geprüft werden.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Evaluation

Im Rahmen der kollaborativen und optimierten Ladesäulenempfehlung durch ein Ladesäulenmanagementsystem wird vermutet, dass die Faktoren Marktabdeckung, Nutzerakzeptanz und Ladesäulenanzahl einen erheblichen Einfluss auf die Optimierung von fahrerindividuellen Ladesäulenempfehlungen haben.

Wenn Fahrer ohne erweiterte Informationen wie bisher immer die aus ihrer Sicht nächstgelegenen Ladesäulen zum Laden betrachten (Nutzergruppe A), kommt es vermehrt zu gegenseitigen Blockierungen an den Ladesäulen. Dies äußert sich in Summe über alle Fahrer in einer reduzierten Energienachfrage und damit in einem reduzierten Reichweiterwerb an den Ladesäulen. Demgegenüber steht das Szenario, bei dem die Fahrer erweiterte Informationen durch ein Ladesäulenmanagementsystem erhalten (Nutzergruppe B). Wenn dabei Fahrer Informationen bezüglich der Fahrzeugposition, Fahrtziele und des Akkustands teilen, können Nachfragekollisionen der Fahrzeuge an den Ladesäulen rechtzeitig durch die optimierten Empfehlungen von besser geeigneten Ladesäulen reduziert werden. Es werden jedoch nicht alle Fahrer bereit sein, diese Informationen zu teilen, oder werden dies technisch nicht immer können, womit sich eine Störgröße für die Optimierung ausprägt.

Wenn alle Fahrer Informationen teilen und die optimierten Empfehlungen befolgen würden, ähnelt dies der vordiktierten Nutzergruppe C. Wenn niemand Informationen teilt, entspricht dies der vollständig uniformierten Nutzergruppe A mit einer Marktabdeckungsquote von 0 %. Der Bereich dazwischen prägt die betrachtete unterstützte Nutzergruppe B aus. Die Vermutungen im Rahmen der Hypothese lauten:

- **Vermutung 1 - Einfluss der Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote:** Es wird vermutet, dass eine von einem Ladesäulenmanagementsystem optimierte Ladesäulenempfehlung für die Nutzergruppe B zu einer Verbesserung der öffentlichen Ladesituation gegenüber der uninformierten und unkoordinierten Nutzergruppe A führt, was sich mit einer größeren Energienachfrage und einem Reichweiterwerb an den Ladesäulen auszeichnet. Des Weiteren wird vermutet, dass dieser erhöhte Reichweiterwerb aber erst bei einer sehr hohen Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz am Ladesäulenmanagementsystem möglich ist. Nicht teilnehmenden Fahrer, die sich dann wie Nutzergruppe A verhalten, könnten einen überproportionalen Störeinfluss besitzen. Es gilt zu prüfen, unter welcher Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz sich für die Fahrer ein positiver Mehrwert durch einen verbesserten Reichweiterwerb auszeichnet und ab welchem Anteil nicht teilnehmender Nutzer ein Ladesäulenmanagementsystem bei der Optimierung der Ladesäulenempfehlungen scheitert.
- **Vermutung 2 - Einfluss der Ladesäulenanzahl:** Es wird vermutet, dass die Ladesäulenanzahl einen entscheidenden Einfluss auf die Optimierungen des Ladesäulenmanagementsystems nimmt. Zur Prüfung dieser Vermutung wird die Ladesäulenanzahl in Relation zur Fahrzeuganzahl in den anstehenden Simulationen in unterschiedlichen Ausprägungen betrachtet. Durch das Variieren der Fahrzeug- und Ladesäulenanzahl können unterschiedlich starke Wettbewerbssituationen provoziert werden, mit denen das Ladesäulenmanagementsystem umgehen muss. Es gilt zu prüfen, inwiefern sich unterschiedliche Wettbewerbssituationen mit einer variierenden Ladesäulenanzahl in Relation zur Fahrzeuganzahl auf die Optimierungen des Ladesäulenmanagementsystems auswirken.

Zur Prüfung dieser Vermutungen wird eine Simulation aufgesetzt, in der sich die Fahrer zunächst immer wie in Nutzergruppe A bei ihrer Ladesäulenwahl verhalten und damit den heutigen Standardfall für Fahrer repräsentieren, die noch keine erweiterte Unterstützung bei ihrer Ladesäulenwahl durch ein Ladesäulenmanagementsystem erhalten. Die dabei erworbene Reichweite stellt den Benchmark, also die Vergleichsgröße für das Ladesäulenmanagementsystem dar.

Die Optimierungen durch ein Ladesäulenmanagementsystem sollen dazu führen, dass sich Blockierungen zwischen den Fahrern bei der Ladesäulenwahl reduzieren und dies zu einer verbesserten Ladesituation führt, bei der die Fahrzeuge mehr Energie nachfragen können als im Standardszenario, welches als Benchmark dient und durch Nutzergruppe A definiert wird. Je nach Verkehrssituation und Ausprägung der Störgröße könnte es jedoch auch zu vermehrten Blockierungen und somit zu einer Verschlechterung gegenüber dem Standardszenario kommen.

Zur Untersuchung der in diesem Abschnitt aufgeführten Hypothese wird das mathematische Modell des Ladesäulenmanagementsystems mit einem Realdatenszenario zur Evaluation belastet. Dieses Realdatenszenario wird dafür im nächsten Abschnitt beschrieben und bietet die Datengrundlage der Simulation.

8.3 Die Fahrprofilaten

Im deutschen Markt sind im Jahr 2016 gemäß des Kraftfahrzeug-Bundesamtes 25.502 rein batterieelektrische Elektrofahrzeuge zugelassen [15]. Bezogen auf die 45,1 Mio. zugelassenen Fahrzeuge entspricht dies einem Marktanteil von nur 0,056 %. Durch diesen aktuell noch geringen Marktanteil ist die Datenlage bezüglich privater e-mobiler Fahrprofilaten äußerst überschaubar.

Besonders Datenschutzbedenken verhindert die Erhebung privater Fahrprofilaten mit großem Volumen und in hoher Qualität. Doch im Bereich von Taxitripdaten fallen die Datenschutzbedenken deutlich geringer aus, da keine Daten der Passagiere als Privatpersonen erhoben werden, sondern nur die Daten des öffentlichen Verkehrsmittels in Form des Taxis. Des Weiteren hat die 9 / 11-Problematik dazu geführt, dass Daten in großem Umfang zur Antiterrorzwecken in den USA erhoben und bereitgestellt werden müssen. Somit stehen in diesem Bereich erhebliche Datenmengen mit ausreichend hoher Qualität und Quantität öffentlich bereit, die im Rahmen der Evaluation verwendet werden können und im Verlauf dieses Abschnitts dargestellt werden.

Im aktuellen Beschluss des Bundesrates vom 23.09.2016 wurde genannt, dass „[...] spätestens ab dem Jahr 2030 unionsweit nur noch emissionsfreie PKW zugelassen werden“ [145, p. 2 Punkt (4.)].

Davon ist neben dem privaten Sektor natürlich auch der gewerbliche Sektor betroffen, wie der Taxiverkehr. Besonders der Taxiverkehr kennzeichnet sich durch einen volatilen Kurzstreckenbetrieb und bietet ein hervorragendes Potential, e-mobil umgestellt zu werden. Auch motiviert die Emissionsvermeidung in Innenstädten zum e-mobilen Taxiverkehr. Bezogen auf den aktuellen Beschluss des Bundesrates spannt sich also auch das Szenario auf, dass bald der gesamte Taxiverkehr mit Elektrofahrzeugen betrieben werden muss. Dabei stellt sich allgemein die Frage, wie zukünftig der e-mobiler Taxiverkehr umgesetzt und dabei ein effektives Lademanagement betrieben werden kann.

Eine grundlegende Anforderung an das im Kapitel 7 entwickelte mathematische Modell war, dass dieses flexibel beliebige e-mobiler Verkehrssituationen abbilden können muss. Dazu gehört auch dieses e-mobiler Taxiszenario. Ein solches Szenario eignet sich besonders gut zur Evaluation, da der hochvolatiler Kurzstreckenbetrieb vornehmlich in Ballungszentren mit einer Vielzahl von parallelen und gleichzeitigen Einzelfahrten erfolgt und so ein besonders großes Interesse in einem ladekollisionsfreien und kollaborativ optimierten Ladesäulenmanagementsystem besteht. Diese Frage der optimalen Ladesäulenempfehlung stellt sich sowohl für Taxiunternehmen, bei denen die Fahrzeuge um unternehmenseigene Ladesäulen im Wettbewerb stehen, als auch in Szenarien, bei denen die öffentliche Schnellladeinfrastruktur genutzt wird und sich dabei eine Wettbewerbssituation ausprägt. Dabei verfügen Elektrotaxis nicht wie einige Privatpersonen über die Alternative, auf private und unbelegte Ladeplätze ausweichen zu können, die außerhalb der Wettbewerbssituation liegen und nur privat nutzbar sind. Gegenüber diesen Privatpersonen erhöht sich für Elektrotaxis damit die Wettbewerbssituation im Auffinden von unbelegten Ladesäulen im öffentlichen Raum.

Des Weiteren stellt sich diese Frage zunehmend auch für den stark steigenden Anteil an privaten Taxis und Carsharing-Ansätzen zur Personenbeförderung, wie es beispielsweise vom Unternehmen Uber bereits erfolgreich praktiziert wird [146].

New York ist die Stadt, die besonders bekannt für ihren volatilen Taxiverkehr rund um die Uhr ist. Das Unternehmen Uber tätigt im Jahr 2016 mittlerweile 27 % aller Taxifahrten in New York durch private Taxifahrer [147]. Bei einer zunehmenden Elektrifizierung dieser Fahrzeuge stellt sich auch hier die Frage der optimierten Ladesäulenempfehlung, denn diese Fahrzeuge sind besonders auf die öffentliche Ladeinfrastruktur angewiesen. Zusammenfassend belastet ein Elektrotaxiszenario das Ladesäulenmanagementsystem wesentlich stärker, als private Szenarien dies belasten könnten.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Evaluation

Damit kann im Rahmen der Evaluation ein aussagekräftiges Szenario für das Ladesäulenmanagementsystem bereitgestellt werden, welches dieses besonders intensiv belastet. Die Gründe dafür lauten:

- Das Taxiszenario bietet eine wesentlich höhere Tagesfahrleistung.
- Die erhöhte Tagesfahrleistung resultiert in einem erhöhten Ladebedarf.
- Elektrotaxis können nicht auf garantiert freie private Ladeplätze ausweichen.
- Das Fahrverhalten ist sehr volatil mit vielen Mikrotrips ohne vorhersehbare Standardrouten.
- Viele parallele Mikrotrips führen zu sich ständig ändernden Ladesituationen.
- Eine Vielzahl gleichzeitiger Fahrten belastet das Ladesäulenmanagementsystem intensiver.
- Der Taxiverkehr ist besonders in New York von einem 24-Stunden-Betrieb gekennzeichnet.
- Für die Evaluation existieren wesentlich größere Taxitripdatenbestände als private Fahrdaten.

Das Elektrotaxiszenario bietet gegenüber privaten Fahrszenarien folglich wesentlich mehr gleichzeitige Fahrten mit einer Vielzahl von Trips, die im vollen 24-Stunden-Tag auftreten und damit eine hohe Tagesfahrleistung aufweisen, die zu einem hohen Ladebedarf führt, und damit ein Ladesäulenmanagementsystem wesentlich stärker belasten, als private Fahrszenarien dies könnten. Des Weiteren sind private Fahrdaten häufig von dem typischen Schema „Zuhause - Arbeitsplatz - Einkaufen - Zuhause“ geprägt. Das Elektrotaxiszenario bietet demgegenüber stark variierende Tripmuster, die je nach Tageszeit und Kunden immer unterschiedliche Verkehrs- und Ladesituationen provozieren. Dies ist im Rahmen der Evaluation ein Vorteil, da so viele unterschiedliche Verkehrssituationen mit einer Vielzahl gleichzeitig stattfindender Mikrotrips das Ladesäulenmanagementsystem stark belasten. Private Fahrdaten böten demgegenüber meist nur das typische Feierabend-Rushhour-Zeitfenster.

Der Taxiverkehr in New York bietet zu jeder Tageszeit eine Vielzahl paralleler Fahrten, die ein Ladesäulenmanagementsystem kontinuierlich belasten, und nicht nur zu typischen und vorhersehbaren Stoßzeiten wie im privaten Verkehr.

Wenn also das volatile und stärker belastende Elektrotaxiszenario mit einer Vielzahl an gleichzeitigen Fahrten und parallelen Ladesäulensuchen vom Ladesäulenmanagementsystem optimiert werden kann, ist es naheliegend, dass dies auch den viel geringer belastenden privaten Verkehr optimieren kann. Denn im privaten Verkehr, bei dem deutlich weniger Fahrzeuge gleichzeitig unbesetzte Ladesäulen aufsuchen müssen, treten viel weniger Permutationen bei der optimierten Fahrzeug-Ladesäulen-Empfehlung auf, die vom Ladesäulenmanagementsystem aufgelöst werden müssen.

Zur Evaluation und Belastung des mathematischen Modells wird also ein volatiles Elektrotaxiszenario mit Echtdateien aufgespannt. Fahrprofildateien von Taxifahrten sind in großem Umfang verfügbar. Zur Evaluation werden Daten der Stadt New York verwendet, die besonders bekannt für ihren volatilen Taxiverkehr ist. Die Stadt New York und die zugehörige „Taxi & Limousine Commission“ besitzen umfassende Taxitripdatenbestände, die hier verwendet werden. Für das dabei betrachtete Szenario werden Daten des Jahres 2015 integriert. Diese bestehen aus einer Datenbank mit etwa 146 Millionen Einträgen mit einem Datenvolumen von 21,3 GB. Pro Eintrag wird jeweils der genaue Abfahrtsort und Ankunftsort, die Tripdistanz und die genaue Uhrzeit in Sekundengenauigkeit angegeben [39] [40]. Die folgende Abbildung zeigt einen Ausschnitt dieser Daten:

passenger_count	trip_distance	pickup_longitude	pickup_latitude	dropoff_longitude	dropoff_latitude	pickup_datetime	dropoff_datetime
1	0.9	-73.96471405029297	40.75936508178711	-73.97915649414062	40.762123107910156	2015 Feb 23 08:34:53 AM	2015 Feb 23 08:43:44 AM
1	1.8	-73.99649047851562	40.737327575683594	-74.00788879394531	40.717044830322266	2015 Feb 02 01:33:09 PM	2015 Feb 02 01:41:04 PM
1	0.9	-73.97893524169922	40.736515045166016	-73.98771667480469	40.728580474853516	2015 Feb 01 06:59:32 PM	2015 Feb 01 07:04:26 PM
1	16.5	-73.78361511230469	40.648773193359375	-73.9911117553711	40.750736236572266	2015 Mar 20 04:24:26 PM	2015 Mar 20 05:16:19 PM
1	1.6	-73.96836853027344	40.75102615356445	-73.9896469116211	40.752777099609375	2015 May 29 08:20:46 PM	2015 May 29 08:35:18 PM
1	2.2	-74.00276184082031	40.76056671142578	-74.0019302368164	40.73714828491211	2015 Feb 20 06:45:09 PM	2015 Feb 20 06:56:43 PM
2	10.2	-73.86249542236328	40.76911926269531	-73.98728942871094	40.722251892089844	2015 Apr 05 03:21:49 PM	2015 Apr 05 03:47:28 PM
1	10.6	-73.87310028076172	40.77410125732422	-73.91932678222656	40.87095260620117	2015 Apr 06 08:33:08 PM	2015 Apr 06 08:50:26 PM

Abbildung 76: Ausschnitt der Taxitripdaten

Nach der Analyse der Daten können diese zu 97,6 % verwendet werden. Für 2,4 % der Daten wurden von den GPS-Loggern der Taxis fehlerhafte Daten mit Nullwerten bei den Koordinaten für Latitude und

Longitude übermittelt. Die bereinigten Daten werden dem mathematischen Modell bereitgestellt, wie es im Abschnitt 8.5 beschrieben wird. Zuvor wird erläutert, wie basierend auf diesen Daten die zwei Hauptszenarien zur Evaluation aufgestellt werden.

8.4 Die Szenarien

Die zwei Szenarien im Rahmen der Evaluation werden in diesem Abschnitt dargestellt. Szenario A ist das Szenario, in dem noch kein Ladesäulenmanagementsystem verwendet wird, und stellt damit den Benchmark dar. Demgegenüber wird im Szenario B das Ladesäulenmanagementsystem je nach Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote gemäß Abbildung 75 teilweise oder vollständig angewendet und mit dem Benchmark-Szenario A verglichen. Die genaue Parametrierung der Szenarien erfolgt am Ende dieses Kapitels im Abschnitt 8.6. Auf der Basis der vorliegenden Taxitripdaten wird ein Auftragspool für Einzeltrips erstellt. Aus diesem Pool bedienen sich die modellierten Elektrotaxis in der Simulation. Vollständig geladene oder nahezu vollständig geladene Fahrzeuge suchen keine Ladesäulen und würden das zu evaluierende Ladesäulenmanagementsystem nicht belasten. Daher werden die Elektrotaxis mit einem niedrigen Ladestand initialisiert, sodass diese nach erfolgreicher Kundenbeförderung Ladesäulen aufsuchen müssen. Damit wird also genau der interessante und kritische Zeitpunkt modelliert, bei dem eine Vielzahl von Fahrzeugen gleichzeitig von verschiedenen Orten auf der Suche nach unbelegten Ladesäulen ist. Dies stellt eine kritische Wettbewerbssituation dar, die ein Ladesäulenmanagementsystem besonders stark belastet.

Die beiden Szenarien werden im selben Kartenausschnitt von New York ausgeführt. Mit einer Routing-Komponente kann für jedes Fahrzeug ermittelt werden, ob ein Fahrzeug eine Ladesäule tatsächlich als erstes Fahrzeug vor allen anderen Fahrzeugen erreichen kann oder ob es durch zuvorkommende Fahrzeuge dort blockiert wird. Die dafür benötigte Simulationsarchitektur inklusive Routing und Kartendatenintegration wird im nächsten Abschnitt noch im Detail vorgestellt.

Mit diesem Routing wird unter anderem auch die Realisierungsmatrix im mathematischen Modell im Abschnitt 7.13 gemäß echter Straßenverhältnisse erstellt. Durch diese Realisierungsmatrix kann in beiden Szenarien gemessen werden, wie viel Fahrzeuge nicht blockiert werden und tatsächlich laden können und wie viel Reichweite von den Fahrzeugen dabei erworben werden kann bzw. wie viel Fahrzeuge an Ladesäulen wartend blockiert werden.

Bei der Szenario-Berechnung werden unterschiedliche Kombinationen aus Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote betrachtet, sodass Rechenzeiten von mehreren Tagen anfallen. Der hohe Rechenzeitbedarf wird im Kapitel 9 bei der Ergebnisdiskussion ausführlich beschrieben. Zuvor erfolgt die Darstellung der grundlegenden Szenarien zur Evaluation.

8.4.1 Szenario A: Die Ladesituation ohne Ladesäulenmanagement als Benchmark

In diesem Standardszenario wählen die Elektrotaxis nach Kundenbeförderung immer die nächstgelegene Ladesäule. Dies entspricht dem heutigen Standardverhalten von Fahrern, die noch kein Ladesäulenmanagementsystem zur Unterstützung ihrer Ladeentscheidung verwenden.

Dieses Szenario orientiert sich demnach an der im Abschnitt 8.1.1 beschriebenen uninformierten und unkoordinierten Nutzergruppe A und dient als Benchmark zur Evaluation des Ladesäulenmanagementsystems. Die gemessene Größe im Benchmark ist die vermittelbare Energiemenge von den Ladesäulen zu den Fahrzeugen, also die Energiemenge, die von den Fahrzeugen geladen wird und ihnen neue Reichweite ermöglicht. Eine große vermittelbare Gesamtenergiemenge führt zu mehr Reichweite für die Fahrer und damit zu einer Verbesserung ihrer Mobilität.

Da an Ladesäulen blockierte und wartende Fahrzeuge keine Energie nachfragen können, wirkt sich die Blockierung direkt in einer geringen Gesamtenergienachfrage aus. Mit diesem Benchmark kann das Ladesäulenmanagementsystem im folgenden Szenario B gut bewertet werden.

Wenn das Ladesäulenmanagementsystem die Fahrzeuge mit optimierten Ladesäulenempfehlungen unterstützt, führt dies zu weniger Blockierungen und einer größeren Energienachfrage und mehr

Reichweite für die Fahrer. Dieses vom Ladesäulenmanagementsystem unterstützte Szenario orientiert sich an Nutzergruppe B aus Abschnitt 8.1.2 und wird im Folgenden beschrieben.

8.4.2 Szenario B: Die Ladesituation mit Ladesäulenmanagement

Dieses Szenario B wird prinzipiell genauso wie das vorherige Szenario A für New York erstellt. Der einzige Unterschied ist, dass die Fahrzeuge nicht einfach nur die nächstgelegene Ladesäule zum Laden wählen, sondern sich durch die Optimierungen des kollaborativen Ladesäulenmanagementsystem je nach Nutzerakzeptanzquote unterstützen lassen.

Der interessante Betrachtungspunkt ist dabei die Bereitschaft der Fahrer, Daten mit dem Ladesäulenmanagementsystem zu teilen und sich von diesem System unterstützen zu lassen. Dies wurde zu Beginn des Abschnittes 8.1 mit der Marktabdeckungsquote und der Nutzerakzeptanzquote beschrieben. Das Szenario B wird dafür also in mehreren Varianten durchgeführt.

Dabei werden auch die Extremfälle betrachtet, in denen fast keine Fahrer Daten bereitstellen wollen bzw. in denen sämtliche Fahrer Daten bereitstellen und die Ladesäulenempfehlungen des Ladesäulenmanagementsystems vollständig befolgen. Zwischen diesen beiden Extremszenarien, die einer Marktabdeckungsquote von entweder nahezu 0 % oder 100 % entsprechen, spannen sich die realitätsnahen Fälle für das Szenario B auf.

Somit wird das Szenario B für verschiedene Kombinationen zwischen Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote für jeweils 0 %, 1 %, 2 %, ..., 99 %, 100 % erstellt und mit dem zuvor beschriebenen Szenario A als Benchmark evaluiert.

Dabei soll unter anderem beantwortet werden, bis zu welchen Quoten von Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz ein Ladesäulenmanagementsystem zur Verbesserung der öffentlichen Ladesituation beitragen kann und ab welchem Anteil der nicht teilnehmenden Fahrer diese als Störgröße überwiegen, sodass die Optimierungen scheitern. Die verschiedenen Varianten der Szenarien werden im Folgenden erläutert.

8.4.3 Die Varianten der Szenarien

Im Abschnitt 2.5 konnte bereits abgeschätzt werden, dass von allen Fahrzeugen in einer typischen Großstadt etwa 50 bzw. 150 Fahrzeuge zur selben Zeit einen niedrigen Ladestand aufweisen und daher gleichzeitig nach freien Ladesäulen suchen. Diese Fahrzeuge müssen simultan von einem Ladesäulenmanagementsystem mit optimierten Ladesäulenempfehlungen bedient werden und belasten folglich das Ladesäulenmanagementsystem. Damit besteht die Grundlage, wie die beiden zuvor beschriebene Szenarien A und B hinsichtlich der Fahrzeuganzahl initialisiert werden können.

Die beiden Szenarien A und B werden daher jeweils mit 50 und 150 Fahrzeugen initialisiert. Damit für diese initialisierten Szenarien auch unterschiedliche Wettbewerbssituationen betrachtet werden können, wird die Ladesäulenanzahl in verschiedenen Varianten angepasst. Die Ladesäulenanzahl wird dabei in Relation zur Fahrzeuganzahl in drei Varianten konfiguriert:

- Die Ladesäulenanzahl beträgt 50 % der suchenden Fahrzeuganzahl: starker Wettbewerb
- Die Ladesäulenanzahl beträgt 100 % der suchenden Fahrzeuganzahl: moderater Wettbewerb
- Die Ladesäulenanzahl beträgt 150 % der suchenden Fahrzeuganzahl: geringer Wettbewerb

Damit können Wettbewerbssituationen von gering über moderat bis stark betrachtet werden. Besonders interessant sind die starken Wettbewerbssituationen, die nur ein knappes Angebot an Ladesäulen bieten. Für dieses Unterangebot muss das Ladesäulenmanagementsystem eine gute Lösung für die Fahrer finden, die mindestens besser als das Standardsuchverhalten der Nutzergruppe A ist.

Zusammenfassend wird also immer Szenario A mit B gegenübergestellt. In Szenario A verhalten sich die Fahrer gemäß Nutzergruppe A, verwenden noch kein Ladesäulenmanagementsystem und fahren immer nur zur nächstgelegenen Ladesäule zum Laden. Dies ist das Benchmark-Szenario.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Evaluation

In Szenario B verwenden die Fahrer gemäß Nutzergruppe B ganz oder teilweise, je nach betrachteter Nutzerakzeptanzquote, ein Ladesäulenmanagementsystem. Jeder Vergleich zwischen Szenario A und B wird einmal mit 50 und einmal mit 150 gleichzeitig suchenden Fahrzeugen initialisiert, sodass zwei grundlegende Vergleiche A-B initialisiert werden.

Und jeder dieser beiden Vergleiche A-B wird in drei Varianten bezüglich der Ladesäulenanzahl betrachtet, wie es mit den zuvor aufgeführten Aufzählungspunkten beschreiben wurde. Somit werden zwei Vergleiche A-B in jeweils drei Ausprägungen hinsichtlich der Ladesäulenanzahl simuliert, sodass insgesamt sechs unterschiedlich initialisierte Varianten des Vergleichs simuliert werden. Der Benchmark zwischen Szenario A und B und die sechs Varianten dieses Vergleichs werden im Folgenden zusammenfassend dargestellt:



<p>Variante 1:</p> <ul style="list-style-type: none"> • 50 gleichzeitig suchende Fahrzeuge • 50 % Ladesäulenanzahl je Fahrzeuganzahl 	<p>Variante 4:</p> <ul style="list-style-type: none"> • 150 gleichzeitig suchende Fahrzeuge • 50 % Ladesäulenanzahl je Fahrzeuganzahl
<p>Variante 2:</p> <ul style="list-style-type: none"> • 50 gleichzeitig suchende Fahrzeuge • 100 % Ladesäulenanzahl je Fahrzeuganzahl 	<p>Variante 5:</p> <ul style="list-style-type: none"> • 150 gleichzeitig suchende Fahrzeuge • 100 % Ladesäulenanzahl je Fahrzeuganzahl
<p>Variante 3:</p> <ul style="list-style-type: none"> • 50 gleichzeitig suchende Fahrzeuge • 150 % Ladesäulenanzahl je Fahrzeuganzahl 	<p>Variante 6:</p> <ul style="list-style-type: none"> • 150 gleichzeitig suchende Fahrzeuge • 150 % Ladesäulenanzahl je Fahrzeuganzahl

Abbildung 77: Darstellung der sechs Varianten der Szenarien

Somit stehen sechs verschiedene Varianten bereit, die im Rahmen der Simulationen untersucht werden und Erkenntnisse für die in der Hypothese geäußerten Vermutungen liefern sollen. Dabei können sowohl starke Wettbewerbssituationen mit einem knappen Angebot an Ladesäulen und einer großen Fahrzeuganzahl, als auch schwache Wettbewerbssituationen mit einer geringen Fahrzeuganzahl und ausreichend Ladesäulen dargestellt werden.

Die genaue Parametrierung erfolgt am Ende dieses Kapitels im Abschnitt 8.6 zusammenfassend für alle sechs Varianten der Szenarien. Zum Ausführen dieser Szenarien ist eine Simulationsarchitektur erforderlich, mit der die Fahrprofilaten, das mathematische Modell, das Lösungsverfahren, das Routing auf den Straßendatenkarten und die Szenarien einheitlich zusammengeführt werden können. Diese Simulationsarchitektur wird im folgenden Abschnitt beschrieben.

8.5 Die Simulationsarchitektur

Zur Evaluation des Ladesäulenmanagementsystems soll das mathematische Modell mit repräsentativen Fahrprofildaten belastet werden. Diese stehen mit einem ausreichend großen und detaillierten Datenvolumen mit den Tripdaten der New Yorker Taxis bereit und wurden fehlerbereinigt, wie es im Abschnitt 8.3 erläutert wurde. Diese fehlerbereinigten Daten werden in einer lokalen SQLite Datenbank gespeichert, auf welche das mathematische Modell Zugriff hat [148]. Die 146 Mio. Datensätzen wurden für das gesamte Jahr 2015 zu einer Datenbank aufbereitet, aus der sich das mathematische Modell bedienen kann. Diese aufbereitete Datenbank wurde um nicht benötigte Felder wie z. B. Preisinformationen oder Regionscodes bereinigt, sodass die Datenbank gegenüber den 21,3 GB Rohdaten nur noch etwa 9,25 GB Speicherplatz benötigt. Die relevanten Informationen können dann nach dem Einlesen aus der Datenbank im Arbeitsspeicher für das mathematische Modell vorgehalten werden, um damit die allgemeine Rechengeschwindigkeit zu verbessern.

Zum Berechnen der benötigten Distanzmatrizen muss ein Routing integriert werden. Auf ein vereinfachtes Routing per Luftlinie wird verzichtet, da im Rahmen der Evaluation mit echten Fahrprofildaten und echten Straßenkartendaten gerechnet werden soll. Grundsätzlich kann das Routing per Online REST-Services mittels API-Zugriffen realisiert werden. Google, Bing, Mapquest und HERE sind gängige Anbieter [149] [150] [151] [152] [153, pp. 381, 382]. Bei diesen Online-Services gibt es zwei Probleme:

- Volumen: Die Online-Services erlauben nur ein limitiertes tägliches Abfragevolumen.
- Latenz: Der Online-Aufruf erfordert einen nicht unerheblichen Kommunikations-Overhead.

Zur Berechnung von größeren Verkehrssituationen mit 150 gleichzeitig nach Ladesäulen suchenden Fahrzeugen und 225 Ladesäulen sind im mathematischen Modell bis zu 118.125 Routing-Anfragen erforderlich. Dies übersteigt beispielsweise das freie Kontingent von Google mit 2.500 Routing-Anfragen pro Tag um den Faktor 47. Auch das kostenpflichtige Premiumpaket erlaubt nur 100.000 Anfragen pro Tag und reicht nicht mal, um eine einzige Verkehrssituationen zu initialisieren [154].

Einige Online-Services bieten auch Matrixanfragen an, womit mehrere Anfragen gleichzeitig angefragt werden können. Dies kann die Gesamtanfragezeit bei der Distanzmatrizenerstellung theoretisch deutlich reduzieren. Praktisch werden diese Anfragen aber ebenfalls stark limitiert. So werden bei einem der größten Routing-Anbieter am Markt, bei Google, die kostenpflichtigen Premium-Matrixanfragen auf 25 x 25 Routing-Punkte limitiert [155]. Messungen haben ergeben, dass eine typische Online-Routing-Anfrage mit einer üblichen 50 Mbit / s Internetverbindung eine Zeit von 290 ms pro Anfrage benötigt. Die Initialisierung eines Szenarios für eine Verkehrssituation mit 150 gleichzeitig nach Ladesäulen suchenden Fahrzeugen und 225 Ladesäulen benötigt mit den notwendigen 118.125 Routing-Anfragen daher einen Zeitbedarf von $118.125 \times 290 \text{ ms} = 9,5 \text{ Stunden}$, nur um die Routing-Matrizen für die aktuellen Fahrzeugpositionen zu den Ladesäulen zu erstellen, die für die danach folgenden Optimierungen benötigt werden.

Um dieses Szenario hinsichtlich der Standardabweichung valide bewerten zu können, muss dieses in mehreren Iterationen mit immer unterschiedlichen Fahrzeugdaten initialisiert und neu berechnet werden. Durch das Mehrfachberechnen eines Szenarios können Aussagen über die durchschnittliche Performanz der Optimierung und deren Standardabweichung getroffen werden.

Wird dazu ein solches Szenario in 50 Iterationen mit neuen Fahrprofildaten, die zufällig aus dem aufbereiteten Datenbestand des zwölfmonatigen Zeitfensters gewählt werden, neu berechnet, fällt folglich einen Zeitbedarf von $50 \times 9,5 \text{ Stunden} = 19,8 \text{ Tagen}$ nur für das Online-Routing an.

Als Alternative zu diesen Online-Services können lokale Routing-Server aufgesetzt werden. Diesbezüglich wurden die zwei erfolgreichsten Open-Source Lösungen, GraphHopper und OSRM, betrachtet, welche beide OpenStreetMaps-Karten verwenden [156] [157]. Beim Testen dieser Lösungen zeigte sich, dass GraphHopper mit 12 ms pro Anfrage etwa 34 % schneller antwortet als OSRM. Die lokale Routing-Lösung ist also mit 12 ms deutlich schneller als die Online-Variante mit 290 ms.

Im Vergleich zum zuvor erwähnten Zeitbedarf von 19,8 Tagen für das Online-Routing ergibt sich für eine lokale Routing-Lösung eine Gesamtanfragezeit von $(12 \text{ ms} / 290 \text{ ms}) \times 19,8 \text{ Tage} = 0,8 \text{ Tagen}$.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Evaluation

Die folgende Aufzählung zeigt den Routingzeitbedarf für das Online- und Offlinerouting auf:

Routing-Zeit: 150 Fahrzeuge, 225 Ladesäulen in 50 Iterationen zur Mittelwertbildung

- Online-Routing: 19,8 Tage
- Offline-Routing: 0,8 Tage

Routing-Zeit: 50 Fahrzeuge, 25 Ladesäulen in 50 Iterationen zur Mittelwertbildung

- Online-Routing: 12,6 Stunden
- Offline-Routing: 0,5 Stunden

Im Rahmen der Evaluation wird eine unbeschränkte und kostenlose Open-Source Lösung favorisiert, die möglichst flexibel eingesetzt werden kann. Dafür wird die lokal betriebene offline Open-Source Lösung GraphHopper eingesetzt, die etwa 34 % performanter als die OSRM-Alternative ist. Der gezeigte Routing-Zeitbedarf dient nur dem Initialisieren der Szenarien. Sobald das Routing abgeschlossen wurde, wird jedes Szenario in unterschiedlichen Kombinationen für die Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote berechnet.

Bei einer Abstufung in 1er-Prozentschritten ergeben sich folglich $r = 100$ Abstufungen für die Marktabdeckungsquote und die Nutzerakzeptanzquote.

Somit muss ein Szenario in $r \times r = 100 \times 100 = 10.000$ Kombinationen berechnet werden. Und jedes Szenario, welches für diese 10.000 Kombinationen berechnet wird, muss k -mal für die Mittelwert- und Standardabweichungsberechnung mit neuen Fahrprofilaten initialisiert und neu berechnet werden. Durch dieses k -fache erneute Initialisieren und Durchrechnen der 10.000 Kombinationen für die Marktabdeckungsquote und die Nutzerakzeptanzquote kann die Performance der Optimierung vom Ladesäulenmanagementsystem mit einem guten Mittelwert quantifiziert werden. Aber der Mittelwert allein reicht nicht, um die Performance valide zu bewerten. Entscheidend ist auch, wie sehr alle k Neuberechnungen in Bezug zum Mittelwert abweichen. Dafür wird die Standardabweichung über alle k Neuberechnungen ermittelt, um aussagen zu können, wie stark die Performance für ein spezifisches Szenario bei den k Berechnungsinstanzen variiert. Des Weiteren vertieft der Signifikanztest im Abschnitt 9.7 die Analyse.

Durch die k neuen Initialisierungen mit immer unterschiedlichen Fahrprofilaten zu immer unterschiedlichen Uhrzeiten und der Berechnung der Standardabweichung kann quantifiziert werden, wie universell die Ergebnisse auf beliebige Wettbewerbssituationen übertragbar sind. Eine niedrige Standardabweichung spricht dabei für eine gute Übertragbarkeit der Ergebnisse.

Zusammenfassend wird ein spezifisches Szenario, also eine Variante des Szenarios, mit der Fahrzeuganzahl m und der Ladesäulenanzahl n für r^2 Kombinationen zwischen Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote berechnet.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Evaluation

Dabei werden alle r^2 Kombinationen k -mal mit neuen Fahrprofildaten neu initialisiert und neu berechnet, um die Mittelwerte und Standardabweichung der Ergebnisse valide zu quantifizieren:

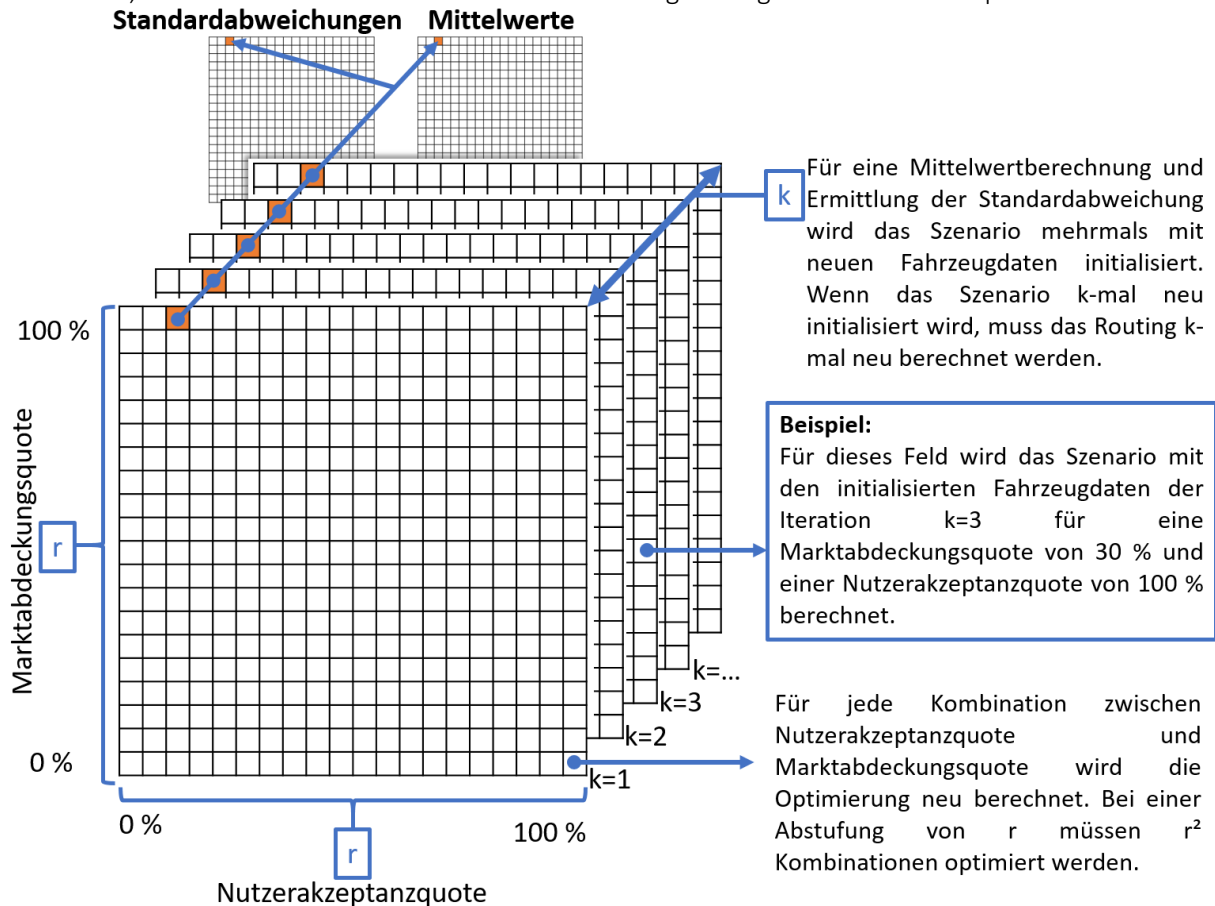


Abbildung 78: Darstellung der Berechnungsanzahl für ein Szenario

Somit ergeben sich drei Komponenten, die bei der Evaluation die Simulationsarchitektur bestimmen:

- Komponente 1: Das mathematische Modell und das Lösungsverfahren
- Komponente 2: Die Datenbank mit den aufbereiteten Fahrprofildaten und Parametern
- Komponente 3: Die lokal bereitgestellte Offline-Routing-Lösung

Diese drei Komponenten sind miteinander verknüpft und bilden die folgende Simulationsarchitektur:

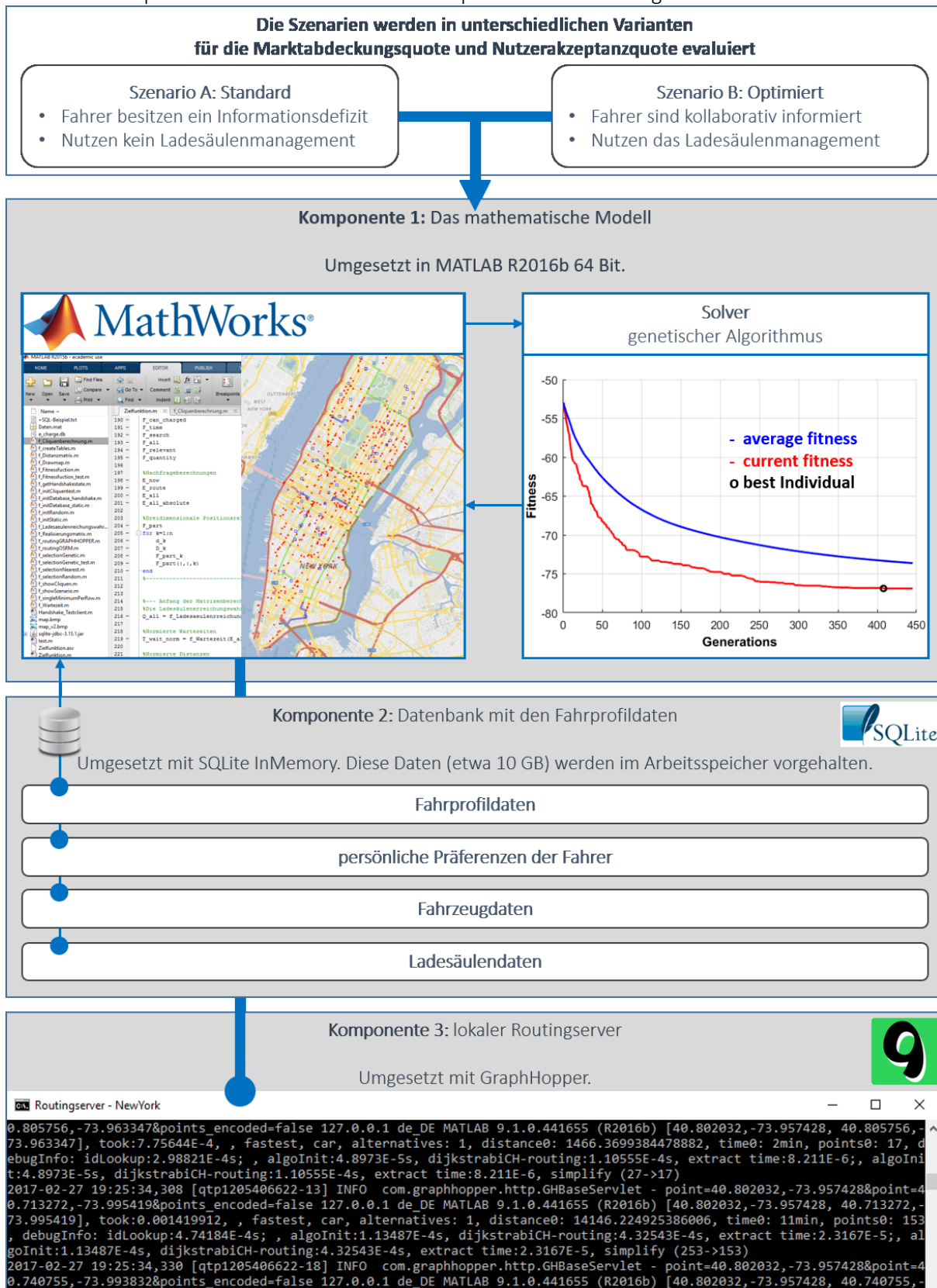


Abbildung 79: Darstellung der Simulationsarchitektur

Der Evaluationsprozess beginnt mit den fehlerbereinigten Fahrprofildaten der New Yorker Taxis, die in der Datenbank in Komponente 2 vorliegen. Mit diesen Realdaten wird ein Auftragspool erstellt, aus dem sich das mathematische Modell bedient. Sämtliche weiteren Parameter zu den Akkukapazitäten, dem Verbrauch, dem Ladestand, den persönliche Präferenzen der Fahrer und den Ladesäulenstandortdaten

werden ebenfalls in dieser Datenbank gespeichert. Die Fahrzeuge werden z. B. zufällig mit einem niedrigen Akkuladestand zwischen 10 % und 45 % initialisiert. Damit können direkt kritische Belastungssituationen provoziert werden, die das Ladesäulenmanagementsystem mit einer Vielzahl gleichzeitig nach optimierten Ladesäulenempfehlungen fragenden Fahrzeugen stark belasten. Die Ladesäulenstandortdaten werden zufällig gestreut im Stadtgebiet von New York platziert. Die Fahrzeugpositionen, Fahrwege und Fahrtziele werden gemäß der Fahrprofildaten initialisiert.

In dieser Komponente 1 ist das gesamte mathematische Modell hinterlegt und wurde dafür in der Programmiersprache MATLAB umgesetzt [158]. Dieses wurde in den bekannten Matrizenformen programmiert und vermeidet damit typische Schleifen zum Ablaufen von Arrays und Matrizen. Somit werden mehrere Daten parallel über die Matrizen im Arbeitsspeicher verarbeitet und dadurch die Rechengeschwindigkeit erhöht. Zukünftig kann das Modell damit komfortabel über mehr System parallel verteilt werden, um lastspezifisch zu skalieren.

Bei der Berechnung der benötigten Distanzmatrizen wird auf den lokal bereitgestellten Routing-Server in Komponente 3 zugegriffen, der mit GraphHopper und OpenStreetMap-Karten von New York umgesetzt wurde. Des Weiteren ist in Komponente 1 das Lösungsverfahren in Form eines genetischen Algorithmus implementiert, der auf der Basis der Zielfunktion des mathematischen Modells die optimierten Ladesäulenempfehlungen berechnet. Das mathematische Modell und das Lösungsverfahren in Komponente 1 stellen also den Kern des Ladesäulenmanagementsystems dar. Die Parametrierung für das Lösungsverfahren wird am Ende dieses Kapitels im Abschnitt 8.6 diskutiert.

Die aus dieser Evaluation resultierenden Ergebnisse werden für eine bessere Übersicht separat im Kapitel 9 dargestellt. Dabei erfolgt auch der Signifikanztest, mit dem die Hypothese und die mit dem Ladesäulenmanagementsystem erreichbaren Ergebnisse bewertet werden.

Abschließend zu diesem Kapitel wird die Parametrierung der Szenarien und des Lösungsverfahrens im nächsten Abschnitt genannt, die im Rahmen der Evaluation verwendet wird.

8.6 Die Parametrierung

Die bei der Evaluation verwendete Parametrierung wird hier zusammenfassend dargestellt. Zunächst werden die Parameter zur Konfiguration der Szenarien erläutert. Diese Parameter wurden durch Sichtung von Daten und Auswertung diverser Studien im Kapitel 2 aufgeführt und quantifizieren z. B. die Tagesfahrleistung und Fahrzeugdaten und ermöglichen die Erstellung plausibler Szenarien.

Abschließend werden die Parameter für das Lösungsverfahren genannt, denn je nach Ausprägung einer Problemstellung sollte ein Lösungsverfahren mit Parametern operieren, die konkret für die vorliegende Problemstellung geeignet sind und schneller zu besseren Ergebnissen führen, als dies beispielsweise das ungetestete Übernehmen von Standardparametern ermöglichen könnte.

8.6.1 Parametrierung der Szenarien

Die Daten zu dem Verbrauch, der Kapazität, dem Ladeverhalten und weitere Parameter wurden durch Auswertung unterschiedlicher Studien erhoben und sind mit Tabelle 2 aus Abschnitt 2.6 dafür zusammengefasst.

Diese basieren unter anderem auf der Auswertung von Fahrten mit Gesamtfahrdistanzen von 628.990 km bzw. 2.581.394 km [31, p. 20] [32, p. 27].

Die Auswertung weiterer Studien lieferte zudem Daten zum Fahrverhalten, Ladeverhalten und allgemeinen Nutzerverhalten. Auf der Basis dieser Daten konnte der „e-mobile Standardnutzer 2016“ im Abschnitt 2.7 abgeleitet werden, der unter anderem zur Parametrierung der Simulationen und Szenarien dient.

Diese erhobenen Daten entspringen überwiegend aus dem deutschen bzw. europäischen Raum. Die Fahrzeugdaten, wie z. B. Akkukapazität und Verbrauch, sind international gut übertragbar. Deutsche Elektrofahrzeuge werden in nahezu gleichwertiger technischer Ausstattung in den USA angeboten, ebenso wie Elektrofahrzeuge der USA, beispielsweise von Tesla, im europäischen Raum nahezu

spezifikationsgleich angeboten werden. Das betrachtete Szenario basiert auf offiziellen Fahrprofilen der New Yorker Taxis.

Somit wurden teilweise die erhobenen Fahrzeug- und Nutzerdaten des deutschen und europäischen Raums, die international übertragbar sind, auf ein Szenario mit Fahrprofilen des amerikanischen Raums angewendet.

Diese Methodik ermöglicht das Erstellen von Szenarien mit einer großen Datenquantität und Datenqualität. Denn mit dieser Arbeit soll schon heute untersucht werden, inwiefern ein Ladesäulenmanagementsystem für zukünftige und unterschiedlichste Verkehrssituationen anwendbar ist. Wie sich zukünftig die technologischen Parameter hinsichtlich Reichweite, Verbrauch und Ladesäulenanzahl ausprägen werden, ist noch völlig ungewiss. Daher wurde das mathematische Modell flexibel, anpassbar und erweiterbar gestaltet und Wert auf Robustheit beim Lösungsverfahren bezüglich variierender Einflussgrößen gelegt, damit das Ladesäulenmanagementsystem auch zukünftig für möglichst unterschiedliche Verkehrssituationen anwendbar ist.

Zur Evaluation des Ladesäulenmanagementsystems sollen daher schon heute möglichst detaillierte Szenarien zum Einsatz kommen, die durch die beschriebene Kombination der aktuell verfügbaren Daten erstellt werden. Dies sollte jedoch bei der Interpretation der Ergebnisse im Kapitel 9 stets berücksichtigt werden, dass es sich hier um Szenarien handelt, die mit heutigen Daten parametrisiert und für eine Fahrzeuganzahl und Ladesäulenanzahl ausgestattet wurden, die der von zukünftigen Verkehrsszenarien entsprechen könnte, aber nicht zwangsläufig entsprechen muss, da die zukünftige Entwicklung nicht exakt voraussehbar ist. Die Evaluation soll durch die Betrachtung von unterschiedlichen Szenario-Varianten unter anderem die flexible Anwendbarkeit des mathematischen Modells auf unterschiedliche Parameterräume zeigen. Denn im sich stetig weiterentwickelnden Markt der E-Mobilität ist dies eine entscheidende Herausforderung, die Ladesäulenmanagementsysteme zukünftig bewältigen müssen. Unflexible Lösungsverfahren und statische mathematische Modelle könnten dabei schnell an Grenzen stoßen.

Eine flexible mathematische Modellierung, entsprechend robuste Lösungsverfahren und variantenreiche, detaillierte Szenarien stehen somit im Fokus dieser Arbeit.

Zur Erstellung solch eines Szenarios zeichnen sich die Taxitripdaten von New York besonders durch einen detaillierten und umfangreichen Datenbestand aus, der in diesem Umfang in Deutschland nicht verfügbar ist. Des Weiteren bietet die „Taxistadt“ New York einen aussagekräftigen und repräsentativen Charakter, der etwaige Szenarien deutscher Kleinstädte mit ihren nur geringen Testflottendatenbeständen deutlich übertrifft. Eine internationale Abweichung und erforderliche Anpassung der erhobenen Daten bestehen jedoch in der durchschnittlichen Tripdistanz. Diese ist für die in Deutschland verfügbaren Daten mit 7,21 km größer als die 4,18 km der New Yorker Taxis [159, p. 3]. Aufgrund der wesentlich dichteren Bebauung und des Taxibetriebs in New York ist dies naheliegend.

Dies muss also beim Erstellen der Szenarien teilweise berücksichtigt werden. Einerseits ist die Tripdistanz für die Simulation nicht direkt relevant, da die vorhandenen Taxitripdaten die einzelnen Fahrten hinsichtlich Ort, Zeit und Tripdistanz bereits exakt beschreiben.

Doch andererseits wird die Tripdistanz indirekt bei der Parametrisierung der Szenarien zum Abschätzen der Ladesäulensuchdistanz bei der Ladesäulensuche verwendet. Daher gilt es, für das betrachtete New Yorker Szenario die typischen New Yorker Tripdistanzen zu verwenden und nicht die deutschen Tripdistanzen. Diese Abschätzung ist erforderlich, da noch keine belastbaren Daten für die Ladesäulensuchdistanz von Elektrotaxis in New York verfügbar sind.

Dabei wird angenommen, dass die Ladesäulensuchdistanz eines Elektrotaxis mit einem Drittel der typischen New York Tripdistanz für die Ladesäulensuche spezifiziert werden kann.

Dies ergibt $4,18 \text{ km} \times 33 \% \approx 1,39 \text{ km}$ für die Parametrisierung der Ladesäulensuchdistanz im mathematischen Modell und soll einem plausiblen Suchverhalten bei der Ladesäulensuche in New York entsprechen.

Es wird also angenommen, dass (zukünftig) Elektrotaxis nach der Kundenbeförderung und bei niedrigem Akkuladestand Ladesäulen mit einer Suchdistanz von 1,39 km zum Laden betrachten. Die Taxitripdaten zeigen, dass Kundenfolgeaufträge häufig in unmittelbarer Nähe zum letzten Ablieferungsort liegen. Die getroffene Annahme, die Elektrotaxis mit einer Ladesäulensuchdistanz von 1,39 km zu parametrisieren,

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Evaluation

liegt damit also in einem plausiblen Bereich für das Szenario und ermöglicht den Elektrotaxis, in ihrem wirtschaftlichen Interesse in unmittelbarer Kundennähe zu laden.

Eine weitere Annahme ist, dass die Cliquenbildungssuchdistanz 100 m beträgt und die maximale Cliquengröße das Dreifache dieser Distanz beträgt. Diese Annahme basiert auf dem Schätzwert für eine typische Sichtreichweite bei der zusätzlichen Cliquenbetrachtung von Ladesäulen, die am Rand des Suchbereichs der Fahrer liegen. Dies wurde ausführlich im Abschnitt 7.6.2.2 beschrieben.

Somit werden nur die Parameter für die Ladesäulensuchdistanz, die Cliquenbildungsdistanzen und maximale Cliquengröße auf der Basis einer Abschätzung parametrisiert, da hierfür keine ausreichenden Daten vorliegen. Sämtliche anderen Daten wie z. B. Akkukapazität, Verbrauch, Ladeverhalten, Ladesäulenleistung und Fahrprofildaten basieren auf den genannten erhobenen Daten und der Auswertung der Studien aus Abschnitt 2.7 und den New Yorker Taxitripdatenbeständen.

Das mathematische Modell bietet darüber hinaus grundsätzlich noch vielseitige Möglichkeiten der individualisierten Ladesäulensuche hinsichtlich Anbieter, Ladekosten, Ladeleistung etc.

Für die Elektrotaxis werden diese Individualisierungsmöglichkeiten im betrachteten Szenario nicht weiter parametrisiert, denn dies zu unterstellen wäre spekulativ. Elektrotaxis streben eine maximale Kundenbeförderung an und eine Einschränkung der Ladesäulenwahl durch optionale Anbieterpräferenzen oder sonstige Ladekostentarifpräferenzen wäre hier nicht plausibel, denn Elektrotaxis bevorzugen ein schnellstmögliches und uneingeschränktes Aufladen in unmittelbarer Kundennähe zur Umsetzung einer maximalen Kundenbeförderung im eignen wirtschaftlichen Interesse. Für die in der Simulation betrachteten Elektrotaxis wird also nur der Ladesäulensuchradius, wie beschrieben, mit einem Drittel der typischen New Yorker Tripdistanz angepasst. Dies zeigt damit auch exemplarisch, wie das mathematische Modell grundsätzlich beliebig konfiguriert werden kann.

Auf der Basis der ausgewerteten Studien und der diskutierten Abschätzung werden die Szenarien wie folgt parametrisiert:

▪ Akkukapazität der Elektrotaxis:	85 kWh
▪ Verbrauch der Elektrotaxis:	21,6 kW
▪ Zufällig initialisierter Fahrzeugladestand:	10 % bis 45 %
▪ Zielladestand der Elektrotaxis:	100 % (für max. Kundenbeförderung)
▪ Typische Einzeltripdistanz in NYC:	4,18 km
▪ Suchdistanz für Ladesäulen (33 % der Einzeltripdistanz):	4,18 Km x 33 % ≈ 1,39 km
▪ Ladesäulenleistungsklassen:	11 kW (A) und 22 kW (B)
▪ Verhältnis der Ladesäulenleistungsklassen:	40 % (A) und 60 % (B)
▪ Cliquenbildungsdistanzen:	100 m (geschätzte typische Sichtweite)
▪ Maximale Cliquengröße:	3 Ladesäulenverkettungen bzw. 300 m
▪ Maximale Wartezeit der Fahrer:	30 min

Diese Standardparameter werden für alle sechs Varianten der Szenarien als Parametrierungsgrundlage verwendet. Der Akkuladestand wird zufällig in einem Bereich von 10 % bis 45 % initialisiert, um damit direkt kritische Ladesituationen zu provozieren, denn nahezu vollständig geladene Fahrzeuge suchen keine Ladesäulen und würden für das Ladesäulenmanagementsystem keine kritische Belastungssituation provozieren.

Durch die Integration von realen Straßenkartendaten und einem Routing können die Distanzmatrizen im mathematischen Modell gemäß der tatsächlichen Fahrdistanzen im Straßennetz ermittelt werden. Damit kann also realistisch geprüft werden, welches Fahrzeug vor allen anderen Fahrzeugen eine vom Ladesäulenmanagementsystem empfohlene Ladesäule tatsächlich zuerst erreichen kann. Dies wurde im Abschnitt 7.13 im mathematischen Modell im Detail beschrieben. Durch die Integration des auf realen Straßenkartendaten basierenden Routings kann gemessen werden, welche Fahrzeuge die optimierten Empfehlungen ohne zu warten umsetzen können und welche Fahrzeuge blockiert werden. Je weniger Fahrzeuge durch bessere und tatsächlich umsetzbare Empfehlungen blockiert werden, desto höher ist die Energienachfrage und damit der Reichweiteerwerb und Nutzen für die Fahrer. Diese tatsächlich realisierbare Energienachfrage bzw. dieser Reichweiteerwerb wird gemessen und dem Standardszenario gegenübergestellt, bei dem die Fahrer kein Ladesäulenmanagementsystem verwenden und immer zur nächstgelegenen Ladesäule fahren.

Beispiel:

Wenn im Standardszenario beispielsweise 100 Fahrzeuge an der nächstgelegenen Ladesäule laden wollen und davon aber nur 60 Fahrzeuge die Ladesäulen tatsächlich als erstes Fahrzeug erreichen können, so werden 40 Fahrzeuge blockiert.

Angenommen, diese 60 Fahrzeuge erwerben in Summe 800 kWh Energie an den Ladesäulen, so wird diese Größe auf 100 % normiert. Und wenn demgegenüber das Ladesäulenmanagementsystem durch optimierte Ladesäulenempfehlungen statt 60 Fahrzeuge 66 Fahrzeuge vermitteln könnte, die die Ladesäulen auch tatsächlich zuerst vor anderen Fahrzeugen erreichen können, und diese 66 Fahrzeuge in Summe z. B. 880 kWh Energie nachfragen können, dann entspräche dies einer Gesamtpformance von $880 \text{ kWh} / 800 \text{ kWh} = 1,10 = 110 \%$ bezogen auf das Standardszenario, welches mit 100 % normiert wurde. Somit würde diese optimierte Ladesäulenempfehlung für die Fahrer $110 \% - 100 \% = +10 \%$ mehr Reichweite vermitteln können.

Eine Performance von 100 % entspricht immer dem Standardszenario. Werte unterhalb von 100 % verschlechtern also die Ladesituation für die Fahrer und Werte über 100 % verbessern die Ladesituation. Diese Wertennormierung ermöglicht eine transparente Performancedarstellung in der noch folgenden Darstellung der gesamten Ergebnisse im Kapitel 9. Nachdem hier die Parametrierung für die Szenarien beschrieben wurde, erfolgt im nächsten Abschnitt die Beschreibung der Parametrierung für das Lösungsverfahren.

8.6.2 Parametrierung des Lösungsverfahrens

Bei der Umsetzung und Implementierung des genetischen Algorithmus hat sich gezeigt, dass die von MATLAB angebotene Standardimplementierung zwar grundsätzlich geeignet ist, aber hinsichtlich Performance und problemspezifischer Anpassbarkeit einer individualisierten Eigenimplementierung unterlegen ist.

Statt der Standardimplementierung von MATLAB wurde der genetische Algorithmus also neu implementiert und MATLAB gegenüber als weitere Funktion bereitgestellt.

Durch diese Neuimplementierung konnte an die Vorteile der bisherigen Matrixmodellierung des mathematischen Modells angeknüpft werden, womit so ein performanterer Betrieb gegenüber der MATLAB-Standardimplementierung ermöglicht wird. Der erforderliche Zeitbedarf zur Lösungsfindung konnte damit um etwa -57 %, bei gleichbleibender Lösungsqualität reduziert werden. Des Weiteren provoziert die Standardimplementierung von MATLAB das Problem, dass die erste Startpopulation für die hier vorliegende Problemstellung nicht sehr effizient initialisiert wird. Durch die Reichweitenbeschränkungen der Fahrzeuge können nicht alle Fahrzeuge alle Ladesäulen wählen, sondern nur die in Fahrzeugreichweite liegenden Ladesäulen stellen eine umsetzbare Wahlmöglichkeit dar. Die Zuordnungsmatrix ist daher sehr dünn besetzt und beim zufälligen Initialisieren werden im Rahmen der MATLAB-Standardimplementierung häufig Individuen in der Startpopulation erzeugt, die ihre initiale Ladesäulenzuweisung oftmals in nicht besetzten Bereichen der Matrix erhalten. Diese initialen Ladesäulenzuweisungen der Startpopulation liegen somit dann oft außerhalb der Fahrzeugreichweite. Zwar kompensiert dies der evolutionäre Optimierungsprozess im Laufe der Generationen, doch wesentlich effizienter ist, es gleich zu Beginn eine fitte Startpopulation zu erzeugen, auf der der evolutionäre Optimierungsprozess aufbauen kann.

Dafür wurde in der Eigenimplementierung vom genetischen Algorithmus eine für diese Problemstellung passende Eröffnungsheuristik entwickelt und implementiert. Diese gewährleistet, dass die zufällig erzeugten Individuen in der Startpopulation bereits so erzeugt werden, dass ihre persönlichen Präferenzen und Reichweitelimitierungen nicht verletzt werden. Somit besteht bereits zu Beginn eine gute Startlösung, auf der der dann folgende evolutionäre Optimierungsprozess aufbauen kann.

Bei der Mutation wird dies ebenfalls angewendet, sodass die neuen zufälligen Mutationen immer im Rahmen der persönlichen Präferenzen erfolgen und nicht zufällig Ladesäulen wählen würden, die weit

außerhalb der Reichweite von den Fahrzeugen liegen oder gegen ihre persönlichen Präferenzen verstoßen würden.

Mutanten mit zufälligen Ladesäulenempfehlungen weit außerhalb der Fahrzeugreichweite wären immer schlechter als diese optimierten Mutanten. Die so erzeugten optimierten Mutanten von fitten Individuen bleiben folglich fit und mutieren nicht mehr zufällig von bereits guten Ladesäulen auf Ladesäulen weit außerhalb der Fahrzeugreichweite, sondern können zufällig nur auf andere gültige Ladesäulen innerhalb der individuellen persönlichen Präferenzen mutieren und den Genpool der Nachfolgeneration damit sinnvoll bereichern.

Für eine effiziente Anwendung des Lösungsverfahrens müssen Parameter gewählt werden, die für die vorliegende Problemstellung gut geeignet sind. Das Variieren der Parameter vom genetischen Algorithmus ist im Rahmen einer Testphase ein übliches Verfahren, um ein für die Problemstellung passendes Set an Parametern zu identifizieren [160, pp. 212, 213].

Auf der Basis von mehreren hundert Testläufen hat sich beim Parametertuning der Konfiguration vom genetischen Algorithmus gezeigt, dass die leicht angepassten Standardparameter auch bei dieser Problemstellung sehr gut geeignet sind.

Gängige Standardparameter belaufen sich auf eine Populationsgröße von etwa 50 bis 200 Individuen, eine Genkreuzungswahrscheinlichkeit von 60 % bis 80 %, einer Mutationsrate von 0,1 % bis 5 % und eine Generationsanzahl von 500 bis 1.000, innerhalb der die beste Lösung identifiziert wird [124, p. 228] [160, p. 212] [161, pp. 238, 239] [162, p. 203] [163, p. 20] [164, p. 672] [165, p. 148] [166, p. 54].

Das für die hier vorliegende Problemstellung optimierte Parameterset wurde im Rahmen der Testphase identifiziert und prägt sich konkret wie folgt aus:

- **Populationsgröße:** 50
Dieser Wert beschreibt die Anzahl der Individuen in der Population, die im evolutionären Optimierungsprozess eingesetzt werden.
- **Selektionsverfahren:** Wettbewerbsselektion
Neben einem zufällig selektierten Mutterindividuum werden noch zwei weitere rivalisierende Individuen zufällig selektiert. Diese beiden Rivalen werden gemäß ihrer Fitness in einem Wettbewerb gegenübergestellt und das fittere Individuum geht als Gewinner aus diesem Wettbewerb. Dieses Individuum definiert das Vaterindividuum, welches zusammen mit dem Mutterindividuum durch Rekombination der Gene Nachkommen erzeugen darf. Bei dieser Rekombination werden eine Genkreuzungsquote und ein Genkreuzungsverfahren angewendet. Dies wird mit den folgenden zwei Punkten erläutert.
- **Genkreuzungsquote:** 80 %
Dieser Quote beschreibt den Anteil der Individuen, die sich innerhalb der Population kreuzen und durch Vermischung ihrer Gene Nachkommen erzeugen. Individuen mit einer hohen Fitness werden bei der Kreuzung gegenüber schlechteren Individuen bevorzugt, wie es zuvor mit dem Selektionsverfahren erläutert wurde. Durch dieses Kreuzen von fitten Individuen sollen mehr gute Gene in die nachfolgenden Generationen vererbt werden.
- **Genkreuzungsverfahren:** Single-Crosspoint
Die Individuen werden an einem zufälligen Punkt durchtrennt, um diese Teilstücke der Chromosomen zu neuen Nachkommen zu kombinieren. Dieses Standardverfahren erzielte auch für diese Problemstellung die besten Ergebnisse. Ein alternatives Verfahren wäre z. B. das Multi-Crosspoint-Verfahren mit mehreren Durchtrennungspunkten und die daraus resultierende Extremform des Scattering-Verfahrens, bei dem ein zufälliges Bitmuster die Genvermischung bestimmt. Dies führte aber zu weniger guten Ergebnissen, weshalb hier das für diese Problemstellung besser geeignete Single-Crosspoint-Standardverfahren angewendet wird.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Evaluation

- **Mutationsrate:** 1 %
Dieser Rate bestimmt die Wahrscheinlichkeit, dass es in den Chromosomen zu einer Mutation der Gene kommt. Bei einer Mutation wird dann eine bestehende Ladesäulenempfehlung zufällig auf eine andere Ladesäulenempfehlung im Rahmen der gültigen individuellen persönlichen Präferenzen variiert.
- **Qualitatives Abbruchkriterium:** 0,01 %
Wenn sich die durchschnittliche Fitness der Population von neueren Generationen geringer verbessert, als der genannte Wert spezifiziert, liefert das Verfahren das beste Individuum aus allen bisher optimierten Generationen als Lösung. Falls nicht, greift das folgende Kriterium.
- **Quantitatives Abbruchkriterium:** 1.000
Dieser Wert beschreibt die maximale Anzahl zu berechnender Generationen, innerhalb der das Individuum mit der besten Fitness als Lösung geliefert wird, falls das erste Kriterium nicht greift. Dieser Wert ist ausreichend hoch, sodass quasi immer das vorherige Kriterium greift, und dient nur als zusätzliche Absicherung zur optionalen Laufzeitbegrenzung.

Zusammenfassend prägt im Rahmen der Evaluation also das Nutzerverhalten aus Abschnitt 8.1 die Hypothese im Abschnitt 8.2, die mit den Fahrprofilaten aus Abschnitt 8.3 zu Szenarien im Abschnitt 8.4 aufbereitet werden, um diese mit der Simulation im Abschnitt 8.5 zu untersuchen, wobei die Simulation sinnvoll nach Abschnitt 8.6 parametrisiert wurde.

In Abhängigkeit vom Nutzerverhalten und der daraus resultierenden Quote für Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz stellen Fahrer teilweise Daten bereit (B) oder nicht (A) und setzen die Ladesäulenempfehlungen teilweise oder ganz um (B_1) oder ignorieren diese (B_2).

Die Ergebnisse dieser simulierten Varianten von Szenario B werden mit dem Szenario A verglichen, welches als allgemeiner Benchmark einer Verkehrssituation ohne optimierte Ladesäulenempfehlungen dient. Diese Ergebnisse werden im folgenden Kapitel vorgestellt.

9 Ergebnisse

Nachdem im vorigen Kapitel der allgemeine Evaluationsprozess für das entwickelte mathematische Modell des Ladesäulenmanagementsystems beschrieben wurde, erfolgen in diesem Kapitel die Darstellung, Auswertung und Interpretation der mit dem Ladesäulenmanagementsystem erzielbaren Ergebnisse.

Bei der Generierung der Ergebnisse wurde zusätzlich eine Visualisierungskomponente implementiert, welche die Ladesäulen, Fahrzeuge und Fahrwege visualisiert. Diese wird im Folgenden kurz vorgestellt. Für die finale Ergebnisdarstellung ist diese Komponente jedoch irrelevant, da die Visualisierung nur einen unterstützenden Beitrag beim Erstellungsprozess der Szenarien bot und hier nur zur besseren Nachvollziehbarkeit genannt wird. Mit der Visualisierung konnten die Fahrprofilaten komfortabel auf Plausibilität geprüft werden, um beispielsweise fehlerhafte GPS-Daten zu entfernen, die im Wasser lagen. Die Visualisierung stellt sich wie folgt dar:

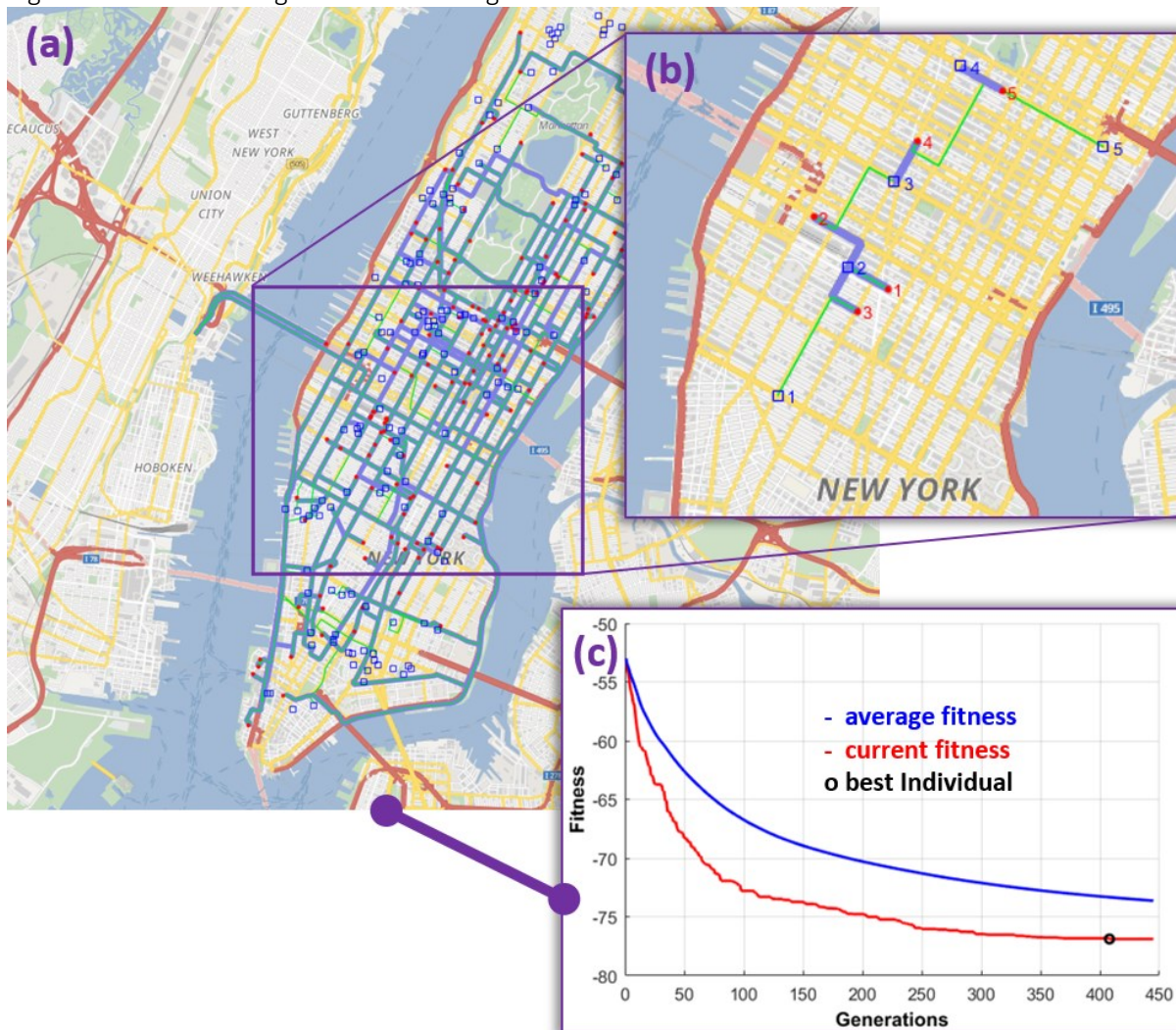


Abbildung 80: Visualisierung der Szenarien

Im Teil (c) der Abbildung wird der Optimierungsfortschritt des genetischen Algorithmus dargestellt. Dieser konvergiert nach etwa 410 Generationen in eine optimierte Lösung. Teil (a) der Abbildung zeigt den gesamten betrachteten Kartenausschnitt für das New Yorker Szenario. Die roten Punkte stellen die momentanen Fahrtziele bzw. Kundenablieferungsorte der Elektrotaxis dar. Nach der Kundenablieferung suchen die Elektrotaxis von dort Ladesäulen zum Laden auf. Die blauen Vierecke zeigen die Ladesäulen. Die fetten blauen Routen sind die Fahrwege zu den nächstgelegenen Ladesäulen und stellen das Standardsuchverhalten der Fahrer bei der Ankunft und Kundenablieferung am Fahrtziel dar. Die dünnen grünen Routen sind die vom Ladesäulenmanagementsystem optimierten Routen zu den empfohlenen

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Ergebnisse

besseren Ladesäulen. Diese Routendarstellung wurde zu Testzwecken der Szenario-Konfiguration verwendet und soll hier nur exemplarisch die Simulationsumgebung veranschaulichen.

Weil die gesamte Routendarstellung von sämtlichen Routen visuell sehr überladen wirken kann, wurde im Teil (b) der Abbildung ein vergrößerter Teilausschnitt eingeblendet, bei dem einige Fahrzeuge und Routen für eine bessere Übersicht ausgeblendet wurden. Dabei zeigt sich, wie das mathematische Modell und die Optimierung ganzheitlich auch mehrfache Verkettungseffekte berücksichtigt und „in die Tiefe rechnet“:

- Fahrzeug eins liegt am nächsten zu Ladesäule zwei und bekommt diese auch empfohlen, da es sehr wahrscheinlich ist, dass es diese Ladesäule zuerst vor allen anderen Fahrzeugen erreichen wird. Selbiges gilt für Fahrzeug vier und Ladesäule drei.
- Fahrzeug drei wird dann Ladesäule eins empfohlen, die nur marginal weiter entfernt liegt, denn die nächstgelegene Ladesäule zwei wird sehr wahrscheinlich schon vom näher gelegenen Fahrzeug eins blockiert werden.
- Fahrzeug zwei wird sowohl an Ladesäule eins, zwei und drei blockiert werden.
- Die Optimierung löst dieses Problem durch die Betrachtung von Verkettungen, indem Fahrzeug fünf die alternative Ladesäule fünf statt vier empfohlen wird.
- Dadurch kann Fahrzeug vier die jetzt freie Ladesäule vier empfohlen werden, um damit für Fahrzeug zwei die einzig mögliche Alternative frei zu räumen, an der Ladesäule drei zu laden, die jetzt nicht mehr von Fahrzeug vier blockiert wird.
- Dies gilt natürlich alles unter der Voraussetzung, dass sich die Fahrzeuge an die ausgesprochenen Ladesäulenempfehlungen halten.
- Wenn alle Fahrer diese Empfehlung umsetzen, entspricht dies dem kollaborativen Optimum.
- Je nach Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote werden einige Fahrer diese Empfehlungen nicht befolgen. Die Auswirkungen davon werden bei der Evaluation untersucht.

Die einzelnen Ergebnisse der Simulationen mit den unterschiedlichen Kombinationen von Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote werden in einem gemeinsamen Koordinatensystem dargestellt. Damit sämtliche simulierten Varianten der Szenarien miteinander vergleichbar bleiben, wird ein einheitliches Schema zu Ergebnisdarstellung verwendet.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Ergebnisse

Dieses Schema basiert auf drei Einzeldarstellungen, die wie folgt aufgebaut sind:

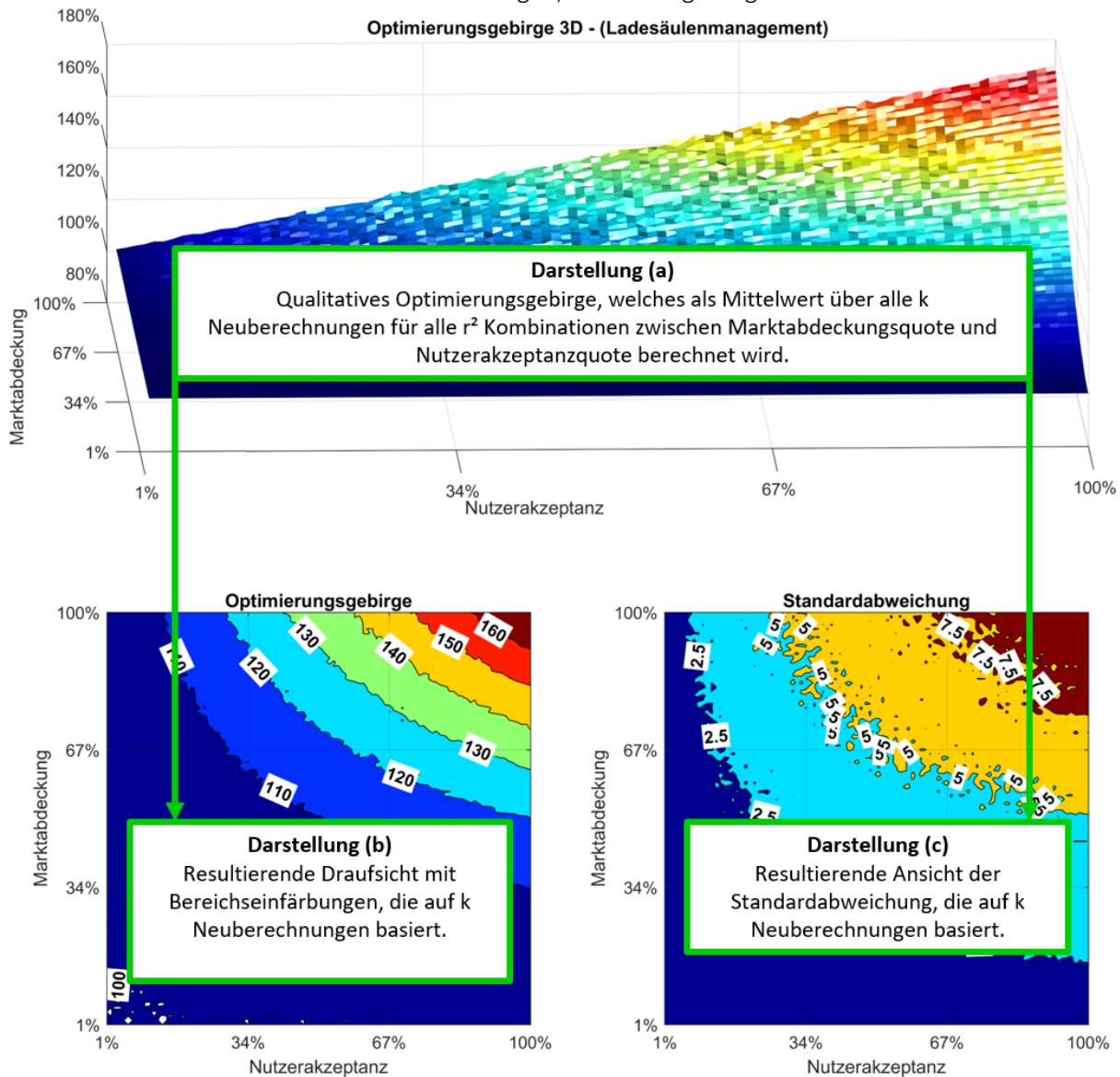


Abbildung 81: Schema der Ergebnisdarstellung

Bei dieser Ergebnisdarstellung werden sowohl qualitative als auch quantitative Darstellungen kombiniert. Zunächst wird in einer dreidimensionalen Ansicht qualitativ das Optimierungsgebirge für alle $r^2 = 10.000$ Kombinationen zwischen Marktdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote dargestellt. Diese Darstellung (a) ist das Resultat der Mittelwertberechnung der $k = 50$ Neuberechnungen mit jeweils unterschiedlichen Fahrprofilaten. Um diese Darstellung zu quantifizieren, werden die Daten aufbereitet und mit repräsentativen Markierungslinien in der Draufsicht (b) versehen. Damit sind unterschiedliche Varianten der Szenarien miteinander vergleichbar und es kann abgelesen werden, unter welchen Kombinationen von Marktdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote für unterschiedliche Varianten, also bei einer unterschiedlichen Fahrzeuganzahl und Ladesäulenzahl vergleichbare Performancegewinne erwartet werden können. Abschließend wird die Standardabweichung ebenfalls mit der Draufsicht (c) für alle k Neuberechnungen quantifiziert. Darstellung (a) zeigt also qualitativ das Optimierungsgebirge für alle k Neuberechnungen für alle r^2 Kombinationen zwischen Marktdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote. Die datenaufbereitete Draufsicht von Darstellung (a) erzeugt Darstellung (b), bei der erwähnenswerte Markierungslinien hervorgehoben werden. Die Markierungslinie „110“ grenzt den Bereich ein, bis zu dem das Ladesäulenmanagementsystem eine Performance von 110 % gegenüber dem auf 100 % normierten

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Ergebnisse

Standardszenario erzielen kann, bei dem die Fahrer kein Ladesäulenmanagementsystem verwenden und immer nur zur nächstgelegenen Ladesäule fahren würden.

Diese hier im Beispiel genannten 110 % Markierungslinie zeigt auf, für welche Kombinationen von Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote gegenüber dem 100 % normierten Standardladeverhalten folglich +10 % mehr Reichweite an die Fahrer übermittelt werden kann.

Darstellung (c) zeigt das Rauschen der Ergebnisse. Dazu wird über alle k Neuberechnungen die Standardabweichung für sämtliche r^2 Kombinationen zwischen Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote berechnet.

Die Markierung „2.5“ beziffert z. B. eine Standardabweichung von 2,5 %. Diese Markierungen quantifizieren für alle $k = 50$ mit neuen Fahrprofildaten initialisierten und neu berechneten Szenarien, wie sich für die entsprechenden Kombinationen von Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote jeweils die Standardabweichung ausprägt.

Die sechs nachfolgenden Varianten des Szenarios werden für die verschiedenen Kombinationen von Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote mit einer Abstufung in 1%-Schritten berechnet. Dies entspricht einer Unterteilung von $r = 100$ für die beiden Dimensionen Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote, sodass insgesamt $r^2 = 10.000$ Kombinationen pro Variante berechnet werden. Diese detaillierte 1%-Abstufung ist erforderlich, um abschließend die Ergebnisse in entsprechend hoher Qualität auswerten zu können. Des Weiteren profitiert die visuelle Darstellung davon.

Die 10.000 Einzelberechnungen pro Varianten eines Szenarios, also die 10.000 Kombinationen aus Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote in der 1%-Abstufung werden zur Berechnung der Mittelwerte und Standardabweichung jeweils mit $k = 50$ neuen Fahrprofildaten und Ladesäulenpositionen komplett neu initialisiert und neu berechnet, sodass in Summe eine Variante des Szenarios $k \times r^2 = 500.000$ Mal neu berechnet wird. Und dies 500.000 Berechnungen erfolgen jeweils für alle sechs Varianten des Szenarios, die sich in Fahrzeuganzahl und Ladesäulenanzahl unterscheiden, womit insgesamt also $6 \times k \times r^2 = 6 \times 50 \times 10.000 = 3$ Mio. Verkehrssituationen betrachtet wurden.

Das zuvor beschriebene Schema zur Ergebnisdarstellung wird für alle sechs Varianten des Szenarios verwendet, die im Abschnitt 8.4.3 beschrieben wurden. Die Ergebnisse der sechs Varianten des Szenarios werden in den folgenden Abschnitten betrachtet:

Variante 1: <u>Abschnitt 9.6</u> <ul style="list-style-type: none"> • 50 gleichzeitig suchende Fahrzeuge • 50 % Ladesäulenanzahl je Fahrzeuganzahl 	Variante 4: <u>Abschnitt 9.3</u> <ul style="list-style-type: none"> • 150 gleichzeitig suchende Fahrzeuge • 50 % Ladesäulenanzahl je Fahrzeuganzahl
Variante 2: <u>Abschnitt 9.5</u> <ul style="list-style-type: none"> • 50 gleichzeitig suchende Fahrzeuge • 100 % Ladesäulenanzahl je Fahrzeuganzahl 	Variante 5: <u>Abschnitt 9.2</u> <ul style="list-style-type: none"> • 150 gleichzeitig suchende Fahrzeuge • 100 % Ladesäulenanzahl je Fahrzeuganzahl
Variante 3: <u>Abschnitt 9.4</u> <ul style="list-style-type: none"> • 50 gleichzeitig suchende Fahrzeuge • 150 % Ladesäulenanzahl je Fahrzeuganzahl 	Variante 6: <u>Abschnitt 9.1</u> <ul style="list-style-type: none"> • 150 gleichzeitig suchende Fahrzeuge • 150 % Ladesäulenanzahl je Fahrzeuganzahl

Abbildung 82: Übersicht zu den sechs Varianten des Szenarios

Die Berechnung erfolgt auf einem für das Jahr 2017 üblichen System mit einem 4-Core 3,4 GHz Prozessor, 16 GB Arbeitsspeicher und einer 500 GB Festplatte für das Datenbanksystem und die zugehörigen Dateien der Simulationsumgebung. Die Gesamtrechenzeit zur Berechnung der sechs Varianten des Szenarios und deren jeweils 500.000 Einzeloptimierungen betrug etwa zwölf Tage.

Bezogen auf diesen finalen Durchlauf mit zwölf Tagen Rechenzeit mussten zuvor viele verschiedene Konfigurationen zeitaufwendig getestet werden, um das finale Simulationssetup identifizieren zu können. Der gesamte Zeitbedarf für die Rechenzeit, Konfiguration und Auswertung dieser vorausgegangenen erforderlichen Testläufe betrug fünf Monate.

Die finalen Ergebnisse werden im Folgenden für alle beschriebenen Varianten zunächst einzeln dargestellt und danach mit einem zusammenfassenden Signifikanztest analysiert.

9.1 Variante 6 „groß und geringer Wettbewerb“ - 150 Fahrzeuge und 225 Ladesäulen

Diese Variante belastet das Ladesäulenmanagementsystem mit 150 gleichzeitig nach Ladesäulen suchenden Fahrzeugen. Dabei werden 225 Ladesäulen berücksichtigt. Die Ladesäulenanzahl beträgt damit 150 % der nach Ladesäulen fragenden Fahrzeuganzahl und stellt damit eine geringe Wettbewerbssituation einer großen Variante des Szenarios dar.

Diese Variante wurde 50 Mal mit neuen Fahrprofildaten initialisiert, die aus dem 21,3 GB großen Gesamtdatenbestand zu einem zufälligen Zeitpunkt aus dem Jahr 2015 gewählt wurden. Nach jeder neuen Initialisierung wurden jeweils die 10.000 Kombinationen von Marktdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote berechnet. Die Ergebnisse stellen sich wie folgt dar:

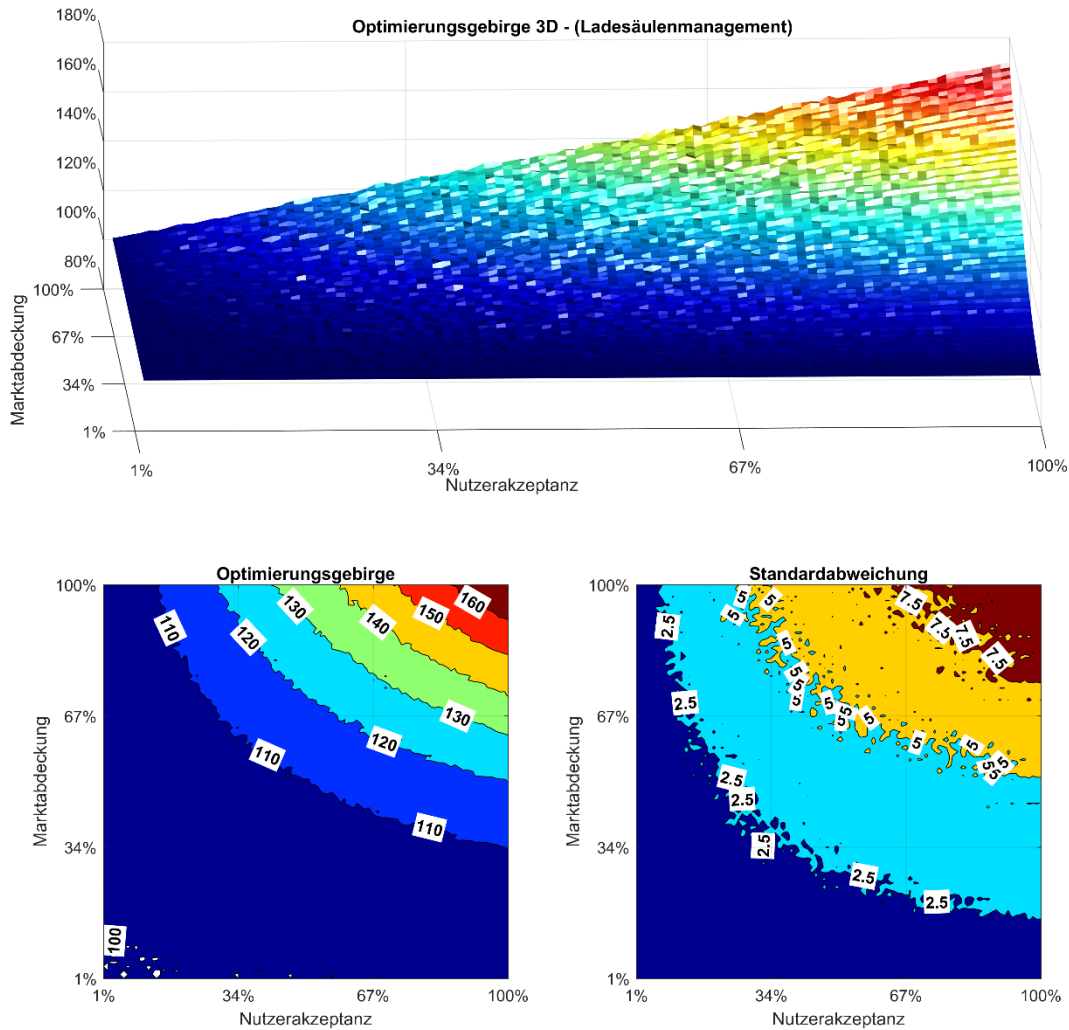


Abbildung 83: Ergebnisse der großen Variante des Szenarios mit geringem Wettbewerb

9.2 Variante 5 „groß und moderater Wettbewerb“ - 150 Fahrzeuge und 150 Ladesäulen

Diese Variante belastet das Ladesäulenmanagementsystem mit 150 gleichzeitig nach Ladesäulen suchenden Fahrzeugen. Dabei werden 150 Ladesäulen berücksichtigt. Die Ladesäulenanzahl beträgt damit 100 % der nach Ladesäulen fragenden Fahrzeuganzahl und stellt damit eine moderate Wettbewerbssituation einer großen Variante des Szenarios dar.

Diese Variante wurde 50 Mal mit neuen Fahrprofildaten initialisiert, die aus dem 21,3 GB großen Gesamtdatenbestand zu einem zufälligen Zeitpunkt aus dem Jahr 2015 gewählt wurden. Nach jeder neuen Initialisierung wurden jeweils die 10.000 Kombinationen von Marktdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote berechnet. Die Ergebnisse stellen sich wie folgt dar:

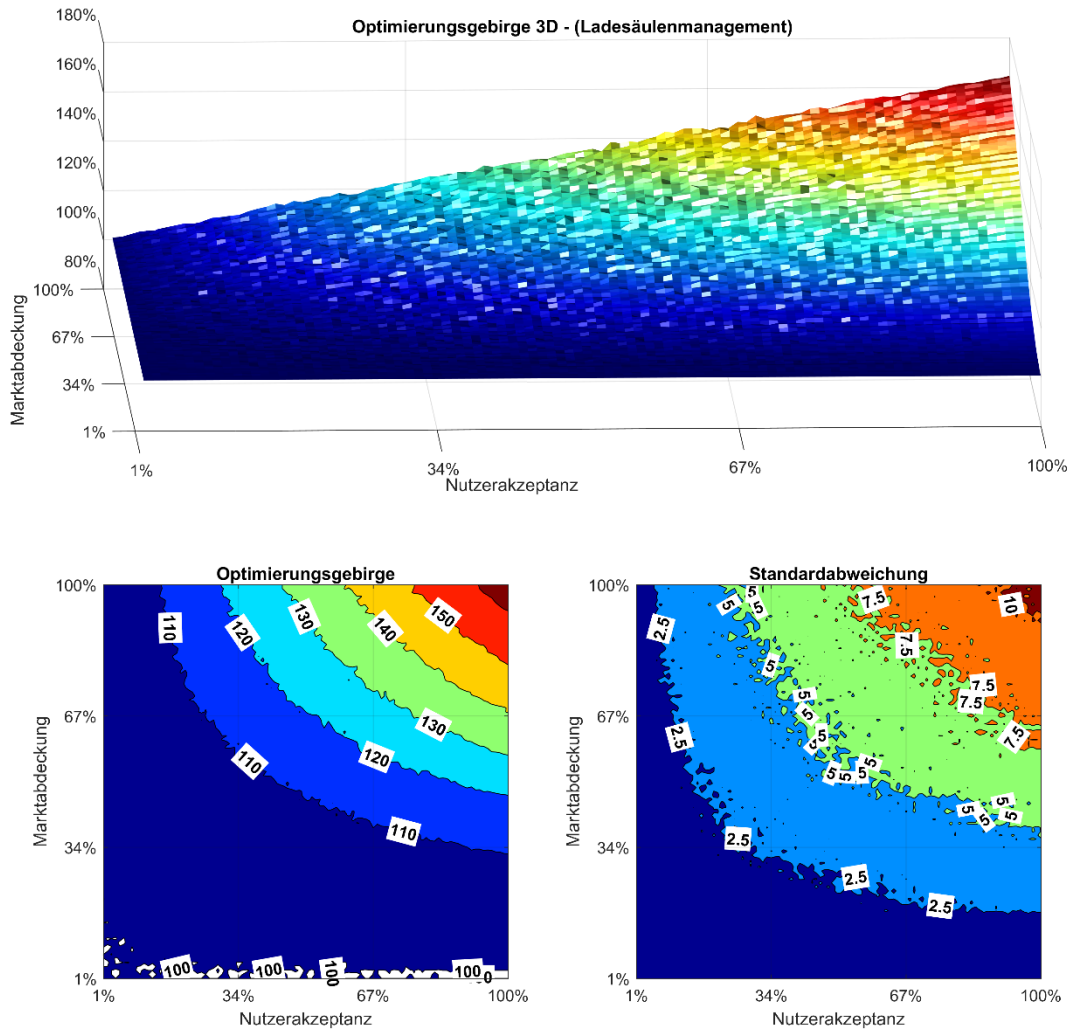


Abbildung 84: Ergebnisse der großen Variante des Szenarios mit moderatem Wettbewerb

9.3 Variante 4 „groß und starker Wettbewerb“ - 150 Fahrzeuge und 75 Ladesäulen

Diese Variante belastet das Ladesäulenmanagementsystem mit 150 gleichzeitig nach Ladesäulen suchenden Fahrzeugen. Dabei werden 75 Ladesäulen berücksichtigt. Die Ladesäulenanzahl beträgt damit 50 % der nach Ladesäulen fragenden Fahrzeuganzahl und stellt damit eine starke Wettbewerbssituation einer großen Variante des Szenarios dar.

Diese Variante wurde 50 Mal mit neuen Fahrprofildaten initialisiert, die aus dem 21,3 GB großen Gesamtdatenbestand zu einem zufälligen Zeitpunkt aus dem Jahr 2015 gewählt wurden. Nach jeder neuen Initialisierung wurden jeweils die 10.000 Kombinationen von Marktdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote berechnet. Die Ergebnisse stellen sich wie folgt dar:

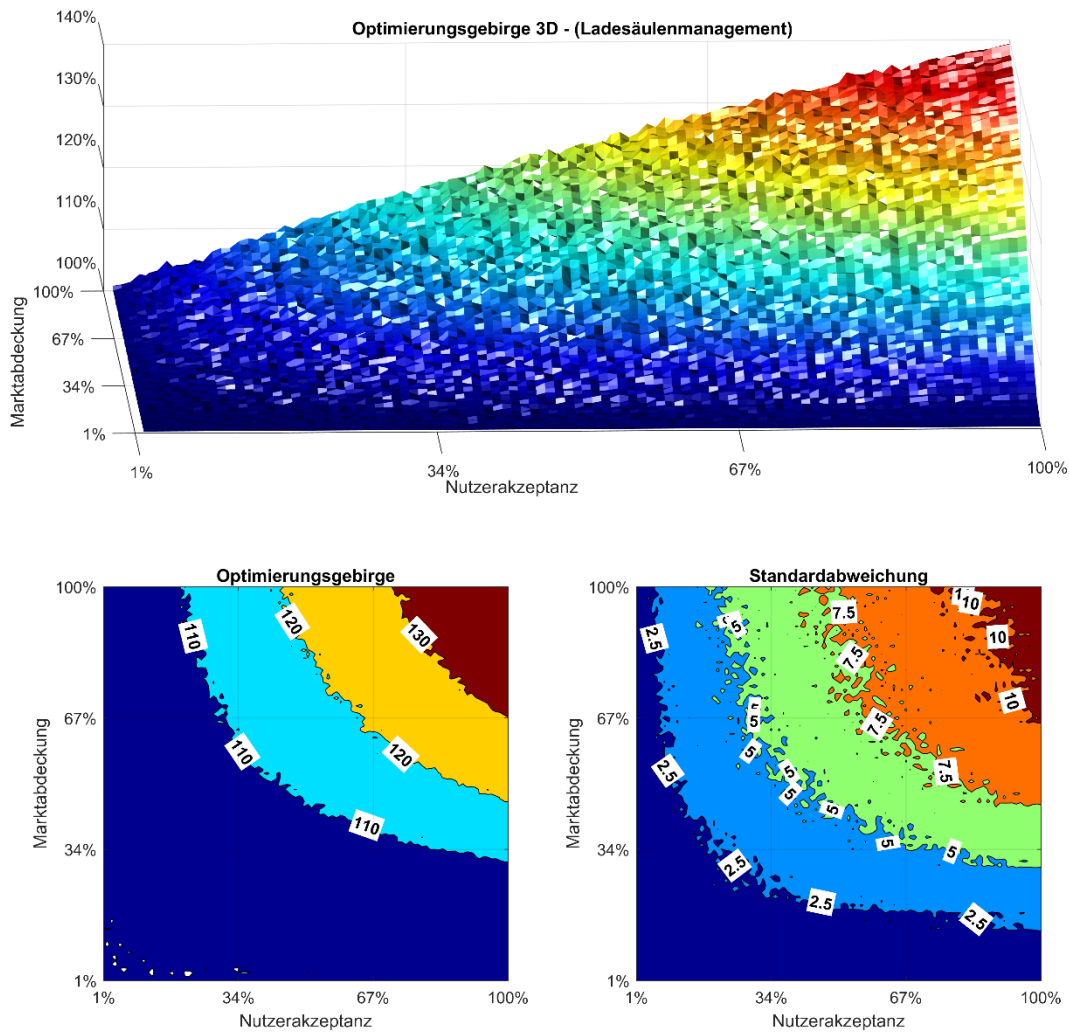


Abbildung 85: Ergebnisse der großen Variante des Szenarios mit starkem Wettbewerb

9.4 Variante 3 „klein und geringer Wettbewerb“ - 50 Fahrzeuge und 75 Ladesäulen

Diese Variante belastet das Ladesäulenmanagementsystem mit 50 gleichzeitig nach Ladesäulen suchenden Fahrzeugen. Dabei werden 75 Ladesäulen berücksichtigt. Die Ladesäulenanzahl beträgt damit 150 % der nach Ladesäulen fragenden Fahrzeuganzahl und stellt damit eine geringe Wettbewerbssituation einer kleinen Variante des Szenarios dar.

Diese Variante wurde 50 Mal mit neuen Fahrprofildaten initialisiert, die aus dem 21,3 GB großen Gesamtdatenbestand zu einem zufälligen Zeitpunkt aus dem Jahr 2015 gewählt wurden. Nach jeder neuen Initialisierung wurden jeweils die 10.000 Kombinationen von Marktdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote berechnet. Die Ergebnisse stellen sich wie folgt dar:

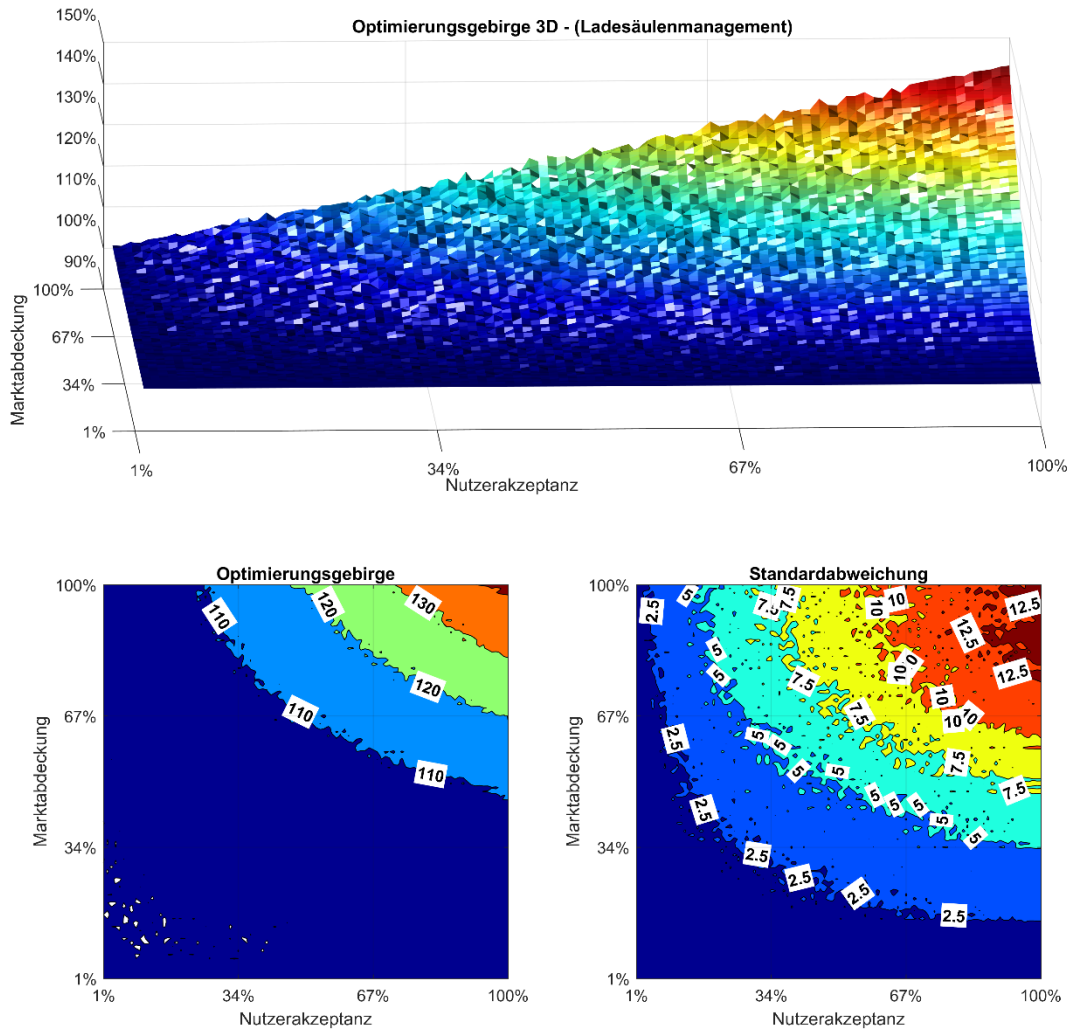


Abbildung 86: Ergebnisse der kleinen Variante des Szenarios mit geringem Wettbewerb

9.5 Variante 2 „klein und moderater Wettbewerb“ - 50 Fahrzeuge und 50 Ladesäulen

Diese Variante belastet das Ladesäulenmanagementsystem mit 50 gleichzeitig nach Ladesäulen suchenden Fahrzeugen. Dabei werden 50 Ladesäulen berücksichtigt. Die Ladesäulenanzahl beträgt damit 100 % der nach Ladesäulen fragenden Fahrzeuganzahl und stellt damit eine moderate Wettbewerbssituation einer kleinen Variante des Szenarios dar.

Diese Variante wurde 50 Mal mit neuen Fahrprofildaten initialisiert, die aus dem 21,3 GB großen Gesamtdatenbestand zu einem zufälligen Zeitpunkt aus dem Jahr 2015 gewählt wurden. Nach jeder neuen Initialisierung wurden jeweils die 10.000 Kombinationen von Marktdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote berechnet. Die Ergebnisse stellen sich wie folgt dar:

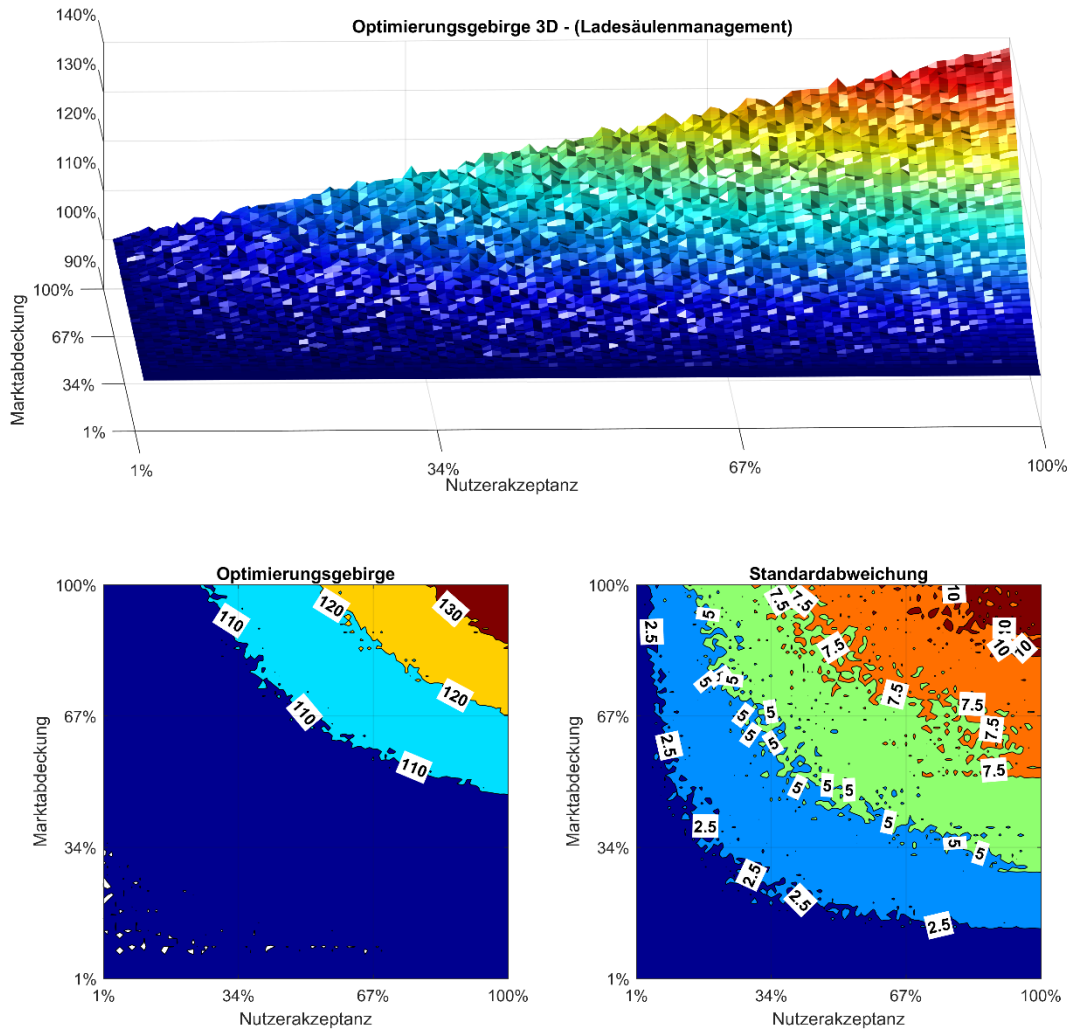


Abbildung 87: Ergebnisse der kleinen Variante des Szenarios mit moderatem Wettbewerb

9.6 Variante 1 „klein und starker Wettbewerb“ - 50 Fahrzeuge und 25 Ladesäulen

Diese Variante belastet das Ladesäulenmanagementsystem mit 50 gleichzeitig nach Ladesäulen suchenden Fahrzeugen. Dabei werden 25 Ladesäulen berücksichtigt. Die Ladesäulenanzahl beträgt damit 50 % der nach Ladesäulen fragenden Fahrzeuganzahl und stellt damit eine starke Wettbewerbssituation einer kleinen Variante des Szenarios dar.

Diese Variante wurde 50 Mal mit neuen Fahrprofilaten initialisiert, die aus dem 21,3 GB großen Gesamtdatenbestand zu einem zufälligen Zeitpunkt aus dem Jahr 2015 gewählt wurden. Nach jeder neuen Initialisierung wurden jeweils die 10.000 Kombinationen von Marktdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote berechnet. Die Ergebnisse stellen sich wie folgt dar:

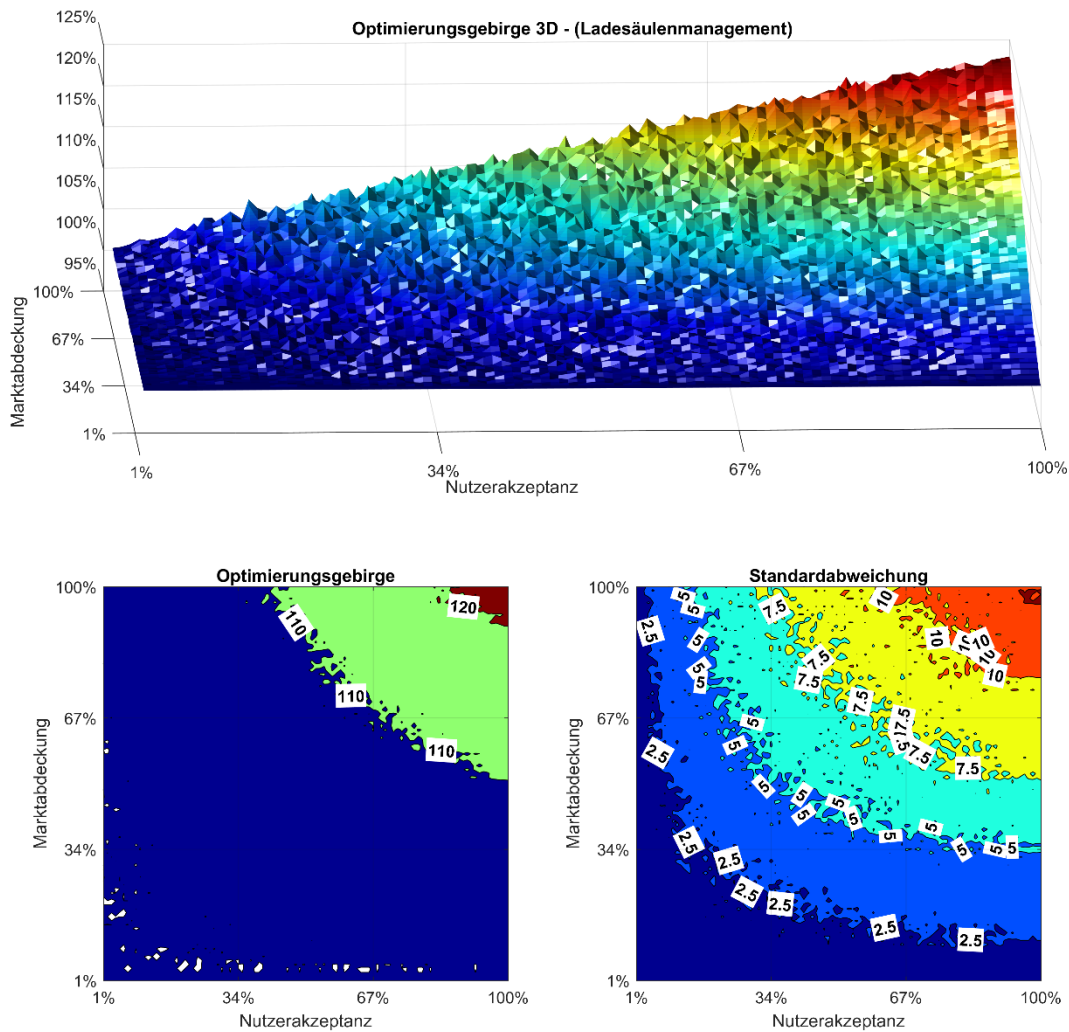


Abbildung 88: Ergebnisse der kleinen Variante des Szenarios mit starkem Wettbewerb

Nach der Darstellung sämtlicher Einzelergebnisse werden diese im nächsten Abschnitt mit einem Signifikanztest analysiert und miteinander verglichen.

9.7 Der Signifikanztest

Die mit dem Ladesäulenmanagementsystem erzielten Ergebnisse werden in diesem Abschnitt mit einem zusammenfassenden Signifikanztest untersucht. Bei einem Signifikanztest wird untersucht, wie wahrscheinlich es ist, dass die erzielten positiven Ergebnisse nur rein zufälliger Natur sind. Dafür wird zunächst die Nullhypothese ausformuliert, die es mit den Ergebnissen signifikant zu widerlegen gilt.

Die Behauptung der Nullhypothese lautet: „Wenn Elektrofahrzeugfahrer die optimierten Empfehlungen eines Ladesäulenmanagementsystems umsetzen, dann führt dies zu einer geringen Performance von unter 100 % gegenüber der Entscheidung, kein Ladesäulenmanagementsystem zu verwenden und immer nur zur nächstgelegenen Ladesäule zu fahren, was einer Performance von 100 % entspricht.“

Interpretationshilfe zur Begrifflichkeit Performance:

Wie bereits erläutert, definiert eine Performance von 100 % das normierte Standardladeverhalten, bei dem die Fahrer ohne Verwendung eines Ladesäulenmanagementsystems immer nur an der nächstgelegenen Ladesäule laden. Dabei wird gemessen, wie viele Fahrzeuge die Ladesäulen ohne Blockierungen als erste Fahrzeuge vor den anderen Fahrzeugen erreichen können und wie viel Reichweite mit diesem Ladeverhalten über die Ladesäulen erhalten werden kann. Dies stellt die 100 % als Benchmark-Größe dar. Eine Optimierung der Ladesäulenempfehlung durch ein Ladesäulenmanagementsystem mit einer Performance von beispielsweise 115 % würde also +15 % mehr Reichweite im Rahmen der fahrerindividuellen persönlichen Präferenzen an die Fahrzeuge vermitteln, womit sich die Ladesituation der Fahrer verbessert.

Die Nullhypothese und Alternativhypothese definieren sich wie folgt:

- **Die Nullhypothese H_0 definiert sich mit:**

$$H_0: \mu \leq 100 \%$$

Die Optimierungen des Ladesäulenmanagementsystems führen zu keiner signifikanten Verbesserung der Ladesituation μ für Elektrofahrzeugfahrer und liegen unter 100 %.

- **Die Alternativhypothese H_1 lautet:**

$$H_1: \mu > 100 \%$$

Die Optimierungen des Ladesäulenmanagementsystems verbessern die Ladesituation μ für Elektrofahrzeugfahrer und liegen signifikant über 100 %.

Es handelt sich hierbei also um einen rechtsseitigen Signifikanztest. Ergebnisse, die sehr weit rechts von 100 % liegen, also deutlich größer als 100 % sind, sprechen grundsätzlich gegen die Nullhypothese. Dabei muss jedoch geprüft werden, wie weit rechtsseitig die Ergebnisse liegen und wie wahrscheinlich es ist, dass die Ergebnisse dort nur zufällig bei Zutreffen von H_0 auftraten.

Wenn also mit dem Signifikanztest gezeigt werden kann, dass ein Ladesäulenmanagementsystem entgegen der Nullhypothese zu einer Performance führt, die signifikant über 100 % liegt, dann müsste die Nullhypothese verworfen werden und die Ergebnisse würden für die Wirksamkeit eines Ladesäulenmanagementsystems und für die Alternativhypothese sprechen. Bei der Bewertung der Begrifflichkeit der Signifikanz werden die Faktoren α und p betrachtet.

Das Signifikanzniveau α beschreibt die Wahrscheinlichkeit, eine wahre Hypothese H_0 irrtümlich abzulehnen, und wird vom Tester problemadäquat festgelegt.

Das problemadäquate Festlegen von α hängt von der Bedeutsamkeit der zu untersuchenden Ergebnisse ab und wie fatal es wäre, wenn die Ergebnisse fälschlicherweise als korrekt angesehen würden. Angenommen, es liegt eine Messreihe bezüglich der Reißfestigkeit von einem neu entwickelten und angeblich besonders reißfesten Seil vor.

Die Nullhypothese H_0 würde für dieses Beispiel wie folgt lauten: „Die Reißfestigkeit des neu entwickelten Seils ist geringer als die des bisherigen Seils.“ Dabei macht es einen erheblichen Unterschied, wo dieses neue Seil eingesetzt wird, und muss vom Tester problemadäquat angepasst

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Ergebnisse

werden. Wenn dieses beim Klettern eingesetzt wird, betrifft dies Menschenleben, ob die Ergebnisse nur rein zufällig sind oder tatsächlich ein reißfesteres Seil entwickelt wurde. Wenn das Seil aber nur zum Befestigen eines Tretbootes verwendet wird, hat dies wesentlich weniger negative Konsequenzen, falls Ergebnisse nur zufällig sind und das Seil reißt. Wenn die Nullhypothese irrtümlich abgelehnt wird und daraus geschlussfolgert wird, dass dieses neue Kletterseil eine höhere Reißfestigkeit hätte, wäre dies fatal. Daher würde bei der Kletterseilfragestellung ein sehr kleines α von beispielsweise 0,1 % angebracht sein. Die Wahrscheinlichkeit, dass die Ergebnisse zufällig entstanden sind und damit irrtümlich die Nullhypothese verworfen wurde, liegt also bei höchstens 0,1 %. Bei der Tretbootbefestigungsfragestellung würde selbst ein α von 5 % keine gravierenden Konsequenzen provozieren.

Neben dem Signifikanzniveau α wird der Faktor p verwendet. Bei einem Signifikanztest beschreibt der Faktor p , wie wahrscheinlich es ist, dass ein Ergebnis und alle noch extremeren Ergebnisse, die noch weiter rechtsseitig von diesem Ergebnis liegen, nur zufällig auftraten.

Wenn für ein Ergebnis $p < \alpha$ gilt, dann spricht dies gegen die Nullhypothese H_0 und für die Alternativhypothese H_1 und die Ergebnisse sind signifikant.

Die Irrtumswahrscheinlichkeit α wird also je nach Bedeutsamkeit der Fragestellung definiert und liegt typischerweise bei 5 % oder 1 %, manchmal sogar bei 0,1 %. In der Wissenschaft sind besonders 5 % und 1 % übliche Standards, die auch in dieser Arbeit so angewendet werden, um eine allgemeine Vergleichbarkeit der erzielten Ergebnisse zu gewährleisten [167, p. 6] [168, pp. 296, 298] [169, pp. 153, 157] [170, p. 740].

Eine etwaige Investition für ein Ladesäulenmanagementsystem kann je nach Umsetzungsgröße sehr kostenintensiv sein und Verkehrsflüsse maßgeblich beeinflussen. Für diese Arbeit wird daher der strengere Wert von $\alpha = 1 \%$ für das Signifikanzniveau gefordert. Die Irrtumswahrscheinlichkeit liegt dabei folglich bei 1 %.

Die mit der Evaluation erzielten Ergebnisse decken für die sechs Varianten der Szenarien jeweils 10.000 Kombinationen von Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote ab. Dabei wurde jede der sechs Varianten jeweils 50 Mal mit neuen Fahrprofilen neu initialisiert. Die Stichprobengröße beträgt also 50. Da jede Variante für alle 10.000 Kombinationen von Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote 50 Mal neu berechnet wurde, wurden also pro Variante $50 \times 10.000 = 500.000$ einzelne Verkehrssituationen vom Ladesäulenmanagementsystem optimiert, wie es mit Abbildung 78 auf der Seite 181 zusammenfassend dargestellt wurde.

Im Rahmen des Signifikanztests wird demnach für jede der sechs Varianten der Szenarien und für alle dabei anfallenden 10.000 Kombinationen von Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote über die 50 Stichproben geprüft, wie signifikant die vom Ladesäulenmanagementsystem erzielte Performance ist. In Bereichen sehr geringer Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz stehen der Optimierung kaum Daten bereit, womit selten signifikante Optimierungen erzielbar sind. In Bereichen hoher Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz ist eine Optimierung oftmals möglich.

Eine Durchschnittsbetrachtung über sämtliche 10.000 Kombinationen, also über den gesamten Bereich von 1 % bis 100 % für Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz würde die Ergebnisse verwaschen und wäre nicht sinnvoll. Eine alternative Betrachtung bei der sämtliche 10.000 Einzelergebnisse untersucht werden, lässt sich visuell nicht mehr übersichtlich darstellen und diskutieren.

Daher müssen die 10.000 Einzelergebnisse pro Variante sinnvoll hinsichtlich Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz aggregiert werden, um diese visualisieren und interpretieren zu können. Damit soll die interessante Fragestellung beantwortet werden, ab welcher Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz das Ladesäulenmanagementsystem signifikant positive Ergebnisse erzielt und wann nicht.

Eine Unterteilung in die drei Bereiche „gering: 1 % bis 34 %“, „moderat: 34 % bis 67 %“ und „hoch: 67 % bis 100 %“ je Achse für Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz ermöglicht eine sinnvolle

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Ergebnisse

Visualisierung und Interpretation. Auch im Hinblick auf eine mögliche Marktumsetzung und allgemeinverständliche Kommunikation ist eine übersichtliche kategorische Einteilung sinnvoll. Abbildung 89 fasst die Ergebnisse des Signifikanztests für alle sechs Szenarien über alle jeweils 50×10.000 betrachteten Verkehrssituationen zusammen. Dabei werden die 10.000 Kombinationen von Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz jeweils in die übersichtlichen Bereiche „gering: 1 % bis 34 %“, „moderat: 34 % bis 67 %“ und „hoch: 67 % bis 100 %“ zusammengefasst. Die schwarzen gestrichelten Linien kennzeichnen diese Bereiche. In diesen Bereichen werden die durchschnittlichen Bereichsergebnisse auch textuell genannt.

Sämtliche betrachteten 10.000 Kombinationen von Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz, bei denen das Ladesäulenmanagementsystem ein Signifikanzniveau von $\alpha = 1 \%$ erreicht, wurden auf der Abbildung 89 zusätzlich einzeln grün eingefärbt. Diese Fälle sprechen gegen die Nullhypothese und für die Wirksamkeit des Ladesäulenmanagementsystems. Die grünen Datenpunkte kennzeichnen also die signifikanten Ergebnisse. Die rot eingefärbten Datenpunkte bestätigen die Nullhypothese. In diesen Fällen erreicht das Ladesäulenmanagementsystem keine signifikanten Ergebnisse. Pro Variante wurden also sämtliche 10.000 Datenpunkte farblich grün als signifikant oder rot als nicht signifikant visualisiert.

In den durch die gestrichelten schwarzen Linien eingeteilten neun Bereichen auf der Abbildung 89 wird jeweils die vom Ladesäulenmanagementsystem maximale, durchschnittliche und minimale erzielte Bereichsperformance z_{\max} , z_{avg} und z_{\min} für den jeweiligen Bereich angegeben.

Da, wie erwähnt 10.000 Kombinationen von Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz betrachtet werden, deckt ein Bereich jeweils etwa $10.000 / 9 \approx 1.111$ betrachtete Kombinationen ab.

Mit dem Wert q wird für jeden der neun Bereiche beschrieben, wie viele der dort betrachteten Fälle signifikant sind.

Der Wert q ist also das prozentuale Verhältnis von nicht signifikanten roten und signifikanten grünen Datenpunkten pro Bereich. Zusätzlich wurden Bereiche blau umrandet, wo mindestens 99 % der Datenpunkte signifikant grün sind. Die Wahl der Grenze mit $q > 99 \%$ ist im Prinzip austauschbar und wurde nur für eine zusammenfassende Visualisierung getroffen, um die grünen Signifikanzbereiche visuell besser abzugrenzen. Dies unterstützt eine transparente und verständliche Diskussion im abschließenden Fazit im Kapitel 10. Denn es soll dort nicht mehr über einzelne Datenpunkte, sondern zusammenfassend über die Signifikanz der neun Grobbereiche diskutiert werden. Die Detailsicht kann natürlich im Kapitel 9 bei der Einzelergebnisdarstellung erfolgen. Demgegenüber soll das Fazit im Kapitel 10 aber eine bewusst kurze, zusammenfassende und übersichtliche Sicht über die gesamte Arbeit bieten.

Abbildung 89 ermöglicht zwei grundsätzliche Perspektiven:

1. Detailsicht: Zum einen erfolgt die detaillierte Darstellung sämtlicher 10.000 farblich markierten Datenpunkte und es kann damit für jede Kombination von Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz abgelesen werden, ob Signifikanz erreicht wurde oder nicht.
2. Allgemeinsicht: Die 10.000 Datenpunkte wurden mit den $3 \times 3 = 9$ Grobbereichen „gering“, „moderat“ und „hoch“ zusammengefasst. Damit können direkt die erzielte Bereichsperformance z_{\max} , z_{avg} und z_{\min} und die Häufigkeit der signifikant grünen Datenpunkte mit dem Wert q abgelesen werden.

Mit diesem Vorgehen wird ermöglicht, zusammenfassend auf einer Abbildung sämtliche über die sechs Varianten anfallenden $6 \times 50 \times 10.000 = 3$ Millionen Datenpunkte sowohl detailliert farblich als auch zusammenfassend textuell darzustellen.

Der auf der Abbildung 89 mit dem roten **A** markierte Bereich beschreibt beispielsweise, dass für die dort betrachteten Fälle von Nutzerakzeptanz „gering: 1 % bis 34 %“ und Marktabdeckung „moderat: 34 % bis 67 %“ nur eine durchschnittliche Performance z_{avg} von gerade mal 101,7 % erreicht wird. In den grün markierten Datenpunkten erreicht das Ladesäulenmanagementsystem zwar Signifikanz, doch in Summe über den gesamten Bereich beträgt die Häufigkeit der grünen und signifikanten Datenpunkte in Bezug zu den roten und nicht signifikanten Datenpunkten nur 67,9 %. Der Anteil signifikanter Datenpunkte beträgt in diesem Bereich also $q = 67,9 \%$. Doch schon der unmittelbar benachbarte Bereich **B** beinhaltet beispielsweise nur grüne Datenpunkte, womit hier $q = 100 \%$ beträgt.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Ergebnisse

Durchgeführt wurde der Signifikanztest mit MATLAB R2016 [158] und der zugehörigen Implementierung für Signifikanztests. Aus Darstellungsgründen wurde nach der ersten Nachkommastelle abgeschnitten:

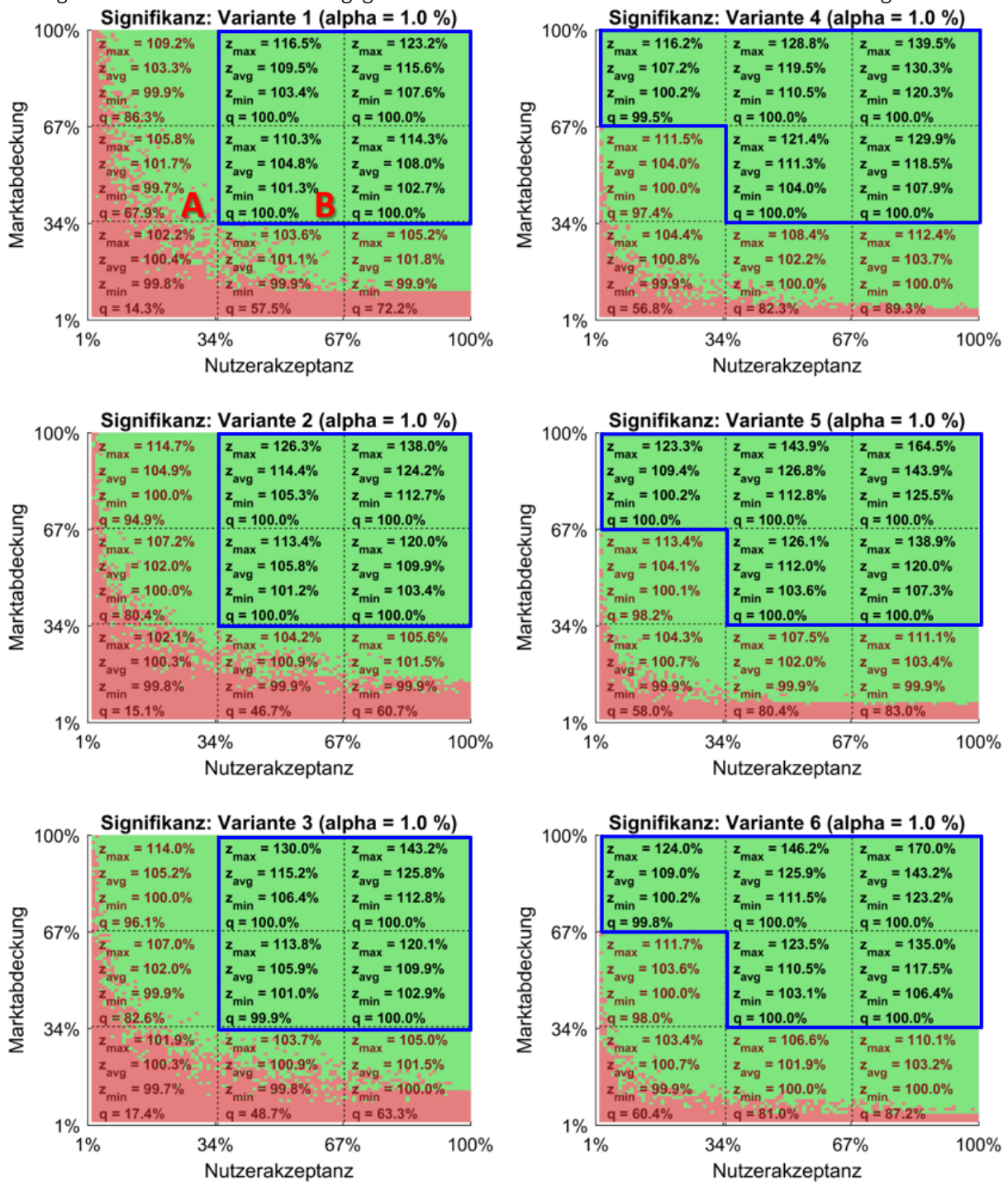


Abbildung 89: Signifikanztest über alle Varianten des Szenarios

Die blauen Umrandungen auf der Abbildung 89 markieren die Kombinationen in denen $p \ll \alpha$ gilt und somit das Ladesäulenmanagementsystem hochsignifikante Ergebnisse erzielt [170, p. 740]. In den nicht umrandeten Bereichen, meistens bei niedriger Marktbedeckungs- und Nutzerakzeptanzquote, gilt für die roten Fälle $p > \alpha$ und es werden für diese Fälle keine signifikanten Ergebnisse erreicht.

Die Bereichsperformance kann wie folgt zusammengefasst werden:

- **Die durchschnittliche Bereichsperformance z_{avg}**
Diese liegt im blauen Bereich grundsätzlich zwischen 104,8 % und 143,9 %. In Variante 5 mit vielen Fahrzeugen und 100 % Ladesäulen bezogen auf die Fahrzeuganzahl ist die durchschnittliche Bereichsperformance mit 143,9 % im Bereich hoher Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz am größten. In der wettbewerbsstarken Variante 1 mit wenigen Fahrzeugen und bezogen auf die Fahrzeuganzahl nur 50 % Ladesäulen ist die durchschnittliche Bereichsperformance mit 104,8 % bei moderater Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz im blauen Signifikanzbereich am geringsten.
- **Die minimale Bereichsperformance z_{min}**
Diese wird im blauen Bereich in Variante 3 mit 101,0 % erreicht. Dieser Datenpunkt liegt nahe der 34 % für Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz. Dabei stören folglich etwa 66 % der Fahrer die Optimierung, indem sie nicht am Ladesäulenmanagementsystem teilnehmen und Ladesäulen unvorhergesehen blockieren.
- **Die maximale Bereichsperformance z_{max}**
Diese wird in Variante 6 mit einer Performance von 170,0 % wie erwartet im Datenpunkt bei einer sehr hohen Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz von jeweils 100 % erzielt. Eine so hohe Marktabdeckungs- und Nutzerakzeptanzquote wird in typischen Verkehrssituationen durch spontane Umentscheidungen der Fahrer sehr wahrscheinlich nicht möglich sein, aber Anwendungsmöglichkeiten dafür liegen im Bereich der autonomen Logistik und werden im Abschnitt 10.2 diskutiert.

Erweiternd zu diesem Signifikanztest erfolgt im nächsten Abschnitt ein feingranularer Vergleich sämtlicher Varianten.

9.8 Vergleich der Ergebnisse

Für die einheitliche Gegenüberstellung der sechs Varianten werden diese hier abschließend gemeinsam dargestellt. Bei dieser gemeinsamen Darstellung wird für jede Variante zum Herstellen der Vergleichbarkeit eine repräsentative Markierungslinie gewählt.

Als repräsentative Markierungslinie wird die 110 % Line gewählt. Diese Linie markiert in allen sechs Varianten des Szenarios genau die Kombinationen von Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote, bei denen das Ladesäulenmanagementsystem den Reichweiteerwerb der Fahrer durchschnittlich um +10 % steigern kann. Diese Markierungslinie wird aus zwei Gründen gewählt:

- Zum einen ist diese Linie in allen sechs simulierten Varianten des Szenarios durchgehend darstellbar vorhanden. Damit können also alle sechs Varianten übergreifend miteinander verglichen werden.
- Zum anderen entspricht dies aus der Sicht der Fahrer einer wahrnehmbaren Grenze, ab der durchschnittlich +10 % mehr Reichweite erwerbbar wären. Dies wird im Folgenden näher erläutert.

Alternativ wäre ein Vergleich der Variante mit der Überschreitung der 100 % Line auch denkbar. Dies reduziert aber die Interpretierbarkeit hinsichtlich der praktischen Fahrerwahrnehmung. Denn diese Linie würde nur die Kombinationen von Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote markieren, bei denen gerade so eine positive Performance erreichbar ist, die den Fahrern praktisch aber nur einen marginalen und subjektiv nicht wahrnehmbaren Mehrwert bietet, der gerade so über den nicht optimierten 100 % Standardfall liegen würde.

Demgegenüber würde beispielsweise die 130 % Markierungslinie Situationen markieren, die Fahrern gegenüber in ihrem täglichen Fahr- und Ladeverhalten einen deutlich wahrnehmbaren Performancegewinn von durchschnittlich +30 % mehr Reichweite bieten würden.

Doch diese Performance erreicht das Ladesäulenmanagementsystem nur in den großen Varianten des Szenarios mit der größeren Ladesäulenanzahl. Diese größere Ladesäulenanzahl bietet mehr Raum für

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Ergebnisse

die Optimierung des Ladesäulenmanagementsystems, sodass auch größere Performancegewinne erzielbar sind.

Die anderen wettbewerbsstärkeren Varianten, bei denen die Optimierung für eine sehr begrenzte Anzahl an Ladesäulen für die Fahrer optimierte Ladesäulenempfehlungen finden muss, bieten diesbezüglich natürlich weniger Freiraum zum Optimieren, sodass die 130 % Linie in diesen Varianten nicht immer zum Vergleich vorhanden ist.

Deshalb bietet es sich an, die 110 % Markierungslinie zu verwenden. Diese ist zum einen eine wahrnehmbare Grenze, ab der die Fahrer von einem praktisch spürbaren Mehrwert profitieren, und zum anderen ist diese Linie in allen Varianten durchgehend zum gemeinsamen Vergleichen vorhanden. Die 110 % Markierungslinie stellt sich im Vergleich für alle Varianten wie folgt dar:

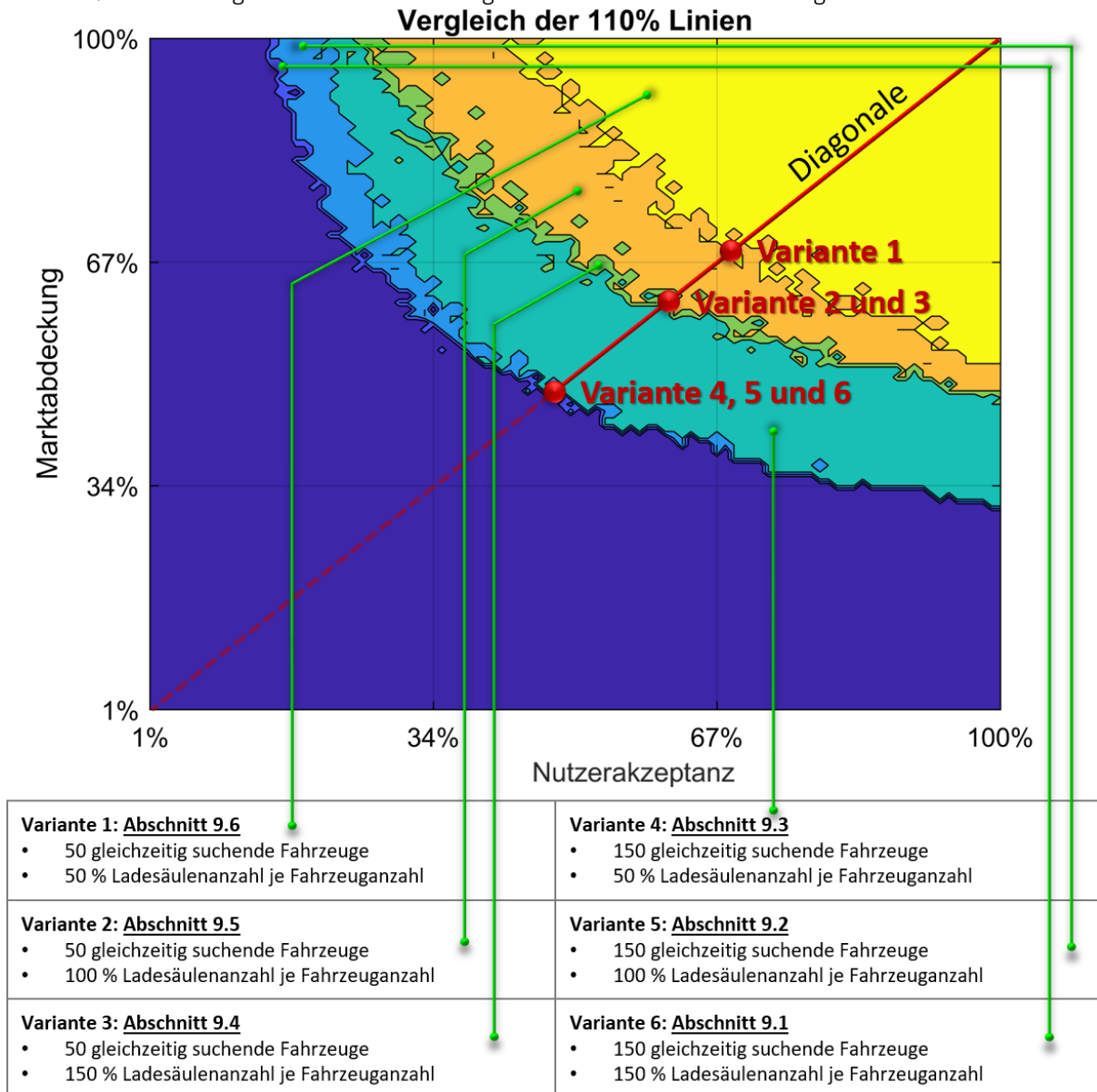


Abbildung 90: Vergleich der Varianten des Szenarios

In der Darstellung wurden auf der Diagonalen zwischen Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote die sechs Varianten des Szenarios auf der 110 % Markierungslinie mit Vergleichspunkten markiert. Die Diagonale eignet sich zum Eintragen der Vergleichspunkte aufgrund folgender Gründe:

- Die Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote verhalten sich relativ symmetrisch zueinander und werden mit der Diagonalen ähnlich berührt.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Ergebnisse

- Ein Vergleichspunkt weit oberhalb der Diagonalen würde auf der 110 % Markierungslinie jeweils die Situationen markieren, bei denen eine sehr hohe Marktabdeckung, aber geringe Nutzerakzeptanz vorliegt. Dies ist aus der Sicht der Fahrer eher untypisch. Wer Daten bereitstellt, wird auch im Gegenzug von den Optimierungen des Ladesäulenmanagementsystems profitieren wollen und dabei eine erhöhte Nutzerakzeptanz aufweisen.
- Im Gegensatz dazu würde ein Vergleichspunkt unterhalb der Diagonalen auf der 110 % Markierungslinie die Situationen markieren, in denen nur wenige Fahrer Daten bereitstellen, aber diese wenigen Fahrer dann nahezu vollständig die optimierten Ladesäulenempfehlungen akzeptieren und befolgen würden. Dass in der Markthochlaufphase zunächst nur wenige Fahrer ein Ladesäulenmanagementsystem nutzen werden, ist erstmal realistisch. Doch eher unrealistisch ist, dass diese dann vorbehaltlos sämtliche Ladesäulenempfehlungen befolgen würden. Spontane Terminänderungen oder besondere Verkehrsereignisse werden auch in solchen Situationen immer dazu führen, dass Nutzerakzeptanzquoten nahe 100 % unrealistisch sind und Fahrer immer mal wieder trotz der erhaltenen optimierten Ladesäulenempfehlungen eine alternative Ladesäule anfahren.
- Die Diagonale liegt als gute Vergleichsbasis zwischen den beiden zuvor diskutierten alternativen Einzeichnungsbereichen von Vergleichspunkten und kann somit einen realistischen Arbeitsbereich markieren, in dem die Vergleichspunkte für den Vergleich der Varianten gesetzt und diskutiert werden können. Abseits dieser markierten Vergleichspunkte bietet Abbildung 90 natürlich auch sämtliche Freiheiten, nachträglich jeden anderen Vergleichspunkt ablesen zu können. Für die Markierung eines realitätsnahen relevanten Arbeitsbereichs wurde die hier diskutierte Diagonale verwendet.

Dabei zeigt sich, dass besonders die großen Varianten 4, 5 und 6 vom Szenario mit vielen Fahrzeugen und Ladesäulen gut optimierbar sind. Das Ladesäulenmanagementsystem erreicht in diesen Situationen schon bei einer Marktabdeckungsquote von 52 % und einer Nutzerakzeptanzquote von 53 % eine Performance von mindestens 110 %.

Dies gelingt bei der ladesäulenärmsten Variante 1 erst bei einer Marktabdeckungsquote von 71 % und einer Nutzerakzeptanzquote von 72 %.

Denn bei kleinen und wettbewerbsstarken Varianten des Szenarios mit wenigen Ladesäulen und ohne viel Wahlmöglichkeiten kann es schnell zu einem „Lock-Down“ kommen, wenn die Fahrer nur zwischen wenigen Ladesäulen wählen können und von diesen auch nicht alle aufgrund geringer Restreichweite erreichbar sind. Optimierungen sind dann in vielen Fällen nicht mehr sehr effektiv möglich, da die Fahrer zu wenig oder keine weiteren Wahlmöglichkeiten im Rahmen ihrer persönlichen Präferenzen und Restreichweite bei einer geringen Ladesäulenanzahl besitzen.

Des Weiteren zeigt sich, dass bei den fahrzeugreichen Varianten 4, 5 und 6 eine weitere Erhöhung der Ladesäulenanzahl von 100 % auf 150 % bezüglich der Fahrzeuganzahl zu keiner nennenswerten Verbesserung der Optimierung mehr führt und die 110 % Markierungslinien sehr dicht beieinanderliegen und nicht wesentlich früher erreicht werden. Dies ist also eine Schwelle, ab der ein Ladesäulenmanagementsystem die Ladesituation für Fahrer wahrnehmbar verbessern kann.

Ab einer Ladesäulenanzahl, die 100 % der Fahrzeuganzahl entspricht, bestehen genügend Verteilungsmöglichkeiten im Rahmen der persönlichen Präferenzen der Fahrer, um diese mit dem Ladesäulenmanagementsystem kollisionsreduziert auf die vorhandenen und nach deren Präferenzen gültigen Ladesäulen optimiert verteilen zu können.

Bei einer vollständigen Marktabdeckungs- und Nutzerakzeptanzquote kann eine maximale Performance von bis zu 170 % erreicht werden, sodass sich die Ladesituation für die Fahrer in diesem Idealfall also um bis zu +70 % gegenüber der Standardsituation verbessert, bei der die Fahrer ohne Verwendung des Ladesäulenmanagementsystems immer nur zur nächstgelegenen Ladesäule fahren würden. Abbildung 83 zeigt dies in diesem Kapitel auf Seite 193 für die große und ladesäulenreiche Variante 6 vom Szenario. Ein möglicher Anwendungsfall für Situationen mit vollständiger Marktabdeckungs- und Nutzerakzeptanzquote wird im Ausblick im Abschnitt 10.2 aufgezeigt.

Bei den kleinen Varianten 1 bis 3 wird eine maximale Performance von etwa 123 % bis 143 % erreicht, was die Ladesituation folglich um +23 % bis +43 % gegenüber dem Standardladeverhalten optimieren kann. Abbildung 86 bis Abbildung 88 zeigen dies auf den Seiten 196 bis 198.

Diese zusammenfassenden Ergebnisse werden im abschließenden Kapitel 10 final diskutiert. Zuvor wird im nächsten Abschnitt zusätzlich zu den bisher betrachteten Varianten des Szenarios dargestellt, wie sich die Ergebnisse des simulierten Taxifahrverhaltens auf ein Fahrverhalten von Privatpersonen übertragen lassen.

9.9 Übertragbarkeit auf Privatfahrer

Das in dieser Arbeit betrachtete Szenario basiert auf den Fahrprofilen der New Yorker Taxis mit einem Gesamtdatenvolumen von 21,3 GB. Im mathematischen Modell wurden im Abschnitt 7.7 zwei Modellierungsbeispiele für das Fahrverhalten von Elektrofahrzeugen beschrieben. Neben dem in dieser Arbeit hauptsächlich betrachteten Taxifahrverhalten wurde zusätzlich das Fahrverhalten von Privatpersonen modelliert. Privatpersonen können beispielsweise direkt Ladesäulen im Zielgebiet anfahren, wobei Ladesäulen in Fahrtrichtung zu Beginn des Zielgebiets attraktiver sind als Ladesäulen, die im hinteren Bereich des Zielgebiets liegen und nur mit einem erhöhten Fahraufwand erreichbar sind. Elektrotaxis müssen dahingegen ihre Kunden zunächst immer an einem exakt definierten Fahrtziel abliefern, bevor Ladesäulen zum Laden von dort aus aufgesucht werden können.

Gegenüber dem zuvor simulierten Szenario mit den sechs Varianten, basierend auf den New Yorker Taxitripdaten, werden in diesem Abschnitt zusätzlich die Ergebnisse für das alternative private Fahrverhalten ergänzend aufgezeigt. Dabei wird gegenübergestellt, inwiefern sich die Optimierung von individuellen Ladesäulenempfehlungen für Privatfahrer von der Optimierung der Ladesituation gewerblicher Elektrotaxis unterscheidet.

Diese Gegenüberstellung dient damit auch als ein Fallbeispiel für die Übertragbarkeit und Anpassbarkeit vom mathematischen Modell des Ladesäulenmanagementsystems auf verwandte Problemstellungen. Zur besseren Vergleichbarkeit wurden alle sechs Varianten der Szenarien identisch mit genau denselben Parametern simuliert. Der einzige Unterschied bestand darin, dass das Taxifahrverhalten durch das im Abschnitt 7.7.1 beschriebene private Fahrverhalten ersetzt wurde. Der Gesamtrechenaufwand betrug für diese neuen sechs Varianten der Szenarien ebenfalls etwa zwölf Tage.

Die Ergebnisse des Signifikanztests von diesem Privatfahrverhalten sind vergleichbar mit den vorigen Ergebnissen des Elektrotaxifahrverhaltens, die schon mit Abbildung 89 auf der Seite 202 dargestellt wurden und für eine bessere Übersicht hier nicht erneut wiederholt werden. An dieser Stelle wird direkt die abschließende Gesamtdarstellung der sechs neuen Varianten mit dem Privatfahrverhalten aufgezeigt, denn diese Gesamtdarstellung unterscheidet sich geringfügig von der Gesamtdarstellung der Ergebnisse des Taxifahrverhaltens und bietet teilweise neue Erkenntnisse.

Das Ladesäulenmanagementsystem kann für private Fahrer die Ladesituation etwas effektiver und auch homogener verteilt für die sechs unterschiedlichen Varianten optimieren. Dies wird mit den beiden Punkten A und B für Variante 6 auf der folgenden Abbildung 91 verdeutlicht. Für diesen Vergleich wurde die Variante 6 gewählt, weil diese zuerst die bereits bekannte repräsentative 110 % Markierungslinie erreicht und eine Gegenüberstellung sämtlicher Punkte der sechs neuen Varianten mit den sechs vorigen Varianten auf einer Abbildung unübersichtlich wäre. Für einen optionalen direkten Vergleich sämtlicher Varianten kann Abbildung 90 von Seite 204 bei Bedarf mit der folgenden Abbildung 91 gegenübergestellt werden. Der Punkt A zeigt dabei auf, unter welcher Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote für private Fahrer erstmalig eine Performance von 110 % erreicht wird.

Im Vergleich dazu zeigt der Punkt B auf, ab welcher Marktabdeckungs- und Nutzerakzeptanzquote diese 110 % Linie bei dem zuvor simulierten Szenario mit dem Taxifahrverhalten zuerst erreicht wurde:

Gegenüberstellung vom Privatfahrverhalten und Taxifahrverhalten

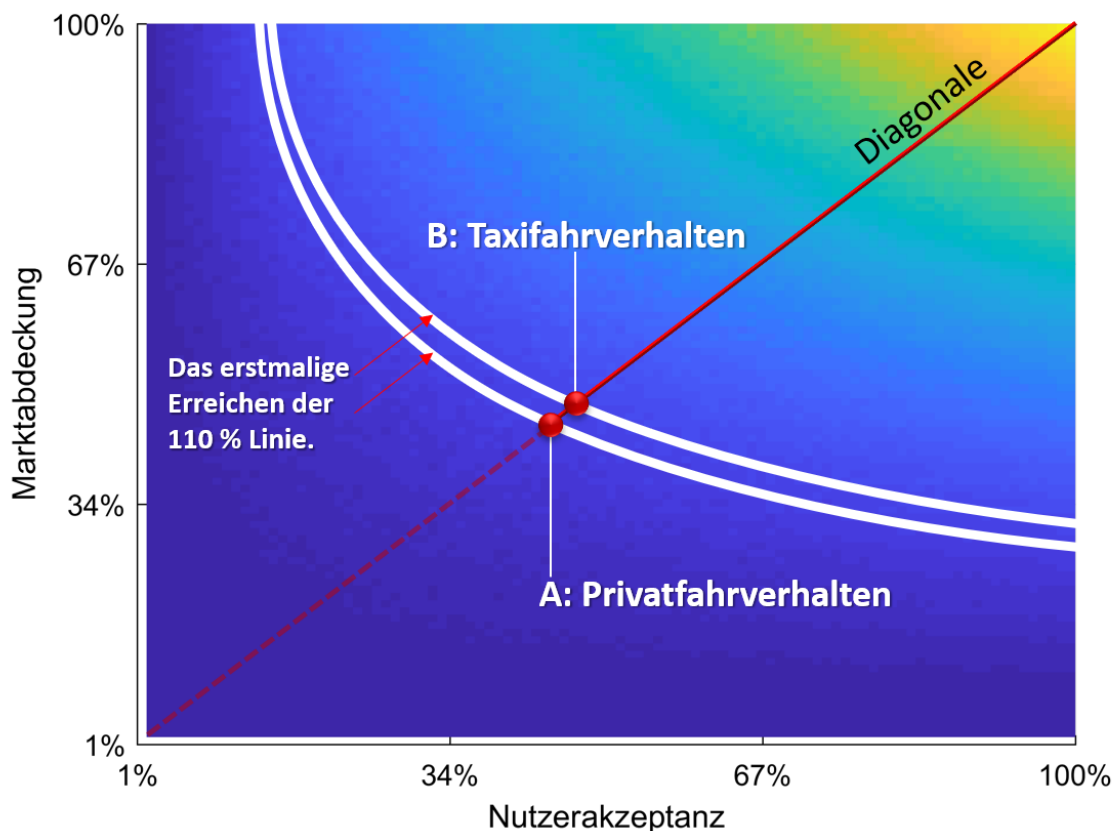


Abbildung 91: Vergleich zwischen einem Privatverhalten und Taxifahrverhalten

Für private Fahrer kann das Ladesäulenmanagementsystem in der Variante 6 erstmalig die 110 % Markierungslinie bei einer Marktabdeckungsquote von 49 % und einer Nutzerakzeptanzquote von 50 % erreichen.

Beim Taxifahrverhalten gelingt dies erst ab einer Marktabdeckungsquote von 52 % und einer Nutzerakzeptanzquote von 53 %, also jeweils etwa drei Prozentpunkte mehr.

Die tendenziell etwas bessere Performance, besonders für wettbewerbsstarke Varianten des Szenarios mit wenigen Ladesäulen, lässt sich durch die größere Wahlmöglichkeit der Privatfahrer erklären.

Anders als Elektrotaxis müssen diese nicht zuerst ein explizites Fahrtziel zur Kundenablieferung aufsuchen, von dem aus dann Ladesäulen gesucht werden dürfen, sondern Privatfahrer können direkt Ladesäulen bei der Fahrt in das gewünschte Zielgebiet ohne diese Einschränkung aufsuchen.

Die Optimierung kann dabei den Vorteil der Privatfahrer ausnutzen, dass Ladesäulen in Fahrtrichtung zum Zielgebiet von den Fahrern mit einer höheren Wahrscheinlichkeit erreicht werden können, als dies zum Beispiel für weiter entfernte im Wettbewerb stehende Fahrzeuge der entgegengesetzten Richtung möglich wäre.

Die folgende Abbildung veranschaulicht dies:

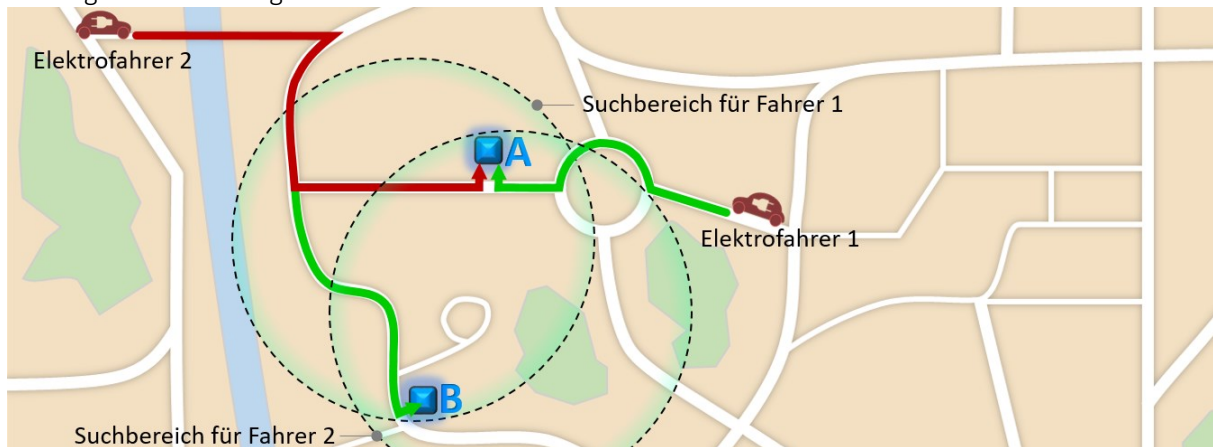


Abbildung 92: Situation für zwei private Elektrofahrer

In der dargestellten Situation liegt Ladesäule A sowohl für Fahrer 1 als auch für Fahrer 2 jeweils in Fahrtrichtung gleich zu Beginn in deren individuellen Zielgebieten für die Ladesäulensuche.

Ladesäule B liegt für beide Fahrer jeweils im hinteren Bereich der Zielgebiete und kann nur mit einem erhöhten Fahraufwand erschlossen werden, was für die Fahrer weniger attraktiv ist.

Für Fahrer 1 besitzt Ladesäule A zum einen eine attraktive Lage zu Beginn des Zielgebiets und zum anderen besitzt Fahrzeug eins mit der geringen Distanz zu Ladesäule A auch eine höhere Wahrscheinlichkeit, diese Ladesäule als erstes Fahrzeug unbelegt vorzufinden, als dies für das weiter entfernte Fahrzeug zwei möglich wäre. Dies wird mit der Modellierung aus Abschnitt 7.7.1 der Optimierung gegenüber abgebildet.

Somit können Privatfahrer einen leichten Vorteil bzw. mehr Wahlmöglichkeiten gegenüber Elektrotaxis bei der Ladesäulensuche besitzen, die zunächst immer ein konkretes Fahrtziel zur Kundenablieferung erreichen müssen. Die Optimierung besitzt so mehr Variationsmöglichkeiten, wodurch etwas bessere Ergebnisse für Privatfahrer erzielbar sind. Anstatt Fahrzeug zwei die nächstgelegene Ladesäule A zu empfehlen, kann die Optimierung hier Fahrzeug zwei die etwas weiter entfernte Ladesäule B empfehlen, da Ladesäule A sehr wahrscheinlich schon vom zuvorkommenden Fahrzeug eins belegt sein wird.

Insgesamt gewähren Privatfahrer mit ihrem Fahrverhalten der Optimierung gegenüber also etwas mehr Variationsraum, als Elektrotaxis dies mit vorgegebenen Kundenablieferungspunkten könnten.

Im direkten Vergleich äußert sich dies mit einer Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote für Privatfahrer, die gegenüber dem Fahrverhalten von Elektrotaxis zum Erreichen einer vergleichbaren Performance etwa drei Prozentpunkte geringer ausfallen darf.

Die abschließende Analyse, Auswertung und Reflexion der Signifikanz und Performance der erzielten Ergebnisse erfolgt im nächsten Kapitel. Dabei werden die in diesem Kapitel aufgeführten Einzelergebnisse und Signifikanztests zusammengefasst und der Hypothese und den dabei geäußerten Vermutungen gegenübergestellt. Durch diese Gegenüberstellung und Auswertung der Ergebnisse wird die Forschungsfrage dieser Arbeit im nächsten und letzten Kapitel beantwortet.

10 Fazit

Im Kapitel 1 wurde die Motivation dieser Arbeit beschrieben, ein Ladesäulenmanagementsystem zu entwickeln, welches Elektrofahrzeugfahrer bei ihrer Ladesäulensuche individuell unterstützt und zu einer Verbesserung der öffentlichen Ladesituation führen soll.

Kapitel 2 beschreibt die umspannenden Grundlagen und mit Kapitel 3 wurde die Forschungslücke in diesem Themenbereich methodisch identifiziert.

Damit konnte im Kapitel 4 die konkrete Problemstellung der individuell optimierten Ladesäulenempfehlungen präzisiert werden.

Diese Problemstellung beinhaltet eine kombinatorische Komplexität, die mit Kapitel 5 quantifiziert wurde. Zur Bewältigung dieser Komplexität wurden geeignete Lösungsverfahren im Kapitel 6 diskutiert und selektiert.

Damit die komplexe Problemstellung der fahrerindividuellen Ladesäulenempfehlungen mit Berücksichtigung persönlicher Präferenzen vom selektierten Lösungsverfahren behandelt werden kann, wurde ein umfangreiches mathematisches Modell im Kapitel 7 erstellt.

Dieses mathematische Modell kann die Gesamtproblemstellung der fahrerindividuellen Ladesäulenempfehlungen abbilden und wurde zusammen mit dem Lösungsverfahren zur Evaluation im Kapitel 8 betrachtet.

Dabei kamen Fahrprofilaten der Stadt New York mit einem Datenvolumen von 21,3 GB zum Einsatz, welche die Taxitripdaten für das gesamte Jahr 2015 beinhalten. Mit diesen Daten konnte zur Evaluation des Ladesäulenmanagementsystems eine Simulation erstellt werden. Die dabei erzielten Ergebnisse wurden im Kapitel 9 ausgewertet.

Nach dieser zusammenfassenden Darstellung erfolgt im nächsten Abschnitt die finale Beantwortung der eingangs gestellten Forschungsfrage. Nach der Beantwortung der Forschungsfrage wird ein abschließender Ausblick formuliert.

10.1 Bezug zur Forschungsfrage

Die eingangs gestellte Forschungsfrage dieser Arbeit wird in diesem Abschnitt den erzielten Ergebnissen gegenübergestellt. Im Rahmen der Hypothese wurden Bezug nehmend zu dieser Forschungsfrage Vermutungen geäußert. Die Forschungsfrage wird im Hinblick auf diese Vermutungen abschließend mit der „Forschungsantwort“ vollständig beantwortet. Die Forschungsfrage erwartet dabei eine Antwort, inwiefern ein Ladesäulenmanagementsystem die öffentliche Ladesituation für Fahrer von Elektrofahrzeugen verbessern kann:

Forschungsfrage

>> Wie können Fahrer von Elektrofahrzeugen individuell durch Berücksichtigung ihrer persönlichen Präferenzen bei ihrer Ladesäulenwahl durch Optimierung auf der Basis der von ihnen bereitgestellten Fahrzeugpositionsdaten und Akkustanddaten von einem kollaborativen Ladesäulenmanagementsystem unterstützt werden, sodass es zu weniger gegenseitigen Blockierungen an Ladesäulen kommt und damit die öffentliche Ladesituation verbessert werden kann, und wie stören Fahrer diese Optimierung, die keine Daten bereitstellen möchten oder können? <<

Die bei der Evaluation erzielten Ergebnisse wurden mit dem Signifikanztest im Abschnitt 9.7 analysiert. In Bezug zur Forschungsfrage lautet die konkrete Antwort:

Forschungsantwort

>> Die individuelle Ladesäulenwahl kann durch ein kollaboratives Ladesäulenmanagementsystem für Fahrer von Elektrofahrzeugen signifikant optimiert werden.

Persönliche und individuelle Präferenzen können dabei von einem mathematischen Modell flexibel abgebildet werden.

Bereits bei einer moderaten Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote von 34 % bis 67 % Teilnehmerquote werden signifikante Ergebnisse erreicht. Dabei lässt sich die Ladesituation der Fahrer verbessern, indem den Fahrern unter Berücksichtigung ihrer individuellen persönlichen Präferenzen bessere Ladesäulen empfohlen werden, die zu weniger gegenseitigen Blockierungen führen und die Fahren dadurch durchschnittlich +4,8 % bis +12,0 % mehr Reichweite an den empfohlenen Ladesäulen laden können.

Im Bereich einer hohen Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote von mindestens 67 % kann die Ladesituation für die Fahrer durchschnittlich um bis zu +43,9 % signifikant verbessert werden.

Die Spitzenperformance erreicht das Ladesäulenmanagementsystem bei der vollständigen Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz von jeweils 100 % Teilnehmerquote, wobei die Ladesituation der Fahrer um bis zu +70 % optimiert wird.

Eine so hohe Marktabdeckungs- und Nutzerakzeptanzquote wird in typischen Verkehrssituationen durch die unvollständige Bereitschaft, Daten zu teilen, und durch spontanes Umentscheiden der Fahrer sehr wahrscheinlich nicht möglich sein, aber Anwendungsmöglichkeiten dafür liegen im Bereich der autonomen Logistik und Warenauslieferung.

Fahrer, die nicht am Ladesäulenmanagementsystem teilnehmen möchten oder können, stören die Optimierung. Sobald dabei die Marktabdeckungsquote oder Nutzerakzeptanzquote unter 34 % fällt, stören folglich 66 % der Fahrer die Optimierung und es sind keine signifikanten Ergebnisse mehr erreichbar. <<

Bei einer Ladesäulenanzahl, die 150 % der nach Ladesäulen suchenden Fahrzeuganzahl entspricht, kann das Ladesäulenmanagementsystem wie erwartet die besten Ergebnisse bei der individuellen Optimierung der Ladesäulenempfehlungen erzielen. Doch auch in sehr harten Wettbewerbssituationen mit einer Ladesäulenanzahl, die nur 50 % der nach Ladesäulen suchenden Fahrzeuganzahl entspricht, kann das Ladesäulenmanagementsystem bei moderater und hoher Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz noch positive Ergebnisse erzielen. Auf der Abbildung 89 auf der Seite 202 sowie mit Abbildung 90 auf der Seite 204 wird dies übersichtlich dargestellt.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Fazit

Ein kollaboratives Ladesäulenmanagementsystem kann folglich auch in harten Wettbewerbssituationen mit wenigen Ladesäulen schon bei nur moderater Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz eine signifikante Verbesserung der öffentlichen Ladesituation erzielen. Dies bietet eine Alternative zu etwaigen Konzepten mit Reservierungssystemen und verbindlichen Ladesäulenzuweisungen.

Somit kann das Ladesäulenmanagementsystem Elektrofahrzeugfahrern weiterhin eine freie Wahl von Ladesäulen ermöglichen, so wie sie es für herkömmliche Fahrzeuge mit Verbrennungsmotoren und der freien Wahl von Tankstellen bereits seit Jahrzehnten gewohnt sind. Dies unterstützt Fahrer in ihrem gewohnten freien Mobilitätsverhalten und begünstigt den Übergang zur Elektromobilität.

Um den fortschreitenden Ausbau der Elektromobilität auf nationaler oder internationaler Ebene optimal mit einem Ladesäulenmanagementsystem unterstützen zu können, sollten die Vorteile der Parallelisierbarkeit des auf Matrizen basierenden mathematischen Modells genutzt werden.

Damit kann die Gesamtrechenlast regionspezifisch auf mehrere Recheninstanzen verteilt werden. Besonders das erforderliche Berechnen des Routings der vielen Fahrzeug-Ladesäulen-Kombinationen ist ein rechenintensiver Bestandteil, der im gesamten Optimierungsprozess bei der Berechnung der fahrerindividuellen Ladesäulenempfehlungen anfällt. Dieses Routing kann problemlos als separater Service entkoppelt auf geeigneten verteilten Microservice-Architekturen parallel betrieben werden. Die dabei erzielten Routing-Daten könnten synergetisch auch mit anderen Diensten geteilt werden, wie sie beispielsweise im Bereich der Logistik benötigt werden. Kooperationen könnten dabei Kosten effektiv senken und einen themenübergreifenden Mehrwert für viele Beteiligte im Automobil- und Logistikbereich erschließen.

Im Hinblick auf eine erfolgreiche Marktumsetzungsstrategie des Ladesäulenmanagementsystems wird hier abschließend eine Empfehlung ausgesprochen.

Auf der folgenden zusammenfassenden Abbildung 93 wird für jeden Bereich dafür zunächst von niedriger bis hoher Marktabdeckungs- und Nutzerakzeptanzquote das durchschnittlich erreichbare Verbesserungspotential der Ladesituation über alle sechs Varianten des Szenarios für diese neun Bereiche zusammengefasst.

Zusätzlich skizziert die gepunktete Linie die Schwelle, ab der das Ladesäulenmanagementsystem zuerst eine Performance von 110 % erreicht und damit die Ladesituation um mindestens +10 % für die Fahrer erstmalig wahrnehmbar verbessern kann. Dabei hat sich gezeigt, dass sich der Einfluss von Marktabdeckungsquote und Nutzerakzeptanzquote leicht asymmetrisch zueinander verhält, wie es die Markierungen α und β veranschaulichen.

Die Markierung C kennzeichnet die Maximalperformance von 170 %, die vom Ladesäulenmanagementsystem in Variante 6 des Szenarios erreicht wurde und damit die Ladesituation um +70 % verbessern kann. Diese genannten Informationen lassen sich zusammenfassend wie folgt darstellen:

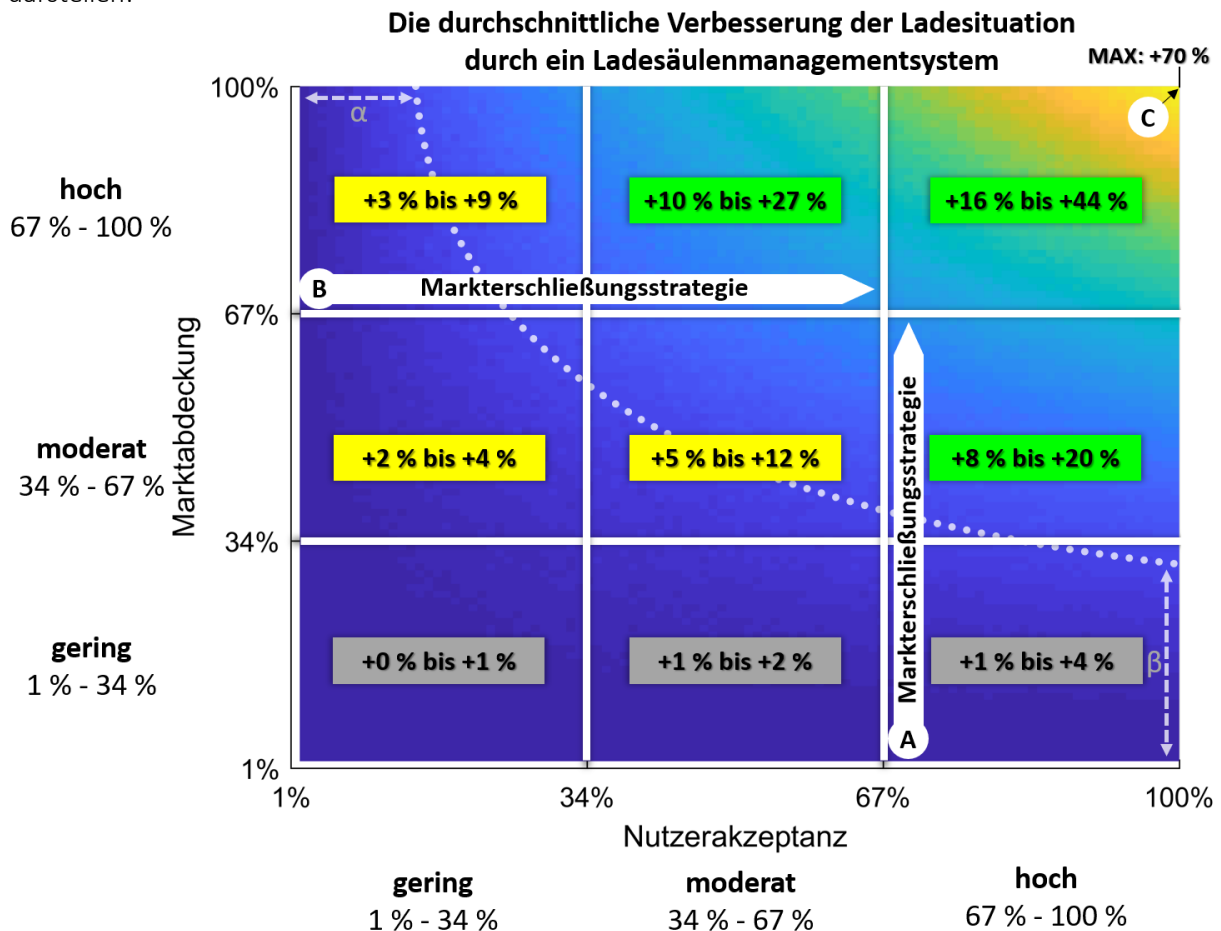


Abbildung 93: Strategie zur Markterschließung

Bei einer erstmaligen Marktetablierung eines Ladesäulenmanagementsystems werden zu Beginn wahrscheinlich nur wenige Fahrer Daten teilen und dies wird zunächst zu einer geringen Marktabdeckungsquote führen. Diese noch wenigen teilnehmenden Fahrer werden dann aber wahrscheinlich eine relativ hohe Nutzerakzeptanz dem System gegenüber zeigen. Denn wer Daten bereitstellt, erwartet auch von den Optimierungen profitieren zu dürfen und akzeptiert die Ladesäulenempfehlungen.

Die Markierung A veranschaulicht diese Situation auf der Abbildung 93.

Die alternative Situation B ist wesentlich unrealistischer. Es wird wohl kaum möglich sein, gleich zu Beginn der Marktetablierung eine sehr hohe Marktabdeckung zu erreichen, und ebenso unrealistisch wäre es dann, bei dieser sehr hohen Marktabdeckung eine nur sehr geringe Nutzerakzeptanz zu erreichen.

Es sollte sich bei der erstmaligen Marktetablierung eines Ladesäulenmanagementsystems daher auf die Ausgangssituation A fokussiert werden, denn zum einen ist eine geringe Marktabdeckung zu Beginn der Markterschließung wahrscheinlich und zum anderen kann eine hohe Nutzerakzeptanz in dieser Position „erkauft“ werden, um die Startphase mit einer guten Nutzerbasis zu stabilisieren. Dieses „Erkaufen“ der Nutzerakzeptanz könnte kostenneutral realisiert werden, indem die Effizienzgewinne des Ladesäulenmanagementsystems als Nutzerakzeptanzprämien an die Nutzer rückwirkend als Anreiz für deren Akzeptanz bezüglich der Ladesäulenempfehlungen ausgeschüttet werden.

Denn wenn das Ladesäulenmanagementsystem mit den Optimierungen Blockierungen an den Ladesäulen reduziert, wird in Summe mehr Energie nachgefragt. Daraus resultierende Mehrgewinne können rückwirkend während der Startphase der Markterschließung an die Nutzer als belohnender Anreiz ausgeschüttet werden, wenn diese die optimierten Ladesäulenempfehlungen akzeptieren.

Es induziert sich ein sich selbst verstärkender Effekt, der sich in Pfeilrichtung A auf der Abbildung 93 ausbreiten kann. Damit entsteht eine synergetische Kollaboration zwischen Ladesäulenbetreibern und Endkunden, von der beide Parteien profitieren können.

Im folgenden und letzten Abschnitt wird als Ausblick skizziert, auf welche anderen Anwendungsbereiche außerhalb der Elektromobilität das hier erarbeitete mathematische Modell zur Optimierung übertragen werden kann.

10.2 Ausblick

Gegenüber der vorgestellten Markterschließung im Bereich der herkömmlichen Mobilität kann zukünftig in anderen Bereichen auch direkt die Markterschließung in der Nähe des Punktes C erfolgen. Durch eine zunehmende Etablierung autonomer Fahrzeuge erschließt dieser Punkt zukünftig ein attraktives Potential im Bereich der automatisierten Warendistribution. Autonome Elektrolieferfahrzeuge können direkt gesteuert werden, was einer Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz von 100 % entspricht. In diesen Bereich erreicht das Ladesäulenmanagementsystem die Topperformance, womit die Ladesituation in so einer Situation um etwa +70 % verbessert werden könnte.

Neben dem hier betrachteten Anwendungsgebiet der fahrerindividuellen Optimierung von Ladesäulenempfehlungen kann das entwickelte mathematische Modell auch auf weitere Anwendungsgebiete übertragen werden.

Viele aktuelle Probleme kennzeichnen sich durch unvorhersehbare Volatilität zwischen Angebot und Nachfrage, wie es hier bei unterschiedlichen Verkehrssituationen mit individuell variierenden persönlichen Präferenzen der nachfragenden Fahrer gegenüber dem begrenzten Angebot an verfügbaren und erreichbaren Ladesäulen modelliert wurde.

Ein der Elektromobilität entferntes Anwendungsgebiet, auf welches das mathematische Modell übertragen werden könnte, ist der Katastrophenschutz und die Ersthilfeversorgung. Bei der Zuordnung von Löschfahrzeugen zu unvorhersehbar auftretenden Waldbränden werden die Parameter Zeit, Entfernung, Fahrtziel und „Kosten“ (in diesem Fall erwarteter Schaden) je nach betrachtetem Szenario ebenfalls hochgradig individuell parametrisiert. Brände in der Nähe von bewohnten Gebieten müssen mit anderen Prioritäten bekämpft werden als Brände in abgelegenen Regionen.

Auch die Windrichtung und etwaige Löschwasserquellen in Form von Gewässern stellen vergleichbare hochgradig variierende Einflussparameter für die Optimierung dar, die echtzeitnah beantwortet werden müssen.

Ein weiteres Anwendungsgebiet, welches nicht mal mehr mit Mobilität zu tun hat, ist die risikominimierende Finanzportfoliooptimierung. Diese Problemstellung stellt sich sowohl für private als auch institutionelle Anleger. Hochgradig persönliche Präferenzen bestimmen Parameter wie das maximal tolerierbare Risiko, gewünschte Rendite, Volatilität, Investitionszeitpunkt, Auszahlungen und Kapitaleinsatz und müssen dabei berücksichtigt werden. Ähnlich wie in der Elektromobilität kommt es dabei zu „Nachfragekollisionen“, die individuell aufgelöst werden müssen. Wenn zu viel Kapital (wie zuvor die Fahrzeuge) einem vermeintlich attraktiven Angebot an Investitionsprodukten (wie zuvor die vermeintlich attraktive nahe gelegene Ladesäule) zugeordnet wird, kann es dabei ebenfalls zur Verletzung persönlicher Präferenzen kommen, wenn z. B. das persönliche Maximalrisiko des individuellen Portfolios überschritten wird (wie zuvor die Überschreitung der Maximalwartezeit). Einige Investitionsprodukte bieten hohe Renditen, übersteigen aber das persönliche Risikoprofil des Anlegers. Die Optimierung muss dabei die Kapitalallokation im Portfolio gemäß den persönlichen Präferenzen individuell und kontinuierlich optimiert zur Risikozielerreichung über mehrere Produkte verteilen, wie das mathematische Modell zuvor Fahrzeuge über Ladesäulen in dieser Arbeit optimiert verteilt hat.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Fazit

Verteiltes Rechnen und ein hochgradig individualisiertes Beantworten von Optimierungsproblemen ist ein seit vielen Jahren expandierender Trend, der sich neben dem Bereich der Mobilität auch im Vertrieb und Online-Marketing, an den Finanzmärkten und bei der individualisierbaren Massenproduktion durchgehend bemerkbar macht und unser aller Leben in den letzten Jahren maßgeblich beeinflusst hat und zukünftig womöglich noch mehr beeinflussen wird.

Diese Arbeit soll einen kleinen Beitrag dazu leisten, die zunehmende Komplexität unserer heutigen Welt mit einer praktikablen Lösung für die Menschheit zu beantworten.

Malte Zuch
2017

Literaturverzeichnis

- [1] Volkswagen AG, *Volkswagen - Technik und Preise*, Wolfsburg: Volkswagen, 2017.
- [2] BMW AG, *Technische Daten - BMW i3*, München: BMW Group, 2014.
- [3] Systemanalyse BWe mobil, *Systemanalyse BWe mobil IKT- und Energieinfrastruktur für innovative Mobilitätslösungen in Baden-Württemberg*, Stuttgart: Wirtschaftsministerium Baden-Württemberg, 2010.
- [4] Deutsches Statistisches Bundesamt, *Statistisches Jahrbuch 2016 - Bevölkerung, Familien, Lebensformen*, Wiesbaden: Statistisches Bundesamt, 2016.
- [5] Allianz für nachhaltige Beschaffung - Expertengruppe Elektromobilität, *Leitfaden Elektromobilität - Beschaffung von Elektro- und Hybridfahrzeugen*, Bonn: Bundesministeriums des Inneren, 2013.
- [6] ChargeMap Sas, „Statistiken über Ladestationen in Deutschland,“ 2016. [Online]. Available: <https://de.charge-map.com/about/stats/deutschland>. [Zugriff am 11.08.2016].
- [7] ADAC e.V., „Aktuelle Markenverteilung der Tankstellen in Deutschland,“ ADAC e.V., 2015. [Online]. Available: <https://www.adac.de/infotestrat/tanken-kraftstoffe-und-antrieb/probleme-tankstelle/anzahl-tankstellen-markenverteilung/default.aspx>. [Zugriff am 11.07.2015].
- [8] Mineralölwirtschaftsverband e.V., „Entwicklung des Tankstellenbestandes ab 1950 in Deutschland jeweils zu Jahresbeginn,“ 2015. [Online]. Available: <https://www.mwv.de/statistiken/tankstellenbestand/>. [Zugriff am 15.07.2015].
- [9] Bundesregierung, *Regierungsprogramm Elektromobilität*, Berlin: Publikationsversand der Bundesregierung, 2011.
- [10] Nationale Plattform Elektromobilität, *Zweiter Bericht der Nationalen Plattform Elektromobilität*, Berlin: Gemeinsame Geschäftsstelle Elektromobilität der Bundesregierung, 2011.
- [11] Nationale Plattform Elektromobilität, *Fortschrittsbericht 2014 - Bilanz der Marktvorbereitung*, Berlin: Gemeinsame Geschäftsstelle Elektromobilität der Bundesregierung, 2014.
- [12] B. Harend, D. Schumann und M. Wirth, *Begleit- und Wirkungsforschung Schaufenster Elektromobilität - Fortschrittsbericht 2015*, Frankfurt am Main: Bundesregierung, Begleit- und Wirkungsforschung Schaufenster Elektromobilität (BuW), 2015.
- [13] I. Frenzel, J. Jarass, S. Trommer und B. Lenz, *Erstnutzer von Elektrofahrzeugen in Deutschland - Nutzerprofile, Anschaffung, Fahrzeugnutzung*, Berlin: DLR, 2015.
- [14] Official Journal of the European Union, *Directive 2014/94/EU of the European Parliament and of the Council on the deployment of alternative fuels infrastructure*, Brüssel, Belgien: European Union - EUR-Lex, 2014.
- [15] Kraftfahrt-Bundesamt, *Bestand an Pkw am 1. Januar 2016 nach ausgewählten Kraftstoffarten*, Flensburg: Kraftfahrt-Bundesamt, 2016.
- [16] Statistisches Bundesamt, *Umweltökonomische Gesamtrechnungen Transportleistungen und Energieverbrauch im Straßenverkehr 2005 – 2014*, Wiesbaden: Statistisches Bundesamt, 2016.
- [17] E. Rahimzei, *Fragen rund um das Elektrofahrzeug: Wie kommen die Angaben über den Stromverbrauch und die Reichweite von Elektrofahrzeugen zustande?*, Berlin: Bundesregierung, Begleit- und Wirkungsforschung Schaufenster Elektromobilität (BuW), 2015.
- [18] Nissan Motor Corporation, *ANNUAL REPORT 2016*, Yokohama, Japan: Nissan Motor Corporation, 2016.
- [19] P. Slowik, N. Pavlenko und N. Lutsey, *ASSESSMENT OF NEXT-GENERATION*, Washington, USA: The International Council on Clean Transportation, 2016.
- [20] M. Kriener und K. Simons, *Report Driving the Energy Transition: wie Elektromobilität die Energiewende unterstützen kann*, Berlin: WWF Deutschland und LichtBlick se, 2017.
- [21] Nationale Plattform Elektromobilität, *Ladeinfrastruktur bedarfsgerecht aufbauen*, Berlin: Gemeinsame Geschäftsstelle Elektromobilität der Bundesregierung, 2012.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Literaturverzeichnis

- [22] Nationalen Plattform Elektromobilität, *Ladeinfrastruktur für Elektrofahrzeuge in Deutschland - Statusbericht und Handlungsempfehlungen 2015*, Berlin: Gemeinsame Geschäftsstelle Elektromobilität der Bundesregierung, 2015.
- [23] GoingElectric, „Stromtankstellen Statistik,“ GoingElectric, 2016. [Online]. Available: <http://www.goingelectric.de/stromtankstellen/statistik/Deutschland/>. [Zugriff am 11 08 2016].
- [24] Kraftfahrt-Bundesamt, „Neuzulassungen von Pkw im Jahr 2015 nach ausgewählten Kraftstoffarten,“ Kraftfahrt-Bundesamt, 2015. [Online]. Available: http://www.kba.de/DE/Statistik/Fahrzeuge/Neuzulassungen/Umwelt/2015_n_umwelt_dusl.html?nn=652326. [Zugriff am 27 09 2016].
- [25] M. Bach, „Ladestationsnetzwerke,“ 2016. [Online]. Available: <https://www.e-stations.de/ladestationen/netzwerke>. [Zugriff am 17 10 2016].
- [26] Tesla Motors Inc., *Tesla Model S*, Palo Alto, USA: Tesla Motors Inc., 2017.
- [27] Tesla Motors Inc., *Tesla Supercharger*, Palo Alto, USA: Tesla Motors Inc., 2016.
- [28] Modellregion Sachsen: SaxMobility, *Flottenbetrieb mit Elektrofahrzeugen und Flottenmanagement unter dem Aspekt der Elektromobilität in der Modellregion Sachsen*, Berlin: Modellregion Sachsen: SaxMobility, 2011.
- [29] D. Jutta, B. Birzle-Harder, T. Hefter und K. Götz, *Elektrofahrzeuge in betrieblichen Fahrzeugflotten – Akzeptanz, Attraktivität und Nutzungsverhalten*, Frankfurt am Main: Institut für sozial-ökologische Forschung (ISOE) GmbH, 2012.
- [30] M. Wickert, N. Gerhard, T. Trost, J. Prior, A. Cacilo, M. Hartwig, A. Reinhardt und H. Münzing, *Wissenschaftliche Unterstützung bei der Erstellung von fahrzeugbezogenen Analysen zur Netzintegration von Elektrofahrzeugen unter Nutzung erneuerbarer Energien*, Kassel: Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz, Bau und Reaktorsicherheit, 2011.
- [31] Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur, *Bewertung der Praxistauglichkeit und Umweltwirkungen von Elektrofahrzeugen - Zwischenbericht*, Berlin: Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur, 2015.
- [32] Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur, *Abschlussbericht: Bewertung der Praxistauglichkeit und Umweltwirkungen von Elektrofahrzeugen*, Berlin: Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur, 2016.
- [33] Senat der freien Hansestadt Hamburg, *Masterplan Ladeinfrastruktur und Stellungnahme des Senats zu dem Ersuchen der Bürgerschaft vom 11. Dezember 2013 „An Erfolge anknüpfen und Elektromobilität weiterentwickeln“*, Drucksache 20/10267, Hamburg: Senat der freien Hansestadt Hamburg, 2013.
- [34] C. Hose, K. Lübke, T. Nolte und T. Obermeier, *Einführung von Elektromobilität in Deutschland - Eine Bestandsaufnahme von Barrieren und Lösungsansätzen*, Essen: MA Akademie Verlagsund Druck-Gesellschaft mbH, 2015.
- [35] K. Papendick, U. Brennecke, J. S. S. Márquez und B. Deml, *Nutzerverhalten beim Laden von Elektrofahrzeugen*, Magdeburg: Forschung und Innovation: 10. Magdeburger Maschinenbau-Tage, 2011.
- [36] Schaufenster Elektromobilität - Programm zur Förderung der Elektromobilität in Deutschland der deutschen Bundesregierung, *Treiber und Hemmnisse bei der Anschaffung von Elektroautos*, Frankfurt am Main: Bundesregierung, Begleit- und Wirkungsforschung Schaufenster Elektromobilität (BuW), 2015.
- [37] Statistisches Bundesamt, *Ergebnisse der Bevölkerungsfortschreibung auf Grundlage des Zensus 2011*, Wiesbaden : Statistisches Bundesamt, 2015.
- [38] M. Grausam, U. Müller, W. Rid, C. Sperling und H. Wolpensinger, *Bausteine zur Entwicklung kommunaler Strategien für Planer und Entscheidungsträger*, Stuttgart: Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur, 2014.
- [39] NYC Taxi & Limousine Commission, „TLC Trip Record Data,“ 2016. [Online]. Available: http://www.nyc.gov/html/tlc/html/about/trip_record_data.shtml. [Zugriff am 17 10 2016].
- [40] City of New York, „NYC OpenData - 2015 Yellow Taxi Trip Data,“ 2016. [Online]. Available: <https://data.cityofnewyork.us/view/ba8s-jw6u>. [Zugriff am 06 02 2017].
- [41] NYC Taxi & Limousine Commission, *TLC Factbook*, New York: NYC Taxi & Limousine Commission, 2016.
- [42] NYC Taxi & Limousine Commission, *Take Charge - A Roadmap to Electric New York City Taxis*, New York: NYC Taxi & Limousine Commission, 2013.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Literaturverzeichnis

- [43] A. Koschel, A. Hausotter, M. Zuch, J. Albrecht, I. De Vere Peratoner, H. Surma und T. Rauhut, *Systemdynamische Modellierung am Beispiel der Elektromobilität*, Hamburg: Shaker Verlag, 2016.
- [44] M. F. Shaaban, M. Ismail, E. F. El-Saadany und W. Zhuang, *Real-Time PEV Charging-Discharging Coordination in Smart Distribution Systems*, Waterloo, Kanada: IEEE Transactions on Smart Grid (Volume: 5, Issue: 4), 2014.
- [45] M. N. Mariyasagayam und Y. Kobayashi, *Electric Vehicle Route Assistance Using Forecast on Charging Station*, Lisbon, Portugal: ENERGY 2013 - The Third International Conference on Smart Grids, Green Communications and IT Energy-aware Technologies, 2013.
- [46] K. Coninx, R. Claes, S. Vandael, N. Leemput, T. Holvoet und G. Deconinck, *Anticipatory Coordination of Electric Vehicle Allocation to Fast Charging Infrastructure*, Leuven, Belgien: Universität Leuven - EnergyVille, Department of Electrical Engineering, 2014.
- [47] A. Horni, K. Nagel und K. Axhausen, *The Multi-Agent Transport Simulation MATSim*, London, England: Ubiquity Press, 2016.
- [48] R. Waraich, *Agent-based simulation of electric vehicles: design and implementation of a framework (Dissertation)*, St. Gallen-Tablat, Schweiz: ETH Zürich, 2013.
- [49] M. Richter, *Zentrales Verkehrsnavigationsmanagement zur energie und zeitoptimalen Verkehrsflusslenkung stochastischer Fahrzeugpopulationen (Dissertation)*, Ulm: Universität Ulm - Fakultät für Ingenieurwissenschaften und Informatik, 2013.
- [50] V. Larsson, *Route Optimized Energy Management of Plug-in Hybrid Electric Vehicles (Dissertation)*, Göteborg, Sweden: Chalmers University of Technology - Department of Signals and Systems, 2014.
- [51] J. Jung, R. Jayakrishnan und K. Choi, *Shared-Taxi Operations with Electric Vehicles*, Irvine, USA: University of California - Institute of Transportation Studies, 2012.
- [52] H. Rahimi-Eichi und M.-Y. Chow, *Big-Data Framework for Electric Vehicle Range Estimation*, Texas, USA: Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, 2014.
- [53] BMW AG, „BMW ConnectedDrive,“ 2016. [Online]. Available: <http://www.bmw.de/de/topics/faszination-bmw/connecteddrive/i-connecteddrive.html>. [Zugriff am 10 03 2016].
- [54] BMW AG, „Die wichtigsten Stichworte zu ChargeNow,“ 2016. [Online]. Available: <https://chargenow.com/web/chargenow-de/faq>. [Zugriff am 10 03 2016].
- [55] Y. Han, Y. Chen, F. Han und R. K. J. Liu, *An Optimal Dynamic Pricing and Schedule Approach in V2G*, Hollywood, USA: IEEE - Signal & Information Processing Association Annual Summit and Conference, 2012.
- [56] T. Hoerstebroek, *Strategische Analyse der Elektromobilität in der Metropolregion Bremen/Oldenburg (Dissertation)*, Oldenburg: Universität Oldenburg, 2014.
- [57] M. Achtnicht und G. Bühler, *Impact of Service Station Networks on Purchase Decisions of Alternative-fuel Vehicles*, Mannheim: Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung GmbH, 2012.
- [58] R. Daziano und M. Achtnicht, *Forecasting Adoption of Ultra-low-emission Vehicles Using the GHK Simulator and Bayes Estimates of a Multinomial Probit Model*, Mannheim: Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung GmbH, 2012.
- [59] C. Leitinger, M. Litzlbauer, A. Schuster, G. Brauner, D. Simic, G. Hiller, T. Bäuml, J. Stark, C. Link, U. Raich und G. Sammer, *Speichereinsatz für regenerative elektrische Mobilität und Netzstabilität*, Wien, Österreich: Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft mbH, 2011.
- [60] A. Schuster, C. Leitinger und G. Brauner, *Begleitforschung der TU Wien in VLOTTE*, Wien, Österreich: Technische Universität Wien - Institut für elektrische Anlagen und Energiewirtschaft, 2010.
- [61] A. Hess, F. Malandrino, M. B. Reinhardt, C. Casetti, K. A. Hummel und J. M. Barceló-Ordinas, *Optimal Deployment of Charging Stations for Electric Vehicular Networks*, Nice, France: UrbaNe '12 Proceedings of the first workshop on Urban networking, 2012.
- [62] X. C. Lu, Q. B. Chen und Z. J. Zhang, *The Electric Vehicle Routing Optimizing Algorithm and the Charging Stations' Layout Analysis in Beijing*, Beijing, China: International Journal of Simulation Modelling; Vol. 13 Issue 1, p116, 2014.
- [63] S. Huang, L. He, Y. Gu, K. Wood und S. Benjaafar, *Design of a Mobile Charging Service for Electric Vehicles in an Urban Environment*, Singapur: IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Volume 16, 2014.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Literaturverzeichnis

- [64] K. Siefen, *Simulation und Optimierung der Standort- und Kapazitätsauswahl in der Planung von Ladeinfrastruktur für batterieelektrische Fahrzeugflotten (Dissertation)*, Paderborn: Universität Paderborn, 2012.
- [65] T. D. Chen, K. M. Kockelman und J. P. Hanna, *Operations of a Shared, Autonomous Electric Vehicle Fleet - Implications of Vehicle & Charging Infrastructure Decisions*, Charlottesville, USA: University of Virginia - Department of Civil & Environmental Engineering, 2016.
- [66] M. Günther und A. Pfeifer, *Anforderungen an eine Software für den Betrieb von Ladeinfrastruktur aus Sicht eines Stadtwerkes*, Braunschweig: Multikonferenz Wirtschaftsinformatik, 2012.
- [67] F. Kley, *Neue Geschäftsmodelle zur Ladeinfrastruktur*, Karlsruhe: Fraunhofer Institut für System- und Innovationsforschung, 2011.
- [68] J. J. Q. Yu, J. Lin, A. Y. S. Lam und V. O. K. Li, *Coordinated Electric Vehicle Charging Control with Aggregator Power Trading and Indirect Load Control*, Ithaca, USA: University Cornell, 2015.
- [69] S. Wagner, T. Brandt und D. Neumann, *Beyond Mobility - An Energy Informatics Business Model For Vehicles In The Electric Age*, Freiburg: Proceedings of the 21st European Conference on Information Systems, 2013.
- [70] G. Fridgen, P. Mette und M. Thimmel, *The Value of Information Exchange in Electric Vehicle Charging*, Auckland, New Zealand: Proceedings of the 35th International Conference on Information System, 2014.
- [71] M. D. Galus, G. Georges und R. Waraich, *ARTEMIS Abschlussbericht - Abating Road emissions Through Efficient (electric) Mobility, Interactions with the electric System*, Zürich, Schweiz: ETH Zürich, 2013.
- [72] J. Link, *Elektromobilität und erneuerbare Energien: Lokal optimierter Einsatz von netzgekoppelten Fahrzeugen (Dissertation)*, Dortmund: Technische Universität Dortmund, 2011.
- [73] J. Soares, B. Canizes, C. Lobo, Z. Vale und H. Morais, *Electric Vehicle Scenario Simulator Tool for Smart Grid Operators*, Porto, Portugal: Energies - Open Access Energy Research, Engineering and Policy Journal, 2012.
- [74] O. Weinmann, U. Kranz, S. Albayrak, J. Krems und D. Westermann, *Abschlussbericht zum Verbundvorhaben Steigerung der Effektivität und Effizienz der Applikationen Wind-to- Vehicle (W2V) sowie Vehicle-to-Grid (V2G) inklusive Ladeinfrastruktur*, Hamburg: FuE-Programm "Förderung von Forschung und Entwicklung im Bereich der Elektromobilität" vom Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz, Bau und Reaktorsicherheit, 2011.
- [75] D. Behrens und G. Carola, *Selbstregulierende Verbraucher im Smart Grid: Design einer Infrastruktur mit Hilfe eines Multi-Agenten-Systems*, Paderborn: Multikonferenz Wirtschaftsinformatik, 2014.
- [76] R. Blanck, P. Kasten, F. Hacker und M. Mottschall, *Treibhausgasneutraler Verkehr 2050: Ein Szenario zur zunehmenden Elektrifizierung und dem Einsatz stromerzeugter Kraftstoffe im Verkehr*, Berlin: Institut für angewandte Ökologie, 2013.
- [77] J. Richter und D. Lindenberger, *Potenziale der Elektromobilität bis 2050*, Köln: Universität Köln - Energiewirtschaftliches Institut, 2010.
- [78] T. Liebling und M. Rössler, *Kombinatorische Entscheidungsprobleme: Methoden und Anwendungen*, Berlin: Springer, 1978.
- [79] W. Domschke, A. Drexl, R. Klein und A. Scholl, *Einführung in Operations Research*, Darmstadt: Springer, 2015.
- [80] B. Runzheimer, T. Cleff und W. Schäfer, *Operations Research 1: Lineare Planungsrechnung und Netzplantechnik*, Wiesbaden: Springer, 1987.
- [81] W. Zimmermann, *Planungsrechnung und Entscheidungstechnik: Operations Research Verfahren*, Braunschweig: Vieweg, 1977.
- [82] H. Schreier, *Diskrete Optimierung*, Freiberg: Bergakademie Freiberg - Fakultät für Mathematik und Informatik - Institut für Numerische Mathematik und Optimierung, 2013.
- [83] S. Held, *Lineare und Ganzzahlige Optimierung*, Bonn: Universität Bonn - Forschungsinstitut für Diskrete Mathematik, 2014.
- [84] M. Otto und T. Löw, *Formale Grundlagen der Informatik I*, Darmstadt: Technische Universität Darmstadt - Fachbereich Mathematik, 2014.
- [85] W. Wohlers, *Mehrstufige Optimierung komplexer strukturmechanischer Probleme*, Göttingen: Cuvillier, 2005.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Literaturverzeichnis

- [86] G. Monge, *Mémoire sur la théorie des déblais et de remblais. Histoire de l'Académie Royale des Sciences de Paris, avec les Mémoires de Mathématique et de Physique pour la même année*, Paris, 1781.
- [87] O. Braun, *Entscheidungsunterstützung für die persönliche Finanzplanung*, Wiesbaden: Gabler, 2009.
- [88] H. J. Greenberg, *Klee-Minty Polytope Shows Exponential Time Complexity of Simplex Method*, Denver: University of Colorado at Denver, 1998.
- [89] M. Feldmann, *Naturalanaloge Verfahren: Metaheuristiken zur Reihenfolgeplanung*, Wiesbaden: Gabler, 1999.
- [90] E. Brakling, J. Lux und K. Oidtmann, *Logistikmanagement*, Koblenz: Springer, 2014.
- [91] T. Bradtke, *Grundlagen in Operations Research für Ökonomen*, München: Oldenbourg Wissenschaftsverlag, 2003.
- [92] W. Korndörfer, *Unternehmensführungslehre*, Wiesbaden: Springer, 1999.
- [93] C. Schmidt, *Marktliche Koordination in der dezentralen Produktionsplanung*, Wiesbaden: Gabler, 1999.
- [94] H. Eiselt und C.-L. Sandblom, *Operations Research*, New Brunswick, Kanada: Springer, 2012.
- [95] B. Werners, *Grundlagen des Operations Research*, Bochum: Springer, 2013.
- [96] M. Gerdtts und F. Lempio, *Mathematische Optimierungsverfahren des Operations Research*, Berlin: de Gruyter, 2011.
- [97] A. Fritzsche, *Heuristische Suche in komplexen Strukturen*, Wiesbaden: Gabler, 2009.
- [98] J.-H. Bartels, *Anwendung von Methoden der ressourcenbeschränkten Projektplanung mit multiplen Ausführungsmodi in der betriebswirtschaftlichen Praxis*, Wiesbaden: Gabler, 2009.
- [99] O. Opitz und W. Hauke, *Mathematische Unternehmensplanung*, Norderstedt: Book on Demand GmbH, 2003.
- [100] D. K. Feßler, *Modellbasierte On-Board-Diagnoseverfahren für Drei-Wege-Katalysatoren (Dissertation)*, Karlsruhe: KIT Scientific Publishing, 2011.
- [101] A. Taschner, *Management Reporting für Praktiker: Lösungsorientierte Kompaktedition*, Reutlingen: Springer, 2013.
- [102] J. Dalby, *Grundlagen der Strafverfolgung im Internet und in der Cloud*, Münster: Springer, 2015.
- [103] M. Grunow, *Optimierung von Bestückungsprozessen in der Elektronikmontage*, Berlin: Gabler, 1999.
- [104] H. Jung, *Konzept einer agentenbasierten Transportsteuerung für komplexe, dynamische und multimodale Logistiknetzwerke*, Karlsruhe: KIT Scientific Publishing, 2016.
- [105] W. Domschke und A. Scholl, *Logistik: Rundreisen und Touren*, München: Oldenbourg, 2010.
- [106] G. Pankratz, *Speditionelle Transportdisposition*, Wiesbaden: Springer, 2002.
- [107] D. S. Johnson, C. R. Aragon, L. A. McGeoch und C. Schevon, *Optimization by Simulated Annealing: An experimental Evaluation*, New York, USA: JSTOR, 1989.
- [108] D. Bertsimas und J. Tsitsiklis, *Statistical Science - Simulated Annealing*, Massachusetts Institute of Technology, USA: Statistical Science, Vol. 8, No. 1 - Report from the Committee on Applied and Theoretical Statistics of the National Research Council on Probability and Algorithms, 1993.
- [109] F. Busetti, *Simulated annealing overview*, 2003.
- [110] C. Coello Coello, G. B. Lamont und D. A. van Veldhuizen, *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems*, New York, USA: Springer, 2007.
- [111] G.-J. Nam und J. Cong, *Modern Circuit Placement: Best Practices and Results*, New York: Springer, 2007.
- [112] M. Schrimpf, *Neuronale Netze - Eine Einführung in Lernverfahren*, München: Technische Universität München - Fakultät für Informatik, 2012.
- [113] A. Colomi, M. Dorigo und V. Maniezzo, *An Investigation of Some Properties of an Ant Algorithm*, Brüssel, Belgien: Elsevier, 1992.
- [114] J. Little, K. Murty, D. Sweeney und C. Karel, *An Algorithm for the Traveling Salesman Problem*, Cambridge, USA: Massachusetts Institute of Technology, 1963.
- [115] T. Stützle und M. Dorigo, *ACO Algorithms for the Traveling Salesman Problem*, Brüssel, Belgien: IRIDIA, 1999.
- [116] J. Yang, X. Shi, M. Marchese und Y. Liang, *An ant colony optimization method for generalized TSP problem*, Changchun, China: Progress in Natural Science 18, 2008.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Literaturverzeichnis

- [117] U. Munzert, *Bahnplanungsalgorithmen für das robotergestützte Remote-Laserstrahlschweißen*, München: Herbert Utz Verlag GmbH, 2010.
- [118] A. Schuller, U. Trottenberg und R. Wienands, *Optimale Wege*, Köln: Universität zu Köln - Mathematisches Institut, 2012.
- [119] B. Funke, *Effiziente Lokale Suche für Vehicle Routing und Scheduling Probleme mit Ressourcenbeschränkungen (Dissertation)*, Bad Düben: Technische Hochschule Aachen - Fakultät für Wirtschaftswissenschaften, 2003.
- [120] F. Glover, *Heuristics for Integer Programming Using Surrogate Constraints*, Boulder, USA: Blackwell Publishing Ltd, 1977.
- [121] F. Glover und C. McMillan, *The general employee scheduling problem: An integration of MS and AI*, Boulder, USA: Pergamon Journals Ltd, 1986.
- [122] J. Heistermann, *Genetische Algorithmen: Theorie und Praxis evolutionärer Optimierung*, München: B. G. Teubner Verlagsgesellschaft, 2013.
- [123] L. Chambers, *The Practical Handbook of Genetic Algorithms: New Frontiers*, New York, USA: CRC Press, 1995.
- [124] K. Weicker, *Evolutionäre Algorithmen*, Leipzig: Springer, 2015.
- [125] T. Fischer, *Multi-Agenten-Systeme im Fahrzeugumschlag: Agentenbasierte Planungsunterstützung für Seehafen-Automobilterminals*, Wiesbaden: GWV Fachverlage GmbH, 2004.
- [126] M. Buder, W. Rehfeld, T. Seeger und D. Strauch, *Grundlagen der praktischen Information und Dokumentation: Ein Handbuch zur Einführung in die fachliche Informationswissenschaft*, München: K. G. Saur, 1997.
- [127] E. Cantú-Paz, *Efficient and Accurate Parallel Genetic Algorithms*, New York, USA: Springer, 2001.
- [128] J. Stender, *Parallel Genetic Algorithm: Theory & Applications*, Amsterdam, Niederlande: IOS Press, 1993.
- [129] S. N. Sivanandam und S. N. Deepa, *Introduction to Genetic Algorithms*, Berlin: Springer, 2007.
- [130] G. Luque und E. Alba, *Parallel Genetic Algorithms: Theory and Real World Applications*, Berlin: Springer, 2011.
- [131] D. N. S. Tertilt, *Evolutionäre Algorithmen zur Performance-Modellierung von Unternehmensanwendungen (Dissertation)*, München: Technische Universität München - Fakultät für Informatik, 2014.
- [132] M. Riedel, *Parallele Genetische Algorithmen (Dipomarbeit)*, Chemnitz: Technische Universität Chemnitz - Fakultät für Informatik, 2002.
- [133] Y.-S. Dai, Y. Pan und R. Raje, *Advanced Parallel and Distributed Computing: Evaluation, Improvement and Practice*, New York, USA: Nova Science Publishers Inc, 2003.
- [134] F. Glover und G. A. Kochenberger, *Handbook of Metaheuristics*, Boulder, USA: Kluwer Academic Publishers, 2003.
- [135] D. J. Swider, *Handel an Regelenergie- und Spotmärkten*, Stuttgart: Deutscher Universitäts-Verlag, 2006.
- [136] M. Zuch, *Freie Ladesäulen schnell gefunden*, Hannover: Technologietransferstellen niedersächsischer Hochschulen, 2015.
- [137] M. Zuch, *Effizienz im elektromobilen Massenmarkt*, Cottbus: Gesellschaft für Informatik, 2015.
- [138] M. Zuch, A. Koschel und A. Hausotter, *Partitioning model for mobile electric vehicle data*, Poitiers, Frankreich: IEEE-INDIN - International Conference on Industrial Informatics, 2016.
- [139] R. P. Tewarson, *Sparse Matrices*, New York, USA: Academic Press, 1973.
- [140] S. Pissanetzky, *Sparse Matrix Technology*, London, England: Academic Press Inc, 1984.
- [141] A. Hausotter, A. Koschel, J. Busch, M. Petzsch und M. Zuch, *Agent based Framework for QoS Measurement applied in SOA - A uniform Approach based on a QoS Meta Model*, Athen, Griechenland: SERVICE COMPUTATION 2017: The Ninth International Conferences on Advanced Service Computing, 2017.
- [142] A. Hausotter, A. Koschel, M. Zuch, J. Busch, A. Hödicke, R. Pump, J. Seewald und L. Varonina, *Applied SOA with ESB, BPM, and BRM - Architecture Enhancement by Using a Decision Framework*, Rom, Italien: SERVICE COMPUTATION 2016: The Eighth International Conferences on Advanced Service Computing, 2016.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Literaturverzeichnis

- [143] A. Koschel, A. Hausotter, M. Zuch, J. Busch und J. Seewald, *Components for a SOA with ESB, BPM, and BRM - Decision Framework and architectural Details*, IARIA - International Journal On Advances in Intelligent Systems, 2016.
- [144] M. Zuch, A. Koschel und A. Hausotter, *Digital Marketplaces Unleashed - A generic model for coordinating the individual energy demand of electric vehicles*, Berlin: Springer, 2017.
- [145] Deutscher Bundesrat, *Eine europäische Strategie für emissionsarme Mobilität*, Köln: Bundesanzeiger Verlag GmbH, 2016.
- [146] Uber Technologies Inc., „Driving jobs vs driving with Uber,“ Uber Technologies Inc., 2016. [Online]. Available: <https://www.uber.com/driver-jobs/>. [Zugriff am 08 12 2016].
- [147] Business Insider West Coast, „Business Insider International,“ 2016. [Online]. Available: <http://www.businessinsider.de/taxis-beating-uber-and-lyft-in-new-york-city-2016-7>. [Zugriff am 08 12 2016].
- [148] SQLite Project, „SQLite Documentation,“ SQLite Project, 2016. [Online]. Available: <https://sqlite.org/about.html>. [Zugriff am 24 11 2016].
- [149] Google Inc., „Die Google Maps Directions API,“ Google Inc., 2016. [Online]. Available: <https://developers.google.com/maps/documentation/directions/intro?hl=de>. [Zugriff am 24 11 2016].
- [150] Microsoft Corporation, „Bing Maps REST Services,“ Microsoft Corporation, 2016. [Online]. Available: <https://msdn.microsoft.com/de-de/library/ff701713.aspx>. [Zugriff am 24 11 2016].
- [151] MapQuest Inc., „MapQuest Directions API,“ MapQuest Inc., 2016. [Online]. Available: <https://developer.mapquest.com/products/directions>. [Zugriff am 24 11 2016].
- [152] HERE Global B.V., „HERE Routing API Developer's Guide,“ HERE Global B.V., 2016. [Online]. Available: <https://developer.here.com/rest-apis/documentation/routing/>. [Zugriff am 24 11 2016].
- [153] Oracle Corporation, *The Java EE 6 Tutorial*, Redwood City, USA: Oracle, 2013.
- [154] Google Inc., „Google Maps Directions API Usage Limits,“ Google Inc., 2016. [Online]. Available: <https://developers.google.com/maps/documentation/directions/usage-limits?hl=de>. [Zugriff am 24 11 2016].
- [155] Google Inc., „Google Maps Distance Matrix API Usage Limits,“ Google Inc., 2016. [Online]. Available: <https://developers.google.com/maps/documentation/distance-matrix/usage-limits>. [Zugriff am 24 11 2016].
- [156] GraphHopper GmbH, „GraphHopper Directions API,“ GraphHopper GmbH, 2016. [Online]. Available: <https://graphhopper.com/api/1/docs/>. [Zugriff am 24 11 2016].
- [157] OSRM Project, „OSRM API Documentation,“ OSRM Project, 2016. [Online]. Available: <http://project-osrm.org/docs/v5.6.0/api/#general-options>. [Zugriff am 24 11 2016].
- [158] The MathWorks Inc., „Matlab key Features,“ The MathWorks Inc, 2016. [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/products/matlab/features.html>. [Zugriff am 18 10 2016].
- [159] NYC Taxi & Limousine Commission, *Taxicab Factbook*, New York, USA: NYC Taxi & Limousine Commission, 2014.
- [160] V. M. Kureichik, S. P. Malioukov, V. V. Kureichik und A. S. Malioukov, *Genetic Algorithms for Applied CAD Problems*, Taganrog, Russland: Springer, 2009.
- [161] S. Bandyopadhyay und S. K. Pal, *Classification and Learning Using Genetic Algorithms*, Kalkutta, Indien: Springer, 2007.
- [162] P. A. Diaz-Gomez, *Optimization of parameters for binary genetic algorithms (Disserttaion)*, Norman, USA: ProQuest Information and Learning Company, 2007.
- [163] G. Harith, M. Boroviněk und Z. Ren, *Digital Human Modeling. Applications in Health, Safety, Ergonomics and Risk Management (6th International Conference, DHM 2015)*, Los Angeles, USA: Springer, 2015.
- [164] Y. Wang und T. Li, *Knowledge Engineering and Management (Proceedings of the Sixth International Conference on Intelligent Systems and Knowledge Engineering)*, Shanghai, China: Springer, 2011.
- [165] R. Lowen und A. Verschoren, *Foundations of Generic Optimization*, Antwerpen, Belgien: Springer, 2008.
- [166] E. Russell und S. Yuhui, *Computational Intelligence*, Burlington, USA: Morgan Kaufmann, 2011.
- [167] G. Marinell und G. Steckel-Berger, *Statistische Datenanalyse: Unter Berücksichtigung von Stichproben-, Apriori- und Schadeninformationen*, München: de Gruyter, 2007.
- [168] D. Haftendorn, *Mathematik sehen und verstehen: Schlüssel zur Welt*, Lüneburg: Springer Spektrum, 2015.

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Literaturverzeichnis

- [169] P. Winker, *Empirische Wirtschaftsforschung und Ökonometrie*, Gießen: Springer, 2010.
- [170] J. Bortz und N. Döring, *Forschungsmethoden und Evaluation für Human- und Sozialwissenschaftler*, Heidelberg: Springer, 2006.

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Übersicht zur Thematik der Elektromobilität	2
Abbildung 2: Ziel eines kollaborativen Ladesäulenmanagementsystems	5
Abbildung 3: Darstellung der Ladeszenarien	6
Abbildung 4: Allgemeiner Aufbau der Arbeit	7
Abbildung 5: Allgemeine Darstellung eines Ladesäulenmanagementsystems	8
Abbildung 6: Übersicht der Marktakteure hinsichtlich E-Mobility-Services nach eigener Anfertigung. 14	
Abbildung 7: Fragmentierung im Ladesäulenmarkt.....	15
Abbildung 8: Prozess zur Analyse des Stands der Technik.....	24
Abbildung 9: Schema für die Analyse der Arbeiten im Stand der Technik.....	27
Abbildung 10: Gesamtauswertung vom Stand der Technik.....	51
Abbildung 11: Ausprägung der Forschungslücke im Stand der Technik	56
Abbildung 12: Reduktionsprozess der Problemstellung	57
Abbildung 13: Veranschaulichung eines kollaborativen Ladesäulenmanagementsystems	58
Abbildung 14: Auswirkung marginal veränderter Ladesäulenempfehlungen	60
Abbildung 15: Berücksichtigung der Fahrerpräferenzen	63
Abbildung 16: Prozess zur Behandlung der Problemstellung	66
Abbildung 17: Übersicht der Problemklassifikation	71
Abbildung 18: Übersicht gängiger Lösungsverfahren	73
Abbildung 19: Vergleich der Lösungsverfahren	82
Abbildung 20: Kodierung der Problemstellung für einen genetischen Algorithmus.....	84
Abbildung 21: Allgemeiner Ablauf vom genetischen Algorithmus.....	85
Abbildung 22: Parallele Bewertung der Individuen	86
Abbildung 23: Parallele Berechnung ganzer Populationen	87
Abbildung 24: Die Notation der grundlegenden Matrixoperatoren	91
Abbildung 25: Beispielaufbau einer Matrix im Modell.....	92
Abbildung 26: Einfluss der Reaktivität eines Ladesäulenmanagementsystems	93
Abbildung 27: Zusammenfassung der drei Komponenten der Fahrerpräferenzen	98
Abbildung 28: Aufbau einer Selektionsmatrix	99
Abbildung 29: Betrachtung der Ladesäulen nach den Suchpräferenzen der Fahrer	100
Abbildung 30: Beispiel zum Aufspannen von Matrizen	102
Abbildung 31: Problem bei der Ladesäulenselektion resultierend aus einer statischen Suchdistanz..	103
Abbildung 32: Darstellung der Distanzmatrizen	105
Abbildung 33: Berechnung der Hilfsmatrix bei der Betrachtung von Suchdistanzen	106
Abbildung 34: Aufspannen der Präferenzmatrix zur Cliquenbildung.....	107
Abbildung 35: Cliquenbildung nahe gelegener Ladesäulen	108
Abbildung 36: Erreichbarkeit von nahe gelegenen Ladesäulen innerhalb von Cliquen	109
Abbildung 37: Bildung der Gesamtclique.....	111
Abbildung 38: Berechnung der Übergangsmatrix.....	112
Abbildung 39: Beispiel zum Lesen einer Übergangsmatrix	113
Abbildung 40: Berechnung der relevanten Übergangspunkte in der Übergangsmatrix	114
Abbildung 41: Berechnung des Zeilenfilters aus dem Übergangsvektor	115
Abbildung 42: Aufspannen der Präferenzmatrix gemäß der Cliquengröße	116
Abbildung 43: Vergleich gemäß der maximalen Cliquengröße	117
Abbildung 44: Berechnung des Cliquenvektors	118
Abbildung 45: Finale Cliquenbetrachtung	119
Abbildung 46: Privatfahrverhalten und Taxifahrverhalten zu Ladesäulen	124
Abbildung 47: Fahraufwand zu den Ladesäulen im Zielgebiet.....	125
Abbildung 48: Darstellung möglicher Wettbewerbssituationen.....	131
Abbildung 49: Wettbewerbssituation aus der Sicht von zwei unterschiedlichen Fahrzeugen	132
Abbildung 50: Ausschnitt eines Vektors aus der Distanzmatrix	132

Modellierung und Simulation eines Ladesäulenmanagementsystems

Aktuelles Kapitel: Tabellenverzeichnis

Abbildung 51: Transponierter Vergleich der quadratischen Distanzmatrix	133
Abbildung 52: Interpretation der Matrix zur Beschreibung der Fahrzeugreihenfolge.....	133
Abbildung 53: Dreidimensionale Filtermatrix der Fahrzeugdistanzen	134
Abbildung 54: Interpretation einer Abfrage aus der dreidimensionalen Filtermatrix.....	134
Abbildung 55: Ladestandabhängige Wettbewerbssituation zwischen Fahrzeugen.....	135
Abbildung 56: Veranschaulichung der Berechnungen des durchschnittlichen Nachfragepotentials ..	136
Abbildung 57: Nachfragepotential an der aktuellen Fahrzeugposition	137
Abbildung 58: Nachfragepotential des Fahrwegs zur Ladesäule	137
Abbildung 59: Nachfragepotential vor einem Fahrzeug	139
Abbildung 60: Beispiel der anteiligen Nachfrage	140
Abbildung 61: Position der durchschnittlichen Nachfrage	141
Abbildung 62: Veranschaulichung der Berechnung der Ladesäulenerreichbarkeit	144
Abbildung 63: Berechnung der absoluten Nachfragemenge	146
Abbildung 64: Berechnung der Ladeoptionsanzahl	148
Abbildung 65: Individueller Entscheidungsspielraum gemäß Fahrerpräferenzen	148
Abbildung 66: Normierung der Wartezeit	150
Abbildung 67: Beispiel einer Realisierungsmatrix.....	153
Abbildung 68: Exemplarische Darstellung der von den Fahrern betrachteten Ladesäulen	153
Abbildung 69: Berechnung der relevanten Distanzmatrix	154
Abbildung 70: Identifikation des Spaltenminimums in der relativen Distanzmatrix	155
Abbildung 71: Berechnung der Realisierungsmatrix.....	156
Abbildung 72: Darstellung des grundlegenden Zuordnungsproblems.....	159
Abbildung 73: Auswirkung der Systemantwortzeit.....	163
Abbildung 74: Übersicht des Ladesäulenmanagementsystems.....	164
Abbildung 75: Darstellung von Marktabdeckung und Nutzerakzeptanz.....	169
Abbildung 76: Ausschnitt der Taxitripdaten	175
Abbildung 77: Darstellung der sechs Varianten der Szenarien	178
Abbildung 78: Darstellung der Berechnungsanzahl für ein Szenario	181
Abbildung 79: Darstellung der Simulationsarchitektur	182
Abbildung 80: Visualisierung der Szenarien.....	189
Abbildung 81: Schema der Ergebnisdarstellung	191
Abbildung 82: Übersicht zu den sechs Varianten des Szenarios	192
Abbildung 83: Ergebnisse der großen Variante des Szenarios mit geringem Wettbewerb	193
Abbildung 84: Ergebnisse der großen Variante des Szenarios mit moderatem Wettbewerb	194
Abbildung 85: Ergebnisse der großen Variante des Szenarios mit starkem Wettbewerb	195
Abbildung 86: Ergebnisse der kleinen Variante des Szenarios mit geringem Wettbewerb	196
Abbildung 87: Ergebnisse der kleinen Variante des Szenarios mit moderatem Wettbewerb	197
Abbildung 88: Ergebnisse der kleinen Variante des Szenarios mit starkem Wettbewerb	198
Abbildung 89: Signifikanztest über alle Varianten des Szenarios.....	202
Abbildung 90: Vergleich der Varianten des Szenarios	204
Abbildung 91: Vergleich zwischen einem Privatverhalten und Taxifahrverhalten	207
Abbildung 92: Situation für zwei private Elektrofahrer.....	208
Abbildung 93: Strategie zur Markterschließung	212

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Übersicht deutscher Ladenetzwerke mit Stand Oktober 2016	13
Tabelle 2: Übersicht der e-mobilen Daten.....	22
Tabelle 3: Vorteile und Nachteile des mathematischen Modells	165