

Datenbasierte Analyse urbaner Ladeinfrastrukturen für Elektro-Pkw

Lennart Erik Adenaw, M.Sc.

Vollständiger Abdruck der von der TUM School of Engineering and Design der Technischen Universität München zur Erlangung eines
Doktors der Ingenieurwissenschaften
genehmigten Dissertation.

Vorsitz: Prof. Dr.-Ing. Johannes Betz

Prüfende der Dissertation:

1. Prof. Dr.-Ing. Markus Lienkamp
2. Prof. Dr.-Ing. Klaus Bogenberger

Die Dissertation wurde am 28.05.2024 bei der Technischen Universität München eingereicht
und durch die TUM School of Engineering and Design am 30.09.2024 angenommen.

Danksagung

Diese Dissertation entstand während meiner Tätigkeit am Lehrstuhl für Fahrzeugtechnik der Technischen Universität München in den Jahren 2018 bis 2024. In dieser aufregenden und lehrreichen Zeit habe ich außergewöhnliche Menschen kennengelernt. Einigen möchte ich an dieser Stelle besonders danken:

Meinem Doktorvater Prof. Dr.-Ing. Markus Lienkamp danke ich für seinen Führungsstil voll Ruhe, Loyalität, Vertrauen und Unkompliziertheit. Besonders dankbar bin ich für das Vertrauen, dass er in mich gesetzt hat, indem er mir die Leitung der Forschungsgruppe Smarte Mobilität übertrug und mir die Gelegenheit gab, in der Lehrstuhlleitung mitzuwirken.

Prof. Dr.-Ing. Klaus Bogenberger gebührt mein Dank für die Übernahme der Zweitprüferschaft. Prof. Dr.-Ing. Johannes Betz danke ich für die Übernahme des Prüfungsvorsitzes.

Mit den Mitgliedern der Forschungsgruppe Smarte Mobilität habe ich in den vergangenen sechs Jahren gemeinsam gelernt, diskutiert, beantragt, veröffentlicht, gefeiert und die Zähne zusammengebissen. Mit ihnen teile ich neben der fachlichen Identität, die wir uns zusammen aufgebaut haben, vor allem einen besonderen Lebensabschnitt. Viele Kollegen sind mir auch privat ans Herz gewachsen und ich bin dankbar für die Freundschaften, die ich aus dieser Zeit mitnehme.

Meine Freundin Anja ist mir die wichtigste Stütze. Sie motiviert mich, mir hohe Ziele zu setzen, außerhalb eingetretener Bahnen zu denken und auf dem Weg auch einmal fünf gerade sein zu lassen. Vor allem aber ist sie immer an meiner Seite und hat Wärme, Zuversicht, Leichtigkeit und Ausgleich in Zeiten gebracht, in denen es einmal nicht lief.

Meinen Eltern danke ich für die Grundlagen, ohne die diese Arbeit nicht zustande gekommen wäre: Ihre Unterstützung hat mir den Weg in Kindheit, Schulzeit und Studium geebnet. Die Werte, die sie mir mitgegeben haben, führen mich durch die Welt.

Garching, im Mai 2024

Lennart Adenaw

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis	III
Formelzeichen	V
1 Einleitung	1
1.1 Motivation	2
1.2 Zielsetzung	3
1.3 Struktur der Arbeit	4
2 Stand der Forschung und Technik	7
2.1 Status Ladeinfrastruktur	7
2.1.1 Systemüberblick.....	7
2.1.2 Deutschland.....	11
2.1.3 Großstädte: Hamburg und München.....	13
2.1.4 Herausforderungen und Fokus der Arbeit.....	14
2.2 Statische Analyse	15
2.2.1 Expertenwissen und Nutzerumfragen.....	15
2.2.2 Nutzungsdatenanalyse.....	17
2.2.3 Ladenachfrageschätzung und -modellierung.....	21
2.3 Dynamische Analyse	24
2.4 Forschungslücke und Ableitung der Themenstellung	28
3 Vorgehen	31
3.1 Hybrides Analysemodell für urbane Ladeinfrastrukturen	31
3.2 Anwendung auf die Stadt München	38
4 Statische Analyse	43
4.1 Infrastrukturnutzung	43
4.1.1 Datenbeschaffung und -aufbereitung.....	43
4.1.2 Nutzungsübersicht und Analysezeiträume.....	46
4.1.3 Kennzahlen.....	51
4.2 Zusammenhang zwischen Ladestandort und Infrastrukturnutzung	53

4.2.1 Nutzungsrelevante Standortfaktoren	54
4.2.2 Standortklassifikation	57
4.2.3 Standortspezifische Nutzungsmuster	61
4.3 Zwischenfazit	65
5 Dynamische Analyse	67
5.1 Entwicklung eines Simulationsframeworks für die städtische Elektromobilität	67
5.1.1 Annahmen und Anforderungen	68
5.1.2 Architektur des Simulationsframeworks	70
5.1.3 Angebotsmodellierung	71
5.1.4 Nachfragemodellierung	72
5.1.5 Synthese von Angebot und Nachfrage	82
5.2 Simulationsszenarien – München	87
6 Hybride Analyse und Ergebnisse – München	89
6.1 Validierung des Simulationsframeworks	89
6.2 Variationsszenarien	93
6.3 Extrapolationsszenarien	98
7 Diskussion	101
7.1 Methode	101
7.2 Übertragbarkeit und Limitierungen	103
7.3 Fazit	104
7.4 Zusammenfassung und Ausblick	106
Abbildungsverzeichnis	i
Tabellenverzeichnis	v
Literaturverzeichnis	vii
Vorveröffentlichungsliste	xxi
Betreute Studienarbeiten	xxiii
Anhang	xxv

Abkürzungsverzeichnis

AC	Wechselstrom (<i>engl. Alternating Current</i>)
BEV	Batterieelektrisches Fahrzeug (<i>engl. Battery Electric Vehicle</i>)
DC	Gleichstrom (<i>engl. Direct Current</i>)
EVSEID	Electric Vehicle Supply Equipment ID
GIS	Geoinformationssystem
HSN	Herstellerschlüsselnummer
KBA	Kraftfahrt-Bundesamt
Kfz	Kraftfahrzeug
MiD	Mobilität in Deutschland
MiTO	Microscopic Transport Orchestrator
OSM	Open Street Maps
PEV	Plug-In-Elektrofahrzeug (<i>engl. Plug-In Electric Vehicle</i>)
PHEV	Plug-In-Hybrid-Fahrzeug (<i>engl. Plug-In Hybrid Electric Vehicle</i>)
Pkw	Personenkraftwagen
PoI	Point of Interest
SoC	Ladezustand (<i>engl. State of Charge</i>)
SWM	Stadtwerke München
TSN	Typenschlüsselnummer
TUM	Technische Universität München
WLTP	Worldwide Harmonized Light Vehicles Test Procedure

Formelzeichen

Formelzeichen	Einheit	Beschreibung
C_{BEV}	kWh	Batteriekapazität eines batterieelektrischen Fahrzeugs
C_{PHEV}	kWh	Batteriekapazität eines Plug-in-Hybrid-Fahrzeugs
d_{Tag}	m	Mittlere tägliche Fahrtstrecke
d_{Batterie}	m	(Maximale) Batteriereichweite
$d_{\text{Lauf,a}}$	m	Laufdistanz zwischen Parkplatz und Aktivitätsort bei Aktivität a (Parkplatzsuche)
$d_{\text{Lauf,ref}}$	m	Unwesentliche Laufdistanz (Schwellwert - Parkplatzsuche)
$d_{\text{Lauf,max}}$	m	Maximal akzeptierte Laufdistanz (Schwellwert - Parkplatzsuche)
p_{PHEV}	%	Anteil von Plug-in-Hybrid-Fahrzeugen an allen Fahrzeugen
P	-	Ladeplan bestehend aus mehreren Aktivitäten a
r	-	Mittlere relative Tagesfahrweite
S_{Plan}	-	Gesamtbewertung eines Ladeplans
S_a	-	Einzelbewertung einer Ladeentscheidung bei Aktivität a
$S_{\text{Ef,a}}$	-	Komponente des Einflussfaktors Ef der Einzelbewertung einer Ladeentscheidung bei Aktivität a
$\bar{S}_{\text{Ef,a}}$	div.	Für den Einflussfaktor Ef relevante Metrik bei Aktivität a (Einheit passend zu β_{Ef})
$S_{\text{Lauf,a}}$	-	Einzelbewertung einer Ladeentscheidung bezüglich der Laufweite bei Aktivität a
$S_{\text{leereBatterie,a}}$	-	Einzelbewertung einer Ladeentscheidung bezüglich einer leeren Batterie bei Aktivität a
$S_{\text{Fehlversuch,a}}$	-	Einzelbewertung einer Ladeentscheidung bezüglich eines Fehlversuchs bei Aktivität a
$S_{\text{Verbindungsdauer,a}}$	-	Einzelbewertung einer Ladeentscheidung bezüglich einer Überschreitung der maximal zulässigen Verbindungsdauer bei Aktivität a
SoC_a	%	SoC bei Aktivität a

$t_{\text{Verbindungsdauer},a}$	s	Verbindungsdauer bei Aktivität a
$t_{\text{Verbindungsdauer,max}}$	s	Maximal zulässige Verbindungsdauer
β_{Ef}	-	Gewichtungsfaktor für den Einflussfaktor Ef
$\beta_{\text{Fehlversuch}}$	-	Gewichtungsfaktor fehlgeschlagener Ladeversuche
β_{Lauf}	-	Gewichtungsfaktor für die Laufweite
$\beta_{\text{Verbindungsdauer}}$	-	Gewichtungsfaktor überschrittener Verbindungs dauern
$\beta_{\text{leereBatterie}}$	-	Gewichtungsfaktor leerer Batterien
β_r	-	Residualwert der Gewichtung bei minimaler Ausprägung der zugehörigen Metrik
ΔE_{real}	kWh	Energiedifferenz in der Realität (Vergleich BEV/PHEV)
ΔE_{sim}	kWh	Energiedifferenz in der Simulation (Vergleich BEV/PHEV)

1 Einleitung

Die Eindämmung der Erderwärmung zählt zu den dringendsten Herausforderungen unserer Zeit. Dieser Umstand wurde 2015 im Übereinkommen von Paris [1] durch 195 Staaten offiziell anerkannt. Im Mittelpunkt konkreter Verbesserungsmaßnahmen steht die drastische Reduzierung von CO₂-Emissionen in allen wesentlichen Bereichen des Lebens. Für den Verkehrssektor bedeutet das die Abkehr vom konventionellen Verbrenner hin zum Elektrofahrzeug [2]. In Deutschland findet die Elektrifizierung des Verkehrssektors Eingang in zentrale politische Strategiepapiere wie die „Deutsche Nachhaltigkeitsstrategie 2021“ [3] und den „Klimaschutzplan 2050“ [4]. Die Politik konkretisiert diese Absichtserklärungen durch Förderanreize zum Kauf von Elektrofahrzeugen und zur Erforschung oder Entwicklung neuer Antriebs-, Batterie- und Ladetechnologien. Gesetze erzwingen zudem die stufenweise Transformation der Fahrzeugindustrie international. So werden die zulässigen Flottenemissionen seit Jahren immer schärfer reguliert und Abweichungen mit hohen Strafzahlungen sanktioniert. Für die Flotte der seit 2020 zugelassenen Neufahrzeuge gilt in der Europäischen Union eine mittlere Emission von maximal 95 g CO₂ pro Kilometer als zulässig [5]. Durch bereits beschlossene Änderungen in der Bilanzierung ist auch für die Zukunft eine kontinuierliche Verschärfung der Richtlinien absehbar, die schon jetzt nicht mehr nur durch die Verbesserung traditioneller Antriebstechnologien eingehalten werden können. Ähnliche Verhältnisse existieren auch in allen anderen wesentlichen Märkten der Welt. Elektrofahrzeuge erzeugen keine lokalen Emissionen, sind bezüglich der globalen Emissionen für den Großteil bestehender Anwendungsfälle im Pkw-Bereich die beste verfügbare Lösung und gehen für den Hersteller günstig in die Berechnung der Flottenemissionen ein [6]. Automobilhersteller haben in den letzten Jahren auf diese Situation reagiert: Gab es 2015 weltweit etwa 47 batterieelektrische Pkw-Modelle, waren es 2020 bereits 130 [7]. Mit Reichweiten von um die 300 km gegenüber typischen Tagesfahrleistungen von 30 km [8] bei hervorragenden fahrdynamischen Eigenschaften stellen heutige Elektro-Pkw technologisch einen adäquaten Ersatz für ihre verbrennungsmotorisch betriebenen Vorgänger dar. Folglich steigen die Verkaufszahlen bei den elektrifizierten Fahrzeugmodellen kontinuierlich an. Zur sicheren und effizienten Versorgung dieser immer größer werdenden Flotte von Elektrofahrzeugen ist ein geeigneter Ausbau von Ladeinfrastruktur unabdingbar. Nutzer [9], Politik [10, 11], Interessenverbände [12], Expertengremien [13] und Fahrzeughersteller [14] fordern einen flächendeckenden, zügigen, bedarfsgerechten und kosteneffizienten Ausbau, der mit zukünftigen Absatzzielen und Komfortexpectations Schritt hält. Der Wunsch nach einer (kosten-)effizienten und nachfrageorientierten Gestaltung dieses Aus- und Aufbaus sowie die Notwendigkeit des effizienten Betriebs der installierten Infrastruktur bilden den Rahmen für die Motivation der vorliegenden Arbeit, die nachfolgend ausgeführt wird.

1.1 Motivation

Der große Bedarf an Ladeinfrastruktur im öffentlichen und privaten Raum sowie die hiermit verbundenen Investitionskosten verlangen nach einer gezielten Koordinierung des Auf- und Ausbaus zur Schonung von öffentlichen und privaten Ressourcen. Getragen wird diese Koordinierung einerseits von der öffentlichen Hand, die Flächen, Förderprogramme und rechtliche Rahmenbedingungen zur Verfügung stellt. Andererseits liegt es an Unternehmen, Geschäftsmodelle zu etablieren, die Marktchancen eröffnen und hierdurch ein bedarfsgerechtes, förderunabhängiges und organisches Wachstum des Ladeangebots sicherstellen. Planer und Verantwortliche aller Stakeholder benötigen für ihre Entscheidungen Informationen. Von besonderem Interesse ist die räumlich-zeitliche Nachfrage nach Ladeinfrastruktur in allen realistischen Zukunftsszenarien. Diese bildet aus unternehmerischen Gesichtspunkten den Ansatzpunkt für die Identifikation hoch ausgelasteter und somit wirtschaftlicher Ladestandorte. Aus politischer Perspektive wiederum eröffnet sie eine Planungsgrundlage für den Einsatz von Fördermitteln und den Aufbau öffentlich geförderter Ladeinfrastruktur an Orten, deren Versorgung durch die Privatwirtschaft aufgrund mangelnder Rentabilität nicht gesichert werden. Dem Nutzer garantiert eine ausreichende Informationslage die Bedarfsorientierung beim Aufbau von Ladepunkten einerseits und eine Übersicht über Verfügbarkeiten und Belegungen andererseits. Die Energiewirtschaft kann die Stromversorgung auf die Höhe und den zeitlichen Verlauf der Leistungsnachfrage abstimmen. [10–14]

In (Groß-)städten stellt sich die Situation gegenüber ländlichen Räumen komplexer dar. Hier ist aufgrund der räumlichen Enge und der notwendigen Aufteilung öffentlicher Flächen auf verschiedene Interessen ein besonders zielgerichtetes Vorgehen von Nöten. Verschärft wird diese Situation durch die geringen Eigentumsquoten in deutschen und internationalen Städten, die es Mietern erschweren, autarke und einfache Entscheidungen über die Installation privater Ladepunkte zu treffen. Der Verfügbarkeit von öffentlicher Ladeinfrastruktur in Ergänzung zu privaten Ladepunkten kommt hier eine große Bedeutung besonders für die sogenannten Laternenparker – sprich Fahrzeughalter, die regelmäßig auf einen Stellplatz im öffentlichen Raum angewiesen sind – zu. In der Vergangenheit wurden in Städten vornehmlich sogenannte Normalladepunkte, d. h. Ladepunkte auf Basis von Wechselstrom mit Ladeleistungen bis 22 kW verbaut. Trotz einiger Bemühungen, vermehrt Schnellladepunkte mit hohen Leistungen analog zur heutigen Tankstelleninfrastruktur aufzubauen, ist davon auszugehen, dass aufgrund der vergleichsweise geringen täglichen Fahrdistanz, des hohen zeitlichen Anteils des Parkens und den geringeren Investitionskosten auch in Zukunft die Normalladeinfrastruktur in Städten das Rückgrat der Elektromobilität bilden wird.

Die Schaffung einer verbesserten Informations- und Modellierungsgrundlage für die Koordinierung des urbanen Ladeinfrastrukturausbau und den Betrieb der entstehenden Infrastruktur im Bereich der Ladeleistungen bis 22 kW bildet die zentrale Motivation der vorliegenden Arbeit.

1.2 Zielsetzung

Diese Arbeit setzt sich – aufbauend auf den Erwägungen aus Unterkapitel 1.1 – das Ziel, eine erhöhte Transparenz hinsichtlich der räumlich-zeitlichen Nutzung von Ladeinfrastruktur in Abhängigkeit der Systemgestaltung (Infrastrukturgröße, Betriebsmodell, technische Randbedingungen) zu schaffen. Im Fokus steht die quantitative und qualitative Untersuchung von Auslastungsquoten, Verbindungsdauern und Lademengen sowohl für historische Ausbauzustände als auch in Form von Modellen für zukünftige, also geplante Ladeinfrastrukturkonzepte. Die resultierenden Erkenntnisse können von Planern in abstrahierter Form in ihrer Arbeit berücksichtigt werden. Die hier entwickelten Analysemethoden bilden einen Werkzeugkasten für die virtuelle Erprobung konkreter Ladeinfrastrukturen, Nutzungsrichtlinien und Geschäftsmodelle für den urbanen Raum. Die Dissertation hat nicht das Ziel, ein Optimierungsframework zur automatischen Gestaltung von Ladeinfrastruktur zu schaffen. Diese Aufgabe bedarf nach Ansicht des Autors auch zukünftig einer gesonderten Planung und manuellen Beurteilung, weil mannigfaltige Einflussfaktoren die Entscheidungsfindung beeinflussen. So entziehen sich beispielsweise architektonische, soziale, rechtliche, organisatorische, wirtschaftliche und nicht zuletzt elektrotechnische Randbedingungen den vornehmlich technisch-logistischen Erwägungen dieser Arbeit, deren Ergebnisse somit zur Unterstützung und nicht zum Ersatz bestehender Planungsstrukturen angedacht sind.

Folgende Teilziele und -vorhaben beschreiben und detaillieren den Beitrag dieser Arbeit zur Erreichung des übergeordneten Ziels:

Untersuchung von realen Ladedatensätzen deutscher Großstädte: Zur Erweiterung der empirischen Basis zur Ladeinfrastrukturnutzung sollen in der vorliegenden Dissertation reale Ladedaten der deutschen Großstädte Hamburg und München aus den Jahren 2020 bis 2022 analysiert werden. Teil dieser Analyse ist eine Kennzahlberechnung, die transferierte Energiemengen, Auslastungsquoten und ladevorgangsspezifische Kennzahlen wie typische Verbindungs- und Ladedauern enthält.

Gewinnung von Erkenntnissen zum Verhältnis von Ladestandort und Ladenachfrage: Aus der Verknüpfung der untersuchten Ladedatensätze mit einer raumstrukturellen Charakterisierung der Ladestandorte sollen Erkenntnisse zum Zusammenhang zwischen Ladestandort und typischem Nutzungsmuster gewonnen werden.

Modellierung des Gesamtsystems „städtische Elektromobilität“ unter Berücksichtigung von Angebot und Nachfrage: Zur Unterstützung der realen Entscheidungsfindung, als Erklärungsmodell, zur Abschätzung von Einflussstärken verschiedener Systemparameter und zur Erprobung zukünftiger Ladeinfrastrukturszenarien soll ein Simulationsmodell entwickelt werden. Das entstehende Modell soll die dynamischen Wechselwirkungen zwischen Nutzern, Mobilitätsverhalten, Ladeinfrastruktur und Elektrofahrzeugen in urbanen Gebieten abbilden. Es soll in der Lage sein, realistische Nutzungsmuster für noch unbekannt Systemkonstellationen zu generieren. Die Fähigkeit des Modells realistische Systemverhältnisse zu generieren, soll durch eine Validierung anhand realer historischer Ladedaten nachgewiesen werden.

Kombination von statischen und dynamischen Analysemethoden: Für eine vollständige und verlässliche Analyse bestehender und geplanter Ladeinfrastrukturen sollen die statischen, d. h. rein deskriptiven Ansätze der obigen Teilziele mit der Simulation zu einem gesamtheitlichen, hybriden Vorgehensmodell verwoben werden, das sowohl den Vorgehensrahmen der vorliegenden Dissertation bildet als auch in der Praxis zur wiederkehrenden Analyse von urbanen Ladeinfrastrukturen nutzbar ist.

Analyse der Stadt München: Das hybride Vorgehensmodell soll vollständig auf die Stadt München angewandt werden. Hierbei dienen die gesammelten, realen Nutzungsdaten zur Beurteilung der Ausgangssituation und als Grundlage für den Entwurf und die Validierung des Simulationsmodells. Eine Simulation von Variations- und Extrapolationsszenarien soll die Auswirkungen verschiedener Systemeingriffe und des Wachstums der Nachfrage aufzeigen.

Einordnung der erarbeiteten Ergebnisse und Methoden: Es erfolgt eine Einordnung der erarbeiteten Ergebnisse und Methoden hinsichtlich ihrer Übertragbarkeit auf in der Arbeit nicht untersuchten Zielregionen. Darüber hinaus wird die Verlässlichkeit der erzielten Ergebnisse bewertet. Aus den Limitierungen dieser Arbeit werden Forschungsfragen für Nachfolgearbeiten abgeleitet.

1.3 Struktur der Arbeit

Abbildung 1.1 zeigt die Struktur der vorliegenden Arbeit. Kapitel 2 legt den Stand der Forschung und Technik zur datenbasierten Analyse von (urbanen) Ladeinfrastrukturen dar und identifiziert die statische und dynamische Analyse als wesentliche Arten von Ansätzen. Basierend auf dem Stand der Technik erfolgt eine Definition von Forschungslücken und -zielen für die vorliegende Dissertation. Erreicht werden sollen Verbesserungen in beiden Formen der Analyse, eine Verbindung der Analyseformen zu einem gemeinsamen Vorgehen und die Anwendung auf die Stadt München mit dem Ziel, Empfehlungen für die Ladeinfrastruktur in der Metropole abzuleiten. Die Integration von statischer und dynamischer Analyse in ein gemeinsames Vorgehensmodell zur Untersuchung urbaner Ladeinfrastrukturen findet in Kapitel 3 statt. Die notwendigen Erweiterungen und Verbesserungen des Stands der Technik werden in den Kapiteln 4 und 5 dargestellt. In Kapitel 4 erfolgt die statische Analyse von Ladedaten der öffentlichen Ladeinfrastruktur in Hamburg und München und die Bestimmung von Zusammenhängen zwischen Ladestandort und Infrastrukturnutzung. Ausgehend vom identifizierten Bedarf für eine, auf die speziellen urbanen Verhältnisse abgestimmte, dynamische Analyse wird in Kapitel 5 eine neuartige Simulationsumgebung entwickelt. In Kapitel 6 erfolgt die Anwendung des entwickelten hybriden Vorgehens und seiner Methoden auf die Stadt München. Die entwickelte Simulationsumgebung wird validiert und verschiedene zukünftige Ladeinfrastrukturszenarien werden untersucht. Die gewonnenen Ergebnisse und vorgestellten Methoden sowie deren Limitierungen und die Übertragbarkeit auf andere Zielregionen wird im Kapitel 7 diskutiert. Den inhaltlichen Abschluss der Arbeit bilden eine Zusammenfassung und ein Ausblick auf potentiell anknüpfende Forschungsaktivitäten.

Einleitung	Kapitel 1
Stand der Forschung und Technik	Kapitel 2
Vorgehen	Kapitel 3
Ziele	Beschreibung eines datenbasierten Vorgehensmodells für die Analyse von städtischen Ladeinfrastrukturen für Elektro-Pkw
Ergebnisse	<ul style="list-style-type: none"> • Vorgehensmodell für die vorliegende Arbeit und die allgemeine Untersuchung urbaner Ladeinfrastrukturen
Statische Analyse	Kapitel 4
Ziele	Sammlung und Aufbereitung historischer Ladedaten und Identifikation von Zusammenhängen zwischen Ladestandort und Infrastrukturnutzung
Ergebnisse	<ul style="list-style-type: none"> • Referenzzeiträume für Analyse und Simulationsvalidierung • Infrastruktur-Kennzahlen: Hamburg und München • Raumstrukturelles Klassifikationsverfahren für Ladestandorte • Zusammenhänge zwischen Raumstruktur und Ladenachfrage
Dynamische Analyse	Kapitel 5
Ziele	Modellierung des Gesamtsystems „städtische Elektromobilität“, Bestimmung und Initialisierung von Simulationsszenarien für die Stadt München
Ergebnisse	<ul style="list-style-type: none"> • Open-Source Simulationsframework MATSim – UrbanEV • Methoden zur Szenariobildung und -initialisierung • Simulationsszenarien für die Stadt München
Hybride Analyse und Ergebnisse – München	Kapitel 6
Ziele	Anwendung der Simulation auf die Stadt München und Untersuchung von Variations- und Extrapolationsszenarien im Vergleich zum Status Quo
Ergebnisse	<ul style="list-style-type: none"> • Validierung der Simulation • Simulierte Infrastruktur-Kennzahlen zu Variations- und Extrapolationsszenarien für München im Vergleich zum Status Quo
Diskussion	Kapitel 7

Abbildung 1.1: Struktur der vorliegenden Arbeit

2 Stand der Forschung und Technik

Dieses Kapitel stellt den aktuellen Stand der Forschung und Technik zur räumlichen und zeitlichen Ladeinfrastrukturplanung, -analyse und -modellierung dar. Zum besseren Verständnis des Gesamtkontexts werden zunächst Grundlagen zum aktuellen Status der Ladeinfrastruktur für Elektrofahrzeuge dargelegt. Diese Grundlagen umfassen Einblicke in Fahrzeug- und Ladetechnologie sowie in die Eigenschaften und Entwicklungen des deutschen Marktes. Als Grundlage für eine spätere Szenariobildung und Real-datenanalyse dient die Sammlung von Eckdaten zum Bestand und zur historischen Entwicklung von Fahrzeugzulassungen und Ladepunktanzahlen. Diese erfolgt sowohl für Deutschland als auch für die Großstädte Hamburg und München. Basierend auf den gewonnenen Erkenntnissen werden die Herausforderungen im Bereich urbaner Ladeinfrastrukturen für Elektro-Pkw zusammengefasst und der Fokus der Arbeit bestimmt. Herzstück des vorliegenden Kapitels ist die sich anschließende Darstellung der wissenschaftlichen Erkenntnisse und Methoden zur datengetriebenen Analyse und Modellierung von Ladeinfrastrukturen für Elektro-Pkw.

2.1 Status Ladeinfrastruktur

2.1.1 Systemüberblick

Im Folgenden werden die für diese Arbeit wichtigen technischen Grundlagen und die Stakeholder zum Thema Ladeinfrastruktur eingeführt.

Fahrzeug- und Ladetechnologie

Bei der Suche nach zukunftsfähigen Antriebstechnologien erweisen sich batterieelektrische Fahrzeuge (BEV) hinsichtlich Betriebsemissionen und Ökobilanz als die nachhaltigste, derzeit verfügbare Wahl für breite Einsatzbereiche von Personenkraftwagen (Pkw) [6, 15]. Eng verwandt mit BEV sind Plug-In-Hybrid-Fahrzeuge (PHEV). Plug-Ins verfügen im Gegensatz zu rein elektrischen Fahrzeugen zusätzlich über einen Verbrennungsmotor, können aber auch rein elektrisch betrieben werden und bieten die Möglichkeit, die verbaute Batterie von außen zu laden. Folglich teilen sich diese Fahrzeugtypen dieselbe Ladetechnologie und werden vielfach gemeinsam untersucht, woraus sich der Überbegriff Plug-In-Elektrofahrzeug (PEV) für die Gesamtheit aller extern ladbaren Fahrzeuge mit der Möglichkeit zum rein elektrischen Betrieb ergibt. Für die Ladung der zugehörigen Traktionsbatterien solcher Fahrzeuge stehen standardisierte Ladeeinrichtungen mit typischen Nennleistungen zur Verfügung. Diese ergeben sich aus der

Anzahl der verwendeten Phasen, Spannungslagen und Stromstärken beim Anschluss der Ladehardware. Traktionsbatterien lassen sich ausschließlich mit Gleichstrom laden. Ein Gleichrichter muss daher entweder Teil des Fahrzeugladegeräts sein oder in die Ladesäule integriert werden. Bei kleineren Leistungen wird das fahrzeugseitige Ladegerät für die Gleichrichtung verwendet, bei größeren Leistungen geschieht das wegen Bauraumanforderungen, Kosten und Thermomanagement bereits in der externen Ladehardware. Hieraus resultiert die häufige Unterteilung der Ladestandards nach Wechselstromladen (AC) und Gleichstromladen (DC). Eine weitere Kategorisierung der Ladehardware ergibt sich aus der Ladegeschwindigkeit. Die deutsche Ladesäulenverordnung [16] definiert das „Normalladen“ als Laden mit Nennleistungen von bis zu 22 kW. Alle Ladeleistungen oberhalb dieser Grenze fallen in die Kategorie „Schnellladen“. Typische Ladeleistungen, -technologien und ihre Kategorisierungen werden in Tabelle 2.1 zusammengefasst.

Tabelle 2.1: Typische Ladeleistungen, -technologien und Bereiche des Normal- und Schnellladens gemäß Ladesäulenverordnung | Angelehnt an [17]

	Wechselstrom (AC)	Gleichstrom (DC)
Normalladen	3,7 kW	
	7,4 kW	
	11 kW	10 kW
	22 kW	20 kW
Schnellladen	44 kW	50 kW
		150 kW
		350 kW
		450 kW

Neben der Nennleistung des Ladepunkts beeinflusst auch die Leistungsfähigkeit der Fahrzeugkomponenten die realisierbare Übertragungsleistung. Im Bereich des Normalladens ist der begrenzende Faktor in der Regel das verbaute Ladegerät, wohingegen beim Schnellladen die maximale Laderate in Abhängigkeit des Zustandes der Traktionsbatterie gewählt werden muss [18]. Von der infrastrukturell vorgegebenen Maximalleistung kann in beiden Fällen oftmals nicht das volle Potenzial ausgeschöpft werden. So ist beispielsweise auffällig, dass von den drei rein elektrischen Modellen mit den größten Marktanteilen nur der Renault Zoe im Wechselstrombereich mit 22 kW laden kann [19]. Die meisten anderen Modelle, wie der VW ID.3 oder das Tesla Model 3 unterstützen in dieser Ladeform derweil nur Leistungen bis 11 kW [20, 21]. Populäre Plug-In-Hybride wie der Ford Kuga oder der VW Passat bieten geringere Ladeleistungen von nur 3,7 kW [22, 23]. Schnellladen ist mit diesen Fahrzeugen nicht möglich. Beim Schnellladen rein elektrischer Fahrzeuge zeigen sich nichtlineare Ladekurven in Abhängigkeit von Ladezustand (SoC) und Batteriezustand. Im Gegensatz zum näherungsweise linearen Normalladen hat sich deshalb für die Angabe von Geschwindigkeiten beim Schnellladen eine Verankerung an einem Start-SoC von 10 % und eine Betrachtung von 10 min bis 20 min Ladedauer etabliert. Das entspricht einer Verwendung von Ladeinfrastruktur ähnlich einem Tankvorgang beim Verbrenner und gibt so Aufschluss über ein typisches Einsatzszenario z. B. bei der Autobahnfahrt. Bei allen Ladeformen treten auch Ladeverluste auf. Beim Normalladen sind diese höher als beim Schnellladen. Die Ladeeffizienz beträgt beim Normalladen etwa 85 % bis 90 % [24, 25]. Über die Streubreiten und

Paarungen von Fahrzeugparametern, Ladehardware und Elektrokomponenten ergeben sich verschiedenste technologische Ladesituationen. Typische Bandbreiten gehen aus Tabelle 2.2 hervor. Verwendet werden für die Darstellung Reichweiten nach der Worldwide Harmonized Light Vehicles Test Procedure (WLTP).

Tabelle 2.2: PEV-Spezifikationen nach Typ: Batteriegrößen, Reichweiten und Ladegeschwindigkeiten von BEV und PHEV | Daten und Rechengrundlagen aus [18, 26–29]

	Batteriegröße	Elektrische Reichweite (WLTP)	Ladegeschwindigkeit
BEV	50-100 kWh	200-600 km	Normal: 17-100 $\frac{\text{km}}{\text{h}}$ Schnell: 100-200 km (10 min), 150-300 km (20 min)
PHEV	5-30 kWh	30-100 km	Normal: 17-50 $\frac{\text{km}}{\text{h}}$ Schnell: –

Stakeholder, Betriebs- und Nutzungsmodelle

Neben einer technologischen Perspektive auf das Thema der Ladeinfrastruktur kann auch eine systemische eingenommen werden. Hier stellt sich die Frage nach typischen Einsatzformen der technologischen Komponenten. Abbildung 2.1 zeigt häufige Aufstellorte von Ladepunkten. Es wird unterschieden zwischen privaten Aufstellorten zum Beispiel am Wohn- oder Arbeitsort und öffentlichen Aufstellorten wie Parkhäusern, Raststätten und öffentlichen Parkplätzen. Laut Ladesäulenverordnung ist „ein Ladepunkt öffentlich zugänglich, wenn der zum Ladepunkt gehörende Parkplatz von einem unbestimmten oder nur nach allgemeinen Merkmalen bestimmbar Personenkreis tatsächlich befahren werden kann, es sei denn, der Betreiber hat am Ladepunkt oder in unmittelbarer räumlicher Nähe zum Ladepunkt durch eine deutlich sichtbare Kennzeichnung oder Beschilderung die Nutzung auf einen individuell bestimmten Personenkreis beschränkt; [...]“ [16]. Typischerweise korrelieren auch Ladestandort und installierte Ladeleistung. Während Nutzern an privaten Aufstellorten am Wohnort meist 3,7 kW oder 11 kW zur Verfügung stehen, streuen typische Nennleistungen an Arbeitsorten zwischen 3,7 kW und 22 kW [30]. Im öffentlichen Raum sind vor allem Ladepunkte mit 22 kW innerorts und mit höheren Ladeleistungen außerorts installiert.

	Privater Aufstellort			Öffentlicher Aufstellort		
Typische Standorte	 Eigenheim Garage, priv. Stellplatz	 Wohnanlagen/ -blocks Höfe, Tiefgaragen	 Firmenpark- plätze, Betriebshöfe	 Autohof, Raststätte	 Einkaufs- zentren, Parkhäuser, Kundenpark- plätze	 Straßenrand, öffentl. Parkplätze

Abbildung 2.1: Typische Standorte und Nutzungskontexte von Ladeinfrastruktur | Angelehnt an [31]

Die Installation privater Ladepunkte wird nicht zentral erfasst. Dementsprechend ist nicht gesichert, welcher Anteil von Elektrofahrzeugnutzern über eine private Lademöglichkeit am Wohn- oder Arbeitsort verfügt. Literaturwerte deuten auf Anteile von 70 % bis 80 % für private Heimpladepunkte [30, 32, 33] und um die 20 % für private Arbeitsladepunkte hin [30, 32]. Bei Betrachtung dieser Werte wird deutlich, dass zwar der überwiegende Teil der Nutzer über private Lademöglichkeiten verfügt, jedoch auch ein signifikanter Anteil auf öffentliche Ladeinfrastruktur angewiesen ist. Hinzu kommen Pendler und Fahrzeughalter, die sich nur übergangsweise in einer Region aufhalten (z. B. Tagesgäste, Urlauber, Autobahnfahrten). Im öffentlichen Bereich ergibt sich so ein Markt für Ladeinfrastruktur mit mehreren Stakeholdern, die im Folgenden vorgestellt werden:

- **Nutzer:** Der Nutzer strebt eine möglichst uneingeschränkte Mobilität im Vergleich zum verbrennungsmotorisch betriebenen Fahrzeug an. Diese soll durch eine flächendeckende und preiswerte Ladeinfrastruktur gesichert werden. [34–36]
- **Ladepunktbetreiber:** Der Ladepunktbetreiber errichtet und betreibt Ladehardware mit der Absicht, Gewinne zu erzielen. [34–37]
- **Electromobility Service Provider:** Der Electromobility Service Provider organisiert die Schnittstelle zwischen Nutzer und öffentlicher Ladeinfrastruktur als Geschäftsmodell. Er gibt Ladekarten aus, wickelt Verträge und Abrechnungen ab. Die Rolle des Electromobility Service Providers wird oftmals auch vom Ladepunktbetreiber übernommen. [36, 37]
- **eRoaming Plattformbetreiber:** Der eRoaming Plattformbetreiber ermöglicht eine überregionale Vernetzung von Electromobility Service Providern. Über Verträge mit einem eRoaming Plattformbetreiber kann ein Nutzer Ladeinfrastruktur aller verbundenen Electromobility Service Provider und Ladepunktbetreiber nutzen. [36, 37]
- **Netzbetreiber und Energieversorger:** Netzbetreiber und Energieversorger verfolgen vor allem eine Gewinnerzielungsabsicht durch den Absatz von elektrischer Energie und die Erhebung von Netzentgelten. Es ist Aufgabe dieser Institutionen, eine Netzstabilität sicherzustellen. [34–37]
- **Öffentliche Hand und Politik:** Politik und öffentliche Hand geben strategische Ziele für den Auf- und Ausbau von Ladeinfrastruktur vor und verwalten den Vorgang. Aufgaben dieser Akteure sind Daseinsvorsorge, Nachhaltigkeit und Integration in Stadt- und Raumplanung. [34–36]

Für die erfolgreiche privatwirtschaftliche und damit organische Entwicklung dieses Marktes ist eine Erhebung von Nutzungsentgelten für die Verwendung öffentlicher Ladeinfrastruktur von Nöten. Gängige Tarifmodelle enthalten Grundgebühren (Monat, Jahr), leistungsabhängige Gebühren (Flatrate, Arbeitspreis, Minutenpreis, Parktarif, Preis pro Ladevorgang) und transaktionsabhängige Gebühren (Abrechnungs-/Transaktionspauschale) [37]. An öffentlichen Normalladepunkten der fünf größten deutschen Städte zahlt der Endnutzer unter Einbeziehung aller Kostenkomponenten für eine Referenzladung von 30 kWh um die 14 € [38] im Jahr 2022. Bei einem üblichen 10

Verbrauch von $0,2 \frac{\text{kWh}}{\text{km}}$ [25] ergibt sich hieraus ein Preis von etwa 10 € auf 100 km. Das entspricht etwa den Kosten eines Verbrenners. Bei Schnellladepunkten werden demgegenüber deutlich größere Margen erzielt [39]. Jedoch äußern sich diese mit um die 16 € auf 100 km auch in bedeutend höheren Preisen für den Endnutzer. Der erhöhten Profitabilität von Schnellladepunkten bei aktuellem Marktgeschehen steht die Tatsache gegenüber, dass Normalladepunkte bei gleichen Kilowatt-spezifischen Margen aufgrund bedeutend geringeren Investitionskosten profitabler sind [39]. Allein aus preislichen Gründen scheint die Verwendung von Schnellladern daher vor allem an Autobahnen als sinnvoll. Zusätzlich zu Nutzungsentgelten werden Übertretungen der maximal erlaubten Parkdauer an innerstädtischen Normalladepunkten oft mit Strafzetteln belegt, um bekannte Ineffizienzen durch überlanges Stehen zu bekämpfen [40]. Innerhalb von Städten operiert meist ein vorrangiger Anbieter, wie die lokalen Stadtwerke. Die Preise innerhalb von Großstädten sind somit oftmals zumindest für die regelmäßige Nutzergruppe gleich.

2.1.2 Deutschland

In diesem Abschnitt werden die für Deutschland maßgeblichen politischen Maßgaben und Steuerungswerkzeuge für den Ladeinfrastrukturausbau dargestellt. Den aktuellen Fortschritt der Elektrifizierung dokumentiert nachfolgend eine Betrachtung des Fahrzeug- und Ladeinfrastrukturbestands.

Politische Strategie und Umsetzung

In Deutschland bilden die Strategiepapiere „Masterplan Ladeinfrastruktur“ [10] von 2019 und „Masterplan Ladeinfrastruktur II“ [11] von 2022 den politisch vorgegebenen Rahmen für den Ausbau der Ladeinfrastruktur. Diese sollen nach dem Willen der jeweiligen Kabinette in lokalen Masterplänen detailliert und umgesetzt werden. Die Koordination aller bundesweiten Maßnahmen wird hierbei von der eigens eingerichteten „Nationalen Leitstelle Ladeinfrastruktur“ übernommen. Ein zentraler Punkt des deutschen Zielbilds für 2030 ist die Errichtung von einer Million öffentlicher Ladepunkte [41, 42]. Diese sollen gemäß dem Klimaschutzprogramm 2030 sieben bis zehn Millionen PEV versorgen [41]. Von der aktuellen Bundesregierung werden sogar 15 Millionen BEV angestrebt [42]. Daraus würden sich, bei heutiger Marktzusammensetzung, bis zu 30 Millionen PEV ergeben, wobei eine Verringerung des Anteils an PHEV schon aufgrund der Fokussierung der Ziele auf BEV wahrscheinlich ist. Ladepunkte sollen nachfrageorientiert und damit verbraucherfreundlich, flächendeckend und langfristig wirtschaftlich gestaltet werden [10, 11]. Eine Befähigung des elektrischen Verteilnetzes durch gezielte Laststeuerung und Kapazitätsausbau wird ebenso gefordert. Der Masterplan Ladeinfrastruktur II betont die Bedeutung einer datenbasierten Überprüfung und Steuerung des Ladeinfrastrukturausbaus. Ein erster Schritt in diese Richtung ist das von der Bundesregierung in Auftrag gegebene StandortTOOL [33], das die zusätzlichen Bedarfe an Ladeinfrastruktur schätzt und von Kommunen als Planungsgrundlage für den lokalen Aufbau genutzt werden kann. Das Modell wird im Stand der Wissenschaft genauer beleuchtet und dokumentiert den konkreten Bedarf von politischen Akteuren

nach einer belastbaren digitalen Informationsbasis. Aufseiten der Datenerfassung stellt die Ladesäulenverordnung sicher, dass öffentliche Ladepunkte mit mehr als 3,7 kW Leistung meldepflichtig bei der Bundesnetzagentur sind [16]. Weitere Ladepunkte können freiwillig gemeldet werden. Im Kontrast zur privaten Ladeinfrastruktur liegt für den öffentlichen Raum somit ein großer und allgemein zugänglicher Datensatz über die Bestandsentwicklung vor [43]. Für Kraftfahrzeuge (Kfz) werden Bestandszahlen regelmäßig vom Kraftfahrt-Bundesamt (KBA) nach Merkmalen aufgeschlüsselt gemeldet [44]. Diese Datensätze werden im Folgenden analysiert.

Bestand und Entwicklung: Ladeinfrastruktur und Fahrzeuge

Abbildung 2.2 gibt Auskunft über die Entwicklung des Bestands an PEV und zugehörigen Ladepunkten in Deutschland. Es ist ersichtlich, dass der elektrifizierte Fahrzeugbestand in der jüngeren Vergangenheit deutliche Zuwächse erfährt. So zeigt der Rückblick ein zeitlich exponentielles Wachstum. Selbiges gilt für den Aufbau der Ladeinfrastruktur, bei dem die Anzahl an Normalladepunkten deutlich oberhalb der Anzahl von Schnellladepunkten liegt. Bei den Fahrzeugen sind bis zum Jahr 2023 BEV und PHEV etwa gleich stark vertreten. Berücksichtigt man die politischen Zielvorgaben von einer Million Ladepunkten und die volatilen Vorgaben für die Zulassungszahlen, die auf 7 bis 30 Millionen PEV bis 2030 hinauslaufen, ergeben sich zwei wesentliche Erkenntnisse: Zum einen müssen substantielle zweistellige jährliche Wachstumsquoten gehalten werden. Zum anderen stellt sich die Frage nach einem geeigneten Verhältnis zwischen (öffentlichen) Ladepunkten und PEV. Dieses Verhältnis, das 2019 und 2020 noch bei eins zu zehn lag, ist zwischenzeitlich auf rund 24 Fahrzeuge pro Ladepunkt gewachsen, wobei durch wachsende Batteriegrößen auch von einer geringeren Ladefrequenz der Neufahrzeuge ausgegangen werden kann. Die Wahl eines geeigneten Versorgungsverhältnisses und der sich ergebende Wachstumsdruck werden im weiteren Verlauf dieser Arbeit diskutiert.

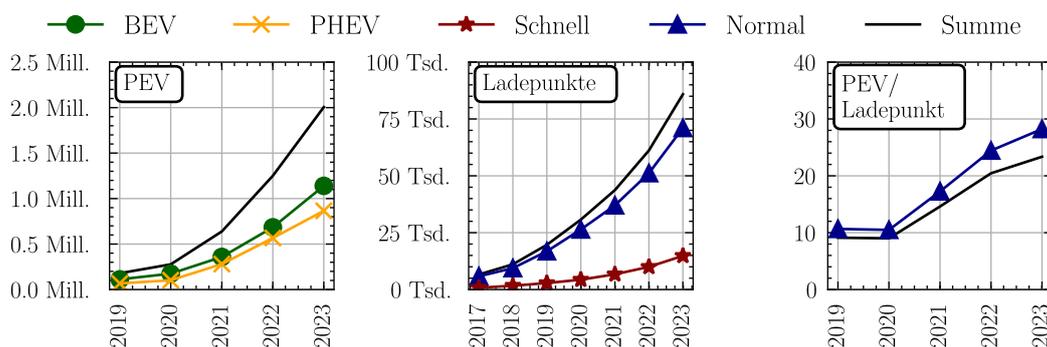


Abbildung 2.2: Entwicklung von Anzahl und Verhältnis von elektrifizierten Fahrzeugen und öffentlichen Ladepunkten nach Typ in Deutschland | Daten aus [43, 44]

2.1.3 Großstädte: Hamburg und München

Eine Vorreiterrolle bei der Elektrifizierung nehmen in Deutschland München und Hamburg ein. Abbildung 2.3 zeigt die Elektrifizierungsquoten nach Fahrzeugtyp von 2019 bis 2023 für Deutschland und die beiden Großstädte. Klar erkennbar sind die höheren Elektrifizierungsquoten gegenüber der gesamtdeutschen Lage.

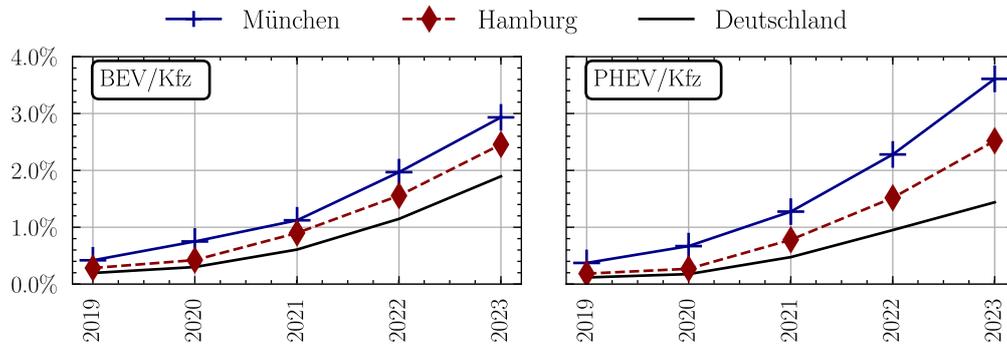


Abbildung 2.3: Entwicklung von Elektrifizierungsquoten in Deutschland, München und Hamburg | Daten aus [43, 44]

Die absoluten Bestandszahlen von Ladeinfrastruktur und Fahrzeugen in Hamburg und München stellt Abbildung 2.4 dar. Bei den Fahrzeugen zeigt sich in den Städten ein mehr als lineares Wachstum. 2023 waren in München 60.000 elektrifizierte Fahrzeuge zugelassen, in Hamburg 48.000. Der Aufbau von Ladeinfrastruktur erfolgte in den vergangenen Jahren linear. In Hamburg kommen 2023 22 elektrifizierte Fahrzeuge auf einen öffentlichen Ladepunkt, in München sind es 26. Die Versorgung mit Ladeinfrastruktur in Hamburg ist also geringfügig höher als in München, wobei zu bedenken ist, dass der Anteil von Plug-In-Hybriden in München höher ist. Historisch lag in Hamburg in den Jahren 2019 und 2020 ein noch stärkerer Überschuss an Ladepunkten mit einem Verhältnis von fünf zu eins vor.

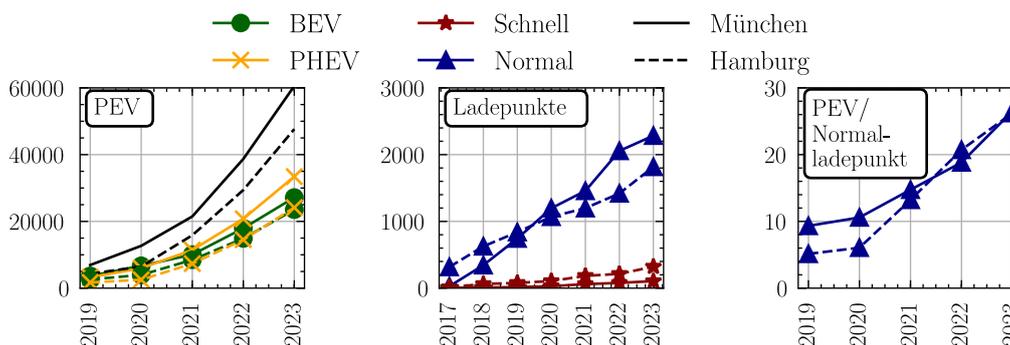


Abbildung 2.4: Entwicklung von Anzahl und Verhältnis von elektrifizierten Fahrzeugen und öffentlichen Ladepunkten nach Typ in München und Hamburg | Daten aus [43, 44]

In Hamburg wird die öffentliche Ladeinfrastruktur zum größten Teil vom lokalen Verteilnetzbetreiber „Stromnetz Hamburg“ betrieben. Die „Stadtwerke München (SWM)“ übernehmen dieselbe Aufgabe in München. Beide Städte setzen hauptsächlich auf Normalladepunkte mit einer Nennleistung von 22 kW und nur einen geringen Anteil

von Schnellladepunkten. In beiden Städten sind Ladepunkte offiziell beschildert und die Überschreitung von Standdauern wird als Parkverstoß geahndet. In Hamburg sind drei Stunden Standdauer von 9 bis 20 Uhr und in München vier Stunden von 8 bis 20 Uhr erlaubt. Dabei muss das Fahrzeug mit der Ladesäule verbunden sein und eine Parkscheibe ausgelegt werden.

2.1.4 Herausforderungen und Fokus der Arbeit

Die Elektromobilität verzeichnet große Wachstumsquoten bei Fahrzeugen und Ladeinfrastruktur. Die Ziele der Bundesregierung und die derzeitige Marktentwicklung machen ein dynamisches Fortschreiten des Wachstums wahrscheinlich. Klar ist somit, dass alle Stakeholder für die Zukunft mit hohen Investitionen zu rechnen haben, sollen die gesteckten Ziele erreicht werden. Der Systemüberblick zeigt vielfältige Abhängigkeiten und Stellschrauben auf dem Weg der Marktentwicklung. Neben Infrastrukturgröße und -verteilung spielen technologische und regulatorische Entwicklungen eine Rolle. Der Analyse und Entwicklung von Ladeinfrastrukturen kommt in Städten aufgrund größerer Elektrifizierungsquoten und verschärfter Flächenkonkurrenz eine besonders hohe Bedeutung zu. Auch ist für Städte ein höherer Bedarf an öffentlicher Ladeinfrastruktur gegeben, weil viele Fahrzeughalter nicht über eigene Stellplätze verfügen. So haben 49 % aller Fahrzeuge in Metropolregionen ihren regelmäßigen Stellplatz im öffentlichen Straßenraum [8]. Eine Abstimmung privater und öffentlicher Ladeinfrastruktur ist in Städten daher besonders notwendig. Zudem ist auch der einfahrende Verkehr für Städte größer als für ländliche Gebiete. Bei der installierbaren Ladeinfrastruktur gibt es für städtische Gebiete starke Argumente für eine Fokussierung auf Normalladepunkte:

- **Lastspitzen:** Die Nachfrage nach elektrischer Ladung tritt an Schnellladepunkten zeitlich geballt und vor allem tagsüber und somit zur Spitzenlast auf [45]. Zusammen mit den wesentlich höheren Anschlussleistungen sind die Rückwirkungen von Schnellladepunkten auf das Energienetz vorhersehbar größer als von Normalladepunkten.
- **Ladebedarf und -geschwindigkeit:** Bei um die 30 km täglicher Fahrleistung und einem Verbrauch von $0,2 \frac{\text{kWh}}{\text{km}}$ ergibt sich ein täglicher Ladebedarf von weniger als 10 kWh. Bei gängigen Ladegeschwindigkeiten kann dieser Bedarf auch mit Normalladepunkten in wenigen Stunden Standzeit pro Woche während ohnehin existierenden Parkdauern bedient werden.
- **Verwendbarkeit für Plug-In-Hybride:** Derzeit besteht der elektrifizierte Fahrzeugbestand zu erheblichen Teilen aus PHEV. Im Gegensatz zu BEV können PHEV in der Regel nicht an Schnellladepunkten geladen werden. Das Angebot von Normalladepunkten ist für den elektrischen Betrieb von PHEV von entscheidender Bedeutung.
- **Wirtschaftlichkeit:** Wirtschaftlichkeitsuntersuchungen [38, 39] zeigen, dass Endpreise für Kunden bei Schnellladepunkten erheblich höher sind als bei Normalladepunkten. Ihr Einsatz sollte auf zeitkritische Anwendungen wie das Laden unterwegs fokussiert werden.

- **Batteriealterung:** Schnellladen hat Auswirkungen auf die Batteriealterung und -lebensdauer [18]. Im Alltag erhöht es potentiell die Anschaffungsfrequenz und den Ressourcenbedarf bei Fahrzeugen. Dieser Umstand läuft dem politischen Ziel einer Nachhaltigkeitssteigerung zuwider.

Der Fokus dieser Arbeit liegt aus den genannten Gründen auf der Analyse und Modellierung von öffentlichen Normalladepunkten in Städten. Als Untersuchungsgebiete dienen die Städte Hamburg und München. Sie sind innerhalb Deutschlands besonders weit entwickelt und ermöglichen somit eine belastbare Analyse, die für andere Metropolregionen Beispielcharakter haben kann. Bei dieser Analyse muss die private Ladeinfrastruktur aufgrund ihrer Vorrangstellung in der energetischen Versorgung stets berücksichtigt werden, um ein realistisches Nachfragebild zu erhalten. Zentrale Planungstätigkeiten fokussieren sich aber auf die öffentliche Ladeinfrastruktur. Hier sind Bedarf und Hebel an neuen Erkenntnissen und Modellen am größten.

2.2 Statische Analyse

Im Folgenden wird der Stand der Technik zur Analyse von bestehenden und geplanten Ladeinfrastrukturen betrachtet. Hierbei erfolgt – aus Gründen der Übersichtlichkeit und aufgrund der Unterschiedlichkeit der zugehörigen Methoden – eine Trennung zwischen statischen und dynamischen Analysemethoden. Folgende Arbeitsdefinitionen werden angewandt. Die Grundlagen hierfür stammen aus einer Vorveröffentlichung [46]:

- **Statische Analyse:** Deskriptive Analyse statischer Datensätze oder einfache Systemmodellierung ohne ursächliche Abbildung der räumlichen und zeitlichen Systemdynamik. In diese Kategorie fallen die Sammlung von Expertenwissen, die Durchführung von Nutzerumfragen, die Analyse historischer Nutzungsdaten, einfache Nachfrageregressionen zur Einflussanalyse und stochastische Nachfragemodelle.
- **Dynamische Analyse:** Modellierung der Dynamik zwischen Angebot von und Nachfrage nach Ladeinfrastruktur unter Berücksichtigung von Nutzerverhalten, Fahrzeugverbrauchs- und Lademodellen. In diese Kategorie fallen insbesondere bottom-up Ansätze zur agentenbasierten Simulation des Gesamtsystems.

2.2.1 Expertenwissen und Nutzerumfragen

Expertenwissen

Als Basis der Analyse öffentlicher Ladeinfrastrukturen dienen die Sammlung von Expertenwissen und die Durchführung von Nutzerumfragen. Expertenbefragungen sind vor allem in der frühen Planungs- und Aufbauphase von Ladeinfrastruktur ein probates Analysemittel [47–52]. Stehen in einem Gebiet noch keine öffentlichen Ladepunkte bereit, existieren auch noch keine Messdaten zum Nutzungsverhalten an Ladepunkten. Es gibt dann weder ausreichend Halter von Elektrofahrzeugen noch hinreichend viele

gut informierte Fahrer von Verbrennern, um belastbare Nutzerumfragen durchzuführen. In der wissenschaftlichen Literatur schaffen Expertenmeinungen eine Grundlage für die Auswahl von Kriterien [48, 49, 51, 52] und deren relativer Gewichtungen [47, 49, 50] zur Bewertung von Standortalternativen im Rahmen der multikriteriellen Entscheidungsfindung. In Betracht ziehen die befragten Experten oft technische und betriebswirtschaftliche Aspekte. Aus dieser Perspektive werden Bau- und Betriebskosten, der Anschluss an das Stromnetz, die Auswirkungen auf Böden und Trinkwasser und der Umsetzungsaufwand als bedeutend angesehen [47–52]. Hinzu kommen Faktoren wie die Marketingwirkung und die Konformität mit stadt- und raumplanerischen Zielen [53]. Es kann davon ausgegangen werden, dass diese Erwägungen angebotsseitig auch heute bei der praxisnahen Auswahl von Standorten eine Rolle spielen [53, 54]. Die wissenschaftliche Literatur fokussiert sich zunehmend auf Nutzerumfragen. Die existierenden Experteninterviews unterstreichen aber die Notwendigkeit einer Detailplanung auf Basis von Einzelstandorten. Aufgrund des von Natur aus grundlegend anderen Charakters dieser mikroskopischen Standortanalyse klammert die vorliegende Arbeit die Betrachtung von Einzelstandorten aus.

Nutzerumfragen

Während das Expertenwissen vor allem die angebotsseitigen Verhältnisse der Ladeinfrastruktur beleuchtet, zielen Nutzerumfragen auf die genauere Auflösung der Nachfragebedingungen ab. Sie fangen das Praxiswissen, die Vorlieben und die existierenden oder absehbaren Einsatzfälle und Entscheidungsmuster von Nutzern ein. In der Anfangszeit der Elektromobilität fokussierten sich Nutzerumfragen mangels ausreichender Zahlen von elektrifizierten Fahrzeugen vor allem auf Halter verbrennungsmotorischer Fahrzeuge. Durchgeführt wurden sowohl qualitative Interviews zur Hypothesenbildung [55–57] als auch quantitative Umfragen zur Ladeentscheidung [57, 58]. Es zeigen sich in der Initialphase, in der vornehmlich Grundeinstellungen zur Elektromobilität abgefragt werden [55, 59], starke Fokussierungen der Fragen auf das Laden an Schnellladepunkten, ähnlich einem Tankvorgang. In allen Studien ist eine Fixierung der Nutzer auf Komfortaspekte sichtbar. Das zeigt sich darin, dass Probanden ein Umparken nach dem Ladevorgang [55, 56] als genauso unattraktiv empfinden wie Wartezeiten an Ladesäulen [56, 58, 60, 61]. Die Komfortorientierung der Nutzer wird auch durch die Tatsache deutlich, dass das Laden an privaten Ladepunkten zuhause und bei der Arbeit auch in jüngerer Vergangenheit als am wichtigsten bewertet werden [30, 58, 59, 61–63]. Es gibt aber auch Personengruppen, die trotz größerer Fahrleistungen ausschließlich öffentliche Ladeinfrastruktur nutzen [32]. Nutzer mit privater Lademöglichkeit geben an, nur selten öffentlich zu laden, wie sich in einer Vorveröffentlichung des Autors dieser Dissertation zeigt [64]. Studien mit einem signifikanten Anteil an Nutzern von Elektrofahrzeugen liefern belastbare Erkenntnisse zu heutigen Nutzungsverhältnissen [30, 32, 60, 61, 64]. Wichtig für die Modellierung des Gesamtsystems und die Beurteilung der vorliegenden Auslastung öffentlicher Ladeinfrastruktur ist die Verfügbarkeit privater Ladepunkte. Aus Umfragen lässt sich schließen, dass 70 % bis 80 % der Nutzer über private Lademöglichkeiten zuhause und etwa 20 % bei der Arbeit verfügen [30, 32]. Im Verhältnis zu frühen Studien beurteilen heutige Nutzer den Komfort bei der Ladeent-

scheidung sogar als zunehmend wichtig. Das verhältnismäßig gute Angebot aktueller Ladeinfrastrukturen führt beispielsweise dazu, dass Warteschlangen an Ladepunkten selbst dann als inakzeptabel wahrgenommen werden, wenn eine Ladung während einer Langstreckenfahrt unbedingt erfolgen muss [60]. Auch spielt das Thema Reichweitenangst bei heutigen Nutzern eine untergeordnete Rolle [57, 61]. In der alltäglichen Verwendung treten komplexe Ladeentscheidungen unter Berücksichtigung von Ort, Zeit, Situation und anstehendem Mobilitätsbedarf an die Stelle des Determinismus, der sich aus den kleinen Batteriegrößen der Anfangszeit ergab [61]. Die Bereitschaft, zusätzliche Laufstrecken zwischen Parkplatz und Aktivitätsort in Kauf zu nehmen, beschränkt sich auf maximal fünf bis zehn Minuten [30].

2.2.2 Nutzungsdatenanalyse

Der fortschreitende Aufbau von Ladepunkten ermöglicht zunehmend belastbare Analysen von gemessenen Prozessdaten. Die notwendigen Daten werden durch die Aufzeichnung von real durchgeführten Ladevorgängen an öffentlichen Ladepunkten gewonnen. Erfolgen kann die Analyse entweder aus Perspektive der Ladeinfrastruktur oder aus Perspektive des ladenden Fahrzeugs. Aus Perspektive der Ladeinfrastruktur gehen Belegungszustände eines jeden Ladepunkts innerhalb der beobachteten Infrastruktur eindeutig hervor. Seltener stehen über die Verbindungsdauer hinaus auch Informationen zur übertragenen Energiemenge sowie den tatsächlichen Ladebeginn und das Ladeende für die Forschung zur Verfügung. Aus Perspektive des Fahrzeugs können beispielsweise Start-SoC untersucht werden. Beide Typen werden im Folgenden vorgestellt.

Ladedatensätze – Perspektive Infrastruktur

Die Grundlage für die Analyse von Ladevorgängen aus Perspektive der Infrastruktur bilden Prozessdaten mit den in Tabelle 2.3 gelisteten Eigenschaften, wobei bei Fehlen einzelner Eigenschaften die abhängigen Kennzahlen nicht berechnet werden können.

Tabelle 2.3: Typische Eigenschaften realer Ladedaten in Prozessdarstellung und deren Zuordnung zu Analysezielen

Wert	Datentyp	Benötigt für
Verbindungsstart=Ladestart	Zeitstempel	Ladedauer, Verbindungsdauer, Auslastung
Ladeende	Zeitstempel	Ladedauer, Energiestatistik
Verbindungsende	Zeitstempel	Verbindungsdauer, Auslastung, Energiestatistik
Energiemenge	Fließkommazahl	Energiestatistik
Standort-ID	Text/Ganzzahl	Standortbezogene Statistik
Ladepunkt-ID	Text/Ganzzahl	Ladepunktbezogene Statistik
Nutzer-ID	Text/Ganzzahl	Nutzerbezogene Statistik

Niederländischen Forscherteams stehen seit Beginn des Ladeinfrastrukturaufbaus Nutzungsdatensätze mit teils mehreren Millionen Ladevorgängen zur Verfügung [40, 65–69]. Die zugehörigen wissenschaftlichen Veröffentlichungen befassen sich mit Daten aus dem Zeitraum von Anfang 2012 bis Ende 2019 und fokussieren sich mehrheitlich auf den städtischen Raum. Umfasst werden somit verschiedene Marktsituationen, von der

Elektromobilität als Nische bis hin zum beginnenden Markthochlauf. Einzelnen Studien liegen dabei in der Regel mehrere Jahre der Datenaufzeichnung zugrunde [65–67, 69]. Eine Würdigung dieses Umstandes durch die Wahl entsprechender Analysemethoden findet meist nicht statt. So werden Auslastungsquoten, Verbindungsdauern und Energieüberträge vielfach über lange Zeiträume hinweg gemittelt, obwohl der Einfluss der Marktskalierung auf die Auslastungsquoten klar erkennbar ist [65]. Deutlich werden zudem die Einflüsse unterschiedlicher Wochentage. Diese äußern sich beispielsweise in einer geringen Nutzung der Ladeinfrastruktur am Wochenende [69]. Eine Indikation für die Notwendigkeit einer dedizierten Berücksichtigung von Hochlauf- und Zeit-Effekten liefert ein gegenseitiger Vergleich der Studien. So macht sich in älteren Daten wiederholt eine lange mittlere Verbindungsdauer um die 10 h und ein geringer Anteil effektiver Ladezeit unter 20 % bemerkbar [40, 65, 69], wohingegen aktuellere Untersuchungen [66] auf Ladeanteile zwischen 50 % und 75 % hindeuten. Ursächlich für diese Entwicklungen sind mutmaßlich steigende Batteriegrößen bei konstanten Ladeleistungen und eine sich entwickelnde Konkurrenzsituation um öffentliche Ladepunkte bedingt durch steigende Elektrifizierungsquoten. In keiner der Studien werden die hintergründigen Nutzungsbedingungen genannt. Wiederholt auftretende Verbindungsdauern um die 9 h deuten auf eine Nutzung der Ladeinfrastruktur während der Arbeitszeit und somit auf eine schwach oder nicht regulierte Standdauer hin [40, 66, 67, 69]. Weitere typische Verbindungsdauern werden bei um die 2 h und 14 h Länge identifiziert [40, 66, 67, 69]. Es wird deutlich, dass das Laden an öffentlichen Normalladepunkten ebenso wie das private Laden oft nebenläufig zur Arbeitszeit und über Nacht erfolgt. Mit den niederländischen Daten erfolgen Detailanalysen zu Lastkurven, Ausbaustrategien und verschiedenen Nutzertypen [66–68].

Ein flächendeckender Datensatz existiert auch zur Ladeinfrastrukturnutzung in Deutschland. Er stammt aus der Forschung des Instituts für Stromrichtertechnik und Elektrische Antriebe der RWTH Aachen und wurde im Rahmen mehrerer Veröffentlichungen in unterschiedlichen Auszügen untersucht [39, 45, 70, 71]. Alle zugehörigen Veröffentlichungen des Hauptautors Christopher Hecht enthalten tieferegehende Analysen mehrerer Einflussfaktoren auf das Nutzungsverhalten. Wochentage, Ferien, die Corona-Pandemie, unterschiedliche Standorttypen und Ladeleistungen werden als Einflussfaktoren identifiziert und getrennt analysiert. Klar wird, dass die Auslastung öffentlicher Normalladepunkte in Ferien, am Wochenende und während der Pandemie deutlich abnimmt. Aufbauend auf die grundlegende Beschreibung von Ladevorgängen erfolgt eine Analyse der Profitabilität und der sich ergebenden Lastkurven, die eine Betonung auf bestehende Spitzenzeiten haben [45]. Hier zeigt sich, dass Normalladepunkte bei gleichen Margen profitabler sind als Schnellladepunkte [39], wobei an Schnellladepunkten derzeit der Gesamtbetrieb unterm Strich profitabler ist. Die Preise für den Kunden liegen hierbei allerdings oberhalb denen eines Verbrenners. Vermissten lassen die Veröffentlichungen der RWTH hinsichtlich der Behandlung von Hochlauf- und Zeit-Effekten aus Sicht dieser Arbeit lediglich eine konsequente Analyse raumstruktureller Merkmale. Hier werden nur grobe Unterscheidungen zwischen Stadt, Land und Autobahn gemacht. Auch für die Stadt München existieren kleinere Studien. Aus dem Forschungsprojekt „München elektrisiert“ hat eine Forschergruppe des Lehrstuhls für Verkehrstechnik an

der Technische Universität München (TUM) Zugriff zu einem Datensatz des lokalen Energieversorgers SWM. In zwei Veröffentlichungen beschreiben die Forscher den Datensatz [72, 73]. Neben grundlegenden Analysen fokussieren Fischer et al. [73] ihre Analyse auf den vermuteten Ladeanteil, den sie auf 35 % bis 55 % beziffern. Friese et al. [72] identifizieren mittels eines Zeitreihen-Clusterings vier unterschiedliche Auslastungstypen an raumstrukturell unterschiedlichen Standorten. Weitere Einzelanalysen stammen aus Irland, den USA und Italien [74–78]. In ihnen wiederholen und bestätigen sich die bereits beschriebenen inhaltlichen und methodischen Erkenntnisse, weshalb sie hier lediglich der Vollständigkeit halber genannt werden. Tabelle 2.4 gibt einen zusammenfassenden Überblick über die vorgestellten Studien unter Berücksichtigung der für diese Arbeit wesentlichen Aspekte. Zu keiner der Studien stehen Rohdaten öffentlich zur Verfügung.

Tabelle 2.4: Übersicht über deskriptive Studien zu realen Nutzungsdaten von Ladeinfrastruktur

Quelle	Gebiet	Zeitraum	Anzahl Ladepkt.	Fokus Stadt	Hochlauf & Zeit-Effekte	Besonderheiten Analyse
Niederlande						
[65]	NL (ges.)	03.2012-12.2015	21.197	✓	○	Sichtbarer Hochlauf
[69]	NL (ges.)	2014 - 2016	unklar	✓	○	Wochentage
[40]	NL (ges.)	2016	2836	✓	○	Lange Standdauern
[68]	Utrecht	08.2017-07.2018	42	✓	○	Lastkurven
[66]	NL (ges.)	01.2012-03.2019	1742		●	Push/Pull-Aufbau
[67]	NL (ges.)	01.2017-03.2019	7079	✓	○	Nutzertypen
Deutschland						
[70]	DE (ges.)	12.2019-03.2020	26.951		●	Wochentage, Ferien, Corona, Raumstruktur (grob), Nennleistung
[39]	DE (ges.)	01.2019-10.2021	22.200		●	Profitabilität
[71]	DE (ges.)	11.2021-10.2022	10.000		●	Lastkurven
[73]	München	01.2020-12.2020	1150	✓	○	Ladeanteil
[72]	München	05.2021-10.2021	2409	✓	○	Auslastungstypen
Sonstige						
[75]	Irland	03.2012-03.2015	711		○	Stationstypen
[76]	Nebraska	01.2013-12.2018	90		○	Wochentage
[77]	USA	10.2019-03.2022	3705		○	Aufenthaltsorte
[78]	Mailand	07.2022-01.2023	150	✓	○	–

○ Nicht berücksichtigt | ○ Mind. ein Faktor erwähnt, oberflächliche Analyse

◐ Mehrere Faktoren erwähnt, einfache Analyse | ◑ Mehrere Faktoren und tiefergehende Analyse

● Alle bekannten Einflussfaktoren in der Analyse berücksichtigt

Ladedatensätze – Perspektive Fahrzeug

Wesentlich seltener als Analysen von realen Nutzungsdaten aus Sicht der Ladeinfrastruktur sind Datensätze aus Fahrzeugen. Folglich stehen wenig Daten zur Beurteilung typischer SoC zum Ladestart und Ladeende zur Verfügung. Eine aussagekräftige Einzelveröffentlichung stammt von Hipolito et al. [79]. Aufgrund ihrer Wichtigkeit für die vorliegende Dissertation wird diese Analyse im Folgenden detaillierter vorgestellt. Die Veröffentlichung teilt sich in drei Teile und basiert auf der langfristigen Aufzeichnung von Ladestart-SoC von 10.000 Nissan Leaf Fahrzeugen. Im ersten Teil stellen die Autoren die Bedeutung der mittleren relativen Tagesfahrweite r für das Ladeverhalten fest. Die mittlere relative Tagesfahrweite wird als Verhältnis der mittleren täglichen Fahrtstrecke d_{Tag} und der maximalen Batteriereichweite d_{Batterie} definiert, wie Gleichung 2.1 zeigt. Sie ist eine Metrik für den mittleren täglichen Entladehub und die Nutzungsintensität des Elektrofahrzeugs.

$$r = d_{\text{Tag}}/d_{\text{Batterie}} \quad (2.1)$$

Die Autoren können zeigen, dass der SoC zum Ladestart zwar generell in breiten Bändern streut, Streubreite und Intervall korrelieren aber mit der mittleren relativen Tagesfahrweite. So beschreibt eine für die jeweilige relative Tagesfahrweite charakteristische Beta-Verteilung die Wahrscheinlichkeitsdichte der Daten zum Start-SoC. Dieser Zusammenhang ist in Abbildung 2.5 in der linken Grafik dargestellt. Es wird deutlich, dass die Wahrscheinlichkeit eines Ladebeginns bei kleineren SoC höher ist, wenn der mittlere tägliche Entladehub klein ist. Das Gegenteil gilt andersherum. In den Extrema ergeben sich Ballungen der typischen Start-SoC, wohingegen bei einem charakteristischen täglichen Energieverbrauch von relativ 10 % eine Streuung über nahezu das ganze Intervall deutlich wird. Die Ergebnisse der Analyse unterstützen den Eindruck aus Nutzerumfragen, nach denen Reichweitenangst heutzutage eine immer geringere Rolle spielt und niedrige Ladezustände nicht generell vermieden werden. Gleichzeitig bedeutet die gefundene Korrelation, dass Nutzer einerseits rational mit der ihnen zur Verfügung stehenden Energie haushalten und dabei Fahrtbedarfe berücksichtigen, andererseits aber kein SoC-getriebener Determinismus vorliegt. Basierend auf diesen gefundenen Regelmäßigkeiten im Ladeverhalten, erstellen die Autoren im zweiten Teil ein Ladeverhaltensmodell. Grundidee dieses Modells ist es, je zwei Ladealternativen miteinander zu vergleichen. Für beide Ladealternativen kann mittels einer Integration der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion die Wahrscheinlichkeit ermittelt werden, dass ein Ladevorgang in das Intervall zwischen 0 % SoC und den jeweils betrachteten SoC fällt. Über einfache Wahrscheinlichkeitstheorie wird es so möglich, die Wahrscheinlichkeit zu bestimmen, mit der ein Ladevorgang schon bei der ersten Ladealternative initiiert wird. Ergebnisse dieses Ladeverhaltensmodells gehen für eine mittlere relative Tagesfahrweite von 0.1 aus dem rechten Teil von Abbildung 2.5 hervor. Zusätzlich sind je beispielhafte Entladungen von 5 % SoC für jede Ladealternative eingezeichnet. Aufgrund der Komplexität des Modells wird ein Ablesebeispiel gegeben: Betrachtet wird die Ladekurve mit Ursprung bei einem Ausgangs-SoC von 20 %. Die Wahrscheinlichkeit, mit der ein Ladevorgang bei dieser Gelegenheit initiiert wird, kann abhängig von dem SoC bei der nächsten Lademöglichkeit abgelesen werden. Würde die nächste

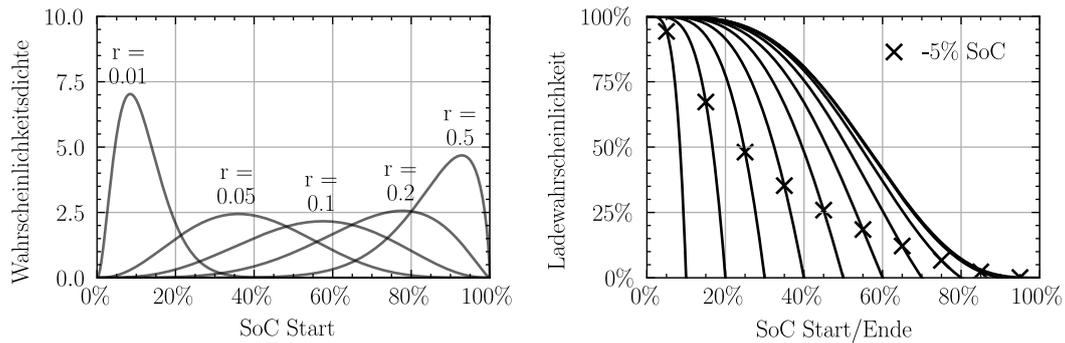


Abbildung 2.5: Links: Empirischer Zusammenhang zwischen Ladestart-SoC und mittlerer relativer Tagesfahrweite r ; Rechts: Ladeverhaltensmodell | Modelle und Darstellung nach Hipolito et al. [79].

Lademöglichkeit beispielsweise bei einem SoC von 15 % erreicht werden, beträgt die Wahrscheinlichkeit für die Initiierung eines Ladevorgangs bei der aktuellen Aktivität etwa 68 %. Eine Anwendung des Ladeverhaltensmodells auf die Bewegungsdaten einer Fahrzeugflotte aus 15.000 Fahrzeugen im Rahmen einer Monte Carlo Simulation ermöglicht es den Autoren schlussendlich im letzten Teil ihrer Veröffentlichung auf eine wahrscheinliche Verteilung des Flotten-SoC zu schließen. Dieses Vorgehen kann genutzt werden, um Simulationsstudien zu initialisieren.

Zu beachten ist, dass es sich um rein stochastische Modelle handelt, die die beobachteten Ladestart-SoC in Abhängigkeit der mittleren relativen Tagesfahrweite charakterisieren. Die Autoren treffen keine Aussagen über die Ursachen, die zu einer Ladeentscheidung führen oder über die genauen Abfolgen, mit denen geladen wird. Eine Betrachtung der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion für $r = 0.5$ veranschaulicht diesen Umstand: Nutzer, die jeden Tag exakt 50 % der effektiven Reichweite ihres Fahrzeugs in Anspruch nehmen, sind genauso umfasst wie jene, deren Nutzungsverhalten durch Tage mit höherem und Tage mit geringerem Entladehub geprägt sind. Aus der Veröffentlichung geht nicht direkt hervor, durch welche dieser Subgruppen das beobachtete Ladeverhalten vorrangig verursacht wird. Aufgrund des Kurvenverlaufs ist aber davon auszugehen, dass zweitgenannte Gruppe mit regelmäßig hohen Ladestart-SoC im Alltag und seltenen geringen Ladestart-SoC, z. B. auf der Langstrecke dominiert. Des Weiteren ist unklar, ob die beobachteten Verhaltensmuster sich auf Fahrzeuge mit anderen Batteriegrößen und andere Nutzergruppen übertragen lässt und bis zu welcher relativen Tagesfahrweite die Ergebnisse in den Randbereichen Gültigkeit besitzen.

2.2.3 Ladenachfrageschätzung und -modellierung

Aufbauend auf empirischem Wissen sind Modelle zur Ladenachfrageschätzung und -modellierung Gegenstand der aktuellen Forschung. Diese vollziehen Beobachtungen nach und bieten so Erklärungsansätze für das Zustandekommen quantifizierter Zusammenhänge. Darüber hinaus werden Extrapolationen ermöglicht. Häufig werden Zusammenhänge zwischen Raumstruktur und Ladenachfrage untersucht. Alternativ wird das räumlich-zeitliche Mobilitätsverhalten einer Bevölkerung als erklärende Variable für die Ladenachfrage zurate gezogen. Beide Fälle werden im Folgenden beleuchtet.

Raumstruktur und Regressionsmodelle

Aus Experteninterviews, Nutzerumfragen und realen Nutzungsdaten sind Zusammenhänge zwischen dem Ladeort und den Nutzungsmustern von Ladeinfrastruktur bekannt. Diese Zusammenhänge versuchen raumstrukturelle Nachfragemodelle abzubilden und so einen Schluss von beobachtbaren Variablen wie digitalen Karten auf noch unbekannte Nachfragemuster und -höhen zu ermöglichen. Ein erster Schritt in diese Richtung ist das von der Bundesregierung in Auftrag gegebene StandortTOOL [33], das zur Abschätzung des räumlichen Ladebedarfs in Deutschland dient. Im Rahmen einer Webanwendung liefert es eine statische Analyse der Ladenachfrage basierend auf unveröffentlichten und somit wissenschaftlich nicht prüfbar Methoden. Die dargestellten Datensätze sind auf Anfrage öffentlich verfügbar. Aus den Datensätzen geht die Ladenachfrage als dimensionslose Kennzahl hervor, die vergleichend für verschiedene Orte verwendet werden kann. Eine Modellierung des Zusammenspiels von Angebot und Nachfrage erfolgt nicht. Das zugrundeliegende Ladeverhalten der angenommenen Bevölkerung ist nicht transparent.

Wissenschaftliche Veröffentlichungen zum selben Themenkomplex existieren seit über zehn Jahren. Frade et al. [80] verwenden eine Methodik zur Bestimmung der Ladenachfrage verschiedener Stadtviertel in Lissabon. Die Autoren legen ihrem Vorgehen die Annahme zugrunde, dass Ladebedarf stets an Wohn- oder Arbeitsorten realisiert wird. Sie unterscheiden folglich zwischen einer vom Wohnort getriebenen Nachfrage in der Nacht und einer vom Arbeitsort getriebenen Nachfrage tagsüber. Basierend auf dieser Annahme verwenden sie Daten aus dem Zensus, um die zu erwartende Anzahl von Fahrzeugen von Mitarbeitern und Anwohnern pro Planungseinheit zu berechnen und überschlagen die theoretische nächtliche und tägliche Ladenachfrage durch die Skalierung mit einem angenommenen täglichen Verbrauch. Eine Validierung ihres Vorgehens präsentieren die Autoren mangels entsprechender Daten nicht. Abseits städtischer Umgebungen analysieren Niels et al. [81] die zu erwartende Ladenachfrage in ländlichen – und vom Tourismus geprägten – Gebieten Bayerns. Ähnlich zur zuvor genannten Veröffentlichung unterteilen die Autoren die Ladenachfrage systematisch in Unterkomponenten. So unterscheiden sie zwischen Nachfrage durch Anwohner, Pendler, Touristen und Kurzzeitbesucher. Jeder der genannten Nachfragekategorien wird ihrer Größe nach geschätzt und räumlich verortet. Als Eingangsdaten dienen hierzu räumliche Bevölkerungsdaten, statistische Daten zur Anzahl der Beschäftigten und ein Attraktivitäts-Index zur Bemessung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten von Tagesbesuchern. Eine direkte Verbindung zwischen realen Nutzungsdatensätzen und raumstrukturellen Variablen zieht eine Arbeitsgruppe um Milan Straka und Lubos Buzna von der Universität von Zilina in ihren Veröffentlichungen [82–84] mittels Regressionsanalyse. Zur Verfügung stehen ihnen hierzu die umfassenden Datensätze aus den Niederlanden. Geoinformationssysteme (GIS) dienen den Autoren zur Extraktion vielfältiger räumlicher Merkmale. Neben ortsbezogenen soziodemografischen Variablen wie Alter und Einwohnerzahl werden auch Flächennutzungen und Points of Interest (POI) als Eingangsvariablen verwendet. Trotz dieser hervorragenden Ausgangsbasis ergeben sich keine signifikanten Korrelationsergebnisse zu mittleren Nutzungskennzahlen der Ladeinfrastruktur. Die absolute Attraktivität eines einzelnen Standortes kann mit diesen Methoden nicht zuverlässig vorhergesagt werden.

Stochastische Nachfragemodelle und Mobilitätsdaten

Alternativ zur Verwendung von raumstrukturellen Merkmalen als erklärende Variablen für erwartete oder beobachtete Nutzungsmuster können Mobilitätsdaten oder reale Nutzungsmuster verwendet werden, um das Ladeaufkommen an einzelnen Standorten mithilfe von stochastischen Nachfragemodellen zu modellieren. Prototypisch für die Verwendung von Mobilitätsdaten für die Schätzung der Ladenachfrage ist die Arbeit von Andrenacci et al. [85]. Für ihre Studie machen die Autoren Gebrauch von einem großen Datensatz mit ca. 60.000 aufgezeichneten Fahrten aus Rom und Umgebung. Alle in den Daten enthaltenden Fahrtziele werden räumlich geclustert, um Regionen typischer Ankunftsorte zu bilden. Jedem Cluster wird im Anschluss eine erwartete Ladenachfrage beigemessen, die sich aus der Summe des theoretischen Energieverbrauchs der virtuellen Elektrofahrzeugflotte ergibt, deren Aufenthaltsorte Teil des entsprechenden Clusters sind. Schüßler [86] und Niels et al. [87] schätzen die Ladenachfrage für ganze Landkreise und Städte mit ähnlichen Methoden. Hierfür wird zunächst auf makroskopischer Ebene die gesamte Ladenachfrage einer Region geschätzt, anschließend erfolgt die mikroskopische Verteilung der Nachfrage auf Orte großer Arbeitgeber, Orte mit hohen Gästeaktivitäten und Wohngebiete. Bei dem Vorgehen wird angenommen, dass öffentliche Ladenachfrage im gewöhnlichen Umfeld ausschließlich von Personen ohne private Lademöglichkeit zuhause erzeugt wird. Ausnahme sind Fahrten, die anderweitig gar nicht zu bewältigen wären, was bei heutigen Reichweiten im gewöhnlichen Umfeld nicht auftreten sollte. Eingang in das Modell sind OD-Matrizen und eine parametrierbare Wahrscheinlichkeit für die Durchführung einer Ladeaktivität in Abhängigkeit der gefahrenen Strecke. Geschätzt werden mittlere Ladenachfragen, eine detaillierte räumlich-zeitliche Auflösung von Ladevorgängen und eine Abbildung von Konkurrenzsituationen erfolgt nicht. Einen Schritt in Richtung einer dynamischen Systemanalyse machen Viswanathan et al. [88]. Die Autoren entwickeln eine Verkehrssimulation für Singapur basierend auf der nationalen Verkehrserhebung. In dieser Verkehrssimulation kann der Verbrauch und der resultierende SoC der virtuellen Elektrofahrzeuge analysiert werden. Die eigentliche Interaktion mit Ladeinfrastruktur wird nicht modelliert. Der präsentierte Ansatz dient der Abschätzung einer Ladenachfrage pro Gitterzelle. Gitterzellen mit Aufenthaltsorten von Fahrzeugen mit geringen SoC werden als Standorte mit hoher Ladenachfrage angenommen. Auf diese Weise ähnelt das Vorgehen dem von Andrenacci et al. [85]. Beide Verfahren erfassen die Ladenachfrage als eine Größe, die sich aus der Notwendigkeit der unmittelbaren Wiederherstellung der Fahrzeugladung am Zielort einer täglichen Pendeldistanz ergibt. Die Belastung einzelner Standorte auf Basis der Skalierung historischer Nutzungsdaten präsentieren Fischer et al. [89] und Helmus et al. [90]. In beiden Fällen werden real gemessene Ladevorgänge als Grundlage genutzt, um ein stochastisches Modell zur Belastung zukünftiger Ladeinfrastrukturen zu entwickeln. Eine ursächliche Erklärung des Zustandekommens der Ladenachfrage vor dem Hintergrund der aktuellen Marktsituation erfolgt nicht.

2.3 Dynamische Analyse

Im Gegensatz zu statischen Analysen werden bei dynamischen Analysen Mobilitätsverhalten, Ladeverhalten, Fahrzeug- und Verbrauchsmodelle verwendet, um die Ladenachfrage räumlich und zeitlich zu verorten und Stresstests an Ladeinfrastrukturen durchzuführen. Derartige Modelle sollen im Folgenden mit ihren Stärken und Schwächen untersucht werden. Grundlage für diese Untersuchung ist eine frühere Veröffentlichung [91], deren Erkenntnisse erweitert und für die vorliegende Dissertation aufbereitet werden. In die Kategorie der dynamischen Analyse fallen alle Arbeiten, die zumindest über ein rudimentäres Ladeverhaltensmodell verfügen. Als Basis für dynamische Ladeinfrastrukturanalysen werden oftmals angepasste Verkehrssimulationen verwendet [92–100]. Alternativen hierzu bieten auch Monte-Carlo Methoden [101] und Event-diskrete Simulationen [102–104]. Ansätze mit Verkehrssimulationen bilden neben Ladevorgängen und Energieverbrauch auch die räumliche Fortbewegung und Interaktion von Fahrzeugen im Straßenraum ab. Sie ermöglichen so eine potenzielle Verbindung mit diversen anderen Untersuchungsgegenständen innerhalb einer Simulation im Stile eines digitalen Zwillings. Monte-Carlo Ansätze und dedizierte Event-diskrete Simulationen hingegen verdichten das Geschehen alleinig auf die bilanzielle Entladung des Fahrzeugs und die Ladeentscheidung. Gemein haben alle untersuchten Arbeiten in diesem Abschnitt aber ein agentenbasiertes Programmierparadigma. Vorteile solcher agentenbasierten Modelle sind ihr Erklärungswert durch tiefen Systemeinblick, der Einbezug von Verhaltensmodellen, die Beobachtbarkeit des Systems aus mehreren Perspektiven, z. B. Nutzer und Ladeinfrastruktur und die Möglichkeit der Abbildung lernender Verhaltensmuster auf Ebene einzelner Akteure [105].

Agentenbasierte Simulationen

Agentenbasierte Simulationen von Sonderverkehr und Langstreckenmobilität erfordern nur verhältnismäßig einfache Modelle. Die Akteure können als vornehmlich rational angenommen werden, es liegen detaillierte Mobilitätsaufzeichnungen vor oder das Ladeverhalten unterliegt rein logistischen Anforderungen wie der Ankunft am Zielort oder der Bedienung möglichst vieler Fahrtanfragen. Oft stehen hier auch dedizierte Ladeinfrastrukturen für begrenzte Nutzergruppen zur Verfügung, oder es wird ausschließlich Schnellladen mit kurzen Ladedauern und der Bereitschaft zu warten angenommen. In diesen Fällen handelt es sich beim Laden um den hauptsächlichen Grund für eine Unterbrechung der sonstigen Tätigkeiten des Fahrers, also um eine primäre Aktivität. Auf Langstrecken werden teilweise mehrere Ladevorgänge benötigt, um einzelne Fahrten zu absolvieren. In diesem Szenario besteht eine große Zwangsläufigkeit in der Ladeentscheidung und es können starke Annahmen zu den Randbedingungen der Simulation getroffen werden. Márquez-Fernández et al. [92] präsentieren eine Studie für den kompletten Langstreckenverkehr in Schweden. Ziel der Untersuchung ist eine räumlich-zeitliche Nachfrageschätzung. Wie Agenten im verwendeten Modell Ladeentscheidungen treffen und Ladeorte wählen, wird nicht spezifiziert. Es wird die Annahme getroffen, dass jeder Agent seine Fahrt mit vollem Akku beginnt. Diese Annahme wird in einer vertiefenden Studie desselben Forscherteams ebenso getroffen

[94]. Hier stellen die Autoren klar, dass die Wahl von Ladeorten und -zeitpunkten auf einer Minimierung der notwendigen Ladeanzahl und Fahrdauer unter Berücksichtigung einer etwaigen Wartezeit durch belegte Ladepunkte beruht. Ein äquivalenter Ansatz wird von Widmann et al. [98] auf Deutschland übertragen und es erfolgt eine systematische Analyse der entstehenden Warteschlangen an den untersuchten Ladestandorten. Von Wu et al. [100] existiert eine weitere, gleichartige Übertragung auf die Hunan Provinz in China. Komplexere Fahrketten, bestehend aus mehreren aufeinanderfolgenden, kürzeren Fahrten im städtischen Bereich können ebenso mittels agentenbasierter Simulationen untersucht werden. Im Gegensatz zur Langstrecke muss hier nicht die einzelne Fahrt zum Laden unterbrochen werden. Derartige Einsatzfelder werden von Bischoff und Maciejewski [93], Jäger et al. [101, 103, 104] und Zhang und Tan [106] für Taxis betrachtet. In den meisten dieser Simulationen suchen die Taxi-Agenten bei Erreichen eines unteren SoC nach Ende der aktuellen Fahrt die nächstgelegene Lademöglichkeit auf [93, 103, 104, 106] und werden dort geladen, bevor sie neue Fahrten annehmen. Lademöglichkeiten gibt es hierbei an Taxi-Ständen. Die Dauer des Ladens dient ausschließlich der Wiederherstellung der Betriebsbereitschaft. Eine Alternative zu der rein regelbasierten Initiierung von Ladevorgängen ist die Verwendung eines evolutionären Algorithmus zur Optimierung der Anzahl bedienbarer Fahrten [101].

Die komplexesten Modelle und meisten Einflussfaktoren finden sich bei der agentenbasierten Simulation elektrifizierter, privater Pkw im städtischen Bereich. Die abstrakte Untersuchung einer Beispielstadt mit Blick auf diesen Anwendungsfall präsentieren Chaudhari et al. [107]. Die Untersuchung liefert keine verwendbaren Erkenntnisse für eine real existierende Ladeinfrastruktur. Es werden aber diverse Einflussfaktoren auf das Lade- und Verbrauchsverhalten diskutiert, die für die Simulationsmethodik von Bedeutung sind. Die Autoren nennen die technologischen Fahrzeugspezifikationen, Reichweitenangst, Kosten, das Wissen um die Verfügbarkeit von Ladepunkten, den Reisezweck, die Ladedauern, Erfahrungen und Gewohnheiten als zu berücksichtigende Aspekte. Für das Ladeverhalten wird außerdem neben einem unteren SoC auch die Bedeutung des erreichten SoC nach dem Ladevorgang angesprochen. Auch wird zwischen Schnellladepunkten, Normalladepunkten, Gewerbe- und Privatverkehr unterschieden. Eine erste Anwendung agentenbasierter Elektromobilitäts-Simulationen auf private Pkw in realen Stadtgebieten stammt von Sweda und Klabjan [108]. Die Autoren untersuchen die Elektrifizierung der Metropolregion Chicago. Verwendet wird ein rudimentäres Verhaltensmodell, bei dem einzelne Nutzer stets an ihrem Wohnort und über Nacht laden. Es wird davon ausgegangen, dass alle Nutzer über einen privaten Ladepunkt zuhause verfügen, sodass es nicht zu Konkurrenzsituationen kommt. Der Hauptzweck der Studie besteht in der Bestimmung von Marktdurchdringungen über längere Zeiträume. Von Forschungsgruppen der TUM stammen Simulationen des Stadtstaats Singapur [102, 109, 110]. Die Autoren verwenden zur Auslösung eines Ladewunsches einen festen unteren SoC. Untersuchungsgegenstände sind die räumliche und zeitliche Verteilung der Ladenachfrage unter Annahme eines unendlichen Infrastrukturangebots [102], die Untersuchung des Einflusses verschieden informierter Ladestrategien [109] und die Auslegung von Ladeinfrastruktur [110]. Als Ladeort dient je nach Ladestrategie entwe-

der der am nächsten gelegene Ladepunkt ausgehend vom Aufenthaltszeitpunkt eines Fahrzeuges bei Unterschreitung des Grenzwertes oder der am nächsten gelegene Ladepunkt am Zielort der aktuellen oder folgenden Fahrt. Zhuge und Shao [95] wählen die Stadt Baoding in China als Untersuchungsgebiet. Ziel ihrer Arbeit ist die Auslegung einer Ladeinfrastruktur mit Schnellladepunkten und Normalladepunkten. In ihrem Modell existieren neben einzelnen Fahrzeugagenten auch Infrastrukturagenten, deren Aufgabe es ist, Ladepunkte so zu platzieren, dass ihre Nutzung maximiert wird. Das unterstellte Ladeverhalten ist hier zweiteilig: Fahrzeuge werden sofort, also mit Unterbrechung der aktuellen Fahrt, am nächsten Ladepunkt geladen, wenn ein unterer SoC unterschritten wird und zusätzlich immer während des Parkens. Für die Stadt St. Gallen in der Schweiz existiert ebenfalls eine Simulation zum Zwecke der Positionierung von Ladepunkten [111]. Im Gegensatz zu den vorher genannten Arbeiten wird kein rein deterministisches Ladeverhalten unterstellt. Vielmehr stellen die Autoren den stochastischen Charakter realen Ladeverhaltens hervor. Sie betonen die Wichtigkeit von Standort- und Aktivitätstypen für die Wahrscheinlichkeit eines Ladevorgangs. Mit dieser Perspektive distanziert sich die Arbeit von den hauptsächlich logistisch motivierten Verhaltensmodellen der Vorgänger und kapselt Komfortabwägungen und Vorlieben realer Nutzer implizit in den unterschiedlichen Ladewahrscheinlichkeiten des stochastischen Modells. Eine Zuspitzung auf die unterschiedlichen Charakteristika verschiedener Aktivitätsorte als Ladeorte erfolgt auch in der Studie von Jahn et al. [99], die ihr Modell auf die Stadt Berlin anwenden. Allerdings erfolgt hier eine strenge Trennung von Ladealternativen. Ähnlich wie bei Sweda und Klabjan werden den Agenten in verschiedenen Szenarien ausschließlich Optionen eines Typs, also jeweils exklusiv das Laden am Wohnort, das Laden am Arbeitsort, oder das Laden bei allen anderen Aktivitäten angeboten. Bakhtiari et al. [112] untersuchen die Stadt Montreal. In ihrer Arbeit wird angenommen, dass reale Nutzer nicht erst die Erreichung eines Grenzwertes abwarten, sondern diesen antizipieren. Folglich berücksichtigt das verwendete Lademodell eine Ladenachfrage bei der Aktivität vor der Fahrt, an der der Grenzwert erreicht wird. Auch wird zwischen Ladeende und Verbindungsende unterschieden. Insbesondere ist es den Agenten möglich, das Laden zu beenden, bevor der angestrebte SoC erreicht wurde. Untersucht wird außerdem der Einfluss von Preisen auf das Ladeverhalten. Straub und Göhlich [113] lassen Ladeentscheidungen in ihrer Simulation der Stadt Berlin auf einem stochastischen Modell in Abhängigkeit des aktuellen SoC und des antizipierten SoC nach Ladeende beruhen. Im Gegensatz zu den vorgenannten stochastischen Modellen ist das Modell mit realen Daten aus einer Veröffentlichung von Zhang et al. [114] parametrisiert. Liao et al. [96] untersuchen unterschiedliche regelbasierte Ladestrategien im Großraum Göteborg in Schweden. Eine Besonderheit dieser Arbeit ist die Verwendung eines hybriden Verkehrsnetzes, das im direkten Umfeld der Großstadt feiner als in der umgebenden Fläche gestaltet ist. Das hat – im Gegensatz zu allen zuvor präsentierten Ansätzen – den Vorteil, dass auch der großflächige Pendelverkehr in die Ladenachfrage der Fokusregion einbezogen werden kann. Darüber hinaus thematisieren die Autoren die Notwendigkeit sinnvoller Startwerte für den SoC in der simulierten Fahrzeugflotte. Ausgehend von einer Normalverteilung wird eine mehrtägige Simulation verwendet, um den Flotten-SoC in einen stationären Zustand einschwingen zu lassen. In Glasgow, Schottland erproben Feng et al. [115] die Nutzung von zwei konkreten Ladestandorten. Das gewählte Lade-

modell sticht durch eine konsequente Monetarisierung mehrerer Komfortfaktoren statt. Die Kosten eines Ladevorgangs werden als gewichtete Summe der Einflussfaktoren von Standdauer, Energiepreis, Umweg und etwaiger Warteschlange bemessen. Einen Überblick über alle untersuchten Quellen findet sich in Tabelle 2.5

Tabelle 2.5: Übersicht über agentenbasierte Modelle zur Simulation von Elektromobilität und Ladeinfrastruktur | Angelehnt an [91]

Quelle	Gebiet	Auslöser Lade-intention	Ortswahl	Lade-paradigma	Konkurrenz-situation	MATSim
Taxi						
[93]	Berlin		Taxistand	primär	✓	✓
[101]	Singapur		Taxistand	primär	✓	
[103]	München		Taxistand	primär	✓	
[104]	München		Taxistand	primär	✓	
[106]	Shenzhen		Taxistand	primär	✓	
Langstrecke						
[92]	DE (ges.)		Optimiert	primär	Warten	✓
[94]	DE (ges.)		Optimiert	primär	Warten	✓
[98]	DE (ges.)		Optimiert	primär	Warten	✓
[100]	Hunan Provinz		Distanz	primär	Warten	
Stadt						
[108]	Chicago		Wohnort	sekundär		
[102]	Singapur		Distanz	sekundär		
[109]	Singapur		Distanz	sekundär	✓	
[110]	Singapur		Distanz	sekundär	✓	
[95]	Baoding		Distanz	sekundär	✓	
[111]	St. Gallen		Stochastisch	sekundär	✓	
[99]	Berlin		Aufenthaltsort	sekundär	✓	✓
[112]	Montreal		Distanz	sekundär	✓	
[97]	Salt Lake City		Distanz	sekundär	✓	✓
[113]	Berlin		Distanz	sekundär	✓	
[115]	Glasgow		Distanz	sekundär	✓	
[96]	Göteborg		Distanz	sekundär	✓	✓

Feste Regel | SoC-Grenzwert

SoC-Grenzwert mit Planungshorizont | Minimierung Anzahl o. Stochastisch

Optimierung inkl. Komfortfaktoren

2.4 Forschungslücke und Ableitung der Themenstellung

Statische Analyse: Sammlung und Aufbereitung historischer Ladedaten

Aus dem aktuellen Stand der Forschung und Technik sind diverse Ansätze zur beschreibenden Analyse aktueller und zukünftiger Ladeinfrastrukturen bekannt. Eine Vielzahl der zitierten Ansätze basiert auf der Verfügbarkeit großer Datensätze. Während raumstrukturelle Informationen aus digitalen Karten wie Open Street Maps (OSM) für städtische Gebiete in der Regel verfügbar sind, haben nur wenige Forschungsgruppen weltweit Zugriff auf eine Handvoll Datensätze zur tatsächlichen Nutzung von Ladeinfrastruktur. In Deutschland wurde diese Herausforderung vom Gesetzgeber im Masterplan Ladeinfrastruktur II als zentrale Herausforderung identifiziert [11]. Die hohe Marktdynamik sorgt weiterhin für einen kontinuierlichen Bedarf an Sammlung, Beschreibung und Veröffentlichung aktueller Datensätze zur Nutzung von Ladeinfrastruktur. Die vorliegende Arbeit macht es sich daher zur Aufgabe, die verfügbare Datenbasis durch eine geeignete, punktuelle Sammlung und Aufbereitung historischer Nutzungsdaten von Ladeinfrastruktur im urbanen Bereich zu erweitern. Analysiert werden sollen aktuelle Daten aus den besonders entwickelten Großstädten Hamburg und München. Für die Analyse soll ein Vorgehen gewählt werden, das bekannten zeitlichen und räumlichen Einflussfaktoren genauso Rechnung trägt wie den Eigenschaften der umgebenden Marktsituation.

Statische Analyse: Zusammenhang Ladestandort und Infrastrukturnutzung

Neben der Schaffung einer geeigneten Datenbasis ist die nachvollziehende Analyse des Zusammenhangs von Ladestandort und Infrastrukturnutzung ein Kernpunkt der Bestrebungen in Forschung und Technik. Zu diesem Zweck wurde eine Reihe von Versuchen angestellt, Korrelationen zwischen Standort und historischer Ladenachfrage aufzudecken. Die bisherigen Bemühungen fokussieren sich hierbei auf die Vorhersage mittlerer Leistungskennzahlen wie der Anzahl von Ladevorgängen pro Tag und Station auf Basis eines Satzes an raumstrukturellen Eingangsvariablen. Ergebnisse existierender Veröffentlichungen deuten mit regelmäßig kleinen Korrelationsfaktoren auf einen schwachen Zusammenhang zwischen Standortwahl und mittlerer Ladenachfrage hin. Dieser Umstand widerspricht vorherrschenden Expertenmeinungen und Auslegungsstrategien, die bei der Verwendung von multikriteriellen Entscheidungsprozessen bei der Standortwahl auch raumstrukturelle Erwägungen berücksichtigen. Aus diesem Widerspruch ergibt sich der Bedarf zur Erarbeitung neuer Erkenntnisse bezüglich des Verhältnisses zwischen Ladestandort und -nachfrage. In dieser Arbeit erfolgt zu diesem Zweck zunächst eine Inventur vermuteter raumstruktureller Einflussfaktoren auf die Ladenachfrage. Nach einer systematischen Kategorisierung der identifizierten Einflussfaktoren beschäftigt sich diese Arbeit experimentell mit der Frage, in welcher Verbindung die beobachtete Ladenachfrage zu diesen Einflussfaktoren steht.

Dynamische Analyse: Modellierung des Gesamtsystems städtische Elektromobilität

Aus dem Stand der Forschung und den in politischen Positionspapieren formulierten Planungsanforderungen wird der Bedarf einer erklärenden, dynamischen Modellierung städtischer Elektromobilitätssysteme deutlich. Statische Modelle zur Ladenachfrageschätzung und -modellierung reichen hier nicht. Forscher und Planer sind an einer räumlich und zeitlich hoch aufgelösten Analyse bestehender und hypothetischer Ladeinfrastruktur-Szenarien interessiert. Ermöglicht werden soll neben der Untersuchung makroskopischer Leistungsindikatoren auch die Abbildung charakteristischer Ladevorgänge sowie die ursächliche Abbildung erwartbarer Auslastungsmuster. Darüber hinaus muss die Modellierung in der Lage sein, auch regulatorische Einflüsse und technologische Entwicklungen im Bereich der Fahrzeugtechnik wie beispielsweise Reichweitensteigerungen abzubilden. Die Bestandsaufnahme existierender Simulationsansätze aus dem Stand der Technik zeigt jedoch, dass bisherige Modelle besonders in Bezug auf die Abbildung des Nutzerverhaltens starke und mit dem städtischen Umfeld unvereinbare Vereinfachungen treffen. Zu nennen sind hier beispielsweise die Annahme fester Grenzwerte für den Ladebeginn oder die angenommene Bereitschaft von Nutzern, sich an Normalladepunkten in Warteposition zu begeben. Auch widerspricht die Fokussierung auf einzelne Tage dem typischen Planungs- und Entscheidungshorizont realer Nutzer, deren Tagesfahrleistungen weit hinter typischen Realreichweiten aktueller Fahrzeuge zurückbleiben. In der vorliegenden Arbeit soll daher eine neuartige Simulation zur dynamischen Modellierung des Gesamtsystems „städtische Elektromobilität“ entwickelt, validiert und angewandt werden. Die Simulation soll sowohl der stochastischen Natur realer Ladeentscheidungen als auch der Tendenz zur Komfortorientierung realer Nutzer Rechnung tragen und so ein realistisches Bild der Nutzung von Normalladeinfrastruktur erzeugen.

Hybride Analyse und Anwendung auf die Zielregion München

Der Stand der Forschung und Technik zeigt statische und dynamische Analysemethoden für Ladeinfrastruktur in der Regel als getrennte Strömungen. Im Gegensatz hierzu geht der Autor der vorliegenden Arbeit davon aus, dass aufgrund ihrer individuellen Stärken und Schwächen nur die gekoppelte Analyse statischer und dynamischer Zusammenhänge ein vollständiges Bild über die zu erwartende Nutzung hypothetischer Ladeinfrastrukturen ermöglicht. In dieser Arbeit soll daher zunächst ein übergeordnetes Vorgehen abgeleitet werden, das die Vorteile der Analysemethoden kombiniert. Dieses hybride Verfahren soll schlussendlich auf die Zielregion München angewendet werden, um die Nützlichkeit des Vorgehens nachzuweisen und Handlungsempfehlungen zu erarbeiten.

3 Vorgehen

Zur Erreichung der Ziele dieser Arbeit und zur Analyse von Ladeinfrastrukturen in der Praxis, bedarf es eines planvollen Vorgehens, das die Analyse historischer Nutzungsdaten, raumstrukturelle Untersuchungen, Szenarioanalysen, Nachfrage- und Angebotsmodelle geeignet miteinander verknüpft. Die Herleitung eines solchen Vorgehens erfolgt in Unterkapitel 3.1. Des Weiteren wird das Vorgehen für die konkrete Anwendung der Methodik auf die Stadt München dargestellt. Hieraus entstehen im weiteren Verlauf der Arbeit Handlungsempfehlungen. Die Grundzüge einer Verknüpfung statischer und dynamischer Methoden zu einem hybriden Vorgehensmodell wurden bereits in einem früheren Aufsatz veröffentlicht [46]. Im Kern basiert der vorliegende Abschnitt der Dissertation auf einer Fortführung dieses Beitrags. In den folgenden Abschnitten werden alle Vorgehensschritte beschrieben, die für die Durchführung der Ladeinfrastrukturanalyse nach dem entwickelten Vorgehensmodell von Nöten sind. Nicht beschrieben hingegen werden Entwicklungsprozess und Funktion der Teilmodelle, die zur Durchführung der Schritte des Vorgehensmodells verwendet werden. Hierzu dienen die Kapitel 4 und 5. Sie enthalten sowohl das technische Vorgehen als auch die Ergebnisse der jeweiligen Analysephasen. Ergebnisse der Anwendung der hybriden Analyse auf die Stadt München werden in Kapitel 6 vorgestellt.

3.1 Hybrides Analysemodell für urbane Ladeinfrastrukturen

Statische Analyseverfahren sind vor allem für die Betrachtung historischer Systemzustände von Nutzen. Sie bilden die empirische Grundlage für die wissenschaftliche Betrachtung von Ladeinfrastrukturen und zeichnen sich dadurch aus, dass ihre Erkenntnisse in der Regel messbar und gesichert sind. Allerdings vernachlässigen sie mangels Verhaltensmodellen die Wechselwirkungen zwischen Angebot und Nachfrage und bieten keine Transparenz zur etwaig existierenden Konkurrenzsituation um bestehende Ladepunkte. Es handelt sich also um beschreibende Bestandsaufnahmen, die sich zur Hypothesenbildung und zum Wirkungsnachweis getätigter Eingriffe auf Systemebene eignen. Demgegenüber liefern dynamische Ansätze einen Satz von Modellen zur Erfassung der Wechselwirkungen im Gesamtsystem. Insbesondere agentenbasierte Modelle, die die Ladenachfrage bis auf einzelne Fahrzeuge und Verhaltensmodelle herunterbrechen, ermöglichen tiefe Einblicke in die Gründe für das Zustandekommen einer beobachteten Situation. Sie eignen sich darum als Erklärungsmodelle für den Status Quo, als Grundlage für die allgemeine Untersuchung von Variationsszenarien zur

Identifikation der relativen Einflussstärke geänderter Systemparameter und als *Sandbox* für die Erprobung zukünftiger Szenarien. Nachteilig an dynamischen Ansätzen ist, dass sie zwar eine mögliche Erklärung für das Zustandekommen einer aktuellen oder zukünftigen Systemsituation liefern, diese aber nicht nachweisen. Ihre Gültigkeit im Bereich der Extrapolation und in Bezug auf ihre phänomenologische Abbildungstreue muss stets vor dem Hintergrund tatsächlicher Messungen diskutiert werden. Darüber hinaus bedarf es zur Modellbildung und Parametrierung Realdaten, weil genaue Simulationsmodelle nur unter Hinzuziehung empirischer und stochastischer Teilmodelle z. B. zum Ladeverhalten aufgebaut werden können. Sie erfordern zudem eine Validierung durch Vergleich mit Realdaten und somit eine starke Verankerung in der empirischen Basis der statischen Analyse, weil der Faktor Mensch sich einer rein technischen Modellierung entzieht und zu einem nicht deterministischen Systemverhalten führt.

In Konsequenz der Überlegungen zu den Stärken und Schwächen der statischen und dynamischen Analysemethoden urbaner Ladeinfrastrukturen und unter Berücksichtigung der Marktbedarfe wird in dieser Arbeit ein hybrides Vorgehen verfolgt. Dieses Vorgehen wird in den folgenden Kapiteln umgesetzt und kann in der Praxis äquivalent durchlaufen werden. Abbildung 3.1 zeigt die Bausteine des hybriden Analysemodells, ihre wesentlichen Unterschritte und deren übergeordnete Verknüpfung:

- **Statische Analyse:** Die statische Analyse liefert gemäß den Zielen aus Unterkapitel 1.2 einen Überblick über den Status Quo und die historische Entwicklung der Ladeinfrastrukturnutzung anhand von Realdaten. Neben einer hohen zeitlichen Auflösung, die sich über eine Zeitreihenanalyse der Rohdaten erreichen lässt, liefert die raumstrukturelle Analyse einen Einblick in die räumliche Verteilung der Infrastrukturnutzung und erste Hinweise auf den Kontext, in dem Ladevorgänge stattfinden.
- **Dynamische Analyse:** Die dynamische Analyse bildet das System der urbanen Elektromobilität modellhaft ab. Sie besteht aus einer Angebotsmodellierung, die die zur Verfügung stehende Infrastruktur und ihre Nutzungsbedingungen erfasst und aus einer Nachfragemodellierung, die Höhe und Verteilung der Ladenachfrage berücksichtigt. Es ist Aufgabe der dynamischen Analyse, die Marktsituation als Resultat der Synthese von Nachfrage und Angebot abzubilden.
- **Hybride Analyse:** Die hybride Analyse kombiniert die Analysemittel der statischen und dynamischen Analyse. Das geschieht zunächst, um das Simulationsmodell der dynamischen Analyse unter Zuhilfenahme von Realdaten räumlich und zeitlich zu kalibrieren und zu validieren. Ist das Modell für die Zielregion validiert, kann es für die weiterführende Untersuchung von Variations- und Extrapolationsszenarien verwendet werden. Die resultierenden Simulationsergebnisse werden im Kontext der Realdaten aus der statischen Analyse beurteilt.

In den folgenden Abschnitten werden diese Teilschritte des Gesamtverfahrens weiter aufgelöst.

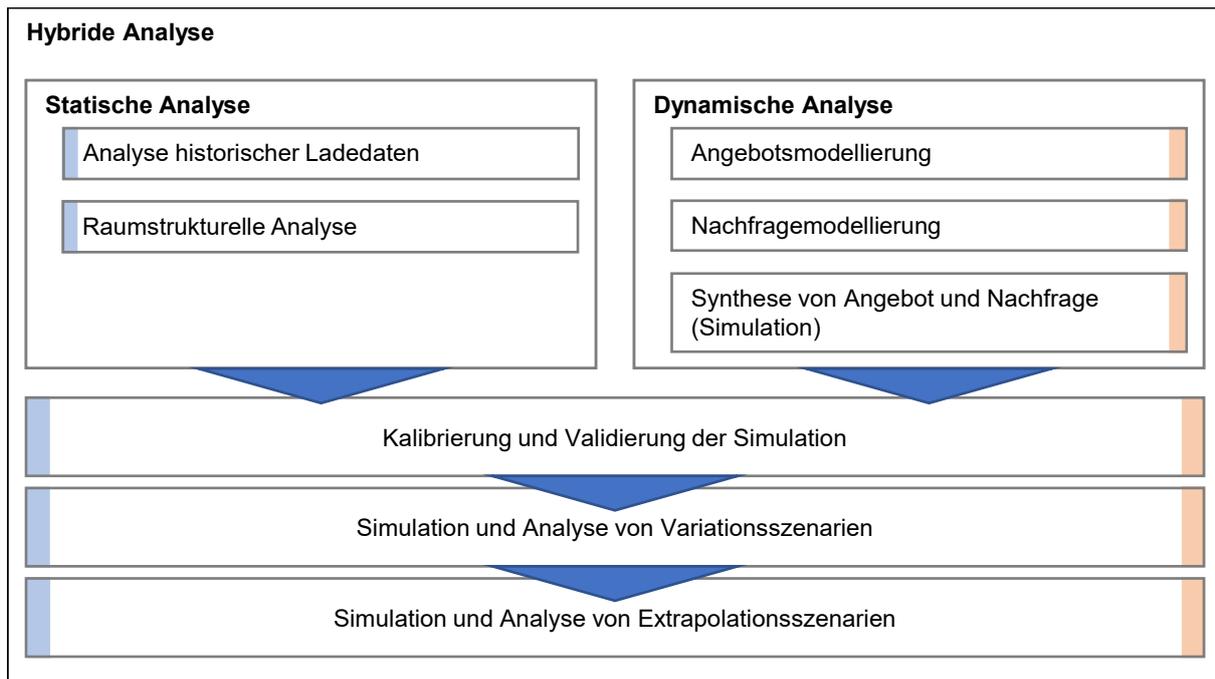


Abbildung 3.1: Überblick über das Vorgehen der vorliegenden Arbeit

Statische Analyse

Analysen historischer Ladedaten werden bereits vielfach durchgeführt (Unterkapitel 4.1). In ihnen kommen vornehmlich Methoden der deskriptiven Statistik zur Bildung von zentralen Kennzahlen zum Einsatz. Diese Kennzahlen umfassen vorgangsspezifische Kennzahlen (z. B. Verbindungsdauern, Ladedauern, übertragene Energiemengen) und systembezogene Infrastruktur-Kennzahlen (z.B. Auslastungsquote, Anzahl Ladevorgänge). Als Grundlage der notwendigen Analyseschritte erfolgt zunächst die Datenbeschaffung und -aufbereitung. Primär werden die Nutzungsdaten von öffentlichen Ladepunkten vom Betreiber der Ladepunkte zum Zwecke der Abrechnung und zur Optimierung der eigenen Betriebsprozesse erfasst. Dementsprechend liegen die notwendigen Rohdaten zunächst ausschließlich dem Betreiber vor und müssen über offene Datenportale oder eine Kooperation beschafft werden, insofern die analysierende Instanz nicht selbst Teil der betreibenden Organisation ist. Gemäß üblicher Verfahren zur Datenanalyse schließt sich der Datenbeschaffung eine Vorverarbeitung (*Pre-Processing*) der Daten mit dem Ziel an, unplausible Werte zu entfernen. Solche unplausible Werte können beispielsweise übermäßige Energieüberträge, falsche oder vertauschte Zeitstempel sowie extrem lange, oder extrem kurze Verbindungsdauern sein. Ein ähnliches Vorgehen ist aus der Literatur bekannt [73]. Nach dieser allgemeinen Datenvorverarbeitung erfolgt die Festlegung von Referenzzeiträumen für die Analyse. Dieser Zwischenschritt bedingt sich durch die bekannte Marktdynamik. Diese führt dazu, dass eine Bildung von mittleren Kennzahlen auf Basis längerer Zeiträume weder aussagekräftige Erkenntnisse zu historischen Zuständen noch zu aktuellen Zustände erlaubt. Stattdessen werden Analysezeiträume bestimmt, die für den Anlass der Analyse von besonderer, erklärender Bedeutung sind. Das können in der Praxis je nach Anwendungszweck folgende sein:

- **Status Quo bestimmen:** Zeiträume unmittelbar vor dem Analysedatum zur Feststellung der aktuellen Situation.
- **Monitoring durchführen:** An fixen Stichtagen verankerte, wiederkehrende Zeiträume zur Bewertung der Marktentwicklung und zur Korrelation der Kennzahlen mit dem aktuellen Bestand an elektrifizierten Fahrzeugen (Beispiel: Jede erste Woche im November).
- **Sonderfälle untersuchen:** Zeiträume mit besonderer Bedeutung für die Nachfragehöhe oder -verteilung wie beispielsweise Szenarien mit erwarteter Hoch- oder Niedriglast (überregionale Großveranstaltungen, Ferien und Wochenenden).
- **Wirkungen bewerten:** Zeiträume unmittelbar vor und nach Systemeingriffen wie beispielsweise der Erhöhung des Kontingents an Ladepunkten oder einer Tarifänderung.

An die Auswahl von Analysezeiträumen schließt sich eine Bestimmung der gesuchten Kennzahlen an. Auf Basis der gewonnenen Kennzahlen kann dann ein etwaiger Vergleich verschiedener Analysezeiträume erfolgen. Abbildung 3.2 fasst die Schritte dieser Phase abschließend zusammen.

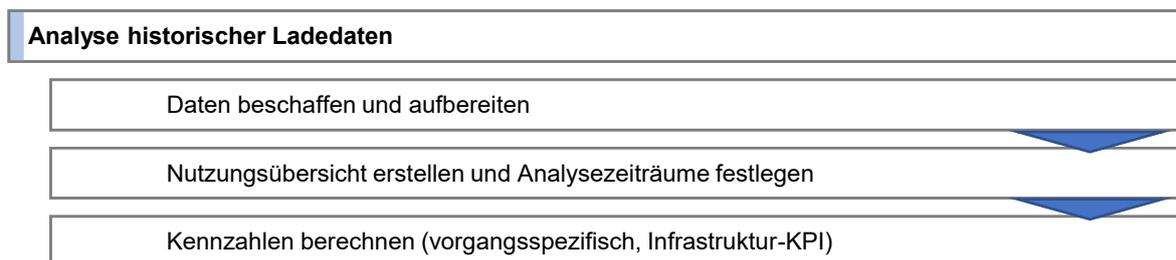


Abbildung 3.2: Verfahrensschritte der Analyse historischer Ladedaten

Neben der Berechnung von standortunabhängigen Kennzahlen bietet die raumstrukturelle Analyse Einblicke in die räumliche Verteilung der (realisierten) Ladenachfrage und die standortspezifischen Charakteristika von Auslastungen und Ladevorgängen. Beschreibende, raumstrukturelle Variablen können hier beispielsweise durch die Zählung der einen Ladepunkt direkt umgebenden und für die Ladeentscheidung relevanten Ortstypen (engl. Pol), gegeben sein. Das können unter anderem Supermärkte, Arbeits- oder Wohnorte sein. Bedingung für eine erfolgreiche raumstrukturelle Analyse historischer Ladedaten ist das Vorhandensein einer Zuordnung von Ladevorgängen zu Ladestandorten, für die eine räumliche Platzierung bekannt ist. Die raumstrukturelle Analyse basiert auf der Grundannahme, dass die räumliche Umgebung eines Ladestandortes für die Nutzungsmuster an diesem Standort entscheidend ist. Diese Annahme rechtfertigt sich durch die Betrachtung der vorgestellten Literatur, die im Falle von Regressionsmodellen einerseits leichte Korrelationen zwischen Standortfaktoren und mittleren Leistungskennzahlen zeigt und andererseits im Kontext von multikriteriellen Entscheidungsprozessen Expertenmeinungen einfängt, die selbige Ansicht vertreten. Überdies lässt sich die

Annahme auch durch das Wissen um typische, ortsgebundene Aktivitätsmuster und -dauern in der menschlichen Mobilität plausibilisieren, wie sie beispielsweise in der Studie Mobilität in Deutschland (MiD) [8] erfasst werden. Es ist folglich ein stärkerer Erklärungswert in der Analyse raumstruktureller Gegebenheiten zu erwarten, als im reinen Bezug auf administrative Grenzen wie Stadtbezirke. Die Validität dieser Annahme, die Nützlichkeit einer raumstrukturellen Analyse und die sich ergebenden typischen Nutzungsmuster pro Standortkategorie zeigen sich nachweislich in den Ergebnissen des Kapitels 4.

Die Durchführung der raumstrukturellen Analyse gliedert sich in drei Schritte und geht aus Abbildung 3.3 hervor. Zunächst werden nutzungsrelevante Standortfaktoren gesammelt und für jeden existierenden oder geplanten Ladestandort berechnet. Anschließend erfolgt eine Standortklassifikation, die Cluster innerhalb der Standorteigenschaften verwendet, um diskrete Standortkategorien abzuleiten. Abschließend erfolgt eine Kennzahlberechnung analog zur eigenständigen Analyse von historischen Ladedaten. Diese verfolgt die Absicht, standortspezifische Nutzungsmuster zu bestimmen und somit Schlüsse auf das Zustandekommen von Ladenachfrage und die Stärken und Schwächen der betrachteten Infrastruktur zu ermöglichen.

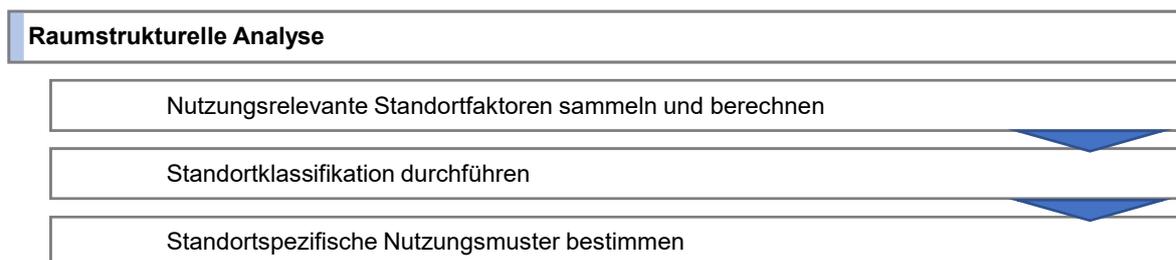


Abbildung 3.3: Verfahrensschritte der raumstrukturellen Analyse

Dynamische Analyse

Die dynamische Analyse widmet sich dem Wechselspiel von Angebot und Nachfrage in urbanen Ladeinfrastrukturen. Aus dem Stand der Technik und in Analogie zu typischen Verkehrsmodellen haben sich agentenbasierte Simulationsmodelle als geeignet erwiesen, um diese Wechselwirkung vom Nutzerverhalten und den technischen Gegebenheiten ausgehend, bis zu den systemischen Kennzahlen transparent zu machen. Eine solche, agentenbasierte Modellierung wird für den dynamischen Teil des hier vorgestellten Vorgehens verwendet. Dieser Modellierungsform ist ein *bottom-up* Ansatz inhärent [105]. Infolgedessen müssen alle Systemkomponenten, die Höhe und Verteilung von Ladenachfrage und -angebot beeinflussen, modelliert werden. Das bedeutet, dass für die Simulation, Pkw-Bestand und Ladeinfrastruktur mit hoher räumlicher Auflösung bekannt sein müssen. Neben Zulassungszahlen und Infrastrukturgröße werden technische Spezifikationen von Fahrzeugen und Ladepunkten benötigt. Diese umfassen Batteriegrößen, Ladeleistungen und Verbräuche der Fahrzeugflotte sowie maximale Leistungen von Ladepunkten. Folglich besteht die Angebotsmodellierung als erster

Schritt der dynamischen Analyse aus der Erstellung und Parametrierung von Infrastrukturmodellen, die Anzahl, Verteilung, Spezifikationen und Verhalten von Ladepunkten im Betrachtungsgebiet definieren. Die Nachfragemodellierung befasst sich weiterhin mit der Generierung künstlicher, aber realistischer Populationen von Elektrofahrzeugen. Für die Berechnung des täglichen Energiebedarfs und zur Feststellung potenzieller Ladeorte und -zeiten wird die künstliche Fahrzeugflotte mit Mobilitätsplänen ausgestattet, die das tägliche Bewegungsprofil für jedes Fahrzeug abbilden. Abschließend wird für die Bestimmung der Ladenachfrage ein Verhaltensmodell benötigt. Aus der empirischen Erfassung realer Ladevorgänge ist der nicht-deterministische Charakter solcher Lademuster bekannt [79]. Um dieser Erkenntnis Rechnung zu tragen, wird – in Abgrenzung zu existierenden Modellen des Stands der Technik – ein in Bezug auf den Start-SoC stochastisches Ladeverhalten implementiert und mit der Optimierung von Komfortfaktoren kombiniert. Eine detaillierte Beschreibung der Teilmodelle, die dieses Systemverhalten im Sinne einer Synthese von Angebot und Nachfrage realisieren, erfolgt im zugehörigen Kapitel 5.

Das geschilderte Vorgehen induziert einen großen Bedarf an entsprechenden Datenquellen und Teilmodellen. Es ermöglicht auch eine Systemanalyse in Abhängigkeit jedes einzelnen, real existierenden Einflussfaktors. Abbildung 3.4 stellt die Abfolge der einzelnen Prozessschritte der dynamischen Analyse dar.

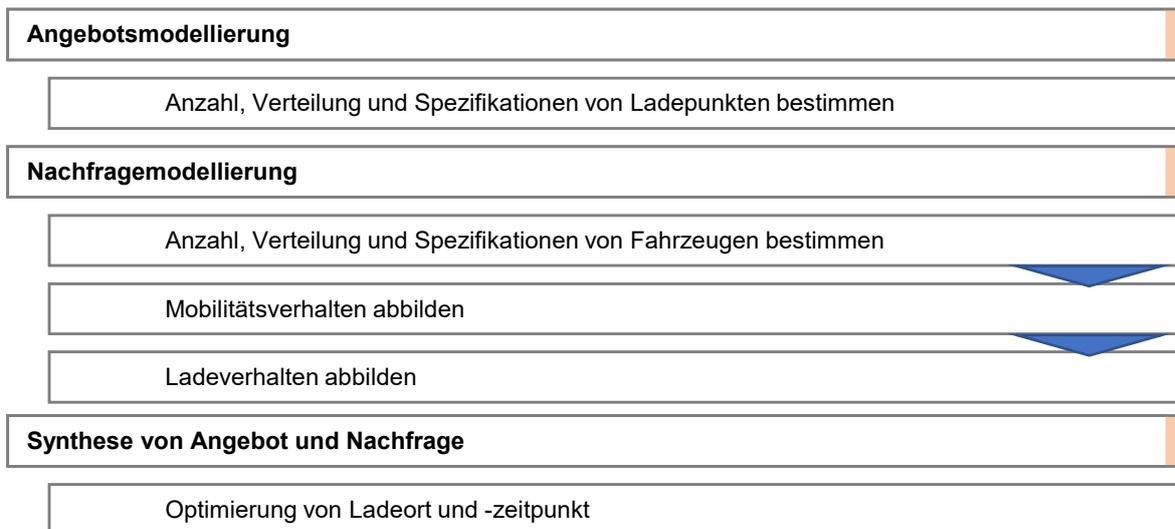


Abbildung 3.4: Überblick über die dynamische Analyse

Hybride Analyse

Bei der hybriden Analyse kommen die Methoden und Zwischenergebnisse der statischen und der dynamischen Analyse gemeinsam zum Einsatz. Hierbei zielt die hybride Analyse zunächst darauf ab, die Simulationsmodelle der dynamischen Analyse mit den Erkenntnissen aus der statischen Analyse zu kalibrieren und anhand eines Referenzfalles zu validieren. Als Referenzfall dienen die Analysezeiträume der statischen Analyse und die berechneten Kennzahlen aus den zugehörigen Realdaten. Im Anschluss an die erfolgreiche Validierung kann das Simulationsmodell genutzt werden, um Szenarien zu

untersuchen, die Abwandlungen des Status Quo abbilden. Unterschieden werden in dieser Arbeit zwei Kategorien solcher Szenarien:

- **Variationsszenarien:** Variationsszenarien dienen der isolierten Untersuchung von potenziellen Systemeingriffen bei gleich großen Zulassungszahlen. Das Angebot an Ladeinfrastruktur, das Betriebsmodell der Ladeinfrastruktur und die technischen Parameter des Modells können geändert werden. So werden reale Szenarien wie ein Ladeinfrastrukturausbau, eine Änderung der Regulatorik oder sich ändernde technische Randbedingungen unabhängig vom überlagernden Marktwachstum untersuchbar. Ziel derartiger Analysen ist es, die relativen Einflussstärken und -richtungen von Systemparametern zu ergründen.
- **Extrapolationsszenarien:** Extrapolationsszenarien zielen auf die Untersuchung des Einflusses einer erhöhten Nachfrage durch eine weitere Marktdurchdringung elektrifizierte Fahrzeuge ab. Mit ihnen können Stresstests bestehender oder geplanter Ladeinfrastrukturen durchgeführt werden. Zur gezielten Analyse der Infrastruktur bietet es sich an, zunächst lediglich eine Erhöhung der Nachfrage zu simulieren, um Referenzwerte bei unverändertem Angebot zu erhalten. Ausgehend von diesen Referenzwerten können Maßnahmen zur Reaktion auf die erhöhte Nachfrage unter Verwendung der aus den Variationsszenarien bekannten Stellhebel simuliert werden.

Einen zusammenfassenden Überblick über die Schritte der hybriden Analyse zeigt Abbildung 3.5.

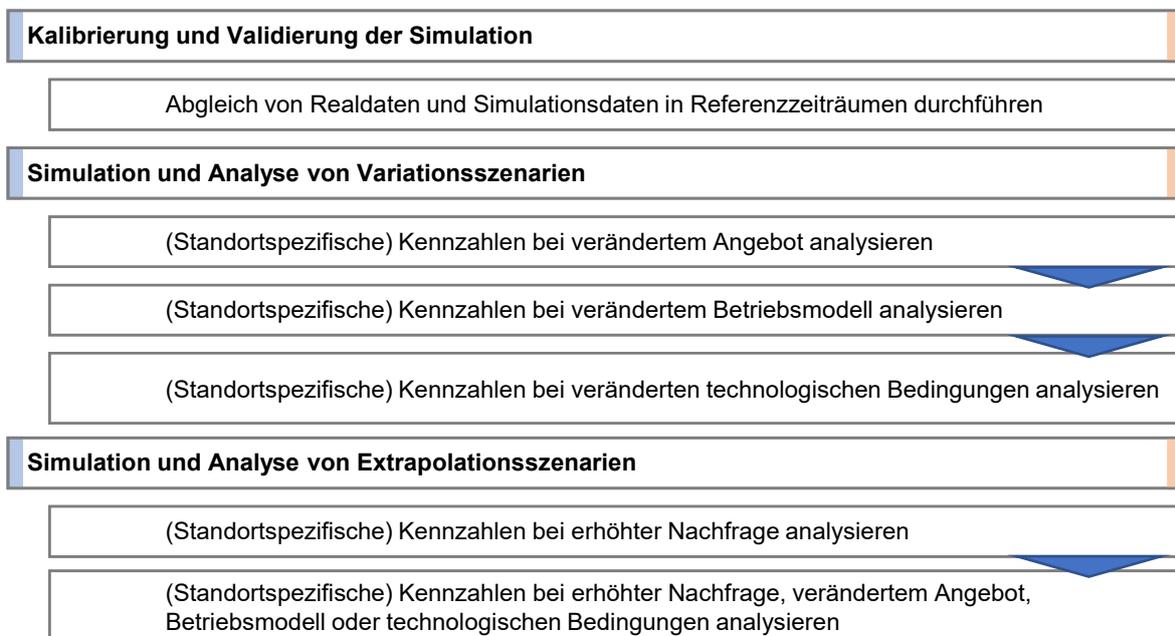


Abbildung 3.5: Überblick über die hybride Analyse

In allen wesentlichen Schritten der hybriden Analyse wirken statische und dynamische Analysemittel zusammen. Die statische Analyse liefert hierbei eine Grundlage für Hypothesenbildung, Parametrierung, Ergebnisaufbereitung und -interpretation. Ausgehend

von den Ergebnissen statischer Analysen können bestehende und absehbare Marktentwicklungen sowie potenzielle Eingriffsmöglichkeiten identifiziert werden. Auf diese Art werden relevante Untersuchungsgegenstände für die dynamische Analyse definiert. Die notwendigen Eingangsdaten zur Abbildung konkreter Variations- und Extrapolationsszenarien in der Simulation können zu Teilen ebenso aus der statischen Analyse übernommen werden. Zu nennen sind hier beispielsweise die Definition von Standortdaten existierender Ladepunkte und die raumstrukturelle Charakterisierung aller zu simulierenden Ladestandorte. Ausgang jeder anschließend ausgeführten Simulation sind virtuelle Ladeprozesse, die zur Berechnung von Infrastruktur-Kennzahlen analysiert werden müssen. Hierfür kommen dieselben Methoden und Analysefunktionen zum Einsatz, wie bei der statischen Analyse realer historischer Nutzungsdaten. Insbesondere werden dieselben Kennzahlen erhoben und identische Filterungen vorgenommen. Auf diese Art entsteht eine direkte Vergleichbarkeit von Simulationsergebnissen und Realdaten in der hybriden Analyse. Erst diese direkte Vergleichbarkeit ermöglicht eine bedeutungsvolle Bewertung von Simulationsergebnissen im Kontext der umgebenden Marktsituation und im Vergleich zum Status Quo, der aus der statischen Analyse folgt. Auf diese Art stützt die statische, die dynamische Analyse. Andersherum können für übereinstimmende Phänomene in den Lademustern von Realdaten und Simulationsdaten durch die Untersuchung der erzeugenden Mechanismen in der dynamischen Analyse Erklärungsansätze für real beobachtetes Verhalten gefunden werden. So dient die Simulation im Rahmen der hybriden Analyse als Erklärungsmodell für Ergebnisse der statischen Analyse genauso wie als Methodik für die Extrapolation.

3.2 Anwendung auf die Stadt München

Im Rahmen dieser Dissertation wird das vollständige hybride Analysemodell auf die Stadt München angewendet. Darüber hinaus erfolgt eine statische Analyse realer Ladepunkte aus der Stadt Hamburg, um dem identifizierten Bedarf an Erkenntnissen zu realen Nutzungsdaten gerecht zu werden und einen Vergleich zwischen zwei Städten zu ermöglichen. Eine simulative Abbildung beider Städte entzieht sich aufgrund des damit verbundenen Modellierungsaufwands den Möglichkeiten dieser Dissertation. Der vorliegende Abschnitt spezifiziert folglich die Anwendung des hybriden Vorgehensmodells auf die Stadt München. Im Gegensatz zu den vorherigen Abschnitten ist das in diesem Abschnitt geschilderte Vorgehen nicht ortsunabhängig. Es soll als konkretes Anwendungsbeispiel verstanden werden.

Zur Vorbereitung der statischen Analyse werden die realen Nutzungsdaten aller von den SWM betriebenen Ladepunkten für die Jahre 2020 bis 2022 direkt beim Betreiber angefragt. Wegen der marktbeherrschenden Stellung der SWM beim Betrieb von öffentlichen Normalladepunkten, liegt somit ein nahezu vollständiges Bild über alle öffentlichen Ladevorgänge in diesem Leistungsbereich und Zeitrahmen in der Stadt München vor. Ergänzt wird dieses Bild um einen Standortdatensatz, in dem der Betreiber die Koordinaten, Bezeichnung und Spezifikation eines jeden Ladestandorts verzeichnet. Die Voraussetzungen für die Durchführung der statischen Analyse sind somit gegeben. Zusätzlich vorliegende Eingangsdaten für die raumstrukturelle Ana-

lyse sind eine digitale Kartenbasis zur Extraktion von POI auf Basis von OSM [116], Bevölkerungszahlen und -verteilungen aus dem deutschen Zensus [117] und ein Flächennutzungsplan der Stadt München [118]. Die Ergebnisse und methodischen Details der statischen Analyse werden in Kapitel 4 dargestellt. Eingesetzt wird die klassische deskriptive Statistik und Datenvisualisierung für die historische Ladedatenanalyse und ein zuvor bereits veröffentlichtes Verfahren zur raumstrukturellen Analyse [119]. Sie liefern neben direkten Erkenntnissen zu Systemkennzahlen, Ladevorgangsspezifischen Kennzahlen und standortspezifischen Nutzungsmustern auch Referenzwerte für die Validierung von Simulationsdaten.

Zum Aufbau der Simulations(teil-)modelle, zur Bildung von Validierungsszenarien sowie als Grundlage für die Bildung von Variations- und Extrapolationsszenarien dienen weitere Datensätze mit Bezug zur Stadt München, zur Mobilität und zum Ladeverhalten. Basierend auf einer Kombination aus der MiD-Studie [8] und dem Verkehrsnachfragemodell Microscopic Transport Orchestrator (MiTO) [8, 120, 121] der Professur für Travel Behavior der TUM wird unter Verwendung einer zuvor veröffentlichten Methodik [122, 123] das Mobilitätsverhalten von Elektrofahrzeugen in der Stadt München Aktivitäten-basiert synthetisiert. Das für diese Arbeit entwickelte, bisher unveröffentlichte Ladeverhaltensmodell basiert auf empirischen Daten und den daraus abgeleiteten stochastischen Teilmodellen von Hipolito et al. [79]. Die Generierung einer künstlichen Flotte von Elektrofahrzeugen für die Simulation erfolgt basierend auf Bevölkerungszahlen [117], eigens angefragten Zulassungszahlen des KBA und Fahrzeugeigenschaften aus dem ADAC-Autokatalog [124]. Durch die Kombination von Mobilitätsverhalten, Ladeverhalten und künstlicher Fahrzeugflotte wird eine agentenbasierte Simulation mit kontinuierlicher Verfolgung des individuellen SoC eines jeden Agenten ermöglicht. Bei dem Simulationsmodell, das zur Synthese von Angebot und Nachfrage verwendet wird, handelt es sich um ein bereits veröffentlichtes Modell [91, 125], das für diese Dissertation weiterentwickelt wurde. Die Validierung und Kalibrierung des Simulationsmodells erfolgt durch den Abgleich von simulierten und realen Kennzahlen und Nutzungsmustern in den – während der statischen Analyse definierten – Referenzszenarien für 2020, 2021 und 2022. Das validierte Simulationsmodell wird in dieser Dissertation genutzt, um verschiedene Variations- und Extrapolationsszenarien zu untersuchen.

Das erste Validierungsszenario dient zur Untersuchung der vorliegenden Konkurrenzsituation. Zu diesem Zweck wird die verfügbare Anzahl an Ladepunkten pro Standort verzehnfacht. Der Verzehnfachung des Ladeangebots steht eine unveränderte Ladenachfrage gegenüber. Die hieraus gewonnenen Erkenntnisse werden genutzt, um die Stärke der Konkurrenz um Ladepunkte zu analysieren. Das Szenario analysiert hierbei das Spannungsfeld zwischen gesamter Ladenachfrage und realisierter Ladenachfrage, indem es die Umsetzung der Ladepräferenzen aus dem Lademodell unbeschränkt zulässt. Zwei weitere Variationsszenarien dienen der Untersuchung des Einflusses der maximal erlaubten Standdauer. Aus dem Stand der Technik ist bekannt, dass Ladepunktbetreiber unterschiedliche Regeln zur maximalen Standdauer an ihren Ladepunkten vorgeben. Zunächst wird eine Reduktion der maximal erlaubten Standdauer von derzeit 4 h auf nur noch 2 h untersucht, um festzustellen, ob diese Maßnahme zu einer Erhöhung der Systemeffizienz durch eine verbesserte Ladepunktauslastung

führt. Ein solcher Eingriff verringert den Komfort der Ladeinfrastrukturnutzung, weil hierdurch weniger Aktivitäten für die fragliche maximale Verbindungsdauer in Frage kommen und somit die Flexibilität für den Nutzer sinkt. Etwaige Vor- oder Nachteile dieser Regelung werden darum vor dem Hintergrund der geringeren Flexibilität diskutiert. Der gegenteilige Ansatz wird im 10 h-Szenario untersucht. Hier wird die erlaubte Verbindungsdauer auf einen Wert erhöht, der oberhalb der typischen Tagesarbeitszeit liegt, wodurch nahezu alle täglichen Aktivitäten für einen regelkonformen Ladevorgang in Frage kommen. Ob und zu welchem Grad durch diesen Eingriff Systemeffizienzen in Folge eines verringerten Ladeanteils an der Verbindungsdauer verloren gehen, ist die zentrale Frage bei der Ergebnisauswertung. Ein letztes Variationsszenario beschäftigt sich mit der Frage des Einflusses einer starken Reichweitensteigerung auf real 500 km. Das entspricht dem Niveau von verbrennungsmotorischen Fahrzeugen. Die Hypothese hinter der Wahl dieses Szenarios ist, dass eine solche Reichweitenerhöhung bei einem vornehmlich durch den SoC getriebenen Ladeverhalten die Ladehäufigkeit nennenswert reduziert, sodass sie einen Einfluss auf die benötigte Ladeinfrastruktur hat.

In den Extrapolationsszenarien wird eine Situation gesteigerter Ladenachfrage durch eine erhöhte Anzahl an zugelassenen Elektrofahrzeugen im Untersuchungsgebiet betrachtet. Welche Anstiege in den Zulassungszahlen realistisch und somit von Interesse für die Analyse sind, lässt sich ohne eine dedizierte Szenarioanalyse nur schwer feststellen. Abbildung 3.6 zeigt mögliche Extrapolationen des Münchner Bestands an PEV. Angesetzt sind vier verschiedene exponentielle Steigerungen. Bisher liegt die Wachstumsquote bei 72 % pro Jahr. Der aktuelle Koalitionsvertrag läuft auf 40 % hinaus, wohingegen das Klimaschutzprogramm 20 % bis 30 % anpeilt. Die eklatante Spreizung zwischen diesen Abschätzungen wird deutlich. In dieser Dissertation werden pauschal eine 1,5-fache und eine doppelte Bestandsgröße betrachtet. Die Abbildung zeigt, dass diese Szenarien – je nach Schätzung – zwischen Ende 2023 und Anfang 2027 vorliegen, insofern die Ziele der Bundesregierung erreicht werden und die aktuellen Wachstumsquoten nicht noch übertroffen werden. Realistischerweise werden sich durch Marktsättigung, Inflation, wegfallende Förderrichtlinien und gestiegene Energiepreise eher geringere Wachstumsquoten als in der jüngsten Vergangenheit ergeben.

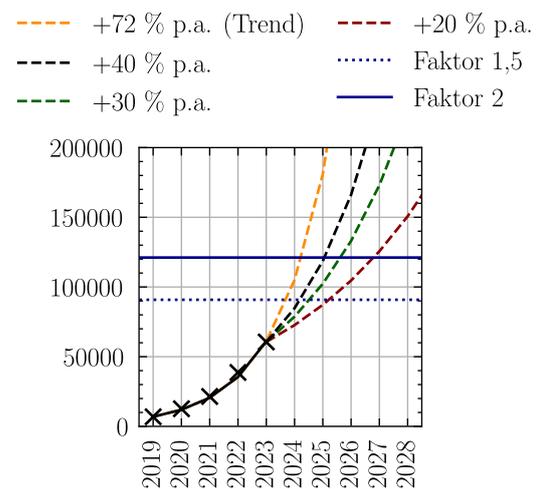


Abbildung 3.6: Extrapolation: Fahrzeugbestand

In zwei der vier Extrapolationsszenarien erfolgt kein Eingriff außer der Nachfrageskalierung. Insbesondere bleibt die unterstellte Ladeinfrastruktur unverändert. Es wird beurteilt, inwiefern die aktuelle Ladeinfrastruktur der erhöhten Nachfrage begegnen kann. Dieselbe Frage stellt sich umso mehr für Szenarien, in denen die Nachfragesituation durch eine Reduktion der privaten Ladeinfrastruktur verschärft wird. Je höher

die Verfügbarkeit privater Wallboxen am Wohn- oder Arbeitsort, desto geringer der Bedarf an den hier betrachteten öffentlichen Ladepunkten. In der Vergangenheit betrug die Verfügbarkeit privater Ladepunkte am Wohnort etwa 75 % bis 80 % [30]. Ob diese verhältnismäßig hohe Quote in Zukunft eingehalten werden kann, ist fraglich, weil zur Erreichung weiterer Marktanteile zunehmend auch Mieter und Laternenparker erreicht werden müssen. Diese Personengruppen verfügen jedoch mit geringerer Wahrscheinlichkeit über die Möglichkeit, eine private Wallbox zu betreiben. Es wird daher auch untersucht, ob die existierende Ladeinfrastruktur eine erhöhte Nachfrage auch dann noch auffangen kann, wenn nicht nur die Zulassungszahlen sich erhöhen, sondern gleichzeitig die Verfügbarkeit privater Ladepunkte am Wohnort auf einen Anteil von nur noch 66 % sinkt. Dieser Zustand läge vor, wenn die neu zugelassenen Fahrzeuge nur noch zu 50 % über private Ladepunkte verfügten. Den Abschluss der Simulationsstudien bildet ein kombiniertes Szenario, in dem die Erkenntnisse der vorherigen Variations- und Extrapolationsszenarien zu einem möglichen Zukunftsszenario verdichtet werden. In diesem Szenario wird die durch Neuzulassungen und verringerte Heimpladerquote erhöhte Nachfrage einem Angebot gegenübergestellt, das linear mit der Nachfrage skaliert wird. Eine detaillierte Darstellung der Szenariodaten und Analyseergebnisse erfolgt in Kapitel 6. An dieser Stelle fasst Tabelle 3.1 die beschriebenen Anwendungsfälle der Stadt München zusammen.

Tabelle 3.1: Übersicht über Variations- und Extrapolationsszenarien bei der Anwendung des hybriden Analyseverfahrens auf die Stadt München

Szenarioeingriff	Kürzel	Untersuchungsgegenstand
Zehnfaches Angebot	10xLP	Nachfrageabdeckung, Konkurrenz
2 h Standzeit	2 h	Systemeffizienz, Komfort
10 h Standzeit	10 h	Systemeffizienz, Komfort
500 km Reichweite	500 km	Technologische Entwicklung
1,5-fache Nachfrage	1,5	Belastungsgrenzen
1,5-fache Nachfrage, 66 % Heimpladepunkte	1,5 wH	Belastungsgrenzen
Doppelte Nachfrage	2	Belastungsgrenzen
Kombiniert: Erhöhte Nachfrage, doppeltes Angebot, erhöhte Reichweite	Komb.	Zukunftsausrichtung

4 Statische Analyse

Im Mittelpunkt der statischen Analyse dieser Arbeit steht die Untersuchung von zwei Ladedatensätzen aus den Großstädten Hamburg und München. Beide Städte gelten deutschlandweit als Vorreiter der Elektromobilität und sind hinsichtlich Pkw-Bestand und Größe der öffentlichen Ladeinfrastruktur historisch vergleichbar. Sie bieten somit ein ideales Umfeld für die Entwicklung und Erprobung der Methoden zur statischen Analyse über verschiedene Zeitpunkte hinweg und erlauben erste Schlüsse auf die räumliche Übertragbarkeit der Analysemethoden. Das vorliegende Kapitel teilt sich in zwei Teile: Zunächst erfolgt eine Beschreibung und überblicksartige Analyse der Datensätze in Unterkapitel 4.1. Aus diesem deskriptiven Teil werden allgemeine Erkenntnisse über die historische Entwicklung der Ladeinfrastrukturnutzung in deutschen Großstädten gewonnen und zentrale makroskopische Kennwerte extrahiert. Im Anschluss widmet sich Unterkapitel 4.2 einer tiefer gehenden Analyse der Zusammenhänge von Ladestandort und Infrastrukturnutzung. Hierzu werden die Ladestandorte für die Realdaten vorliegen hinsichtlich ihrer räumlichen Lagecharakteristik klassifiziert und Zusammenhänge zwischen Standorttyp und Auslastungsmuster aufgedeckt.

4.1 Infrastrukturnutzung

Zur Analyse der historischen Nutzungsdaten werden, gemäß des vorgestellten hybriden Analysemodells, drei wesentliche Schritte durchlaufen. Zunächst erfolgt die Datenbeschaffung und -aufbereitung bevor eine Nutzungsübersicht erstellt wird, die eine qualifizierte Auswahl von Analysezeiträumen ermöglicht. Anschließend werden allgemeine Kennzahlen für die gewählten Zeiträume berechnet.

4.1.1 Datenbeschaffung und -aufbereitung

Trotz des allgemeinen Mangels an Realdaten zur Nutzung von Ladeinfrastruktur konnten im Rahmen dieser Arbeit auf unterschiedlichen Wegen Realdatensätze gewonnen werden. Für die Stadt München erfolgte dies über eine Anfrage beim Betreiber SWM, der die Daten zu Forschungszwecken und für die Verwendung im Rahmen der vorliegenden Dissertation zur Verfügung gestellt hat. Im Falle der Stadt Hamburg wird auf eine dafür vorgesehene Schnittstelle im „Open Data Portal Hamburg“ zurückgegriffen [126]. Diese Daten sind unter der freien „Datenlizenz Deutschland – Namensnennung – Version 2.0“ verfügbar [127]. Zur weiteren Verarbeitung werden beide Datensätze in ein einheitliches Format überführt. Nach einer Filterung der Datensätze zum Ausschluss unplausibler oder unvollständiger Werte, liegt der finale Datensatz für die Analyse

vor. Für die Filterung werden hierbei stets dieselben Kriterien angewendet, um eine Vergleichbarkeit herzustellen. Dies gilt sowohl für die Anwendung auf die Realdaten in der Stadt München als auch für die spätere Filterung von Simulationsergebnissen bei der Validierung und Analyse mittels Simulation. Eine Beschreibung der vorliegenden Datenstrukturen, Aufbereitungsschritte und Ergebnisse für die Datensätze der beiden Großstädte erfolgt jeweils individuell.

München

Es liegen zwei Datensätze zur öffentlichen Ladeinfrastruktur in München vor. Der erste enthält alle Ladevorgänge der Jahre 2020, 2021 und 2022 an Ladesäulen der SWM. Der zweite Datensatz beinhaltet geografische und technische Informationen zu den Ladestandorten. Die Prozessdaten entsprechen der Struktur aus Tabelle 2.3 mit dem Unterschied, dass das Ladeende nicht bekannt ist. Eine Analyse der genutzten Ladezeit im Verhältnis zur Verbindungsdauer, die Auskunft über die Effizienz der Ladeinfrastrukturnutzung gibt [40], ist folglich nicht möglich. Eine Methode zur Abschätzung des Ladeendes unter Annahme einer typischen Ladekurve geht aus der Arbeit von Fischer et al. [73] hervor. Hieraus ist bekannt, dass der typische zeitliche Ladeanteil an der Verbindungsdauer zwischen 30 % und 55 % liegen muss. Durch das Fehlen von Messdaten ist keine weitere Erkenntnis durch eine erneute modellbasierte Generierung der fehlenden Daten zu erwarten, weshalb auf eine eigene Modellierung des Ladeendzeitpunktes verzichtet wird. Die Bedingungen zur Filterung von Ladevorgängen werden im Wesentlichen aus Fischer et al. [73] übernommen. Eingangs werden offensichtliche Datenfehler bereinigt: Alle Einträge, bei denen der vorgebliche Verbindungsstart nach dem vorgeblichen Verbindungsende liegt, werden als fehlerhaft verworfen. Gleiches gilt für Zeitstempel außerhalb der Jahre 2020 bis 2022, Duplikate und Aufzeichnungen aus der Stadt Moosburg, die ebenso in den Daten enthalten sind. Entfernt werden außerdem Ladevorgänge, die aus physikalischen Gründen unmöglich oder zumindest unwahrscheinlich erscheinen. Das sind Ladevorgänge ohne Energieübertrag, solche mit übertragenen Energiemengen größer als 100 kWh und Prozesse, in denen die rechnerische effektive Ladeleistung oberhalb der Nennleistung des jeweiligen Ladepunktes liegt. Darüber hinaus werden überlange Verbindungsvorgänge, mit einer Dauer von mehr als 24 h als Ausreißer entfernt. Zum Abschluss des Filterprozesses verbleiben die in Tabelle 4.1 gelisteten Datenmengen. Es ist zu beachten, dass die Anzahl aller Prozesse gelistet ist, auf die das jeweilige Filterkriterium zutrifft. Da auf einen Prozess mehrere Filterkriterien zutreffen, führt dieser Umstand dazu, dass die Differenz aus Rohdaten und Filterkriterien ungleich der Anzahl an Ladevorgängen nach Filterung ist.

Tabelle 4.1: Metadaten und Filterprozess – München

Anzahl Ladevorgänge roh: 1.951.684					
≤ 0 kWh	129.472	Vertauschte Zeitstempel	158	Duplikate	77.846
≥ 100 kWh	318	≤ 0 h	1.890	Außerhalb 2020-2022	294
> 22 kW	964	> 24 h	23.434	Moosburg	6.845
Anzahl Ladevorgänge nach Filterung: 1.719.125					

Für jeden Ladepunkt sind im Standortdatensatz eine eindeutige Electric Vehicle Supply Equipment ID (EVSEID) [128], die räumlichen Koordinaten, eine Adresse, die Nennleistung und der Steckertyp gegeben. Insgesamt beinhaltet der Datensatz Informationen zu 591 Ladeorten mit einer Gesamtzahl von 1.180 Ladepunkten. Abbildung 4.1 zeigt die räumliche Verteilung der Ladestandorte, von denen Prozessdaten vorliegen. Zu erkennen ist eine Fokussierung auf den Kernbereich der Stadt. Zentrumsferne Stadtteile verfügen nur über vereinzelte Standorte. Nichtsdestotrotz verfügt jeder Stadtteil über Lademöglichkeiten, sodass eine gute Flächenabdeckung herrscht.

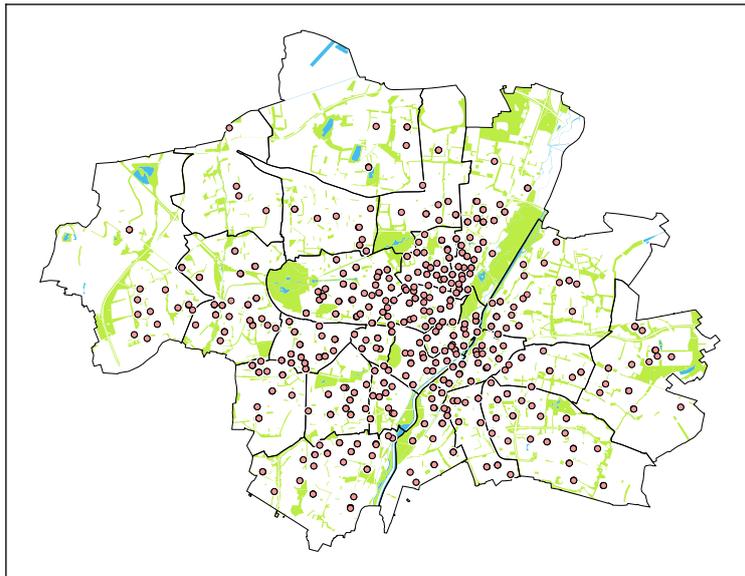


Abbildung 4.1: Standorte für das öffentliche Normalladen im Stadtgebiet – München

Hamburg

Das Open Data Portal Hamburg liefert neben einem Standortdatensatz eine Liste von Zuständen der Ladepunkte. Ein Ladepunkt kann zu jedem Zeitpunkt belegt, frei, reserviert oder außer Betrieb sein. Aus der Liste an Zustandsänderungen wird zunächst eine Prozessdarstellung gewonnen, indem aufeinanderfolgende Statusänderungen als Prozessgrenzen erkannt werden. Aus der Kombination eines Zustandsübergangs von *frei* zu *belegt* und eines nachfolgenden von *belegt* zu *frei*, wird ein Ladevorgang für die Analyse. Auf diese Ladevorgänge werden dieselben Filterkriterien angewandt wie in München. Das Vorgehen wurde bereits in einer Vorveröffentlichung durchgeführt [119]. Es ergibt sich ein Datensatz, dessen Eigenschaften aus Tabelle 4.2 hervorgehen. Es liegen keine Informationen zu Ladeende oder übertragenen Energiemengen vor.

Tabelle 4.2: Metadaten und Filterprozess – Hamburg

Anzahl Ladevorgänge roh: 1.188.092					
≤ 0 kWh	–	Vertauschte Zeitstempel	2	Duplikate	0
≥ 100 kWh	–	≤ 0 h	2	Außerhalb 2020-2022	66.888
> 22 kW	–	> 24 h	21.006		
Anzahl Ladevorgänge nach Filterung: 1.135.130					

In Abbildung 4.2 ist die räumliche Verteilung aller 412 Ladestandorte zu erkennen, die im Datensatz enthalten sind. Insgesamt verfügen diese Orte über 829 Ladepunkte. Genauso wie in München fokussiert sich die verfügbare Ladeinfrastruktur auf die Kernbereiche der Stadt nördlich von der Elbe. Im Gegensatz zu München lassen sich jedoch weitere kleinere Ansammlungen von Ladestandorten in den lokalen Zentren Bergedorf im Südosten und Harburg im Süden der Stadt erkennen. Ebenso in Kontrast zur Stadt München finden sich im Stadtgebiet Hamburg bedingt durch eine größere Stadtfläche, das Hafengebiet südlich der Elbe und die Elbe selbst, auch größere Flächen ohne eine Versorgung mit Normalladepunkten.

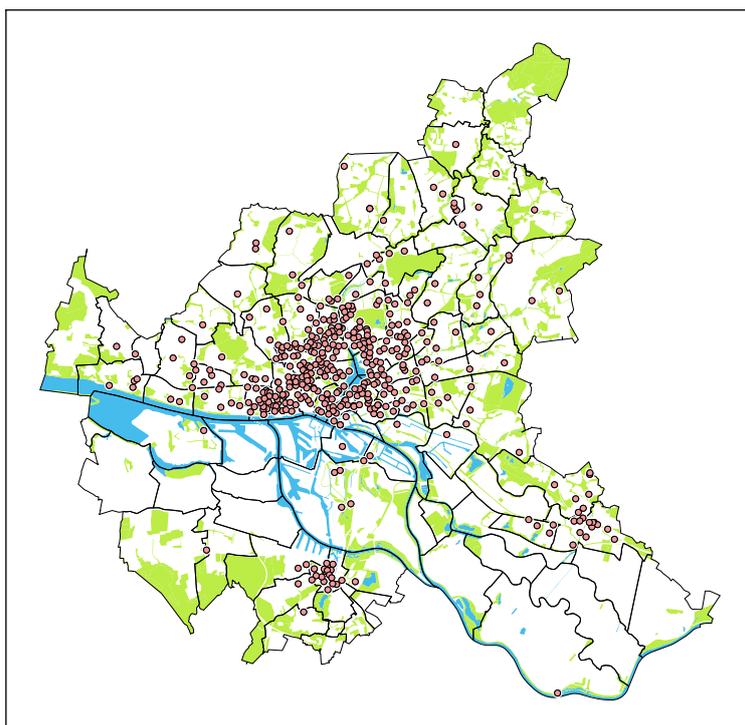


Abbildung 4.2: Standorte für das öffentliche Normalladen im Stadtgebiet – Hamburg

4.1.2 Nutzungsübersicht und Analysezeiträume

Eine erste explorative Betrachtung der vorbereiteten Daten zeigt die erwartete Marktdynamik, bedingt durch Marktwachstum, Sonderereignisse wie die Corona-Krise und diverse saisonale Einflussfaktoren wie Ferienzeiten, Wochenenden und Mehrverbräuche im Winter. Diese in beiden Datensätzen vorliegenden Umstände begründen die Notwendigkeit einer bewussten Auswahl aussagekräftiger Analysezeiträume, wie sie im Vorgehensmodell vorgesehen ist. Eine entsprechende Beschreibung schließt sich für München und Hamburg an.

München

Abbildung 4.3 stellt eine Zeitreihe der täglich aktiven Ladestationen in München dar. Ladestationen sind aktiv, wenn am Analysetag mindestens ein Ladevorgang an einem der Ladepunkte der Station stattfindet. Darüber hinaus ist für jeden Zeitpunkt die Anzahl

an Stationen aufgetragen, für die bis zu diesem Zeitpunkt schon eine Beobachtung, d. h. ein Ladevorgang, in den Daten enthalten ist (grün) und die Anzahl, für die keine weitere Beobachtung in den Daten enthalten ist (rot). Es wird deutlich, dass die Ladenachfrage im Verlaufe des Frühjahres 2020 mit Beginn der Corona-Pandemie abrupt einbricht. In diesem Zeitraum sind täglich bis auf wenige Ausnahmen weniger als 75 % der Ladestationen in Benutzung. Dieser Zeitraum wird wegen der starken Sondereffekte nicht weiter für die Analyse herangezogen. Weitere Einbrüche in der täglichen Zahl aktiver Ladestationen markieren mögliche Ausfälle des Servers und – in jährlicher Regelmäßigkeit – die Schulferien.

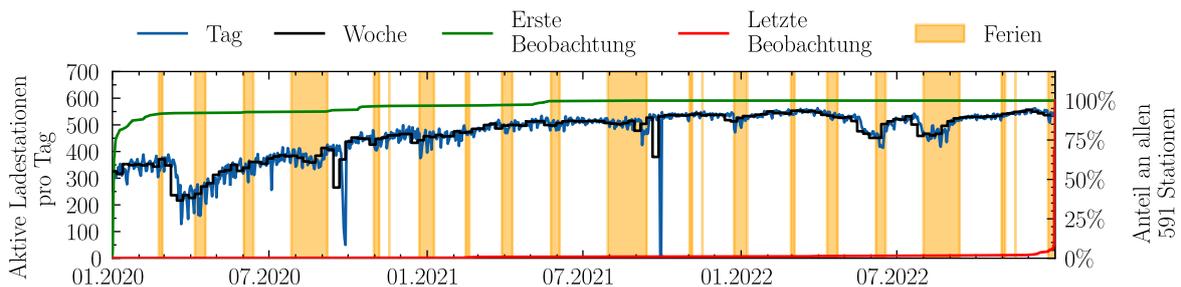


Abbildung 4.3: Anzahl und Anteil aktiver Ladestationen pro Tag – München

Die mittlere Verbindungsdauern aller Verbindungen eines Tages sowie deren Wochenmittelwert als langfristiger Trend werden in Abbildung 4.4 dargestellt. Es zeigt sich, dass die mittlere Verbindungsdauer etwa fünf Stunden beträgt. Die einzige Ausnahme bildet hier die Zeit der Corona-Pandemie. Auffällig ist ein zunehmender Trend zu kürzeren Verbindungsdauern über die Jahre.

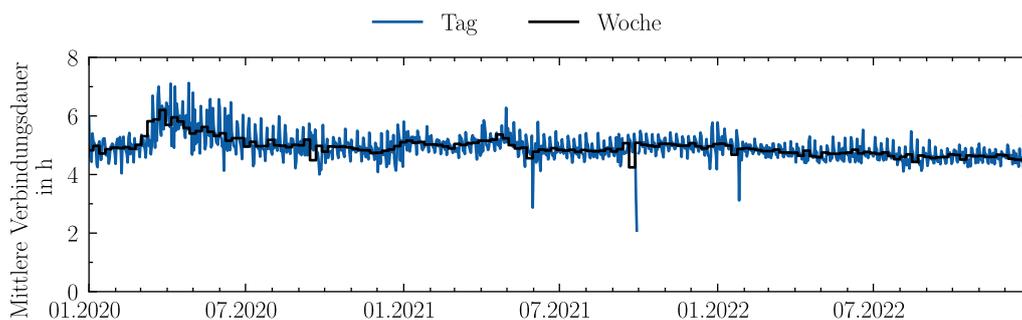


Abbildung 4.4: Mittlere Verbindungsdauer pro Tag – München

In gleicher Art gehen aus Abbildung 4.5 die mittleren übertragenen Energiemengen hervor. Hier hebt sich die Corona-Pandemie nicht besonders hervor. Dieser Umstand deutet darauf hin, dass die initiale Ladeentscheidung im Wesentlichen vom verbleibenden Ladezustand abhängt und nur zu untergeordnetem Grad im Zusammenhang mit der Standzeit steht. Eindeutig zeigen sich jedoch saisonale Schwankungen in der übertragenen Energiemenge, die sich durch einen erhöhten winterlichen Energieverbrauch der Fahrzeuge erklären lassen. Empirisch sind für diesen Mehrverbrauch durch übliche Temperaturschwankungen Zuwächse um ca. 30 % nachweisbar [129]. Hinzu kommt ein Trend zu höheren Energieüberträgen durch wachsende Batteriekapazitäten.

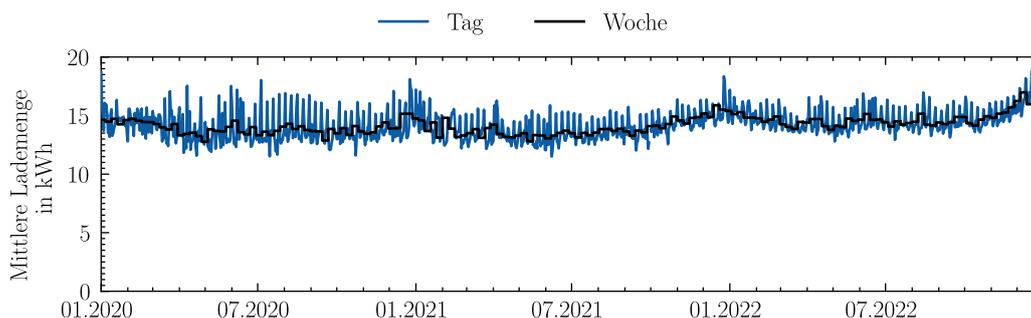


Abbildung 4.5: Mittlere übertragene Energiemenge pro Vorgang – München

Die Auswahl von Zeiträumen zur Kennzahlberechnung erfolgt unter Zuhilfenahme von Abbildung 4.6. Gezeigt ist die Anzahl täglich gestarteter Ladevorgänge an allen Ladestandorten inklusive monatlicher und jährlicher Mittelwerte. Es zeigen sich große, regelmäßige Fluktuationen und ein kontinuierlicher Anstieg der Ladenachfrage. Aus der Abbildung wird die Notwendigkeit der Auswahl von Analysezeiträumen deutlich. Eine Erhebung von mittleren Kennwerten über lange Zeiträume ist in der derzeitigen Marktsituation nicht aussagekräftig. Besonders klar ist der Einfluss von Ferienzeiten auf die Ladenachfrage. In der Stadt München bricht die Ladenachfrage in Zeiten von Schulferien regelmäßig und deutlich ein. Für die weitere Analyse wird der Zeitraum 08.11.-15.12. eines jeden Jahres gewählt. Diese drei Zeiträume eignen sich sowohl aufgrund gleicher saisonaler Stellung zum relativen Vergleich als auch aufgrund ihres einjährigen Abstandes zur Beurteilung des Marktwachstums. Weiterhin handelt es sich jeweils um Zeiten erhöhten Energieverbrauchs, sodass alle weiteren Analysen tendenziell eine obere Abschätzung der Ladenachfrage und somit die Zuverlässigkeit abgeleiteter Handlungsempfehlungen versprechen.

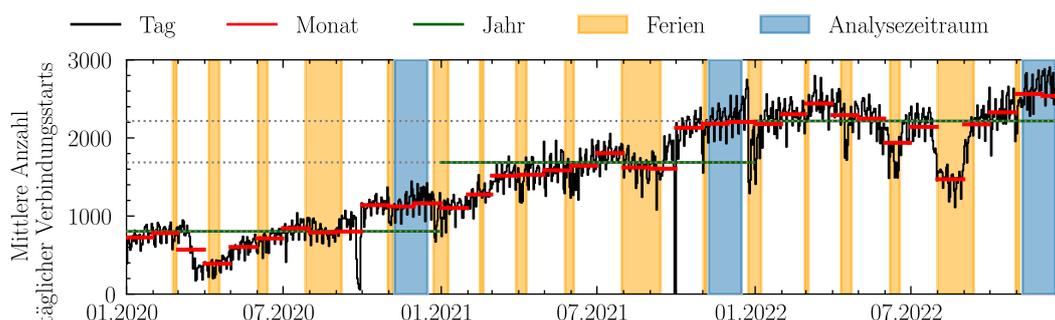


Abbildung 4.6: Anzahl der Verbindungsstarts pro Tag und Auswahl der Analysezeiträume – München

Eine Detailansicht der aktiven Verbindungen in den gewählten Analysezeiträumen ist in Abbildung 4.7 gezeigt. In dieser Darstellung kommen Ladestartzeitpunkt und Verbindungsdauer zusammen. So ergibt sich eine Metrik für die Auslastung der Ladeinfrastruktur. Es ist erkennbar, dass die Auswahl der Analysezeiträume nach ihrer Konstanz zu einer im Mittel stabilen Auslastung innerhalb der Zeiträume führt. Nichtsdestotrotz zeigen sich kurzfristige Fluktuationen. Die Vergrößerung der Auslastung zwischen den Jahren 2020 und 2021 ist erkennbar niedriger als der Sprung zwischen 2021 und 2022.

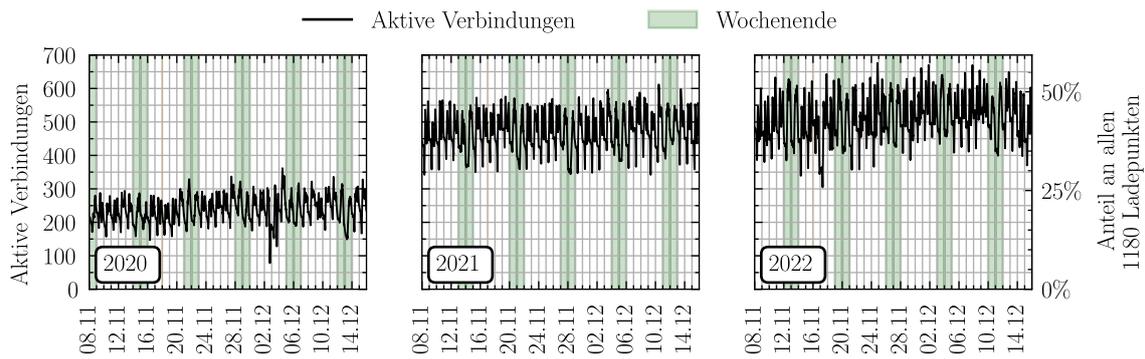


Abbildung 4.7: Analysezeiträume: Aktive Verbindungen und Auslastungen – München

Für den jüngsten Analysezeitraum im Jahr 2022 zeigt Abbildung 4.8 eine detaillierte Auflösung der aktiven Verbindungen im Tagesverlauf, gruppiert nach Wochentagen. Zwischen gleichen Wochentagen verschiedener Wochen im Analysezeitraum zeigt sich deutlich eine Spannweite im Auslastungsgrad. Des Weiteren ist eine qualitativ unterschiedliche Auslastung an Samstagen und Sonntagen zu erkennen. Für die weitere Analyse werden diese Schwankungsbreiten und Unterschiede durch eine weitere Abstraktion zu Referenzkurven verdichtet. Wie schon bei der Auswahl von Winterzeiträumen für die Analyse erfolgt hier auch eine Fokussierung auf die Zeiten höchster Last, weil diese potentiell am relevantesten für die Systemgestaltung sind. Es werden deshalb nur Daten aus der Kernwoche Dienstag bis Donnerstag gewählt. So können auch Einflüsse von langen Wochenenden ausgeschlossen werden.

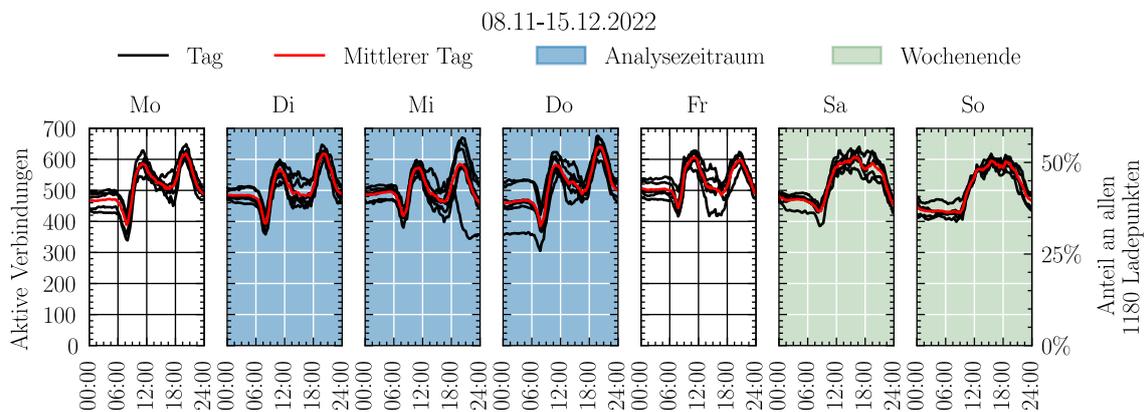


Abbildung 4.8: Aktive Verbindungen und Auslastungen nach Wochentag – München

Abschließend ergeben sich die in Abbildung 4.9 dargestellten, abstrahierten Auslastungskurven, die nun stellvertretend für Tage der Kernwoche in den Analysezeiträumen dienen. Dargestellt sind die Mittelwerte und die 95 % Konfidenzintervalle, um einen Eindruck der ursprünglichen Schwankungsbreite in der Auslastung zu erhalten. Es ist festzustellen, dass typische Auslastungsgrade der öffentlichen Ladeinfrastruktur im gesamten Tagesverlauf nur maximal etwa 50 % aller zur Verfügung stehenden Ladepunkte erreichen. Qualitativ sind in allen Analysezeiträumen mehrere markante Phasen erkennbar. Über Nacht entspricht die Auslastung in etwa der mittleren Auslastung im Tagesverlauf. Ein Tiefpunkt der täglichen Auslastung wird zwischen sieben und neun

Uhr am Morgen erreicht. In dieser Zeit befinden sich viele Halter mit ihren Fahrzeugen auf dem Weg zur Arbeit. Ein erster vorübergehender Hochpunkt der Nachfrage findet sich zwischen zehn und zwölf Uhr. Zu dieser Zeit überschneiden sich Vormittagsaktivitäten und Arbeitszeiten, bevor die Auslastung im Verlaufe des typischen Arbeitstages wieder abflacht. In den Abendstunden überschneiden sich noch laufende Ladevorgänge während der Arbeitszeit mit Ladevorgängen an Freizeitorten und ersten Ladevorgängen in der Nähe des Wohnortes, wodurch sich die letzte markante Phase des Tages erklärt, bevor sich die Auslastung wieder ihrem mittleren Wert über Nacht annähert.

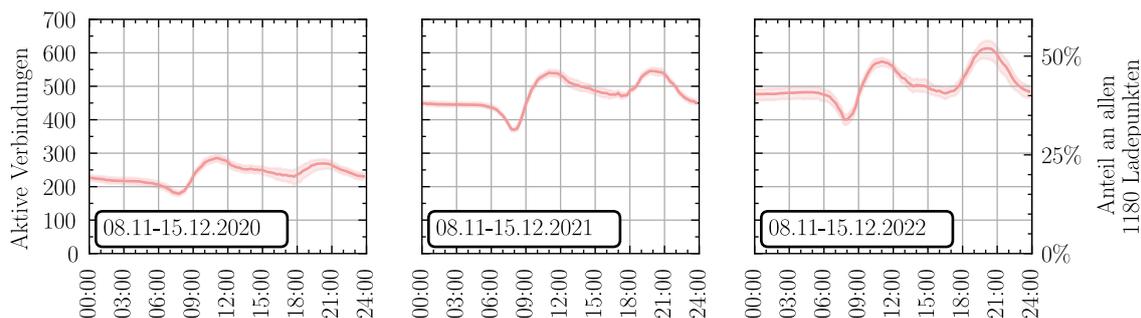


Abbildung 4.9: Aktive Verbindungen und Auslastungen an abstrahierten Kernwochentagen für jeden Analysezeitraum – München

Hamburg

Im Vorgehen und den qualitativen Erkenntnissen gestaltet sich die Erstellung der Nutzungsübersicht und die Auswahl von Analysezeiträumen für die Stadt Hamburg ähnlich zum Prozess in München. In diesem Abschnitt wird folglich auf eine kleinschrittige Darstellung aller Prozesse verzichtet. Analog zur Analyse der Stadt München finden sich alle hier nicht dargestellten Grafiken der Zwischenschritte für die Stadt Hamburg in Anhang A.1. Dieser Abschnitt fokussiert sich vor allem auf die Darstellungen der Besonderheiten im Vergleich zur Stadt München.

Die Analyse der aktiven Ladestandorte pro Tag zeigt, dass es neben den Einflüssen der Corona-Pandemie vor allem auch mehrere längere Aufzeichnungslücken in den zur Verfügung stehenden Daten gibt. Ab Ende Dezember 2021 mehren sich Aufzeichnungsausfälle, bevor über das Open Data Portal ab Mitte August 2022 keinerlei Daten mehr bezogen werden konnten. Eine Analyse zu denselben Stützpunkten wie in der Stadt München ist darum ausgeschlossen. Die mittleren Verbindungsdauern an den betrachteten Ladepunkten der Stadt Hamburg sind mit etwa vier Stunden Dauer kürzer als in München. Grund hierfür ist die kürzere, erlaubte Standdauer tagsüber. Ebenfalls zeigt sich eine leichte Reduktion der Verbindungsdauern über die Jahresverläufe von 2020 bis 2022.

Aus Abbildung 4.10 geht für den belastbaren Zeitraum vor Dezember 2021 ein kontinuierliches Marktwachstum, vergleichbar zur Stadt München hervor. Es bestätigt sich auch hier die stark negative Auswirkung von Schulferien auf die Nachfrage nach öffentlicher Ladeinfrastruktur im urbanen Bereich. Um eine möglichst große Spreizung von Analysezeiträumen zu ermöglichen, werden drei verbliebene Phasen ohne größere externe Ereignisse gewählt. Der Zeitraum vom 07.02 bis zum 01.03 im Winter 2020

wurde bereits in einer Vorveröffentlichung beschrieben [119]. Hinzu kommt der Herbst desselben Jahres im Zeitraum 08.11 bis 15.12. Dieser bietet eine Vergleichbarkeit zum selben Analysezeitraum in der Stadt München. Abschließend wird der Spätsommer 2021 vom 15.08. bis zum 30.09. betrachtet.

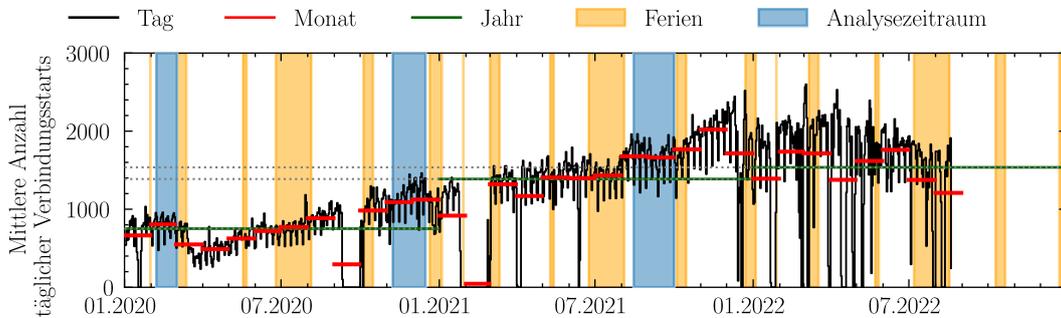


Abbildung 4.10: Anzahl der Verbindungsstarts pro Tag und Auswahl der Analysezeiträume – Hamburg

Eine Verdichtung auf charakteristische Nutzungskurven analog zur Stadt München ist in Abbildung 4.11 gezeigt. Qualitativ sind die beschriebenen Phasen, wenngleich flacher, wiederzuerkennen. Diese Tatsache deutet auf eine Übertragbarkeit der Erkenntnisse hin. Insbesondere kann auf eine ähnliche relative Nutzung der verschiedenen Aktivitätstypen zum Laden geschlossen werden. Überwöge beispielsweise das Laden über Nacht, so würden die abstrahierten Auslastungskurven eine andere Gestalt als bei der Münchner Analyse aufweisen.

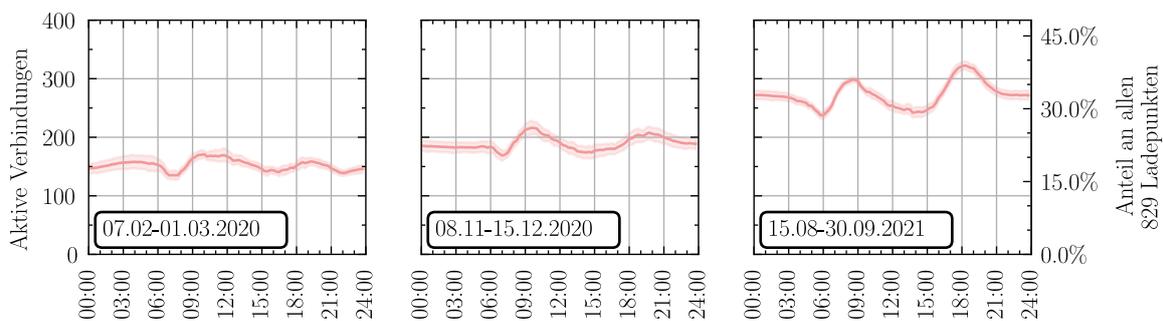


Abbildung 4.11: Aktive Verbindungen und Auslastungen an abstrahierten Kernwochentagen für jeden Analysezeitraum – Hamburg

4.1.3 Kennzahlen

Basierend auf den gewählten Analysezeiträumen erfolgt die Berechnung und Darstellung von zentralen Kennzahlen. Verwendet werden können die gewonnenen Kennzahlen als eigenständige Ergebnisse, zur Hypothesenbildung und später zur Validierung von Simulationsergebnissen. Sie geben weiterhin Hinweise auf die Effekte, die in der Systemmodellierung der dynamischen Analyse abgebildet werden müssen.

München

Tabelle 4.3 stellt die mittleren Kennzahlen aus der statischen Analyse der historischen Ladedaten für die drei Münchner Analysezeiträume dar. Es wird deutlich, dass sich Kennzahlen, die sich auf die typische Charakteristik einzelner Ladevorgänge beziehen, im Laufe der Zeit weniger stark verändern als die Systemkennzahlen. Passend zu steigenden Zulassungszahlen wächst die täglich übertragene Energiemenge über die Jahre stark, wobei der Sprung aus dem Jahr 2020 in das Jahr 2021 besonders groß ist, was mutmaßlich auf die Auswirkungen der Corona-Pandemie zurückzuführen ist. Gleiches gilt für die Anzahl der Ladevorgänge, wobei Ladevorgangszahl und übertragene Energiemenge nicht im selben Verhältnis wachsen, weil pro Vorgang zunehmend mehr Energie übertragen wird. Bezüglich der Ladedauer ergibt sich ein unklares Bild. Sie steigt und fällt in einem Band von etwa 20 min. Das Gesamtbild deutet auf einen direkten Einfluss von steigenden Batteriegrößen auf die Nutzung der Ladepunkte hin. Eine Übereinstimmung des Ladeverhaltens mit den Beobachtungen von Hipolito et al. [79] erklärt diese Tendenz: Wenn die mittlere relative Tagesfahrweite durch steigende Batteriegrößen sinkt, verschieben Nutzer ihre Ladevorgänge hin zu geringeren SoC und laden somit seltener. Dass die mittlere Verbindungsdauer hierbei nicht kontinuierlich mit der übertragenen Energiemenge steigt, deutet darauf hin, dass viele Ladevorgänge in der zur Verfügung stehenden Zeit trotz wachsender Batteriegrößen und konstanter Ladeleistungen noch abgeschlossen werden können. Es steht zu vermuten, dass neue Ladevorgänge induziert werden, wenn bei gegebenem Ladeverhalten typische Aktivitätsdauern nicht mehr ausreichen, um die gewünschten Ladezustände zu erreichen. Alternativ könnte eine Veränderung der Ausstattungsquote mit privaten Lademöglichkeiten die Abflachung der Nutzung öffentlicher Ladepunkte erklären. Für die Beurteilung dieser Möglichkeit liegen die notwendigen Daten jedoch nicht vor. Die spätere Modellierung des Gesamtsystems soll die Einflussstärke dieser etwaigen Veränderung jedoch abbilden. In absoluten Zahlen zeigt sich, dass in den Analysezeiträumen täglich pro Standort weniger als 70 kWh Energie übertragen wird. Nach Abzug der variablen Kosten, erzielen Betreiber von Normalladepunkten typischerweise eine Marge von 0,10 €/kWh [39], was zu einem täglichen Deckungsbeitrag von weniger als 10 € führt. Der verbleibende Spielraum lässt sich verdeutlichen, wenn man die mittlere, effektiv realisierte Ladeleistung als Verhältnis des Energieübertrags und der Verbindungsdauer betrachtet. Diese beträgt Ende 2022 3,3 kW von theoretisch maximal 22 kW. Ein großer Standzeitanteil während der Ladung wird somit deutlich und deckt sich mit älteren Berichten aus der Literatur [40, 73]. Hinzu kommen Leerlaufzeiten zwischen Ladevorgängen. Für einen kosteneffizienten Betrieb der Ladepunkte ist darum eine Auslastungserhöhung gegenüber dem Zustand von Ende 2022 anzustreben.

Tabelle 4.3: Mittlere Kennzahlen der statischen Analyse – München

	08.11.-15.12.20	08.11.-15.12.21	08.11.-15.12.22
Verbindungsdauer pro Vorgang	4,74 h	4,98 h	4,61 h
Übertragene Energiemenge pro Vorgang	13,44 kWh	14,33 kWh	15,24 kWh
Übertragene Energiemenge pro Tag	16,18 MWh	32,80 MWh	40,25 MWh
Anzahl Vorgänge pro Tag	1204,25	2288,47	2642,22
Anzahl Vorgänge pro Standort und Tag	2,14	4,03	4,59

Hamburg

Für die Stadt Hamburg lassen sich aufgrund mangelnder energetischer Informationen weniger mittlere Kennzahlen bilden als in München. Ein entscheidender Unterschied zwischen den Städten zeigt sich aber in den deutlich geringeren mittleren Verbindungsdauern: Ladevorgänge in Hamburg sind um etwa eine Stunde kürzer als in München. Eine etwaige Modellierung des Gesamtsystems muss die Standzeitbegrenzung also berücksichtigen. Außerdem führt das höhere Versorgungsverhältnis im Zeitraum 08.11 bis 15.12.2020 zu deutlich geringeren Auslastungsquoten als in München. Hier befindet sich Hamburg noch stärker in Unterlast. Detailliertere Einblicke in das Nutzungsverhalten beider Infrastrukturen finden sich im folgenden Abschnitt, in dem auch standortspezifische Nutzungsmuster untersucht werden.

Tabelle 4.4: Mittlere Kennzahlen der statischen Analyse – Hamburg

	07.02.-01.03.20	08.11.-15.12.20	15.08.-30.09.21
Verbindungsdauer pro Vorgang	4,13 h	3,8 h	3,7 h
Übertragene Energiemenge pro Vorgang	–	–	–
Übertragene Energiemenge pro Tag	–	–	–
Anzahl Vorgänge pro Tag	887,00	1204,62	1780,00
Anzahl Vorgänge pro Standort und Tag	2,25	3,00	4,46

4.2 Zusammenhang zwischen Ladestandort und Infrastrukturnutzung

Die Erkenntnisse der vorherigen Abschnitte erlauben vor allem Tendenzaussagen zur allgemeinen Nutzung urbaner Ladeinfrastrukturen. In den gewonnenen Kennzahlen spiegelt sich im Wesentlichen die historische Entwicklung der Nachfragehöhe durch die gestiegene Marktdurchdringung elektrifizierter Fahrzeuge. In Konsequenz kann sie genutzt werden, um die Notwendigkeit eines Infrastrukturausbaus in Abhängigkeit einer steigenden Nachfragehöhe im Sinne einer *Pull-Strategie* zu erkennen. Die rein deskriptive Analyse der beobachteten Nachfrage an Ladestandorten bietet jedoch keine Basis für die Planung von Neustandorten, weil sie – mangels Berücksichtigung von Umgebungsvariablen – nicht zwischen verschiedenen Ortskategorien unterscheidet. Weiterhin wird in der Ladeinfrastrukturplanung seit jeher auch ein strategisch motiviertes Vorgehen bei der Wahl von Neustandorten diskutiert [66]. Ebenso wie für die Auswahl einzelner Neustandorte ist für einen solchen *Market-Push* eine tiefere Analyse des Zusammenhangs von Standorttyp und Infrastrukturnutzung von Nöten, um strategische Ziele bilden und gezielt ansteuern zu können. Zur Steigerung des Systemverständnisses widmet sich dieser Abschnitt daher zunächst der Sammlung und Systematisierung von nutzungsrelevanten Standortfaktoren in Abschnitt 4.2.1, bevor eine räumliche Klassifikation bestehender Ladestandorte in Hamburg und München in Abschnitt 4.2.2 erfolgt. Aus einer Überlagerung von Ladedatenanalyse und Standortklassifikation folgen in Abschnitt 4.2.3 abschließend Erkenntnisse zum übergeordneten Forschungsgegenstand. Dieser Abschnitt basiert methodisch im Wesentlichen auf einer Vorveröffentlichung

[119]. Erweitert wird das dort beschriebene Vorgehen um eine Anwendung auf die Stadt München und eine Übertragung der Analyse auf die zuvor definierten Analysezeiträume.

4.2.1 Nutzungsrelevante Standortfaktoren

In Kontrast zu vorherigen Studien, die sich mit der Wirkung von Standortfaktoren auf das Nachfrageverhalten an Ladestandorten befassen, werden die stadtstrukturellen Faktoren, die die Ladenachfrage beeinflussen, hier nicht rein datengetrieben gewählt. Vielmehr dient eine gezielte Literaturrecherche zur Aufdeckung analytischer Zusammenhänge zwischen Ladenachfrage und Standortfaktoren. Untersucht wird die Literatur auf Standortfaktoren, die laut Aussage der Autoren einen Einfluss auf die Ladenachfrage haben. Auf diese Art und Weise wird empirisches Wissen einer großen Menge von Fachleuten gehoben. Abbildung 4.12 zeigt die hierzu verwendeten Literaturtypen. Neben wissenschaftlichen Veröffentlichungen sind das auch praktische Gestaltungsrichtlinien, wie sie von Städten und Infrastrukturbetreibern in der Vergangenheit verwendet wurden. Innerhalb der wissenschaftlichen Literatur können verschiedene Literaturtypen zur Extraktion von relevanten Standortfaktoren genutzt werden. Nutzerbefragungen repräsentieren die Kundenperspektive, Experteninterviews reflektieren Fachwissen und strategische Erfahrungen, Untersuchungen von realen Ladeinfrastrukturen zeigen den Status Quo auf, Netzoptimierungen enthalten in ihren In- und Outputs direkte Annahmen zu relevanten Standortfaktoren und Reviews fassen alles vorherige zusammen.

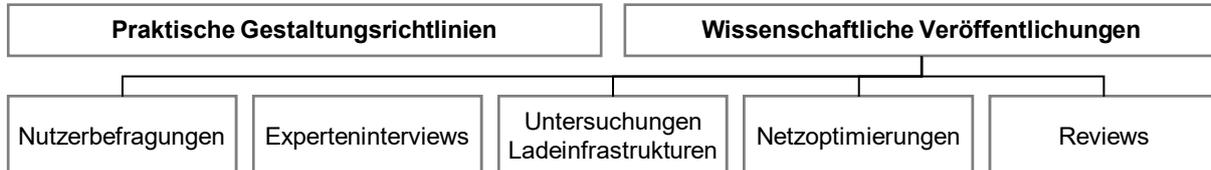


Abbildung 4.12: Verwendete Literaturtypen während der Literaturrecherche zur Bestimmung nutzungsrelevanter Standortfaktoren | Angelehnt an [119]

Bei der Analyse dieser Quellen werden zwei verschiedene Wissens Elemente gesammelt. *Einflussfaktoren* sind allgemeine Faktoren, die die Ladenachfrage an einem Standort über einen den Autoren der jeweiligen Studie bekannten oder unbekanntem Wirkmechanismus positiv oder negativ beeinflussen. *Metriken* dienen der quantitativen Erfassung von Einflussfaktoren. Insgesamt wird durch die Literaturrecherche ein Satz von 186 Einflussfaktoren und 55 Metriken aus 48 untersuchten Veröffentlichungen gewonnen. Auf eine vollständige Darstellung dieser Sammlung wird hier verzichtet und auf die zugehörige Veröffentlichung verwiesen [119]. Zur einfacheren Verwendung und Interpretation lassen sich existierende Gruppen unter den Einflussfaktoren verwenden. So werden zum Beispiel eine Vielzahl von Attributen wie das Alter oder die Haushaltsgröße der Anwohnerschaft als Einflussfaktoren auf die Nutzung an einem untersuchten Ort genannt. Beide Einflussfaktoren können folglich unter dem *Kernaspekt* „Anwohnerschaft“ gruppiert werden. In dieser Art finden sich in der analysierten Literatur insgesamt 15 Kernaspekte, denen sich die 186 Einflussfaktoren zuordnen lassen. Tabelle 4.5 listet alle Kernaspekte und die Anzahl der zugehörigen Einflussfaktoren. Welche Kernaspekte in welchen Quellen genannt werden, kann im Anhang A.2 eingesehen werden.

Tabelle 4.5: Häufigkeit der genannten Kernaspekte bei der Identifikation nutzungsrelevanter Standortfaktoren | Angelehnt an [119]

Kernaspekt	Anzahl Einflussfaktoren	Kernaspekt	Anzahl Einflussfaktoren
Erreichbarkeit	8	Pol	23
Zentrale Lage	4	Parksituation	16
Anschluss an ÖPNV	6	Anwohnerschaft	45
Räuml. Abdeckung	10	Sicherheit	5
Aufenthaltscharakteristik	11	Umgebendes Straßennetzwerk	11
Flächennutzung	10	Verkehrsfluss	11
Andere Ladeinfrastruktur	12	Sichtbarkeit	5
Arbeitsbevölkerung	9		

Weitere Informationen, die aus der Literaturanalyse gewonnen werden können, sind die Argumentationslinien, in deren Kontext die Einflussfaktoren von den Autoren genannt werden. Über diese lassen sich die unterstellten Mechanismen identifizieren, durch die die Einflussfaktoren auf die Nutzung von öffentlicher Ladeinfrastruktur wirken. Abbildung 4.13 zeigt eine Taxonomie der gefundenen Wirkmechanismen.

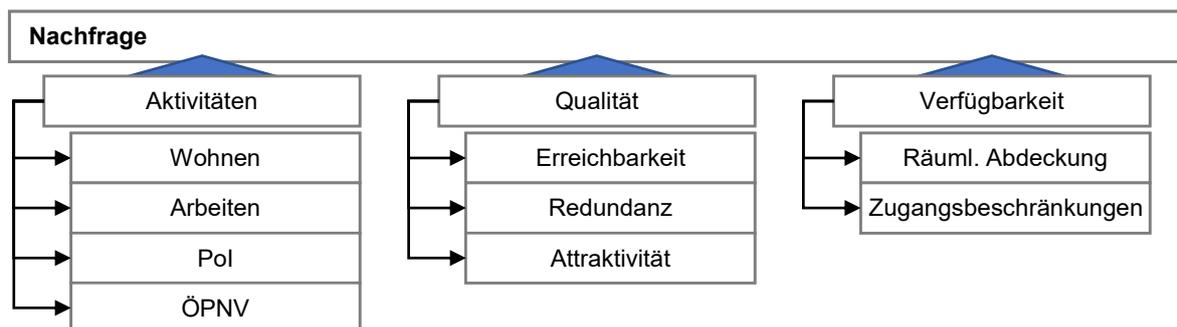


Abbildung 4.13: Typische Argumentationslinien zur Wirkung nutzungsrelevanter Standortfaktoren auf die Nachfrage an einem Ladestandort | Angelehnt an [119]

Es ist erkennbar, dass Standortfaktoren auf drei wesentliche Eigenschaften der Höhe und Art von Ladenachfrage wirken können. Zum einen gibt es Einflussfaktoren, die die Menge und Art von *Aktivitäten* widerspiegeln, die an einem Ort stattfinden. Zu nennen sind in dieser Kategorie Einflussfaktoren mit Bezug zu Wohnorten, Arbeitsplätzen, Knotenpunkten des öffentlichen Nahverkehrs und Pol als Repräsentanten anderer Aktivitätsformen. Weiterhin gibt es Einflussfaktoren, die auf die *Qualität* von Ladestandorten wirken und somit die Nachfrage beeinflussen. Diese Wirkung kann über eine Beeinflussung der Standorterreichbarkeit, Redundanz und generellen Attraktivität einer Umgebung ausgeübt werden. Zu guter Letzt wird die *Verfügbarkeit* von Ladestandorten als relevant erachtet. Diese ist abhängig von der räumlichen Abdeckung, die durch den Ladestandort erzielt wird, sowie etwaig bestehende Faktoren, die die Zugänglichkeit des Ladestandortes verhindern oder einschränken, wie Schranken, Öffnungszeiten oder reglementierte Nutzergruppen. Es ist zu beachten, dass einzelne Kernaspekte über mehr als einen Mechanismus auf die Nachfrage wirken können. Beispielsweise beeinflussen Pol sowohl die Attraktivität eines Standortes als auch die Anzahl und den Typ von Aktivitäten an einem Standort. Eine Zuordnung von Quellen, genannten

Kernaspekte und verwendeten Argumentationslinien findet sich online [130]. Zur Charakterisierung von Ladestandorten anhand von nutzungsrelevanten Standortfaktoren werden für diese Dissertation die Kernaspekte berücksichtigt, die am häufigsten in der Literaturrecherche genannt wurden. Eine weitere Bedingung für die Verwendung ist das Vorhandensein einer geeigneten Metrik inklusive Datenbasis für die automatisierte Bewertung von Standorten. Tabelle 4.6 enthält die gewählten Kernaspekte, Metriken, Datenquellen und Anmerkungen.

Tabelle 4.6: Nutzungsrelevante Standortfaktoren: Kernaspekte, Metriken und Datenquellen | Angelehnt an [119]

Kernaspekt	Metrik	Anmerkung	Datenquelle
Anwohnerschaft	<i>Bevölkerung</i> : Anzahl von Einwohnern im Einflussbereich	–	Zensus [117]
Pol	<i>Pol</i> : Anzahl von Pol im Einflussbereich pro Kategorie	–	OSM [116, 131]
Parksituation	–	Daten n. verfügbar	–
Umgebendes Straßennetz	<i>Erreichbarkeit</i> : Fläche der 3 min-Fahrzeit Isochrone	–	OSM [116, 131]
Verkehrsfluss	–	Daten n. verfügbar	–
Räumlich Abdeckung	<i>Einzugsgebiet</i> : Fläche der zugehörigen Voronoi-Zelle	–	[126] & Datensatz München
Aufenthaltscharakteristik	<i>Anteil Gewerbefläche</i> : Anteil der Gewerbefläche am Einflussbereich	–	[118, 126]
Andere Ladestandorte	<i>Andere Ladestandorte</i> : Anzahl anderer Ladestandorte im Einflussbereich	–	[126] & Datensatz München

Die Berechnung der Metriken, die die nutzungsrelevanten Standortfaktoren repräsentieren, erfolgt in einer PostgreSQL-Datenbank [132] und unter Zuhilfenahme von PostGIS [133], einer Erweiterung zur Analyse geografischer Daten. Abbildung 4.14 gibt einen Einblick in die Berechnung der Metriken. Zu erkennen ist in Rot jeweils ein Standort, für den die nutzungsrelevanten Einflussfaktoren über die entsprechende Metrik bestimmt werden soll. Blau sind Elemente, die gezählt oder vermessen werden und orange ist der kreisförmige Einflussbereich, für den eine Einflussnahme auf Höhe oder Art der Ladenachfrage unterstellt wird. Als Radius des Einflussbereichs werden 200 m gewählt, weil diese Größenordnung in der Literaturrecherche bei vielen Metriken als relevant genannt wurde. In OSM sind Pol und andere Ladestandorte als Punkte gegeben. Es erfolgt eine Typ-spezifische Zählung von Pol und anderen Ladestandorten zur Bestimmung des gesuchten Wertes. Die Erreichbarkeit des Ladestandortes wird über die Fläche einer 3 min Fahrzeit-Isochrone bestimmt. Die Gewerbefläche als Maß für die Nutzung des Standorts für Ladeaktivitäten während der Arbeit wird als Flächenanteil am Einflussbereich bemessen. Die Bevölkerungszahl ist über den Zensus in einem Gitterraster verfügbar. Sie repräsentiert als Maß die Anwohnerschaft und somit auch die Tendenz zu nächtlichen Ladungen. Das alleinige Einzugsgebiet wird definiert als die

Fläche des Gebiets, für die der betrachtete Standort der nächste Ladestandort ist oder wäre. Berechnet wird diese Metrik unter Verwendung einer Voronoi-Zerlegung.

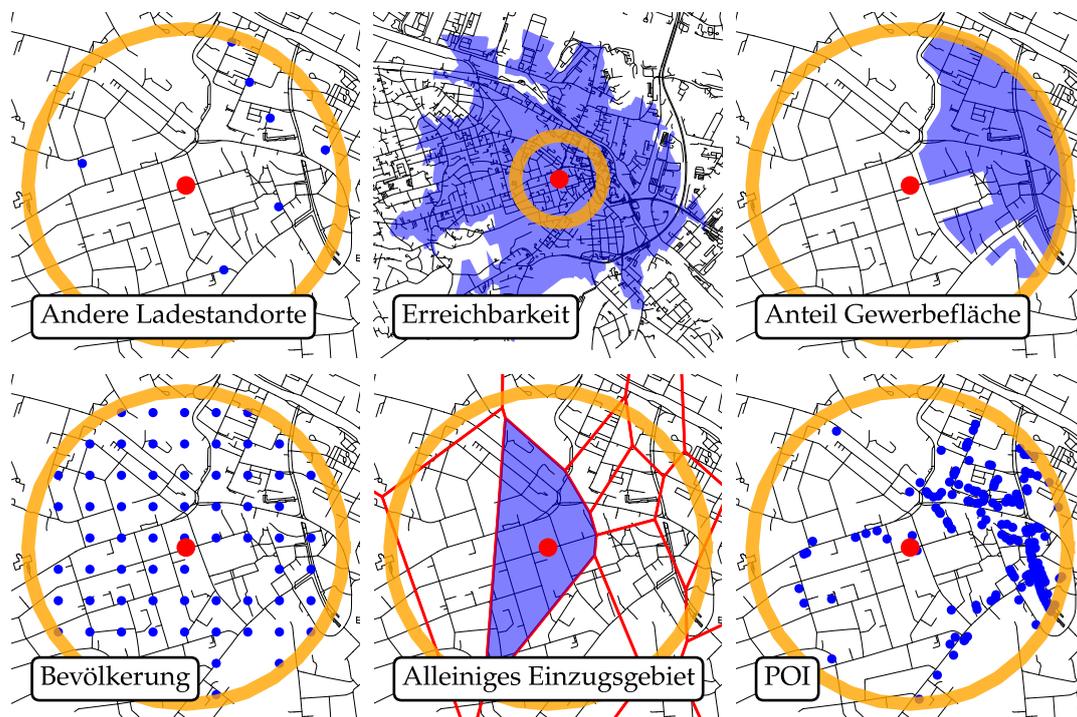


Abbildung 4.14: Berechnung nutzungsrelevanter Standortfaktoren | Angelehnt an [119]

Mit dem hier geschilderten Vorgehen ist eine Bestimmung potentiell nutzungsrelevanter Standortfaktoren automatisiert für jeden Ort möglich, an dem hoch aufgelöste Zensusdaten, eine digitale Karte wie OSM und ein Flächennutzungsplan mit Informationen über Gewerbeflächen vorliegt. Noch detaillierte Analysen sind unter Beachtung des vollständigen Satzes von gesammelten Einflussfaktoren, Metriken und Argumentationslinien möglich. Diese können insbesondere für die Diskussion in der Detailplanung von Standorten herangezogen werden und sind so als Katalog für Entscheider interessant.

4.2.2 Standortklassifikation

Ausgangspunkt für die Klassifikation von Ladestandorten ist die Berechnung der Metriken aus dem vorherigen Abschnitt für jeden Ladestandort in Hamburg und München. Es ergibt sich so eine raumstrukturelle Charakterisierung der Infrastrukturen. Mit diesem Datensatz wird unter Verwendung des k-Means-Algorithmus ein Clustering durchgeführt, das vier raumstrukturell unterschiedliche Standorttypen ergibt. Diesen vier Standorttypen können jeweils typische Nutzungsverhalten zugeordnet werden, wie sich aus einer Vorveröffentlichung des Autors ergibt [119]. Die Ergebnisse des durchgeführten Clusterings können als Klassifikator zur Einteilung noch unbekannter Standorte in diese Standorttypen verwendet werden. Im Folgenden erfolgt eine Anwendung des Klassifikators auf die berechneten Metriken der Ladestandorte in Hamburg und München und eine Beschreibung der klassifizierten Infrastrukturen. Im weiteren Verlauf werden die für die vier Standorttypen charakteristischen Nutzungsmuster in den realen Ladedaten analysiert, um tiefere Erkenntnisse zum Zusammenhang zwischen Ladestandort und

Infrastrukturnutzung abzuleiten und die Wirksamkeit der Teilung nach raumstrukturellen Merkmalen zur Analyse von Ladeinfrastrukturen nachzuweisen.

München

Tabelle 4.7 zeigt die vier raumstrukturell unterschiedlichen Cluster, die gefunden werden. Abbildung 4.15 enthält eine Übersicht über die Spannweiten der Metriken pro Cluster. In diesen und allen weiteren Grafiken werden die gefundenen Cluster über eindeutige Farben, Benennungen und Kürzel repräsentiert. Zu beachten ist, dass die gewählten Benennungen für die Standorttypen nachträglich aufgrund der Betrachtung der Cluster-Eigenschaften gewählt werden. Sie sind somit ein Ergebnis und kein Eingang der Methode. Der erste gefundene Standorttyp ist das *Urbane Wohnen*, charakterisiert vor allem durch eine hohe Einwohnerzahl bei gleichzeitig geringer Gewerbefläche. Diesem Standorttyp können in München etwa ein Drittel aller analysierten Ladestandorte zugeordnet werden. *Gewerbe* ist der zweite Standorttyp, der sich vor allem über eine hohe Gewerbefläche bei niedriger Einwohnerzahl im Einflussbereich auszeichnet. 18,44 % der Ladestandorte werden dieser Klasse zugeordnet. Standorte mit wenig Einwohnern, geringen Erreichbarkeiten, großen Einzugsgebieten und kaum Gewerbefläche werden einem weiteren Typ zugeordnet, der hier als *Vorstadt* bezeichnet wird. Auf diesen Typ entfallen 255 und damit fast die Hälfte aller klassifizierten Standorte. Die kleinste Kategorie wird als *Innenstadt* bezeichnet und enthält lediglich 25 oder 4,23 % der 591 Standorte. Raumstrukturell differenziert sich dieser Cluster klar durch eine hohe Zahl anderer Ladepunkte, die größte Zahl an Pol und einen hohen Gewerbeflächenanteil.

Tabelle 4.7: Anzahl Ladestandorte pro Standorttyp – München

Standorttyp	Anzahl	Anteil	Kürzel	Farbe
Urbanes Wohnen	202	34,18 %	UW	■
Gewerbe	109	18,44 %	G	■
Vorstadt	255	43,14 %	V	■
Innenstadt	25	4,23 %	I	■
Gesamt	591	100,00 %	Ges.	■

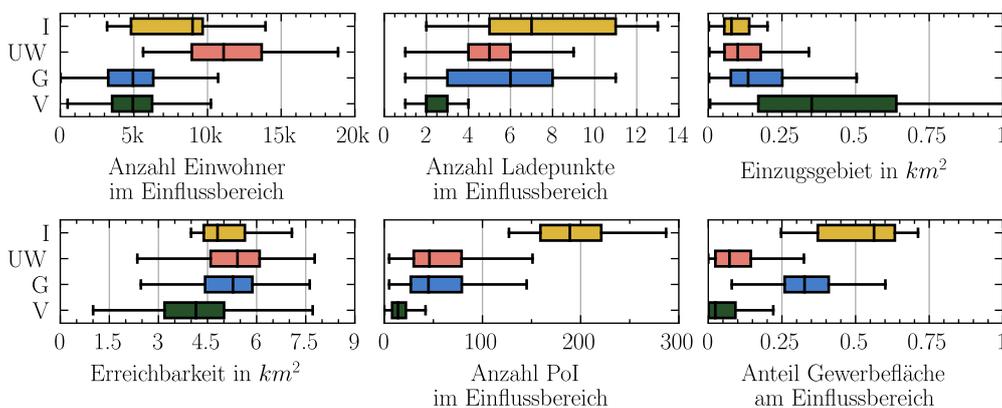


Abbildung 4.15: Raumstrukturelle Eigenschaften klassifizierter Ladestandorte: Berechnung gemäß Abbildung 4.14, Radius des Einflussbereichs 200 m – München

Abbildung 4.16 zeigt eine Karte, auf der die klassifizierten Ladestandorte nach Kategorie eingezeichnet sind. Zu erkennen ist die zentrale Position der *Innenstadt*-Standorte. Von innen nach außen finden sich radial zunächst Standorte, die als *Urbanes Wohnen* klassifiziert werden. Anschließend folgen *Vorstadt*-Standorte. Standorte, die der Kategorie *Gewerbe* zugeordnet werden, befinden sich als äußerer Ring um die Innenstadt und in lokalen räumlichen Ansammlungen an verschiedenen Stellen der Stadt. Diese räumliche Klassenstruktur erscheint plausibel für die Struktur der Stadt.

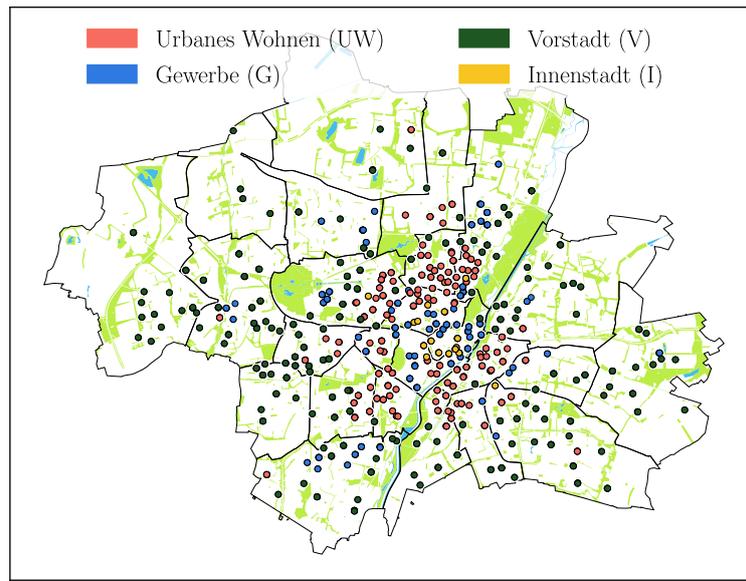
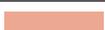


Abbildung 4.16: Klassifizierte Ladestandorte im Stadtgebiet – München

Hamburg

Die Eigenschaften der Cluster entsprechen in Hamburg qualitativ denen der Stadt München. Entsprechend werden dieselben Bezeichnungen und Farbcodierungen gewählt. Von Interesse ist hier vor allem die differenzielle Analyse der Ergebnisse aus Hamburg und München zur Bestimmung von Ähnlichkeiten und Unterschieden. Die Aufteilung der Standortklassen, die aus Tabelle 4.8 hervorgeht, ist ähnlich derer in der Stadt München. Hieraus lässt sich auf eine ähnliche Aufbaustrategie in beiden Städten schließen. Dieser Umstand ist ein weiterer Indikator für die gute Vergleichbarkeit der Städte. Mit Blick auf die raumstrukturellen Eigenschaften der Standorte wird aus Abbildung 4.17 klar, dass Standorte des Innenstadt-Clusters in Hamburg über eine erheblich geringere Bevölkerungszahl im Einflussbereich verfügen. Dieser Umstand bedeutet eine noch klarere Trennung der Charakteristiken zwischen Wohnstandorten und der Innenstadt. Die

Tabelle 4.8: Anzahl Ladestandorte pro Standorttyp – Hamburg

Standorttyp	Anzahl	Anteil	Kürzel	Farbe
Urbanes Wohnen	155	37,62 %	UW	
Gewerbe	60	14,56 %	G	
Vorstadt	175	42,48 %	V	
Innenstadt	22	5,34 %	I	
Gesamt	412	100,00 %	Ges.	

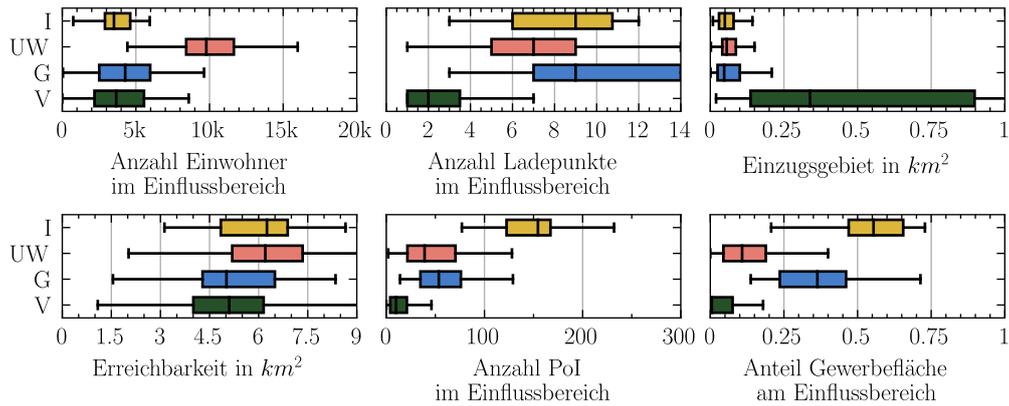


Abbildung 4.17: Raumstrukturelle Eigenschaften klassifizierter Ladestandorte: Berechnung gemäß Abbildung 4.14, Radius des Einflussbereichs 200 m – Hamburg

Verteilung der Standortkategorien auf die Stadt Hamburg in Abbildung 4.18 verdeutlicht, dass die Methode auch untergeordnete urbanisierte Räume als solche differenziert. So sind die lokalen Zentren Bergedorf im Südosten und Harburg im Süden jeweils auch mit Standorten der Kategorie *Innenstadt* ausgestattet. Ansonsten zeigt sich eine noch stärkere Fokussierung von Ladestandorten mit gewerblichem Charakter in den Kernbereichen der Stadt. Die automatische Klassifizierung von Ladestandorten am Flughafen in Fuhlsbüttel als *Gewerbe* am nördlichen Ende des Kartenausschnittes, genauso wie der lokale Cluster solcher Standorte um die Büros und das Fährterminal in Altona (blauer Cluster an der Elbe; westlich der Innenstadt) deuten auf eine plausible Aufteilung der Standorte nach raumstrukturellen Eigenschaften hin.

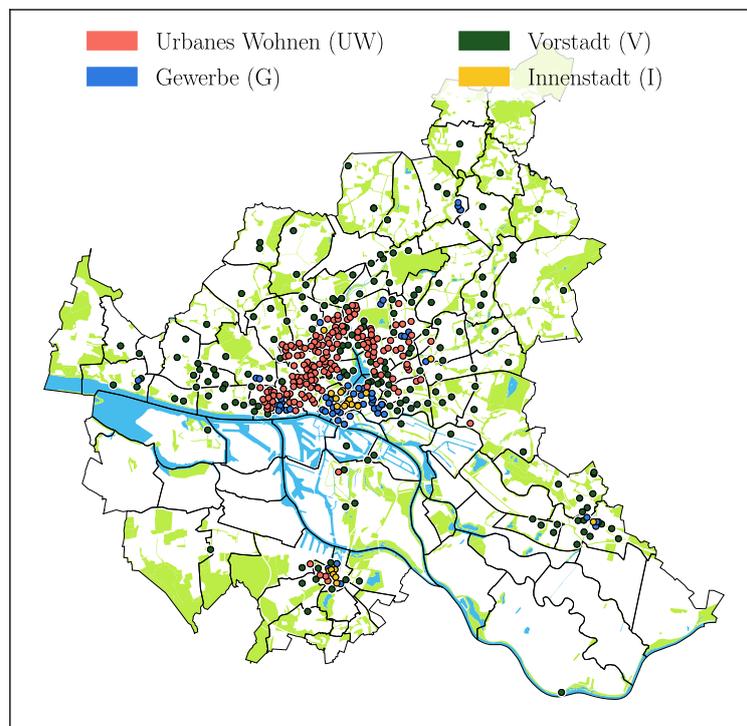


Abbildung 4.18: Klassifizierte Ladestandorte im Stadtgebiet – Hamburg

4.2.3 Standortspezifische Nutzungsmuster

Im Anschluss an die Bestimmung nutzungsrelevanter Standortfaktoren und die Identifikation von vier Standorttypen in den Städten Hamburg und München wird eine erneute Analyse der Ladedaten differenziert nach Standorttypen durchgeführt. Die Analyse weist nach, dass die Klassifikation auf Basis der gewählten raumstrukturellen Eigenschaften klare, differenzierbare Lademuster aufdeckt. Das Vorgehen wurde bereits in der zugehörigen Vorveröffentlichung für die Stadt Hamburg angewandt [119] und ergänzt sich mit dem Vorgehen von Friese et al. [72]. Friese et al. nehmen ein Zeitserien-Clustering von Auslastungskurven vor und erproben dann die Vorhersagbarkeit der ebenfalls vier gefundenen Cluster anhand vornehmlich soziodemografischer Variablen.

München

Zunächst erfolgt die Betrachtung der mittleren, täglichen Verbindungsdauern, Transaktionen und Energieüberträge je Standorttyp. Die Ergebnisse dieser Analyse gehen aus den Boxplots in Abbildung 4.19 hervor. Der markanteste Unterschied zwischen den Standorttypen zeigt sich in allen Analysezeiträumen bei Innenstadt-Standorten im Vergleich zu den anderen Klassen. Es lassen sich hier regelmäßig deutlich geringere Verbindungsdauern, mehr Verbindungen und etwas geringere Energieübertragungen beobachten. Die Kombination aus annähernd halbierten Verbindungsdauern mit nur unwesentlich geringeren mittleren Energietransfers und einer erhöhten Anzahl täglicher Verbindungen deutet auf eine höhere Effizienz von Innenstadt-Standorten hin. Etwaig zu kurze Standdauern für eine Vollladung werden systemisch durch die höheren Abfertigungszahlen kompensiert. Besonders bemerkenswert ist die, vorwiegend unter den regulatorisch vorgegebenen 4 h liegende, mittlere Verbindungsdauer an solchen Standorten. Es wird dementsprechend deutlich, dass sich die Standzeiten durch eine geeignete Platzierung der Ladeinfrastruktur infolge von für die Ortskategorien typischen Aktivitätslängen effektiv einstellen lässt. Das gilt insbesondere in Kontrast zu den Ladepunkten, die in Gebieten gewerblicher Nutzung platziert sind. Hier werden die vorgegebenen Verbindungsdauern regelmäßig überschritten, obwohl eine Nutzung vornehmlich tagsüber stattfindet. Auffällig ist am anderen Ende des Spektrums die geringe Häufigkeit der Nutzung von Ladestandorten der Kategorie *Vorstadt*. Diese steht nicht im Verhältnis zu den leicht erhöhten Energieüberträgen, sodass die derart klassifizierten Standorte zwar die Flächenabdeckung erhöhen, Alternativen bieten und im Sinne der Daseinsvorsorge für einen gerechten Zugang zu Ladestandorten sorgen, aber bei derzeitiger Nachfragehöhe und -verteilung deutlich weniger effizient betrieben werden können als alle anderen Standortkategorien. Dieser Umstand ist besonders vor dem Hintergrund der ohnehin schlechten Wirtschaftlichkeit von Normalladepunkten zu beachten [39]. Diese Ladestandorte müssen – mehr noch als andere Standortkategorien – als Infrastrukturinvestition aus der öffentlichen Hand verstanden oder durch Schnellladeoptionen und privates Laden ersetzt werden. Erschwerend kommt hinzu, dass das rechnerische Einzugsgebiet dieses Standorttyps gegenüber allen anderen Standorten deutlich hervorsticht. Das deutet darauf hin, dass die Nachfrage, die in der Fläche besteht, entweder nicht gehoben werden kann, weil die Akzeptanz für längere Fußwege nicht existiert oder dass in derartigen Räumen schlicht eine zu geringe Nachfragehöhe,

zum Beispiel bedingt durch einen hohen Anteil privater Ladeinfrastruktur, besteht. Die ähnliche Menge an Energieübertragungen unabhängig von Standorttyp und typischen Verbindungsdauern bekräftigt, dass Ladevorgänge bei derzeitigen Batteriegrößen, Ladeverhalten und Ladeleistungen in der Regel innerhalb der zur Verfügung stehenden Standzeit abgeschlossen werden können.

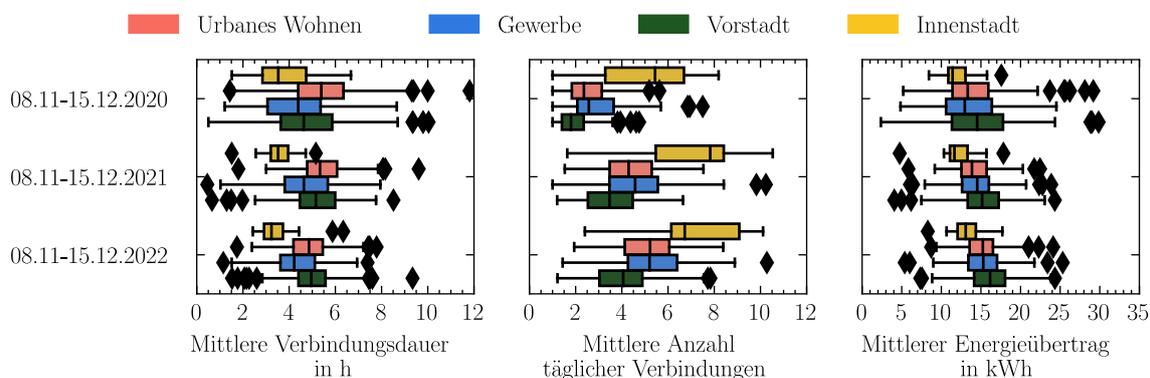


Abbildung 4.19: Standortspezifische Eigenschaften von Ladevorgängen – München

Weitere Einblicke in das Nutzungsverhalten an verschiedenen Standorttypen bietet die Auslastungsanalyse in Abbildung 4.20. Dargestellt ist die prozentuale Belegung der zur Verfügung stehenden Ladepunkte einer jeden Kategorie im Tagesverlauf für die drei Analysezeiträume. Eine Auslastung von beispielsweise 50 % bedeutet, dass jeder zweite der existierenden Ladepunkte der entsprechenden Kategorie zum jeweiligen Zeitpunkt belegt ist. Klar erkennbar ist der qualitativ unterschiedliche Verlauf der Kurven vor allem zwischen den prototypischen Kurven von Wohngebieten in Stadtnähe und Vorstadt und den gewerblich genutzten Räumen sowie der Innenstadt. Die eindeutige Differenzierung der Standorte zeigt sich auch für Wochenenden, an denen die Unterschiede zwischen *Innenstadt* und *Gewerbe* noch klarer hervortreten [119]. Die größten Auslastungsspitzen treten stets vormittags und an Standorten des Typs *Innenstadt* auf. Gebiete mit stark gewerblicher Nutzung decken sich vormittags in den Jahren 2021 und 2022 in Bezug auf ihre Auslastung mit denen der Innenstadt, bevor sie gegen Nachmittag im Vergleich abfallen. Auffällig ist der größere Abstand dieser beiden Auslastungskurven im Jahr 2020, möglicherweise durch die Corona-bedingte Verlagerung von Arbeitstätigkeiten an den Wohnort. Über alle Analysezeiträume hinweg hat die *Vorstadt* die geringsten Belegungsquoten. Während in der Innenstadt zuweilen sieben von zehn Ladepunkten ausgelastet sind, findet sich bis zum Jahresende 2022 jeder zweite Ladepunkt dieser Kategorie frei vor. Auffällig ist in allen Kategorien eine Zunahme der Auslastungen am frühen Abend, die sich von 2020 bis 2022 als immer stärkere Akzentuierung der Auslastungskurve in den Stunden von 19 bis kurz nach 21 Uhr zeigt.

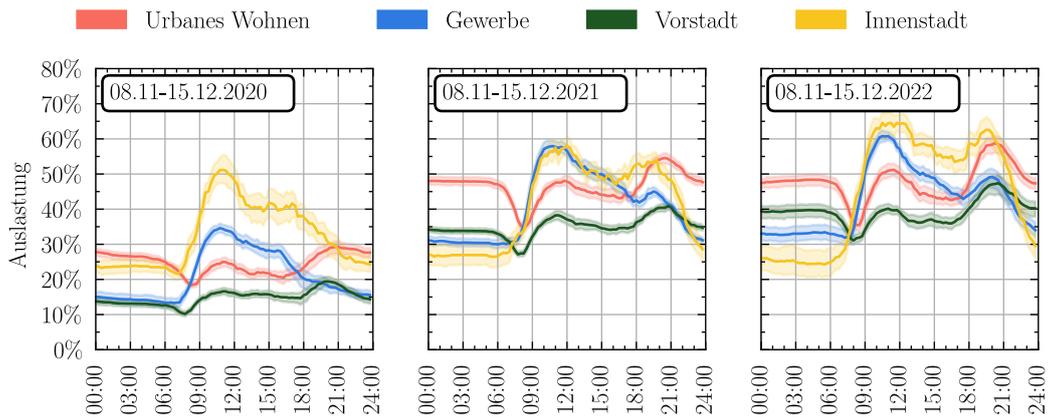


Abbildung 4.20: Standortsspezifische Nutzungsmuster in den Analysezeiträumen – München

Typische Verbindungsdauern je Standorttyp und Startzeitintervall sind in Abbildung 4.21 dargestellt. Unabhängig vom Typ des Standorts werden die mittleren Verbindungsdauern im relevanten Kontrollzeitraum von 8 bis 20 Uhr überwiegend eingehalten. Jedoch liegen an allen nicht innenstädtischen Standorten auch etwa 25 % der Ladevorgänge oberhalb der zulässigen Grenze. Zur Modellierung des Status Quo im weiteren Verlauf dieser Arbeit ist diese Erkenntnis insofern zu beachten, als dass ein rein regelbasiertes Verhalten nicht die Realität abbildet. Eine weitere Auffälligkeit findet sich in den Startzeitintervallen ab 16 Uhr. Zu diesem Zeitpunkt ist es nicht mehr möglich, die Maximalstanddauer von 4 h am selben Tag zu verletzen. Infolgedessen steigen an allen Standorttypen ab 16 Uhr auch die mittleren Verbindungsdauern. Eine Ausnahme ist hier in der Innenstadt zu finden, weil die natürlich Aktivitätsdauern an diesen Orten ohnehin vornehmlich kürzer sind.

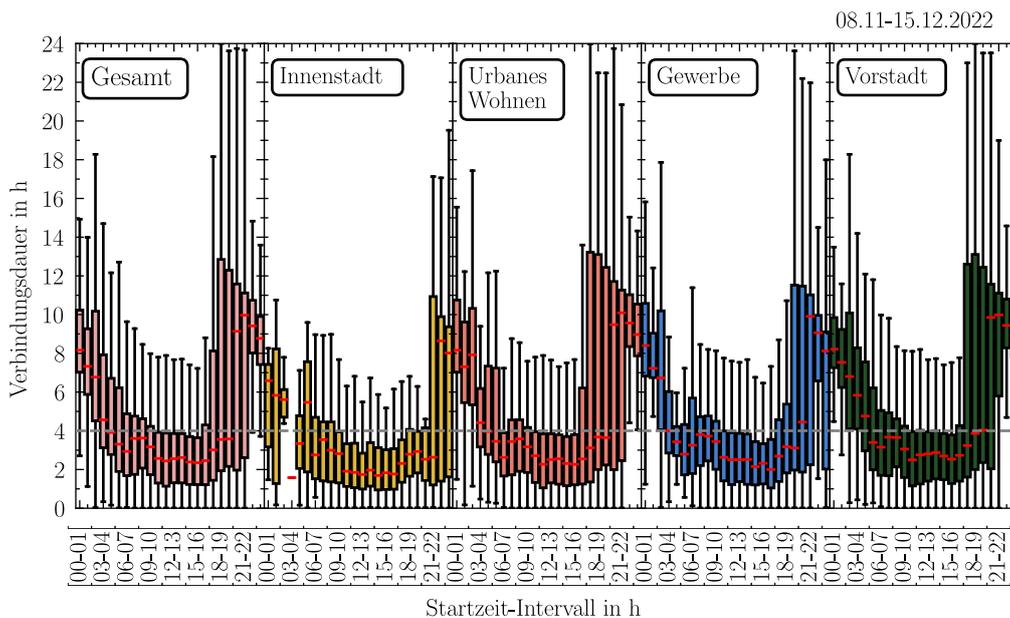


Abbildung 4.21: Verbindungsdauer je Standorttyp – München

Hamburg

Für die Stadt Hamburg ist aufgrund der Datenlage keine energetische Analyse möglich. Vergleiche zu den Münchner Erkenntnissen können aber auf Basis der Verbindungsdauern und -anzahlen gezogen werden. Die entsprechenden Daten gehen aus Abbildung 4.22 hervor. Die relativen Verhältnisse der Kennzahlen untereinander ähneln denen der Stadt München. Hier zeigt sich eine Übertragbarkeit der Methodik. Die mittleren Verbindungsdauern streuen stärker und es zeigt sich ein generell geringeres Niveau. Beide Feststellungen deuten darauf hin, dass die regulatorisch vorgegebenen maximalen Standdauern zu einem realen Effekt führen: Einerseits sinken typische Verbindungsdauern und andererseits steigt der Unterschied zwischen den regulierten Vorgängen im relevanten Zeitraum von 9 bis 20 zu den Ladevorgängen in den Abend- und Nachtstunden. Die mittleren Verbindungsanzahlen zeigen kein so klar ausdifferenziertes Bild wie in München. Zwar ist die Reihenfolge der Standorttypen hinsichtlich ihrer Nutzungshäufigkeit gleich, jedoch heben sich die Standorte vom Typ *Innenstadt* und *Vorstadt* weniger stark zu beiden Richtungen ab. Ein Blick auf die räumlichen Verteilungen in den Karten aus Abbildungen 4.16 und 4.18 zeigt, dass in München jeder Stadtteil über mehrere Ladestandorte verfügt, wohingegen die Stadt Hamburg abgelegene Stadtteile teilweise nicht mit Normalladepunkten ausgestattet hat. Gleichzeitig fällt auf, dass in Hamburg Ladestandorte des Typs *Gewerbe* nahezu ausschließlich in direkter räumlicher Nähe zu solchen des Typs *Innenstadt* zu finden sind. Es ist hier also von einer schwächeren Differenzierung der Nutzungscharakteristika aufgrund einer stärkeren Mischnutzung auszugehen als in München. Genau wie in München zeigt die zeitliche Entwicklung einen Trend zu leicht kürzeren Verbindungsdauern und klar mehr Ladevorgängen an allen Standorttypen.

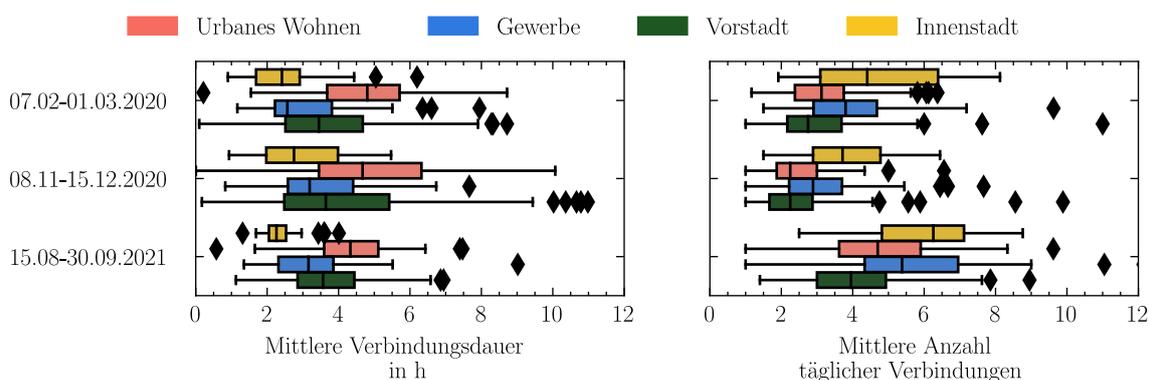


Abbildung 4.22: Standortsspezifische Eigenschaften von Ladevorgängen – Hamburg | Angelehnt an [119]

Die prototypischen Auslastungskurven für jeden Standorttyp zeigen sich in Abbildung 4.23. Die Auslastungskurve für urbane Wohngebiete ist stärker durch das nächtliche Laden gekennzeichnet als in München. In Hamburg ergibt sich bei diesem Standorttyp tagsüber nur ein schwach ausgeprägtes, lokales Maximum der Belegung. Die Größenordnungen der Auslastungen sind im deckungsgleichen Zeitraum Ende 2020 für Hamburg und München vergleichbar. Ein wesentlicher Unterschied ergibt sich bei der unteren Auslastung von innenstädtischen Standorten. Diese ist in München über Nacht deutlich höher.

Qualitativ haben die identifizierten typischen Standortcharakteristika auch in Hamburg zeitlichen Bestand. Es ist jedoch erkennbar, dass auch hier eine sukzessiv stärkere Ansammlung von abendlichen Ladeaktivitäten stattfindet. Ein kontinuierliches Nachfragewachstum kann ebenfalls beobachtet werden. Im Rahmen der gewählten Analysezeiträume sowohl für München als auch für Hamburg erscheint die Konkurrenzsituation aufgrund moderater mittlerer Auslastungen nicht so hoch zu sein, dass sich eine signifikante Verschiebung der Nutzung zwischen den Standorttypen ergibt.

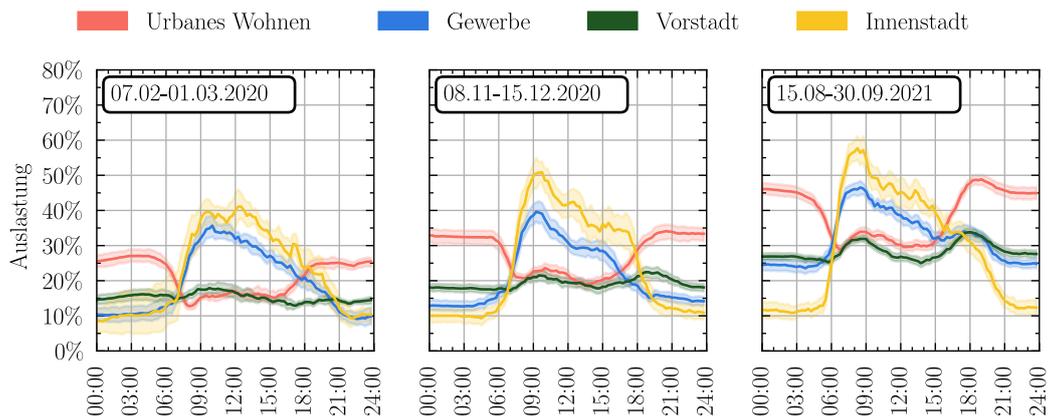


Abbildung 4.23: Standortsspezifische Nutzungsmuster in den Analysezeiträumen – Hamburg

Im Anhang beinhaltet Abbildung A.5 die Statistik zu typischen Verbindungsdauern je Standorttyp und Startzeitintervall. Wie schon in München werden die vorgegebenen, maximalen Verbindungsdauern vornehmlich eingehalten, jedoch überschreiten auch hier circa 25 % der Transaktionen die zulässige Verbindungsdauer. Wie schon bei der Münchner Analyse zeigen sich auch hier ab 16 Uhr ansteigende Verbindungsdauern. Die Kombination aus einem Bewirtschaftungszeitraum von 9 bis 20 Uhr und einer maximalen Verbindungsdauer von 3 h führt abermals zu der Konstellation, dass ab 17 Uhr am selben Tag kein Ladevorgang mehr die Vorgaben verletzen kann. Insgesamt lässt sich aus der vergleichenden Betrachtung bilanzieren, dass regulatorische Vorgaben gut eingehalten werden. Eine verdeckte Nachfrage nach längeren Verbindungsdauern geht aber ebenso aus dem Verhalten hervor.

4.3 Zwischenfazit

Durch die statische Analyse realer Ladedaten wurden in diesem Kapitel Ergebnisse zu den übergeordneten Zielen dieser Dissertation erarbeitet. Hierzu gehört die Beschreibung der historischen Entwicklung und des Status Quo der Nutzung öffentlicher Ladeinfrastruktur in urbanen Gebieten. In München und Hamburg zeigen sich trotz gleichbleibender Größe der jeweils untersuchten Ladeinfrastruktur signifikante saisonale Schwankungen und längerfristige Wachstumstrends in der täglichen Anzahl an Ladevorgängen. In kurzfristigen Betrachtungen der Realdaten werden solche Schwankungen auch zwischen denselben Tagen aufeinanderfolgender Wochen deutlich. An Werktagen sind die betrachteten Ladepunkte stärker und zeitlich anders ausgelastet als an Wochenenden, weshalb eine Analyse separat erfolgen muss. Zur

Beherrschung von Schwankungen und als aussagekräftige Basis für weitere Analysen dienen mehrwöchige Referenzzeiträume außerhalb von Ferienzeiten und Feiertagen, deren mittlere Systemkennzahlen als Referenz für die Nutzung in den zugehörigen Beobachtungszeiträumen dienen. Gemessen an diesen Kennzahlen zeigt sich, dass die Nutzungsintensität von urbanen öffentlichen Ladepunkten sich in den Jahren 2020 bis 2022 auf rund 4,5 Ladevorgänge pro Tag und Ladepunkt verdoppelt hat. Die übertragenen Energiemengen pro Ladevorgang steigen über die Jahre leicht auf zuletzt circa 15 kWh. Typische Verbindungsdauern enthalten keinen klaren historischen Trend, werden aber von den geltenden Standzeitbeschränkungen beeinflusst, die bei rund 75 % der Vorgänge eingehalten wird. In Überlagerung von Verbindungszahlen und -dauern ergeben sich Ende 2022 mittlere Spitzenlasten unter 50 % im Tagesverlauf. Dieses Bild relativiert sich beim Blick auf verschiedene Standorttypen, die über eine Klassifikation anhand raumstruktureller Merkmale auf Basis frei zugänglicher Datensätze klassifiziert werden können. Zentral gelegene Ladestandorte mit einer Umgebung, die reich an Pol ist und größere gewerblich genutzte Flächenanteile enthält, verzeichnen tagsüber Auslastungen von an die 70 %, während Ladepunkte in ruhigeren Vorstadtbereichen zumeist zu weniger als 50 % ausgelastet sind und eine flachere Tagesgangkurve aufweisen. Aus allen genannten Erkenntnissen der statischen Analyse können Stützpunkte für die Entwicklung der dynamischen Analyse und Referenzwerte sowie Untersuchungsziele für die hybride Analyse abgeleitet werden. Konkret bestätigt sich die Relevanz einer simulativen Untersuchung wachsender Batteriegrößen, veränderter Regeln zur Standdauer und steigender Nachfrage. Für die Systemmodellierung zeigt sich, dass Bewirtschaftungszeiträume von Bedeutung für das Ladeverhalten sind. Aktivitätsprofile und die räumliche Verteilung privater Ladeinfrastruktur sind aufgrund der beobachteten Einflüsse raumstruktureller Merkmale auf die Nutzung von öffentlichen Ladepunkte bedeutende weitere Einflüsse, die in der dynamischen Analyse berücksichtigt werden müssen. In der hybriden Analyse werden die gezeigten Auslastungskennlinien der Analysezeiträume genauso für die Validierung herangezogen wie mittlere übertragene Energiemengen, Ladevorgänge pro Tag und Verbindungsdauern pro Vorgang.

5 Dynamische Analyse

Die dynamische Analyse von urbanen Ladeinfrastrukturen umfasst laut Arbeitsdefinition dieser Dissertation die Abbildung der dynamischen Wechselwirkungen zwischen Angebot und Nachfrage im Gesamtsystem. Sie ermöglicht im Kontrast zur statischen Analyse eine Untersuchung möglicher Ursachen für die Herausbildung beobachteter Lademuster und stellt einen Bezug zwischen tatsächlicher Nachfrage, realisierter Nachfrage und Angebot her. Sie erlaubt somit die modellgestützte Analyse von Variations- und Zukunftsszenarien, die für Planung und Betrieb von Ladeinfrastrukturen von Interesse sind. Mit ihr lassen sich Fragen nach der Auswirkung geänderter betriebsorganisatorischer Parameter wie der erlaubten Standdauer genauso beantworten wie die Wirkung neuer Ladepunkte oder einer erhöhten zukünftigen Nachfrage. Dieses Kapitel befasst sich mit der Entwicklung einer geeigneten Simulationsmethodik, die für den Einsatz in urbanen Gebieten ausgelegt ist. Hierfür erfolgt in Unterkapitel 5.1 zunächst die Sammlung von Annahmen und Anforderungen als Basis für das zu entwickelnde Modell. Nachfolgend wird auf die Modellierung von Ladenachfrage und -angebot eingegangen, die durch das MATSim-basierte Simulationsmodell UrbanEV [125] verknüpft werden. Zur Vorbereitung der Anwendung des Simulationsmodells auf die Stadt München erfolgt in Unterkapitel 5.2 eine Szenariobildung, aus der die notwendigen Eingangsdaten für die Simulation historischer Zustände hervorgehen. Im nachfolgenden Kapitel dieser Dissertation dient der Vergleich des Simulationsergebnisses zu den aus Unterkapitel 4.1 bekannten Referenzszenarien als Validierung der Simulationsmethodik. Nach erfolgter Validierung wird das Simulationsmodell in Kombination mit Erkenntnissen und Methoden der statischen Analyse eingesetzt, um Handlungsempfehlungen für die Ladeinfrastruktur in München abzuleiten.

5.1 Entwicklung eines Simulationsframeworks für die städtische Elektromobilität

Die Entwicklung eines Simulationsframeworks für die städtische Elektromobilität, wie es hier dargestellt wird, basiert im Wesentlichen auf Vorveröffentlichungen des Autors [91, 122] und mehreren betreuten Studienarbeiten [123, 134–138]. Die entstandene Software ist online abrufbar [125].

5.1.1 Annahmen und Anforderungen

Einsatzzweck der Simulationsumgebung ist die Analyse städtischer Ladeinfrastrukturen, bestehend aus Normalladepunkten. Der Fokus auf Normalladepunkte und den urbanen Bereich ergibt sich aus den Erwägungen des Stands der Technik. Die Simulation ist folglich nicht dafür gedacht, Langstreckenfahrten und Ladestopps mit dem ausschließlichen Zweck des Ladens abzubilden. Für den Aufbau der Simulation ergeben sich aus der Realdatenanalyse und dem Stand der Technik einige Annahmen, die bei der Gestaltung von Teilmodellen Berücksichtigung finden sollen:

- **Stochastisches, SoC-getriebenes Ladeverhalten:** Im Gegensatz zum Stand der Technik wird für die Systemmodellierung davon ausgegangen, dass die Ladeentscheidung beim Nutzer zwar vom SoC getrieben wird, aber nicht festen Grenzwerten folgt. Vielmehr lässt sich das Verhalten mit stochastischen Modellen in Abhängigkeit des aktuellen SoC und der täglichen Reisestrecke abbilden, wie empirische Ansätze zeigen [79]. Dass diese Zusammenhänge unabhängig von der zukünftigen Batteriegröße sind, ist eine Annahme für die Modellierung. Technisch ist die Restreichweite für die Ladenotwendigkeit entscheidender als der SoC. Eine Modellierung des Ladeverhaltens in Abhängigkeit der Restreichweite, ist unter Annahme eines rein rationalen Nutzers naheliegend. Eine solche Modellierung hätte darüber hinaus den Vorteil, unabhängig von wachsenden Batteriegrößen zu sein. In Ermangelung empirischer Daten zur Ladeentscheidung in Abhängigkeit von der Restreichweite und unter Kenntnis der starken Streuung des Ladestart-SoC bei Fahrzeugen mit gleicher Reichweite [79], wird jedoch davon ausgegangen, dass der SoC als Bezugsgröße ohne gesonderte messtechnische Erfassung des Zusammenhangs zwischen Ladeentscheidung und Restreichweite die belastbarere Wahl darstellt.
- **Flexibilität des Ladens:** Bei der Analyse der Studie MiD [8] fällt auf, dass tägliche Fahrstrecken von Pkw im Umfeld von Metropolen im Alltag etwa 23 km lang sind. Diesen Strecken stehen elektrische Fahrzeugreichweiten von mehreren hundert Kilometern gegenüber. Für einzelne Tage besteht in der Stadt somit kaum jeweils ein energetischer Zwang zum Laden. Vielmehr kann die Antriebsenergie verteilt über mehrere Tage und Wochen aufgenommen werden. Es ist zu erwarten, dass unter diesen Umständen Komfortfaktoren wie notwendige Laufstrecken und eine hohe Erfolgsquote bei der Realisierung der Ladeabsicht das Ladeverhalten entscheidend beeinflussen. Es kann davon ausgegangen werden, dass Nutzer die zur Verfügung stehende zeitliche Flexibilität nutzen, um ihren Diskomfort durch das Laden zu minimieren. Aus diesem Grund wird angenommen, dass Ladeaktivitäten an simulierten Normalladepunkten stets nebenläufig zu den primären Beschäftigungen erfolgen und dass eine Simulation mehrerer Tage von Nöten ist. Weiterhin wird davon ausgegangen, dass Nutzer keine Warteschlangen an Normalladepunkten bilden. Daraus folgt, dass ein Konkurrenzverhalten um Ladepunkte besteht und abgebildet werden muss. Die Preisorientierung realer Nutzer wird für die Simulation vernachlässigt, weil

zu jedem gegebenen Zeitpunkt öffentliche, städtische Ladeinfrastrukturen vornehmlich homogen bepreist waren.

- **Heterogenität der Ladeinfrastruktur:** Für etwa 75 % aller Elektrofahrzeuge stehen private Lademöglichkeiten zuhause zur Verfügung. Weiterhin können circa 20 % der Fahrzeuge auch an privaten Ladepunkten am Arbeitsplatz geladen werden [30]. Bei der Umlage der gesamten Nachfrage nach elektrischer Energie muss daher das Gesamtsystem aus privater und öffentlicher Ladeinfrastruktur betrachtet werden [46].
- **Nutzungsszenarien und Nutzergruppen:** Zur Vereinfachung wird angenommen, dass Fahrzeuge mit Zulassungsort München ausschließlich zuhause geladen werden, wenn sie dort mit einem privaten Ladepunkt ausgestattet sind. Fahrzeuge, deren Halter nicht über einen privaten Ladepunkt am Wohnort verfügen, laden je nach Möglichkeit entweder öffentlich oder bei der Arbeit. Eine Umfrage unter 300 Nutzern ergibt, dass in Realität auch Personen mit privater Lademöglichkeit gelegentlich öffentlich laden. Jedoch geschieht das mit privater Heimlademöglichkeit typischerweise monatlich oder seltener, ohne private Heimlademöglichkeit hingegen wöchentlich oder sogar täglich [64]. Neben Fahrzeughaltern mit Wohnort im Beobachtungsgebiet München muss davon ausgegangen werden, dass auch über die Stadtgrenzen einkehrende elektrische Fahrzeuge zur Belastung der örtlichen, öffentlichen Ladeinfrastruktur beitragen. Hier sind vor allem Berufspendler zu nennen. Das Vorgehen bei der Abbildung dieser Nutzer wird im entsprechenden Abschnitt detailliert betrachtet.
- **Energiebilanz:** Es wird angenommen, dass die Energiemenge, die sich im Tagesmittel in Summe in den Fahrzeugbatterien der Simulation befindet, nicht verändert. Folglich muss die Summe der verbrauchten elektrischen Energie der Summe der durch das Laden aufgenommenen elektrischen Energie entsprechen, wenn hinreichend große Flotten über längere Zeiträume simuliert werden. Diese Annahme gilt nicht für einzelne Fahrzeuge, deren SoC am Simulationsbeginn, von dem am Simulationsende abweichen kann. Eine Selbstentladung als Verlustquelle wird nicht betrachtet.

Aus den Annahmen ergibt sich die Anforderung, dass das Modell in der Lage sein muss, heterogene Ladeinfrastrukturen aus privaten und öffentlichen Ladepunkten abzubilden. Weiterhin soll das Modell eine Energieerhaltung auf Flottenebene sicherstellen und systemtypische Randbedingungen berücksichtigen. Hierzu gehören regulatorische Vorgaben wie Standzeitbegrenzungen, eine Konkurrenzsituation um Ladepunkte und ein lernendes Nutzerverhalten, das komfortrelevante Einflussgrößen wie Laufweite und die Wahrscheinlichkeit von Fehlversuchen ebenso einbezieht wie Fahrzeugreichweiten und Ladezustände. Funktional soll das Modell für die Untersuchungszeiträume der statischen Analyse nachweisen, dass eine valide Abbildung von vorgangsspezifischen Kennzahlen und Systemkennzahlen erfolgt. Zudem soll es die gefundenen zeitlichen Auslastungsmuster pro Standorttyp erfolgreich einfangen. Die Erfüllung dieser Anforderungen wird während der Validierung überprüft.

5.1.2 Architektur des Simulationsframeworks

Das Simulationsframework teilt sich in vier Softwarebestandteile und ist in Abbildung 5.1 dargestellt. Ein erstes Modul dient der Generierung von Simulationsszenarien, basierend auf der Datenbasis des Projekts. Hier werden Modelle für Ladeinfrastruktur, Fahrzeuge und Verbrauch sowie Mobilitätspläne und die zu simulierende Bevölkerung erzeugt. Auf logischer Ebene deckt die Szenariogenerierung die Angebotsmodellierung und Teile der Nachfragemodellierung ab. Hierbei wechselwirken die Bevölkerungs-generierung und die Infrastrukturverteilung; sie müssen gemeinsam betrachtet werden. Die Bevölkerungsgröße definiert das Budget an privater Ladeinfrastruktur und somit den Verteilungs- und Initialisierungsprozess der Ladepunkte, wobei das Vorhandensein von privater Infrastruktur den relevanten Nutzerkreis für die spätere Auslastungssimulation der öffentlichen Ladeinfrastruktursimulation bestimmt. Methodisch baut die Verteilung privater Ladeinfrastruktur auf Heuristiken auf und wird – wie alle anderen Vorgehensschritte – in einem dedizierten Abschnitt vorgestellt. Die Bevölkerungs-generierung erfolgt separat für Fahrzeuge mit Zulassung in München und Fahrzeuge mit Zulassung außerhalb Münchens. Sie bildet mittels stochastischer Ziehungen die Bevölkerungsverteilung der Metropolregion nach. Ein zweites Modul generiert die initiale Ladenachfrage der derart generierten Bevölkerung. Verwendet wird eine Monte-Carlo Simulation der Ladeentscheidung an verschiedenen alternativen Ladeorten gemäß der zugrundeliegenden Mobilitätspläne der Bevölkerung. Die angenommene Ladewahrscheinlichkeit basiert auf den empirisch begründeten Ladewahrscheinlichkeiten von Hipolito et al. [79]. Diese Modelle sind aus dem Stand der Technik bekannt und werden in ein neuartiges Vorgehen integriert, dass initiale Ladepläne generiert, die unter Vernachlässigung von Konkurrenzsituation und Komfort eine realistische Ladeanzahl und eine konstante Energiebilanz für die künstliche Bevölkerung erzeugen. Mit diesem Schritt ist die Modellierung der Grundnachfrage abgeschlossen. Die Rolle der Synthese von Angebot und Nachfrage übernimmt ein drittes Softwaremodul, dessen Aufgabe es ist, das Gesamtsystem aus Fahrzeugpopulation, Ladeinfrastruktur und Mobilitätsverhalten unter Berücksichtigung von Konkurrenzsituationen und Komfortabwägungen zu simulieren. Hierfür wird ein agentenbasierter Ansatz gewählt, weil die Stärken agentenbasierter Ansätze zu den Anforderungen an das Simulationsmodell passen. So sind sie

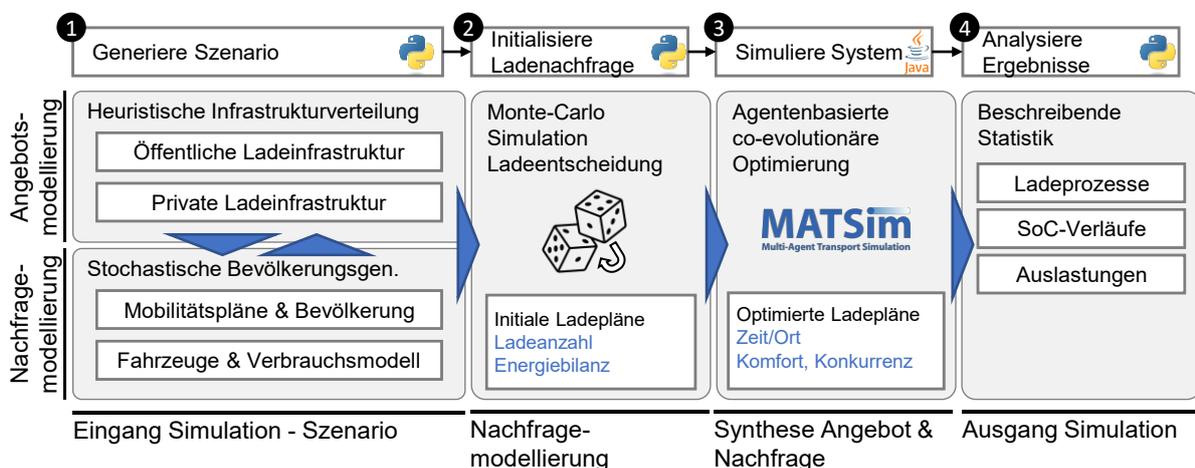


Abbildung 5.1: Architektur des entwickelten Simulationsframeworks

gut geeignet, ein lernendes Verhalten abzubilden, bei dem der Systemzustand sich aus den Handlungen vieler einzelner Einheiten ergibt [105]. Als technologische Grundlage für die agentenbasierte Simulation wird das Forschungswerkzeug MATSim [139, 140] mit seiner bestehenden *ev-Contrib* [141] verwendet. Die *ev-Contrib* ermöglicht die Abbildung von einfachen Elektrofahrzeugen, Ladepunkten und Ladevorgängen und ist somit eine ideale Absprungbasis für die vorliegende Arbeit [91–94, 137, 138]. Die *ev-Contrib* wird um ein neuartiges, lernendes co-evolutionäres Ladeverhaltensmodul erweitert und auf das städtische Gebiet mit nebenläufigem Laden und der Suche nach einem freien Ladepunkt abgestimmt. Ausgänge dieser Simulation sind künstliche Ladevorgänge, SoC-Verläufe und Auslastungskennzahlen. Diese Daten können mit den aus der statischen Analyse bekannten Methoden der beschreibenden Statistik analysiert werden, weshalb das entsprechende Vorgehen dieses vierten Moduls nicht abermals vorgestellt wird. Umgesetzt werden drei der vier Module in der Programmiersprache Python, wobei die Simulation des Gesamtsystems unter Verwendung der Programmiersprache Java erfolgt. Eine detaillierte Darstellung der einzelnen Schritte erfolgt in den nachfolgenden Abschnitten. Diese folgen der inhaltlichen Logik, geteilt in Angebotsmodellierung, Nachfragemodellierung und die Synthese von Angebot und Nachfrage.

5.1.3 Angebotsmodellierung

Das Infrastrukturangebot wird metergenau abgebildet. Das gilt sowohl für private als auch für öffentliche Ladestationen, für die jeweils der Standort, die Anzahl von Ladepunkten, eine etwaige Zugangsbeschränkung und eine Nennleistung modelliert werden. Für die Nennleistungen der öffentlichen Ladepunkte werden 11 kW gewählt. Zwar liegt die Nennleistung der öffentlichen Normalladepunkte in München regelmäßig bei 22 kW, der absolut überwiegende Teil der Fahrzeuge kann aber nur mit 11 kW Leistung laden. Im Modell wird diese Leistungsbeschränkung auf Seite der Ladepunkte implementiert, um den idealisierten Ladevorgang insofern zu vereinfachen, als dass Ladevorgänge nicht von der einzelnen Paarung zwischen Fahrzeug und Ladepunkt abhängen. Vielmehr werden stellvertretend mittlere Fahrzeuge mit mittleren Ladeleistungen angenommen. Selbiges gilt im privaten Bereich, in dem bei der Wahl der Nennleistung ein Mittelwert aus den in der Literatur genannten Werten verwendet wird. In der Simulation verfügen öffentliche Ladestationen über zwei Ladepunkte je Station, wohingegen private Ladestationen je einen Ladepunkt haben. An öffentlichen Ladestationen können alle Nutzer laden, an privaten Ladestationen kann ausschließlich ein zugehöriger Fahrzeughalter laden. Die Möglichkeit, dass mehrere Fahrzeuge sich einen privaten Ladepunkt zum Beispiel bei der Arbeit teilen, wird nicht berücksichtigt. Aus Tabelle 5.1 geht die resultierende Modellierung der drei verschiedenen Ladepunkttypen hervor.

Tabelle 5.1: Simulation: Ladestationen nach Typ

	Nennleistung	Anzahl Ladepunkte	Zugangsbeschränkungen	Herleitung
Öffentlich	11 kW	2	nein	SWM, [20, 21]
Zuhause	7,4 kW	1	ja	[30]
Arbeitsplatz	11 kW	1	ja	[30]

Unabhängig vom Typ des Ladepunktes werden Ladeverluste unterstellt. Ausgegangen wird von einer Ladeeffizienz von 85 % über alle Ladeoptionen hinweg [24]. Die Wahl orientiert sich an den Werten der tendenziell hohen Verluste bei langsamerem Laden. Für die spätere Analyse werden für jeden Ladevorgang der Ladebeginn, das Ladeende und das Verbindungsende in der Simulation erfasst. Hierbei werden Ladebeginn, Verbindungsbeginn und Beginn der zugehörigen primären Aktivität des Nutzers als zeitgleich angenommen. Parkplatzsuche, Einparkdauer und Ansteckdauer werden vernachlässigt. Das Ladeende ist im Gegensatz hierzu rein technisch vorgegeben. Es ergibt sich aus einem angenommenen Ziel-SoC von 80 % bei privaten Ladevorgängen und 90 % bei öffentlichen Ladevorgängen. Alternativ fallen Ladeende und Verbindungsende zusammen, sollte die primäre Aktivität des Nutzers vor Erreichen des Ziel-SoC beendet sein.

Neben der Festlegung technischer Spezifikationen von Ladepunkten ist die Initialisierung des absoluten Ladeinfrastrukturangebots Teil der Angebotsmodellierung. Anzahl und Verteilung öffentlicher Ladepunkte richten sich nach den Spezifikationen der Ladeinfrastruktur der SWM. Für private Ladepunkte zuhause und bei der Arbeit existiert kein zentrales Register, weshalb eine Zuordnungslogik festgelegt werden muss. Die Zuordnung von privaten Ladepunkten zu Nutzern erfolgt im Modell auf Basis der angenommenen Bedürftigkeit. In dieser Logik erhalten simulierte Fahrzeuge mit größerer Wahrscheinlichkeit einen Ladepunkt am Wohn- oder Arbeitsort, wenn an diesen zentralen Orten keine öffentliche Ladealternative in komfortabler Laufweite zur Verfügung stünde. Als komfortable Laufweite wird eine Referenzdistanz von 200 m angenommen, die in etwa 2 min zu bewältigen ist. Es ist davon auszugehen, dass diese Distanz für Laternenparker beim Parken in öffentlichen Straßen ohnehin bewältigt werden muss. Der genaue Verteilungsprozess wird im Anhang B.1 beschrieben. Abbildung 5.2 zeigt die resultierende Verteilung von privaten und öffentlichen Ladepunkten für die Stadtbezirke von München unter Annahme von 75 % Heimpladepunkten und 20 % Arbeitsladepunkten.

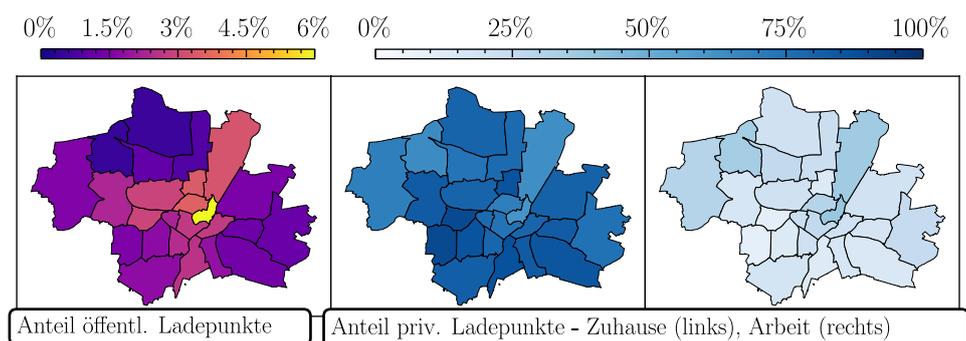


Abbildung 5.2: Angebotsmodellierung – Verteilung Ladepunkte nach Typen

5.1.4 Nachfragemodellierung

Die Nachfragemodellierung ist ein mehrteiliger Prozess. Berücksichtigt werden die Anzahl, Verteilung und Spezifikationen von Elektrofahrzeugen, das Mobilitätsverhalten und das Ladeverhalten. Die Teilmodelle werden im Folgenden vorgestellt.

Mobilitätsverhalten und Bevölkerungsgenerierung

Für eine agentenbasierte Abbildung der Elektromobilität auf Basis der Verkehrssimulation MATSim wird für jeden Agenten, der ein reales Elektrofahrzeug repräsentiert, ein Mobilitätsplan benötigt, um Fahrtstrecken, Aufenthaltsorte und Aufenthaltszeiten korrekt zu simulieren. Im Gegensatz zu klassischen Anwendungszwecken der Verkehrstechnik reichen Trip-basierte Mobilitätsmodelle hier nicht aus. Trip-basierte Mobilitätspläne enthalten Start- und Zielorte sowie Zeiten einzelner Fahrten zur Darstellung realistischer Verkehrsflüsse im Straßennetzwerk. Sie ermöglichen jedoch keine zeitlich und räumlich logischen Abbildungen ganzer Tage auf Ebene einzelner Personen oder Fahrzeuge. Für eine kontinuierliche Simulation des SoC als Grundlage eines entsprechenden Ladeverhaltensmodells wird hingegen eine solche Kongruenz auf Agentenebene benötigt. Des Weiteren wird für die Berücksichtigung typischer Ladepräferenzen wie das Laden am Wohnort oder bei der Arbeit auch eine Angabe des Aktivitätstyps an den Zielorten vorausgesetzt. In Unterscheidung zu Trip-basierten Verkehrsnachfragemodellen werden Modelle mit korrekter Abbildung von Tagesabläufen und Angabe von Aktivitätstypen auch als Aktivitäten-basiert bezeichnet. Solche Aktivitäten-basierten Mobilitätspläne bilden den Ausgangspunkt der Bevölkerungsgenerierung für die Simulation, die mit dem Aufbau einer Datenbank von solchen Plänen startet. Liegt die notwendige Datenbank vor, können mittels Zufallsziehung so viele Mobilitätspläne aus der Datenbank entnommen werden, wie es das jeweilige Simulationsszenario erfordert. Diese Pläne zeichnen sich dadurch aus, dass sie die Tagesabläufe je eines Fahrzeuges repräsentieren, eine komplette Aktivitätskette enthalten und für jede Aktivität eine Endzeit und ein Aufenthaltsort gegeben ist. Die Startzeiten ergeben sich implizit aus den notwendigen Fahrdauern zwischen zwei aufeinanderfolgenden Aktivitäten. Es wird zwischen Mobilitätsplänen für in München zugelassene Fahrzeuge und Fahrzeuge mit Zulassungsort außerhalb Münchens unterschieden. Gründe und Umsetzung dieser Unterscheidung werden im weiteren Verlauf detailliert dargestellt. Die gezogenen Mobilitätspläne bilden eine Untermenge aller Pläne und zeichnen sich dadurch aus, dass sie immer einen Wohnort enthalten. Nicht alle Pläne enthalten jedoch einen Arbeitsort. Dieser Umstand wird bei der Verteilung von privaten Ladepunkten berücksichtigt. Sind die Ladepunkte verteilt, wird eine Ersatzpopulation generiert. Die Ersatzpopulation besteht nur noch aus Fahrzeugen ohne private Lademöglichkeit am Wohnort und somit aus wesentlich weniger Agenten für die nachfolgenden Simulationsschritte, was die Berechnungsdauer der nachfolgenden Simulationsschritte reduziert und das Ladeverhaltensmodell vereinfacht. Alle vier Schritte der Bevölkerungsgenerierung werden nachfolgend konkretisiert. Eine Prozessdarstellung der Bevölkerungsgenerierung findet sich in Abbildung 5.3.

Versuche, die notwendigen Aktivitäten-basierten Mobilitätspläne mittels Hidden Markov Models [135] oder Long-Short-Term-Memory neuronalen Netzen [134] auf Basis von aufgezeichneten Mobilitätsdaten für München zu generieren, zeigen große räumliche und zeitliche Abweichungen vom erwarteten Mobilitätsverhalten. Grund hierfür sind vor allem die große Anzahl von zu trainierenden Parametern und die relativ geringe Anzahl von aufgezeichneten Realdaten [134, 135]. Aus diesem Grund wird statt einer expliziten Aktivitäten-basierten Verhaltensmodellierung auf eine Datenfusion zurückgegriffen. Für München liegt initial das Trip-basierte Verkehrsnachfragemodell „MiTO“ [8, 120, 121]

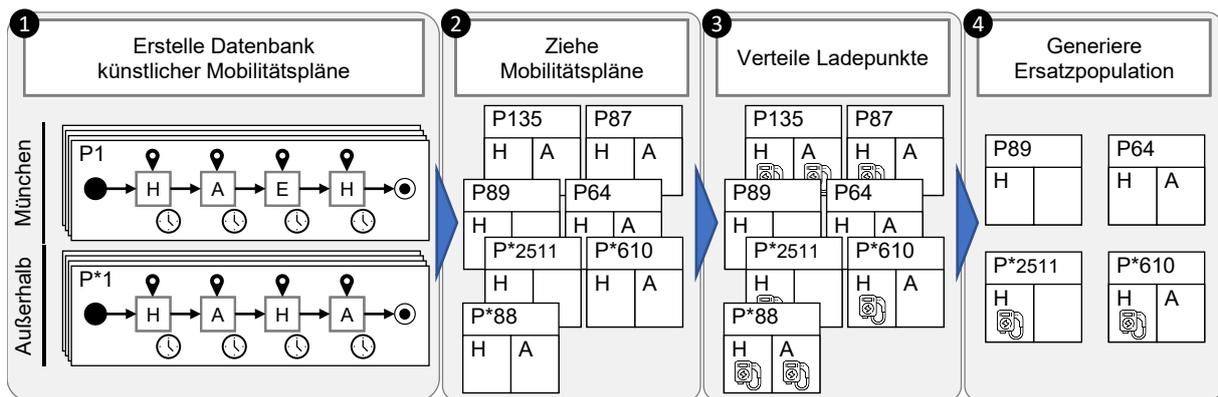


Abbildung 5.3: Generierung einer künstlichen Bevölkerung für die Simulation

der Professur für Travel Behavior der TUM vor. MiTO enthält eine realistische Bevölkerung für die Metropolregion inklusive Wohnorte, Arbeitsorte und sonstige Aktivitätsorte. Darüber hinaus sind Einzelfahrten und Rundfahrten ausgehend vom Wohnort enthalten. Somit stehen alle notwendigen Informationen zur räumlichen Verteilung von Aktivitäten zur Verfügung. Die eingesetzte Datenfusion verwendet die Bevölkerungsinformationen und Aufenthaltsorte aus MiTO und kombiniert diese mit den umfassenden Informationen zu Aktivitätsreihenfolgen und -zeiten aus der MiD-Studie. Das Vorgehen wurde in einem Paper entwickelt, getestet und validiert [122]. Die eingesetzten Methoden sind im Wesentlichen keine Verhaltensmodelle, sondern stochastische Prozesse, bei denen Aufenthaltsorte, Fahrten und Aufenthaltszeiten so abgestimmt werden, dass das Resultat gleichzeitig die Eigenschaften zu Aktivitätsprofilen aus der MiD widerspiegelt und die räumliche Aktivitäten-Verteilung aus MiTO erhält. Eine detaillierte Vorstellung der Methodik und Validierung kann der zugehörigen Veröffentlichung entnommen werden [122].

An dieser Stelle erfolgt eine Fokussierung auf die für diese Arbeit entscheidenden Eigenschaften des resultierenden Datenpools. Dieser Datenpool bildet die Grundlage für die Generierung einer synthetischen Bevölkerung von Elektrofahrzeugen, die in den weiteren Simulationsschritten verwendet wird, um die Ladeinfrastruktur zu belasten. Im Datenpool enthalten sind neben der Münchner Bevölkerung, die nach dem Vorgehen aus der referenzierten Veröffentlichung generiert werden, auch Pläne für Fahrzeuge mit Zulassungsort außerhalb Münchens. Das Aktivitäten-basierte Modell kann für diese Fahrzeuge keine Pläne generieren, weshalb die Pläne vereinfacht generiert werden. Hierfür werden nur die täglich einfahrenden Fahrten in das Beobachtungsgebiet abgebildet. Dazu werden die Trips aus MiTO direkt verwendet, insofern sie einen Ursprung außerhalb Münchens und ein Ziel innerhalb Münchens haben. Für alle Tätigkeiten außerhalb der Stadtregion München wird angenommen, dass die notwendige Energie auch außerhalb aufgenommen wird. Darum werden diese Fahrten nicht simuliert. Lediglich für die Fahrten, die täglich in die Stadt München führen, wird anteilig Energie aufgenommen. Andersherum wird die Energie für Fahrten von Fahrzeugen mit Zulassungsbezirk innerhalb des Stadtgebietes ausschließlich in München aufgenommen. Diese Annahme erscheint plausibel, wobei der Energiebedarf in Vorbereitung längerer Fahrten wie Urlaube und Tagesausflüge vernachlässigt wird. Abbildung 5.4 stellt die

abschließende räumliche Verteilung aller Aktivitäten im Datenpool dar. Im linken Teil der Grafik ist die Zusammensetzung des Aktivitätsprofils laut Modell pro Stadtbezirk aufgeschlüsselt. Unterschieden werden die Tätigkeitsgruppen 'Zuhause', 'Arbeit' und 'Freizeit'. Hierbei umfassen Aktivitäten des Typs 'Freizeit' alle Aktivitäten, die nicht durch 'Arbeit' oder 'Zuhause' erfasst sind, also auch das Einkaufen und sonstige Besorgungen des täglichen Lebens. Klar erkennbar ist eine Betonung von Aktivitäten des Typs Freizeit in den Innenstadtgebieten. Ebenso können Stadtteile mit großen Arbeitgebern zum Beispiel in Schwabing-Freimann und Allach-Untermenzing identifiziert werden. Auf der rechten Seite der Grafik ist die flächenbezogene Aktivitätsdichte relativ zum meist besuchten Stadtbezirk zu erkennen, von der für die Simulation ausgegangen wird. Eindeutig ist die plausible Fokussierung von Aktivitäten auf den Innenstadtbereich, in dem viele kürzere Freizeitaktivitäten stattfinden.

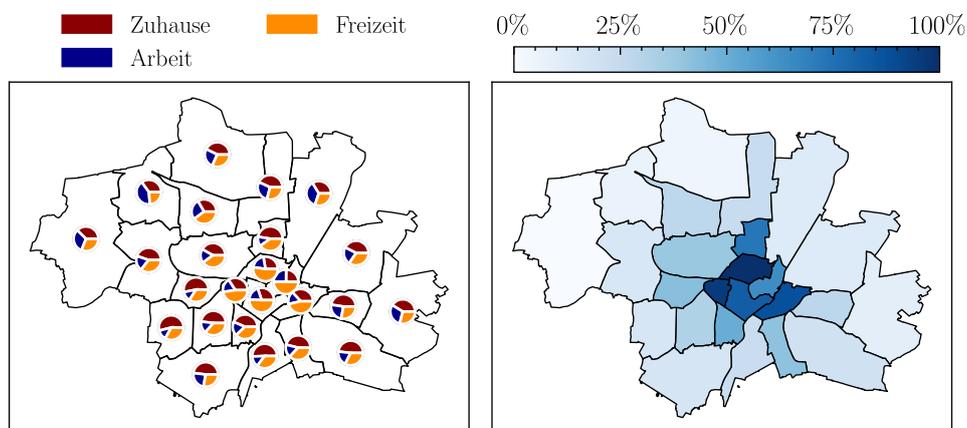


Abbildung 5.4: Nachfragemodellierung – Verteilung von Aktivitäten; Links: Aktivitätsprofil je Stadtteil; Rechts: Auf die Grundfläche bezogene Aktivitätsdichte pro Stadtteil relativ zum Stadtteil mit der höchsten Aktivitätsdichte (100 %).

Neben einem Einblick in die räumliche Verteilung ist für eine realistische Abbildung von Aktivitätsprofilen die zeitliche Verteilung von Aktivitäten von Bedeutung. Hier erfolgt ein Vergleich der generierten Daten der Simulation mit den Ergebnissen der MiD in Abbildung 5.5. Zu sehen sind Histogramme der Startzeiten der drei maßgeblichen Aktivitätstypen und der Summe aller Aktivitäten. Alle Graphen werden normiert, um eine Vergleichbarkeit bei unterschiedlichen Stichprobengrößen sicherzustellen. In Konsequenz handelt es sich um Dichteverteilungen der Startzeiten. Diese Dichteverteilungen werden jeweils mit einer Gauß'schen Kerndichteschätzung hinterlegt, um eine Vergleichbarkeit zu erleichtern. Zur Bestimmung der Bandweite dient die Regel nach Scott [142].

Für Aktivitätstypen zeigt sich eine idealisierte Abbildung im Simulationsmodell. Diese Idealisierung folgt aus dem Umstand, dass bei der Generierung von Aktivitätsplänen zunächst die Startzeiten aus der MiD mittels eines stochastischen Modells – meist einer Gauß'schen Mischverteilung – abstrahiert werden, um anschließend aus der abstrahierten Verteilung zu ziehen. Während durch die Idealisierung eine Glättung eingefügt wird, die reale Ballungen gegebenenfalls vernachlässigt, deutet die Ansammlung von berichteten Aktivitätsstarts zu durch fünf teilbaren Minutenzahlen gleichsam auf eine Ungenauigkeit in den berichteten Zeiten der MiD hin. Ein qualitativer Vergleich zwischen künstlichen und berichteten Startzeitverteilungen validiert das Teilmodell teilweise. Wäh-

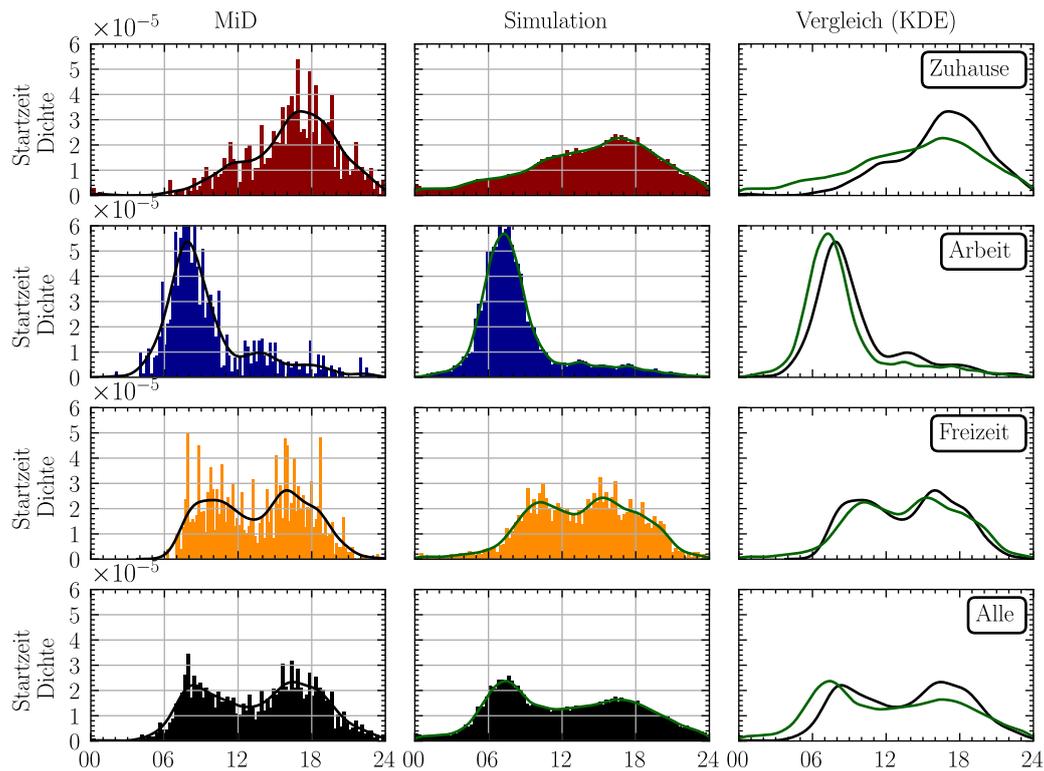


Abbildung 5.5: Nachfragemodellierung – Verteilung von Aktivitäts-Startzeiten nach Typ

rend der makroskopische Verlauf der Dichtefunktionen in wesentlichen Charakteristiken übereinstimmt, sind Abweichungen vor allem durch eine unzureichende Trimmung der Simulationsdaten zu Randzeiten zu beobachten. Grund hierfür ist der Umstand, dass die für das Ziehen von Startzeiten verwendeten Verteilungen auf dem kompletten Startzeitintervall ungleich null sind, wodurch bei hinreichender Stichprobengröße zu viele gezogene Startzeiten in unplausible Randbereiche fallen. Die größte qualitative Abweichung ergibt sich bei der Ankunftszeit zuhause, die in Realität weniger stark in die Nachtstunden streut und dafür eine deutlich stärkere Fokussierung auf den späten Nachmittag und frühen Abend zeigt. Weiterhin beginnt die Arbeit in der Simulation tendenziell etwas zu früh. In Summe überlagern sich die Abweichungen dergestalt, dass zu viele Aktivitäten am Morgen früh beginnen. Gleichzeitig ist in der Gesamtabbildung das Maximum am Vorabend unterrepräsentiert. Es ist zu erwarten, dass diese Abweichungen sich auf den simulierten Auslastungszustand der Ladeinfrastruktur auswirken. Die erhaltenen Ergebnisse werden darum im Rahmen der Validierung vor dem Hintergrund der hier beobachteten Abweichungen diskutiert. Von entscheidender Bedeutung für den Energieverbrauch ist die induzierte tägliche Fahrtstrecke durch die Mobilitätspläne. Hier zeigt die Gesamtheit des Datenpools eine mittlere tägliche Fahrdistanz von 21,92 km. Die MiD-Studie kommt auf 22,96 km für Fahrzeuge, die in Metropolregionen zugelassen sind und sich in ihrem regelmäßigen Umfeld befinden.

Auf Basis der generierten Mobilitätspläne wird eine künstliche Bevölkerung von Elektrofahrzeugen für die Simulation generiert. Berücksichtigt wird hierzu die Metropolregion München. In Abbildung 5.6 ist das simulierte Straßennetz dargestellt. Hervorgehoben ist das Stadtgebiet München. Erkennbar sind die umliegenden Städte Augsburg, Ingolstadt und Landshut, die das für den Münchner Verkehr hauptsächlich relevante Einzugsgebiet begrenzen. Für jedes simulierte Szenario werden die Anzahl von Fahrzeugen mit Zulassungsort innerhalb der Stadtgrenzen und die Anzahl der Fahrzeuge außerhalb der Stadtgrenzen festgelegt. Es erfolgt dann eine gleichverteilte Ziehung von Mobilitätsplänen aus den

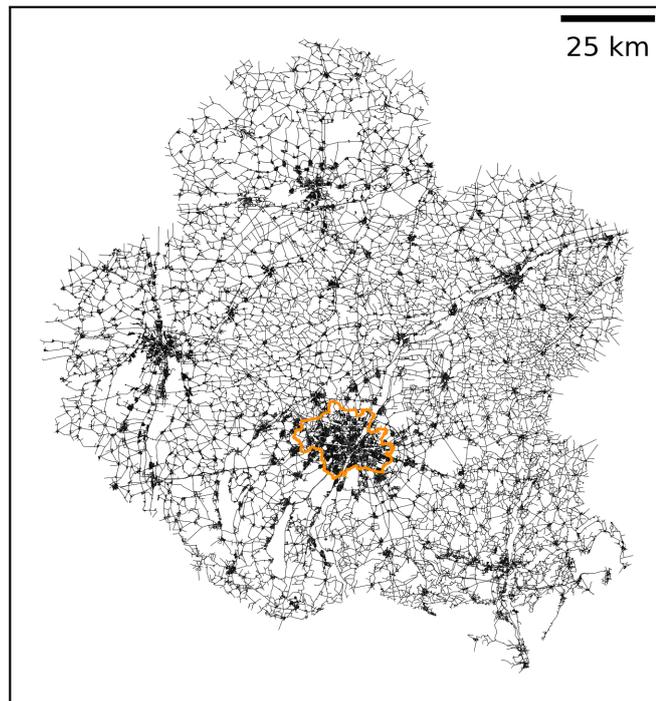


Abbildung 5.6: Simulation – Straßennetzwerk

jeweiligen Datenpools. Durch die Gleichverteilung der Ziehung ergibt sich innerhalb der beiden Kategorien je eine räumliche Verteilung von Wohn- und Zulassungsorten gemäß den Verteilungen im zugrundeliegenden Modell MiTO. Diese räumliche Verteilung entspricht qualitativ der Verteilung der Zulassungszahlen des Gesamtfahrzeugbestands. Sie ist somit nicht sensitiv auf die Differenzen zwischen Zulassungszahlen von Verbrennern und Elektrofahrzeugen. Während der Vergabe privater Ladepunkte wird jedem Fahrzeug mit Zulassungsort außerhalb Münchens ein privater Heimpladepunkt zugewiesen. Hier abstrahiert der private Ladepunkt am Wohnort alle etwaig bestehenden Lademöglichkeiten außerhalb des Stadtgebiets und stellt durch seine Verfügbarkeit sicher, dass die Energie für Fahrten nach München lediglich anteilig auf öffentliche Ladepunkte in München entfallen. Die Bevölkerungsgenerierung wird durch die Ableitung einer Ersatzpopulation abgeschlossen. Ziel dieser Arbeit ist es, öffentliche Normalladeinfrastruktur zu analysieren. Hierfür ist die Gesamtheit aller Ladevorgänge an privaten Ladepunkten nur insoweit relevant, als dass sie den Bedarf an öffentlicher Ladeinfrastruktur reduziert. Eine Notwendigkeit für die Simulation dieser privaten Ladevorgänge besteht nicht, wenn Agenten ausschließlich private Ladepunkte nutzen. Aus diesem Grund werden, konform zu den eingangs getroffenen Annahmen für das Simulationsmodell, zur Reduktion des Berechnungsaufwands alle Fahrzeuge aus der Population entfernt, die über einen privaten Ladepunkt am Wohnort verfügen, wenn sie in München zugelassen sind. Von diesen Fahrzeugen wird angenommen, dass sie ausschließlich privat laden. Gleiches gilt für Fahrzeuge mit Zulassungsort außerhalb Münchens, insofern der Fahrtzweck das Erreichen eines Arbeitsplatzes ist, an dem ein privater Ladepunkt verfügbar ist. Auch hier wird angenommen, dass keine weiteren öffentlichen Ladepunkte verwendet werden.

Fahrzeuge und Verbrauchsmodell

Neben Fahrtstrecken bestimmen die Fahrzeugeigenschaften über Verbrauchsscharakteristik und Batteriegröße wesentlich die Höhe der Ladenachfrage. Zur Bestimmung realistischer Fahrzeugparameter werden die nach Herstellerschlüsselnummer (HSN), Typenschlüsselnummer (TSN) und Zulassungsbezirk aufgeschlüsselten Zulassungszahlen vom KBA angefordert. Zusammen mit der ADAC-Autodatenbank [124], die die Fahrzeugspezifikationen ebenso nach HSN und TSN aufschlüsselt, kann ein nach dem Bestand gewichtetes mittleres Elektrofahrzeug für München abgeleitet werden. Alternativ zu diesem Vorgehen ist es mit denselben Eingangsdaten möglich, konkrete Modelle gewichtet nach ihrem Vorkommen im Bestand zu ziehen und auf die Agenten der Simulation zu verteilen. Dieses Vorgehen wird jedoch verworfen, weil ansonsten eine informierte Zuordnung zwischen Fahrzeugmodell und Mobilitätsplan erfolgen müsste, um sicherzustellen, dass keine unplausiblen Kombinationen aus täglichen Fahrleistungen und Fahrzeugreichweiten auftreten. Die notwendigen Informationen für diese Zuordnung liegen nicht vor. Es wird vielmehr davon ausgegangen, dass die Verwendung eines mittleren Fahrzeugs zur Untersuchung der Ladeinfrastruktur im Bereich des Normalladens aufgrund der linearen Ladekurve geeignet ist. Eine weitere bedeutende Vereinfachung besteht in der Abbildung von realen PHEV als reine Elektrofahrzeuge. Motivation für diese Vereinfachung ist es, ein einheitliches Ladeverhalten für alle Elektrofahrzeuge zu verwenden und darüber hinaus auf eine Logik zur Abbildung des Energieverbrauchs beim hybriden Fahren verzichten zu können. A priori werden die Fehler, die durch diese Vereinfachung in die Simulation eingebracht werden, qualitativ abgeschätzt:

- **Überschätzung des elektrischen Fahranteils:** Im Gegensatz zu BEV werden PHEV nur selten elektrisch betrieben. Das gilt umso mehr für Dienstwagen. Typischerweise liegt der elektrische Fahranteil nur bei rund 30 % [143]. Es ist darum damit zu rechnen, dass bei gleicher Fahrleistung elektrischer Energieverbrauch und Ladehäufigkeit in der Simulation überschätzt werden.
- **Überschätzung der Batteriegröße:** Typische Batteriegrößen von PHEV sind deutlich kleiner als die von BEV. Bei gleichem elektrischen Streckenverbrauch wird durch die Vereinfachung in der Simulation die Ladehäufigkeit der Fahrzeuge gegenüber der Realität tendenziell unterschätzt. Gleichzeitig ist davon auszugehen, dass pro Ladevorgang in der Simulation eine größere Energiemenge übertragen wird, als es bei einem realen PHEV möglich wäre.
- **Überschätzung der Ladegeschwindigkeit:** PHEV können im Schnitt nur langsamer geladen werden als BEV. Der überwiegende Teil der Modelle kann ausschließlich mit Wechselstrom und mit maximal 3,7 kW geladen werden [28]. Diese Leistung liegt deutlich unterhalb der Nennleistung öffentlicher Ladepunkte mit meist 22 kW und ebenso unterhalb der für BEV typischen 11 kW. Es ist darum in der Simulation mit einer unrealistischen Verringerung des mittleren Ladezeitanteils an der Verbindungsdauer gegenüber der Realität zu rechnen.

Es wird angenommen, dass sich die Effekte des überschätzten elektrischen Fahranteils und der überschätzten Batteriegröße bezüglich der Ladehäufigkeit in etwa die Waage halten. Wirkungsrichtung und -stärke der energetischen Abweichungen können zu diesem Punkt noch nicht abgeschätzt werden. Die tatsächlichen Auswirkungen der Ersetzung von realen PHEV durch BEV werden daher im Rahmen der Validierung durch einen Vergleich der simulierten Ladedaten mit Realdaten quantifiziert und diskutiert. Die zentralen Kennwerte des für die Simulation abschließend verwendeten Fahrzeugs gehen aus Tabelle 5.2 hervor. Durch die Veränderungen der Bestandszusammensetzung sind die zentralen Parameter Verbrauch, Batteriegröße und Reichweite über die Jahre nicht konstant. Deutlich werden stetig steigende Batteriekapazitäten und Reichweiten. Für die Simulation ist es zweckmäßig, zwischen einem Verbrauch im Fahrzeug und einem Verbrauch aus dem Stromnetz inklusive Ladeverlusten zu unterscheiden. Die angegebenen WLTP-Verbräuche der Hersteller umfassen durch das Prüfverfahren bereits den Ladeverlust bei einer Ladeleistung von 22 kW oder weniger [144]. Weil der Ladeverlust in der Simulation angebotsseitig verrechnet wird, muss seitens des Fahrzeugs mit einem Verbrauch aus der Traktionsbatterie gerechnet werden. Auf diese Art ergibt sich die Reichweite rechnerisch aus dem Verhältnis der Batteriekapazität und dem Verbrauch im Fahrzeug. Das ist bei den üblicherweise angegebenen Verbräuchen nach WLTP nicht der Fall. Zur Herleitung der gelisteten Werte aus den Eingangsdatensätzen werden zuerst die nach dem Bestand gewichteten Batteriekapazitäten und Reichweiten des mittleren Fahrzeugs berechnet. Aus diesen Größen bestimmt sich dann rechnerisch der fahrzeuginterne Verbrauch. Der WLTP-ähnliche Verbrauch inklusive Ladeverlusten wird nur als Referenz angegeben, um die Daten mit Erfahrungswerten vergleichbar zu machen. Vor der Berechnung aller Verbrauchsdaten werden die Reichweiten für das Validierungsszenario korrigiert. Aus der statischen Analyse ist eine klare Beeinflussung der Ladehäufigkeiten durch die Corona-Pandemie und eine eindeutige Zunahme der transferierten Energiemengen im Winter bekannt. Weil die Batteriekapazität hier als konstant angenommen wird, kann eine Korrektur auf die Verhältnisse der Validierungsszenarien nur an Nennreichweite und Verbrauch vorgenommen werden. Dargestellt werden die Korrekturfaktoren als Verbrauchskorrekturen, um ein leichteres Verständnis zu ermöglichen. Für den Winter werden 30 % Mehrverbrauch angenommen. Der tatsächliche Mehrverbrauch im Winter hängt von vielen Faktoren ab; eine aktuelle Studie des Umweltbundesamtes stützt aber die angenommene Größenordnung [129]. Im Falle der Corona-Pandemie findet in Realität keine Verbrauchsänderung statt. Vielmehr ist eine Reduktion der Verkehrsleistung um etwa 10 % Ursache für den in der statischen Analyse beobachteten Einbruch der Ladehäufigkeit [145]. Eine treffendere Abbildung wäre es darum, die Mobilitätspläne für die Corona-Pandemie anzupassen. Hierfür wäre es allerdings von Nöten, ein korrektes räumlich-zeitliches Mobilitätsverhalten für die Corona-Pandemie zu hinterlegen. Neben der Tatsache, dass hierfür keine großen Mobilitätsstudien wie die MiD zur Verfügung stehen, erscheint dieses Vorhaben als unverhältnismäßig zur Simulation eines vergangenen Ladeinfrastrukturszenarios. Die Simulation behilft sich darum damit, den Verbrauch bei gleicher Kilometerleistung entsprechend zu skalieren. Es wird nur das Jahr 2020 angepasst, weil die Ergebnisse der statischen Analyse darauf hindeuten, dass der Einfluss auf die Situation im Jahr 2021 im Beobachtungsgebiet nicht relevant war.

Tabelle 5.2: Validierungsszenarien: Eigenschaften des bestandsgewichteten mittleren Elektrofahrzeugs für die Simulation

	Batteriekapazität netto	Reale Reichweite	Verbrauch inkl. Ladeverlust	Verbrauch im Fahrzeug	Verbrauchsfaktor Corona	Verbrauchsfaktor Winter
2020	41,41 kWh	254,06 km	0,1981 $\frac{\text{kWh}}{\text{km}}$	0,163 $\frac{\text{kWh}}{\text{km}}$	0,9	1,3
2021	49,07 kWh	263,76 km	0,2229 $\frac{\text{kWh}}{\text{km}}$	0,186 $\frac{\text{kWh}}{\text{km}}$	–	1,3
2022	56,83 kWh	300,25 km	0,2225 $\frac{\text{kWh}}{\text{km}}$	0,1893 $\frac{\text{kWh}}{\text{km}}$	–	1,3

Initiales Ladeverhalten

Auf Basis von Mobilitätsplänen, Bevölkerung und Fahrzeugen erfolgt eine erste Schätzung der Ladenachfrage in Raum und Zeit. Es wird angenommen, dass das Laden an Normalladepunkten stets eine nebenläufige Aktivität ist. Es werden gemäß den bekannten Komforterwartungen realer Nutzer keine Fahrten für das Laden unterbrochen und es erfolgt kein Umparken während einer hauptsächlichen Aktivität. Dementsprechend können Aktivitätszeitpunkte und -orte in erster Näherung mit den Zeitpunkten und Orten potenzieller Lademöglichkeiten gleichgesetzt werden. Aus dieser Perspektive kann die Aktivitätskette eines Mobilitätsplans in einen Ladeplan überführt werden, indem für jeden Aktivitätsort entschieden wird, ob eine Ladung stattfindet oder nicht. Aufgabe der Generierung initialer Ladepläne ist es, eine realistische Anzahl von Ladevorgängen für einzelne Nutzer, eine ausgeglichene Energiebilanz für die Gesamtbevölkerung und eine plausible Verteilung von SoC am Ladestart sicherzustellen. Hierbei soll im Gegensatz zum Stand der Technik kein rein regelbasierter Schwellwert auf den SoC verwendet werden, weil dieser der Empirie widerspricht [79]. Im Kern des Vorgehens zur Ableitung initialer Ladepläne steht darum eine Monte-Carlo Simulation der Ladeentscheidung an allen möglichen Entscheidungsorten. Diese Simulation wird durch flankierende Schritte vor- und nachbereitet. Für jeden Mobilitätsplan in der zu simulierenden Bevölkerung wird in einem ersten Schritt das Vorliegen notwendiger Voraussetzungen für das öffentliche Laden für jede Aktivität des geprüft. In der implementierten Fassung ist das zum einen das Vorhandensein eines öffentlichen Ladepunktes in maximaler Laufdistanz um den Aktivitätsort und zum anderen die Konformität mit einer maximalen Standdauer innerhalb eines etwaigen Kontrollbereichs. Diese maximale Standdauer kann gegenüber der realen Standzeitbegrenzung mit Toleranz gewählt werden, um die beobachtete Bereitschaft der realen Bevölkerung zu einem gewissen Grad über die Standzeitbegrenzung hinwegzusehen, abzubilden. Für die praktische Initialisierung werden daher sechs statt vier Stunden als Ladevoraussetzung angenommen. Nachdem die existierenden Ladealternativen derart identifiziert wurden, erfolgt im zweiten Schritt eine Verdichtung des abstrahierten Plans auf die möglichen Entscheidungsorte. Hierbei werden die gerouteten Netzwerkdistanzen zwischen den Entscheidungsorten addiert, um die Strecke zwischen zwei möglichen Ladeoptionen realistisch darzustellen. In einem dritten Schritt wird die Entscheidung zu Laden abschließend vorbereitet. Hier erfolgt die Berechnung des zu erwartenden Entladehubs zwischen den Ladealternativen unter Berücksichtigung der Fahrzeugparameter. Mit diesen Eingangsdaten ist eine Simulation der Ladeentscheidung in Form eines Zufallsexperiments ähnlich dem Vorgehen von 80

Hipolito et al. [79] möglich. Ausgang dieser Teilsimulation ist ein abstrahierter Ladeplan mit markierten Ladeaktivitäten. Für die Vorbereitung der Gesamtsystems simulation verbleibt die Rekonstruktion des vollständigen Mobilitäts- und Ladeplans durch die Übertragung der Ladeaktivitäten in den vollständigen Plan. Das beschriebene Vorgehen wird in Abbildung 5.7 zusammengefasst. Eine Detailansicht der Monte-Carlo Simulation findet sich in Abbildung 5.8.

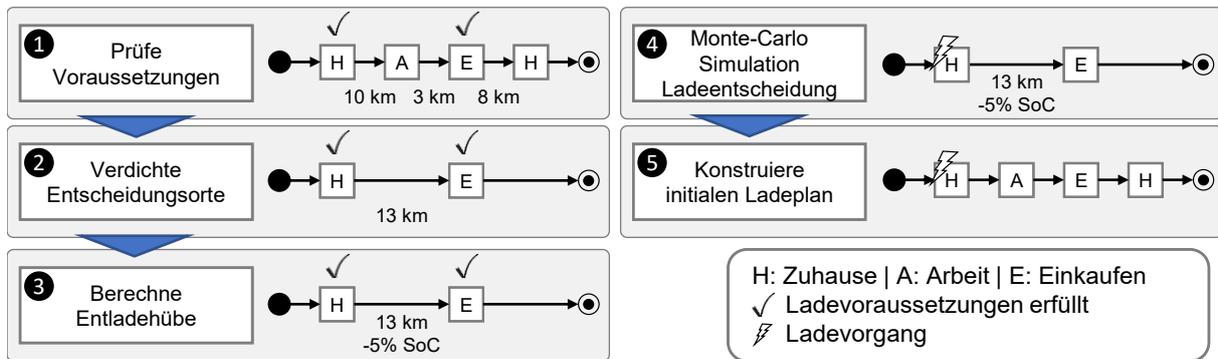


Abbildung 5.7: Einbettung der Monte-Carlo Simulation zur Konstruktion initialer Ladepläne

Eingang in die Monte-Carlo Simulation sind abstrahierte Pläne, die auf die zur Verfügung stehenden Ladealternativen verdichtet sind. Zur Konstruktion des initialen Ladeplans werden für jeden Agenten alle Aktivitäten des abstrahierten Plans hintereinander evaluiert. Beginnend bei einem anfänglichen SoC, der ebenso nach Hipolito et al. [79] bestimmt wird, erfolgt an jeder Aktivität eine Entscheidung über das Laden. Die Ladewahrscheinlichkeit folgt aus dem Modell aus dem Stand der Wissenschaft. Zur Evaluation der Wahrscheinlichkeit an einer Aktivität zu laden, benötigt es nach diesem Modell einen SoC am aktuellen Aktivitätort und einen theoretischen SoC bei Ankunft am nächsten Aktivitätort, wenn keine Ladung erfolgt. Der erstgenannte SoC wird ab der Initialisierung stets fortgeschrieben. Zweitgenannter Wert ergibt sich aus dem aktuellen SoC und dem vorberechneten Entladehub, wenn nicht geladen wird. Zusätzlich findet die relative Tagesreichweite, berechnet aus dem Mobilitätsplan und den Fahrzeugparametern Eingang in das Modell. Die abschließend ermittelte Ladewahrscheinlichkeit dient als Grundlage für das Zufallsexperiment. Das Zufallsexperiment entscheidet darüber, ob geladen wird oder nicht. Ist das der Fall, wird die aktuell betrachtete Aktivität als Ladeort markiert und der SoC wird aktualisiert. Ist das nicht der Fall, wird die Aktivität nicht für das Laden markiert und der SoC wird ebenso aktualisiert. In diesem Fall wird lediglich der Entladehub durch die nächste Fahrt berücksichtigt. Diese Schritte werden für jede Ladealternative eines jeden Planes wiederholt. Eine Sondersituation ergibt sich beim einfahrenden Verkehr. Hier wird stets beim virtuellen Heimladepunkt geladen, um die Existenz von Ladepunkten außerhalb des Beobachtungsgebiets zu würdigen.

Die resultierenden Ladepläne sind durch das gewählte Vorgehen zwangsläufig realistisch bezüglich der Verteilung von anfänglichen SoC. Von einer realistischen Menge an Ladevorgängen kann aufgrund der validierten Menge und Dauer von Aktivitäten ausgegangen werden, insofern zumindest ein so großes Ladeangebot besteht, dass die Anzahl möglicher Ladealternativen nicht bereits ohne die Existenz von Konkurrenzsituationen unzureichend ist. Jedoch berücksichtigt die gewonnene Wahl von Ladeorten

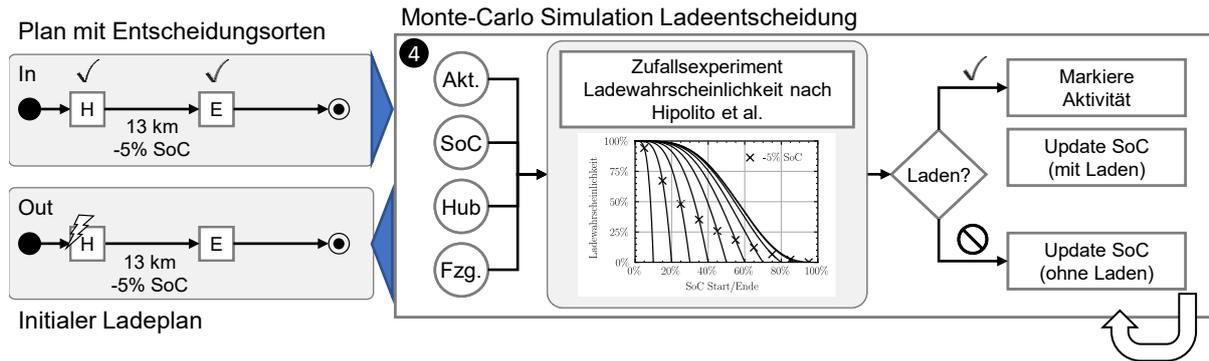


Abbildung 5.8: Monte-Carlo Simulation zur Konstruktion initialer Ladepläne

und -zeiten an diesem Punkt noch keine tiefer gehenden Komfortabwägungen oder die Auslastung der Infrastruktur. Die auf diese Art entstehende Ladenachfrage ist daher idealisiert. Welcher Anteil der Nachfrage von einer belasteten Ladeinfrastruktur bedient werden kann, stellt sich in der Systemsimulation heraus, in der auch eine Optimierung der Pläne hinsichtlich des Komforts erfolgt. Die Generierung initialer Ladepläne löst somit aus einer methodischen Perspektive das Randwertproblem der sich anschließenden Gesamtsystems simulation. Sie liefert plausible Startlösungen.

5.1.5 Synthese von Angebot und Nachfrage

Nach der Initialisierung des Ladeverhaltens erfolgt die Simulation unter Verwendung des Frameworks MATSim-UrbanEV [91, 125, 137]. Auf eine detaillierte Darstellung des Frameworks wird an dieser Stelle verzichtet und auf die entsprechende Veröffentlichung verwiesen [91]. Dieser Abschnitt erklärt die Grundzüge des Modells und stellt die Weiterentwicklungen heraus. Diese betreffen im Wesentlichen die Verhaltensoptimierung der Agenten, die aufgrund der neu entwickelten Initialisierung für diese Dissertation angepasst wurde. Unverändert gegenüber dem Veröffentlichungsstand ist der grundsätzliche Simulationsablauf. Der Ablauf basiert auf der in MATSim üblicherweise angesetzten Logik zum lernenden Agentenverhalten und ist in Abbildung 5.9 ersichtlich. Zu erkennen ist das iterative Vorgehen, das von den MATSim-Urhebern als co-evolutionärer Algorithmus bezeichnet wird [140] und einer genetischen Optimierung ähnelt. Eingang in die Simulation finden zunächst die initialen Ladepläne aus dem vorherigen Abschnitt. Sie sollen optimiert werden. Zu diesem Zweck erfolgt in jeder Iteration eine Simulation der Fahrzeugbewegung. Diese Simulation wird in MATSim als *mobsim* bezeichnet. Während der Fahrzeugbewegung wird der Verbrauch der Fahrzeuge erfasst und der SoC entsprechend angepasst. Die Agenten führen außerdem während ihrer Aktivitäten gemäß ihrer Ladepläne Ladevorgänge aus, insofern das möglich ist. Immer dann, wenn ein Agent laut Plan während einer Aktivität laden soll, wird geprüft, ob sich innerhalb einer maximalen Laufweite ein freier öffentlicher Ladepunkt oder ein privater Ladepunkt des Agenten befindet. Ist das der Fall, kann der Ladevorgang initialisiert werden, wobei private Ladepunkte gegenüber öffentlichen Ladepunkten priorisiert werden. Stehen in der akzeptierten Laufweite ausschließlich öffentliche Ladepunkte zur Verfügung, so wird der nächstgelegene, freie Ladepunkt für den Ladevorgang gewählt. Während der

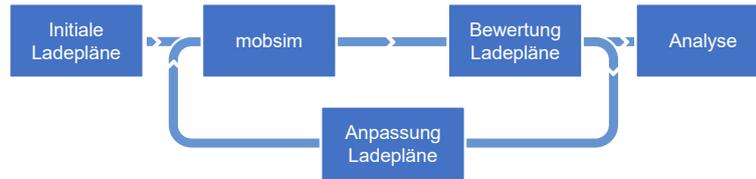


Abbildung 5.9: Simulationsablauf UrbanEV – Ladeplananpassung und Iterationen | Angelehnt an [140]

Simulation des Lade- und Entladeverhaltens auf Basis von Mobilitäts- und Ladeplänen schließt sich eine Bewertung der Ladepläne an. Die einzelnen Bewertungskomponenten erfassen die Zielgrößen der Optimierung und werden nachfolgend vorgestellt. Zum Ende einer Iteration folgt dann die Anpassung von Ladeplänen. Hierdurch wird Innovation sichergestellt und der Lösungsraum exploriert. Bekannte Lösungen werden in einem Planspeicher inklusive ihrer Bewertungen für jeden Agenten hinterlegt. In jeder Iteration passt nur ein Teil der Agenten sein Verhalten an, ein anderer Teil verwendet die Pläne mit der besten Bewertung, sodass eine Konvergenz des Verfahrens ermöglicht wird. Nach einer definierten Anzahl von Iterationen wird die Simulation beendet und es erfolgt eine Analyse des Systemzustands. Übertragen auf den Gegenstand dieser Dissertation ist das eine statische Analyse der mittels einer dynamischen Systemmodellierung hergeleiteten künstlichen Ladevorgänge.

Zweck der beschriebenen Simulation ist die Synthese von Angebot und Nachfrage. Die Ableitung der initialen Ladepläne berücksichtigt das Vorliegen einiger Basisvoraussetzungen für das Laden. Sie erreicht eine energetisch plausible Planung der Anzahl von Ladevorgängen, wobei nicht sichergestellt ist, dass diese Ladevorgänge zu realistischen Zeiten und an realistischen Orten stattfinden oder dass die Konkurrenzsituation um öffentliche Ladevorgänge den jeweiligen Ladevorgang überhaupt erlaubt. Bei der Optimierung der Ladepläne mittels UrbanEV steht hingegen eine Anpassung an das Komfortbedürfnis der Nutzer und eine Lösung von Konkurrenzsituationen im Mittelpunkt. Dementsprechend fließen in die Bewertung von einzelnen Ladeplänen verschiedene Bewertungskomponenten ein. Gleichung 5.1 zeigt die summarische Bildung der Gesamtbewertung S_{plan} eines Ladeplanes, bestehend aus mehreren Einzelbewertungen S_a von Ladeentscheidung (positiv wie negativ) an den Aktivitäten a des Plans P .

$$S_{\text{plan}} = \sum_{a \in P} S_a \quad (5.1)$$

Die Bewertung jeder Ladeentscheidung besteht wiederum aus mehreren Komponenten $S_{\text{Ef},a}$, die je einen Einflussfaktor Ef repräsentieren. Hierbei wird die für den Einflussfaktor relevante Metrik $\bar{S}_{\text{Ef},a}$ mit einer zugehörigen Gewichtung β_{Ef} multipliziert, um eine relative Einflussstärke der Einflussfaktoren abbilden zu können.

$$S_a = \sum_{\text{Ef}} S_{\text{Ef},a} = \sum_{\text{Ef}} \bar{S}_{\text{Ef},a} \beta_{\text{Ef}} \quad (5.2)$$

Dieses allgemeine Bewertungsvorgehen ermöglicht die Berücksichtigung einer Vielzahl von verhaltensbeeinflussenden Faktoren. Für diese Dissertation werden die Laufweite

und die Quote an Fehlversuchen als Komfortfaktoren berücksichtigt. Außerdem wird die Konformität zur erlaubten Verbindungsdauer als regulatorischer Faktor betrachtet. Als KO-Kriterium wird die Vermeidung leerer Batterien in die Zielfunktion aufgenommen. Gleichung 5.3 zeigt den vollständigen Summenterm.

$$S_a = \underbrace{S_{\text{Lauf},a} + S_{\text{Fehlversuch},a}}_{\text{Komfort}} + \underbrace{S_{\text{Verbindungsdauer},a}}_{\text{Regulatorik}} + \underbrace{S_{\text{leereBatterie},a}}_{\text{KO-Kriterium}} \quad (5.3)$$

Die Bewertung von Verbindungsdauer, etwaig leerer Batterien und Fehlversuchen erfolgt jeweils mit abschnittsweise definierten Funktion. In allen Fällen wird eine konstante Bestrafung appliziert, wenn das jeweilige Eintrittskriterium vorliegt. Gleichungen 5.4 bis 5.6 stellen die verwendeten Funktionen dar.

$$S_{\text{Fehlversuch},a} = \begin{cases} \beta_{\text{Fehlversuch}} & \text{wenn Ladeversuch vergeblich} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.4)$$

$$S_{\text{Verbindungsdauer},a} = \begin{cases} \beta_{\text{Verbindungsdauer}} & \text{wenn } t_{\text{Verbindungsdauer},a} \geq t_{\text{Verbindungsdauer,max}} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.5)$$

$$S_{\text{leereBatterie},a} = \begin{cases} \beta_{\text{leereBatterie}} & \text{wenn } SOC_a = 0 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.6)$$

Während die zuvor genannten Einflussgrößen jeweils binär entweder berücksichtigt oder ignoriert werden müssen, handelt es sich bei der Laufweite $d_{\text{Lauf},a}$ um einen quantitativen Komfortfaktor. Hier wird die Länge des notwendigen Laufweges bewertet. Nichtsdestotrotz ist die Grundfunktion abermals abschnittsweise definiert. Hintergrund ist die Annahme, dass Ladevorgänge mit unwesentlichen Laufdistanzen generell gleich bewertet werden. Als unwesentliche Laufdistanz $d_{\text{Lauf,ref}}$ wird eine Laufdistanz angenommen, die gegenüber einem normalen Parksuchverhalten keinen Zusatzaufwand durch das Laden induziert. Ab dieser Referenzdistanz wird eine exponentielle Funktion für die Bewertung der zusätzlichen Laufweite $d_{\text{Lauf},a} - d_{\text{Lauf,ref}}$ verwendet. Diese Funktion ist bis zum Erreichen einer maximal akzeptablen Laufdistanz $d_{\text{Lauf,max}}$ gültig. Wird die maximale akzeptable Laufdistanz überschritten, handelt es sich um einen Fehlversuch. In diesem Fall erfolgt nicht zusätzlich eine Bewertung der Laufdistanz. Alle genannten Parameter können frei variiert werden. Gleichung 5.7 beschreibt die Bewertungsfunktion für Laufweiten. Sie basiert auf der Annahme, dass längere Distanzen zunehmend negativ bewertet werden. Diese Erkenntnis ist aus der Erreichbarkeitsanalyse bekannt [146]. Ein Residualwert $\beta_r = 0.001$ bestimmt die minimal erreichbare Bestrafung bei einer Laufweite von exakt $d_{\text{Lauf,ref}}$. Dieser Wert ist nötig, weil die verwendete Funktion keine Nullstelle besitzt. Weiterhin beeinflusst er die Geschwindigkeit des Anstiegs der Bestrafung [91].

$$S_{\text{Lauf},a} = \begin{cases} \beta_{\text{Lauf}}(1 - \exp(\ln(\beta_r) \frac{d_{\text{Lauf},a} - d_{\text{Lauf,ref}}}{d_{\text{Lauf,max}}})) & \text{wenn } d_{\text{Lauf,ref}} \geq d_{\text{Lauf},a} \geq d_{\text{Lauf,max}} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.7)$$

Für die Simulation aller Szenarien, die im weiteren Verlauf dieser Arbeit vorgestellt werden, werden einheitliche Gewichte und Randbedingungen bei der Berechnung der Planbewertung verwendet. Lediglich die Parameter der Standzeitbewertung werden später variiert. Die Gewichte und Randbedingungen gehen aus Tabelle 5.3 hervor. Zunächst wird auf die Randbedingungen der Anwendung eingegangen. Wie bereits erläutert, wird die Laufweite beim Laden nur dann bewertet, wenn sie größer als eine untere Relevanzschwelle ist. Diese untere Schwelle wird auf 200 m Entfernung oder 2 min Fußweg gesetzt. Es ist davon auszugehen, dass ein nicht weiter berücksichtigtes Parken im öffentlichen Raum anstelle der Durchführung einer Ladeaktivität einen ähnlichen Laufweg induziert. Als obere akzeptable Laufweite werden 1000 m veranschlagt. Das entspricht in etwa einer Laufdauer von 10 min und ist laut einer Umfrage der maximale Mehraufwand, der von der Mehrheit der Nutzer noch akzeptiert wird [30]. Evaluieren Laufweiten immer zum Beginn einer Aktivität. Fehlversuche liegen immer vor, wenn ein Laden laut Plan nicht möglich ist, weil entweder kein Ladeplatz in Laufweite liegt oder alle verfügbaren Ladeplätze belegt sind. Die Randbedingungen für eine Überschreitung der maximalen Standdauer richten sich nach den realen Bewirtschaftungszeiträumen in München. So kommt eine Bestrafung für eine Überschreitung der Standdauer immer dann zum Tragen, wenn ein Ladevorgang im Zeitraum von 8 bis 20 Uhr mehr als 4 h Verbindungsdauer aufweist. Dieser Umstand kann erst zum Ende der Ladeaktivität beurteilt werden. Eine leere Batterie liegt bei einem SoC vor, der kleiner oder gleich null ist. In der Simulation sind auch negative SoC möglich, um einen sehr schlechten, von einem schlechten Plan unterscheiden zu können. Bewertet wird der unzureichende SoC sowohl beim Beginn als auch am Ende von Aktivitäten. Durch diese Festlegung wird eine etwaig leere Batterie beim Eintreffen an einem potenziellen Ladeort weniger schlecht bewertet, wenn an diesem Ort zumindest geladen wird und bei Abfahrt eine nicht leere Batterie vorliegt. Eine Verschiebung der Ladeaktivität nach vorne kann dann bereits zu einem stabilen Plan führen.

Tabelle 5.3: Simulation – Scoring-Parameter und Anwendung

	Komponente	Randbedingungen Anwendung	Gewichtung	Zeitpunkt
Komfort	Laufweite	$d_{\text{Lauf,ref}} = 200 \text{ m}$ $d_{\text{Lauf,max}} = 1000 \text{ m}$	$\beta_{\text{Lauf}} = -4, 0$	Aktivitätsbeginn
	Fehlversuch	Laden nach Plan nicht möglich	$\beta_{\text{Fehlversuch}} = 1, 1 \cdot \beta_{\text{Lauf}}$	Aktivitätsende
Regulatorik	Standdauer	Uhrzeit: 8 bis 20 Uhr $t_{\text{Verbindungsdauer,max}} = 4 \text{ h}$	$\beta_{\text{Verbindungsdauer}} = -2, 0$	Aktivitätsende
KO-Kriterium	Leere Batterie	$\text{SoC}_a \leq 0 \%$	$\beta_{\text{leereBatterie}} = -20$	Aktivitätsbeginn, Aktivitätsende

Bei den gewählten Einflussgrößen erfordert die Größe der Gewichtung der Faktoren keine besondere Erprobung oder Abwägung. Vielmehr führen relative Vergleiche zu einem sinnvollen Satz an Parametern, der allerdings keine interpretierbare Bedeutung oder Einheit wie Geld oder Zeit hat. Hinter den gelisteten Parametern steht die Abwägung, dass leere Batterien ausgeschlossen werden sollen. Der Einfluss eines einmaligen Auftretens dieses Umstandes ist daher wesentlich höher gewichtet als alle anderen Komponenten. Weiterhin sollen von den Agenten keine Fehlversuche verwendet werden können, um einer negativen Bewertung durch die Laufweite zu entgehen. Folglich wird die Gewichtung der Fehlversuche immer oberhalb der Laufweite gewählt. Die einzige quantitative Abwägung erfolgt zwischen der Inkaufnahme einer maximalen Laufweite und der Standdauer. Hier hat die statische Analyse gezeigt, dass circa 25 % aller Ladevorgänge im relevanten Zeitfenster die erlaubte Standdauer in Realität überschreiten. Folglich wird davon ausgegangen, dass Menschen eher die Standdauer überschreiten, als die maximale Laufweite in Kauf zu nehmen. Der Break-Even-Point der Bewertungen liegt aufgrund der Erreichbarkeitsfunktion für die Laufweite bei einer Entfernung von etwa 300 m. Ab diesem Punkt wird es für die Agenten attraktiver, die Standdauer zu überschreiten, als weiter zu laufen, wenn aufgrund der übrigen Faktoren beide Möglichkeiten ansonsten gleich gut erscheinen.

Zur Verhaltensanpassung stehen lediglich zwei Optionen zur Verfügung: Zum einen kann ein zufälliger Ladevorgang um eine Aktivität zeitlich nach vorne verschoben werden, zum anderen ist das Gegenteil möglich. Unter der Annahme, dass die Ladehäufigkeit bereits in den initialen Ladeplänen festgelegt ist, entspricht das der Abwägung realer Nutzer, die zu jedem Zeitpunkt eine frühere oder spätere Gelegenheit in Anspruch nehmen können. Für das Training werden in allen weiteren Szenarien die Parameter aus Tabelle 5.4 verwendet. Für das Simulationsende werden 250 Iterationen veranschlagt, weil der Trainingsprozess in Testdurchläufen nach dieser Grenze keine weitere Konvergenz mehr zeigt. Zur Abstimmung der Ladepläne aufeinander, wird nach 80 % der Iterationen, also in diesem Falle nach 200 Iterationen die Innovation gestoppt. Ab diesem Zeitpunkt ist es den Agenten nur noch möglich, Pläne aus dem eigenen Plangedächtnis zu verwenden. Das Vorgehen wird gewählt, um auszuschließen, dass die besten Pläne eines jeden Agenten sich gegenseitig ausschließen. Sollten beispielsweise zwei Agenten allmorgendlich im besten Falle an einem Ort laden wollen, an dem nur ein Ladepunkt frei ist, so muss einer der Agenten auf den zweitbesten Plan ausweichen. Das Plangedächtnis, aus dem geschöpft werden kann, ist fünf Pläne groß und während der Innovation werden 50 % aller Pläne innoviert. Dieser Anteil erscheint groß im Verhältnis zu den üblichen 20 % bei genetischen Algorithmen. Zu beachten ist aber, dass die Randbedingungen durch die fixe Anzahl von Ladevorgängen für diesen Anwendungszweck bereits eng bestimmt und die Einflussmöglichkeiten eingeschränkt sind. Bei einer Simulationsdauer von fünf Tagen verfügen die Agenten im Mittel über circa 15 Aktivitäten, was bedeutet, dass ein Minimum von 30 Durchgängen erforderlich wäre, um eine Ladeaktivität von einem Ende des Mobilitätsplans zum anderen zu verschieben.

Tabelle 5.4: Simulation – Trainings-Parameter

Parameter	Wert	Parameter	Wert
Simulationseende (Iterationen)	250	Anteil Auswahl bester Plan	50 %
Innovationsende (Iterationen)	200	Anteil Planinnovation	50 %
Simulationstage pro Iteration	5	Pläne pro Agent	5

5.2 Simulationsszenarien – München

Das entwickelte Simulationsframework wird auf die Stadt München angewendet. Tabelle 5.5 listet die wesentlichen Eckdaten aller simulierten Szenarien auf. Innerhalb der drei Validierungsszenarien wird von den realen Zulassungszahlen nach Angabe des statistischen Amtes ausgegangen. In allen Fällen werden die Meldezahlen zum Dezember verwendet, um eine Übereinstimmung mit den Validierungszeiträumen aus der statischen Analyse zu erreichen. Die Anzahl der täglichen elektrifizierten Einfahrten in die Stadt München ergibt sich aus der Elektrifizierungsquote und der Gesamtzahl der einfahrenden Fahrzeuge gemäß MiTO. Während die Variationsszenarien alle den Fahrzeugbestand von 2022 übernehmen, erfolgen in den Extrapolationsszenarien Skalierungen auf Basis des Jahres 2022. Die Größe der öffentlichen Ladeinfrastruktur entspricht dem 2022 vorhandenen Angebot der SWM. Dieser Bestand wird in einem Variationsszenario verzehnfacht und im abschließenden kombinierten Szenario mit der Elektrifizierungsquote verdoppelt. Zu beachten ist hier die Abweichung zwischen den simulierten öffentlichen Ladepunkten mit den eingangs dargelegten Meldezahlen bei der Bundesnetzagentur. Diese Differenz ergibt sich zu Teilen aus nicht abgebildeten Normalladepunkten anderer Anbieter und zu anderen Teilen aus der mutmaßlichen Meldung von Ladepunkten beim Arbeitgeber als öffentliche Ladepunkte. So lässt sich die existierende Differenz erklären, wenn etwa jeder zehnte Ladepunkt beim Arbeitgeber auch öffentlich zugänglich ist. Unklar bleibt jedoch die exakte Zusammensetzung in der Praxis. Aus den Ausstattungsquoten ist zu erkennen, dass in nahezu jedem Szenario etwa ein Ladepunkt pro zugelassenem PEV verfügbar ist. Ausnahmen bilden hier lediglich das kombinierte Zukunftsszenario und das Szenario mit anderthalbfacher Zulassungsquote und reduzierter Heimpladerquote. In beiden Fällen sind nur rund 0.9 Ladepunkte pro PEV verfügbar.

Einen tieferen Einblick in die Bedeutung der öffentlichen Ladeinfrastruktur bei der Gesamtversorgung gibt Tabelle 5.6. Gezeigt ist die Größe der simulierten Ersatzpopulation und damit die Anzahl der in München zugelassenen Fahrzeuge ohne private Heimplademöglichkeit in den jeweiligen Szenarien. Diese Ersatzpopulation ist im idealisierten Simulationsmodell zusammen mit dem elektrifizierten einfahrenden Verkehr für das Zustandekommen der Ladenachfrage verantwortlich. Dementsprechend bedeutsam ist das Größenverhältnis von Ersatzpopulation und öffentlichen Ladepunkten in den Szenarien. Dargestellt sind deshalb neben den üblicherweise diskutierten Verhältnissen von Zulassungszahlen und öffentlichen Ladepunkten auch die Versorgungsverhältnisse in Bezug auf die Ersatzpopulation und die Gesamtzahl der Ladepunkte. Diese werden im Rahmen der nachfolgenden Ergebnisdarstellung zur Einordnung der Marktsituation herangezogen.

5 Dynamische Analyse

Tabelle 5.5: Parameter für die Szenarien der Validierung, Variation und Extrapolation; Alle Werte gerundet

	2020	2021	2022	2 h	10 h	500 km	20 LP	1,5	1,5 LH	2	Komb.
Fahrzeuge – Anzahl (in Tsd.) und Elektrifizierungsquoten											
PEV	20,0 2,3 %	36,7 4,0 %	60,6 6,5 %	⇐	⇐	⇐	⇐	90,8 9,8 %	⇐	121,1 13,1 %	⇐
PEV Einf. (Tag)	6,8 2,3 %	12,1 4,0 %	19,7 6,5 %	⇐	⇐	⇐	⇐	29,4 9,8 %	⇐	39,4 13,1 %	⇐
Normalladepunkte – Anzahl (in Tsd.) und Ausstattungsquoten											
Öffentl.	1,2 5,9 %	1,2 3,2 %	1,2 2,0 %	⇐	⇐	⇐	11,9 19,6 %	1,2 1,3 %	⇐	⇐ 1,0 %	2,4 2,0 %
Wohnort	15,0 75 %	27,5 75 %	45,4 75 %	⇐	⇐	⇐	⇐	68,1 75 %	60,6 66 %	90,8 75 %	80,7 66 %
Arbeit	4,0 20 %	7,3 20 %	12,1 20 %	⇐	⇐	⇐	⇐	18,2 20 %	⇐	24,2 20 %	⇐
Σ	20,3 101 %	36,1 98 %	58,8 97 %	⇐	⇐	⇐	69,5 115 %	87,5 96 %	79,9 88 %	116,3 96 %	107,3 89 %
Sonstige variable Szenarioparameter											
Max. Standzeit	4 h	⇐	⇐	2 h	10 h	4 h	⇐	⇐	⇐	⇐	⇐
Reichweite	254 km	263 km	300 km	⇐	⇐	500 km	300 km	⇐	⇐	⇐	380 km

Tabelle 5.6: Ersatzbevölkerung und Versorgungsverhältnisse mit öffentlichen Ladepunkten; Alle Werte gerundet

	2020	2021	2022	2 h	10 h	500 km	20 LP	1,5	1,5 LH	2	Komb.
Fahrzeuge – Größe der Ersatzpopulation (in Tsd.)											
Ersatzpopulation München	5,0	9,2	15,1	⇐	⇐	⇐	⇐	22,7	30,3	⇐	40,4
Öffentliche Ladepunkte – Versorgungsverhältnis (simuliert)											
Bezug: Zulassung	1:17	1:30	1:50	⇐	⇐	⇐	1:5	1:76	⇐	1:101	1:51
Bezug: Ersatzpop.	1:4	1:8	1:13	⇐	⇐	⇐	1:1	1:19	1:25	⇐	1:17
Bezug: Ladepunkte	1:17	1:30	1:49	⇐	⇐	⇐	1:5	1:74	1:67	1:97	1:45

6 Hybride Analyse und Ergebnisse – München

6.1 Validierung des Simulationsframeworks

Zur Validierung werden die Ergebnisse der Simulation mit den realen Ladedaten der öffentlichen Ladeinfrastruktur in den Analysezeiträumen der statischen Analyse verglichen. Einen Einblick in die räumliche Verteilung von Ladevorgängen an öffentlichen Ladepunkten gibt Abbildung 6.1. Aus der Abbildung geht die qualitative und quantitative Verteilung der Anzahl täglicher Ladevorgänge pro Stadtteil am Beispiel 2022 hervor. Auch werden die relativen Abweichungen gezeigt. Im unteren Teil der Grafik sind die Daten pro Stadtteil nach der Anzahl von Ladevorgängen in der Realität geordnet, wodurch die Platzierungen in Realität und Simulation verglichen werden können.

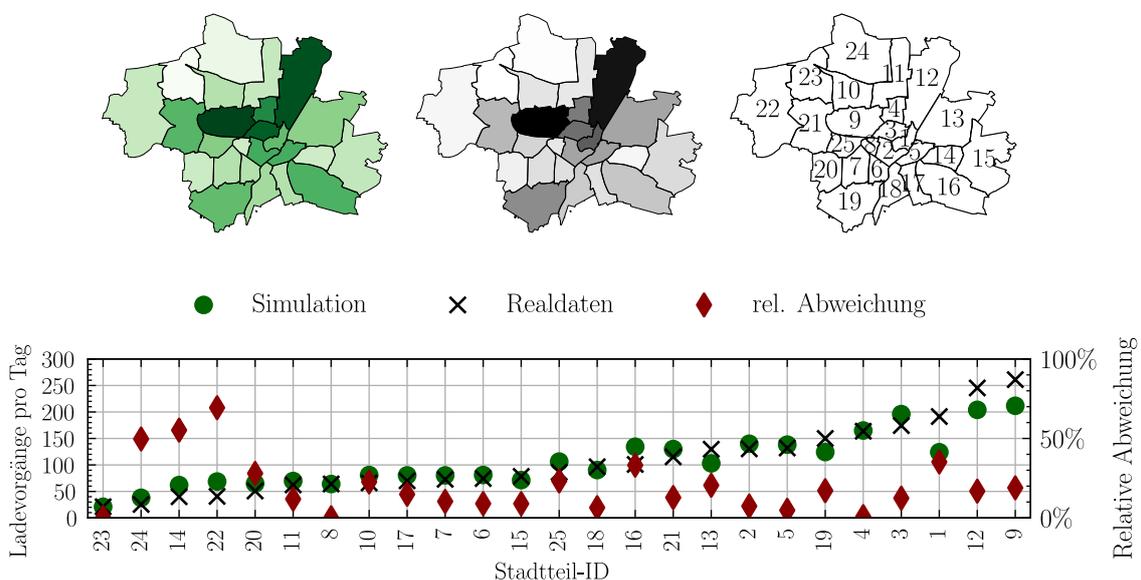


Abbildung 6.1: Validierung: Räumliche Verteilung von Ladevorgängen – Stadtteile

Die relativen Abweichungen liegen überwiegend im Korridor bis 25 %. Die größten relativen Abweichungen bestehen in den auch in der Realität wenig zum Laden genutzten Stadtteilen. Auffällig ist, dass die Reihung der Stadtteile nach der Transaktionszahl durch die Simulation gut getroffen wird. So überdecken sich die fünf am meisten und die fünf am wenigsten genutzten Stadtteile in Simulation und Realität zu 80 %. Die hohen absoluten Abweichungen in Stadtteilen mit der in Realität größten Nutzungsintensität stechen hervor. Besonders im Stadtteil Nummer 1 (Altstadt-Lehel) unterschätzt das Modell das tägliche Ladeaufkommen, wobei die relativen Fehler nicht größer sind als in anderen

Stadtteilen. Ein möglicher Grund für die Abweichungen am oberen Ende der Skala ist die Bedeutung von Ladepunkten als günstige Parkplätze in Regionen mit hohem Parkdruck; ein Phänomen, das in der Simulation nicht abgebildet wird. Am unteren Ende erklären sich die großen relativen Fehler durch die numerische Instabilität der Operation. So führen bei kleinen Niveaus schon geringe, ganzzahlige Abweichungen zu großen relativen Fehlern. Zusammenfassend lässt sich sagen, dass der relative Vergleich von Stadtteilen mit dem Modell überwiegend funktioniert. Das räumliche Gesamtbild der Verteilung entspricht im Wesentlichen der Realität, wobei die größten absoluten und relativen Abweichungen in Außenbezirken und in der Innenstadt auftreten.

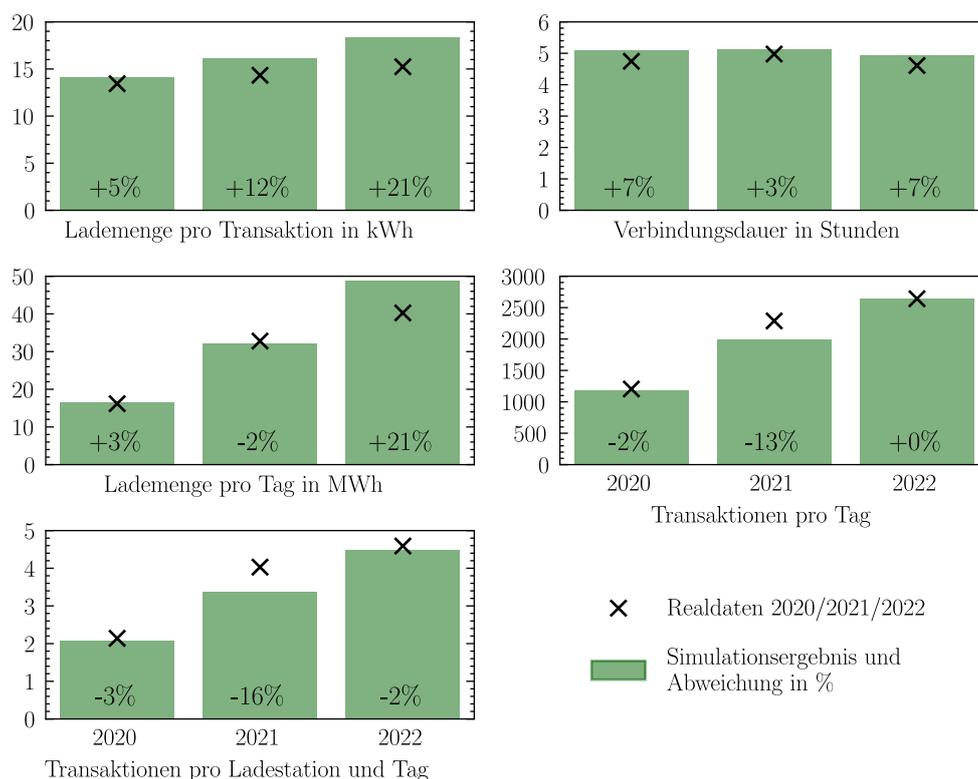


Abbildung 6.2: Validierung: Übersicht über zentrale KPI und absolute Abweichungen

Mittlere Kennzahlen zum Systemzustand und zu den Ladevorgängen sind in Abbildung 6.2 aufgetragen. Es zeigt sich, dass die relativen Fehler in diesen makroskopischen Kennzahlen überwiegend kleiner als 10 % für alle Validierungsszenarien sind. Dennoch fallen zwei größere systematische Abweichungen auf. Zum einen wird die Anzahl der Transaktionen im Jahr 2021 aus unbekanntem Gründen signifikant unterschätzt. Hier fehlen rund 16 % Ladevorgänge gegenüber der Realität. Zum anderen zeigt sich eine systematische Steigerung des Fehlers bei den Lademengen pro Tag und Transaktion. Diese Werte steigen in Realität und Simulation etwa linear durch wachsende Batteriegrößen, allerdings ist die Steigung in der Simulation größer. Diese Abweichung ist durch die Abbildung von PHEV als BEV in der Simulation erklärbar. Abbildung 6.3 zeigt hierzu den energetischen Vergleich eines typischen Ladehubs bei einem PHEV (+100 % SoC – C_{PHEV}) mit dem eines BEV (+30 % SoC – $0.3 \cdot C_{\text{BEV}}$). Es wird deutlich, dass der Fehler durch die vereinfachte Verwendung von ausschließlich rein elektrischen Fahrzeugen über die Jahre steigen muss, weil die Batteriekapazitäten von BEV stärker

wachsen als die von PHEV. Im Jahr 2020 entspricht ein typischer Ladevorgang eines PHEV bezüglich der übertragenen Energiemenge noch in etwa dem eines typischen Vorgangs eines BEV. Im Jahr 2022 beträgt die Differenz ΔE_{real} schon um die 20 % und mehr als 4 kWh. Wird die nach dem Bestandsanteil (p_{PHEV}) gewichtete, erwartete Abweichung über den absoluten Fehler der Simulation aufgetragen, zeigt sich, dass die energetischen Abweichungen sich für alle Jahre bis auf eine geringe Differenz über den beschriebenen Effekt erklären lässt. Der systematisch eingetragene Fehler kann somit bei Bedarf unter Berücksichtigung der Flottenzusammensetzung herausgerechnet werden. Diese Beobachtung bekräftigt weiterhin die Hypothese, dass PHEV und BEV in etwa gleich häufig einen öffentlichen Ladepunkt aufsuchen, weil die Auswirkungen der kleineren Batterie beim PHEV bei gleichzeitig geringerem elektrischen Fahranteil sich bezüglich der Ladehäufigkeit die Waage halten. Für die makroskopischen Kennzahlen aus Abbildung 6.2 lässt sich unter Berücksichtigung der Abweichung durch PHEV ein weiterer Schluss ziehen: Es wird deutlich, dass sich im Jahr 2021 die Überschätzung der pro Ladevorgang übertragenen Energiemenge und die Unterschätzung der gesamten Anzahl an Ladevorgängen so überlagern, dass der Fehler bezüglich der gesamten übertragenen Energiemenge kompensiert wird. Schlussendlich zeigt die Analyse makroskopischer Kennzahlen vornehmlich geringe oder erklärbare Abweichungen mit Ausnahme der Ladevorgangszahl im Jahr 2021. Vor dem Hintergrund der bekannten, kurzfristigen Schwankungen aus der statischen Analyse, kann das Modell durch die guten Ergebnisse von 2020 und 2022 nichtsdestotrotz als valide bezüglich der Abbildung makroskopischer Kennzahlen betrachtet werden.

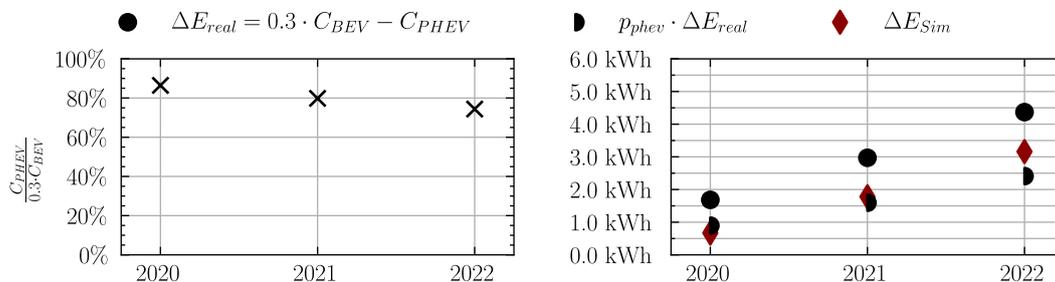


Abbildung 6.3: Validierung: Abweichung der transferierten Energie durch Abbildung von PHEV als BEV

Eine weitere Anforderung an das Modell ist die korrekte Abbildung der zeitlichen Auslastung der Ladeinfrastruktur. Hierzu zeigt Abbildung 6.4 die entsprechenden Auslastungskurven, die sich aus der Analyse der synthetischen Ladevorgänge im Vergleich zu den aus der statischen Analyse bekannten Analysezeiträumen ergeben. Über alle Jahre werden die angetragenen Auslastungsmaxima und -minima vom Modell mit nur kleinen Abweichungen getroffen. Wie zu erwarten, ist die Abbildung im Jahr 2021 aufgrund des bereits beschriebenen Mangels an Transaktionen schlechter als 2020 und 2022. Hier entsteht eine deutliche Unterschätzung der Auslastung im nahezu kompletten Tagesverlauf. Qualitativ folgen die Kurven der Simulation denen der Realität, mit den bereits aus der Aktivitätsgenerierung erwarteten Abweichungen. Zum einen zeigt sich eine verfrühte steigende Auslastungsflanke morgens, durch die bekanntermaßen zu früh veranschlagten Startzeiten von Aktivitäten. Zum anderen ist die Auslastungsspitze am späten Nachmittag und frühen Abend im Verhältnis zur Realität zu wenig betont. Beide

Fehler lassen sich absehbar durch keine Verbesserung der verwendeten Mobilitätspläne kompensieren, müssen für die folgenden Analysen allerdings akzeptiert werden.

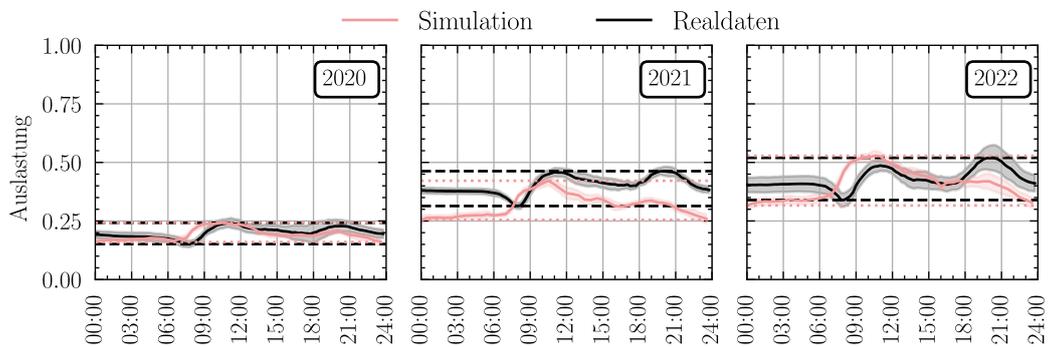


Abbildung 6.4: Validierung: Vergleich simulierter und realer Auslastungen (Übersicht)

Eine Erweiterung der Auslastungsanalyse ist die nach Ladestandorttypen geteilte Analyse von Auslastungskennlinien. Hierfür werden die Daten aller simulierten, öffentlichen Ladepunkte mittels der aus der statischen Analyse bekannten Klassifizierung differenziert. Ähnlich wie bei der gesamtheitlichen Auslastungskurve fallen die zwei wesentlichen Abweichungen auch hier für jeden Standorttyp auf. Alle Kurven steigen am Morgen zu früh an und fallen abends früher ab als aus der Realität erwartbar. Dennoch werden die unterschiedlichen Nutzungsmuster der Standorttypen deutlich. Hier werden die Maxima und Minima der Auslastungen überwiegend gut abgebildet.

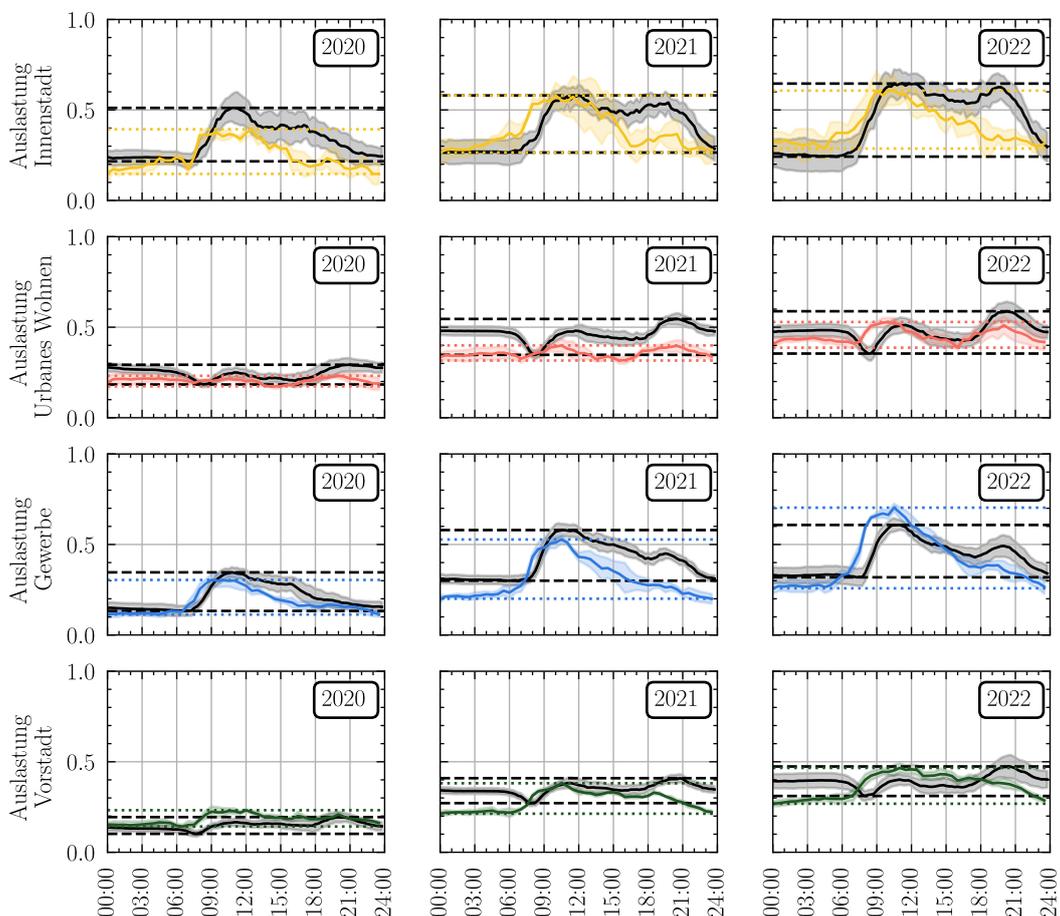


Abbildung 6.5: Validierung: Vergleich simulierter und realer Auslastungen (Standorttypen)

Abseits klar validierbarer Größen ermöglicht das Modell auch die Bestimmung weiterer Kennwerte, für die keine Realdaten als Referenz vorliegen. Tabelle 6.1 enthält den mittleren Anteil der Ladezeit an der gesamten Verbindungsdauer, den Anteil an Fehlversuchen geplanter Ladevorgänge mangels freier Ladepunkte in Laufreichweite und den Anteil der gedeckten Ladenachfrage an der gesamten Nachfrage. Der Ladezeitanteil, der prinzipiell validierbar wäre, kann für die Realdaten aufgrund mangelnder Ladeendzeitpunkte im Datensatz nicht bestimmt werden. Eine Indikation liefern jedoch Fischer et al. [73], die unter Annahme eines linearen Ladeverlaufs für die Ladevorgänge im Laufe des gesamten Jahres 2020 einen Anteil von maximal 55 % schätzen. Unter Berücksichtigung der weiteren Steigerungsrate zwischen den Folgejahren, der mit wachsenden Batteriegrößen begründbar ist, erscheint der simulierte Wert für Ende 2020 also plausibel. Aus nachvollziehbaren Gründen lässt sich die Rate an Fehlschlägen in der Realität nicht bestimmen. Hierfür fehlen die notwendigen Untersuchungen und Einblicke in den Entscheidungsprozess der Nutzer. Nichtsdestotrotz passen die kalkulierten Fehlversuchsquoten qualitativ zu den Auslastungslinien. Ähnlich verhält es sich beim Anteil der gedeckten Ladenachfrage, der ebenso nicht empirisch belegt werden kann. Dieser Anteil wird aus dem Verhältnis zwischen der in der Simulation verbrauchten und aufgenommenen Energie der auf öffentliche Ladepunkte angewiesenen Bevölkerung berechnet. Übertragen auf die Praxis bedeutet der angegebene Wert, dass die übrige Energie anderweitig, zum Beispiel an Schnellladepunkte außerhalb des Beobachtungsgebiets oder an nicht abgebildeten öffentlichen Normalladepunkten aufgenommen werden muss, um eine ausgeglichene Energiebilanz sicherzustellen. Größenordnungsmäßig erscheinen die gewonnenen Werte von bis zu 10 % anderweitig zu deckender Nachfrage plausibel und in der Realität umsetzbar. Sollte es sich um einen Modellfehler handeln, so liegt dieser in derselben Größenordnung wie die Abweichungen makroskopischer Kennwerte. Allenfalls können alle drei Kenngrößen für die nachfolgenden Szenarioanalysen ebenso erhoben und differentiell analysiert werden, um Einblicke in die qualitativen Einflüsse von Variationen zu gewinnen.

Tabelle 6.1: Validierungsszenarien: Ladeanteile, Fehlversuche und gedeckte Nachfrage

	Anteil Ladezeit	Anteil Fehlversuche	Anteil gedeckte Nachfrage
Simulation 2020	58,2 %	2,4 %	96,1 %
Simulation 2021	61,7 %	4,0 %	92,5 %
Simulation 2022	66,9 %	6,3 %	90,4 %

6.2 Variationsszenarien

Nach der Validierung wird das Simulationsmodell für die Untersuchung der Variationsszenarien verwendet, um Wirkungsrichtung und -stärke verschiedener Systemeingriffe zu beurteilen. Analysiert werden eine starke Vergrößerung des Angebots, eine Verschärfung und Erleichterung der Standzeitbegrenzung und eine Erhöhung der Realreichweite elektrischer Fahrzeuge. Alle Szenarien leiten sich vom Validierungsszenario für Ende 2022 als aktuellsten Stützpunkt ab. Es wird jeweils nur ein einzelner Parameter verändert. Dargestellt werden die zentralen mittleren Kenngrößen im Vergleich untereinander,

zur realen Situation von 2022 und zur Validierungssimulation von 2022. Diese Darstellung, die in Abbildung 6.6 gezeigt ist, wird gewählt, weil bestehende Abweichungen des Modells für das Validierungsszenario bekannt sind. Die erhaltenen Variationsergebnisse müssen demnach im Vergleich zur Realsituation und zu den ohnehin bestehenden Abweichungen des Grundmodells beurteilt werden. Zusätzlich zu den mittleren Kenngrößen, werden die allgemeinen Auslastungskennlinien (Abbildung 6.7) und die Werte zu Ladezeit, Fehlschlägen und gedeckter Nachfrage (Tabelle 6.2) verglichen. In diesen Vergleichen erfolgt – aus Gründen der Übersichtlichkeit und Datenverfügbarkeit – die Einordnung im Vergleich ausschließlich zum Simulationsergebnis von 2022.

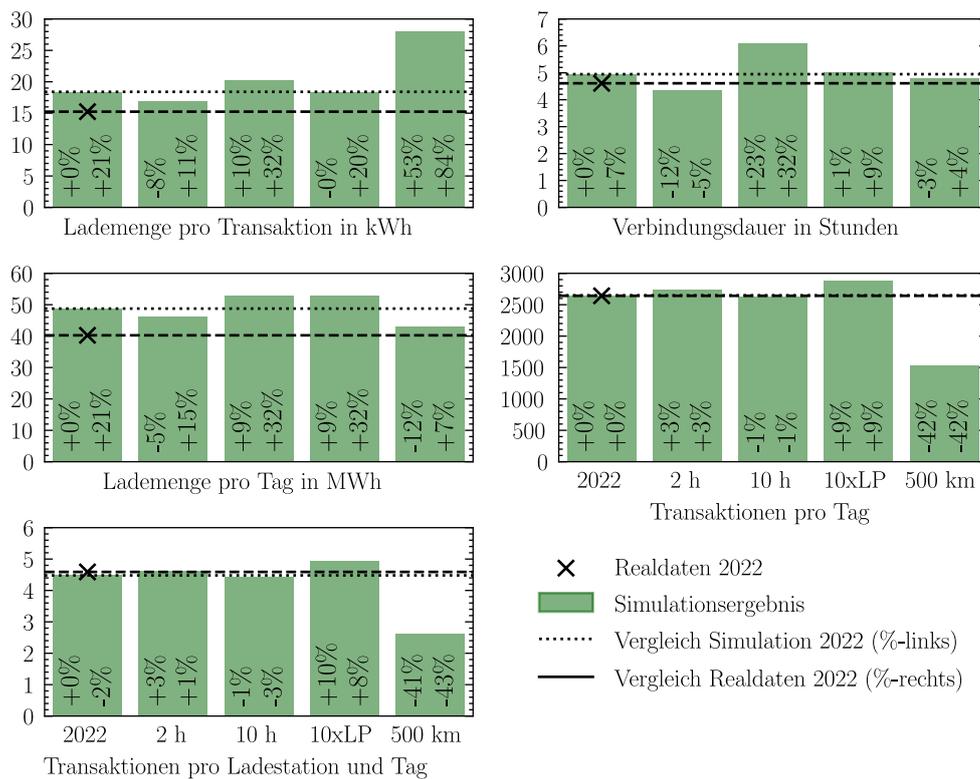


Abbildung 6.6: Übersicht über zentrale Kennzahlen der Variationsszenarien

Tabelle 6.2: Variationsszenarien: Ladeanteile, Fehlversuche und gedeckte Nachfrage

	Anteil Ladezeit	Anteil Fehlversuche	Anteil gedeckte Nachfrage
Simulation 2022	66,9 %	6,3 %	90,4 %
2 h	69,9 %	6,1 %	89,6 %
10 h	60,6 %	7,2 %	95,6 %
500 km	79,4 %	2,8 %	85,6 %
10xLP	66,1 %	1,1 %	90,8 %

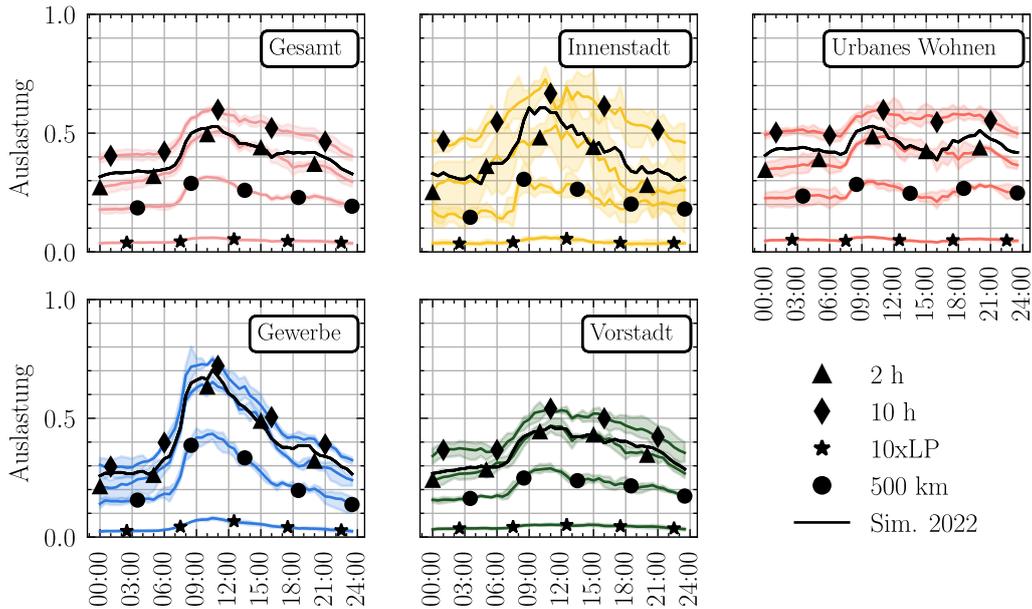


Abbildung 6.7: Übersicht über standortspezifische Auslastungen der Variationsszenarien

Strengere Begrenzung der zulässigen Standdauer (2 h)

Ein möglicher regulatorischer Eingriff ist die Reduktion der maximalen Standdauer auf 2 h zwischen 8 und 20 Uhr. Das Szenario widmet sich der Frage, inwieweit die Nutzung der Ladeinfrastruktur verbessert werden kann, indem die Auslastung über eine Verschiebung hin zu Aktivitäten mit kürzerer Standdauer verringert wird. Durch die Verschärfung der Standzeitbegrenzung reduziert sich die Auslastung im Tagesverlauf nur leicht und vor allem in Randzeiten. Diese Beobachtung lässt sich dadurch begründen, dass nun einige Nutzer nicht mehr über Nacht laden können, weil sie vor 18 Uhr an ihrem Wohnort ankommen und aufgrund der Standzeitbegrenzung mit einer schlechteren Bewertung eines Ladens über Nacht rechnen müssen. Eine Verringerung um etwa 12 % Verbindungsdauer wird über eine gleichzeitige Reduktion des Energieabsatzes pro Tag um 5 % erkauft, weil aufgrund der Kürze der Verbindung zunehmend viele Ladevorgänge nicht bis zum angestrebten SoC erfolgen, was sich in einer Verringerung der Lademengen pro Transaktion zeigt. Eine erhöhte Nutzungseffizienz zeigt sich in einer leichten Erhöhung der Transaktionen pro Tag. Während der Anteil vergeblicher Ladeversuche annähernd konstant bleibt, steht für die Realität zu befürchten, dass die Verlagerung hin zu kurzen Aktivitäten bei wachsender absoluter Nachfrage sogar eine weitere Konkurrenz in der Spitzenzeit schafft, während die Randzeiten zunehmend unterlastet werden. Unklar ist, inwieweit reale Nutzer bereit wären einen Strafzettel zu riskieren oder umzuparken, um einen langen in zwei kurze Ladevorgänge zu teilen. Diese möglichen Verhaltensmuster können in der Simulation nicht befriedigend abgebildet werden. Zur Haltung des derzeitigen Komfortniveaus, einer Sicherstellung der energetischen Versorgung und zur Vermeidung von Spitzenlasten tagsüber, sollte eine Standzeitverschärfung auf Basis der Erkenntnisse der durchgeführten Untersuchung jedoch durch eine Verknappung des Kontrollzeitraumes flankiert werden. Alternativ kann bei einer Anpassung zwischen den Standorttypen unterscheiden werden. Ziel ist es, ein Übernachtladen für das Gros der Bevölkerung zu ermöglichen und gleichzeitig die

Auslastung zu Spitzenzeiten zu entschärfen. Das Potenzial für eine Verbesserung der Infrastrukturnutzung über Nacht ist ohne ein automatisiertes Umparken von Fahrzeugen aus Komfortgründen de facto nicht gegeben. Bei der derzeitigen Nachfragehöhe erscheint eine Verringerung der erlaubten Standzeit insgesamt als weder notwendig noch attraktiv für Nutzer und Ladepunktbetreiber. Das gilt umso mehr, als dass der Anteil der Ladezeit sich durch steigende Batteriegrößen in Zukunft weiter erhöhen wird, sodass bei konstanter Ladeleistung weitere Ladevorgänge mit eigenen Ineffizienzen induziert werden, wenn die erlaubte Standzeit nicht mehr ausreicht, typische prozentuale Ladehübe zu transferieren.

Weniger strenge Begrenzung der zulässigen Standdauer (10 h)

Durch eine weitere Variation wird der gegenteilige Eingriff erprobt: Es erfolgt eine Erhöhung der maximal erlaubten Standdauer auf 10 h. Motivation für diese Untersuchung ist es, das Komfortniveau für Nutzer zu erhöhen, die unter dieser Regulierung vor allem auch die Arbeitszeit eines 8 h-Arbeitstages inklusive Pausen und Wegezeiten zum Laden nutzen können. In den mittleren Kennzahlen bewirkt dieser Eingriff einen um etwa 10 % erhöhten Energieabsatz bei einer deutlichen Steigerung der mittleren Verbindungsdauern um über 20 Prozentpunkte. Die Anzahl an Ladevorgängen bleibt annähernd unverändert, wodurch die Auslastungen im Tagesverlauf merklich steigen. Es existiert also schon heute eine nennenswerte Menge an Ladevorgängen, bei denen die zusätzliche Verbindungsdauer noch effektiv genutzt werden kann und der nur leichte Anstieg an fehlgeschlagenen Ladeversuchen verdeutlicht, dass die aktuelle Kombination aus Angebot und Nachfrage Nutzern auch bei einer Erhöhung der erlaubten Standzeit noch hinreichend viele Optionen bietet. Die Nützlichkeit längerer Standdauern wird sich bei unveränderten Ladeleistungen mit wachsenden Batteriegrößen sogar noch erhöhen, wodurch die Ineffizienzen hinsichtlich verringerter Ladezeitanteile wieder kompensiert werden. Insgesamt erscheint die Versorgungssituation in diesem Szenario nach technischen Gesichtspunkten sogar besser als im Validierungsszenario 2022 oder bei einer Verringerung der Standdauer, weil mehr Energie durch die betrachtete Ladeinfrastruktur bereitgestellt wird. Für die Praxis verbleibt unklar, ob während der Arbeitszeit zunehmend Ladevorgänge zum vornehmlichen Zwecke des Parkens erzeugt werden. Um Vor- und Nachteile des Eingriffes miteinander zu balancieren, sollte die Standzeitverlängerung nur in Verbindung mit einer Blockiergebühr nach Ende des Ladens in Anwendung kommen. Hierdurch kann die Bereitschaft von Nutzern genutzt werden, die gerne weniger längere Ladevorgänge durchführen und es erfolgt eine Reaktion auf steigende Batteriegrößen, ohne dabei das Risiko einer schlechteren Auslastung in Kauf zu nehmen. Werden die BEV im Bestand jedoch zunehmend zum Laden mit 22 kW befähigt und damit die effektiven Ladeleistungen verdoppelt, stellt eine Erhöhung der erlaubten Standzeit ein Risiko dar, dem kaum ein absehbarer Gewinn gegenübersteht. In einem exponentiell wachsenden Markt mit ohnehin schwer zu deckendem Bedarf sollte aus diesem Grund zwischenzeitlich auf eine Erhöhung der Standdauer verzichtet werden. Schwingt die Nutzung sich allerdings auf einem konstanten Niveau ein, kann die Erhöhung in Erwägung gezogen werden.

Verzehnfachung des Angebots

Eine Variation des Ladeangebots um den Faktor zehn bei unveränderter Nachfragehöhe dient der Untersuchung einer nahezu unbegrenzten Kapazität an öffentlichen Normalladepunkten. Die Untersuchung zielt darauf ab, die Intensität der Konkurrenzsituation beim aktuellen Versorgungsverhältnis von eins zu fünfzig zu beurteilen. Hinsichtlich der Auslastung im Tagesverlauf zeigt sich der erwartete drastische Effekt des Eingriffs, der zu Auslastungen im lediglich einstelligen Prozentbereich über den gesamten Tagesverlauf führt. Es wird somit davon ausgegangen, dass während der Simulation keine nennenswerte Konkurrenz um Ladepunkte bestehen kann. Hierdurch können insgesamt etwa 10 % mehr Energie im Gesamtsystem übertragen werden, weil 10 % mehr Ladevorgänge erfolgen. Diese Erhöhung von Ladevorgängen speist sich aus der Reduktion von Fehlschlägen aufgrund einer Aufhebung der Konkurrenzsituation. Die wenigen verbleibenden Fehlversuche erklären sich vorrangig über Ladebedürfnisse an räumlich innerhalb der maximalen Laufdistanz nicht abgedeckten Orten, wobei die Größenordnung die bereits erreichte Flächenabdeckung klar unterstreicht. Insgesamt ergibt sich eine rechnerische Erhöhung der gedeckten Ladenachfrage um einen Prozentpunkt. Das Ergebnis der Variationsuntersuchung deutet darauf hin, dass auch bei einer extrem starken Erhöhung des Angebots öffentlicher Normalladepunkte bei unveränderter Ladenachfrage kaum mehr Potenziale gehoben werden können. Die Ladenachfrage wird im Jahr 2022 somit gut gedeckt. Dieses Ergebnis ist besonders vor dem Hintergrund des für die Zukunft angestrebten Verhältnisses von einem öffentlichen Ladepunkt pro zehn elektrifizierten Fahrzeugen erstaunlich, sagt es doch aus, dass ein Betrieb beim Verhältnis eins zu fünfzig ähnlich effektiv vonstatten geht wie bei einem Verhältnis von eins zu fünf. Es ist folglich anzunehmen, dass die politisch angestrebten Verhältnisse für den städtischen Raum eine Überversorgung und somit Ineffizienzen induzieren. Einschränkend muss an dieser Stelle an das unklare Verhältnis zwischen simulierten öffentlichen Ladepunkten und den bei der Bundesnetzagentur gemeldeten erinnert werden, das Vergleiche von angestrebten und simulierten Versorgungsverhältnissen erschwert. Auch gibt es Argumente für einen überproportionalen Ausbau zur Realisierung eines *Market-Pulls*. Nichtsdestotrotz erscheint eine Orientierung der Ausbauziele an den 2022 vorliegenden Versorgungsverhältnissen für München als rational.

Hohe Reichweite (500 km)

In der Vergangenheit haben sich kontinuierliche Zuwächse in der mittleren Batteriegröße des Bestands gezeigt. Ein Ende dieses Trends ist – bedingt durch weitere technologische Entwicklungen und einen zunehmenden Anteil modernerer Fahrzeuge am Bestand – nicht zu erwarten. Durch eine simulative Erhöhung der Winterreichweite auf 500 km wird untersucht, welche Auswirkungen sich auf die Ladeinfrastrukturnutzung ergeben. Durch das SoC-getriebene Ladeverhalten ergibt sich eine starke Reduktion der Anzahl an Ladevorgängen bei nahezu unveränderter Verbindungsdauer und Erhöhung der Lademenge pro Transaktion. In den Ergebnissen zeigen sich damit auch deutliche Auswirkungen auf die Auslastungen, die sich nahezu halbieren. Dass die insgesamt im System übertragene Energiemenge sinkt, deutet einerseits darauf hin, dass ein zunehmender Anteil an Ladevorgängen in der zur Verfügung stehenden Zeit nicht

abgeschlossen werden kann, was andererseits bedeutet, dass die Initialisierung der Ladepläne eine zu geringe Anzahl an Ladevorgängen hervorbringt. In Realität ist daher davon auszugehen, dass die tatsächlichen Auslastungen etwas höher liegen als in der Simulation. Die Bilanz steigender Batteriegrößen fällt jedoch absehbar sowohl für Nutzer als auch für Betreiber deutlich positiv aus: Betreiber sehen eine erhöhte Effizienz in der Ladepunktnutzung und können pro Vorgang höhere Energieumsätze verbuchen, Nutzern steht bei gleicher Nachfrage eine geringer ausgelastete Infrastruktur zur Verfügung. Bedingung hierfür ist jedoch eine Erhöhung der erlaubten Standdauer oder eine Erhöhung der Ladeleistung, um einen ausreichenden Energietransfer zu ermöglichen.

6.3 Extrapolationsszenarien

Nach den Variationsszenarien werden die Extrapolationsszenarien untersucht. Die Ergebnisdarstellung erfolgt analog zu den Variationsszenarien.

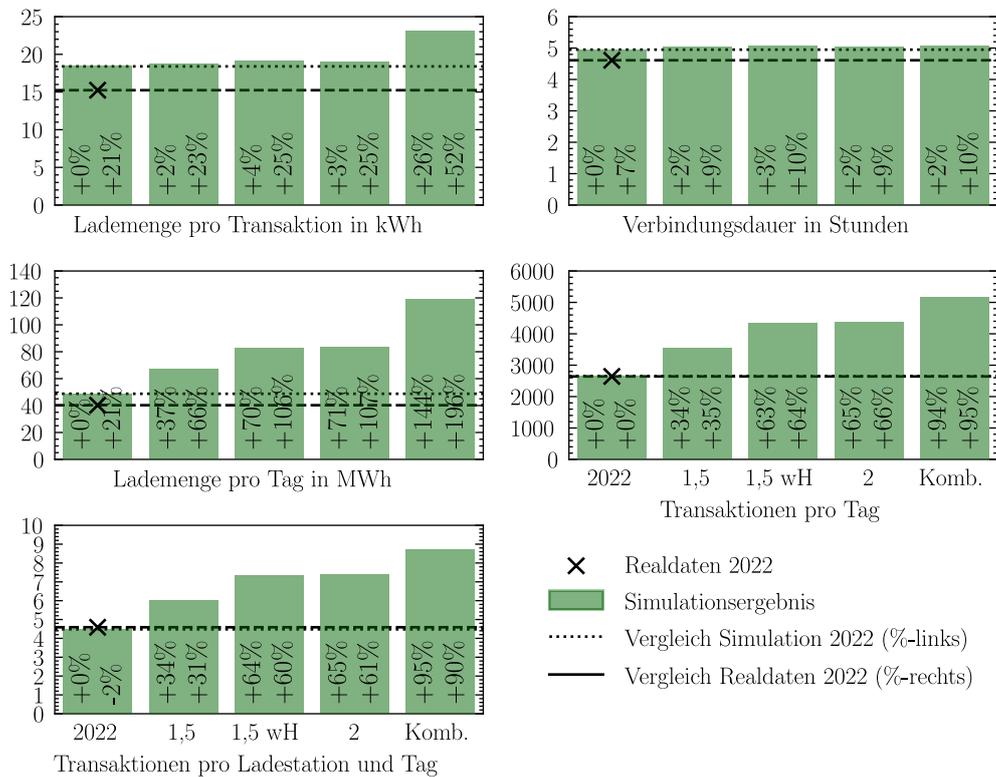


Abbildung 6.8: Übersicht über zentrale Kennzahlen der Extrapolationsszenarien

1,5-fache Nachfrage

Eine erste Skalierung der Zulassungszahl auf die anderthalbfache Menge an PEV gibt einen Eindruck der Wirkung eines kontinuierlichen Marktzuwachses bei ansonsten unverändertem Angebot an Ladeinfrastruktur im öffentlichen Bereich. In diesem Szenario wird die prozentuale Ausstattung mit Heimpladepunkten nicht verändert und es zeigt sich ein unveränderter Charakter von Ladevorgängen hinsichtlich Verbindungsdauer und Lademenge pro Transaktion. Veränderlich ist dagegen die tägliche Anzahl an realisierten

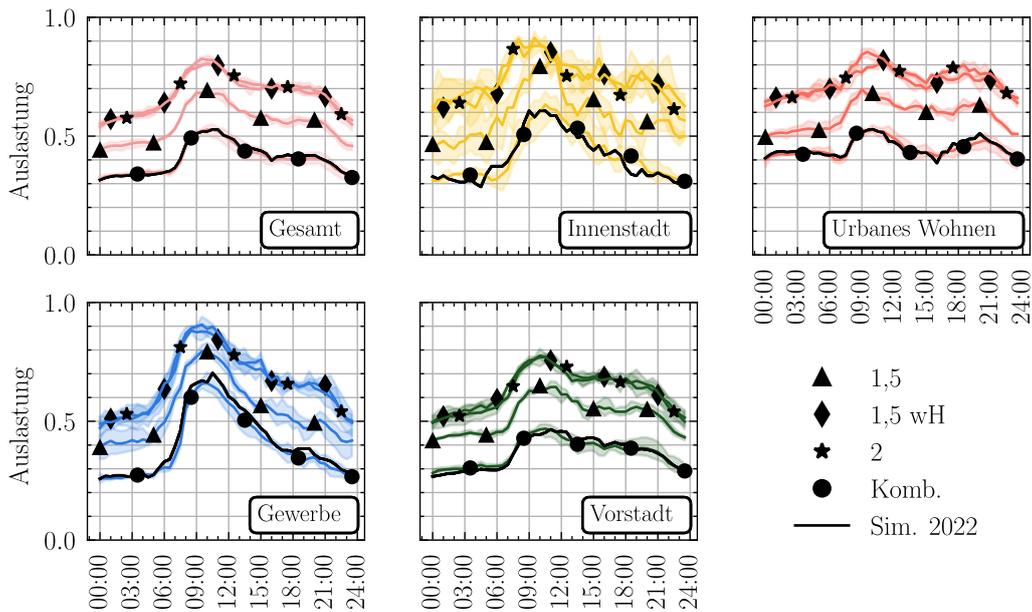


Abbildung 6.9: Übersicht über standortspezifische Auslastungen der Extrapolationsszenarien

Tabelle 6.3: Extrapolationsszenarien: Ladeanteile, Fehlversuche und gedeckte Nachfrage

	Anteil Ladezeit	Anteil Fehlversuche	Anteil gedeckte Nachfrage
Simulation 2022	66,9 %	6,3 %	90,4 %
1,5	67,0 %	11,6 %	89,0 %
1,5 wH	67,1 %	19,6 %	86,9 %
2	67,4 %	19,8 %	86,3 %
Komb.	71,8 %	4,8 %	85,7 %

Transaktionen, die um ein Drittel steigt. Gleichzeitig verdoppelt sich annähernd der Anteil an Fehlversuchen, wobei die Nachfragegedeckung im Szenario nur wenig sinkt. Insgesamt zeigt sich, dass selbst bei sich nicht ändernden technologischen Voraussetzungen die aktuelle Infrastruktur einer anderthalbfachen Zulassungszahl gerade noch begegnen kann. Regelmäßige punktuelle Überlasten sind aber im Innenstadtbereich und in der Nähe größerer gewerblich genutzter Flächen zu erwarten. Darüber hinaus führt in einem solchen Szenario eine Verringerung der Ausstattung mit Heimladepunkten in die Überlast, wie das folgende Extrapolationsszenario zeigt. Zusammen mit den Erkenntnissen aus dem Variationsszenario des nahezu unbegrenzten Angebots deutet sich ein minimaler Versorgungsbedarf zwischen diesen beiden Versorgungsverhältnissen an.

1,5-fache Nachfrage, weniger Heimplader

Ausgehend von der zuvor präsentierten, erhöhten Nachfrage wird ein weiteres Szenario untersucht, bei dem die Ausstattung mit Heimladepunkten reduziert wird. Es wird angenommen, dass nur noch 66 % der Fahrzeuge über private Heimladepunkte verfügen. Die Situation ergibt sich, wenn neu hinzukommende Nutzer zu größeren Teilen Laternenparker sind. Auch hier zeigt sich ein konstanter Charakter der realisierten Ladevorgänge, bedingt durch eine unveränderte technologische Ausgangslage und

maximale Standdauer. Gleichzeitig erhöht sich die tägliche Verbindungsanzahl um rund 60 %. Annähernd 20 % Fehlschläge zeigen deutlich, dass das Szenario mit regelmäßigen, mittleren Auslastungen über 80 % einen Überlastfall darstellt. Die Reduktion der gedeckten Nachfrage trotz gleicher Fahrzeugreichweiten deutet in dieselbe Richtung. Bei sich nicht ändernden technologischen Voraussetzungen kann die aktuelle Infrastruktur einer anderthalbfachen Nachfrage also nicht begegnen, wenn vermehrt Laternenparker hinzukommen. Regelmäßige Überlasten sind zu erwarten.

Doppelte Nachfrage

Im Szenario der doppelten Nachfrage zeigen sich in allen Metriken dieselben Ergebnisse wie im vorherigen Szenario mit anderthalbfacher Nachfrage und reduzierter Ausstattung mit Heimpladepunkten. Das Szenario verdeutlicht somit, dass eine Diskussion der notwendigen Versorgung mit öffentlichen Ladepunkten weniger im Verhältnis zu den Zulassungszahlen als vielmehr im Verhältnis zur Größe der Nutzergruppe ohne private Lademöglichkeiten geführt werden muss. In diesem Aspekt gleichen sich beide Szenarien, bei denen jeweils 25 PEV mit Zulassung in München und ohne private Heimplademöglichkeit auf einen öffentlichen Ladepunkt kommen. Genau wie das vorherige Szenario befindet sich das System mit regelmäßigen, hohen Auslastungen und vielen Fehlversuchen in der Überlast, übersteigt die Verhältnisse jedoch nicht zusätzlich.

Kombiniert: Doppelte Nachfrage, weniger Heimplader, erhöhte Reichweite

Im abschließenden, kombinierten Szenario wird dieselbe Zulassungsentwicklung untersucht wie zuvor. Gleichzeitig wird der Anteil von Fahrzeugen mit Lademöglichkeit zuhause reduziert, um eine wahrscheinliche, zukünftige Entwicklung einzufangen. Ebenso wird das Angebot an öffentlichen Ladepunkten linear mit der Elektrifizierungsquote erhöht, sodass die Versorgungsverhältnisse bezüglich der PEV ohne Lademöglichkeit zuhause zwischen dem Validierungsszenario 2022 und der anderthalbfachen Nachfrage liegen. Hinsichtlich der Gesamtzahl von verfügbaren Ladepunkten ergibt sich in diesem Szenario eine Ausstattungsquote von 89 %. Es wird im Gesamtsystem pro Elektrofahrzeug also weniger als ein Ladepunkt aufgewendet. Eine zeitlich absehbar passende Reichweitensteigerung auf 380 km wird ebenso angelegt. Im Resultat zeigt sich nahezu eine Verdoppelung der täglichen Transaktionen und die Auslastung bleibt auf dem Niveau von 2022. Gepaart mit einem geringen Anteil an Fehlversuchen in den Ladeplänen, ergibt sich eine gute Versorgung der zahlenmäßigen Ladenachfrage. Die energetische Ladenachfrage hingegen weist dasselbe Defizit auf wie die Erhöhung der Reichweite auf 500 km im Variationsszenario. An dieser Stelle zeigt sich erneut eine zu geringe Anzahl an induzierten Ladevorgängen während der Initialisierung und eine zu geringe maximale Standdauer. Wirtschaftlichkeit und Nutzbarkeit erhöhen sich mit der absehbaren Reichweitensteigerung abermals. Es zeichnet sich ab, dass vorerst auch bei sich verringernder Heimpladerquote eine lineare Skalierung der Angebotskapazitäten mit der Zulassungszahl ausreichend ist, weil der Status Quo noch über Spielräume verfügt und die Reichweitensteigerung die Auslastung senkt.

7 Diskussion

Im vorliegenden Kapitel werden die Inhalte dieser Dissertation aus verschiedenen Blickwinkeln diskutiert. Zunächst erfolgt eine kritische Beurteilung der eingesetzten Methoden, den bestehenden Limitierungen und den notwendigen Voraussetzungen für die Übertragbarkeit auf weitere Zielregionen. Schlussendlich wird die Belastbarkeit der Ergebnisse diskutiert und ein Gesamtfazit zur öffentlichen urbanen Normalladeinfrastruktur für Elektro-Pkw gezogen.

7.1 Methode

Im Bereich der statischen Analyse wird die Wichtigkeit einer bewussten Datenauswahl als Grundlage für die Kennzahlenbildung anhand der Überblicksdarstellung sowohl für München als auch für Hamburg durch diese Arbeit nachgewiesen. In diesem Aspekt hebt sich die Dissertation vom Stand der Technik ab, in dem vorwiegend einzelne lange oder zu kurze Beobachtungszeiträume betrachtet werden, was bestehende Marktdynamiken genauso wenig würdigt wie saisonale Unterschiede. Die gewählte Methode zur Erstellung repräsentativer Analysezeiträume berücksichtigt neben bekannten Einflussgrößen bestehender Analysen wie Wochentage, Ferien und die Corona-Pandemie auch die allgemeine Datenqualität. Hierbei ist zu beachten, dass Filterkriterien und konkrete Analysezeiträume manuell auf den Anwendungsfall abgestimmt sind. Die Wahl der Filtergrenzen für Verbindungsdauern und Energieüberträge beeinflusst alle nachgelagerten Analyseschritte. Es ist zu entscheiden, welche Transaktionen aufgrund ihrer Dauer als Datenfehler oder zumindest als zu wenig repräsentativ für die allgemeine Ladeinfrastrukturnutzung zu zählen sind. Durch eine zu geringe untere Analysegrenze bei Verbindungsdauern oder Energieüberträgen fallen reale Ladevorgänge aus der Analyse, wodurch Modelle auf eine zu geringe Auslastung kalibriert werden. Zusätzlich existieren in Realität auch immer wieder Phasen, in denen nicht die gesamte Ladeinfrastruktur betriebsbereit ist. Dieser Umstand wird in der vorliegenden Arbeit insofern berücksichtigt, als dass als Bezugsgröße für Auslastungen immer die Anzahl von Ladepunkten verwendet wird, die innerhalb eines Analysezeitraumes mindestens einen Ladevorgang verzeichnen. Ohne detaillierte Statusinformationen zur Betriebsbereitschaft ist die exakte Auslastung allerdings nicht zweifelsfrei zu bestimmen. Baustellen und Hardwaredefekte können so zu einer Überschätzung der zur Verfügung stehenden Ladepunkte führen. Ist die lokale Nutzung von Ladepunkten so gering oder die Analysezeiträume so kurz gewählt, dass einzelne Ladepunkte trotz Betriebsbereitschaft keine Ladevorgänge verzeichnen, wird die Auslastung hingegen künstlich überschätzt, weil die Bezugsgröße unterschätzt wird. Eine statistische Untersuchung dieser Zusammen-

hänge wird, genauso wie eine mögliche automatisierte Kalibrierung der Filtergrenzen, nicht betrachtet. In dieser Hinsicht entspricht das Vorgehen der vorliegenden Arbeit allerdings dem Stand der Technik.

Für die Analyse standortspezifischer Nutzungsmuster wird eine ausführliche Sammlung von Einflussfaktoren durchgeführt. Schlussendlich wird aber nur eine kleine Untermenge an Metriken für die Klassifikation von Standorten herangezogen. Die Auswahl der zu berücksichtigenden Einflussfaktoren erfolgt dabei anhand der Häufigkeit der Nennungen in verschiedenen Literaturquellen und nach Datenverfügbarkeit. Offen bleibt aufgrund des Vorgehens, ob andere oder weitere Metriken zu einer noch besseren Unterscheidung verschiedener Standorttypen führen. Nachgewiesen ist lediglich durch den Vergleich von Hamburg und München, dass für vier verschiedene Cluster von Standorttypen vier typische Nutzungsmuster gefunden werden können. Vorteilhaft an der eingesetzten Methodik ist allerdings, dass sie mit OSM, Zensus und Flächennutzungsplänen auf großflächig verfügbaren Daten aufbaut und dennoch die wirksame Unterscheidung verschiedener Nutzungsmuster ermöglicht. Die angesetzte Methodik ist darum nicht notwendigerweise optimal, liefert aber im Verhältnis zum Daten- und Modellierungsaufwand gute Ergebnisse.

Innerhalb der Systemsimulation werden konkrete Ladevorgänge abgewickelt. Hierbei werden im Gegensatz zur Realität einige methodische Vereinfachungen getroffen. Agenten ist beispielsweise kein Umparken während einer Aktivität möglich, der Einfluss unterschiedlicher Ladepreise wird vernachlässigt und es existiert keine Schnellladeinfrastruktur als Alternative im Modell. Hier bestehen Ansatzpunkte für eine mögliche Verbesserung. In der aktuellen Marktsituation erscheinen die getroffenen Vereinfachungen jedoch als plausibel, weil die existierende Ladeinfrastruktur hinsichtlich Preis und Zusammensetzung noch relativ homogen ist und das Umparken laut Nutzerumfragen allgemein nur ungern akzeptiert wird. Das Ladeverhalten wird vom Gesamtmodell in zwei Teile geteilt. Es erfolgt eine Entkopplung der energetischen Planung der Vorgangszahl und der Planung von Ladezeit und Ladeort zur Optimierung des Ladekomforts. Hierdurch wird insbesondere unterstellt, dass die Vorgangszahl beim Laden im öffentlichen Raum nicht abhängig von Komfortfaktoren ist. Es ist Agenten also beispielsweise nicht möglich, viele kurze Ladevorgänge an günstig gelegenen Ladeorten durchzuführen, um das Laden bei langen Aktivitäten mit langen Laufweiten zu vermeiden. Aufgrund bestehender Nutzerumfragen kann davon ausgegangen werden, dass reale Nutzer diese Entscheidung koppeln [61], auch wenn unklar ist, wie die genaue Entscheidungsfindung vonstattengeht. Einige weitere, gewichtige Kritikpunkte am gewählten Vorgehen ergeben sich aus der Generierung der simulierten Bevölkerung. Gewerbliche Fahrzeuge werden durch die eingesetzte Simulation nur zahlenmäßig, nicht aber mit eigenen Verhaltensmodellen berücksichtigt. Darüber hinaus werden Urlaubsfahrten, Tages- und Übernachtungsgäste von der Methodik nicht erfasst. Die gravierendste Annahme bei der Generierung der Ersatzbevölkerung ist die Trennbarkeit der Gesamtflotte in Fahrzeuge, die niemals öffentlich laden, weil sie zuhause laden können und solche, die ausschließlich öffentlich und gegebenenfalls bei der Arbeit laden. Durch diese Trennung der Bevölkerungsanteile erklärt das Modell die gesamte Nachfrage durch tatsächlich notwendige Ladevorgänge. In Realität kann auch ein gelegentliches Laden anderer Bevölkerungsgruppen stattfinden. Dieser Umstand erklärt, warum die Anzahl an La-

devorgängen in den Modellergebnissen tendenziell unterschätzt wird. Die Abbildung von realen PHEV als BEV stellt eine weitere Modellunschärfe dar, die zu einer nachweislichen Abweichung des Modells führt. Trotz vieler einzelner Unsicherheiten zeigt die Validierung die grundsätzliche Nützlichkeit der eingesetzten Simulationsmethodik auf. Aufgrund der Validierung verbleibt aber auch die Gewissheit, dass bei steigenden Batteriegrößen sowohl die Abweichungen durch die Abbildung realer PHEV als BEV zunehmen, als auch die Deckung der Nachfrage sinkt. Während der erstgenannte Fehler systematisch und kompensierbar ist, deutet die stets sinkende Nachfragedeckung auf eine unzureichende Einführung von Ladevorgängen während der Initialisierung hin. Insgesamt führen die eingesetzten Simulationstechniken prinzipbedingt also zu verwendbaren, aber nicht zu fehlerlosen Ergebnissen.

7.2 Übertragbarkeit und Limitierungen

Die Übertragbarkeit der statischen Analyse kann im Wesentlichen als gegeben betrachtet werden, insofern Realdatenaufzeichnungen vorliegen. Eine Einschränkung der regionalen Übertragbarkeit ergibt sich bei der standortspezifischen Analyse von Nutzungsmustern. Weil die Auswertung der stadtstrukturellen Variablen in Hamburg und München in etwa gleiche Wertebereiche ergibt, lassen sich mit demselben Klassifikator dieselben Standorttypen finden und beschreiben. Es kann nicht davon ausgegangen werden, dass dieses Vorgehen auch direkt auf Städte anderer Größen übertragbar ist. Eine Anpassung an Stadtgrößen steht aus.

Weitere Limitierungen und Einschränkungen der Übertragbarkeit ergeben sich für das Simulationsmodell der dynamischen Analyse. Weil das Systemmodell auf einer umfangreichen Verkehrssimulation basiert, sind die Berechnungsdauern für die präsentierten Szenarien verhältnismäßig lang. Dieses Problem wird bei wachsenden Fahrzeugflotten weiter verschärft. MATSim unterstützt kein effizientes Multi-Threading, wodurch vor allem die maximale Taktung einzelner Kerne der eingesetzten Hardware entscheidend ist. Hierdurch sind übliche Rechencluster weniger gut für die Skalierung der Simulation einsetzbar als bei anderen Modellen. Die Rechendauer einzelner Extrapolationsszenarien liegt trotz Verwendung einer Ersatzpopulation im Bereich mehrerer Tage. Infolgedessen ist eine vollfaktorielle Untersuchung aller wesentlichen Einflussfaktoren des Simulationsmodells nicht realistisch darstellbar. Zu simulierende Szenarien müssen daher gezielt ausgewählt und einzeln beurteilt werden. Zur Lösung dieses Umstandes kann zukünftig eine einfachere Event-diskrete Simulation eingesetzt werden, die das Verkehrsgeschehen nicht simuliert, sondern stattdessen lediglich den Verbrauch einzelner Fahrten bilanziert. Durch eine solche Umsetzung gehen allerdings auch die Vorteile der Kopplung mit einer Verkehrssimulation verloren: Eine Weiterentwicklung zum digitalen Stadtzwilling wäre nicht möglich und es erfolgt eine nicht standardisierte Einzelentwicklung.

Die Teilmodelle der existierenden Gesamtsystemsimulation bauen zu großen Teilen auf den empirischen Ladeverhaltensmodellen von Hipolito et al. [79] auf. Sie werden für die Initialisierung von Flotten-SoC und die Initialisierung von Ladeplänen verwendet. Eine wichtige Grundvoraussetzung für die Anwendbarkeit der Lademodelle ist die Annahme,

dass das Ladeverhalten von Nutzern unabhängig von der Batteriegröße im beschriebenen Zusammenhang zum prozentualen Ladezustand steht. Weil ansonsten keine andere Datenbasis vom SoC zum Ladestart vorliegt, kann die Gültigkeit dieser Annahme nicht verifiziert werden. Insbesondere ist zu beachten, dass die zugrundeliegende Datenbasis des stochastischen Lademodells zwar über eine große Stichprobengröße von 10000 Fahrzeugen verfügt, die Fahrzeuge allerdings nur eine verhältnismäßig kurze Reichweite von unter 150 km haben [79]. Die Bestätigung der beschriebenen Verhaltensmuster mit aktuelleren Fahrzeugtypen an einem anderen Beobachtungsort ist daher eine notwendige Voraussetzung zu einer perspektivischen Absicherung des verwendeten initialen Ladeverhaltensmodells. Limitiert ist die weitere Anwendung der präsentierten Methoden auch durch die Notwendigkeit von Aktivitäten-basierten Mobilitätsplänen als Modellinput. Derartige Verkehrsnachfragemodelle sind nicht überall verfügbar, komplexer als Trip-basierte Modelle und bedürfen aufwändiger Datenerhebungen auf Personenebene. Zu guter Letzt können Beobachtungsgebiete mit bereits heute stark heterogener Ladeinfrastruktur, bestehend aus vielen Schnell- und Normalladepunkten nicht abgebildet werden.

7.3 Fazit

Insgesamt zeigt die Anwendung des hybriden Vorgehensmodells auf die Stadt München eine gute Übereinstimmung zwischen Messdaten und simulierten Daten. Besonders mittlere Kennzahlen, Auslastungsmaxima und -minima werden in den Validierungszeiträumen mit geringen Abweichungen getroffen. Qualitative Auslastungsverläufe entsprechen den erwarteten Verläufen der Standorttypen nach der statischen Analyse weisen aber einige zeitliche Defizite und eine zu geringe Nutzung in den frühen Abendstunden auf. Insgesamt ist das kalibrierte Simulationsmodell gut als Erklärungsmodell für das Zustandekommen der beobachteten Nutzungsmuster geeignet und ermöglicht eine differenzielle Betrachtung verschiedener Variations- und Extrapolationsszenarien. Wichtige, aus Experteninterviews und Nutzerumfragen bekannte Einflussfaktoren auf das Nutzungsverhalten können mit dem Modell untersucht werden. Nicht geeignet ist das hier vorgestellte Vorgehensmodell für die Planung und Analyse von Einzelstandorten. Das gilt sowohl für die statische als auch für die dynamische und hybride Analyse. Vielmehr können systemische Aussagen und Handlungsempfehlungen abgeleitet werden.

Aus der Gesamtheit der Ergebnisse dieser Arbeit zeichnet sich ab, dass eine Analyse von urbaner Ladeinfrastruktur vor allem das Zusammenspiel von Batteriegröße, Elektrifizierungsquote und Heimpladerquote im Auge behalten muss. Sinnvolle Auslastungsquoten müssen auf den Anteil der Fahrzeugflotte ohne private Ladeinfrastruktur bezogen werden, statt auf die Gesamtzulassungen. Größenordnungsmäßig ist aufgrund der Simulationsergebnisse ein Verhältnis von deutlich weniger als eins zu zehn zwischen Zulassungen und Ladepunkten ausreichend. Die erhaltenen Ergebnisse deuten Bezug nehmend auf die tatsächlichen Nutzerkreise auf ein geeignetes Verhältnis von maximal 1:20. Bezogen auf die Zahl der Gesamtzulassungen kann sich dieses Verhältnis in unterschiedlichen Verhältnissen äußern, liegt aber in der Größenordnung 1:50,

was den positiven Systemeffekt geteilter Ladeinfrastruktur unterstreicht. Im simulierten Zukunftsszenario konnten insgesamt circa 10 % Ladepunkte bei der Versorgung der gesamten Fahrzeugflotte eingespart werden, wenn mehr Nutzer öffentlich laden. Aus der Wichtigkeit des tatsächlich auf öffentliche Ladung angewiesenen Teils der Flotte ergibt sich die Notwendigkeit eines systematischen Monitorings von Heimpladepunkten. Ohne diese Information ist eine Steuerung auch auf Basis der kontinuierlich überprüften Auslastungsverhältnisse möglich, doch durch einen reinen *Markt-Pull* bleiben Potenziale ungenutzt, weil die Anschaffung von Elektrofahrzeugen besonders für zukünftige Zielgruppen von einem gezielten Überschuss an Ladepunkten im öffentlichen Bereich abhängt. Die Ergebnisse zeigen somit, dass auch statische Analysen in Zukunft stärker das Marktumfeld berücksichtigen sollten. Hier spielen Zulassungszahlen, Ausstattungsquoten mit privaten Ladepunkten, Reichweiten und regulatorische Randbedingungen eine Rolle. Messungen müssen vermehrt in diesem Kontext betrachtet werden, um belastbare Aussagen zu treffen.

Hinsichtlich erlaubter Verbindungsdauern und Entwicklungen von Batteriegrößen im Bestand ergeben sich aus der Simulation weitere Handlungsempfehlungen. So reicht die durch Aktivitätslänge und maximale Verbindungsdauer vorgegebene Zeitspanne immer öfter nicht mehr aus, um Ladevorgänge abzuschließen, wenn Ladevorgänge weiterhin basierend auf dem SoC ausgelöst werden. Eine Erhöhung der effektiven Ladeleistung auf 22 kW für den Großteil der Fahrzeuge bietet hier eine mögliche Problemlösung, insofern Fahrzeughersteller bereit sind, entsprechende Ladegeräte zu verbauen. Wird der Bedarf nach fahrzeugseitig höheren Ladeleistungen ignoriert, können die Potenziale weiterer Reichweitensteigerungen nicht gehoben werden und die Auslastung der Ladeinfrastruktur erhöht sich durch neu induzierte Ladevorgänge. Darüber hinaus steigt der kollektive Komfortverlust durch weitere notwendige Lade- und Suchaktivitäten und Nutzer werden vermehrt während längeren Aktivitäten laden, um ihren Ladebedarf zu befriedigen. Eine Lösung bietet dann nur eine eigentlich unnötige Überdimensionierung der Normalladeinfrastruktur oder eine Verlagerung zunehmend hin zu Schnellladepunkten, die aber Nachteile wie Lastspitzen, höhere Endkundenpreise und dedizierte Ladeaktivitäten mit sich bringen. Eine weitere mögliche Lösung, die auch den Fahrzeugen im heutigen Bestand zugänglich ist, ist die Errichtung einer größeren 40 kW Ladeinfrastruktur basierend auf Gleichstrom. Hier ist vor allem die Investitionsbereitschaft aufseiten von Ladepunktbetreibern ausschlaggebend für weitere Handlungen. Eine Veränderung der maximal erlaubten Standdauer ist aus diesen Gründen derzeit auch nur nach oben sinnvoll, sollte aber erst bei Einschwingen des Gesamtmarktes erfolgen. Eine Reduktion der Standdauer kann nur für deutlich höhere Ladeleistungen überhaupt in Erwägung gezogen werden.

Abschließend muss die Relevanz der erhaltenen Ergebnisse diskutiert werden. Die vorgestellten Szenarien zeigen klar, dass bei den bestehenden Versorgungsverhältnissen mit privaten Ladepunkten die öffentliche Ladeinfrastruktur eine weit untergeordnete Rolle einnimmt. Schätzungsweise nur jeder fünfzigste Ladepunkt war Ende 2022 ein öffentlicher Ladepunkt. Darüber hinaus präferieren Nutzer klar die privaten Ladepunkte. Wenn die Ausstattung mit privaten Ladepunkten weiter vorangetrieben werden kann oder eine Verlagerung der öffentlichen Ladeinfrastruktur hin zu Schnellladepunkten stattfindet, wird die Bedeutung der Normalladeinfrastruktur, die im Fokus dieser Ar-

beit steht, weiter marginalisiert. Sie übernimmt dann einen verhältnismäßig geringen Anteil der Versorgung. Ihre Bedeutung für bestimmte zukünftige Kundengruppen ist jedoch entscheidend. Besonders für einen etwaigen Gebrauchtmittelmarkt mit Käufern, die zunehmend nicht über einen eigenen Stellplatz verfügen, ist die Verfügbarkeit öffentlicher Ladeinfrastruktur von Bedeutung. Die Zahlungsfähigkeit und -bereitschaft dieser Nutzergruppe reicht absehbar insbesondere nicht dafür aus, die notwendigen Margen für eine Schnellladeinfrastruktur im städtischen Raum aufzubringen. Sollen mit der Elektrifizierung tatsächlich Nachhaltigkeitsziele erreicht werden, nimmt die öffentliche Normalladeinfrastruktur also auch zukünftig eine wichtige Rolle ein. Fehlt sie, verkürzen sich Fahrzeuglebenszyklen und die Marktdurchdringung wird behindert. Gleiches gilt, wenn zunehmend Laternenparker für die Elektromobilität begeistert werden sollen. Laut MiD sind das immerhin 49 % aller Fahrzeuge in Metropolen. Es ist daher auch plausibel, dass der öffentlichen Ladeinfrastruktur für eine zunehmende Marktdurchdringung nach Erschließung der einfach zu hebenden Anfangspotenziale in absehbarer Zeit wieder eine größere Bedeutung zukommt. Diese steht dann vor allem am Scheideweg zwischen Normalladepunkten und Schnellladepunkten.

7.4 Zusammenfassung und Ausblick

Aufbauend auf dem Stand der Technik identifiziert die vorliegende Arbeit zwei wesentliche Teile der datenbasierten Analyse urbaner Ladeinfrastrukturen für Elektro-Pkw: Innerhalb der *statischen Analyse* liefern Experteninterviews, Nutzerumfragen und die Analyse realer Ladeprozessdaten Ansätze zur Hypothesenbildung und Systembeschreibung. Einfache Regressionen zwischen Ladenachfrage und stadtstrukturellen Merkmalen bereichern diesen Analysetyp genauso wie stochastische Verhaltensmodelle, die Erklärungsansätze für das Zustandekommen von Ladenachfrage liefern. In der *dynamischen Analyse* werden die empirischen Erkenntnisse aus der statischen Analyse zu Systemmodellen verknüpft, die eine detaillierte Variationsanalyse und Extrapolation unter Berücksichtigung des Wechselspiels von Angebot und Nachfrage ermöglichen. Eine neue Perspektive entsteht durch die gezielte Verknüpfung beider Analyseformen zu einem hybriden Vorgehensmodell, das es ermöglicht, Gesamtsystemmodelle zu validieren und Simulationsergebnisse mit den Methoden der statischen Analyse zu analysieren und einzuordnen. Dieses hybride Vorgehensmodell wird in der vorliegenden Arbeit auf die Stadt München angewendet, um Handlungsempfehlungen für die öffentliche Ladeinfrastruktur in der Stadt abzuleiten. Neben der Entwicklung eines Vorgehensmodells für die hybride Analyse werden reale Nutzungsdaten der öffentlichen Ladeinfrastrukturen in Hamburg und München für die Zeiträume 2020 bis 2022 gesammelt, aufbereitet, analysiert und verglichen. Das hierfür entwickelte Vorgehen würdigt alle bekannten Einflussfaktoren auf die Nutzung öffentlicher Ladepunkte durch eine gezielte Datenfilterung und Auswahl von Analysezeiträumen. Des Weiteren wird ein Vorgehen zur automatisierten Klassifikation von Ladestandorttypen präsentiert. Im Ergebnis der derart durchgeführten statischen Analyse zeigen sich Hinweise auf einen moderierenden Einfluss wachsender Batteriegrößen auf die Auslastung von Ladepunkten und eine mangelnde Ausnutzung der bestehenden Ressourcen zum Ende des Jahres 2022. Der

Vergleich der Städte Hamburg und München zeigt, dass eine Standzeitregulierung effektiv die mittlere Verbindungsdauer reduziert. Darüber hinaus können vier verschiedene Standorttypen mit jeweils charakteristischen Nutzungskennlinien identifiziert werden. Der Stand der Technik zur dynamischen Analyse wird um ein Ladeverhaltensmodell erweitert, das den Komfortexpectationen realer Nutzer genauso Rechnung trägt wie dem Wechselspiel aus Angebot und Nachfrage und der Energiebilanz in der gesamten Fahrzeugflotte. Das Simulationsmodell, das im Kern auf der weitverbreiteten Verkehrssimulation MATSim beruht, zeigt bei der Anwendung auf München eine gute Validität in Bezug auf mittlere Nutzungskennzahlen, Auslastungsmaxima und -minima. Diese Validität wird durch einen Vergleich mit den gesammelten Realdaten beurteilt. Eine abschließende Untersuchung von Variations- und Extrapolationsszenarien führt zu der Empfehlung, dass die Ladeinfrastruktur in München in Zukunft linear mit den Zulassungszahlen ausgebaut werden sollte, um ein Verhältnis von maximal 1:20 zwischen Fahrzeugen ohne private Lademöglichkeit zuhause und öffentlichen Ladepunkten einzuhalten. Für die Beurteilung dieses Verhältnisses ist es auch wichtig, ein kontinuierliches Monitoring der privaten Ladeinfrastruktur einzuführen. In zukünftigen Arbeiten können die Methoden und Ergebnisse der vorliegenden Dissertation erweitert werden. Das Modell, das bereits eine energetische Analyse von Ladevorgängen ermöglicht, kann für eine Beurteilung des Lastgangs der Ladeinfrastruktur berücksichtigt werden. So können vor allem Handlungsmöglichkeiten im Bereich des *Smart Charging* wie die Lastspitzenglättung analysiert werden. Eine weitere Möglichkeit ist die räumliche und zeitliche Übertragung der Methoden auf weitere Zielregionen. Ziel ist es, die Gültigkeit und Übertragbarkeit der beschriebenen Ergebnisse durch eine wiederkehrende Applikation und Validierung zu untersuchen. Die Anwendung des Vorgehensmodells auf mit konkreten Datumsangaben versehene Zukunftsszenarien bietet eine weitere mögliche Erweiterung. Während sich eine eigenständige Szenarioanalyse dem Umfang dieser Dissertation entzieht, können anderweitig hergeleitete Extrapolationsszenarien genutzt werden, um detaillierte Zukunftsszenarien genauer zu untersuchen. Eine Möglichkeit zur punktuellen methodischen Erweiterung findet sich im Einfügen von Schnellladepunkten, um zukunftssträchtige, heterogene Ladeinfrastrukturen abzubilden. Hierfür müssen die Agenten im Modell befähigt werden, zwischen nebenläufigen und primären Ladeprozessen abzuwägen. Dafür ist eine Berücksichtigung des Preises und die Umsetzung von nicht-linearen Ladekurven unabdingbar. Weitere Unschärfen des bestehenden Simulationsmodells können durch die Wahl eines verkehrlich größeren Beobachtungsgebietes, die Einführung von Tages- und Übernachtungsgästen und eine eigenständige Berücksichtigung von PHEV und Gewerbeverkehren beseitigt werden.

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1.1: Struktur der vorliegenden Arbeit	5
Abbildung 2.1: Typische Standorte und Nutzungskontexte von Ladeinfrastruktur Angelehnt an [31].....	9
Abbildung 2.2: Entwicklung von Anzahl und Verhältnis von elektrifizierten Fahrzeugen und öffentlichen Ladepunkten nach Typ in Deutschland Daten aus [43, 44].....	12
Abbildung 2.3: Entwicklung von Elektrifizierungsquoten in Deutschland, München und Hamburg Daten aus [43, 44]	13
Abbildung 2.4: Entwicklung von Anzahl und Verhältnis von elektrifizierten Fahrzeugen und öffentlichen Ladepunkten nach Typ in München und Hamburg Daten aus [43, 44]	13
Abbildung 2.5: Links: Empirischer Zusammenhang zwischen Ladestart-SoC und mittlerer relativer Tagesfahrweite r ; Rechts: Ladeverhaltensmodell Modelle und Darstellung nach Hipolito et al. [79].....	21
Abbildung 3.1: Überblick über das Vorgehen der vorliegenden Arbeit	33
Abbildung 3.2: Verfahrensschritte der Analyse historischer Ladedaten.....	34
Abbildung 3.3: Verfahrensschritte der raumstrukturellen Analyse	35
Abbildung 3.4: Überblick über die dynamische Analyse.....	36
Abbildung 3.5: Überblick über die hybride Analyse	37
Abbildung 3.6: Extrapolation: Fahrzeugbestand	40
Abbildung 4.1: Standorte für das öffentliche Normalladen im Stadtgebiet – München	45
Abbildung 4.2: Standorte für das öffentliche Normalladen im Stadtgebiet – Hamburg	46
Abbildung 4.3: Anzahl und Anteil aktiver Ladestationen pro Tag – München	47
Abbildung 4.4: Mittlere Verbindungsdauer pro Tag – München	47
Abbildung 4.5: Mittlere übertragene Energiemenge pro Vorgang – München	48
Abbildung 4.6: Anzahl der Verbindungsstarts pro Tag und Auswahl der Analysezeiträume – München	48
Abbildung 4.7: Analysezeiträume: Aktive Verbindungen und Auslastungen – München	49
Abbildung 4.8: Aktive Verbindungen und Auslastungen nach Wochentag – München	49
Abbildung 4.9: Aktive Verbindungen und Auslastungen an abstrahierten Kernwochentagen für jeden Analysezeitraum – München.....	50
Abbildung 4.10:Anzahl der Verbindungsstarts pro Tag und Auswahl der Analysezeiträume – Hamburg	51
Abbildung 4.11:Aktive Verbindungen und Auslastungen an abstrahierten Kernwochentagen für jeden Analysezeitraum – Hamburg.....	51

Abbildung 4.12:Verwendete Literaturtypen während der Literaturrecherche zur Bestimmung nutzungsrelevanter Standortfaktoren Angelehnt an [119]	54
Abbildung 4.13:Typische Argumentationslinien zur Wirkung nutzungsrelevanter Standortfaktoren auf die Nachfrage an einem Ladestandort Angelehnt an [119].....	55
Abbildung 4.14:Berechnung nutzungsrelevanter Standortfaktoren Angelehnt an [119]	57
Abbildung 4.15:Raumstrukturelle Eigenschaften klassifizierter Ladestandorte: Berechnung gemäß Abbildung 4.14, Radius des Einflussbereichs 200 m – München	58
Abbildung 4.16:Klassifizierte Ladestandorte im Stadtgebiet – München	59
Abbildung 4.17:Raumstrukturelle Eigenschaften klassifizierter Ladestandorte: Berechnung gemäß Abbildung 4.14, Radius des Einflussbereichs 200 m – Hamburg	60
Abbildung 4.18:Klassifizierte Ladestandorte im Stadtgebiet – Hamburg	60
Abbildung 4.19:Standortspezifische Eigenschaften von Ladevorgängen – München	62
Abbildung 4.20:Standortspezifische Nutzungsmuster in den Analysezeiträumen – München	63
Abbildung 4.21:Verbindungsdauer je Standorttyp – München.....	63
Abbildung 4.22:Standortspezifische Eigenschaften von Ladevorgängen – Hamburg Angelehnt an [119]	64
Abbildung 4.23:Standortspezifische Nutzungsmuster in den Analysezeiträumen – Hamburg	65
Abbildung 5.1: Architektur des entwickelten Simulationsframeworks.....	70
Abbildung 5.2: Angebotsmodellierung – Verteilung Ladepunkte nach Typen	72
Abbildung 5.3: Generierung einer künstlichen Bevölkerung für die Simulation	74
Abbildung 5.4: Nachfragemodellierung – Verteilung von Aktivitäten; Links: Aktivitätsprofil je Stadtteil; Rechts: Auf die Grundfläche bezogene Aktivitätsdichte pro Stadtteil relativ zum Stadtteil mit der höchsten Aktivitätsdichte (100 %).	75
Abbildung 5.5: Nachfragemodellierung – Verteilung von Aktivitäts-Startzeiten nach Typ	76
Abbildung 5.6: Simulation – Straßennetzwerk.....	77
Abbildung 5.7: Einbettung der Monte-Carlo Simulation zur Konstruktion initialer Ladepläne	81
Abbildung 5.8: Monte-Carlo Simulation zur Konstruktion initialer Ladepläne	82
Abbildung 5.9: Simulationsablauf UrbanEV – Ladeplananpassung und Iterationen Angelehnt an [140]	83
Abbildung 6.1: Validierung: Räumliche Verteilung von Ladevorgängen – Stadtteile	89
Abbildung 6.2: Validierung: Übersicht über zentrale KPI und absolute Abweichungen	90
Abbildung 6.3: Validierung: Abweichung der transferierten Energie durch Abbildung von PHEV als BEV	91
Abbildung 6.4: Validierung: Vergleich simulierter und realer Auslastungen (Übersicht)	92

Abbildung 6.5: Validierung: Vergleich simulierter und realer Auslastungen (Standorttypen).....	92
Abbildung 6.6: Übersicht über zentrale Kennzahlen der Variationsszenarien	94
Abbildung 6.7: Übersicht über standortspezifische Auslastungen der Variationsszenarien	95
Abbildung 6.8: Übersicht über zentrale Kennzahlen der Extrapolationsszenarien ..	98
Abbildung 6.9: Übersicht über standortspezifische Auslastungen der Extrapolationsszenarien	99
Abbildung A.1: Anzahl und Anteil aktiver Ladestationen pro Tag – Hamburg	xxvii
Abbildung A.2: Mittlere Verbindungsdauer pro Tag – Hamburg	xxvii
Abbildung A.3: Analysezeiträume: Aktive Verbindungen und Auslastungen – Hamburg.....	xxvii
Abbildung A.4: Aktive Verbindungen und Auslastungen nach Wochentag – Hamburg	xviii
Abbildung A.5: Verbindungsdauer je Standorttyp – Hamburg Angelehnt an [119] .	xxx

Tabellenverzeichnis

Tabelle 2.1:	Typische Ladeleistungen, -technologien und Bereiche des Normal- und Schnellladens gemäß Ladesäulenverordnung Angelehnt an [17]	8
Tabelle 2.2:	PEV-Spezifikationen nach Typ: Batteriegrößen, Reichweiten und Ladegeschwindigkeiten von BEV und PHEV Daten und Rechen- grundlagen aus [18, 26–29]	9
Tabelle 2.3:	Typische Eigenschaften realer Ladedaten in Prozessdarstellung und deren Zuordnung zu Analysezielen	17
Tabelle 2.4:	Übersicht über deskriptive Studien zu realen Nutzungsdaten von Ladeinfrastruktur	19
Tabelle 2.5:	Übersicht über agentenbasierte Modelle zur Simulation von Elektro- mobilität und Ladeinfrastruktur Angelehnt an [91]	27
Tabelle 3.1:	Übersicht über Variations- und Extrapolationsszenarien bei der Anwendung des hybriden Analysevorgehens auf die Stadt München	41
Tabelle 4.1:	Metadaten und Filterprozess – München	44
Tabelle 4.2:	Metadaten und Filterprozess – Hamburg	45
Tabelle 4.3:	Mittlere Kennzahlen der statischen Analyse – München	52
Tabelle 4.4:	Mittlere Kennzahlen der statischen Analyse – Hamburg	53
Tabelle 4.5:	Häufigkeit der genannten Kernaspekte bei der Identifikation nut- zungsrelevanter Standortfaktoren Angelehnt an [119]	55
Tabelle 4.6:	Nutzungsrelevante Standortfaktoren: Kernaspekte, Metriken und Datenquellen Angelehnt an [119]	56
Tabelle 4.7:	Anzahl Ladestandorte pro Standorttyp – München	58
Tabelle 4.8:	Anzahl Ladestandorte pro Standorttyp – Hamburg	59
Tabelle 5.1:	Simulation: Ladestationen nach Typ	71
Tabelle 5.2:	Validierungsszenarien: Eigenschaften des bestandsgewichteten mittleren Elektrofahrzeugs für die Simulation	80
Tabelle 5.3:	Simulation – Scoring-Parameter und Anwendung	85
Tabelle 5.4:	Simulation – Trainings-Parameter	87
Tabelle 5.5:	Parameter für die Szenarien der Validierung, Variation und Extrapo- lation; Alle Werte gerundet	88
Tabelle 5.6:	Ersatzbevölkerung und Versorgungsverhältnisse mit öffentlichen Ladepunkten; Alle Werte gerundet	88
Tabelle 6.1:	Validierungsszenarien: Ladeanteile, Fehlversuche und gedeckte Nachfrage	93
Tabelle 6.2:	Variationsszenarien: Ladeanteile, Fehlversuche und gedeckte Nach- frage	94

Tabelle 6.3: Extrapolationsszenarien: Ladeanteile, Fehlversuche und gedeckte Nachfrage 99

Tabelle A.1: Kernaspekte in Bezug auf nutzungsrelevante Standortfaktoren und Quellen, in denen sie genannt werden | Angelehnt an [119].....xxviii

Tabelle A.1: Kernaspekte in Bezug auf nutzungsrelevante Standortfaktoren und Quellen, in denen sie genannt werden | Angelehnt an [119].....xxix

Literaturverzeichnis

- [1] United Nations, „Paris Agreement: 2015,“ 2015. Verfügbar: https://treaties.un.org/pages/ViewDetails.aspx?src=TREATY&mtdsg_no=XXVII-7-d&chapter=27&clang=_en [aufgerufen am 01. 02. 2022].
- [2] J. Rockström et al., „A roadmap for rapid decarbonization,“ *Science (New York, N.Y.)*, Bd. 355, Rn. 6331, S. 1269–1271, 2017, DOI: 10.1126/science.aah3443.
- [3] Deutscher Bundestag, „Drucksache 19/27530: Deutsche Nachhaltigkeitsstrategie - Weiterentwicklung 2021,“ 2021.
- [4] Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit, „Klimaschutzplan 2050 - Klimaschutzpolitische Grundsätze und Ziele der Bundesregierung,“ 2016.
- [5] European Union, „Regulation No 443/2009 of the European Parliament; and of the Council: Regulation 443/2009,“ 2009.
- [6] M. Lienkamp et al., „Status Elektromobilität 2020: Das Endspiel nach der Corona-Krise,“ 2016. Verfügbar: https://www.researchgate.net/publication/341670568_Status_Elektromobilitat_2020_Das_Endspiel_nach_der_Corona-Krise [aufgerufen am 10. 02. 2024].
- [7] Statista. „Elektroautos - Anzahl angebotener Modelle weltweit 2020 | Statista,“ 2022. [Online]. Verfügbar: <https://de-statista-com.eaccess.ub.tum.de/statistik/daten/studie/1022304/umfrage/anzahl-angebotener-elektroautomodelle-weltweit/> [aufgerufen am 17. 03. 2022].
- [8] Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur, „Mobilität in Deutschland Ergebnisbericht,“ Bonn, 2018. Verfügbar: <https://www.bmvi.de/SharedDocs/DE/Artikel/G/mobilitaet-in-deutschland.html> [aufgerufen am 26. 02. 2020].
- [9] ADAC - Allgemeiner Deutscher Automobilclub e.V., „Herausforderungen für die Antriebswende: ADAC Befragungen zur kommunalen Infrastruktur für alternative Antriebe,“ 2020.
- [10] Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur, „Masterplan Ladeinfrastruktur der Bundesregierung,“ 2019.
- [11] Bundesregierung der Bundesrepublik Deutschland, „Masterplan Ladeinfrastruktur II,“ Bundesministerium für Digitales und Verkehr, 2022. Verfügbar: <https://nationale-leitstelle.de/wp-content/uploads/2022/10/Masterplan-LadeinfrastrukturII.pdf>.

- [12] BDEW - Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e.V., „Elektromobilität: Mehr als nur Autos: 10-Punkte-Plan für einen schnellen und stabilen Ladeinfrastruktur-Ausbau,“ 2021. Verfügbar: https://www.bdew.de/media/documents/BDEW_10-Punkte-Plan_zur_Elektromobilit%C3%A4t.pdf.
- [13] Nationale Plattform Zukunft der Mobilität, „Ergebnisbericht der Nationalen Plattform Zukunft der Mobilität: Ergebnisse aus drei Jahren NPM,“ 2021.
- [14] Verband der Automobilindustrie, „Positionspapier - Empfehlungen für einen erfolgreichen Hochlauf der Ladeinfrastruktur für Elektrofahrzeuge bis 2030,“ 2019.
- [15] J. Buberger et al., „Total CO₂-equivalent life-cycle emissions from commercially available passenger cars,“ *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Bd. 159, S. 112158, 2022, DOI: 10.1016/j.rser.2022.112158.
- [16] Deutscher Bundestag, „Verordnung über technische Mindestanforderungen an den sicheren und interoperablen Aufbau und Betrieb von öffentlich zugänglichen Ladepunkten für Elektromobile: Ladesäulenverordnung - LSV,“ 2016.
- [17] DKE - Deutsche Kommission Elektrotechnik Elektronik Informationstechnik in DIN und VDE, „Technischer Leitfaden Ladeinfrastruktur Elektromobilität: Version 4.1,“ 2023. Verfügbar: <https://www.dke.de/de/arbeitsfelder/mobility/technischer-leitfaden-ladeinfrastruktur-elektromobilitaet> [aufgerufen am 11. 02. 2024].
- [18] N. Wassiliadis et al., „Review of fast charging strategies for lithium-ion battery systems and their applicability for battery electric vehicles,“ *Journal of Energy Storage*, Bd. 44, S. 103306, 2021, DOI: 10.1016/j.est.2021.103306.
- [19] ADAC - Allgemeiner Deutscher Automobilclub e.V. „Autokatalog: Renault Zoe E-TECH Electric EV50 135hp,“ 2024. [Online]. Verfügbar: <https://www.adac.de/rund-ums-fahrzeug/autokatalog/marken-modelle/renault/zoe/1generation-facelift/325572/#technische-daten> [aufgerufen am 12. 02. 2024].
- [20] ADAC - Allgemeiner Deutscher Automobilclub e.V. „Autokatalog: VW ID.3 Pro S,“ 2024. [Online]. Verfügbar: <https://www.adac.de/rund-ums-fahrzeug/autokatalog/marken-modelle/vw/id3/1generation-facelift/326865/#technische-daten> [aufgerufen am 12. 02. 2024].
- [21] ADAC - Allgemeiner Deutscher Automobilclub e.V. „Autokatalog: Tesla Model 3,“ 2024. [Online]. Verfügbar: <https://www.adac.de/rund-ums-fahrzeug/autokatalog/marken-modelle/tesla/model-3/1generation-facelift/329535/#technische-daten> [aufgerufen am 12. 02. 2024].
- [22] ADAC - Allgemeiner Deutscher Automobilclub e.V. „Autokatalog: Ford Kuga 2.5 Plugin-Hybrid Graphite Tech Edition CVT,“ 2024. [Online]. Verfügbar: <https://www.adac.de/rund-ums-fahrzeug/autokatalog/marken-modelle/ford/kuga/iii/328225/#technische-daten> [aufgerufen am 12. 02. 2024].
- [23] ADAC - Allgemeiner Deutscher Automobilclub e.V. „Autokatalog: VW Passat Variant GTE DSG,“ 2024. [Online]. Verfügbar: <https://www.adac.de/rund-ums-fahrzeug/autokatalog/marken-modelle/vw/passat/b8-facelift/304134/#technische-daten> [aufgerufen am 12. 02. 2024].

- [24] ADAC - Allgemeiner Deutscher Automobilclub e.V. „Elektroauto und Ladeverluste,“ 2024. [Online]. Verfügbar: <https://www.adac.de/rund-ums-fahrzeug/elektromobilitaet/laden/ladeverluste-elektroauto-studie/> [aufgerufen am 10. 02. 2024].
- [25] A. König et al., „An Overview of Parameter and Cost for Battery Electric Vehicles,“ *World Electric Vehicle Journal*, Bd. 12, Rn. 1, S. 21, 2021, DOI: 10.3390/wevj12010021.
- [26] ADAC - Allgemeiner Deutscher Automobilclub e.V. „Elektroauto: Gibt es die ideale Batteriegröße?,“ 2024. [Online]. Verfügbar: <https://www.adac.de/rund-ums-fahrzeug/elektromobilitaet/kaufen/elektroauto-batterie-groesse/> [aufgerufen am 11. 02. 2024].
- [27] ADAC - Allgemeiner Deutscher Automobilclub e.V. „Plug-in-Hybrid: Modelle, Reichweiten, Kosten, Verbrauch,“ 2024. [Online]. Verfügbar: <https://www.adac.de/rund-ums-fahrzeug/autokatalog/marken-modelle/auto/plug-in-hybrid/> [aufgerufen am 13. 02. 2024].
- [28] GoingElectric. „Plug-in-Hybride: Übersicht und technische Daten,“ 2024. [Online]. Verfügbar: <https://www.goingelectric.de/wiki/Plug-in-Hybride-Uebersicht-und-technische-Daten/> [aufgerufen am 13. 02. 2024].
- [29] C. Daake, M. Cammerer und M. Hackmann. „P3 Charging Index: Vergleich der Schnellladefähigkeit verschiedener Elektrofahrzeuge aus Nutzerperspektive,“ 2024. [Online]. Verfügbar: https://www.p3-group.com/p3-charging-index-vergleich-der-schnellladefaehigkeit-verschiedener-elektrofahrzeuge-aus-nutzerperspektive_07-22/ [aufgerufen am 11. 02. 2024].
- [30] J. E. Anderson et al., „Real-world charging behavior and preferences of electric vehicles users in Germany,“ *International Journal of Sustainable Transportation*, Bd. 17, Rn. 9, S. 1032–1046, 2023, DOI: 10.1080/15568318.2022.2147041.
- [31] Nationale Plattform Elektromobilität, „Ladeinfrastruktur für Elektrofahrzeuge in Deutschland: Statusbericht und Handlungsempfehlungen 2015,“ 2015. Verfügbar: https://www.plattform-zukunft-mobilitaet.de/wp-content/uploads/2021/12/2015_Ladeinfrastruktur_fuer_Elektrofahrzeuge_in_Deutschland_Statusbericht_und_Handlungsempfehlungen.pdf [aufgerufen am 10. 02. 2024].
- [32] A. A. Visaria et al., „User preferences for EV charging, pricing schemes, and charging infrastructure,“ *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 165, S. 120–143, 2022, DOI: 10.1016/j.tra.2022.08.013.
- [33] Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur und NOW GmbH. „Ladebedarfe bis 2030 – StandortTOOL,“ 2022. [Online]. Verfügbar: <https://www.standorttool.de/strom/ladebedarfe/> [aufgerufen am 17. 03. 2022].
- [34] J. Helmus und R. van den Hoed, „Key Performance Indicators of Charging infrastructure,“ *World Electric Vehicle Journal*, Bd. 8, Rn. 4, S. 733–741, 2016, DOI: 10.3390/wevj8040733.

- [35] S. Á. Funke, T. Gnann und P. Plötz, „Addressing the Different Needs for Charging Infrastructure: An Analysis of Some Criteria for Charging Infrastructure Set-up,“ in *E-Mobility in Europe (Green Energy and Technology)*, W. Leal Filho und R. Kotter, Hrsg. Cham: Springer International Publishing, 2015, S. 73–90, ISBN: 978-3-319-13193-1. DOI: 10.1007/978-3-319-13194-8_4.
- [36] F. Molle, „Ermittlung und Auswertung von KPIs der öffentlichen Ladeinfrastruktur für batteriebetriebene Fahrzeuge am Beispiel der Stadt München,“ Semesterarbeit, Technische Universität München, 2020.
- [37] S. Krommes und D. Jelonnek, „Betreibermodelle für (halb-) öffentliche Ladeinfrastruktur,“ Fakultät für Wirtschaftsingenieurwesen, S. 52, 2019. Verfügbar: <https://opus4.kobv.de/opus4-rosenheim/frontdoor/index/index/docId/1304> [aufgerufen am 10. 02. 2024].
- [38] M. Anisimova, „Erweiterung einer agentenbasierten Simulation für die städtische Elektromobilität um ein Ladekostenmodul,“ Semesterarbeit, Technische Universität München, 2022.
- [39] C. Hecht, J. Figgenger und D. U. Sauer, „Analysis of electric vehicle charging station usage and profitability in Germany based on empirical data,“ *iScience*, Bd. 25, Rn. 12, S. 105634, 2022, DOI: 10.1016/j.isci.2022.105634.
- [40] R. Wolbertus und R. V. D. Hoed, „Charging station hogging : a data-driven analysis,“ 2017.
- [41] Bundesregierung, „Klimaschutzprogramm 2030 der Bundesregierung zur Umsetzung des Klimaschutzplans 2050: Drucksache 19/13900,“ 2019. Verfügbar: <https://dip.bundestag.de/drucksache/klimaschutzprogramm-2030-der-bundesregierung-zur-umsetzung-des-klimaschutzplans-2050/234889> [aufgerufen am 14. 02. 2024].
- [42] SPD, Bündnis 90/Die Grünen und FDP, „Mehr Fortschritt wagen – Bündnis für Freiheit, Gerechtigkeit und Nachhaltigkeit,“ 2021. Verfügbar: https://www.spd.de/fileadmin/Dokumente/Koalitionsvertrag/Koalitionsvertrag_2021-2025.pdf [aufgerufen am 18. 04. 2024].
- [43] Bundesnetzagentur. „Ladeinfrastruktur in Zahlen - Stand: 1. September 2023,“ 2024. [Online]. Verfügbar: https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Sachgebiete/Energie/Unternehmen_Institutionen/E_Mobilitaet/Ladesaeuleninfrastruktur.xlsx [aufgerufen am 13. 02. 2024].
- [44] Kraftfahrt-Bundesamt. „Bestand nach ausgewählten Merkmalen (FZ 27),“ 2024. [Online]. Verfügbar: https://www.kba.de/DE/Statistik/Produktkatalog/produkte/Fahrzeuge/fz27_b_uebersicht.html [aufgerufen am 13. 02. 2024].
- [45] C. Hecht, J. Figgenger und D. U. Sauer, „Simultaneity Factors of Public Electric Vehicle Charging Stations Based on Real-World Occupation Data,“ *World Electric Vehicle Journal*, Bd. 13, Rn. 7, S. 129, 2022, DOI: 10.3390/wevj13070129.
- [46] L. Adenaw und M. Lienkamp, „A Model for the Data-based Analysis and Design of Urban Public Charging Infrastructure,“ in *2020 Fifteenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER)*, 2020, S. 1–14, ISBN: 978-1-7281-5641-5. DOI: 10.1109/EVER48776.2020.9243147.

- [47] Z. Tang et al., „Optimal Siting of Electric Vehicle Charging Stations Based on Voronoi Diagram and FAHP Method,“ *Energy and Power Engineering*, Bd. 05, Rn. 04, S. 1404–1409, 2013, DOI: 10.4236/epe.2013.54B266.
- [48] S. Guo und H. Zhao, „Optimal site selection of electric vehicle charging station by using fuzzy TOPSIS based on sustainability perspective,“ *Applied Energy*, Bd. 158, S. 390–402, 2015, DOI: 10.1016/j.apenergy.2015.08.082.
- [49] Y. Wu et al., „Optimal Site Selection of Electric Vehicle Charging Stations Based on a Cloud Model and the PROMETHEE Method,“ *Energies*, Bd. 9, Rn. 3, S. 157, 2016, DOI: 10.3390/en9030157.
- [50] H. Zhao und N. Li, „Optimal Siting of Charging Stations for Electric Vehicles Based on Fuzzy Delphi and Hybrid Multi-Criteria Decision Making Approaches from an Extended Sustainability Perspective,“ *Energies*, Bd. 9, Rn. 4, S. 270, 2016, DOI: 10.3390/en9040270.
- [51] H. Wu und D. Niu, „Study on Influence Factors of Electric Vehicles Charging Station Location Based on ISM and FMICMAC,“ *Sustainability*, Bd. 9, Rn. 4, S. 484, 2017, DOI: 10.3390/su9040484.
- [52] M. Erbaş et al., „Optimal siting of electric vehicle charging stations: A GIS-based fuzzy Multi-Criteria Decision Analysis,“ *Energy*, Bd. 163, S. 1017–1031, 2018, DOI: 10.1016/j.energy.2018.08.140.
- [53] Stadt Hamburg, „Masterplan Ladeinfrastruktur,“ 2014. Verfügbar: <https://www.hamburg.de/contentblob/4479262/dcabd1a0157d6ac7c2ab1bfb06b22dc7/data/masterplan-ladeinfrastruktur.pdf> [aufgerufen am 01. 02. 2022].
- [54] A. Kindl et al., „SIMONE: Bedarfsorientiertes Verfahren zur Planung von Ladeinfrastruktur,“ 2015.
- [55] R. Philipsen, T. Schmidt und M. Ziefle, „A Charging Place to Be - Users' Evaluation Criteria for the Positioning of Fast-charging Infrastructure for Electro Mobility,“ *Procedia Manufacturing*, Bd. 3, S. 2792–2799, 2015, DOI: 10.1016/j.promfg.2015.07.742.
- [56] R. Philipsen et al., „Fast-charging station here, please! User criteria for electric vehicle fast-charging locations,“ *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, Bd. 40, S. 119–129, 2016, DOI: 10.1016/j.trf.2016.04.013.
- [57] R. Philipsen et al., „Running on empty – Users' charging behavior of electric vehicles versus traditional refueling,“ *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, Bd. 59, S. 475–492, 2018, DOI: 10.1016/j.trf.2018.09.024.
- [58] S. Wolff und R. Madlener, „Charged up? Preferences for Electric Vehicle Charging and Implications for Charging Infrastructure Planning,“ *SSRN Electronic Journal*, 2019, DOI: 10.2139/ssrn.3491629.
- [59] S. Hardman et al., „A review of consumer preferences of and interactions with electric vehicle charging infrastructure,“ *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 62, S. 508–523, 2018, DOI: 10.1016/j.trd.2018.04.002.

- [60] G. Brückmann und T. Bernauer, „An experimental analysis of consumer preferences towards public charging infrastructure,“ *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 116, S. 103626, 2023, DOI: 10.1016/j.trd.2023.103626.
- [61] U. e. Hanni, T. Yamamoto und T. Nakamura, „An Analysis of Electric Vehicle Charging Intentions in Japan,“ *Sustainability*, Bd. 16, Rn. 3, S. 1177, 2024, DOI: 10.3390/su16031177.
- [62] J. Globisch et al., „Consumer preferences for public charging infrastructure for electric vehicles,“ *Transport Policy*, Bd. 81, S. 54–63, 2019, DOI: 10.1016/j.tranpol.2019.05.017.
- [63] Y.-Y. Wang et al., „Consumer Preferences for Electric Vehicle Charging Infrastructure Based on the Text Mining Method,“ *Energies*, Bd. 14, Rn. 15, S. 4598, 2021, DOI: 10.3390/en14154598.
- [64] M. Zähringer, T. Junior und L. Adenaw, „Watt matters most – Survey data results of private passenger vehicle owners and commercial vehicle drivers,“ *Data in Brief*, S. 109942, 2023, DOI: 10.1016/j.dib.2023.109942.
- [65] R. Wolbertus, R. van den Hoed und S. Maase, „Benchmarking Charging Infrastructure Utilization,“ *World Electric Vehicle Journal*, Bd. 8, Rn. 4, S. 754–771, 2016, DOI: 10.3390/wevj8040754.
- [66] J. R. Helmus et al., „Assessment of public charging infrastructure push and pull rollout strategies: The case of the Netherlands,“ *Energy Policy*, Bd. 121, S. 35–47, 2018, DOI: 10.1016/j.enpol.2018.06.011.
- [67] J. R. Helmus, M. H. Lees und R. van den Hoed, „A data driven typology of electric vehicle user types and charging sessions,“ *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Bd. 115, S. 102637, 2020, DOI: 10.1016/j.trc.2020.102637.
- [68] M. K. Gerritsma et al., „Flexibility of Electric Vehicle Demand: Analysis of Measured Charging Data and Simulation for the Future,“ *World Electric Vehicle Journal*, Bd. 10, Rn. 1, S. 14, 2019, DOI: 10.3390/wevj10010014.
- [69] R. Wolbertus et al., „Fully charged: An empirical study into the factors that influence connection times at EV-charging stations,“ *Energy Policy*, Bd. 123, S. 1–7, 2018, DOI: 10.1016/j.enpol.2018.08.030.
- [70] C. Hecht et al., „Representative, empirical, real-world charging station usage characteristics and data in Germany,“ *eTransportation*, Bd. 6, S. 100079, 2020, DOI: 10.1016/j.etrans.2020.100079.
- [71] C. Hecht et al., „Standard Load Profiles for Electric Vehicle Charging Stations in Germany Based on Representative, Empirical Data,“ *Energies*, Bd. 16, Rn. 6, S. 2619, 2023, DOI: 10.3390/en16062619.
- [72] P. A. Friese et al., „Charging Point Usage in Germany—Automated Retrieval, Analysis, and Usage Types Explained,“ *Sustainability*, Bd. 13, Rn. 23, S. 13046, 2021, DOI: 10.3390/su132313046.

- [73] M. Fischer et al., „Charging or Idling: Method for Quantifying the Charging and the Idle Time of Public Charging Stations,“ *Transportation Research Board, 101st Annual Meeting*, Bd. 2022.
- [74] P. Weldon et al., „An investigation into usage patterns of electric vehicles in Ireland,“ *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 43, S. 207–225, 2016, DOI: 10.1016/j.trd.2015.12.013.
- [75] P. Morrissey, P. Weldon und M. O’Mahony, „Future standard and fast charging infrastructure planning: An analysis of electric vehicle charging behaviour,“ *Energy Policy*, Bd. 89, S. 257–270, 2016, DOI: 10.1016/j.enpol.2015.12.001.
- [76] A. Almaghrebi et al., „Analysis of User Charging Behavior at Public Charging Stations,“ in *2019 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC)*, 2019, S. 1–6, DOI: 10.1109/ITEC.2019.8790534.
- [77] B. Borlaug et al., „Public electric vehicle charging station utilization in the United States,“ *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 114, S. 103564, 2023, DOI: 10.1016/j.trd.2022.103564.
- [78] A. Saldarini et al., „Assessing Electric Vehicle Charging Patterns: A Comprehensive Analysis of Charging Stations Usage,“ in *2023 12th International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA)*, 2023, S. 128–133, DOI: 10.1109/ICRERA59003.2023.10269386.
- [79] F. Hipolito, C. A. Vandet und J. Rich, „Charging, steady-state SoC and energy storage distributions for EV fleets,“ *Applied Energy*, Bd. 317, S. 119065, 2022, DOI: 10.1016/j.apenergy.2022.119065.
- [80] I. Frade et al., „Optimal Location of Charging Stations for Electric Vehicles in a Neighborhood in Lisbon, Portugal,“ *Transportmetrica A: Transport Science*, Bd. 2252, Rn. 1, S. 91–98, 2011, DOI: 10.3141/2252-12.
- [81] T. Niels et al., „Model-based optimization of public charging infrastructure planning in rural areas,“ *Transportation Research Procedia*, Bd. 41, S. 342–353, 2019, DOI: 10.1016/j.trpro.2019.09.056.
- [82] M. Straka und L. Buzna, „Preprocessing of GIS data for electric vehicle charging stations analysis and evaluation of the predictors significance,“ *Transportation Research Procedia*, Bd. 40, S. 1583–1590, 2019, DOI: 10.1016/j.trpro.2019.07.219.
- [83] M. Straka et al., „Predicting Popularity of Electric Vehicle Charging Infrastructure in Urban Context,“ *IEEE Access*, Bd. 8, S. 11315–11327, 2020, DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2965621.
- [84] M. Straka, L. Buzna und G. van der Poel, „Impact of Charging Infrastructure Surroundings on Temporal Characteristics of Electric Vehicle Charging Sessions,“ in *Intelligent Transport Systems, From Research and Development to the Market Uptake* (Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social Informatics and Telecommunications Engineering). Bd. 364, A. L. Martins et al., Hrsg. Cham: Springer International Publishing, 2021, S. 160–174, ISBN: 978-3-030-71453-6. DOI: 10.1007/978-3-030-71454-3_10.

- [85] N. Andrenacci, R. Ragona und G. Valenti, „A demand-side approach to the optimal deployment of electric vehicle charging stations in metropolitan areas,“ *Applied Energy*, Bd. 182, S. 39–46, 2016, DOI: 10.1016/j.apenergy.2016.07.137.
- [86] M. Schübler, T. Niels und K. Bogenberger, „Model-based estimation of private charging demand at public charging stations,“ *European Journal of Transport and Infrastructure Research*, Bd. 17, Rn. 1, S. 153–169, 2017, DOI: 10.18757/ejtir.2017.17.1.3185.
- [87] T. Niels et al., „Modellbasiertes Vorgehen zur Ermittlung von Standorten öffentlicher Ladeinfrastruktur – Methodik und Anwendung am Fallbeispiel Landkreis München,“ *Straßenverkehrstechnik*, 2020.
- [88] V. Viswanathan et al., „Simulation-assisted exploration of charging infrastructure requirements for electric vehicles in urban environments,“ *Journal of Computational Science*, Bd. 12, S. 1–10, 2016, DOI: 10.1016/j.jocs.2015.10.012.
- [89] M. Fischer et al., „Simulation-Based Evaluation of Charging Infrastructure Concepts: The Park and Ride Case,“ *World Electric Vehicle Journal*, Bd. 13, Rn. 8, S. 151, 2022, DOI: 10.3390/wevj13080151.
- [90] J. R. Helmus, M. H. Lees und R. van den Hoed, „A validated agent-based model for stress testing charging infrastructure utilization,“ *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 159, S. 237–262, 2022, DOI: 10.1016/j.tra.2022.03.028.
- [91] L. Adenaw und M. Lienkamp, „Multi-Criteria, Co-Evolutionary Charging Behavior: An Agent-Based Simulation of Urban Electromobility,“ *World Electric Vehicle Journal*, Bd. 12, Rn. 1, S. 18, 2021, DOI: 10.3390/wevj12010018.
- [92] F. J. Marquez-Fernandez et al., „Using Multi-Agent Transport Simulations to Assess the Impact of EV Charging Infrastructure Deployment,“ *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 82, S. 1–6, 2015, DOI: 10.1109/ITEC.2019.8790518.
- [93] J. Bischoff und M. Maciejewski, „Agent-based Simulation of Electric Taxicab Fleets,“ *Transportation Research Procedia*, Bd. 4, S. 191–198, 2014, DOI: 10.1016/j.trpro.2014.11.015.
- [94] J. Bischoff et al., „Impacts of vehicle fleet electrification in Sweden – a simulation-based assessment of long-distance trips,“ in *2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, 2019, ISBN: 978-1-5386-7024-8. DOI: 10.1109/MTITS.2019.8883384.
- [95] C. Zhuge und C. Shao, „Agent-Based Modelling of Locating Public Transport Facilities for Conventional and Electric Vehicles,“ *Networks and Spatial Economics*, Bd. 18, Rn. 4, S. 875–908, 2018, DOI: 10.1007/s11067-018-9412-3.
- [96] Y. Liao et al., „Impacts of charging behavior on BEV charging infrastructure needs and energy use,“ *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 116, S. 103645, 2023, DOI: 10.1016/j.trd.2023.103645.

- [97] Z. Yi et al., „An agent-based modeling approach for public charging demand estimation and charging station location optimization at urban scale,“ *Computers, Environment and Urban Systems*, Bd. 101, S. 101949, 2023, DOI: 10.1016/j.compenvurbsys.2023.101949.
- [98] J. Widmann, M. Weist und O. Sawodny, „A Transport Simulation-Based Analysis of Charging Station Occupation for Long-Distance Route Planning of Battery Electric Vehicles,“ in *2023 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII)*, 2023, S. 1–6, DOI: 10.1109/SII55687.2023.10039170.
- [99] R. M. Jahn et al., „Methodology for Determining Charging Strategies for Urban Private Vehicles based on Traffic Simulation Results,“ *Procedia Computer Science*, Bd. 170, S. 751–756, 2020, DOI: 10.1016/j.procs.2020.03.160.
- [100] Y. Wu et al., „Optimizing Electric Vehicle Charging Infrastructure on Highways: A Multi-Agent-Based Planning Approach,“ *Sustainability*, Bd. 15, Rn. 18, S. 13634, 2023, DOI: 10.3390/su151813634.
- [101] B. Jäger, C. Hahn und M. Lienkamp, „An Evolutionary Algorithm for an Agent-Based Fleet Simulation Focused on Electric Vehicles,“ in *2016 International Conference on Collaboration Technologies and Systems (CTS)*, 2016, S. 457–464, DOI: 10.1109/CTS.2016.0087.
- [102] P. Hidalgo et al., „Mobility Model for the Estimation of the Spatiotemporal Energy Demand of Battery Electric Vehicles in Singapore,“ in *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems*, 2015, S. 578–583, ISBN: 978-1-4673-6596-3. DOI: 10.1109/ITSC.2015.101.
- [103] B. Jäger, F. M. M. Agua und M. Lienkamp, „Agent-based simulation of a shared, autonomous and electric on-demand mobility solution,“ in *2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2017, S. 250–255, DOI: 10.1109/ITSC.2017.8317947.
- [104] B. Jäger, M. Wittmann und M. Lienkamp, „Agent-based Modeling and Simulation of Electric Taxi Fleets,“ in *6. Conference on Future Automotive Technology 2017*.
- [105] F. Klügl und A. L. C. Bazzan, „Agent-Based Modeling and Simulation,“ *AI Magazine*, Bd. 33, Rn. 3, S. 29, 2012, DOI: 10.1609/aimag.v33i3.2425.
- [106] Y. Zhang und J. Tan, „A data-driven approach of layout evaluation for electric vehicle charging infrastructure using agent-based simulation and GIS,“ *SIMULATION*, 2023, DOI: 10.1177/00375497231209996.
- [107] K. Chaudhari et al., „Agent-Based Aggregated Behavior Modeling for Electric Vehicle Charging Load,“ *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, Bd. 15, Rn. 2, S. 856–868, 2019, DOI: 10.1109/TII.2018.2823321.
- [108] T. Sweda und D. Klabjan, „An agent-based decision support system for electric vehicle charging infrastructure deployment,“ in *2011 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference* DOI: 10.1109/VPPC.2011.6043201.

- [109] R. Bi et al., „Influence of Charging Behaviour Given Charging Station Placement at Existing Petrol Stations and Residential Car Park Locations in Singapore,“ *Procedia Computer Science*, Bd. 80, S. 335–344, 2016, DOI: 10.1016/j.procs.2016.05.347.
- [110] R. Bi et al., „A simulation-based heuristic for city-scale electric vehicle charging station placement,“ in *2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2017, S. 1–7, ISBN: 978-1-5386-1526-3. DOI: 10.1109/ITSC.2017.8317680.
- [111] M. Pagani et al., „User behaviour and electric vehicle charging infrastructure: An agent-based model assessment,“ *Applied Energy*, Bd. 254, S. 113680, 2019, DOI: 10.1016/j.apenergy.2019.113680.
- [112] A. Bakhtiari, A. U. Z. Patwary und F. Ciari, „Electric Vehicle Charging Pricing Design for Agent-Based Traffic Microsimulation,“ *Procedia Computer Science*, Bd. 220, S. 755–762, 2023, DOI: 10.1016/j.procs.2023.03.100.
- [113] F. Straub und D. Göhlich, „Modelling and Simulation of a fully Electrified Urban Private Transport - a case Study for Berlin, Germany,“ in *2023 IEEE Transportation Electrification Conference & Expo (ITEC)*, 2023, S. 1–8, DOI: 10.1109/ITEC55900.2023.10187037.
- [114] H. Zhang et al., „Charging infrastructure demands of shared-use autonomous electric vehicles in urban areas,“ *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 78, S. 102210, 2020, DOI: 10.1016/j.trd.2019.102210.
- [115] Z. Feng, Q. Zhao und A. Heppenstall, „Understanding the Complex Behaviours of Electric Vehicle Drivers with Agent-Based Models in Glasgow,“ in *12th International Conference on Geographic Information Science (GIScience 2023)*, 2023, 29:1–29:6, ISBN: 978-3-95977-288-4. DOI: 10.4230/LIPIcs.GIScience.2023.29.
- [116] Geofabrik GmbH and OpenStreetMap Contributors. „OSM-Daten Oberbayern,“ 2024. [Online]. Verfügbar: <https://download.geofabrik.de/europe/germany/bayern/oberbayern.html> [aufgerufen am 19. 01. 2024].
- [117] Statistisches Bundesamt. „Zensus 2011: Bevölkerung im 100 Meter-Gitter,“ 2022. [Online]. Verfügbar: <https://www.zensus2011.de/DE/Home/Aktuelles/DemografischeGrunddaten.html?nn=559100> [aufgerufen am 18. 01. 2022].
- [118] Stadt München. „Digitaler Flächennutzungsplan der Landeshauptstadt München,“ 2020. [Online]. Verfügbar: <http://maps.muenchen.de/plan/flaechennutzungsplan> [aufgerufen am 26. 02. 2020].
- [119] L. Adenaw und S. Krapf, „Placing BEV Charging Infrastructure: Influencing Factors, Metrics, and Their Influence on Observed Charger Utilization,“ *World Electric Vehicle Journal*, Bd. 13, Rn. 4, S. 56, 2022, DOI: 10.3390/wevj13040056.
- [120] Professorship of Modeling Spatial Mobility. „MiTO: Github Repository,“ 2020. [Online]. Verfügbar: <https://github.com/msmobility/mito> [aufgerufen am 06. 11. 2020].
- [121] R. Moeckel et al., „Agent-Based Simulation to Improve Policy Sensitivity of Trip-Based Models,“ *Journal of Advanced Transportation*, Bd. 2020, S. 1–13, 2020, DOI: 10.1155/2020/1902162.

- [122] L. Adenaw und Q. Bachmeier, „Generating Activity-Based Mobility Plans from Trip-Based Models and Mobility Surveys,“ *Applied Sciences*, Bd. 12, Rn. 17, S. 8456, 2022, DOI: 10.3390/app12178456.
- [123] Q. Bachmeier, „Development and Validation of a Data-Driven Method for Generating Activity-Based Mobility Plans from Trip-Based Data and Application Thereof in Agent-Based Simulation of Electric Mobility in the City of Munich,“ Masterarbeit, Technische Universität München, 2022.
- [124] ADAC - Allgemeiner Deutscher Automobilclub e.V. „ADAC - Autokatalog,“ 2024. [Online]. Verfügbar: <https://www.adac.de/rund-ums-fahrzeug/autokatalog/> [aufgerufen am 12.02.2024].
- [125] L. Adenaw und J. Drost. „UrbanEV,“ [Online]. Verfügbar: <https://github.com/TUMFTM/urbanev>.
- [126] Freie und Hansestadt Hamburg, Behörde für Verkehr und Mobilitätswende. „Transparenzportal Hamburg: Elektro Ladestandorte Hamburg,“ 2022. [Online]. Verfügbar: <https://suche.transparenz.hamburg.de/dataset/elektro-ladestandorte-hamburg26> [aufgerufen am 18.01.2022].
- [127] GovData.de. „Datenlizenz Deutschland – Namensnennung – Version 2.0,“ 2024. [Online]. Verfügbar: <https://www.govdata.de/dl-de/by-2-0> [aufgerufen am 27.01.2024].
- [128] DIN SPEC 91286:2011-11, 2021.
- [129] H. Helms et al., „Energieverbrauch von Elektroautos (BEV),“ 2022. Verfügbar: https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/479/publikationen/texte_160-2022_energieverbrauch_von_elektroautos.pdf [aufgerufen am 27.01.2024].
- [130] L. Adenaw und S. Krapf. „Hamburg Public Charging Station Utilization,“ [Online]. Verfügbar: <https://github.com/TUMFTM/Hamburg-Public-Charging-Station-Utilization>.
- [131] geofabrik.de. „OSM-Downloadserver: Hamburg,“ 2022. [Online]. Verfügbar: <https://download.geofabrik.de/europe/germany/hamburg.html> [aufgerufen am 18.01.2022].
- [132] The PostgreSQL Global Development Group. „PostgreSQL: The World’s Most Advanced Open Source Relational Database,“ 2024. [Online]. [aufgerufen am 16.02.2024].
- [133] PostGIS PSC & OSGeo. „PostGIS - About PostGIS,“ 2024. [Online]. Verfügbar: <https://postgis.net/> [aufgerufen am 16.02.2024].
- [134] T. Kosmata, „Datenbasierte Entwicklung und Evaluation eines generativen Modells für künstliche Mobilitätspläne,“ Masterarbeit, Technische Universität München, 2019.
- [135] M. Peric, „Entwicklung eines Generators für künstliche Mobilitätspläne in München,“ Semesterarbeit, Technische Universität München, 2019.
- [136] K. Hartmann, „Modelling of Electric Vehicle Users’ Charging Behavior,“ Semesterarbeit, Technische Universität München, 2020.

- [137] J. Drosten, „Entwicklung einer agentenbasierten Simulationsumgebung für die städtische Elektromobilität,“ Semesterarbeit, Technische Universität München, 2020.
- [138] L. Berchtold, „Aufbau einer agentenbasierten Simulation für städtische E-Mobilität,“ Semesterarbeit, Technische Universität München, 2020.
- [139] MATSim Community. „matsim-libs: Github Repository,“ 2020. [Online]. Verfügbar: <https://github.com/matsim-org/matsim-libs> [aufgerufen am 15. 10. 2020].
- [140] A. Horni, K. Nagel und K. W. Axhausen, *The Multi-Agent Transport Simulation MATSim*, Ubiquity Press, 2016, DOI: 10.5334/baw.
- [141] MATSim Community. „ev-contrib: Github Repository,“ 2020. [Online]. Verfügbar: <https://github.com/matsim-org/matsim-libs/tree/master/contribs/ev/src/main/java/org/matsim/contrib/ev> [aufgerufen am 15. 10. 2020].
- [142] D. W. Scott, *Multivariate density estimation: theory, practice, and visualization*, John Wiley & Sons, 2015.
- [143] Patrick Plötz et al., „Real-world usage of plug-in hybrid vehicles in Europe: A 2022 update on fuel consumption, electric driving, and CO2 emissions,“ 2022. Verfügbar: <https://theicct.org/wp-content/uploads/2022/06/real-world-phev-use-jun22-1.pdf> [aufgerufen am 22. 02. 2024].
- [144] United Nations, „Addendum 153 – UN Regulation No. 154 – WLTP Specifications,“ Rep. E/ECE/TRANS/505/Rev.3/Add.153, 2021. Verfügbar: <https://unece.org/sites/default/files/2021-08/R154e.pdf> [aufgerufen am 18. 04. 2024].
- [145] C. Eisenmann et al., *Verkehr in Zahlen 2022/2023*, (Verkehr in Zahlen). Bd. 51, Kraftfahrt-Bundesamt, 2022. Verfügbar: <https://elib.dlr.de/192648/> [aufgerufen am 22. 02. 2024].
- [146] K. T. Geurs und B. van Wee, „Accessibility evaluation of land-use and transport strategies: review and research directions,“ *Journal of Transport Geography*, Bd. 12, Rn. 2, S. 127–140, 2004, DOI: 10.1016/j.jtrangeo.2003.10.005.
- [147] F. Pallonetto et al., „A Framework for Analysis and Expansion of Public Charging Infrastructure under Fast Penetration of Electric Vehicles,“ *World Electric Vehicle Journal*, Bd. 11, Rn. 1, S. 18, 2020, DOI: 10.3390/wevj11010018.
- [148] R. Pagany, L. Ramirez Camargo und W. Dorner, „A review of spatial localization methodologies for the electric vehicle charging infrastructure,“ *International Journal of Sustainable Transportation*, Bd. 13, Rn. 6, S. 433–449, 2019, DOI: 10.1080/15568318.2018.1481243.
- [149] R. Pagany, A. Marquardt und R. Zink, „Electric Charging Demand Location Model—A User- and Destination-Based Locating Approach for Electric Vehicle Charging Stations,“ *Sustainability*, Bd. 11, Rn. 8, S. 2301, 2019, DOI: 10.3390/su11082301.
- [150] NOW GmbH. „Tank- und Ladeinfrastruktur - Öffentlicher Bereich - Kommunen - Standortkriterien,“ 2022. [Online]. Verfügbar: <https://www.xn--starterset-elektromobilitaet-4hc.de/Bausteine/Ladeinfrastruktur/handlungsleitfaden/kommune> [aufgerufen am 01. 02. 2022].

- [151] A. Namdeo, A. Tiwary und R. Dziurla, „Spatial planning of public charging points using multi-dimensional analysis of early adopters of electric vehicles for a city region,“ *Technological Forecasting and Social Change*, Bd. 89, S. 188–200, 2014, DOI: 10.1016/j.techfore.2013.08.032.
- [152] D. Pevec et al., „A data-driven statistical approach for extending electric vehicle charging infrastructure,“ *International Journal of Energy Research*, Bd. 42, Rn. 9, S. 3102–3120, 2018, DOI: 10.1002/er.3978.
- [153] J. Raposo et al., „A multi-criteria decision aid methodology to design electric vehicles public charging networks,“ *AIP Advances*, Bd. 5, Rn. 5, S. 057123, 2015, DOI: 10.1063/1.4921087.
- [154] A. Y. S. Lam, Y.-W. Leung und X. Chu, „Electric Vehicle Charging Station Placement: Formulation, Complexity, and Solutions,“ *IEEE Transactions on Smart Grid*, Bd. 5, Rn. 6, S. 2846–2856, 2014, DOI: 10.1109/TSG.2014.2344684.
- [155] L. Luo et al., „Optimal planning of electric vehicle charging stations comprising multi-types of charging facilities,“ *Applied Energy*, Bd. 226, S. 1087–1099, 2018, DOI: 10.1016/j.apenergy.2018.06.014.
- [156] S. Maase et al., „Performance of Electric Vehicle Charging Infrastructure: Development of an Assessment Platform Based on Charging Data,“ *World Electric Vehicle Journal*, Bd. 9, Rn. 2, S. 25, 2018, DOI: 10.3390/wevj9020025.
- [157] J. Wirges, „Planning the Charging Infrastructure for Electric Vehicles in Cities and Regions,“ 2016, DOI: 10.5445/KSP/1000053253.
- [158] R. Wolbertus et al., „Policy effects on charging behaviour of electric vehicle owners and on purchase intentions of prospective owners: Natural and stated choice experiments,“ *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 62, S. 283–297, 2018, DOI: 10.1016/j.trd.2018.03.012.
- [159] H. Zhang et al., „An Integrated Planning Framework for Different Types of PEV Charging Facilities in Urban Area,“ *IEEE Transactions on Smart Grid*, Bd. 7, Rn. 5, S. 2273–2284, 2016, DOI: 10.1109/TSG.2015.2436069.
- [160] A. Shirmohammadli und D. Vallée, „Developing a location model for fast charging infrastructure in urban areas,“ *International Journal of Transport Development and Integration*, Bd. 1, Rn. 2, S. 159–170, 2017, DOI: 10.2495/TDI-V1-N2-159-170.
- [161] S. Wagner, M. Götzinger und D. Neumann, „Optimal location of charging stations in smart cities: A points of interest based approach,“ in *International Conference on Information Systems*, 2013, S. 2838–2855.
- [162] J. E. Anderson, M. Lehne und M. Hardinghaus, „What electric vehicle users want: Real-world preferences for public charging infrastructure,“ *International Journal of Sustainable Transportation*, Bd. 12, Rn. 5, S. 341–352, 2018, DOI: 10.1080/15568318.2017.1372538.
- [163] T. D. Chen, K. M. Kockelman und M. Khan, „Locating Electric Vehicle Charging Stations,“ *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Bd. 2385, Rn. 1, S. 28–36, 2013, DOI: 10.3141/2385-04.

- [164] C. Bian et al., „Finding the optimal location for public charging stations – a GIS-based MILP approach,“ *Energy Procedia*, Bd. 158, S. 6582–6588, 2019, DOI: 10.1016/j.egypro.2019.01.071.
- [165] W. Brost, T. Funke und M. Lembach, Hrsg. „*Räumliche Differenzierung des ÖPNV-Modalsplits zur Integration in die Standortbetrachtung für Ladeinfrastrukturen*,“ CORP–Competence Center of Urban and Regional Planning, 2018.
- [166] S. H. Chung und C. Kwon, „Multi-period planning for electric car charging station locations: A case of Korean Expressways,“ *European Journal of Operational Research*, Bd. 242, Rn. 2, S. 677–687, 2015, DOI: 10.1016/j.ejor.2014.10.029.
- [167] K. Huang, P. Kanaroglou und X. Zhang, „The design of electric vehicle charging network,“ *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 49, S. 1–17, 2016, DOI: 10.1016/j.trd.2016.08.028.
- [168] S. Y. He, Y.-H. Kuo und D. Wu, „Incorporating institutional and spatial factors in the selection of the optimal locations of public electric vehicle charging facilities: A case study of Beijing, China,“ *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Bd. 67, S. 131–148, 2016, DOI: 10.1016/j.trc.2016.02.003.
- [169] J. Jordán et al., „A Multi-Agent System for the Dynamic Emplacement of Electric Vehicle Charging Stations,“ *Applied Sciences*, Bd. 8, Rn. 2, S. 313, 2018, DOI: 10.3390/app8020313.
- [171] J. Dong, C. Liu und Z. Lin, „Charging infrastructure planning for promoting battery electric vehicles: An activity-based approach using multiday travel data,“ *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Bd. 38, S. 44–55, 2014, DOI: 10.1016/j.trc.2013.11.001.
- [172] D. Efthymiou et al., „Spatial Exploration of Effective Electric Vehicle Infrastructure Location,“ *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, Bd. 48, S. 765–774, 2012, DOI: 10.1016/j.sbspro.2012.06.1054.
- [173] S. Deb et al., „Review of recent trends in charging infrastructure planning for electric vehicles,“ *Wiley Interdisciplinary Reviews: Energy and Environment*, Bd. 7, Rn. 6, e306, 2018, DOI: 10.1002/wene.306.
- [174] C. Csiszár et al., „Urban public charging station locating method for electric vehicles based on land use approach,“ *Journal of Transport Geography*, Bd. 74, S. 173–180, 2019, DOI: 10.1016/j.jtrangeo.2018.11.016.
- [175] B. Csonka und C. Csiszár, „Determination of charging infrastructure location for electric vehicles,“ *Transportation Research Procedia*, Bd. 27, S. 768–775, 2017, DOI: 10.1016/j.trpro.2017.12.115.
- [176] D. Gkatzoflias et al., „Optimal allocation of electric vehicle charging infrastructure in cities and regions: Scientific analysis or review,“ *JRC Report 1018-5593*, Rn. LD-NA-27894-EN-C, 2016, DOI: 10.2790/183468.

Vorveröffentlichungsliste

Während der Anfertigung dieser Dissertation entstanden Veröffentlichungen und Studienarbeiten, in denen Teilaspekte dieser Arbeit vorgestellt wurden.

Zeitschriften; Scopus/Web of Science gelistet (peer-reviewed)

- [64] M. Zähringer, T. Junior und L. Adenaw, „Watt matters most – Survey data results of private passenger vehicle owners and commercial vehicle drivers,“ *Data in Brief*, S. 109942, 2023, DOI: 10.1016/j.dib.2023.109942.
- [91] L. Adenaw und M. Lienkamp, „Multi-Criteria, Co-Evolutionary Charging Behavior: An Agent-Based Simulation of Urban Electromobility,“ *World Electric Vehicle Journal*, Bd. 12, Rn. 1, S. 18, 2021, DOI: 10.3390/wevj12010018.
- [119] L. Adenaw und S. Krapf, „Placing BEV Charging Infrastructure: Influencing Factors, Metrics, and Their Influence on Observed Charger Utilization,“ *World Electric Vehicle Journal*, Bd. 13, Rn. 4, S. 56, 2022, DOI: 10.3390/wevj13040056.
- [122] L. Adenaw und Q. Bachmeier, „Generating Activity-Based Mobility Plans from Trip-Based Models and Mobility Surveys,“ *Applied Sciences*, Bd. 12, Rn. 17, S. 8456, 2022, DOI: 10.3390/app12178456.

Konferenzen, Magazine, etc.; Scopus/Web of Science gelistet (peer-reviewed)

- [46] L. Adenaw und M. Lienkamp, „A Model for the Data-based Analysis and Design of Urban Public Charging Infrastructure,“ in *2020 Fifteenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER)*, 2020, S. 1–14, ISBN: 978-1-7281-5641-5. DOI: 10.1109/EVER48776.2020.9243147.

Nicht-dissertationsrelevante Veröffentlichungen; Scopus/Web of Science gelistet (peer-reviewed)

- L. Adenaw et al., „MAGIS – A Geographic Information System for Mobility Data Analysis,“ S. 135–141, 2019, DOI: 10.1109/ITSC.2019.8917054.

G. Balke und L. Adenaw, „Heavy commercial vehicles’ mobility: Dataset of trucks’ anonymized recorded driving and operation (DT-CARGO),“ *Data in Brief*, Bd. 48, S. 109246, 2023, DOI: 10.1016/j.dib.2023.109246.

A. Loder et al., „Observing Germany’s nationwide public transport fare policy experiment “9-Euro-Ticket” – Empirical findings from a panel study,“ *Case Studies on Transport Policy*, Bd. 15, S. 101148, 2024, DOI: 10.1016/j.cstp.2024.101148.

F. Gotzler, F. Neumann und L. Adenaw, „Assessment of Personal Rapid Transit System Configurations Regarding Efficiency and Service Quality,“ *Future Transportation*, Bd. 2, Rn. 3, S. 734–752, 2022, DOI: 10.3390/futuretransp2030041.

Dissertationsrelevante Open-Source Software

[125] L. Adenaw und J. Drosten. „UrbanEV,“ [Online]. Verfügbar: <https://github.com/TUMFTM/urbanev>.

[130] L. Adenaw und S. Krapf. „Hamburg Public Charging Station Utilization,“ [Online]. Verfügbar: <https://github.com/TUMFTM/Hamburg-Public-Charging-Station-Utilization>.

Betreute Studienarbeiten

Folgende studentische Arbeiten entstanden im Rahmen der Dissertation unter der inhaltlichen, fachlichen und wissenschaftlichen Betreuung sowie unter maßgeblicher Anleitung des Autors. Im Folgenden sind die für diese Dissertation relevanten und in Bezug stehenden Bachelor-, Semester- und Masterarbeiten aufgeführt. Vielen Dank geht hier an die Bearbeiter für die umfangreiche Unterstützung im Rahmen dieses Forschungsprojekt.

- [36] F. Molle, „Ermittlung und Auswertung von KPIs der öffentlichen Ladeinfrastruktur für batteriebetriebene Fahrzeuge am Beispiel der Stadt München,“ Semesterarbeit, Technische Universität München, 2020.
 - [38] M. Anisimova, „Erweiterung einer agentenbasierten Simulation für die städtische Elektromobilität um ein Ladekostenmodul,“ Semesterarbeit, Technische Universität München, 2022.
 - [123] Q. Bachmeier, „Development and Validation of a Data-Driven Method for Generating Activity-Based Mobility Plans from Trip-Based Data and Application Thereof in Agent-Based Simulation of Electric Mobility in the City of Munich,“ Masterarbeit, Technische Universität München, 2022.
 - [134] T. Kosmata, „Datenbasierte Entwicklung und Evaluation eines generativen Modells für künstliche Mobilitätspläne,“ Masterarbeit, Technische Universität München, 2019.
 - [135] M. Peric, „Entwicklung eines Generators für künstliche Mobilitätspläne in München,“ Semesterarbeit, Technische Universität München, 2019.
 - [136] K. Hartmann, „Modelling of Electric Vehicle Users’ Charging Behavior,“ Semesterarbeit, Technische Universität München, 2020.
 - [137] J. Drost, „Entwicklung einer agentenbasierten Simulationsumgebung für die städtische Elektromobilität,“ Semesterarbeit, Technische Universität München, 2020.
 - [138] L. Berchtold, „Aufbau einer agentenbasierten Simulation für städtische E-Mobilität,“ Semesterarbeit, Technische Universität München, 2020.
- C. C. Hartmann, „Scenario Analysis of E-Mobility Regarding EV Charging Infrastructure,“ Bachelorarbeit, Technische Universität München, 2019.
- C. C. Hartmann, „Reducing Urban Car Usage: A Data-Driven Strategy to Design and Position a City-wide Mobility Hub Network,“ Masterarbeit, Technische Universität München, 2022.

K. S. Vossoughi, „Zukunft der Elektromobilität: Eine Szenarioanalyse der Ladeinfrastruktur in München,“ Semesterarbeit, Technische Universität München, 2019.

Anhang

A	Statische Analyse	xxvii
A.1	Herleitung Analysezeiträume Stadt Hamburg	xxvii
A.2	Literaturrecherche nutzungsrelevante Standortfaktoren	xxviii
A.3	Standortspezifische Nutzungsmuster – Hamburg	xxx
B	Dynamische Analyse	xxxi
B.1	Verteilungsprozess privater Ladepunkte	xxxi

A Statische Analyse

A.1 Herleitung Analysezeiträume Stadt Hamburg

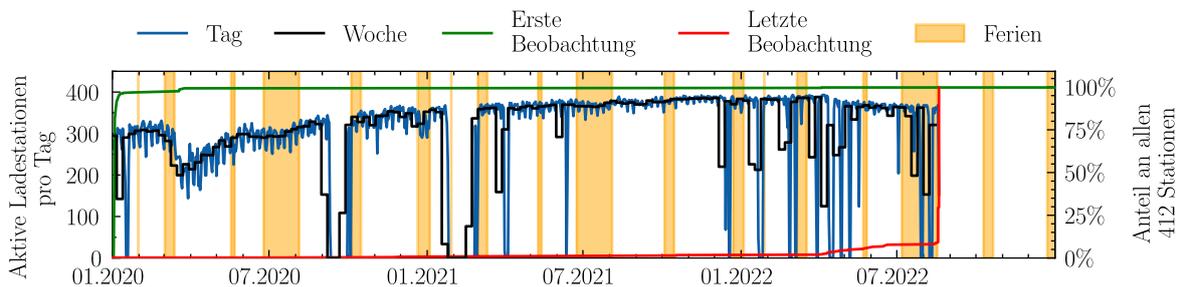


Abbildung A.1: Anzahl und Anteil aktiver Ladestationen pro Tag – Hamburg

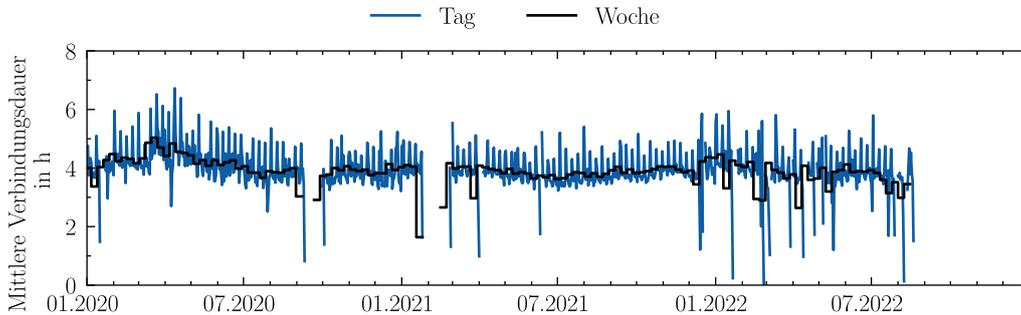


Abbildung A.2: Mittlere Verbindungsdauer pro Tag – Hamburg

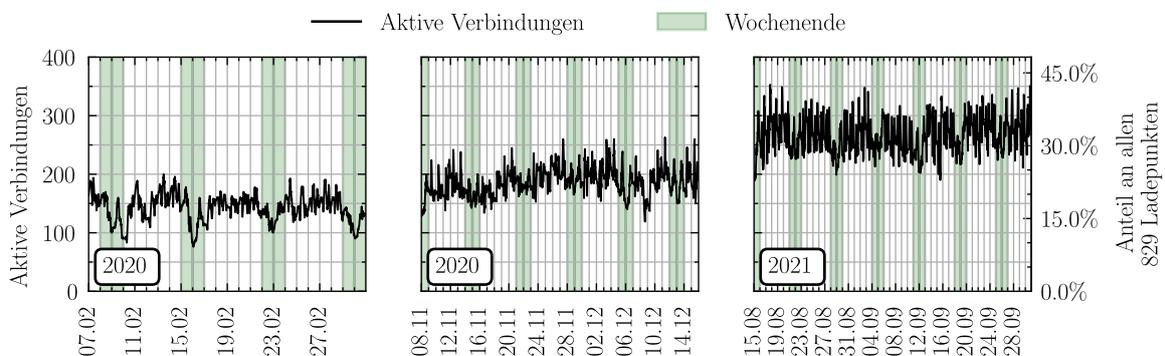


Abbildung A.3: Analysezeiträume: Aktive Verbindungen und Auslastungen – Hamburg

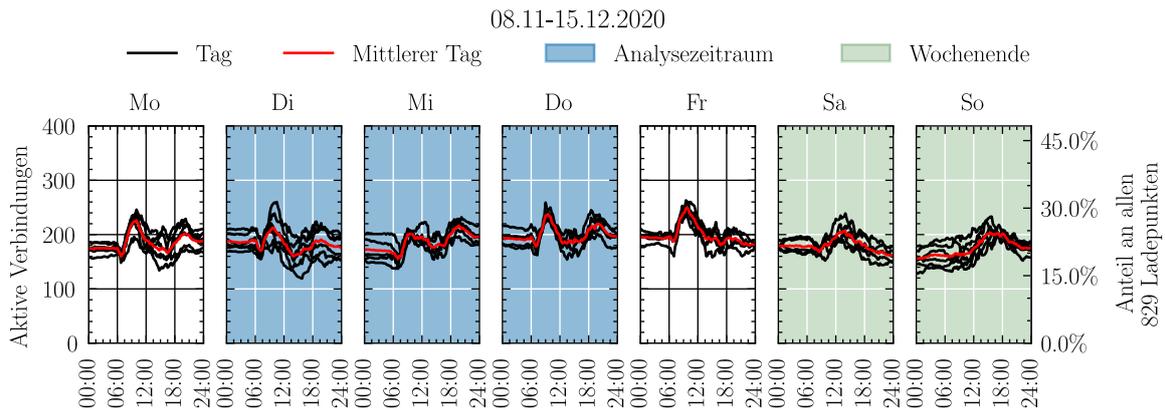


Abbildung A.4: Aktive Verbindungen und Auslastungen nach Wochentag – Hamburg

A.2 Literaturrecherche nutzungsrelevante Standortfaktoren

Tabelle A.1: Kernaspekte in Bezug auf nutzungsrelevante Standortfaktoren und Quellen, in denen sie genannt werden | Angelehnt an [119]

	Erreichbarkeit	Zentrale Lage	Anschluss an ÖPNV	räuml. Abdeckung	Aufenthaltscharakteristik	Flächennutzung	Andere Ladeinfrastruktur	Poi	Parksituation	Anwohnerschaft	Sicherheit	Umgebendes Straßennetzwerk	Verkehrsfluss	Sichtbarkeit	Arbeitsbevölkerung
Anderson et al. [162]	x	-	-	-	-	x	-	x	-	-	-	x	-	-	-
Bi et al. [110]	-	-	-	-	x	-	x	-	-	-	-	-	-	-	-
Bian et al. [164]	-	-	-	-	-	x	x	-	-	-	-	-	x	-	-
Brost et al. [165]	-	-	-	-	x	-	x	x	-	-	-	-	x	-	-
Chen et al. [163]	-	-	-	x	x	x	x	-	x	x	-	x	-	-	x
Chung, Kwon [166]	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	x	-	-
Csiszár et al. [174]	-	-	-	-	x	-	x	-	x	x	-	-	-	-	-
Csonka, Csiszár [175]	-	-	-	-	x	-	x	-	-	x	-	-	-	-	-
Deb et al. [173]	-	-	-	x	-	-	-	-	-	-	-	-	x	-	-
Dong et al. [171]	-	-	-	-	-	-	-	x	x	-	-	-	-	-	-
Efthymiou et al. [172]	-	-	-	x	-	-	-	x	-	x	-	-	-	-	-
Erbaş et al. [52]	-	-	-	-	-	-	x	x	-	x	-	x	-	-	-
Frade et al. [80]	-	-	-	x	-	-	-	-	x	x	-	-	-	-	x
Friese et al. [72]	-	-	-	-	-	x	-	-	-	x	-	-	-	-	-
Funke et al. [35]	x	-	-	-	-	-	-	-	-	-	x	-	-	x	-
Gkatzoflias et al. [176]	-	-	x	-	-	-	-	x	x	x	-	-	-	-	-
Guo, Zhao [48]	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	x	-	-	-
He et al. [168]	x	-	-	-	-	-	-	-	-	x	-	-	-	x	-
Helmus, van den Hoed [34]	-	-	-	x	-	-	x	-	-	-	-	-	-	-	-
Huang [167]	-	x	-	-	-	-	-	x	-	x	-	-	-	-	-

Tabelle A.1: Kernaspekte in Bezug auf nutzungsrelevante Standortfaktoren und Quellen, in denen sie genannt werden | Angelehnt an [119]

	Erreichbarkeit	Zentrale Lage	Anschluss an ÖPNV	räuml. Abdeckung	Aufenthaltscharakteristik	Flächennutzung	Andere Ladeinfrastruktur	Pol	Parksituation	Anwohnerschaft	Sicherheit	Umgebendes Straßennetzwerk	Verkehrsfluss	Sichtbarkeit	Arbeitsbevölkerung
Jordán et al. [169]	-	-	-	-	x	-	-	-	-	x	-	-	x	-	-
Kindl et al. [54]	x	-	x	-	-	-	-	x	x	-	x	-	x	x	-
Lam et al. [154]	-	-	-	x	-	-	-	-	-	x	-	-	-	-	-
Luo et al. [155]	-	-	-	-	-	x	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Maase et al. [156]	-	-	-	-	-	-	-	-	x	-	-	-	x	-	-
NOW GmbH [150]	x	x	x	-	x	-	-	-	x	-	x	-	x	x	-
Namdeo et al. [151]	-	x	x	-	-	-	-	-	-	x	-	-	-	-	x
Niels et al. [81]	-	-	-	-	-	-	-	x	-	x	-	-	-	-	x
Pagani et al. [111]	-	-	-	-	-	-	-	-	-	x	-	-	-	-	-
Pagany et al. [148]	-	-	-	x	x	-	-	-	-	-	-	-	x	-	-
Pagany et al. [149]	-	-	-	x	x	-	-	x	-	-	-	-	-	-	-
Pallonetto et al. [147]	-	-	-	-	-	-	-	x	-	-	-	-	-	-	-
Pevec et al. [152]	-	-	-	-	-	-	x	x	-	-	-	-	-	-	-
Phillipsen et al. [56]	x	-	-	-	-	-	-	x	-	-	x	-	-	-	-
Raposo et al. [153]	-	-	-	-	-	x	-	-	x	x	-	-	-	-	-
Shirmohammadly, Vallée [160]	-	-	-	-	-	-	x	-	x	-	-	-	-	-	-
Stadt Hamburg [53]	x	x	x	-	-	-	-	-	x	-	-	x	-	x	-
Straka, Buzna [82]	-	-	-	-	-	-	-	x	-	x	-	-	-	-	-
Straka et al. [83]	-	-	-	-	-	-	x	x	-	x	-	-	-	-	x
Straka et al. [84]	-	-	-	-	-	-	-	-	-	x	-	-	-	-	x
Tang et al. [47]	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	x	-	-	-
Wagner et al. [161]	-	-	-	-	-	-	-	x	-	-	-	-	-	-	-
Wirges [157]	-	-	x	-	-	-	-	x	x	x	-	-	-	-	x
Wolbertus et al. [158]	-	-	-	-	-	-	-	-	-	x	-	-	-	-	-
Wu et al. [49]	-	-	-	-	-	x	x	-	-	-	-	x	-	-	-
Wu, Niu [51]	-	-	-	-	-	x	-	-	-	-	-	-	x	-	-
Zhang et al. [159]	-	-	-	-	-	-	-	-	-	x	-	-	-	-	-
Zhao, Li [50]	-	-	-	x	-	-	-	-	-	x	-	x	-	-	-

A.3 Standortsspezifische Nutzungsmuster – Hamburg

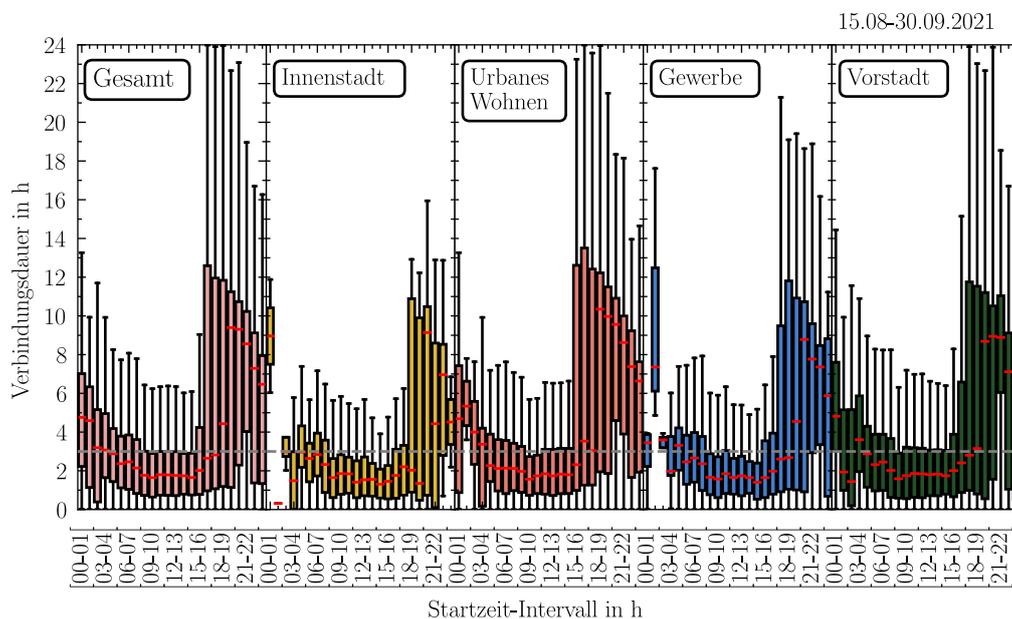


Abbildung A.5: Verbindungsdauer je Standorttyp – Hamburg | Angelehnt an [119]

B Dynamische Analyse

B.1 Verteilungsprozess privater Ladepunkte

Zunächst wird das insgesamt zur Verfügung stehende Budget an Heimpladepunkten und Arbeitsladepunkten ermittelt. Dieses richtet sich nach der im jeweiligen Szenario angenommenen Quote an privaten Ladepunkten. Für alle Validierungsszenarien wird von 75 % Heimpladepunkten und 20 % Arbeitsladepunkten ausgegangen. Für jedes simulierte Fahrzeug wird überprüft, ob ein öffentlicher Ladepunkt am Wohnort oder am Arbeitsort des Halters in komfortabler Laufweite zur Verfügung steht. Als komfortable Laufweite wird eine Referenzdistanz von 200 m angenommen, die in etwa 2 min zu bewältigen ist. Es ist davon auszugehen, dass diese Distanz für Laternenparker beim Parken in öffentlichen Straßen ohnehin bewältigt werden muss. Gibt es keinen öffentlichen Ladepunkt in diesem Einzugsgebiet um die regelmäßigen Aufenthaltsorte, wird das zugehörige Fahrzeug bei der Verteilung von privaten Ladepunkten priorisiert.

Die Verteilung nach Priorität läuft wie folgt ab: Zunächst werden Heimpladepunkte auf die Fahrzeuge verteilt, die auf einen privaten Ladepunkt angewiesen sind, aber nicht über eine Arbeitsstelle verfügen und somit keinen Arbeitsladepunkt erhalten können. Anschließend erfolgt eine Verteilung von Heimpladepunkten auf Fahrzeuge, die einen privaten Ladepunkt entweder am Wohnort oder am Arbeitsort benötigen. Sollte das Budget an zur Verfügung stehenden Heimpladepunkten während dieses Prozesses erschöpft sein, so wird das Budget an Arbeitsladepunkten verwendet, um den übrigen bedürftigen Fahrzeugen mindestens eine private Ladeoption zu bieten. Das etwaige verbleibende Restbudget an privaten Heim- und Arbeitsladepunkten wird mit gleicher Wahrscheinlichkeit zufällig auf alle Fahrzeuge in der Simulation aufgeteilt. Der priorisierten Vergabe von privaten Ladepunkten liegt die Annahme zugrunde, dass Fahrzeughalter sich schon vor Anschaffung eines Elektrofahrzeugs um die Verfügbarkeit eines privaten Ladepunktes vorzugsweise am Wohnort oder alternativ am Arbeitsort bemühen. Nur solche Nutzer, die an einem Ort wohnen oder arbeiten, der eine auffällig gute Versorgung mit öffentlichen Ladepunkten bietet, kommen für eine ausschließliche Versorgung mit öffentlicher Ladeinfrastruktur in Frage. Dass eine Versorgung nur auf Basis von öffentlichem Laden außerhalb des Wohn- und Arbeitsumfeld erfolgt, wird für die Simulation des Normalladens als unwahrscheinlich ausgeschlossen.