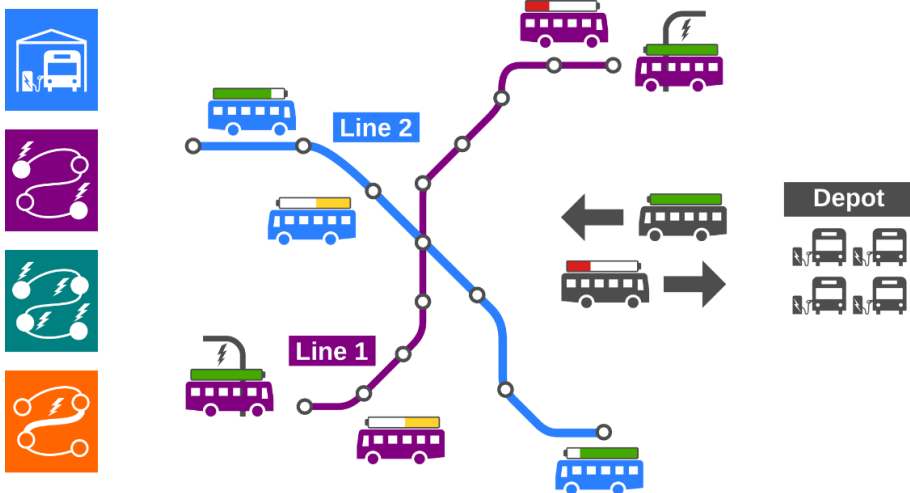


# Auslegung, Simulation und Optimierung elektrifizierter Stadtbussysteme



Dominic Jefferies  
Dissertation, 2021



# Auslegung, Simulation und Optimierung elektrifizierter Stadtbussysteme

vorgelegt von

Dipl.-Ing. Dominic Richard Jefferies  
ORCID: 0000-0003-4943-0880

von der Fakultät V – Verkehrs- und Maschinensysteme  
der Technischen Universität Berlin  
zur Erlangung des akademischen Grades

Doktor der Ingenieurwissenschaften  
– Dr.-Ing. –

genehmigte Dissertation

Promotionsausschuss:

Vorsitzender: Prof. Dr.-Ing. Kai Nagel

Gutachter: Prof. Dr.-Ing. Dietmar Göhlich

Gutachterin: Prof. Dr. rer. pol. Natalia Kliewer

Tag der wissenschaftlichen Aussprache: 05.03.2021

Berlin 2021

Dieses Werk ist lizenziert unter der Creative-Commons-Lizenz *Attribution-ShareAlike 4.0 International* (CC BY-SA 4.0). Die Lizenz ist verfügbar unter:

<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>.





# Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	V
Tabellenverzeichnis	IX
Symbolverzeichnis	X
Abkürzungsverzeichnis	XII
Abstract	XIII
Danksagung	XV
<b>1 Einleitung</b>	<b>1</b>
<b>2 Stand der Technik und Wissenschaft</b>	<b>5</b>
2.1 Stadtbusse mit alternativen Antrieben . . . . .	5
2.1.1 Gasbetriebene Busse mit Verbrennungsmotor . . . . .	6
2.1.2 Dieselhybridbusse . . . . .	6
2.1.3 Brennstoffzellenbusse . . . . .	7
2.1.4 Batteriebusse und Oberleitungsbusse . . . . .	8
2.1.4.1 Ladestrategien . . . . .	9
2.1.4.2 Antriebsstrang . . . . .	10
2.1.4.3 Batteriesystem . . . . .	12

2.1.4.4	Klimatisierungssystem . . . . .	13
2.2	Planung und Betrieb städtischer Busnetze . . . . .	14
2.2.1	Grundbegriffe und Definitionen . . . . .	15
2.2.2	Überblick: Planungsprozess im ÖPNV . . . . .	16
2.2.3	Umlaufplanung . . . . .	20
2.2.4	Ladeinfrastrukturplanung . . . . .	26
2.3	Simulation von Fahrzeugen und Fahrzeugflotten . . . . .	27
2.3.1	Grundlegende Modellierungs-Paradigmen in der Systemsimulation	28
2.3.2	Ermittlung des Antriebsenergiebedarfs von Fahrzeugen . . . . .	31
2.3.2.1	Längsdynamik-Simulation . . . . .	31
2.3.2.2	Kennlinienmodelle . . . . .	34
2.3.3	Ermittlung des Energiebedarfs der Nebenverbraucher . . . . .	35
2.3.4	Simulation von Fahrzeugflotten . . . . .	36
2.3.5	Simulation von Depots . . . . .	39
2.4	Wirtschaftlichkeitsanalyse . . . . .	41
2.4.1	TCO-Analyse und Investitionsrechnung . . . . .	41
2.4.2	Finanzierung . . . . .	43
2.5	Bestehende TCO-Analysen elektrifizierter Stadtbusnetze . . . . .	44
2.6	Bewertung bestehender Literatur und Herleitung des Forschungsbedarfs	47
<b>3</b>	<b>Methodik: Simulation, Auslegung und TCO-Bewertung von E-Bus-Systemen</b>	<b>53</b>
3.1	Einsatzszenarien und Anforderungen . . . . .	53
3.2	Simulationsmodell eines Stadtbussystems . . . . .	54
3.2.1	Modellarchitektur . . . . .	54
3.2.2	Umlaufplansimulation . . . . .	57
3.2.3	Datenstrukturen für Streckennetz-, Umlauf- und Fahrplandaten .	60
3.2.4	Fahrzeugmodell . . . . .	63
3.2.4.1	Energiefluss und Energiespeicher . . . . .	64
3.2.4.2	Antrieb . . . . .	69

---

3.2.4.3	Klimasystem . . . . .	70
3.2.4.4	Ladeinfrastruktur und Ladelogik . . . . .	72
3.2.5	Depotmodell . . . . .	77
3.2.6	Jahressimulation . . . . .	80
3.3	TCO-Berechnung . . . . .	81
3.4	Umlaufplanungsalgorithmus für Depot- und Gelegenheitsladung . . . . .	84
3.4.1	Phase I: Teilumläufe ohne Deadheading zwischen Fahrgastfahrten . . . . .	88
3.4.2	Phase II: Verbinden von Teilumläufen . . . . .	91
3.5	Genetischer Algorithmus zur kostenoptimalen Platzierung von Ladestationen . . . . .	94
3.5.1	Binärer genetischer Algorithmus . . . . .	96
3.5.2	Anwendung des Algorithmus zur Ermittlung kostenoptimaler Ladestandorte . . . . .	98
3.6	Details zur Implementation . . . . .	100
<b>4</b>	<b>Fallstudie: Elektrifizierung eines Teilliniennetzes</b>	<b>105</b>
4.1	Festlegung der Fahrzeug- und Ladeinfrastrukturparameter . . . . .	105
4.1.1	Parameterrecherche . . . . .	106
4.1.1.1	Batterieparameter . . . . .	107
4.1.1.2	Parameter für Längsdynamikmodell . . . . .	107
4.1.1.3	Parameter für Klimasystemmodell und weitere Nebenverbraucher . . . . .	108
4.1.1.4	Parameter für Ladeschnittstellen und Ladestationen . . . . .	109
4.1.1.5	Parameter für Dieselfahrzeuge . . . . .	109
4.1.2	Bestimmung von Antriebswirkungsgrad und Nebenverbraucherleistung . . . . .	110
4.1.3	Bestimmung von Batteriekapazität und spezifischem Verbrauch . . . . .	111
4.2	Untersuchung bestehender Fahrzeugumläufe . . . . .	112
4.3	Szenarien zur vollständigen Elektrifizierung des Liniennetzes . . . . .	118
4.3.1	Umlauf- und Ladeinfrastrukturplanung . . . . .	119

---

4.3.1.1	Annahmen und Parameter für die Umlaufplanung . . .	119
4.3.1.2	Bestimmung kostenoptimierter Ladestandorte . . . . .	122
4.3.1.3	Ergebnisse der Umlaufplanung . . . . .	125
4.3.1.4	Validierung der Umlaufplanung . . . . .	131
4.3.2	Fahrzeug- und Ladeinfrastrukturbedarf . . . . .	132
4.3.3	Jahresbedarfe an Energie, Fahrpersonal und Wartung . . . . .	136
4.3.4	TCO-Berechnung . . . . .	138
<b>5</b>	<b>Diskussion</b>	<b>147</b>
5.1	Limitationen der Methodik . . . . .	147
5.2	Kritische Evaluation der Fallstudie und Vergleich mit Literatur . . . . .	149
<b>6</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>153</b>
	<b>Literatur</b>	<b>157</b>
<b>A</b>	<b>Erläuterungen zur UML-Notation</b>	<b>175</b>

# Abbildungsverzeichnis

1.1	Entwicklung der Treibhausgasemissionen in Deutschland seit 1990 . . .	2
2.1	Einordnung alternativer Antriebstechnologien im Stadtbusbereich . . . .	6
2.2	Elektrobusse MAN SL-E der Rheinbahn an Pantographen-Ladestation, ca. 1980 . . . . .	9
2.3	Ladestrategien für Batteriebusse . . . . .	9
2.4	Ladesysteme für Batteriebusse . . . . .	11
2.5	Zentral- und Radnabenmotoren . . . . .	12
2.6	Zur Definition von Routen . . . . .	15
2.7	Planungsschritte im ÖPNV . . . . .	19
2.8	Schematische Darstellung eines einfachen Umlaufplanungsproblems im Zeit-Ort-Diagramm . . . . .	21
2.9	Modellierungsparadigmen und ihre Einsatzgebiete . . . . .	31
3.1	Komponenten der entwickelten Methodik . . . . .	55
3.2	Klasse <code>ScheduleSimulation</code> mit wichtigsten Attributen . . . . .	59
3.3	Rolle der einzelnen Klassen in einer Umlaufplansimulation . . . . .	59
3.4	Klassen zur Abbildung des Streckennetzes . . . . .	61
3.5	Klassen für Umlauf-, Fahr- und Ladepläne . . . . .	61
3.6	Hierarchische, baumähnliche Struktur zur Repräsentation von Umläufen	61
3.7	Klasse <code>Vehicle</code> und Subklassen . . . . .	63

3.8	Klassen für Energiefluss und Energiespeicher . . . . .	64
3.9	Energie-Subsystem . . . . .	65
3.10	ChargingFacility und verwandte Klassen . . . . .	73
3.11	Durch Ladelogik gesteuerte Aktionen . . . . .	74
3.12	Ladelogik in der Methode <code>interface_controller()</code> . . . . .	75
3.13	Ladelogik in der Methode <code>charging_process()</code> . . . . .	76
3.14	Ladelogik in der Methode <code>finish_charging()</code> . . . . .	78
3.15	Klassen für Depotmodell . . . . .	79
3.16	Bestimmung des Fahrzeugbedarfs unter Berücksichtigung des Ladevorgangs im Depot . . . . .	80
3.17	Schematische Übersicht des TCO-Berechnungsmodells . . . . .	81
3.18	Umlaufplanungsalgorithmus, Phase I . . . . .	86
3.19	Umlaufplanungsalgorithmus, Phase II . . . . .	87
3.20	Schematisches Beispiel für das Verbinden von Umläufen in Phase II des Umlaufplanungsalgorithmus . . . . .	92
3.21	Kostenfunktion zur Optimierung der Ladestandorte . . . . .	95
3.22	Klassen für genetischen Algorithmus . . . . .	95
3.23	Datenstruktur für binären genetischen Algorithmus . . . . .	96
3.24	Kreuzung von Chromosomen mittels einfachem Kreuzungspunkt . . . . .	97
3.25	Arbeitsfluss und verwendete Datentypen für TCO-Analyse mit eFLIPS . . . . .	103
4.1	Positionen der Ladestationen bei der Simulation bestehender Fahrzeugumläufe . . . . .	114
4.2	Bestimmung der Verspätungen durch stundenweise Aggregation . . . . .	116
4.3	Simulationsergebnisse für bestehende Diesel-Fahrzeugumläufe . . . . .	117
4.4	Typischer Zeitverläufe des Ladezustands mit Depotladung (120 km Reichweite) bei bestehenden Umläufen, mit Verspätung . . . . .	117
4.5	Typische Zeitverläufe des Ladezustands mit Gelegenheitsladung (300 kW) bei bestehenden Umläufen . . . . .	118
4.6	Verlauf der genetischen Iteration zur Ladestandortoptimierung (alle Chromosomen) . . . . .	124

4.7	Verlauf der genetischen Iteration zur Ladestandortoptimierung (beste Chromosomen) . . . . .	124
4.8	Histogramm der Kosten aller im Verlauf der genetischen Iteration ausgewerteten Chromosomen (ohne unpraktikable Lösungen) . . . . .	124
4.9	Schematische Darstellung zur Erklärung der unterschiedlichen Anzahlen an Ladestationen in Abhängigkeit der Ladeleistung . . . . .	125
4.10	Karte der Ladestationen (300 kW Ladeleistung) . . . . .	126
4.11	Karte der Ladestationen (450 kW Ladeleistung) . . . . .	127
4.12	Betriebszeiten der neu erzeugten Umläufe am Beispiel der Linie 108 . . . . .	129
4.13	Verteilung der Umlauflängen, Umlaufdauern und Wendezeiten bei neu geplanten Umläufen . . . . .	130
4.14	Vergleich der Diesel-Bestandsumläufe und der neu geplanten Umläufe für das Diesel-Referenzszenario . . . . .	131
4.15	Simulation eines repräsentativen 24-Stunden-Zeitfensters im Depot . . . . .	133
4.16	Bestimmung der erforderlichen Anzahl Ladeplätze für eine Schnellladestation . . . . .	133
4.17	Typische Zeitverläufe des Ladezustands mit neu geplanten E-Bus-Umläufen, mit Verspätung . . . . .	134
4.18	Fahrzeug- und Ladeinfrastrukturbedarf für vollständig elektrische Szenarien und Diesel-Referenzszenario aus Umlaufsimulation für kritischen Verbrauchsfall . . . . .	135
4.19	Abfahrten im Fahrplan und im Depot ladende Busse . . . . .	136
4.20	Jahresverlauf der Außentemperatur aus <a href="#">Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung (2013)</a> . . . . .	137
4.21	Jahresverlauf der Direktstrahlung aus <a href="#">Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung (2013)</a> . . . . .	137
4.22	Jahreswerte für Energiebedarf, Laufleistung und Fahrpersonalstunden aus Jahressimulation . . . . .	139
4.23	Verteilung der Wendezeitanteile in den neu erzeugten Umläufen . . . . .	142
4.24	TCO-Vergleich aller Szenarien . . . . .	143
4.25	TCO-Ergebnisse mit Variation der Kostenparameter . . . . .	146
5.1	TCO-Ergebnisse mit Personalmehrkosten durch E-Bus-Einsatz (statt vollständiger Personalkosten) . . . . .	150

5.2	Vergleich der TCO-Ergebnisse mit Werten aus der Literatur . . . . .	151
A.1	Darstellung von Klassen mit Attributen und Methoden als UML-Klassen- diagramm . . . . .	175
A.2	Mögliche Beziehungen zwischen einzelnen Klassen und abstrakte Klas- sen/Methoden im UML-Diagramm . . . . .	177



# Tabellenverzeichnis

2.1	Eigenschaften der in Elektrobussen eingesetzten Batterietypen . . . . .	13
2.2	Deutsche und englische Begriffe mit ÖPNV-Bezug . . . . .	17
2.3	Vergleich von Ansätzen zur Umlaufplanung für Elektrobusse . . . . .	24
2.4	Vergleich verschiedener Ansätze zur Flottensimulation . . . . .	40
2.5	Vergleich verschiedener Untersuchungen zur TCO-Analyse elektrischer Stadtbussysteme . . . . .	48
4.1	Daten zur Festlegung des Fahrzeugleergewichts ohne Batterie . . . . .	108
4.2	Simulierte und mit einem E-Gelenkbus experimentell ermittelte, spezi- fische Verbräuche für SORT-Zyklen . . . . .	111
4.3	Fahrzeugparameter für Umlaufsimulation . . . . .	113
4.4	Szenarien für vollständige Elektrifizierung und TCO-Vergleich . . . . .	119
4.5	Globale Parameter für Umlaufplanung . . . . .	120
4.6	Fahrzeugparameter für Umlaufplanung . . . . .	121
4.7	Ergebnisse der Umlaufplanung . . . . .	128
4.8	Temperatur- und Einstrahlungswerte für Jahressimulation . . . . .	138
4.9	Kostenparameter . . . . .	140

# Symbolverzeichnis

## Lateinische Symbole

Symbol	Größe	Einheit
$a$	Beschleunigung	$\text{m/s}^2$
$A$	Fläche	$\text{m}^2$
$A$	Annuität	€
$add\_delay(T)$	Funktion „Verspätung berücksichtigen“	1
$c$	Spezifische Kosten/Stückkosten	€
$c$	Chromosom	–
$C$	Kosten, Geldmenge	€
$C$	C-Rate (Lade-/Entladerate)	1
$CF$	Zahlungsfluss (cash flow)	€
$charge(T)$	Funktion „Ladevorgang“	1
$COP$	Leistungszahl (coefficient of performance)	1
$CRF$	Kapitalwiedergewinnungsfaktor (capital recovery factor)	1
$c_w$	Luftwiderstandsbeiwert	1
$d$	Ankunftsort (destination)	–
$decode(c)$	Funktion zum Decodieren eines Chromosoms	–
$DF$	Zinsfaktor (discount factor)	1
$e$	Spezifischer Verbrauch	$\text{kWh/km}$ , $\text{L/km}$
$E$	Energie	$\text{kWh}$
$F$	Kraft	$\text{N}$
$F$	Fitness	verschieden
$f_r$	Rollwiderstandsbeiwert	1
$g$	Erdbeschleunigung	$\text{m/s}^2$
$i$	Zinssatz	1
$L$	Länge	$\text{m}$ , $\text{km}$

Fortsetzung auf der nächsten Seite →

<b>Symbol</b>	<b>Größe</b>	<b>Einheit</b>
$L$	Liste von Ladestationen	–
$m$	Masse	kg
$m$	Medium	–
$n$	Anzahl Perioden	1
$N$	Anzahl	1
$NPV$	Barwert (net present value)	€
$o$	Abfahrtsort (origin)	–
$P$	Elektrische Leistung	W
$P$	Population	–
$\dot{q}$	Wärmestromdichte	W/m <sup>2</sup>
$\dot{Q}$	Wärmestrom	W
$Q$	Platzhalter für allgemeine Berechnungsgrößen	–
$Q$	Quantität, Menge	verschieden
$r$	Linie (route)	–
$R$	Reichweite	km
$s$	Stellsignal	1
$SOC$	Ladezustand (state of charge)	1
$SOH$	Alterungszustand (state of health)	1
$\Delta t$	Dauer, Zeitspanne	s
$t$	Zeitpunkt	s
$T$	Projektlaufzeit	a
$T$	Temperatur	°C
$T$	Fahrt	–
$TCO$	Spezifische TCO (total cost of ownership)	€/km
$U$	Wärmedurchgangskoeffizient	W/m <sup>2</sup> K
$U$	Umlauf	–
$v$	Geschwindigkeit	m/s
$v$	Fahrzeugtyp	–
$x_{\text{select}}$	Selektionsanteil	1

## Griechische Symbole

<b>Symbol</b>	<b>Größe</b>	<b>Einheit</b>
$\alpha$	Steigungswinkel	1
$\eta$	Wirkungsgrad	%
$\lambda$	Drehmassenzuschlagsfaktor	1
$\mu$	Mutationsrate	1
$\rho$	Dichte	kg/m <sup>3</sup>
$\rho$	Energiedichte	Wh/kg

# Abkürzungsverzeichnis

<b>Abkürzung</b>	<b>Bedeutung</b>
BS	Battery swapping
CAPEX	Capital expenditures
CNG	Compressed natural gas
COP	Coefficient of performance (Leistungszahl)
DAE	Differential-algebraic equation
DC	Depot charging
GPS	Global positioning system
HVAC	Heating, ventilation, air conditioning
IMC	In motion charging
LFP	Lithium-Eisenphosphat
LTO	Lithiumtitanatoxid
NMC	Nickel-Mangan-Kobalt
NPV	Net present value
OC	Opportunity charging
OC-C	Opportunity charging – central charging stations
OC-I	Opportunity charging – intermediate stops
OC-T	Opportunity charging – terminal stops
OPEX	Operational expenditures
ÖPNV	Öffentlicher Personennahverkehr
TCO	Total cost of ownership
UML	Unified modeling language

# Abstract

## Deutsch

Kommunale Verkehrsbetriebe weltweit stehen derzeit am Anfang eines Systemwechsels von konventionellen Bussen zu Batterie- oder Brennstoffzellenbussen, der mit hohen Investitionen in Fahrzeuge und Lade- bzw. Tankinfrastruktur verbunden ist. Die aktuellen Beschaffungsinitiativen der Verkehrsbetriebe konzentrieren sich überwiegend auf Batteriebusse. Bei diesen existieren mehrere Ladestrategien, deren Auswahl erhebliche Auswirkungen auf das Betriebskonzept sowie den Bedarf an Fahrzeugen, Ladeinfrastruktur und Fahrpersonal haben kann.

Zur ganzheitlichen, wirtschaftlichen Bewertung verschiedener Elektrobus-Systemkonzepte bieten sich die Lebenszykluskosten (TCO, Total Cost of Ownership) an. In der Literatur existieren bereits zahlreiche Methodiken zur Modellierung und TCO-Bewertung von Elektrobus-Systemen; diese gehen jedoch zum überwiegenden Teil von starken Vereinfachungen aus, welche die Anwendbarkeit in der Praxis einschränken. Insbesondere wird häufig angenommen, dass die bestehenden, für konventionelle Busse entwickelten Fahrzeugumläufe unverändert mit Elektrobussen bedient werden können bzw. dass die Flottengröße im Zuge der Elektrifizierung unverändert bleibt.

In dieser Arbeit wird eine umfassende Methodik zur Auslegung, Simulation und TCO-Bewertung von Elektrobus-Systemen entwickelt. Primäre Ziele sind die Bewertung der Wirtschaftlichkeit verschiedener Technologieoptionen und die Festlegung von Mengengerüsten für Beschaffungen. Die Methodik besteht aus vier Komponenten: Ein diskret-eventbasiertes Simulationsmodell bildet das Verhalten der Busflotte auf der Basis von Fahrzeugumläufen ab und ermittelt u. a. die Bedarfe an Fahrzeugen, Ladeinfrastruktur, Fahrpersonal und Energie. Ein Greedy-Umlaufplanungsalgorithmus ermöglicht die Planung neuer Fahrzeugumläufe für die Ladestrategien Depotladung (depot charging) und Gelegenheitsladung (opportunity charging) unter Berücksichtigung von Reichweiten- und Ladezeitbeschränkungen. Ein TCO-Modell dient zur Ermittlung der Gesamtsystemkosten unter Verwendung dynamischer Investitionsrechnung. Schließlich wird

ein genetischer Algorithmus zur Identifikation TCO-optimierter Ladestandorte für Gelegenheitsladung entwickelt.

Die Anwendung der Methodik wird anhand eines realen Busliniennetzes mit 39 Linien demonstriert. Zunächst werden die bestehenden Diesel-Umlaufpläne durch Simulation hinsichtlich ihrer Bedienbarkeit mit E-Bussen untersucht. Anschließend werden vollständig elektrifizierte Szenarien für Depotladung und Gelegenheitsladung sowie ein Referenzszenario mit Dieselfahrzeugen generiert. Im letzten Schritt werden die Szenarien mit Hilfe des TCO-Modells bewertet und es wird eine Sensitivitätsstudie zum Einfluss der Kostenparameter durchgeführt.

## English

Bus operators around the world are facing the transformation of their fleets from fossil-fuelled to battery or fuel cell electric buses. Current procurement activities are mostly focused on battery electric buses. The choice of charging strategy for electric buses can have a significant impact on fleet size, charging infrastructure and staff requirements.

Total cost of ownership (TCO) is an established metric for the overall economic evaluation of different electric bus system concepts. A multitude of existing publications deals with the TCO evaluation of electric bus systems; however, most of the methodologies rely on simplifying assumptions that compromise their practical application. In particular, it is often assumed that the existing vehicle schedules developed for conventional buses can be served by electric buses unchanged or that the fleet size is not affected by electrification.

In this thesis, a comprehensive planning, simulation and TCO analysis method for electric bus systems is developed. Its primary goals are the economic assessment of different technology options and the determination of quantities for procurement. The method comprises four components: A discrete-event based simulation model allows for simulation of a bus fleet using vehicle schedules as an input and calculates, e. g., vehicle, infrastructure, staff and energy demand. A greedy scheduling constructs vehicle schedules adapted to electric buses' range and charging time constraints. A TCO model based on dynamic costing determines the overall system cost. Finally, a genetic algorithm is developed to determine cost-optimised charging locations for opportunity charging.

The methodology is demonstrated in a case study using a real-world bus network consisting of 39 lines. First, it is assessed whether the existing vehicle schedules can be operated with electric buses. Then, fully electrified scenarios for depot charging and opportunity charging are generated, as well as a diesel reference scenario. These scenarios are evaluated using the TCO model, and a sensitivity analysis is carried out to determine the influence of individual cost parameters.

# Danksagung

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Fachgebiet Methoden der Produktentwicklung und Mechatronik (MPM) der Technischen Universität Berlin. An dieser Stelle möchte ich einigen Menschen danken, die mich in den vergangenen Jahren unterstützt und so maßgeblich zum Gelingen der Promotion beigetragen haben.

Mein ganz besonderer Dank gilt meinem Doktorvater, Herrn Prof. Dr.-Ing. Dietmar Göhlich. Er ermöglichte am Fachgebiet MPM hervorragende Arbeitsbedingungen und eine sehr positive, familiäre, aber dennoch produktive Atmosphäre, brachte mir und meiner Arbeit viel Vertrauen entgegen, war jederzeit ansprechbar bei Fragen oder Problemen und gab mir stets konstruktives Feedback. Für die Bereitschaft zur Begutachtung meiner Arbeit danke ich sehr herzlich Frau Prof. Dr. rer. pol. Natalia Kliewer. Ebenso danke ich Herrn Prof. Dr.-Ing. Kai Nagel sehr herzlich für die Übernahme des Prüfungsvorsitzes und die hervorragende Zusammenarbeit in den letzten Jahren.

Ein erheblicher Teil der in dieser Arbeit entwickelten Methodik ist im Rahmen einer Forschungskoooperation mit den Berliner Verkehrsbetrieben (BVG) entstanden. Für die hervorragende, langjährige Zusammenarbeit und die Möglichkeit, die Inhalte für meine Promotion nutzen zu können, danke ich sehr herzlich Herrn Dr. Daniel Hesse, Frau Simone Torzynski und Herrn Denny Chen.

Ganz besonders möchte ich meinen Kolleginnen und Kollegen danken, die das Arbeiten am Fachgebiet MPM immer wieder zu einer großen Freude gemacht haben. Dies gilt insbesondere für meine „Stubenkameraden“, die Herren Pavel Boev und Enrico Lauth, mit denen ich in den vergangenen Jahren sehr intensiv zusammengearbeitet habe, und für Frau Dr.-Ing. Tu-Anh Fay, die bereits meine Diplomarbeit betreut hat, seitdem ständige Weggefährtin am Fachgebiet war und zu Recht als dessen „gute Seele“ und Organisationstalent gilt. Auch bei Frau Anne Syré und den Herren Alexander Grahle, Ludger Heide und Francesco Cigarini möchte ich mich herzlich bedanken: Sie haben seit ihrer Aufnahme am Fachgebiet in den Jahren 2018/19 das Team in jeder Hinsicht sehr bereichert und bearbeiten mit Verve u. a. die Projekte *E-MetroBus* und

*zeroCUTS*, an deren Konzeption und Beantragung ich maßgeblich beteiligt war. Es ist immer wieder schön zu sehen, dass diese Projekte in derart guten Händen sind.

Schließlich danke ich den Studierenden, die das Team und mich in den vergangenen Jahren als studentische Hilfskräfte oder AbschlussarbeiterInnen tatkräftig unterstützt haben: Jonas Schulte-Mattler, Benno Kutschank, Tobias Altmann, Patrick Mundt, Tilman König, Carlotta Irrgang, Leonard John, Simon Hellmann und Sevag Nenejian.

Berlin, im Dezember 2020

Dominic Jefferies



# Kapitel 1

## Einleitung

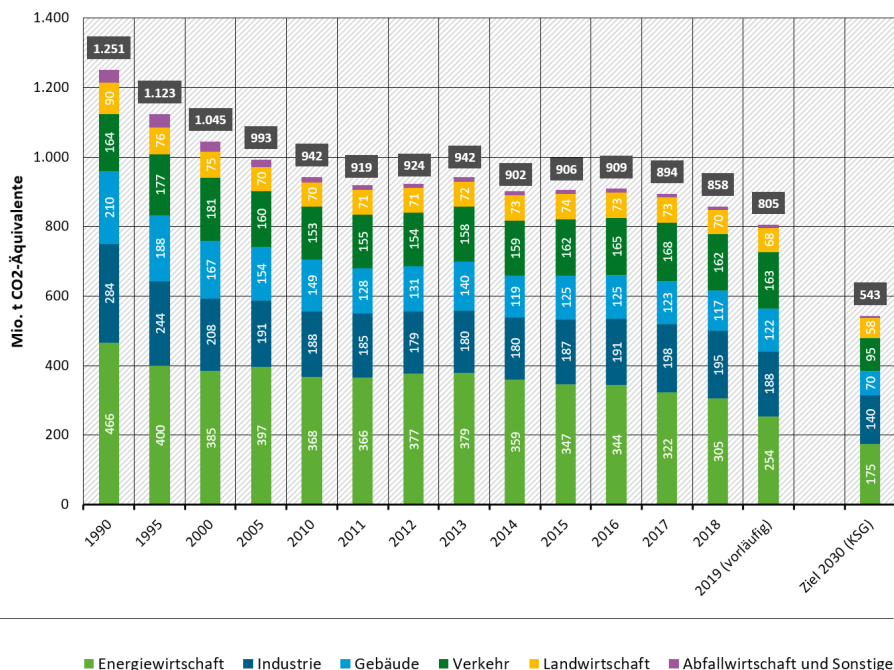
Die Treibhausgasemissionen des Verkehrssektors in Deutschland haben sich in den vergangenen Jahren deutlich ungünstiger entwickelt als die Emissionen anderer Sektoren wie Energiewirtschaft, Industrie und Gebäude. Nach einem zwischenzeitlichen Anstieg befinden sich die jährlichen Emissionen des Verkehrssektors aktuell wieder etwa auf dem Niveau von 1990, während in anderen Sektoren seitdem eine deutliche Reduktion zu verzeichnen ist (Abb. 1.1). Um das im Pariser Klimaschutzabkommen angestrebte 2-Grad-Ziel zur Begrenzung der Erderwärmung einzuhalten, ist in Deutschland eine weitgehende Treibhausgasneutralität des Verkehrssektors bis 2050 erforderlich. Als Zwischenziel formuliert die Bundesregierung eine Senkung der Treibhausgasemissionen des Verkehrssektors um 40–42 % bis 2030 gegenüber dem Stand von 1990 ([Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit \(BMU\), 2016](#), S. 8).

Der Einsatz von E-Fahrzeugen<sup>1</sup> ist eine von mehreren Strategien, um das Ziel zur Senkung der Treibhausgasemissionen zu erreichen und verkehrsbedingte Lärmemissionen zu reduzieren ([Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit \(BMU\), 2016](#), S. 50 f.). Die – insbesondere bei Batteriefahrzeugen – geringe Reichweite im Vergleich zu konventionellen Fahrzeugen, die hohen Kosten und die mangelnde Verfügbarkeit flächendeckender Lade- bzw. Tankinfrastruktur gelten jedoch als erhebliche Hindernisse für eine erfolgreiche Marktdurchdringung von E-Fahrzeugen und somit als wesentliche Ursachen dafür, dass das von der Bundesregierung angestrebte Ziel, bis 2020 einen Bestand von einer Million E-Fahrzeuge zu etablieren, gescheitert ist ([Nationale Plattform Elektromobilität \(NPE\), 2018](#); [Kraftfahrtbundesamt, 2020](#)).

Die Elektrifizierung von Stadtbusflotten ist aufgrund festgelegter Routen und des lokal begrenzten Einsatzgebietes der Fahrzeuge mit weniger technisch-organisatorischen

---

<sup>1</sup>Als E-Fahrzeuge gelten Batteriefahrzeuge, Brennstoffzellenfahrzeuge und Plug-In-Hybride ([Nationale Plattform Elektromobilität \(NPE\), 2018](#)).



**Abbildung 1.1.** Entwicklung der Treibhausgasemissionen in Deutschland seit 1990 (Quelle: Umweltbundesamt (2020); Lizenz: CC BY-NC-ND 4.0; die Darstellung ist ein Ausschnitt des Originals.)

Hürden verbunden als die Elektrifizierung des privaten Pkw-Bestandes. Sie ist nicht von der landesweiten Verfügbarkeit von Ladeinfrastruktur abhängig und kann daher auf lokaler Ebene umgesetzt werden. Zahlreiche Städte weltweit haben bereits Ziele zur vollständigen Umstellung ihrer Busflotte auf lokal emissionsfreie Fahrzeuge – d. h. Batterie- oder Brennstoffzellenbusse – formuliert, darunter London, Paris, Los Angeles, Kopenhagen, New York, Sydney, Berlin und Hamburg (Köller, 2017; [Senatsverwaltung für Justiz, Verbraucherschutz und Antidiskriminierung von Berlin, 2016](#); [Hamburger Hochbahn AG, 2020](#)). In China ist die Elektrifizierung von Stadtbusflotten bereits wesentlich weiter vorangeschritten als im Rest der Welt: 2017 befanden sich 99 % des weltweiten Bestandes von etwa 385 000 Batteriebussen in China, wo bereits 13 % der Stadtbusse elektrifiziert waren (verglichen mit 1,6 % in Europa) (O'Donovan et al., 2018). Die ca. 16 000 Fahrzeuge umfassende Busflotte der chinesischen Metropole Shenzhen ist seit 2018 vollständig elektrifiziert (Poon, 2018).

Für Batteriebusse werden wesentlich höhere Marktanteile erwartet als für Brennstoffzellenbusse: Eine Studie der UITP<sup>2</sup> etwa prognostiziert für 2030 einen europaweiten

<sup>2</sup>Verband internationaler Verkehrsunternehmen (l'Union Internationale des Transports Publics)

Marktanteil von 52 % für Batteriebusse, jedoch nur 10 % für Brennstoffzellenbusse (ZeEUS Project, 2017). Gründe dafür sind u. a. die vergleichsweise hohen Kosten von Brennstoffzellenbussen (Kunith, 2017) und die genehmigungsrechtlichen Hürden bei der Errichtung von Wasserstoffinfrastruktur in Städten (Lang, 2017).

Nachdem in den vergangenen Jahren zahlreiche Test- und Pilotprojekte mit kleinen Stückzahlen (maximal im niedrigen zweistelligen Bereich) durchgeführt wurden, beginnt derzeit ein großflächiger Roll-Out von Batteriebussen<sup>3</sup> in Deutschland (Burmeister, 2020). Im Wesentlichen konkurrieren zwei Technologien: Depotladung, bei der die Fahrzeuge ausschließlich im Betriebshof geladen werden, und Gelegenheitsladung, die außerhalb des Betriebshofs und meist an Endhaltestellen stattfindet (ZeEUS Project, 2017). Derzeit werden in Deutschland hohe Stückzahlen an E-Bussen mit Depotladung in Dienst gestellt, u. a. in Berlin (Hassermann, 2020; Hesse, 2019) und Hamburg, wo Depotladung als „strategische Basis“ für die Flottenelektrifizierung gilt (Dietmannsberger, 2019). Jedoch werden insbesondere nachfragestarke Linien mit Gelenkbussen bislang meist mit Gelegenheitsladung betrieben, etwa in Osnabrück (Kossov und Müller, 2020), Köln (Kölner Verkehrs-Betriebe AG, 2016) und Berlin (Werwitzke, 2020a). In Eindhoven wurde ein gesamtes Liniennetz mit Gelenkbussen und Gelegenheitsladung an einer zentralen Ladestation elektrifiziert (Kraajvanger, 2019).

Die Auswahl der Ladetechnologie hat großen Einfluss auf Fahrzeug- und Ladeinfrastrukturbedarf sowie auf die Betriebsabläufe (Jefferies und Göhlich, 2020). Sie ist somit von erheblicher Bedeutung sowohl für die strategische als auch für die operative Planung einer Flottenelektrifizierung bei Aufgabenträgern und Verkehrsunternehmen. Um jene Einflüsse in Abhängigkeit der technologischen und betreiberspezifischen Randbedingungen quantifizieren zu können, bedarf es entsprechender Simulations- und Planungsmethoden, die auch für Anwendungen jenseits des Pilotmaßstabes geeignet sind. Zudem sind Methoden zur Wirtschaftlichkeitsbewertung verschiedener Technologien erforderlich. Wie im Literaturüberblick in Kapitel 2 gezeigt wird, sind existierende Ansätze zur Kostenanalyse von E-Bus-Systemen jedoch nur eingeschränkt für die Anwendung in der Praxis geeignet und operieren teilweise unter stark vereinfachenden Annahmen: In vielen Arbeiten wird die Notwendigkeit einer neuen Umlaufplanung zur Erfüllung der Reichweiten- und Ladezeitbeschränkungen von E-Bussen nicht berücksichtigt, wodurch es zu unrealistischen Ergebnissen bzgl. der erforderlichen Flottengröße kommen kann; der aus dem E-Bus-Betrieb resultierende, erhöhte Fahrpersonalbedarf wird meist nicht betrachtet; statt realer, tageszeitlich variabler Liniennetz- und Fahrplandaten kommen häufig reduzierte Daten zum Einsatz; der Einfluss von Verspätungen auf die Betriebsfähigkeit des E-Bus-Systems wird nicht untersucht.

In dieser Arbeit wird eine umfassende Methodik zur Auslegung, Simulation und TCO-Analyse<sup>4</sup> von E-Bus-Systemen entwickelt. Primäre Ziele der Methodik sind die Bewer-

---

<sup>3</sup>Im Folgenden wird das Wort „Elektrobus“ bzw. „E-Bus“ synonym mit „Batteriebus“ verwendet.

<sup>4</sup>TCO: Total Cost of Ownership

tung der Wirtschaftlichkeit verschiedener Technologien und die Festlegung von Mengengerüsten für Beschaffungen. Zu diesem Zweck werden in Kapitel 3 dieser Arbeit ein diskret-eventbasiertes Simulationsmodell eines Stadtbussystems, ein TCO-Modell zur Kostenbewertung, ein Greedy-Umlaufplanungsalgorithmus sowie ein genetischer Algorithmus zur Identifikation kostenoptimierter Ladestandorte für Gelegenheitsladung entwickelt und, sofern möglich, validiert.

Anhand einer Fallstudie (Kapitel 4) wird die Anwendung der Methodik demonstriert. Für die Fallstudie werden Umlauf-, Fahrplan- und Verspätungsdaten eines realen Busliniennetzes mit 39 Linien genutzt. Zunächst werden die bestehenden Diesel-Umlaufpläne durch Simulation hinsichtlich ihrer Bedienbarkeit mit E-Bussen untersucht. Anschließend werden mittels des entwickelten Umlaufplanungsalgorithmus sowie des Algorithmus zur Optimierung der Ladestandorte vollständig elektrifizierte Szenarien für Depotladung und Gelegenheitsladung sowie ein Referenzszenario mit Dieselfahrzeugen generiert. Im letzten Schritt werden die Szenarien mit Hilfe des TCO-Modells bewertet und es wird eine Sensitivitätsstudie zum Einfluss der Kostenparameter durchgeführt.

Im Anschluss werden in Kapitel 5 die Limitationen der Methodik diskutiert und die Ergebnisse der Fallstudie werden in die bestehende Forschung eingeordnet. Die Arbeit schließt mit Zusammenfassung und Ausblick in Kapitel 6.

Teilergebnisse dieser Arbeit wurden bereits in [Jefferies und Göhlich \(2020\)](#) publiziert.

## Kapitel 2

# Stand der Technik und Wissenschaft







In diesem Kapitel werden der Stand der Technik und die methodischen Grundlagen beschrieben, auf denen die entwickelte Methodik aufbaut. Zunächst wird ein kurzer Überblick über alternative Antriebstechnologien bei Stadtbussen gegeben. Der Fokus liegt hierbei auf den Batteriebussen, die den Schwerpunkt dieser Arbeit bilden. Anschließend wird der Planungsprozess in städtischen Verkehrsbetrieben und hier insbesondere der Aspekt der Umlaufplanung beleuchtet. Danach werden Ansätze zur Simulation von Fahrzeugen, Flotten und Depots sowie zur Wirtschaftlichkeitsbewertung von Projekten vorgestellt. Zuletzt werden bestehende TCO-Untersuchungen elektrifizierter Stadtbussysteme evaluiert und es wird der Forschungsbedarf für diese Arbeit abgeleitet.

## 2.1 Stadtbusse mit alternativen Antrieben

Der Markt für Stadtbusse wird mit einem Marktanteil von 95% (bezogen auf Deutschland; vgl. [Verband deutscher Verkehrsunternehmen \(VDV\), 2019, S. 39](#)) deutlich von dieselbetriebenen Bussen dominiert, was u. a. auf ihre große Reichweite, hohe Zuverlässigkeit und niedrige Anschaffungskosten zurückgeführt werden kann. Daneben befindet sich eine Reihe alternativer Antriebskonzepte im Einsatz, die in Abb. 2.1 tabellarisch dargestellt sind<sup>1</sup> und in den folgenden Abschnitten jeweils mit einer kurzen Historie vorgestellt werden.

---

<sup>1</sup>Eine einheitliche Definition „konventioneller“ und „alternativer“ Antriebsarten existiert in der Literatur nicht. In dieser Arbeit wird unter einem konventionellen Antrieb ausschließlich der Dieselantrieb verstanden.

Antriebsform	Konventioneller Antrieb	Alternative Antriebe		
Aggregat	Verbrennungsmotor	Verbrennungsmotor	Hybrid <sup>1</sup>	Elektromotor
Fahrzeugtypen	Dieselbus 	Gasbus 	Dieselhybridbus 	Brennstoffzellenbus 
				Batteriebus 
				Oberleitungsbus 
Lokale Emissionen	nicht emissionsfrei		teilweise emissionsfrei	vollständig emissionsfrei

<sup>1</sup> Verbrennungs- und Elektromotor

**Abbildung 2.1.** Einordnung alternativer Antriebstechnologien im Stadtbusbereich

### 2.1.1 Gasbetriebene Busse mit Verbrennungsmotor

Seit den 1990er Jahren findet die Erdgastechnik bei Stadtbusen Anwendung in Deutschland (Reinhardt, 2015, S. 622/830) und wird von großen Buserstellern aktuell als Serientechnologie angeboten (MAN Truck & Bus SE, 2020; EvoBus GmbH, 2020a; Solaris Bus & Coach S.A., 2020). Treiber für die Einführung der Technologie waren die im Vergleich zu Dieselbussen deutlich niedrigeren NO<sub>x</sub>- und Partikelemissionen; aufgrund weiterentwickelter Abgasreinigungstechnik für Dieselmotoren hat sich dieser Vorteil inzwischen relativiert (Pütz, 2011, S. 194). Gasbusse werden überwiegend mit Erdgas (Compressed Natural Gas, CNG) betrieben (ebd.). Zum Teil kommt auch Biogas zum Einsatz<sup>2</sup>. Im Rahmen von Pilotprojekten wurden vereinzelt Fahrzeuge mit Wasserstoff-Verbrennungsmotoren eingesetzt<sup>3</sup>. Erdgasbusse sind nicht lokal emissionsfrei und daher i. d. R. nicht Teil der langfristigen Beschaffungsstrategien der Verkehrsbetriebe (vgl. Kapitel 1). Sie werden somit in dieser Arbeit nicht weiter betrachtet.

### 2.1.2 Dieselhybridbusse

Etwa seit dem Jahr 2010 werden in Deutschland Dieselhybridbusse beschafft (PwC, 2019). Diese verfügen neben dem Dieselmotor über einen Elektromotor und einen

<sup>2</sup>Die Busflotten der Städte Oldenburg und Augsburg etwa bestehen ausschließlich aus mit Biogas betriebenen Erdgasbussen (Verkehr und Wasser GmbH (VWG), 2019; Nahverkehrspraxis, 2016).

<sup>3</sup>Bei den Berliner Verkehrsbetrieben (BVG) befanden sich 14 Busse mit Wasserstoff-Verbrennungsmotor im Einsatz (Müller et al., 2017, S. 26).

elektrischen Energiespeicher (Batterien oder Kondensatoren). Es wird zwischen serieller und paralleler Anordnung der beiden Antriebe unterschieden ([Fuel Cells and Hydrogen Joint Undertaking \(FCH-JU\), 2012](#), S. 15). Der elektrische Antriebsstrang erlaubt in Verbindung mit dem elektrischen Energiespeicher (Batterien oder Kondensatoren) die Rekuperation von Bremsenergie; bei seriellen Hybriden kann zudem der Dieselmotor im optimalen Lastbereich betrieben werden, da er nicht direkt zur Traktion dient, sondern einen Generator zum Laden des elektrischen Speichers antreibt ([MAN Nutzfahrzeuge Gruppe, 2008](#), S. 389). Serielle Hybride ermöglichen die rein elektrische Fahrt, da die Räder ausschließlich vom Elektromotor angetrieben werden. Plug-In-Hybride erlauben über eine Ladeschnittstelle zusätzlich das Laden der Batterie mit Netzstrom; abhängig von der Batteriedimensionierung und der Ausstattung der Strecke mit Ladeinfrastruktur ist also ein streckenweiser, vollständig elektrischer Betrieb möglich.

Die Absichtserklärungen der Städte, die eine Transformation ihrer Busflotten beschlossen haben, schließen Hybridbusse in der Regel aus (vgl. Kapitel 1). Sie werden daher in dieser Arbeit nicht als Technologieoption berücksichtigt.

### 2.1.3 Brennstoffzellenbusse

Busse mit Brennstoffzelle – mit Wasserstoff als Energiespeichermedium – wurden erstmals im Jahr 2003 im größeren Maßstab in Deutschland eingeführt ([Binder et al., 2006](#)). Brennstoffzellen erzeugen durch elektrochemische Reaktion aus einem Brennstoff und einem Oxidationsmittel<sup>4</sup> elektrische Energie ([Mortimer und Müller, 2019](#), S. 363); die Fahrzeuge verfügen über einen vollständig elektrischen Antriebsstrang ([Pütz, 2011](#), S. 203).

Die erste Generation der Brennstoffzellenbusse verfügte über keinen Batteriespeicher. Inzwischen werden ausschließlich Fahrzeuge entwickelt, die eine Batterie (bzw. Kondensatoren) als Zwischenspeicher besitzen und in der Literatur als Brennstoffzellen-Hybride bezeichnet werden. Der Zwischenspeicher ermöglicht die Rekuperation von Bremsenergie sowie eine kleinere Dimensionierung des Brennstoffzellensystems. Der Energiebedarf konnte dadurch z.T. um mehr als 50% gesenkt werden ([HyFLEET CUTE Project, 2009](#), S. 22; [Hua et al., 2014](#), S. 982). Die Reichweite aktueller Brennstoffzellenbusse wird mit ca. 250 bis 350 km angegeben ([Regionalverkehr Köln GmbH, 2014, 2020](#); [Hua et al., 2014](#)).

Aufgrund des deutlich höheren prognostizierten Marktanteils von Batteriebussen (vgl. Kapitel 1) werden auch Brennstoffzellenbusse im weiteren Verlauf dieser Arbeit nicht betrachtet.

---

<sup>4</sup>Im Fahrzeugbereich wird typischerweise als Brennstoff Wasserstoff und als Oxidationsmittel Luftsauerstoff verwendet ([Pütz, 2011](#), S. 201).

### 2.1.4 Batteriebusse und Oberleitungsbusse

Auch diese Fahrzeuge werden ausschließlich elektrisch angetrieben. Sie beziehen elektrische Energie aus einer Batterie oder einer Oberleitung, die mittels eines Stromabnehmers kontaktiert wird.

Erste Versuche mit Oberleitungsbusen<sup>5</sup> gab es bereits 1882. Bis zum Ende des 2. Weltkriegs gab es 22 O-Bus-Netze in Deutschland; nach Kriegsende wurden in verschiedenen deutschen Städten z.T. als Ersatz für im Krieg zerstörte Tramnetze O-Bus-Netze aufgebaut. Der überwiegende Teil davon wurde in den 1950er bis 1970er Jahren wieder stillgelegt. Heute werden in Deutschland nur noch in den Städten Solingen, Esslingen und Eberswalde O-Busse betrieben (Reinhardt, 2015, S. 305, 481, 604, 707).

Batteriebusse kamen in Deutschland ab ca. 1900 sehr vereinzelt und nur für Sonderanwendungen (Hotelfahrzeuge, Messetransfers etc.) zum Einsatz, Anwendungen im Linienverkehr in dieser Zeit blieben ohne Erfolg (Reinhardt, 2015, S. 304). Erst 1975 wurde im Rahmen eines Forschungsprojektes eine nennenswerte Zahl an Batteriebusen in Dienst gestellt: In Düsseldorf kamen bis 1988 insgesamt 22 Solobusse mit Batterieanhänger zum Einsatz. Zunächst wurden die Blei-Säure-Batterien im Betriebshof gewechselt<sup>6</sup>; 1982 wurden die Busse mit Dachstromabnehmern ausgestattet und es wurde an einer Endhaltestelle eine Zwischenladestation errichtet, die ein Laden während der Wendezeit ermöglichte (Rheinbahn AG, 2020; Wikimedia Foundation, 2020). Abb. 2.2 zeigt zwei Fahrzeuge an der Ladestation.

Bis auf wenige Nischenanwendungen wurden in Deutschland nach dem Düsseldorfer Projekt über zwei Jahrzehnte lang keine Batteriebusanwendungen im Linienverkehr verwirklicht. Erst seit 2011 erfolgen wieder regelmäßige Indienststellung von E-Bussen mit Lithium-Ionen-Batterien, z. B. einzelne Fahrzeuge 2011 in Osnabrück (Hanke und Krämer, 2014) und 2012 in Pinneberg (Kreis Pinneberg, 2012). Kleinflotten mit bis zu 10 Fahrzeugen wurden ab 2014 realisiert (Braunschweig, Berlin, Köln etc.) (Verband deutscher Verkehrsunternehmen (VDV), 2020); ab 2018 wurden von verschiedenen Betreibern umfangreiche Beschaffungen bis hin zur Elektrifizierung der gesamten Busflotte angekündigt (PwC, 2019).

Aktuelle Oberleitungsbusse werden – anstelle des früher üblichen Diesel-Hilfsaggregats (Reinhardt, 2015, S. 602) – ebenfalls mit Batterien ausgestattet, die eine Fortbewegung in Abwesenheit von Oberleitungsinfrastruktur erlauben (Burmeister, 2020). Ähnlich wie beim Brennstoffzellenbus wird diese Kombination in der Literatur zuweilen als Hybrid-Oberleitungsbus bezeichnet (Bergk et al., 2015). In dieser Arbeit werden sie zu den Batteriebusen gezählt.

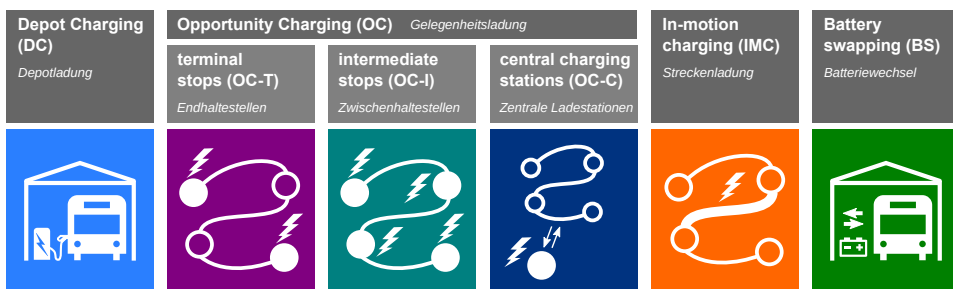
<sup>5</sup>Oberleitungsbusse werden in der Literatur auch als O-Busse oder Trolleybusse bezeichnet.

<sup>6</sup>Aus der Quelle (Rheinbahn AG, 2020) geht nicht hervor, ob dies durch einen Tausch des Anhängers oder einen Wechsel der Batteriemodule geschah.





**Abbildung 2.2.** Elektrobuse MAN SL-E der Rheinbahn an Pantographen-Ladestation, ca. 1980 (Quelle: Horst Lüdicke, [bus-bild.de](http://bus-bild.de); mit freundlicher Genehmigung)



**Abbildung 2.3.** Ladestrategien für Batteriebusse mit der in *Jefferies und Göhlich (2020)* eingeführten Terminologie

#### 2.1.4.1 Ladestrategien

Für Batteriebusse existieren verschiedene Ladestrategien (*Göhlich et al., 2018*), die in *Abb. 2.3* dargestellt sind:

- Depotladung (*depot charging, DC*): Die Batterien der Fahrzeuge werden ausschließlich im Betriebshof geladen. Üblich sind Steckerlösungen mit 80–150 kW (*Siemens AG, 2020*) und Pantographenlösungen (*Kraajvanger, 2019*). Die Reichweite von Bussen mit Depotladung wird mit 150 km bis 220 km für 12-Meter-Fahrzeuge angegeben (*Fülling, 2019; Bünnagel, 2018, 2019*). Herstellerangaben liegen z. T. deutlich höher, jedoch sind die dabei angenommenen Fahrprofile und Umgebungsbedingun-

gen i. d. R. nicht transparent<sup>7</sup>.

- Gelegenheitsladung (*opportunity charging, OC*): Die Batterien werden an stationären Ladepunkten außerhalb des Depots geladen. Diese befinden sich üblicherweise an Endhaltestellen (OC-T), es existieren jedoch auch Lösungen mit Ladepunkten an Zwischenhaltestellen (OC-I) sowie an zentralen Ladestationen (OC-C). Als Ladeschnittstelle werden meist Pantographen verwendet, die entweder auf dem Busdach oder auf einem Masten an der Ladestation („invertierter Pantograph“) verbaut sind (ZeEUS Project, 2017) und Ladeleistungen von derzeit bis zu 450 kW (Siemens AG, 2020) ermöglichen. Systeme mit induktiver Ladung sind bisher nicht in großflächige Anwendungen überführt bzw. vollständig eingestellt worden (Verband deutscher Verkehrsunternehmen (VDV), 2020; Schaal, 2019). Eine Kombination mit Depotladung ist üblich.
- Streckenladung (*in-motion charging, IMC*): Die Batterien werden während der Fahrt mittels Oberleitung geladen. Dabei sind bis zu 600 kW Dauerleistung möglich (Lenz, 2018). Die Technologie kommt bislang nur in Städten mit bereits existierendem Oberleitungsbus-Netz zum Einsatz; sie erlaubt die Erweiterung des Netzes ohne den Bau zusätzlicher Oberleitungen. In Berlin gibt es Planungen zum Neubau eines Oberleitungsbus-Netzes mit Streckenladung (Mareck, 2020).
- Batteriewechsel (*battery swapping, BS*): Die Batterien werden an zentralen Batteriewechselstationen ausgetauscht, der Ladevorgang findet außerhalb des Fahrzeugs statt. Nach dem besten Wissen des Verfassers ist diese Technologie im Busbereich bisher nur in China in größeren Stückzahlen umgesetzt worden (Shanghai Dianba New Energy Technology Co., Ltd., 2020).

Abb. 2.4 zeigt die gängigen Ladesysteme und -schnittstellen.

#### 2.1.4.2 Antriebsstrang

Als Antriebsaggregat kommen bei Batteriebussen Zentralmotoren mit Differential oder auf der Antriebsachse montierte Radnabenmotoren zum Einsatz (Abb. 2.5). Als Zentralmotoren werden permanenterregte Synchronmotoren oder Asynchronmotoren verwendet; Radnabenmotoren sind i. d. R. als Asynchronmotoren ausgeführt (EvoBus GmbH, 2020b; Krämer, 2018; Bünnagel, 2019, 2018; Wagner, 2018). Zentralmotoren werden niedrigere Systemkosten zugeschrieben als Radnabenmotoren (Wallentowitz und Freialdenhoven, 2011; Wagner, 2018), sie erfordern jedoch größeren Bauraum (Pischinger

---

<sup>7</sup>Der Hersteller Sileo gibt eine maximale Reichweite von 280 km an, der Hersteller Ebusco bis zu 450 km (Sileo GmbH, 2019; Ebusco B.V., 2020).

(a) Depotladung mit Stecker (Hesse, 2019)



(b) Depotladung mit Pantograph (Allego B.V.)



(c) Gelegenheitsladung mit Pantograph (SmartCitiesWorld, 2019)



(d) Gelegenheitsladung mit invertiertem Pantographen (Siemens AG, 2018)



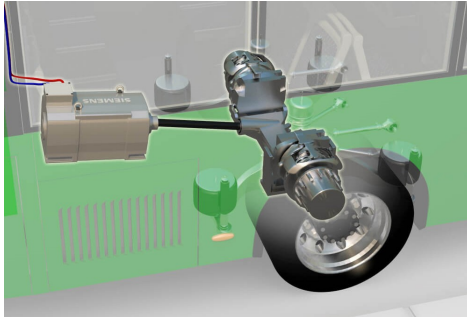
(e) Oberleitungsbus (Quelle: Felix O., Wikimedia Commons; Lizenz: CC BY-SA 2.0)



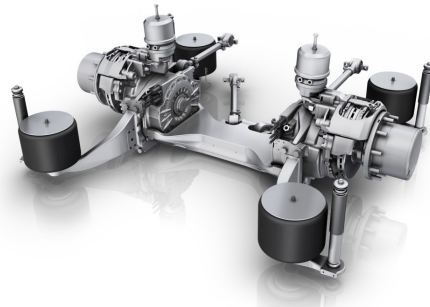
(f) Batteriewechselstation (Van Amburg et al., 2013)

**Abbildung 2.4.** Ladesysteme für Batteriebusse (mit freundlicher Genehmigung)

(a) Zentralmotor (Chariot Motors, 2019)



(b) Radnabenmotoren (ZF Friedrichshafen AG, 2020)

**Abbildung 2.5.** Zentral- und Radnabenmotoren (mit freundlicher Genehmigung)

und Seiffert, 2016, S. 181). Verglichen mit der Auswahl der Ladestrategie, des Batterietyps und des Klimasystems hat die Auswahl des Motortyps eine untergeordnete Bedeutung für das Ladeverhalten und die Reichweite des Fahrzeugs. Für eine Einführung zu elektrischen Motoren sei auf Pischinger und Seiffert (2016, S. 183–188) und Busch (2015) verwiesen.

### 2.1.4.3 Batteriesystem

In heutigen Elektrobussen kommen fast ausschließlich Lithium-Ionen-Batterien zum Einsatz. Es werden hauptsächlich drei verschiedene Zelltypen mit unterschiedlichen Eigenschaften verbaut (EvoBus GmbH, 2020b; Krämer, 2018; Bünnagel, 2019, 2018; Kraajvanger, 2019; Werwitzke, 2020b; Schaal, 2020; Wagner, 2018; Verband deutscher Verkehrsunternehmen (VDV), 2020; Kiepe Electric GmbH, 2017; Göhlich et al., 2018; Korthauer, 2013):

- Nickel-Mangan-Kobalt-Batterien (NMC) mit einer Anode aus Graphit und einer Kathode aus Lithium-Nickel-Mangan-Kobaltoxid besitzen eine hohe Energiedichte bei ebenfalls hoher Ladeleistung und kommen daher gleichermaßen für Depot- und Gelegenheitsladung zum Einsatz.
- Lithiumtitanatoxid-Batterien (LTO) mit einer Anode aus Lithiumtitanatoxid besitzen eine niedrige Energiedichte, erlauben aber hohe Ladeleistungen und Zyklenzahlen, weshalb sie eine gängige Wahl für Gelegenheitsladung sind.
- Lithium-Eisenphosphat-Batterien (LFP) mit einer Anode aus Graphit und einer Kathode aus Lithium-Eisenphosphat besitzen eine etwas geringere Energiedichte als

**Tabelle 2.1.** Eigenschaften der in Elektrobussen eingesetzten Batterietypen. Legende: + am besten; o mittel; – am schlechtesten (EvoBus GmbH, 2020b; Krämer, 2018; Bünnagel, 2019, 2018; Kraajvanger, 2019; Werwitzke, 2020b; Schaal, 2020; Wagner, 2018; Verband deutscher Verkehrsunternehmen (VDV), 2020; Kiepe Electric GmbH, 2017; Göhlich et al., 2018; Korthauer, 2013)

	NMC	LTO	LFP
Energiedichte	+	–	o
Ladeleistung	o	+	–
Thermische Sicherheit	–	+	+
Lebensdauer	–	+	o
Kosten	o	–	+
Ladestrategien	DC, OC	OC	DC, OC
Bushersteller (Auswahl)	Mercedes, Solaris, VDL, Irizar, MAN	Solaris	BYD, Ebusco, Si- leo, VDL

NMC-Batterien, sind jedoch günstiger. Sie werden fast ausschließlich für Depotladung eingesetzt<sup>8</sup>.

Tabelle 2.1 fasst die Eigenschaften der Batterietypen qualitativ zusammen. Für eine Einführung in die Batterietechnologie sei auf [Mortimer und Müller \(2019, S. 341–363\)](#) und [Korthauer \(2013\)](#) verwiesen.

#### 2.1.4.4 Klimatisierungssystem

Das Klimatisierungssystem<sup>9</sup> ist der wichtigste Nebenverbraucher in E-Fahrzeugen ([Pischinger und Seiffert, 2016, S. 93](#)). Je nach Technologie und Wetterbedingungen kann mehr Energie zur Klimatisierung des Fahrgastraums erforderlich sein als für den Antrieb ([Torzynski et al., 2016, S. 76](#)). Bei der Simulation von E-Bus-Systemen kommt somit der Modellierung des Klimatisierungssystems eine besondere Bedeutung zu. Im Folgenden werden daher kurz die gängigen Technologien zur Klimatisierung von E-Bussen vorgestellt.

E-Busse wie auch konventionelle Busse verfügen über ein oder mehrere Aufdachklimageräte, die nach dem Prinzip der Kompressionskältemaschine arbeiten<sup>10</sup>. Je nach Ausführung können Aufdachklimaanlagen nur als Kühlaggregat oder als kombiniertes Kühl- und Heizaggregat (Wärmepumpe) betrieben werden. Die Effizienz von Klimatisierungs- und Wärmepumpensystemen wird durch die *Leistungszahl*, auch als *coefficient*

<sup>8</sup>Eine Ausnahme ist der Hersteller VDL, der LFP-Batterien auch in Fahrzeugen mit Gelegenheitsladung verbaut.

<sup>9</sup>Auch als HVAC-System (Heating, Ventilation, Air Conditioning) bezeichnet.

<sup>10</sup>Für eine Einführung in kältetechnische Maschinen siehe [Dohmann \(2016\)](#).



of performance (*COP*) bezeichnet, quantifiziert. Bezeichnet  $\dot{Q}_{\text{HVAC}}$  die bereitgestellte Kühl- bzw. Heizleistung und  $P_{\text{comp}}$  die elektrische Leistungsaufnahme des Verdichters, beträgt die Leistungszahl

$$COP = \frac{\dot{Q}_{\text{HVAC}}}{P_{\text{comp}}}. \quad (2.1)$$

Aufdachanlagen verfügen über verschiedene Wärmeübertrager zur Kühlung und Beheizung der Zuluft. In der Regel erfolgt eine zusätzliche Wärmeverteilung im Fahrgastraum durch auf Fußbodenniveau installierte Umluftgebläse bzw. Konvektorenheizungen, die von einem Warmwasserkreislauf versorgt werden. Die verfügbaren Klimatisierungssysteme unterscheiden sich in den eingesetzten Komponenten zur Kälte- und Wärmeerzeugung:

- Konventionelle Systeme, die in ihrem Aufbau im Wesentlichen Klimatisierungssystemen von Bussen mit Verbrennungsmotor entsprechen, besitzen eine Aufdachklimaanlage mit Kühlfunktion. Zur Wärmeerzeugung wird ein separates Aggregat – ein elektrischer Widerstandsheizgerät oder eine Dieselheizung – genutzt (Krämer, 2018). Elektrische Widerstandsheizgeräten besitzen einen Wirkungsgrad von ca. 95 % (Valeo Thermal Commercial Vehicles Germany GmbH, 2017b).
- Einfache Wärmepumpensysteme besitzen eine Aufdachklimaanlage mit Heiz- und Kühlfunktion (Konvekta AG, 2020; Valeo Thermal Commercial Vehicles Germany GmbH, 2017a). Der Warmwasserkreislauf wird von der Aufdachanlage statt von einem separaten Heizgerät gespeist; dennoch kann ein separates Zusatzheizgerät vorhanden sein, damit bei sehr kalten Temperaturen ausreichende Heizleistung zur Verfügung steht. Wärmepumpen stellen Heizenergie mit einer höheren Effizienz bereit als Widerstandsheizgeräten, je nach Betriebsbedingungen ist ein *COP* von bis zu 4 möglich.
- Voll integrierte Wärmepumpensysteme verfügen zusätzlich über einen Kaltwasserkreislauf, der die Abwärme verschiedener Komponenten wie Batterien, Motoren und Leistungselektronik aufnimmt und in die Wärmepumpe einspeist. Im Heizbetrieb kann auf diese Weise die Effizienz der Wärmebereitstellung für den Fahrgastraum gesteigert werden. Diese Systeme stehen noch am Anfang ihrer Serienanwendung (Wagner, 2019; Bulut, 2020).

## 2.2 Planung und Betrieb städtischer Busnetze

Wie bereits in Kapitel 1 angedeutet, hat die Elektrifizierung von Busflotten weitreichende strategische und operative Konsequenzen für Aufgabenträger und Flottenbetreiber.

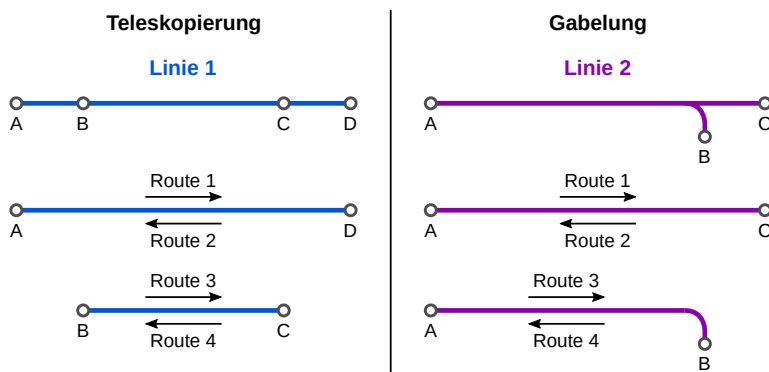


Abbildung 2.6. Zur Definition von Routen

In diesem Kapitel wird ein Überblick über den üblichen Planungsprozess im ÖPNV gegeben und es wird eine Einordnung vorgenommen, welche Planungsebenen von einer Flottenelektrifizierung betroffen sind. Planungsschritte mit besonderer Relevanz für diese Arbeit werden detaillierter betrachtet.

### 2.2.1 Grundbegriffe und Definitionen

In diesem Abschnitt werden grundlegende Konzepte und Begriffe aus dem Bereich des öffentlichen Verkehrs vorgestellt, die im Verlaufe dieser Arbeit verwendet werden. Diese stammen teilweise aus der Literatur, teilweise aber auch aus zahlreichen Gesprächen des Verfassers mit MitarbeiterInnen von Verkehrsbetrieben, wo häufig betriebsspezifische Termini verwendet werden.

ÖPNV-Netze jeglicher Art bestehen üblicherweise aus einem Netz mit mehreren Linien. Eine Linie ist durch einen festgelegten Streckenverlauf gekennzeichnet, der regelmäßig befahren wird. Linien können in mehrere Abschnitte unterteilt sein, die unterschiedlich häufig bedient werden; dies kann in Form einer Teleskopierung oder einer Gabelung geschehen. Die hierdurch entstehenden, verschiedenen Fahrtrelationen werden jeweils als Route bezeichnet (siehe Abb. 2.6).

Der Fahrplan gibt dem Fahrgast Auskunft über alle stattfindenden Fahrgastfahrten (auch als Servicefahrten bezeichnet). Aus dem Fahrplan gehen Start- und Zielhaltestelle, Abfahrtszeit und Fahrtdauer hervor.

Fahrzeuge des ÖPNV verkehren auf sog. Umläufen (auch als Wagenumlauf, Fahrzeugumlauf oder Kurs bezeichnet). Diese enthalten neben den zu bedienenden Fahrgastfahrten auch Leerfahrten, etwa vom Depot zum Einsatzpunkt einer Linie (als Einsatzfahrt bezeichnet), vom Aussetzpunkt einer Linie zum Depot (Aussetzfahrt) oder von

einer Linie zu einer anderen. Ein Umlauf gibt somit alle Bewegungen eines Fahrzeugs vom Einsetzen bis zum Aussetzen vor. Die *Umlaufdauer*  $\Delta t_{\text{Umlauf}}$  ist die gesamte Dauer des Fahrzeugeinsatzes vom Einsetzen bis zum Aussetzen, die *Umlauflänge*  $L_{\text{Umlauf}}$  die dabei zurückgelegte Strecke. Als *Umlaufwirkungsgrad* wird das Verhältnis der für die Fahrgastbeförderung genutzten Zeit zur Gesamtdauer des Umlaufs bezeichnet (Schnieder, 2018, S. 117):

$$\eta_{\text{Umlauf}} = \frac{\Delta t_{\text{Fahrgastfahrten}}}{\Delta t_{\text{Umlauf}}}. \quad (2.2)$$

Das Wort *Umlauf* ist im Verkehrswesen mit mehreren Bedeutungen belegt. Neben dem Fahrzeugumlauf existiert auch der *Fahrtenumlauf* – beide werden häufig ohne nähere Beschreibung als Umlauf bezeichnet –, der die Hin- und Rückfahrt auf einer Linie beschreibt. In diesem Kontext wird die *Umlaufdauer* als die Summe der Fahrt- und Wendezeiten von Hin- und Rückfahrt definiert. Bezeichnen A und B die beiden Endhaltestellen der Linie, beträgt die (Fahrten-)Umlaufdauer (Schnieder, 2018, S. 117):

$$\Delta t_{\text{Fahrtenumlauf}} = \Delta t_{\text{Fahrt,AB}} + \Delta t_{\text{Wende,AB}} + \Delta t_{\text{Fahrt,BA}} + \Delta t_{\text{Wende,BA}}. \quad (2.3)$$

Als *Wendezeit* wird die Pause an einer Endhaltestelle bezeichnet, die üblicherweise vor der nächsten Abfahrt vorgesehen ist. Die Umlaufdauer muss ein ganzzahliges Vielfaches des Taktes  $\Delta t_{\text{Takt}}$  betragen.

Sind (Fahrten-)Umlaufdauer und Takt der Linie konstant, lässt sich der *verkehrlich erforderliche Fahrzeugeinsatz* ermitteln (Schnieder, 2018, S. 117):

$$N_{\text{Fz,v}} = \frac{\Delta t_{\text{Fahrtenumlauf}}}{\Delta t_{\text{Takt}}}. \quad (2.4)$$

Dieser gibt den aufgrund der Fahrplangestaltung mindestens notwendigen Fahrzeugbedarf an. Müssen aufgrund beschränkter Reichweite Fahrzeuge abgelöst werden, fällt der reale Fahrzeugbedarf höher aus.

Die eingeführten Begriffe sowie gängige, alternative Bezeichnungen und englischsprachige Entsprechungen sind in Tabelle 2.2 zusammengefasst.

## 2.2.2 Überblick: Planungsprozess im ÖPNV

Im ÖPNV zu erbringende Verkehrsleistungen werden in Deutschland von sog. *Aufgabenträgern* festgelegt. Dies sind durch die Nahverkehrsgesetze der Bundesländer festgelegte Organisationen, die Planung, Finanzierung und Organisation des ÖPNV der jeweiligen Region möglichst an einer zentralen Stelle bündeln sollen. Die Aufgabenträger



**Tabelle 2.2.** Deutsche und englische Begriffe mit ÖPNV-Bezug

Begriff	Alternativen	Englisch
Linie		line, route
Route		branch
Fahrgastfahrt	Fahrplanfahrt, Servicefahrt	passenger trip, service trip
Leerfahrt	Betriebsfahrt	empty trip, deadhead trip
Einsetzfahrt	Ausrückfahrt	pull-in trip
Aussetzfahrt	Einrückfahrt	pull-out trip
Fahrplan		timetable, schedule
(Fahrzeug-)Umlauf	Wagenumlauf, Kurs	schedule, circulation, run
(Fahrten-)Umlauf		round trip
Wendezeit		dwelt time, stop time
Takt		headway, interval
Depot	Betriebshof	depot

definieren Umfang und Qualität des bereitzustellenden Verkehrsangebotes und organisieren Vergabeverfahren zur Auswahl eines Verkehrsunternehmens (Betreibers), das die Verkehrsleistung erbringt. Die Überwachung der auf diese Weise zustande kommenden Verkehrsverträge obliegt ebenfalls den Aufgabenträgern (Schnieder, 2018, S. 3, 9–10).

Nach Schnieder (2018) lässt sich der Planungsprozess im ÖPNV in folgende Schritte gliedern:

- Durch die **Netzplanung** wird die räumliche Erschließung des Verkehrsgebietes festgelegt. Diese beginnt mit der **Haltestellenplanung**, die die einander widerstrebenden Ziele einer hohen Netzdichte und einer niedrigen Reisezeit in Einklang bringen soll (Schnieder, 2018, S. 21–24). Anschließend werden die Netzpunkte im Rahmen der **Linienbildung** zu regelmäßig verkehrenden Linien verkettet; die **Netzbildung** bezeichnet die Verknüpfung einzelner Linien zu einem Gesamtnetz. Hier ist u. a. zu beachten, dass wichtige Relationen möglichst umstiegsfrei realisiert und störanfällige Strecken gemieden werden. Im Sinne der Wirtschaftlichkeit sollten kurze Linien möglichst vermieden werden (Schnieder, 2018, S. 32–39).
- Als **Kapazitätsplanung** wird die „mengenmäßige Planung eines Bedienungsangebotes, welches (...) der Nachfrage (...) entspricht“, bezeichnet (Schnieder, 2018, S. 45). Hierzu wird eine räumlich und zeitlich aufgelöste Verkehrsnachfrage ermittelt. Die Linienabschnitte mit höchster Nachfrage bestimmen die notwendige Kapazität der Linie. Diese wiederum lässt sich steuern über die Fahrtenabstände, d. h.

den Takt der Linie, und über die eingesetzte Fahrzeuggröße<sup>11</sup>. Auch hier besteht ein Zielkonflikt: Einer Maximierung des Fahrgastkomforts durch ausreichende Platzverfügbarkeit steht die Minimierung des Fahrzeug- und Personaleinsatzes gegenüber (Schnieder, 2018, S. 53–58).

- Im Rahmen der **Fahrlagenplanung** werden Fahrpläne mit konkreten Abfahrtszeiten und Fahrtdauern ausgearbeitet. Hierzu sind für jede Linie die Fahrtzeiten und Haltestellenaufenthaltszeiten (bestehend aus Fahrgastwechselzeiten sowie ggf. Anschlussicherungszeiten und Pufferzeiten für Verspätungen) zu ermitteln. Auch die Wendezeiten an den Endhaltestellen werden bereits bei der Fahrplanerstellung berücksichtigt<sup>12</sup>. Diese richten sich nach der notwendigen Zeit für Rangier- bzw. Kupplvorgänge sowie zur Kontrolle des Fahrzeugs, der vorgeschriebenen Pausenzeit für das Fahrpersonal und ggf. einer Pufferzeit für Verspätungen (Schnieder, 2018, S. 85–88). Bei Elektrobussen kann noch die erforderliche Zeit zur Nachladung der Batterie hinzukommen.
- Ziel der **Fahrzeugeinsatzplanung** bzw. **Umlaufplanung** ist die Verknüpfung von Fahrplanfahrten zu Umläufen, die alle Wege eines Fahrzeugs vom Einsetzen bis zum Aussetzen beschreiben (Schnieder, 2018, S. 107–110). Auf die Umlaufplanung wird in Abschnitt 2.2.3 genauer eingegangen.
- Die Belegung von Fahrzeugumläufen mit Fahrpersonal erfolgt im Rahmen der **Personaleinsatzplanung**, die die Bildung anonymer Einzeldienste sowie deren Verketzung zu Dienstreihenfolgen für konkrete Fahrer umfasst – jeweils unter Beachtung der gesetzlichen und tarifvertraglichen Bestimmungen sowie der Fahrzeug- und Streckenkenntnis des Fahrpersonals (Schnieder, 2018, 129–132). Zum Teil findet die Dienstplanung bereits Berücksichtigung bei der Gestaltung der Fahr- und Umlaufpläne, etwa bei der Festlegung der Wendezeiten.
- Die **Disposition** sowie die **Betriebsüberwachung** beinhalten die tagesaktuelle Zuweisung von Fahrzeugen zu Umläufen, die tagesaktuelle Zuweisung von Personal zu Diensten – etwa bei Krankheit des planmäßig eingeteilten Personals – sowie die Einleitung von Maßnahmen bei Störungen im Betriebsablauf (Scholz, 2016, S. 208, S. 193–197; Schnieder, 2018, S. 155–157)<sup>13</sup>.

Abb. 2.7 fasst die einzelnen Schritte zusammen. Ebenso wie die obige Aufzählung gibt sie die typische zeitliche Reihenfolge der Planungsschritte wieder; es ist jedoch zu beachten, dass die Bearbeitung nicht streng sequentiell erfolgt, sondern die einzelnen

<sup>11</sup>Auch als *Gefäßgröße* bezeichnet.

<sup>12</sup>Dies ist streng genommen ein Vorgriff auf die im nächsten Schritt folgende Umlaufplanung, denn Wendezeiten für Fahrzeuge werden nicht im Fahrplan, sondern im Umlaufplan festgelegt. Durch die Fahrplangealtung lassen sich jedoch ungünstige Wendezeiten vermeiden.

<sup>13</sup>Die exakte Definition der Begriffe „Disposition“ und „Betriebsüberwachung“ variiert je nach Quelle.

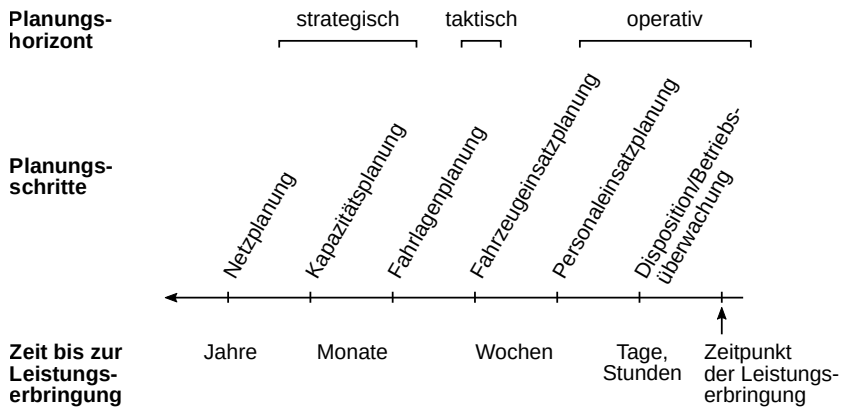


Abbildung 2.7. Planungsschritte im ÖPNV nach [Schnieder \(2018\)](#) und [Scholz \(2016\)](#)

Schritte häufig Abhängigkeiten zu vorangegangenen oder noch folgenden Planungsaufgaben aufweisen. So müssen etwa bei der Kapazitätsplanung, die strategischer Natur ist, bereits operative Aspekte berücksichtigt werden: Der Linienverlauf muss mit der gewünschten Fahrzeuggröße bedienbar sein, falls Beschränkungen hinsichtlich Kurvenradius oder Fahrzeuggewicht bestehen. Andere Beispiele für die Verschränkung von Planungsaufgaben sind die Durchführung von Fahrplananpassungen mit dem Ziel günstigerer Fahrzeugumläufe, die zu einem reduzierten Fahrzeugbedarf führen, sowie die Anpassung von Fahrzeugumläufen mit dem Ziel günstigerer Fahrdienstzuschnitte, die eine Einsparung von Personalkosten erlauben ([Scholz, 2016](#), S. 162f., S. 190, [Bunte, 2009](#), S. 12).

Die Elektrifizierung von Busflotten berührt augenscheinlich zunächst die operativen Bereiche der Fahrzeugeinsatzplanung, Personaleinsatzplanung und Betriebsüberwachung, sofern von einem unveränderten Liniennetz und unveränderten Fahrplänen ausgegangen wird. Es ist allerdings zu berücksichtigen, dass dem erstmaligen Einsatz von Elektrobussen in jedem Fall umfangreiche Planungs- und Umbauleistungen vorausgehen, die vom Schema in Abb. 2.7 nicht erfasst werden: Die Bedarfe an Fahrzeugen und Ladeinfrastruktur müssen ermittelt werden; Depots müssen für die Elektrifizierung umgebaut und ggf. erweitert werden; Fragen der Finanzierung und Förderung sind zu klären; es sind Personalschulungen erforderlich; neue Betriebsabläufe etwa zur Überwachung der Ladeinfrastruktur müssen eingeführt werden; Fahrzeuge und Infrastruktur müssen in Betrieb genommen und getestet werden, bevor ein Fahrgastbetrieb beginnt ([Torzynski et al., 2016](#)). Dabei handelt es sich teilweise um langfristige Planungsaufgaben mit strategischen Auswirkungen. Manche Betreiber nutzen die Einführung von Elektrobussen für weitreichende Angebotsänderungen, die den ÖPNV ins-

gesamt attraktiver machen sollen, wie etwa die Einführung eines Metrobus-Netzes<sup>14</sup>, das vollständig mit hochwertig ausgestatteten E-Bussen betrieben wird (Kossov und Müller, 2020). Somit können sämtliche Planungsebenen von einer Elektrifizierung der Busflotte betroffen sein.

### 2.2.3 Umlaufplanung

Durch die Elektrifizierung von Busflotten ergeben sich neue technische Rahmenbedingungen durch die reduzierte Reichweite der Fahrzeuge bzw. die Notwendigkeit, während des Betriebes Ladepausen einzuplanen, wie in der Fallstudie in Kapitel 4 gezeigt wird. Diese Parameter müssen bei der Umlaufplanung berücksichtigt werden. Da die Umlaufplanung maßgeblich den Fahrzeugbedarf und somit die Kosten eines Elektrifizierungsvorhabens bestimmt, soll im Folgenden ausführlicher auf diesen Planungsschritt eingegangen werden.

Ziel der Umlaufplanung ist „die kostenminimale Planung von Fahrzeugen, um einen definierten Fahrplan bedienen zu können“ (Bunte, 2009, S. 14). Ein Fahrplan besteht aus einer Menge zu bedienender Fahrgastfahrten (auch Servicefahrten genannt) jeweils zwischen zwei Endhaltestellen. Jede Fahrt wird mindestens charakterisiert durch die Größen Abfahrtsort, Abfahrtszeit, Dauer und Ankunftsort. Die Betrachtung der verschiedenen Fahrabschnitte innerhalb einer Fahrgastfahrt ist für die Umlaufplanung nicht von Belang, da während einer Fahrgastfahrt kein Wechsel des Fahrzeugs stattfindet. Die Menge der bei der Umlaufplanung generierten Fahrzeugumläufe wird als *Umlaufplan* bezeichnet (Bunte, 2009, S. 14).

Als illustratives, einführendes Beispiel ist in Abb. 2.8 (a) ein Fahrplan, d. h. eine Menge von Fahrgastfahrten, als Zeit-Ort-Diagramm (auch *Bildfahrplan* genannt) dargestellt. Linie 1 verkehrt regelmäßig zwischen den Haltestellen A und B, Linie 2 zwischen den Haltestellen B und C. Ein Fahrzeug kann zwei Fahrgastfahrten hintereinander bedienen, wenn die Abfahrt der zweiten Fahrt zeitlich hinter der Ankunft der ersten Fahrt liegt und der Abfahrtsort der zweiten Fahrt identisch mit dem Ankunftsort der ersten Fahrt ist. (Die Möglichkeit, beliebige Fahrgastfahrten durch Leerfahrten zu verbinden, soll an dieser Stelle noch nicht betrachtet werden.)

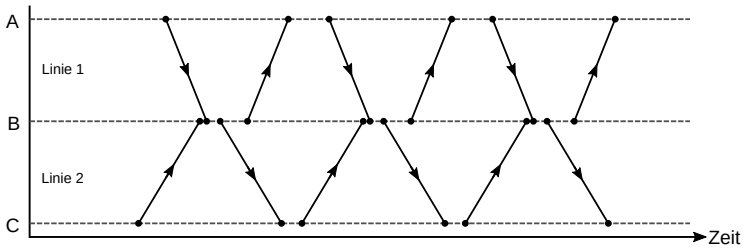
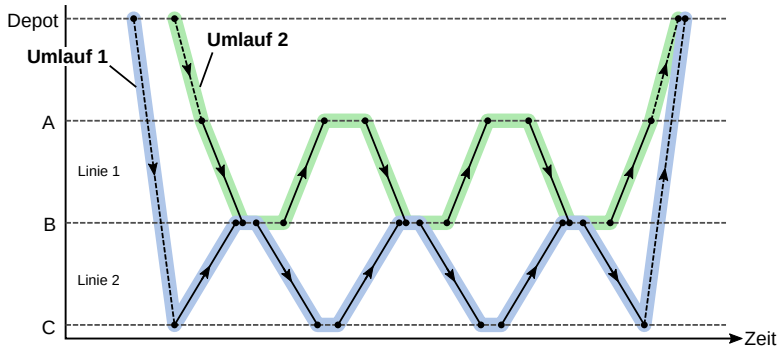
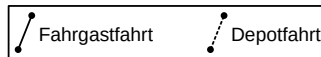
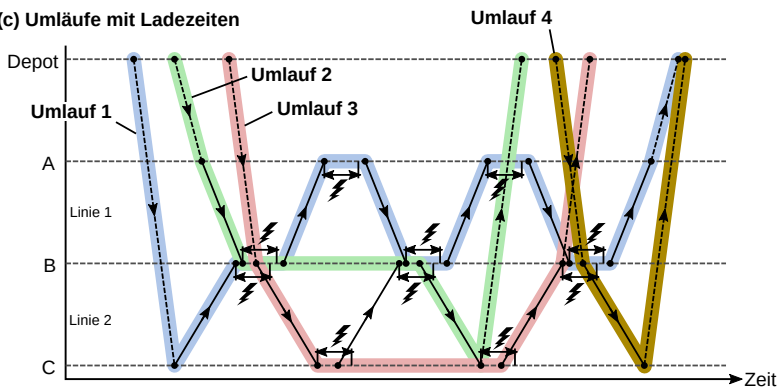
Für jenen Fahrplan gilt es nun einen Umlaufplan zu bestimmen. Die einfachste Möglichkeit hierzu besteht in der sequentiellen Zuweisung von Fahrten: Ein neuer Umlauf beginnt mit der frühesten noch nicht verarbeiteten Fahrgastfahrt. An jeder Endhaltestelle wird dem Umlauf ebenfalls die früheste noch nicht verarbeitete Fahrt zugewiesen. Stehen keine Fahrten mehr zur Verfügung, endet der Umlauf. Durch Hinzufügen von

---

<sup>14</sup>Als Metrobus-Linien werden in manchen Städten Buslinien bezeichnet, die auf stark frequentierten Strecken verkehren und sich durch besonders dichte Taktfolgen sowie ggf. einen 24-Stunden-Betrieb auszeichnen.

**(a) Fahrgastfahrten**

Endhaltestellen

**(b) Umläufe ohne Ladezeiten****(c) Umläufe mit Ladezeiten**

**Abbildung 2.8.** Schematische Darstellung eines einfachen Umlaufplanungsproblems im Zeit-Ort-Diagramm. Im Sinne der Übersichtlichkeit wurde bei (c) auf das Einfügen von Ladezeiten vor und nach Depotfahrten verzichtet.

Depotfahrten am Anfang und am Ende wird der Umlauf vervollständigt. Das Resultat dieses rudimentären Algorithmus zeigt Abb. 2.8 (b). Es ergeben sich 2 Umläufe. Die Umläufe sind *linienrein* (ohne, dass dies explizit gefordert war).

Abb. 2.8 (c) zeigt beispielhaft den Fall, dass an den Endhaltestellen Ladepausen vorgesehen werden müssen. Dadurch, dass die Fahrzeuge für die Dauer des Ladevorgangs gesperrt sind, müssen diese bisweilen die nächstmögliche Abfahrt verstreichen lassen und es ergeben sich längere Wendezeiten. Der Umlaufwirkungsgrad (Gl. 2.2) sinkt. Statt wie zuvor 2 Umläufe ergeben sich 4 Umläufe. Die Umläufe sind *liniengemischt*.

Neben der Notwendigkeit von Ladepausen können bei der Planung von Umläufen weitere Restriktionen Anwendung finden, u.a. (Kliewer, 2005, S. 19–24, Schnieder, 2018, S. 109 f., 113–115):

- Fahrgastfahrten können an eine bestimmte Gefäßgröße oder einen bestimmten Fahrzeugtyp gebunden sein (z. B. aufgrund von Umweltzonen, die nur von Fahrzeugen einer bestimmten Abgasnorm befahren werden dürfen, aufgrund von Einschränkungen des zulässigen Kurvenradius oder des Fahrzeuggewichts, etc.).
- Die Umläufe können hinsichtlich ihrer Dauer oder ihrer Strecke limitiert sein.
- Bei Verkehrsbetrieben mit mehreren Depots ist deren jeweils verfügbare Kapazität zu beachten.
- Es kann die Forderung nach (möglichst) linienreinen oder liniengemischten Umläufen bestehen.

Wie erwähnt, ist das vorrangige Ziel der Umlaufplanung die Minimierung der Kosten zur Bedienung des Fahrplanangebots. Schnieder (2018) gibt als weiteres Ziel die Stabilität der Betriebsdurchführung an: Abläufe sollen sich möglichst regelmäßig wiederholen, und adäquate Reserven – z. B. ausreichende Wendezeiten zum Ausgleich von Verspätungen – sollen zur Reduktion der Störanfälligkeit beitragen (Schnieder, 2018, S. 107).

Die kostenoptimale Planung von Fahrzeugumläufen ist bereits seit Jahrzehnten Gegenstand der Forschung im Bereich Operations Research (Desaulniers und Hickman, 2007). Heute stehen leistungsfähige Softwarelösungen zur Verfügung, die das Umlaufplanungsproblem (vehicle scheduling problem, VSP) für konventionell angetriebene Fahrzeuge unter Verwendung verschiedener Verfahren lösen (Bunte, 2009, S. 74-77). Auch Systeme, die gleichzeitig Umlauf- und Dienstplanung optimieren, befinden sich in Anwendung (Scholz, 2016, S. 190-192).

Bei der Planung von Umläufen für Elektrobusse müssen Reichweitenbeschränkungen und/oder Ladezeiten berücksichtigt werden. Das VSP mit Reichweitenbeschränkungen

ist NP-schwer (Li, 2014). Eine Auswahl von Ansätzen zur Umlaufplanung für Elektrobusse ist in Tabelle 2.3 zusammengefasst. Die Ansätze werden hinsichtlich folgender Kriterien miteinander verglichen:

- Wird die Lösung des Umlaufplanproblems durch Optimierung einer Zielfunktion (i. d. R. Minimierung der Kosten) gesucht oder nicht (Spalte „Optimierung“)?
- Können *mehrere Depots* berücksichtigt werden?
- Können *Fahrzeugtypenbeschränkungen* berücksichtigt werden?
- Welche *Ladestrategien*<sup>15</sup> werden unterstützt?
- Werden die *Routenbeschränkungen* bezüglich Energie, Zeit oder Länge formuliert?
- Wird die notwendige Ladezeit als Funktion des Ladezustands (state of charge, SOC) berechnet oder als konstant angenommen (Spalte „Ladezeit abhängig von SOC“)?
- Besteht die Möglichkeit zum *partiellen Laden* (d.h. der Ziel-Ladezustand nach einer Ladepause ist variabel)?
- Werden *Kapazitätsbeschränkungen bei Ladestationen*, d. h. eine limitierte Anzahl an Ladeplätzen je Ladestation, berücksichtigt?
- Werden *Kapazitätsbeschränkungen bei Depots* berücksichtigt?
- Wird eine *variable Flottenzusammensetzung* ermittelt, z. B. eine optimale Kombination von E-Bussen mit kurzer und langer Reichweite?
- Werden kostenoptimierte Ladestandorte bestimmt (Spalte „Optimierung der Ladestandorte“)?

Die meisten in Tabelle 2.3 aufgeführten Methoden versuchen eine optimale Lösung des E-Bus-Umlaufplanungsproblems zu bestimmen und verwenden dazu ausschließlich graphenbasierte Modelle. In der Regel sind diese in der Lage, beliebige Ladestrategien abzubilden; eine Ausnahme ist der Ansatz von Rogge et al. (2018), der auf Depotladung spezialisiert ist und neben einer Minimierung des Fahrzeugbedarfs auch eine Minimierung des Ladeinfrastrukturbedarfs im Depot ermöglicht. Alle graphenbasierten Ansätze in Tabelle 2.3 werden als (gemischt-)ganzzahliges Optimierungsproblem<sup>16</sup> formuliert. Um das VSP zu lösen, kommt eine Vielzahl von Verfahren zum Einsatz (Verwendung von Standardsolvern wie CPLEX; column generation; branch and

<sup>15</sup>Das Laden an Unterwegshaltestellen (OC-I) entfällt hier, da die Umlaufplanung nur Fahrgastfahrten von Endhaltestelle zu Endhaltestelle berücksichtigt.

<sup>16</sup>(Mixed) integer program, (M)IP

**Tabelle 2.3.** Vergleich von Ansätzen zur Umlaufplanung für Elektrobusse. Legende: ● ja; ○ nein; – entfällt; ? unklar (Jefferies und Göhlich, 2020)

Quelle	Optimierung	Mehrere Depots	Fz.-Typenbeschränkungen	Ladestrategien			Routenbeschränkung	Ladezeit abhängig von SOC	Partielles Laden	Kapazitätsbeschr. Ladestationen	Kapazitätsbeschr. Depots	Variable Flottenzusammens.	Optimierung der Ladestandorte
				DC	OC-T	OC-C							
Adler und Mirchandani (2017)	●	●	○	●	●	●	Energie	○	○	○	●	○	○
Ke et al. (2016)	○	○	○	●	●	○	Energie	●	○	○	○	○	○
Li (2014)	●	○	○	●	●	●	Länge	○	○	●	○	○	○
Li et al. (2019)	●	●	<sup>a</sup>	●	●	●	Energie	○	○	●	<sup>b</sup>	●	●
Paul und Yamada (2014)	○	○	○	○	○	○	keine	●	●	○	○	○	○
Rogge et al. (2018)	●	○	○	●	○	○	Energie	●	○	○	○	○	○
Reuer et al. (2015)	●	?	○	○	●	●	Energie	○	○	○	?	○	○
van Kooten Niekerk et al. (2017)	●	○	○	●	●	●	Energie	●	●	○	○	○	○
Wang und Shen (2007)	●	●	○	●	○	○	Zeit	○	○	○	○	○	○
Wen et al. (2016)	●	●	○	●	●	●	Energie	●	●	○	○	○	○

<sup>a</sup>Im Unterschied zu den anderen Arbeiten ist hier die Fahrplanerstellung Teil der Problemstellung; statt Fahrplänen werden Beförderungsbedarfe vorgegeben. Basierend darauf werden den Fahrten unterschiedliche Gefäßgrößen zugeteilt.

<sup>b</sup>Beschränkung der Gesamtflottengröße



bound; branch and price; Lagrange-Relaxation; Meta-Heuristiken wie genetische Algorithmen oder der Ameisenalgorithmus). Eine Einführung in diese Verfahren wird in [Bunte \(2009\)](#) gegeben.

Ob die Ansätze in der Praxis anwendbar sind, hängt stark von der Größe der zu lösenden Probleminstanz ab: So berichten etwa [Li et al. \(2019\)](#), dass ihr Verfahren – das als einziges hier behandeltes Verfahren simultan zur Umlaufplanung kostenoptimale Ladestandorte bestimmt – bereits eine kleine Probleminstanz bestehend aus einem Liniennetz mit vier Endhaltestellen<sup>17</sup> aufgrund von Speicherproblemen nicht lösen konnte, obwohl eine sehr grobe Zeitdiskretisierung von 30 Minuten vorgenommen wurde. Die Methoden von [Wen et al. \(2016\)](#) und [van Kooten Niekerk et al. \(2017\)](#) wurden für etwa 500 Fahrgastfahrten angewendet, die Methode von [Li \(2014\)](#) für etwa 900 Fahrgastfahrten. [Adler und Mirchandani \(2017\)](#) und [Reuer et al. \(2015\)](#) demonstrieren die Anwendbarkeit ihrer Ansätze für Probleminstanzen mit mehreren tausend Fahrgastfahrten (ca. 4000 bzw. 10000 Fahrten).

Die Anwendbarkeit für große Probleminstanzen geht einher mit entsprechenden Modellvereinfachungen: So wird bei [Reuer et al. \(2015\)](#) und [Adler und Mirchandani \(2017\)](#) eine konstante (statt einer vom Ladezustand des Fahrzeugs abhängigen) Ladezeit angenommen und es können keine Kapazitätsbeschränkungen von Ladestationen berücksichtigt werden. Die Aufhebung dieser Einschränkungen wiederum muss mit anderen, vereinfachenden Annahmen erkaufte werden: Der Ansatz von [Wen et al. \(2016\)](#) berücksichtigt zwar ladezustandsabhängige Ladezeiten und kann zur Optimierung des Fahrzeugbedarfs auch partielle Ladevorgänge einfügen, er erlaubt im Unterschied zu [Adler und Mirchandani \(2017\)](#) jedoch keine Kapazitätsgrenzen für Depots. Die Anwendung wurde zudem nur für ca. 500 Fahrten gezeigt.

Eine Alternative zu Optimierungsansätzen sind Greedy-Algorithmen, die den Vorteil einer wesentlich einfacheren Implementation und einer vielfach höheren Geschwindigkeit aufweisen. Greedy-Algorithmen arbeiten sequentiell und wählen in jedem Iterationsschritt die jeweils beste, lokale Lösung (ein einfaches Beispiel wurde zu Beginn dieses Abschnittes vorgestellt). Sie finden jedoch nicht unbedingt ein globales Optimum ([Kleinberg und Tardos, 2006](#)). Greedy-Algorithmen zur Umlaufplanung werden u. a. von [Ke et al. \(2016\)](#) und [Paul und Yamada \(2014\)](#) vorgestellt; auch in dieser Arbeit wird ein Greedy-Umlaufplanungsalgorithmus entwickelt (Kapitel 3.4), der bereits in [Jefferies und Göhlich \(2020\)](#) vorgestellt wurde.

Der Algorithmus von [Ke et al. \(2016\)](#) wird für Depotladung und Gelegenheitsladung an zentralen Ladestationen (OC-C) angewendet. Die Input-Fahrplandaten können nur eine Routenvariante je Linie abbilden, erlauben jedoch variable Fahrtauern. Unabhängig von den tatsächlichen Fahrtauern werden Schnellladevorgänge nur einmal je Stunde eingeplant; die Gründe für diese willkürliche Einschränkung sind nicht ersichtlich. Eine weitere Einschränkung besteht darin, dass die Dauer der Leerfahrten zum

---

<sup>17</sup>Die Anzahl an Fahrgastfahrten wird nicht angegeben.

Erreichen der Ladestationen bei der Umlaufbildung nicht berücksichtigt bzw. zu Null gesetzt wird. Folglich können die erzeugten Umläufe aus Fahrtsequenzen bestehen, die in der Realität gar nicht pünktlich bedient werden können.

Der von [Paul und Yamada \(2014\)](#) entwickelte Algorithmus ist ausschließlich für Gelegenheitsladung an Endhaltestellen geeignet. Es wird eine Lademöglichkeit an *jeder* Endhaltestelle angenommen. Es ist unklar, ob der Algorithmus Leerfahrten von und zum Depot berücksichtigt.

## 2.2.4 Ladeinfrastrukturplanung

Die Planung von Umläufen für Elektrobusse mit Gelegenheitsladung setzt in aller Regel voraus, dass die Positionen der Ladestationen bereits festgelegt sind (vgl. Tabelle 2.3). Die Auswahl geeigneter Ladestandorte stellt jedoch ein eigenes Optimierungsproblem mit potentiell sehr großem Lösungsraum dar: Die Anzahl möglicher Kombinationen von Ladestationen beträgt bei  $N$  in Frage kommenden Standorten  $2^N$ , d. h. bereits bei 20 Standorten existieren mehr als eine Million mögliche Kombinationen.

In der Literatur werden verschiedene Optimierungsansätze für die Auswahl von Ladestandorten entwickelt (etwa [Berthold et al., 2017](#); [Xylia et al., 2017](#); [Kunith et al., 2016](#); [Liu und Song, 2017](#); [Lindgren, 2017](#)). Diese gehen von unveränderten Umlaufplänen bzw. von festgelegten Halte- und Wendezeiten aus. Da das ausschließliche Laden an Endhaltestellen je nach Wendezeiten und Linienlänge keine ausreichende Energiezufuhr für die Fahrzeuge gewährleistet, erlauben die Ansätze die Platzierung zusätzlicher Ladepunkte an Zwischenhaltestellen (OC-I). Die Ansätze von [Liu und Song \(2017\)](#) und [Lindgren \(2017\)](#) ermöglichen zudem die optimierte Platzierung von Ladestrecken zur Streckenladung (IMC). Einige Methoden optimieren simultan die Ladestandorte und die Batteriekapazität der Fahrzeuge, um weitere Kosteneinsparungen zu realisieren ([Kunith et al., 2016](#); [Liu und Song, 2017](#); [Lindgren, 2017](#)). Mit Ausnahme von [Lindgren \(2017\)](#) sind die Ansätze als MILP formuliert und werden mittels Standardsolvern gelöst. [Lindgren \(2017\)](#) entwickelte einen eigenen, nicht näher dokumentierten Greedy-Suchalgorithmus.

[Sebastiani et al. \(2016\)](#) entwickeln ein direkt-eventbasiertes Simulationsmodell eines Bussystems, das mit einem evolutionären Algorithmus zur optimalen Platzierung von Ladestationen gekoppelt wird. Die Ladestationen werden auf der Linie platziert, d. h. auch hier werden Ladevorgänge an Zwischenhaltestellen erlaubt. Die Anzahl zu platzierender Stationen muss vorgegeben werden. Das Optimierungsziel ist eine minimale, zusätzliche Standzeit durch die Ladevorgänge.

[Kovalyov et al. \(2020\)](#) entwickeln einen Ansatz zur kostenoptimierten Ermittlung von Flottenzusammensetzung, Linientakten und Ladestandorten. Die Problemstellung wird

jedoch nur theoretisch formuliert, ohne ein Lösungsverfahren zu implementieren. Es ist somit unklar, ob der Ansatz für große Probleminstanzen anwendbar ist.

Die vorgestellten Methoden erlauben keine allgemeingültige Anwendung für den Fall, dass ausschließlich an Endhaltestellen geladen werden soll (OC-T). Lediglich dann, wenn die verfügbaren Wendezeiten zur dauerhaften Energieversorgung der Fahrzeuge ausreichen, kann eine Lösung gefunden werden. Sind die Wendezeiten zu kurz, müssten die Umlaufpläne angepasst werden, was jedoch keiner der Ansätze ermöglicht. Dies schränkt die Anwendbarkeit in der Praxis ein, da die Strategie der meisten Verkehrsunternehmen kein Laden an Zwischenhaltestellen vorsieht ([ZeEUS Project, 2017](#))<sup>18</sup>. Eine weitere Einschränkung besteht in der Verwendung vereinfachter Fahrplan- bzw. Umlaufplandaten, die z. B. nur eine Route je Linie abbilden<sup>19</sup>.

Neben Methoden zur Auswahl von Ladestandorten existieren Ansätze zur *Dimensionierung* der Ladestationen, d. h. zur Ermittlung der benötigten Anzahl Ladeplätze je Station, und zur Bestimmung von *Ladeplänen*, d. h. der zeitlichen Abfolge von Ladevorgängen zur Versorgung einer Busflotte. [El-Taweel et al. \(2017\)](#) stellen einen MILP-Ansatz zur optimalen Dimensionierung von Ladestationen hinsichtlich der Ladeleistung und der Anzahl der Ladeplätze vor. Dabei werden Ladevorgänge nur nach Abschluss einer Fahrt, d. h. an Endhaltestellen, vorgesehen. Kann bei den verfügbaren Wendezeiten nicht ausreichend geladen werden, werden nach einer nicht näher beschriebenen Methodik zusätzliche Fahrzeuge eingeplant. [Abdelwahed et al. \(2020\)](#) entwickeln eine Methodik zur Planung von Ladevorgängen an Endhaltestellen und formulieren ein entsprechendes MILP-Problem. Die Methodik berücksichtigt die begrenzte Kapazität der Ladestationen und die zeitliche Veränderung des Strompreises zur Bestimmung einer kostenoptimalen Ladestrategie. Die Positionen der Ladestationen müssen vorgegeben werden.

## 2.3 Simulation von Fahrzeugen und Fahrzeugflotten

Die TCO-Analyse elektrischer Bussysteme macht eine Fahrzeug- bzw. Flottensimulation erforderlich, die den Energiebedarf der Fahrzeuge realitätsnah bestimmen und die Ladevorgänge an Ladestationen berücksichtigen kann (vgl. Kapitel 3.1). In diesem Abschnitt werden bestehende Lösungen zur Simulation von Fahrzeugen bzw. Fahrzeugflotten vorgestellt.

---

<sup>18</sup>In Deutschland wurden nur zwei Demonstrationsprojekte in Mannheim und Braunschweig mit Laden an Zwischenhaltestellen realisiert (von insgesamt über 40); das Mannheimer Projekt wird eingestellt ([Verband deutscher Verkehrsunternehmen \(VDV\), 2020; Wilkens, 2018](#)).

<sup>19</sup>Zur Definition einer Route siehe Kapitel 2.2.1.

### 2.3.1 Grundlegende Modellierungs-Paradigmen in der Systemsimulation

Zur Einordnung verschiedener Ansätze zur Flottensimulation erscheint zunächst eine allgemeine Betrachtung der existierenden Modellierungs-Paradigmen sinnvoll. Diese orientiert sich an [Borshchev und Filippov \(2004\)](#).

Simulationsmodelle kommen in zahlreichen Disziplinen zum Einsatz, etwa im Ingenieurwesen, in der Informatik, in der Logistik, im Verkehrswesen, im Gesundheitswesen und in der Wirtschaft. Abhängig vom Ziel der Simulation treten unterschiedliche Detail- und Abstraktionsniveaus auf: So geben physikalische Modelle typischerweise detailliert Auskunft über den Zustand individueller Objekte, z. B. einzelner Bauteile (niedriges Abstraktionsniveau). Wirtschaftswissenschaftliche Modelle hingegen sollen i. d. R. das Verhalten ganzer Populationen beschreiben, wobei der Zustand einzelner Individuen von untergeordnetem Interesse ist (hohes Abstraktionsniveau). Dazwischen lassen sich etwa Probleme aus der Logistik einordnen, bei denen zwar einzelne Objekte (z. B. Fahrzeuge und Lagerkapazitäten) modelliert werden, die aber jeweils auf wenige Parameter und Zustandsvariablen reduziert sind.

[Borshchev und Filippov \(2004\)](#) unterscheiden vier Modellierungs-Paradigmen, die zur Simulation der sehr unterschiedlichen Systeme zum Einsatz kommen:

- **Dynamische Systemsimulation („dynamic systems simulation“):** Dynamische Systemmodelle kommen zur physikalischen Modellierung zum Einsatz, z. B. im Bereich mechanischer, thermodynamischer oder regelungstechnischer Systeme. Sie werden durch Differentialgleichungen und ggf. algebraische Gleichungen beschrieben, die zeitkontinuierlich formuliert sind. Die Lösung des so entstehenden DAE-Systems<sup>20</sup> beschreibt den Zeitverlauf der Zustandsvariablen, meist in Form physikalischer Größen wie Geschwindigkeit, Druck, Konzentration etc.

Dynamische Systemmodelle werden häufig in grafischen, blockbasierten Umgebungen wie Simulink ([The MathWorks, Inc., 2019b](#)) oder Dymola ([Dassault Systèmes, 2019](#)) implementiert; alternativ kann das Gleichungssystem manuell formuliert und mit entsprechenden Solvern, wie sie etwa für MATLAB ([The MathWorks, Inc., 2020](#)) und Python ([Python Software Foundation, 2020](#)) zur Verfügung stehen, gelöst werden.

- **Systemdynamiksimulation („system dynamics simulation“):** Systemdynamikmodelle sind mathematisch von identischer Struktur wie dynamische Systemmodelle. Im Unterschied zu diesen bilden sie jedoch keine physikalischen Zusammenhänge ab, sondern beschreiben Informationsflüsse und Organisationsstrukturen als regelungstechnisches System ([Schieritz und Milling, 2003](#)). Kennzeichnend ist weiterhin, dass das dynamische Verhalten eines Kollektivs in aggregierter Form beschrieben

---

<sup>20</sup>DAE: Differential-algebraic equation

wird, ohne die zugrunde liegenden Individuen und deren Interaktionen untereinander zu modellieren. Ein Anwendungsbeispiel ist die Modellierung von Populationsgrößen durch Räuber-Beute-Beziehungen.

- **Diskret-eventbasierte Simulation („discrete event simulation“):** Dieses Modellierungs-Paradigma dient typischerweise der Simulation von Systemen, deren Zustand sich aufgrund festgelegter Ereignisse (*events*) ändert. Im Unterschied zur physikalischen Modellierung wird kein zeitkontinuierlicher Zustand des Systems beschrieben; bei Auftreten eines Ereignisses ändert sich der Systemzustand sprunghaft.

[Pegden \(2010\)](#) unterscheidet verschiedene Sub-Paradigmen („worldviews“) innerhalb der diskreten, ereignisbasierten Simulation:

- **Event modeling worldview:** Dieses Modellierungsparadigma definiert die grundlegenden Eigenschaften einer diskret-eventbasierten Simulation. Im vom Anwender implementierten Simulationsmodell wird festgelegt, welche Ereignistypen im modellierten System auftreten können und welche Zustandsänderungen durch ein Ereignis ausgelöst werden. Ereignisse können entweder statisch (vor Ausführung der Simulation) oder dynamisch (während der Ausführung der Simulation) geplant werden. Wird die Simulation ausgeführt, springt die Simulationszeit von Ereignis zu Ereignis, bis eine definierte Abbruchbedingung erreicht ist (z. B. eine vorgegebene End-Simulationszeit). Während eines Ereignisses kann die Simulationszeit nicht voranschreiten; Ereignisse sind instantan. Die Reihenfolge der abzuarbeitenden Ereignisse wird durch einen Algorithmus zur Ereignisplanung (*event scheduling*) festgelegt ([Wagner, 2017](#)).
- **Process modeling worldview:** Hier wird im Unterschied zum *event modeling worldview* von einer vordefinierten Modellstruktur ausgegangen, in der passive Einheiten (*entities*) ein System durchlaufen, welches aus *Aktivitäten*, *Ressourcen* (d.h. Elementen mit beschränkter Kapazität, auf deren Verfügbarkeit ggf. gewartet werden muss), *Warteschlangen* und weiteren Komponenten besteht ([Wagner, 2017](#)). Diese Komponenten lösen im Hintergrund Ereignisse aus, die den Verlauf der Simulation steuern. Simulationssoftware aus dem Bereich der Prozessmodellierung erlaubt die intuitive Eingabe des Modells als Blockdiagramm bzw. Prozessfließbild.
- **Object modeling worldview:** Diese Art zu modellieren ergibt sich aus der Verwendung objektorientierter Programmierung. Objektorientiert implementierte Modelle erlauben einen stärkeren Bezug zur „natürlichen“ Welt als prozedural implementierte, indem physikalisch vorhandene Objekte (Maschinen, Fahrzeuge etc.) als virtuelle Objekte mit bestimmten Eigenschaften (Attributen) und Fähigkeiten (Methoden) nachgebildet werden<sup>21</sup>. Im Unterschied zu den passiven *entities* im

---

<sup>21</sup>Für eine Einführung in die objektorientierte Programmierung (OOP) sei auf [Küchlin und Weber \(2005\)](#) verwiesen.

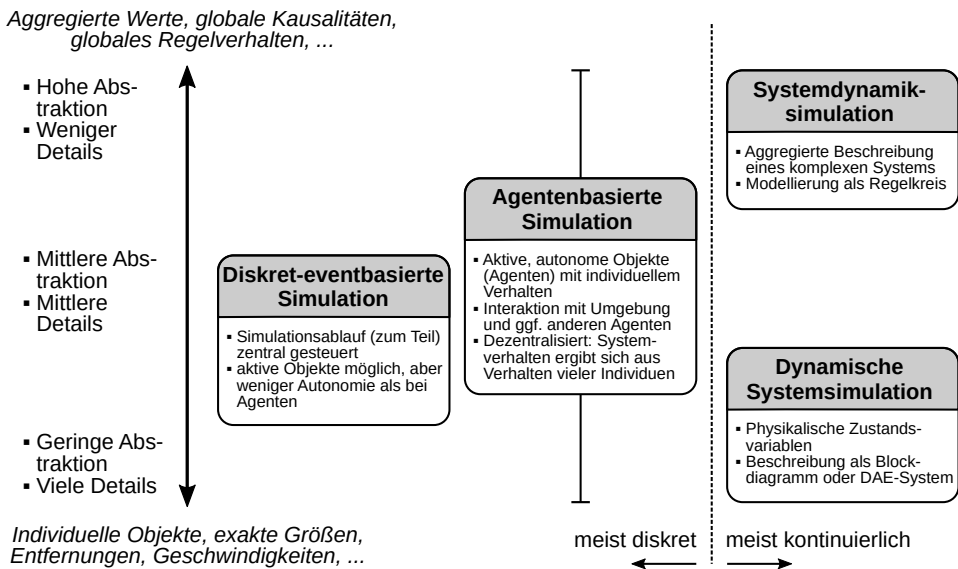
*process modeling worldview* können Objekte ein aktives Verhalten aufweisen, indem sie eigene Methoden oder Methoden anderer Objekte aufrufen.

- **Object-event worldview:** Dieser Term wird von [Wagner \(2017\)](#) für die Kombination von *object modeling* und *event modeling* verwendet. Grund für die Unterscheidung ist, dass Ereignisse im reinen *object modeling* nur implizit in Form von Methodenaufrufen vorkommen. Durch die Einführung von Ereignis-Objekten entsteht der *object-event worldview*.
- **Agentenbasierte Simulation („agent-based simulation“):** Modelle zur agentenbasierten Simulation entsprechen in ihrer grundlegenden, programmatischen Struktur objektorientierten Modellen. Agenten sind aktive Objekte. Über die Eigenschaften, die ein Objekt aufweisen muss, um als Agent zu gelten, besteht in der Literatur jedoch keine vollständige Einigkeit, wie [Schieritz und Milling \(2003\)](#) in einer Metastudie konstatieren. Die dort beschriebenen Eigenschaften von Agenten, die ihrerseits in der Literatur genannt werden, sind u.a.:
  - Möglichkeit aktiver Handlungen zur Erreichung eines definierten Ziels
  - Interaktion mit einer Umgebung
  - Kontrolle über die eigenen Handlungen und den eigenen Zustand (Autonomie)
  - Möglichkeit der Interaktion und Kommunikation mit anderen Agenten
  - Menschenähnliche Eigenschaften wie Glauben und Absichten
  - Lernfähigkeit

[Schieritz und Milling \(2003\)](#) stellen fest, dass ein Agent nicht notwendigerweise alle genannten Eigenschaften erfüllen muss, und dass eine scharfe Trennung zwischen Agenten und Nicht-Agenten (Objekten) daher nicht sinnvoll ist. Stattdessen schlagen sie vor, Modelle fließend nach dem Grad ihrer Agentenorientierung (*degree of agency*) zu bewerten, d.h. nach der Zahl der erfüllten Agenten-Charakteristiken und deren jeweiligem Ausprägungsgrad (stark vs. schwach ausgeprägt).

Nach [Borshchev und Filippov \(2004\)](#) ist der wesentlichste Unterschied zwischen agentenbasierten und nicht-agentenbasierten Modellen, dass erstere *dezentralisiert* operieren. Es gibt keine zentrale Instanz, die das Gesamtsystemverhalten steuert; das Verhalten des Gesamtsystems ergibt sich vielmehr aus dem Verhalten der Summe individueller Agenten. [Schieritz und Milling \(2003\)](#) verwenden einen prägnanten Vergleich: Bei der Systemdynamiksimulation wird der Wald modelliert, bei der agentenbasierten Simulation der Baum – der Wald ergibt sich aus einer Vielzahl einzelner Bäume. [Borshchev und Filippov \(2004\)](#) sprechen daher auch von *bottom-up modeling*.

Agentenbasierte Simulationen kommen immer häufiger dort zum Einsatz, wo traditionell die Systemdynamiksimulation als Werkzeug der Wahl galt. Der Vorteil des



**Abbildung 2.9.** Modellierungsparadigmen und ihre Einsatzgebiete nach Borshchev und Filippov (2004) mit eigenen Anmerkungen

agentenbasierten Ansatzes ist, dass das Verhalten der Individuen genauer abgebildet werden kann, was einen erheblichen Einfluss auf die Dynamik des Gesamtsystems haben kann (Borshchev und Filippov, 2004).

Abb. 2.9 fasst die verschiedenen Modellierungsparadigmen mit ihren Einsatzbereichen und wesentlichen Eigenschaften zusammen. Es sei angemerkt, dass diese Darstellung nach Borshchev und Filippov (2004) nur eine von mehreren denkbaren Möglichkeiten zur Klassifizierung der Ansätze darstellt, da scharfe Abgrenzungen in der Praxis oft nicht möglich sind. Diese Schwierigkeit wird etwa dadurch deutlich, dass auch agentenbasierte Simulationen i. d. R. über ein System zur Verarbeitung und Synchronisierung zeitdiskreter Events verfügen und somit eine Überschneidung mit diskreter, ereignisbasierter Simulation vorliegt.

## 2.3.2 Ermittlung des Antriebsenergiebedarfs von Fahrzeugen

### 2.3.2.1 Längsdynamik-Simulation

Die Bestimmung des Antriebsenergiebedarfs beliebiger Fahrzeuge kann mittels eines Längsdynamikmodells erfolgen (Pischinger und Seiffert, 2016, S. 62). Diese Metho-

de wird in der Literatur häufig angewendet, vgl. etwa [Sinhuber et al. \(2012\)](#); [Matz et al. \(2013\)](#); [De Filippo et al. \(2014\)](#); [Gräbener \(2017\)](#); [Göhlich et al. \(2018\)](#). Basis des Längsdynamikmodells ist die Bewegungsgleichung für das System „Fahrzeug“, die für dessen Hauptbewegungsrichtung (Längsrichtung) aufgestellt wird. Unter Vorgabe eines Geschwindigkeits- und Höhenprofils<sup>22</sup>, d. h. des zeitlichen Verlaufs der Geschwindigkeit und der geodätischen Höhe für eine Fahrt, lassen sich der Zeitverlauf der Antriebsleistung und somit der Antriebsenergiebedarf für die Fahrt bestimmen.

Die Leistung an den Rädern wird mit Hilfe der Fahrwiderstandsgleichung bestimmt ([Mitschke und Wallentowitz, 2014](#), S. 83):

$$P_{\text{wheels}}(t) = [F_{\text{roll}}(t) + F_{\text{climb}}(t) + F_{\text{air}}(t) + F_{\text{acc}}(t)] v(t). \quad (2.5)$$

Darin bezeichnet  $F_{\text{roll}}$  den Rollwiderstand,  $F_{\text{climb}}$  den Steigungswiderstand,  $F_{\text{air}}$  den Luftwiderstand,  $F_{\text{acc}}$  den Beschleunigungswiderstand und  $v$  die Geschwindigkeit. Die Widerstände werden wie folgt berechnet ([Mitschke und Wallentowitz, 2014](#), S. 85; [Fay, 2019](#), S. 73):

$$F_{\text{roll}}(t) = f_r m_{\text{total}}(t) g \cos(\alpha(t)) \quad F_{\text{climb}}(t) = m_{\text{total}}(t) g \sin(\alpha(t)) \quad (2.6)$$

$$F_{\text{air}}(t) = \frac{\rho_{\text{air}}}{2} c_w A_{\text{front}} (v(t))^2 \quad F_{\text{acc}}(t) = [\lambda m_{\text{kerb}} + m_{\text{payload}}(t)] a(t) \quad (2.7)$$

mit dem Rollwiderstandsbeiwert  $f_r$ , der Gesamt-Fahrzeugmasse  $m_{\text{total}} = m_{\text{kerb}} + m_{\text{payload}}$ , der Erdbeschleunigung  $g$ , dem Steigungswinkel  $\alpha$ , der Luftdichte  $\rho_{\text{air}}$ , dem Luftwiderstandsbeiwert  $c_w$ , der frontalen Projektionsfläche des Fahrzeugs  $A_{\text{front}}$ , dem Drehmassenzuschlagsfaktor  $\lambda$ , dem Leergewicht  $m_{\text{kerb}}$ , der Zuladung  $m_{\text{payload}}$  sowie der Beschleunigung  $a$ .

Bei der Modellierung des Fahrzeugs wird unterschieden zwischen *Vorwärts- und Rückwärtsberechnung* ([Linszen et al., 2012](#)): Bei einer Vorwärtsberechnung wird zusätzlich zum Fahrzeugmodell ein Fahrermodell benötigt. Fahrer- und Fahrzeugmodell bilden einen geschlossenen Regelkreis, in dem der Fahrer den Regler und das Fahrzeug die Regelstrecke darstellt. Das vorgegebene Geschwindigkeitsprofil entspricht der Führungsgröße, die vom Fahrer beeinflusste Stellgröße kann z. B. die Gaspedalstellung sein ([Sinhuber et al., 2012](#)). Bei einer Rückwärtsberechnung wird kein Fahrermodell benötigt, sondern es wird direkt auf Basis des vorgegebenen Fahrprofils die Antriebsleistung nach Gl. (2.5) berechnet. Die Rückwärtsberechnung zeichnet sich durch deutlich einfachere Implementation aus als die Vorwärtsberechnung. Es obliegt jedoch dem Nutzer, nur solche Fahrprofile zu verwenden, die vom zu simulierenden Fahrzeug tatsächlich unter Einhaltung der Betriebsgrenzen gefahren werden könnten.

Die sinnvolle Anwendung eines Längsdynamikmodells zur Energiebedarfsbestimmung setzt voraus, dass repräsentative Fahrprofile der zu simulierenden Strecke zur Verfü-

<sup>22</sup>Die Kombination aus beiden wird in dieser Arbeit auch als *Fahrprofil* bezeichnet.



gung stehen. Zur Ermittlung von Fahrprofilen werden in der Literatur verschiedene Wege beschritten:

- **Messtechnische Aufzeichnung:** Die zu simulierende Strecke wird mit einem Fahrzeug befahren und es werden Geschwindigkeits- und Höhenprofil aufgezeichnet (vgl. etwa [Lajunen, 2014](#); [Gao et al., 2017](#); [Göhlich et al., 2018](#); [Gräbener, 2017](#)). Hierbei ist zu beachten, dass sich je nach Verkehrszustand sehr unterschiedliche Fahrprofile für dieselbe Strecke ergeben können.
- **Verwendung von Standard-Fahrprofilen:** Diese dienen entweder der standardisierten Verbrauchsmessung (z. B. SORT-Zyklen) oder geben regionaltypische Bus-Fahrzyklen wieder (z. B. Braunschweig-Zyklus, Manhattan-Zyklus, Ademe-RATP-Zyklus) ([Giakoumis, 2017](#)). Da die Fahrzyklen eine festgelegte Länge haben, ist eine exakte Übereinstimmung mit der zu simulierenden Strecke unwahrscheinlich. In der Literatur werden Standardfahrzyklen verwendet, um mittels Längsdynamiksimulation einen repräsentativen, spezifischen Energiebedarf für Linien mit ähnlichem Streckenprofil zu ermitteln (vgl. etwa [Lajunen, 2014](#)). Standard-Fahrprofile enthalten in der Regel keine Höhendaten.
- **Erzeugung synthetischer Fahrprofile:** Synthetische Fahrprofile können durch die Rekombination von Standardfahrzyklen gewonnen werden. So lassen sich Fahrprofile generieren, die hinsichtlich Länge und Durchschnittsgeschwindigkeit der zu simulierenden Strecke entsprechen ([Sinhuber et al., 2012](#); [De Filippo et al., 2014](#)). [Sinhuber et al. \(2012\)](#) kombinieren diese mit einem linienspezifischen Höhenprofil. Mitunter werden auch selbst erstellte Fahrprofile verwendet, ohne auf Standardfahrprofile zurückzugreifen, vgl. etwa [Sebastiani et al. \(2016\)](#). Ein anderer Ansatz besteht darin, Fahrprofile mittels einer mikroskopischen Verkehrssimulation zu generieren, vgl. etwa [Macedo et al. \(2013\)](#). Dieser erlaubt die flexible Erzeugung von Fahrprofilen für beliebige Strecken und Verkehrssituationen, setzt jedoch das Vorhandensein eines mikroskopischen Verkehrsmodells für die betrachtete Strecke voraus.

Zur Modellvalidierung sind Messungen des Energiebedarfs für aufgezeichnete Fahrprofile notwendig. Das aufgezeichnete Fahrprofil wird in das Modell eingelesen und der resultierende Verlauf der Antriebsleistung in der Simulation mit dem gemessenen Verlauf verglichen ([Göhlich et al., 2018](#)). Es muss also ein mit entsprechender Messtechnik ausgerüstetes Fahrzeug zur Verfügung stehen.

Bei der Längsdynamiksimulation handelt es sich um eine dynamische Systemsimulation im Sinne von Abschnitt 2.3.1, die das Verhalten eines einzelnen Fahrzeugs beschreibt. Längsdynamikmodelle werden üblicherweise in Umgebungen zur Simulation dynamischer Systeme wie Simulink ([The MathWorks, Inc., 2019b](#)) oder Dymola/Modelica ([Dassault Systèmes, 2019](#)) implementiert. Neben der manuellen Implementation mit den in diesen Umgebungen zur Verfügung stehenden Standardblöcken

stehen Toolboxen mit spezialisierten Modellkomponenten zur Verfügung, etwa Simscape Driveline ([The MathWorks, Inc., 2019a](#)) oder Modelon Vehicle Dynamics Library ([Modelon AB, 2019](#)).

### 2.3.2.2 Kennlinienmodelle

Ein weiterer Ansatz zur Bestimmung des Antriebsenergiebedarfs besteht in der Verwendung von Regressionsfunktionen, die den Energiebedarf meist in Abhängigkeit der Durchschnittsgeschwindigkeit abbilden. Die Regression wird auf Datenpunkten ausgeführt, die durch Messung oder Simulation mehrerer Fahrabschnitte mit verschiedenen Geschwindigkeiten gewonnen werden. Ein Fahrabschnitt kann aus einem gesamten Fahrzyklus oder aus einem Teilsegment eines Zyklus bestehen. Die so generierten Kennlinien erlauben gegenüber der Längsdynamiksimulation eine stark vereinfachte Verbrauchsberechnung. Ein Nachteil der Methode ist, dass keine Höhendaten berücksichtigt werden. Im Folgenden werden einige Anwendungen in der Literatur beschrieben:

- [Pütz \(2010\)](#) konstruiert eine Verbrauchsfunktion für Stadtbusse, in der der spezifische Verbrauch logarithmisch von der Durchschnittsgeschwindigkeit abhängt. Die Funktion wird für Dieselbusse mittels gemessener Verbräuche parametrisiert, für Elektrobusse wird ein Umrechnungsfaktor angegeben.
- [Galus et al. \(2012\)](#) entwickeln ein Regressionsmodell mit 8 Parametern, das den spezifischen Energiebedarf als Funktion der Durchschnitts- und der zulässigen Höchstgeschwindigkeit bestimmt. Das Modell wird parametrisiert mit Daten, die aus der Simulation synthetischer Fahrzyklen mittels Längsdynamikmodell gewonnen werden. Die Fahrzyklen werden aus Teilsegmenten eines Standardfahrzyklus generiert.
- [Pischinger et al. \(2002\)](#) werten Messungen des Geschwindigkeitsprofils und der Motorleistung als Funktion der Durchschnittsgeschwindigkeit aus, geben jedoch keine Regressionsfunktion an. Ähnlich verfahren [Ohde et al. \(2016\)](#), hier werden jedoch nur die Fahrprofile vermessen und es wird anschließend mit einem Längsdynamikmodell der Energiebedarf ermittelt.
- [Fusco et al. \(2013\)](#) verwenden eine Verbrauchsfunktion mit der Durchschnittsgeschwindigkeit als Variable. Die Funktion wurde mit experimentellen Daten parametrisiert. Sie wird jedoch nur graphisch dargestellt, die Gleichung sowie die verwendeten Parameter werden nicht angegeben.

### 2.3.3 Ermittlung des Energiebedarfs der Nebenverbraucher

Aufgrund des erheblichen Beitrags zum Fahrzeugverbrauch (vgl. Kapitel 2.1.4.4) ist die Ermittlung des Energiebedarfs der Nebenverbraucher – insbesondere des Heiz- und Kühlsystems – bei der Simulation elektrischer Busse unverzichtbar. Mehrere Werke behandeln die Simulation des Heiz- und Kühlsystems in elektrischen Fahrzeugen.

Zur Ermittlung des Energiebedarfs des Heiz- und Kühlsystems werden ein thermisches Fahrzeugmodell und ein Modell des Heiz- und Kühlsystems selbst benötigt. Das Fahrzeugmodell liefert den Heiz- bzw. Kühlbedarf, das Modell des Heiz- und Kühlsystems die erforderliche elektrische Leistung zur Erfüllung des Bedarfs.

[Torregrosa et al. \(2011\)](#) entwickeln ein instationäres Fahrgastraummodell und ein Modell eines Wärmepumpensystems für einen Kleinbus. Die Implementation erfolgt in IMST-ART, einer Modellierungssoftware für kältetechnische Anwendungen. Das Fahrgastraummodell besteht aus zwei getrennten Zonen (Fahrgast- und Fahrerbereich) und berücksichtigt feuchte Luft<sup>23</sup>. Im Wärmepumpenmodell kommen detaillierte Wärmeübertragermodelle sowie ein detailliertes Modell des Verdichters zum Einsatz, die jeweils von IMST-ART bereitgestellt werden.

Der Verfasser dieser Arbeit entwickelte ebenfalls ein instationäres Einzonen-Fahrgastraummodell für einen Stadtbus sowie Modelle für ein Wärmepumpensystem und einen elektrischen Widerstandsheizkörper in der Modellierungssprache Modelica ([Jefferies, 2015](#); [Jefferies et al., 2015](#)). Feuchte Luft wird berücksichtigt; das Wärmepumpensystem wird unter Annahme eines vereinfachten Kältekreislaufs und vereinfachter Wärmeübertragermodelle simuliert. [Kunith \(2017\)](#) nutzt dieses Modell, um die Nebenverbraucherleistung für verschiedene Außentemperaturen zu ermitteln, welche für die anschließende Flottensimulation genutzt wird.

Im Bereich der Elektrobussystemanalyse erfolgt zumeist keine detaillierte Modellierung des Klimasystems. [Sinhuber et al. \(2012\)](#) verwenden kein Modell des Klimasystems, sondern gemessene Leistungswerte der Nebenverbraucher. [Hegazy et al. \(2018\)](#) variieren zwar bei ihren Fahrzeugsimulationen die Nebenverbraucherleistung, diese ist aber nicht an einen bestimmten Klimasystemtyp oder bestimmte Umgebungstemperaturen geknüpft. [Lajunen \(2018\)](#) verwendet Klimasystem-Verbrauchsdaten aus [Lajunen und Kalttonen \(2015\)](#), aber die Herkunft dieser Daten ist unklar. In [Sebastiani et al. \(2016\)](#) wird der Energiebedarf der Nebenverbraucher gar nicht berücksichtigt. In anderen Publikationen ist unklar, ob die angenommenen Fahrzeugverbräuche den Verbrauch des Klimasystems beinhalten ([Fusco et al., 2013](#); [Bi et al., 2017](#); [Ke et al., 2016](#)).

---

<sup>23</sup>Die Berücksichtigung der Luftfeuchtigkeit ist wichtig, die Annahme trockener Luft im Kühlfall zu fehlerhaften Ergebnissen führt ([Jefferies, 2015](#), S. 16)

Die explizite Simulation der verbleibenden Nebenverbraucher wie Kompressor, Servopumpe, Batteriekühlung und Beleuchtung wird nach dem besten Wissen des Verfassers in keiner Studie zur E-Bus-Systemanalyse durchgeführt.

### 2.3.4 Simulation von Fahrzeugflotten

Die Simulation von Fahrzeugflotten hat insbesondere durch die simulationsbasierte Untersuchung autonomer und/oder elektrischer Taxiflotten in den letzten Jahren an Bedeutung gewonnen. Dabei kommen überwiegend objektorientierte oder agentenbasierte Ansätze zur Anwendung, bei denen die Fahrzeuge simultan in einer gemeinsamen Umgebung simuliert werden und somit auf Ereignisse reagieren und ggf. untereinander kommunizieren können (vgl. die Ausführungen zu Modellierungsparadigmen in Kapitel 2.3.1). Im Unterschied dazu wird in Studien zur Elektrifizierung von Stadtbussen bislang meist auf algebraische, nicht-objektorientierte Berechnungsmodelle zurückgegriffen, um das System „Flotte“ zu beschreiben.

**Bi et al. (2017)** entwickeln ein algebraisches Modell einer elektrischen Busflotte mit den Technologien Depot- und Gelegenheitsladung, wobei letztere mittels an Zwischenhaltestellen platzierter, induktiver Ladestationen realisiert wird. Es wird ein konstanter, spezifischer Verbrauch je Fahrzeugtyp angenommen. Es werden keine individuellen Fahrzeuge und somit auch keine einzelnen Fahrzeugumläufe abgebildet. Eine fahrzeugscharfe Nachverfolgung von Zustandsvariablen, z. B. Ladezustand, ist daher nicht möglich, es werden nur summierte Flottenverbräuche bestimmt. Der Einfluss der Ladevorgänge auf den Fahrplan wird nicht betrachtet.

**Cats et al. (2011)** simulieren eine Busflotte mittels einer Verkehrssimulation, um verschiedene Strategien zur Wahrung der Pünktlichkeit zu bewerten. Die Zuweisung von Fahrten zu bestimmten Fahrzeugen folgt den realen Fahrzeugumlaufplänen des Betreibers; die Fahrtauern und Haltestellenaufenthaltsdauern ergeben sich aus dem Verkehrsmodell, das den Verkehrszustand sowie die Ein- und Ausstiege je Haltestelle berücksichtigt. Beim Verkehrsmodell („Mezzo“) handelt es sich um ein objektorientiertes, eventbasiertes Modell, das in C++ implementiert wurde (**Burghout, 2004**). Der Energiebedarf der Fahrzeuge wird nicht modelliert.

**Cheng und Nguyen (2011)** entwickeln eine agentenbasierte Simulationsumgebung für Taxiflotten (TaxiSim). Der Fokus liegt auf der Untersuchung verschiedener Dispatch- und Roaming<sup>24</sup>-Strategien. Der Energiebedarf der Fahrzeuge wird nicht modelliert. Details der Implementation werden nicht genannt.

**De Filippo et al. (2014)** simulieren eine Busflotte mittels eines diskret-eventbasierten Modells. Es wird ein Netz aus mehreren Linien simuliert, die sich an einem zentralen

<sup>24</sup>Unter „Roaming“ wird hier das Fahren ohne Fahrgäste auf der Suche nach spontanen Beförderungsträgern verstanden.

Ladepunkt treffen. Die Ladestation wird als Ressource mit begrenzter Kapazität modelliert; Fahrzeuge müssen ggf. auf die Freigabe der Station warten, bevor sie laden können. Es wird der Einfluss des Warte- und Ladevorgangs auf den bestehenden Fahrplan ermittelt. Dabei werden verschiedene Ladeleistungen und Ladestrategien untersucht. Der Energiebedarf der Fahrzeuge für jede auftretende Fahrtrelation wird außerhalb der Flottensimulation mit einem Längsdynamikmodell ermittelt. Das eventbasierte Modell wurde in Arena (Rockwell Automation, 2019), die Längsdynamiksimulation in MATLAB (The MathWorks, Inc., 2020) implementiert.

**Fusco et al. (2013)** implementieren ein Modell einer Busflotte, das zur Bestimmung einer optimalen Flottenzusammensetzung mittels gemischt-ganzzahliger Optimierung dient. Es werden keine individuellen Fahrzeuge abgebildet. Ladevorgänge an End- und Zwischenhaltestellen sowie im Depot werden berücksichtigt. Zur Bestimmung des Fahrzeugenergiebedarfs verwenden die Autoren eine empirische Korrelation, die den mittleren, spezifischen Verbrauch als Funktion der Durchschnittsgeschwindigkeit und der Zuladung abbildet (vgl. Abschnitt 2.3.2.2). Als Datenbasis für die gefahrenen Strecken dienen gemessene Fahrdauern und -distanzen im realen Linienbetrieb.

**Gacias und Meunier (2014)** entwickeln ein diskret-eventbasiertes Modell einer elektrischen Taxiflotte. Der Fahrzeugenergiebedarf wird unter der Annahme konstanten spezifischen Verbrauchs ermittelt. Alle durchgeführten Fahrten besitzen in der Simulation eine einheitliche Länge und Dauer. Die zeitliche Abfolge der Beförderungsaufträge wird stochastisch generiert. Der Fokus der Arbeit liegt auf der Entwicklung und Evaluierung verschiedener Platzierungsstrategien für die Ladeinfrastruktur und verschiedener Dispatch-Algorithmen, deren Einfluss auf die Servicequalität (gemessen etwa an der mittleren Wartezeit der Fahrgäste) und die Effizienz des Taxisystems untersucht wird. Das Modell ist in C++ implementiert.

**Gallet et al. (2019)** präsentieren ein auf mikroskopischer Verkehrssimulation basierendes Busflottenmodell. Fahrzeuge werden als Agenten modelliert, die auf Basis vereinfachter Fahrplan- und Liniendaten verkehren. Der Fahrzeugenergiebedarf wird mittels eines Längsdynamikmodells bestimmt, das während der Laufzeit ausgeführt wird. Das Fahrzeugmodell umfasst Modelle des Motors, des Umrichters, der Batterie und des Klimasystems. Es können Depotladung und Gelegenheitsladung an Endhaltestellen simuliert werden. Der Ladevorgang im Depot wird ebenfalls modelliert. Das Modell ist in C++ implementiert.

**Gao et al. (2017)** untersuchen den Einfluss der Elektrifizierung auf einen Busbetrieb, indem aufgezeichnete, ganztägige Fahrprofile aus dem realen (mit Dieselnissen bedienten) Linienbetrieb mittels eines Längsdynamikmodells „elektrisch“ simuliert werden. Bei Erreichen eines kritischen Ladezustands werden Ladepausen eingefügt, während derer das jeweilige Fahrzeug das Fahrprofil unterbricht. Eine Einhaltung des bestehenden Fahrplans ist somit nicht gewährleistet. Ergebnis der Untersuchung ist u. a. der Anteil unverfügbarer Zeit durch Laden in Abhängigkeit von Batteriekapazität und

Ladeleistung bzw. Ladestrategie. Die Längsdynamiksimulation ist in MATLAB implementiert.

**Jäger et al. (2017)** implementieren eine Simulation einer elektrischen Taxiflotte als agentenbasiertes, eventgesteuertes System. Fahrer und Fahrzeuge werden als Agenten modelliert, die selbstständig auf Beförderungsaufträge reagieren und bei Bedarf nach Abschluss einer Fahrgastfahrt eine Ladestation aufsuchen. Die Fahrzeuge besitzen neben Informationen über den aktuellen Auftrag eine Position innerhalb eines Straßennetzes sowie einen Ladezustand. Der Energiebedarf wird auf Basis eines konstanten, spezifischen Verbrauchs ermittelt. Die Beförderungsaufträge werden – ähnlich einem Fahrplan – als statische Liste zu bedienender Fahrgastfahrten vorgegeben. Die Simulation wird genutzt, um die Servicequalität der Taxiflotte zu bestimmen, u.a. gemessen an der durchschnittlichen Wartezeit bis zur Ankunft eines Taxis. Die Simulation wird mit Hilfe von JADE, einem JAVA-Framework für agentenbasierte Anwendungen (**Bellifemine et al., 2007**), implementiert. Die Algorithmen zur Event-Verarbeitung und Zeitsynchronisation müssen manuell implementiert werden.

**Ke et al. (2016)** simulieren mittels eines algebraischen Modells eine elektrische Busflotte auf Basis konstanter, spezifischer Verbräuche. Der Zeitverlauf des Ladezustands jedes einzelnen Fahrzeugs wird aufgezeichnet. Es werden Ladevorgänge an dezentralen Ladestationen und im Depot berücksichtigt.

Das algebraische Flottenmodell von **Kunith (2017)** ist in seiner Funktionalität mit dem von **Fusco et al. (2013)** vergleichbar (Berechnung aggregierter Werte, keine Abbildung und Nachverfolgung von Einzelfahrzeugen). Es kommen je nach Anwendungsfall zwei verschiedenen detaillierte Fahrzeugverbrauchsmodelle zum Einsatz: Im Rahmen einer TCO-Analyse wird eine empirische Korrelation zur Verbrauchsbestimmung in Abhängigkeit von Durchschnittsgeschwindigkeit und Zuladung verwendet. Im Rahmen einer Systemauslegung, die u. a. die Optimierung der Ladestandorte umfasst (vgl. Abschnitt 2.2.4), wird ein Längsdynamikmodell implementiert, das eine segmentweise Energiebedarfsbestimmung erlaubt. Mit jenem Modell werden die Verbräuche für alle auftretenden Fahrtsegmente vor der Flottenberechnung bestimmt.

**Lajunen (2018)** nutzt ein Längsdynamikmodell zur Ermittlung des fahrtenbezogenen Energiebedarfs verschieden konfigurierter elektrischer Busse. Auf Basis des Verbrauchs werden die erforderliche Ladezeit und (bei Gelegenheitsladung) die Anzahl benötigter Ladestationen an End- und Zwischenhaltestellen ermittelt. Die Ermittlung des Flottenenergiebedarfs erfolgt anschließend mittels eines algebraischen Berechnungsmodells. Es werden keine individuellen Fahrzeugzustände berücksichtigt.

**Meignan et al. (2007)** entwickeln eine der wenigen agentenbasierten Simulationen explizit für Stadtbusnetze. Fahrgäste und Fahrzeuge werden als Agenten modelliert. Die Simulation ermöglicht u.a. die Evaluation der Servicequalität (Wartezeit, Besetzungsgrad) in Abhängigkeit der Flottengröße und somit verschiedener Fahrplank-

tungen. Der Fahrzeugenergiebedarf wird nicht betrachtet. Die Algorithmen zum Event-Scheduling werden manuell implementiert. Das Modell ist in JAVA programmiert.

**Rogge et al. (2018)** entwickeln ein Busflottenmodell zum Einsatz innerhalb eines Optimierungsalgorithmus zur Umlauf- und Ladeinfrastrukturplanung. Details zur Implementation werden nicht genannt. Als Verbrauchsmodell kommt ein Längsdynamikmodell nach **Sinhuber et al. (2012)** zum Einsatz, mit dem vor der Flottensimulation der Energiebedarf für alle Fahrtrelationen ermittelt wird.

**Scarinci et al. (2019)** entwickeln ein diskret-eventbasiertes Simulationsmodell für elektrifizierte Flotten mit primärem Fokus auf Busanwendungen. Es umfasst eine vereinfachte Verkehrssimulation, einen Fahrprofilgenerator und eine Flottensimulation. Als Eingangsdaten werden u. a. eine Repräsentation des Straßennetzes und die Verkehrsnachfrage benötigt. Die Kombination aus Verkehrssimulation und Fahrprofilgenerator ermöglicht es, tatsächliche Fahrtzeiten als Funktion des Verkehrszustandes, der Soll-Fahrtzeiten und der Passagierbewegungen zu berechnen. Es stehen mehrere Fahrzeug- bzw. Antriebsmodelle mit unterschiedlichem Detailgrad sowie Fahrermodelle mit unterschiedlichem Fahrverhalten zur Verfügung. Das Modell wird genutzt, um Simulationen einer elektrifizierten Buslinie mit stochastischen Eingangsgrößen durchzuführen. Details zur Implementation werden nicht genannt.

**Sebastiani et al. (2016)** entwickeln ein diskret-eventbasiertes Simulationsmodell eines elektrischen BRT-Systems<sup>25</sup> mit Gelegenheitsladung an Zwischenhaltestellen. Das Modell wird genutzt, um den Einfluss des Ladevorgangs auf den Fahrplan zu quantifizieren, indem die erforderlichen Standzeiten zum Laden der Batterie in Abhängigkeit der Anzahl an Ladestationen bestimmt werden. Der Energiebedarf jedes Fahrzeugs wird mittels eines Längsdynamikmodells bestimmt; dazu wird für jede Fahrt zwischen zwei Haltestellen ein synthetisches Fahrprofil erzeugt. Das Modell ist in MATLAB mit Hilfe der Toolbox „SimEvents“ implementiert.

**van Lon und Holvoet (2012)** entwickeln eine agentenbasierte Simulationsumgebung für Transport- und Logistikprobleme in JAVA (RinSim). Diese beinhaltet festgelegte Schnittstellen zur Kommunikation zwischen Agenten, Algorithmen zur Eventverarbeitung und Zeitsynchronisation sowie ein Modell eines Straßennetzes. Der Energiebedarf wird im vorhandenen Fahrzeugmodell nicht berücksichtigt.

Die betrachteten Arbeiten zur Flottensimulation werden in Tabelle 2.4 mit ihren jeweiligen Kernmerkmalen zusammengefasst.

### 2.3.5 Simulation von Depots

Neben den Fahrzeug- und Ladeinfrastrukturparametern und der daraus resultierenden Gestaltung der Fahrzeugumläufe können die Abläufe im Depot einen Einfluss auf die

---

<sup>25</sup>BRT: Bus Rapid Transit

**Tabelle 2.4.** Vergleich verschiedener Ansätze zur Flottensimulation

Quelle	Anwendung	Art des Modells <sup>a</sup>	Energiebedarfsberechnung <sup>b</sup>	Individ. Fz.-Zustände	Ladevorgänge	Implementierung
Bi et al. (2017)	Busflotte	A	Konst. Verbrauch	Nein	Ja	k. A.
Cats et al. (2011)	Busflotte	DE	Keine	Ja	Nein	C++
Cheng und Nguyen (2011)	Taxiflotte	AB	Keine	Ja	Nein	k. A.
De Filippo et al. (2014)	Busflotte	DE	LDM, synthetische FP	Ja	Ja	Arena
Fusco et al. (2013)	Busflotte	A	Emp. Korrelation	Nein	Ja	k. A.
Gacias und Meunier (2014)	Taxiflotte	DE	Konst. Verbrauch	Ja	Ja	C++
Gallet et al. (2019)	Busflotte	AB	LDM, synthetische FP	Ja	Ja	C++
Gao et al. (2017)	Busflotte	A	LDM, reale FP	Ja	Ja	MATLAB
Jäger et al. (2017)	Taxiflotte	AB	Konst. Verbrauch	Ja	Ja	JAVA
Ke et al. (2016)	Busflotte	A	Konst. Verbrauch	Ja	Ja	k. A.
Kunith (2017) (TCO-Berechnung)	Busflotte	A	Emp. Korrelation	Nein	Ja	k. A.
Kunith (2017) (Systemauslegung)	Busflotte	A	LDM, unbekannte FP	Nein	Ja	GAMS
Lajunen (2018)	Busflotte	A	LDM, verschiedene FP	Nein	Ja	k. A.
Meignan et al. (2007)	Busflotte	AB	Keine	Ja	Nein	JAVA
Rogge et al. (2018)	Busflotte	k. A.	LDM, synthetische FP	k. A.	Ja	k. A.
Scarinci et al. (2019)	Busflotte	DE	LDM, synthetische FP	Ja	Ja	k. A.
Sebastiani et al. (2016)	Busflotte	DE	LDM <sup>c</sup> , synthetische FP	Ja	Ja	MATLAB
van Lon und Holvoet (2012)	Verschiedene	AB	Keine	Ja	Nein	JAVA

<sup>a</sup> AB: Agentenbasiert; DE: Diskret-eventbasiert; A: Algebraisch

<sup>b</sup> LDM: Längsdynamikmodell; FP: Fahrprofile

<sup>c</sup> LDM wird innerhalb des DE-Modells während der Laufzeit ausgeführt



erforderliche Flottengröße des Bussystems haben, denn die Dauer von Service- und Ladevorgängen entscheidet darüber, wie schnell Fahrzeuge nach der Rückkehr ins Depot wieder einsatzbereit sind. Im Rahmen der Fallstudie in Abschnitt 4.3 wird dies an einem konkreten Beispiel illustriert.

Ein detailliertes Modell für elektrifizierte Busdepots wurde von [Lauth et al. \(2019\)](#) entwickelt. Es verwendet diskret-eventbasierte Simulation und bildet alle relevanten Prozesse im Depot fahrzeugscharf ab, etwa Reinigung, Wartung, Parken, Laden und Disposition. Weiterhin wird die Parkplatzanordnung auf dem Depot abgebildet. Der Fokus des Modells liegt auf der räumlichen Planung des Depots sowie auf der Bestimmung der erforderlichen Netzanschlussleistung. Letztere kann mittels verschiedener Ladestrategien optimiert werden. Die Simulation des Linienbetriebes ist nicht Teil des Modells; der Ladezustand ankommender Fahrzeuge muss mit einer separaten Flottensimulation bestimmt werden.

[Messaoudi und Oulamara \(2019\)](#) stellen ein MILP-Modell zur Optimierung des Ladevorgangs und der Fahrzeugdisposition im Depot vor. Auch hier wird die Parkplatzanordnung im Depot modelliert. Das Modell bestimmt eine Dispositions- und Ladeplanung, sodass der Fahrzeugbedarf und die Ladekosten minimiert werden und eine vorgegebene, maximale Anschlussleistung im Depot nicht überschritten wird. Eine vereinfachte Flottensimulation auf Basis vorgegebener Umläufe ist enthalten.

[Jahic et al. \(2019\)](#) entwickeln ein Modell eines Busdepots mit Fokus auf die detaillierte Abbildung der elektrischen Komponenten. Die Parkplatzanordnung wird im Modell abgebildet; es werden verschiedene Dispositions- und Ladelogiken implementiert. Die Fahrzeugumläufe müssen vorgegeben werden; der Energiebedarf bzw. Ladezustand der Fahrzeuge wird mittels einer vereinfachten Flottensimulation bestimmt.

Bestehende TCO-Untersuchungen für elektrische Busnetze beinhalten generell keine bzw. nur eine sehr stark vereinfachte Modellierung des Depots. Details werden in Kapitel 2.5 genannt.

## 2.4 Wirtschaftlichkeitsanalyse

In diesem Abschnitt werden gängige Konzepte und Methoden zur Wirtschaftlichkeitsrechnung vorgestellt.

### 2.4.1 TCO-Analyse und Investitionsrechnung

Die TCO-Analyse<sup>26</sup> ist ein weitverbreiteter Ansatz zur monetären Bewertung mittel- und langfristiger Beschaffungsprojekte, der die "durch das zu beschaffende Objekt in

---

<sup>26</sup>TCO: Total Cost of Ownership

sämtlichen Lebenszyklusphasen direkt oder indirekt verursachten Kosten" einbezieht (Götze und Weber, 2008). Diese Kosten fallen teilweise in der Zukunft an. Unterdessen ändert sich der *Zeitwert des Geldes* aufgrund von Verzinsung und Inflation.

Zur monetären Bewertung von Investitionsalternativen stehen verschiedene Verfahren der Investitionsrechnung zur Verfügung: *Statische Verfahren* betrachten eine durchschnittliche Periode der Projektlaufzeit, der Zeitwert des Geldes wird nicht berücksichtigt; *dynamische Verfahren* betrachten jede einzelne Periode und bilden dabei den Zeitwert des Geldes ab (Daum et al., 2010, S. 263). Aufgrund ihrer höheren Genauigkeit insbesondere bei langen Projektlaufzeiten (Götze und Weber, 2008) werden hier ausschließlich dynamische Verfahren betrachtet.

Wird eine anfängliche Geldmenge  $C_0$  periodenweise mit dem konstanten Zinssatz  $i$  verzinst, beträgt die Geldmenge nach  $n$  Perioden (Daum et al., 2010, S. 263):

$$C_n = C_0 (1 + i)^n. \quad (2.8)$$

In Abhängigkeit der Zeit ausgedrückt (i. d. R. ganze Jahre), wobei  $t_0$  den Zeitpunkt der Anlage bezeichnet, und mit einem allgemeinen Zinsfaktor (*discount factor*)  $DF(t)$  lautet Gl. (2.8):

$$C(t) = C(t_0) DF(t) \quad t \in \mathbb{N}. \quad (2.9)$$

Bei konstantem Zinssatz lautet der Zinsfaktor

$$DF(t) = (1 + i)^{(t-t_0)}, \quad (2.10)$$

ist der Zinssatz zeitlich variabel, so lautet er

$$DF(t) = \begin{cases} \prod_{\tau=t_0+1}^{\tau=t} (1 + i(\tau)) & t > t_0 \\ 1 & t = t_0. \end{cases} \quad (2.11)$$

Wird Gl. (2.9) nach  $C(t_0)$  umgestellt, lässt sich der heutige, äquivalente Wert einer zukünftigen Zahlung ermitteln, der auch als *Barwert* oder *Kapitalwert* (engl. *net present value*, NPV) bezeichnet wird (Daum et al., 2010, S. 263; Deutsches Institut für Normung e. V., 2005, S. 27):

$$NPV(t) = \frac{C(t)}{DF(t)}. \quad (2.12)$$

Gl. (2.9) kann auch genutzt werden, um Preisvorhersagen zu treffen; in diesem Falle wird für  $i$  statt eines Kapitalzinses die erwartete, jährliche Inflationsrate bzw. die erwartete Preissteigerungsrate des spezifischen Gutes eingesetzt. Umgekehrt lässt sich

mit Gl. (2.12) der heutige, inflationsbereinigte Wert einer zukünftigen Zahlung ermitteln.

In der dynamischen Investitionsrechnung wird der Kapitalwert verwendet, um die Vorteilhaftigkeit eines Investitionsprojektes zu bewerten. Das Investitionsprojekt verursacht während seiner Laufzeit Zahlungsströme (*cash flows*)  $CF(t)$ , bei denen es sich um Ausgaben ( $CF < 0$ ) oder Einnahmen ( $CF > 0$ ) handeln kann. Der Kapitalwert der gesamten Zahlungsreihe beträgt

$$NPV_{CF} = \sum_{\tau=t_0}^{\tau=t_0+T} \frac{CF(\tau)}{DF(\tau)} \quad (2.13)$$

mit der Projektlaufzeit  $T$ . Als Zinssatz im Zinsfaktor  $DF$  wird ein Vergleichszinssatz eingesetzt; dieser kann z. B. die minimale Renditeerwartung des Investors darstellen. Wenn  $NPV_{CF} > 0$ , übertrifft das Projekt den Vergleichszinssatz und ist vorteilhaft. Auf diese Weise lassen sich mehrere potentielle Investitionsprojekte vergleichen. Die Berechnungsmethode wird als *Kapitalwertmethode* oder *Discounted-Cash-Flow-Methode* bezeichnet (Deutsches Institut für Normung e. V., 2005).

In der TCO-Analyse kann die Methode zur Inflationsbereinigung von Zahlungsreihen eingesetzt werden. Dann ist statt des Vergleichszinses die jeweilige allgemeine Inflationsrate einzusetzen. Auf diese Weise können Zahlungsreihen mit unterschiedlichen Auszahlungszeitpunkten vergleichbar gemacht werden.

### 2.4.2 Finanzierung

Wird eine Investition nicht mit Eigenkapital, sondern mittels eines Kredites getätigt, fallen Finanzierungskosten an, die im Rahmen einer TCO-Analyse berechnet werden müssen. Außerdem ist der Tilgungsplan des Kredites zu berücksichtigen. Ein möglicher, u. a. in Kunitz (2017) verwendeter Ansatz besteht in der Tilgung des Kredites in Form einer Annuität, d. h. in Form jährlicher, konstanter Zahlungen (Wüst, 2006, S. 142). Die Annuität beträgt bei einem Kreditvolumen  $C$ , einem Kreditzinssatz  $i_{\text{interest}}$  und einer Laufzeit von  $T$  Jahren (Daum et al., 2010, S. 267)

$$A = C \cdot CRF(i_{\text{interest}}, T), \quad (2.14)$$

worin  $CRF$  der Kapitalwiedergewinnungsfaktor (capital recovery factor) ist:

$$CRF(i, T) = \frac{i(1+i)^T}{(1+i)^T - 1}. \quad (2.15)$$

## 2.5 Bestehende TCO-Analysen elektrifizierter Stadtbusnetze

In diesem Kapitel werden bestehende Kostenuntersuchungen elektrifizierter Stadtbusysteme vorgestellt. Die Arbeiten wurden z. T. bereits in den Kapiteln 2.2.3 und 2.2.4 unter dem Aspekt der Umlauf- und Ladeinfrastrukturplanung sowie in den Kapiteln 2.3.4 und 2.3.5 unter dem Aspekt der Flotten- und Depotsimulation behandelt. Die folgenden Ausführungen konzentrieren sich auf die Annahmen, die bzgl. des Buslinienetzes getroffen werden, auf die jeweils angewendete Methodik zur Bestimmung von Fahrzeug-, Fahrpersonal- und Infrastrukturbedarf sowie das Vorgehen zur Kostenberechnung.

**Bi et al. (2015)** führen einen Vergleich der Umweltauswirkungen zweier elektrischer Bussysteme durch, der später um eine TCO-Analyse ergänzt wurde (**Bi et al., 2017**). Betrachtet werden ein System mit Depotladung (DC) und ein System mit Gelegenheitsladung an Zwischenhaltestellen (OC-I) jeweils am Beispiel eines realen Liniennetzes. Es werden keine realen Fahrplandaten abgebildet; die Linien werden in drei Gruppen mit jeweils ähnlichen Fahrplancharakteristika eingeteilt und die Fahrpläne je Gruppe durch die Annahme ganztäglich konstanter Fahrzeiten und Takte angenähert.

Die Methodik, nach der Anzahl und Position der Ladestationen bestimmt werden, wird nicht näher ausgeführt. Es ist unklar, ob die an Zwischenhaltestellen angenommenen Ladezeiten von bis zu 6 Minuten bereits Teil des bestehenden Fahrplans sind oder ob sie zusätzliche Wartezeiten darstellen, die den Fahrplan verändern. Es wird für beide E-Bus-Systeme von einem unveränderten Fahrzeugbedarf gegenüber dem Diesel-Referenzfall ausgegangen. Im Fall der Gelegenheitsladung wird dies durch die Energiebereitstellung entlang der Linien ermöglicht; im Fall der Depotladung nehmen die Autoren eine ausreichend große Batteriekapazität (458 kWh) an, um die Tagesumläufe ohne Einsatz zusätzlicher Fahrzeuge bewältigen zu können. Fahrzeuge mit derart großer Batterie sind jedoch aktuell nicht auf dem Markt verfügbar (vgl. Quellen zu Tabelle 2.1). Depotprozesse werden nicht betrachtet.

Die TCO-Berechnung verwendet ein dynamisches Kostenmodell. Zukünftige Preise werden auf Basis konstanter Kostenänderungsraten ermittelt.

**Fusco et al. (2013)** entwickeln ein Modell eines Bussystems zur Bestimmung einer kostenoptimalen Flottenzusammensetzung für ein reales Liniennetz. Im Unterschied zu den anderen Studien ist die Fahrplangestaltung Teil des Optimierungsproblems: Für vorgegebene Beförderungsbedarfe sind die kostenoptimalen Linientaktungen zu ermitteln. In der durchgeführten Fallstudie wird nur Gelegenheitsladung betrachtet; das Modell liefert Lösungen für Gelegenheitsladung an Endhaltestellen und an Zwischenhaltestellen. Der Fahrzeugbedarf wird je Linie auf der Basis von Takt und Fahrzeit

berechnet (verkehrlich erforderlicher Fahrzeugeinsatz, Gl. 2.4). Die Fahrzeit je Stundenintervall wird mittels Messungen im Realbetrieb ermittelt und enthält somit implizit Verspätungen. Depotladung kann nur unter der Voraussetzung abgebildet werden, dass kein Umlauf länger als die Fahrzeugreichweite ist. Die Position der Ladeinfrastruktur an End- und Zwischenhaltestellen wird nach einer nicht näher dokumentierten Heuristik festgelegt, die die Ladeleistung und verfügbare Ladezeit berücksichtigt. Der Ladevorgang im Depot wird nicht modelliert. Es wird ein statisches Kostenmodell verwendet.

**Ke et al. (2016)** führen eine Kostenanalyse zur Elektrifizierung eines realen Busnetzes auf Basis von Fahrplandaten durch, die in 5-Minuten-Intervalle diskretisiert sind. Mittels eines vereinfachten Umlaufplanungsalgorithmus (siehe Abschnitt 2.2.3) werden Touren für Gelegenheitsladung an zentralen Ladestationen (OC-C) und Depotladung (DC) geplant. Es werden die Annahmen getroffen, dass Schnellladevorgänge nur einmal pro Stunde stattfinden und dass der Ladevorgang im Depot erst begonnen wird, wenn alle Fahrten beendet und somit alle Fahrzeuge im Depot eingetroffen sind. Letzteres kann zu einer Überschätzung des Fahrzeugbedarfs führen, da entladene Fahrzeuge tagsüber nicht nachgeladen werden können und mehr neue Fahrzeuge generiert werden als erforderlich. Die Kostenrechnung basiert auf einem statischen Modell.

**Kunith (2017)** untersucht in einer TCO-Analyse Depotladung und Gelegenheitsladung an Zwischenhaltestellen. Es wird ein reales Busliniennetz betrachtet; Fahrplan- bzw. Umlaufplandaten werden vereinfacht abgebildet und es wird das Zeitfenster mit dichtestem Takt zur Bestimmung des verkehrlich erforderlichen Fahrzeugeinsatz (Gl. 2.4) herangezogen. Da bei allen Technologien von unveränderten Fahrt- und Wendezeiten gegenüber dem Dieselfall ausgegangen wird, bleibt der verkehrlich erforderliche Fahrzeugbedarf ebenfalls unverändert. Für den Fall, dass die Tagesfahrleistung auf einer Linie<sup>27</sup> die Reichweite von Fahrzeugen mit Depotladung übersteigt, wird ein näherungsweise Korrekturfaktor zur Berücksichtigung des höheren Fahrzeug- und Fahrpersonalbedarfs durch Ablösen und Nachladen der Fahrzeuge im Depot verwendet. Bei Gelegenheitsladung wird der Ladevorgang im Depot nicht berücksichtigt.

In der detaillierten, dynamischen Kostenrechnung werden verschiedene Beschaffungszeitpunkte von 2015 bis 2030 ausgewertet. Dabei kommen für alle Investitionskosten und operativen Kosten zeitlich variable Kostenänderungsraten zum Einsatz. Diese werden für die Investitionskosten komponentenweise bestimmt, im Falle der Fahrzeuge etwa für Basisfahrzeug, elektrischen Antriebsstrang, Batterie etc.

**Lajunen (2018)** untersucht im Rahmen einer TCO-Analyse die Technologien Gelegenheitsladung an Zwischen- und Endhaltestellen sowie Depotladung. Je Linie wird ein gemessenes Fahrprofil verwendet, das für den gesamten – für alle Linien einheitlichen – Betriebstag gilt. Der Linientakt und die Wendezeit an den Endhaltestellen werden

---

<sup>27</sup>In der Praxis gibt es keine einheitliche Tagesfahrleistung je Linie, da nicht alle Fahrzeuge gleichzeitig ein- und aussetzen.

über den Betriebstag für alle Linien als konstant angenommen. Es wird eine einheitliche, maximal zulässige Ladezeit je Haltestelle für das Laden an Zwischenhaltestellen vorgegeben. Es ist unklar, ob hierdurch Fahrzeitverlängerungen auftreten.

Die Fahrprofile werden jeweils mit einem Längsdynamikmodell simuliert, um den Energiebedarf je Fahrt zu bestimmen. Darf an Zwischenhaltestellen geladen werden, wird die erforderliche Anzahl Ladestationen heuristisch so festgelegt, dass der Energiebedarf des Fahrzeugs bei einer definierten Ladeleistung innerhalb der verfügbaren Ladezeiten gedeckt werden kann. Darf nur an Endhaltestellen geladen werden, wird die Ladeleistung nach einer nicht näher dokumentierten Methodik angepasst, um ausreichende Energiezufuhr zu ermöglichen. Bei Depotladung wird die Batteriekapazität der Fahrzeuge ausreichend groß gewählt, um die Tagesfahrleistung abdecken zu können. Übersteigt die notwendige Kapazität ein festgelegtes Maximum (400 kWh), wird eine geringere Kapazität gewählt; wie diese bestimmt wird und wie sich dies auf die Umlaufplanung auswirkt, ist nicht dokumentiert. Der Fahrzeugbedarf wird auf Basis des "operation schedule" bestimmt, es werden jedoch keinerlei Gleichungen hierfür angegeben. Der Ladevorgang im Depot wird nicht berücksichtigt.

Zur Kostenrechnung wird ein statisches Modell mit konstanten Preisen über die gesamte Projektlaufzeit verwendet; allerdings werden die Betriebskosten sowie die Kosten für den Austausch der Fahrzeugbatterien dennoch auf das Basisjahr abgezinst, d. h. es werden inflationsbereinigt sinkende Preise unterstellt (vgl. Kapitel 2.4.1).

**Lindgren (2017)** führt eine TCO-Analyse für elektrische Bussysteme mit Streckenladung, Gelegenheitsladung und einer Kombination aus beiden Technologien durch. Es wird bei allen Technologien von unveränderten Fahrzeugumläufen ausgegangen<sup>28</sup>. Zur kostenoptimalen Festlegung der Ladestandorte und der Batteriekapazität der Fahrzeuge wurde ein eigener Optimierungsalgorithmus entwickelt (vgl. Abschnitt 2.2.4). Die Ladeinfrastruktur wird so positioniert, dass eine Energieversorgung der Fahrzeuge innerhalb der bestehenden Wendezeiten bzw. festgelegter Aufenthaltszeiten an den Zwischenhaltestellen gewährleistet ist. Der Ladevorgang im Depot wird nicht modelliert.

Die Gleichungen für die Kostenrechnung sind nicht dokumentiert; da jedoch keine Kostenänderungsraten als Parameter vorgegeben werden, ist davon auszugehen, dass ein statisches Kostenmodell verwendet wird.

Die TCO-Studie von **Pihlatie et al. (2014)** untersucht die Elektrifizierung einer einzelnen Buslinie mit Depotladung und Gelegenheitsladung an Endhaltestellen. Es wird von einem 1:1-Austausch von konventionellen durch elektrische Fahrzeuge ausgegangen. Dabei werden weder Umlauf- noch Fahrplandaten betrachtet; es wird angenommen, dass die ermittelten Ladezeiten und Fahrzeugreichweiten zur Bedienung der Linie

---

<sup>28</sup>Allerdings standen für die Studie keine Umlaufpläne des Betreibers, sondern nur Fahrplandaten zur Verfügung; um daraus (Diesel-)Umläufe zu generieren, wurde behelfsweise ein Umlaufplanungsalgorithmus entwickelt, der jedoch nicht näher dokumentiert wird.

ausreichen. Die Schnellladeinfrastruktur wird pauschal an beiden Linienenden positioniert. Der Ladevorgang im Depot wird nicht modelliert. Das verwendete Kostenmodell wird nicht dokumentiert, aufgrund der Eingangsparameter ist jedoch von einem statischen Modell auszugehen.

**Rogge et al. (2018)** entwickeln einen genetischen Algorithmus zur TCO-optimierten Planung von Fahrzeugumläufen für E-Busse mit Depotladung (vgl. Abschnitt 2.2.3). Dieser wird für einen TCO-Vergleich verschiedener Fahrzeugkonfigurationen mit Depotladung eingesetzt. Es werden reale Fahrpläne als Eingangsdaten verwendet. Die Lösung des Umlaufplanungsproblems in Verbindung mit der Berücksichtigung des Ladevorgangs im Depot ermöglicht die Angabe eines exakten Fahrzeugbedarfs ohne die Verwendung von Näherungsformeln. Eine Einschränkung besteht lediglich darin, dass nur ein einzelnes Depot vorgesehen werden kann.

Zur Minimierung des Bedarfs an Ladeinfrastruktur wird ein weiterer Optimierungsalgorithmus eingesetzt, der eine optimale Abfolge von Ladevorgängen im Depot bestimmt. Dieses Optimierungsproblem wird als MILP-Problem formuliert und innerhalb des genetischen Algorithmus zur Umlaufplanung gelöst. Die Methodik zur Kostenrechnung wird nicht näher dokumentiert.

**Vilppo und Markkula (2015)** untersuchen die Systemkosten für den Betrieb einer einzelnen Buslinie mit Gelegenheitsladung an Endhaltestellen (OG-T). Da die vorhandene Wendezeit an einer der beiden Endhaltestellen zum Nachladen der Fahrzeuge ausreicht, bedarf es keiner Umlaufanpassungen und die Position der Ladeinfrastruktur kann intuitiv festgelegt werden. Depotladung wird nicht untersucht. Das verwendete Kostenmodell ist dynamisch; statt jährlicher Kostenänderungsraten werden durchschnittliche Preise über die Projektlaufzeit angenommen.

Eine zusammenfassender Vergleich der Arbeiten zur TCO-Analyse ist in Tabelle 2.5 dargestellt.

## 2.6 Bewertung bestehender Literatur und Herleitung des Forschungsbedarfs

In den Kapiteln 2.2 und 2.3 wurden Arbeiten zur Umlauf- und Ladeinfrastrukturplanung sowie zur Simulation von Fahrzeugen, Flotten und Depots vorgestellt. Die präsentierten Methoden bilden die Basis für die Planung und TCO-Analyse vollständiger E-Bus-Systeme, die in Kapitel 2.5 behandelt wurde.

Die bestehenden TCO-Studien weisen z. T. erhebliche Limitationen auf, aus denen sich ein unmittelbarer Forschungsbedarf ableiten lässt. Der Großteil der Einschränkungen resultiert daraus, dass der Aspekt der Umlaufplanung ausgeklammert und stattdessen

**Tabelle 2.5.** Vergleich verschiedener Untersuchungen zur TCO-Analyse elektrischer Stadtbussysteme. Legende: ● ja; ○ nein; ? keine Angaben/unklar

Quelle	Ladestrategien	Reale Fahrplandaten		Versätungsdaten		Ermittlung Fahrzeugbedarf		Ermittlung Ladeinfrastruktur-Bedarf	Ermittlung Fahrpersonalbedarf
		Reale Fahrplandaten	Versätungsdaten	Auf Strecke <sup>d</sup>	Inkl. Depot				
Bi et al. (2017)	DC, OC-I	○	○	keine	○	?	○	○	
Fusco et al. (2013)	OC-I, OC-T	○	● <sup>b</sup>	Näherung	○	Heuristik	○	○	
Ke et al. (2016)	DC, OC-T	● <sup>c</sup>	○	Umlaufplanung <sup>d</sup>	●	?	○	○	
Kunith (2017)	DC, OC-I	○	○	Näherung <sup>e</sup>	Näherung <sup>e</sup>	Optimierung	Teilw. <sup>e</sup>	○	
Lajunen (2018)	DC, OC-I, OC-T	○	○	?	○	Heuristik	○	○	
Lindgren (2017)	OC-I, IMC	●	○	Umlaufplanung <sup>f</sup>	○	Optimierung	○	○	
Pihlatie et al. (2014)	DC, OC-T	○	○	keine	○	manuell	○	○	
Rogge et al. (2018)	DC	●	○	Umlaufplanung	●	Optimierung	●	○	
Vilppo und Markkula (2015)	OC-T	○	○	keine	○	Heuristik	○	○	

<sup>a</sup>Methodik zur Bestimmung des Peak-Fahrzeugeinsatzes

<sup>b</sup>Durch Messung realer Fahrtdauern werden Verspätungseinflüsse implizit berücksichtigt, sie sind jedoch nicht Teil des Modells.

<sup>c</sup>In der Quelle werden die Fahrplandaten auf 5-Minuten-Intervalle reduziert. Es ist jedoch anzunehmen, dass das Modell ebenso mit höher aufgelösten Daten operieren kann.

<sup>d</sup>Vereinfachte Umlaufplanung ohne Berücksichtigung von Leerfahrten

<sup>e</sup>Nur bei DC (Korrekturfaktor für Fahrzeug- und Personalmehrbedarf durch Austausch/Laden der Fahrzeuge)

<sup>f</sup>Der Umlaufplanungsalgorithmus wird genutzt, um Diesel-Umlaufpläne zu bestimmen, die von den E-Bussen unverändert befahren werden.



von bestehenden Fahrzeugumläufen ausgegangen wird (Bi et al., 2017; Kunith, 2017; Lindgren, 2017; Pihlatie et al., 2014; Vilppo und Markkula, 2015). Hieraus ergibt sich die Annahme eines unveränderten Fahrzeugbedarfs im Vergleich zu konventionell betriebenen Bussen. Die Gültigkeit dieser Annahme wiederum wird durch weitere Annahmen bzgl. der Umlauflängen bzw. der verfügbaren Wendezeiten herbeigeführt.

Eine Folge dieses Vorgehens ist es, dass die meisten Studien zwar eine allgemeingültige Behandlung von Gelegenheitsladung an Zwischenhaltestellen (OC-I), nicht aber von Gelegenheitsladung an Endhaltestellen (OC-T) erlauben<sup>29</sup>. OC-T kann nur dann unter der Annahme unveränderter Umläufe betrachtet werden, wenn an den Endhaltestellen ausreichende Wendezeiten zum Laden der Batterie zur Verfügung stehen. Ist dies nicht der Fall, ist die Planung neuer Umläufe mit längeren Wendezeiten und höherem Fahrzeugbedarf erforderlich. Ähnlich verhält es sich mit Depotladung (DC): Die Annahme unveränderter Umläufe ist nur möglich, solange diese die Reichweite der E-Busse nicht überschreiten. Ansonsten ist auch bei Depotladung die Planung neuer Umläufe erforderlich. Mit Ausnahme von Rogge et al. (2018) und Ke et al. (2016) wird jedoch in keiner der untersuchten Studien eine Umlaufplanung durchgeführt. Kunith (2017) berücksichtigt den Fahrzeugmehrbedarf durch die Ablösung entladener Depotlade-Busse durch eine Näherungsformel. Lajunen (2018) gibt an, den Fahrzeugbedarf auf Basis des "operation schedule" zu bestimmen, es werden jedoch keinerlei Gleichungen dazu dokumentiert.

Wie in der Fallstudie in Kapitel 4.2 gezeigt wird, ist in einem großstädtischen Busnetz weder die Annahme hinreichend langer Wendezeiten für OC-T – insbesondere bei Berücksichtigung von Verspätungen – noch die Annahme hinreichend kleiner Umlauflängen für DC zutreffend. Die Planung neuer Umläufe ist somit unumgänglich, um Szenarien zu erzeugen, die in der Praxis tatsächlich elektrifizierbar sind. Einige der vorgestellten TCO-Analysemethoden berücksichtigen dies und verfügen über eine integrierte Umlaufplanung. Allerdings sind auch diese mit Einschränkungen behaftet: Der von Ke et al. (2016) implementierte Umlaufplanungsalgorithmus berücksichtigt die Dauer von Leerfahrten nicht und operiert mit starren Ladezeitfenstern; der Algorithmus von Rogge et al. (2018) ist ausschließlich für Depotladung geeignet (vgl. Kapitel 2.2.3). Somit bietet keine der vorgestellten Methodiken die Möglichkeit, die Systemkosten der Technologien OC-T und DC – die den größten Teil des E-Bus-Marktes repräsentieren (vgl. Kapitel 1) – ohne einschränkende Annahmen miteinander zu vergleichen.

Die Untersuchung der Streckenladung (IMC), die zumindest in Berlin momentan wieder an Aktualität gewinnt (vgl. Kapitel 2.1.4.1), ist mit Ausnahme von Lindgren (2017) ebenfalls mit keinem der Ansätze möglich. Außerhalb des Busbereichs – nämlich im Kontext der Batterietriebzüge, deren Einsatz auf teilelektrifizierten Strecken derzeit vorangetrieben wird – hat die Streckenladung hohe Relevanz (von Mach et al., 2018).

<sup>29</sup>Zur Definition der Ladestrategien siehe Kapitel 2.1.4.1.

Eine weitere Einschränkung der meisten vorgestellten Arbeiten besteht darin, dass bei der Bestimmung des Fahrzeugbedarfs der Ladevorgang im Depot nicht modelliert wird. Dieser kann jedoch den Fahrzeugbedarf signifikant beeinflussen, wie im Rahmen der Fallstudie in Kapitel 4.3.2 gezeigt wird.

Die Mehrheit der TCO-Studien operiert mit vereinfachten Fahrplan- bzw. Liniendaten: So werden Linien häufig auf eine einzige Route<sup>30</sup> reduziert und durch konstante Takte und/oder Fahrzeiten beschrieben. Reale Fahrpläne wie die in der vorliegenden Arbeit verwendeten (siehe Fallstudie in Kapitel 4) sind indes komplexer: Der Takt kann mehrmals täglich wechseln; es können unregelmäßige Verstärkerfahrten auftreten; eine Linie kann aus verschiedenen Linienästen und somit mehreren Routen bestehen; Fahrtauern können sich über den Tag verändern.

Verspätungen werden in keiner der Studien explizit berücksichtigt; [Fusco et al. \(2013\)](#) berücksichtigen Verspätungen implizit durch die Messung realer Fahrtauern.

Einige der Studien modellieren keine individuellen Fahrzeugzustände, sondern gehen von einem einheitlichen Einsatzprofil aller Fahrzeuge einer Linie aus. Aufgrund der typischen Fahrplangestaltung mit Taktverdichtungen in den Stoßzeiten und Taktausdünnungen in den Tagesrandlagen ([Kliwer, 2005](#), S. 12) ist ersichtlich, dass dies nicht der betrieblichen Praxis entspricht.

Die meisten TCO-Studien verwenden einfache Heuristiken zur Platzierung der Ladeinfrastruktur für OC (z. B. Laden an jeder Endhaltestelle) bzw. erfordern die manuelle Festlegung der Ladestandorte. Wie in Kapitel 2.2.4 erläutert, ist dies für große Busnetze nicht praktikabel. Die Methoden mit kostenoptimierter Platzierung der Ladeinfrastruktur ([Kunith, 2017](#); [Lindgren, 2017](#)) setzen wiederum voraus, dass an Zwischenhaltestellen geladen werden darf (OC-I). Eine TCO-Analysemethodik mit kostenoptimierter Platzierung der Ladestationen für das ausschließliche Laden an Endhaltestellen (OC-T) – die für eine allgemeingültige Anwendung notwendigerweise auch eine Umlaufplanung enthalten muss – existiert nach bestem Wissen des Verfassers nicht.

Schließlich werden in vielen Studien vereinfachte Fahrzeugverbrauchsmodelle verwendet, die keine Berücksichtigung routenspezifischer Traktionsverbräuche oder die temperaturabhängige Bestimmung des Klimasystemverbrauchs erlauben.

Zusammenfassend ist festzustellen, dass keine der vorgestellten TCO-Analysemethodiken technologieoffen und ohne Einschränkungen bzgl. des Buslinienetzes bzw. ohne anderweitige, stark vereinfachende Annahmen anwendbar ist. Insbesondere die aufgrund der aktuellen Marktsituation sehr relevante Frage, welche der beiden gängigen Ladestrategien (DC, OC-T) die geringeren Systemkosten verursacht, ist mit keiner der bestehenden Methoden für beliebige, reale Busnetze zu beantworten. Die in den bestehenden TCO-Studien erzielten Zahlenergebnisse gelten nur unter sehr eingeschränkten Voraussetzungen und sind daher nicht übertragbar auf beliebige Betreiber. Somit

---

<sup>30</sup>Zur Definition siehe Kapitel 2.2.1.

besteht ein erhebliches Informationsdefizit in Bezug auf die Systemkosten der beiden genannten Ladetechnologien, das zu unwirtschaftlichen Beschaffungsentscheidungen führen kann.

Aus der Analyse der Limitationen bestehender TCO-Untersuchungen ergeben sich die Forschungsziele der vorliegenden Arbeit. Zu entwickeln ist eine TCO-Analysemethodik für elektrifizierte Busnetze, die

- einen Vergleich der Technologien *Gelegenheitsladung an Endhaltestellen* (OC-T), *Depotladung* (DC) und *Streckenladung* (IMC) ermöglicht,
- eine Umlaufplanung zum Entwurf vollständig elektrifizierbarer Busnetze beinhaltet,
- auf der Basis realer Fahrplan- und Verspätungsdaten operiert,
- eine Simulation des Busbetriebes unter Berücksichtigung individueller Fahrzeugzustände gestattet,
- die Nachverfolgung des Zeitverlaufs der Fahrzeugzustände ermöglicht,
- bei der Ermittlung des Fahrzeugbedarfs nicht nur den Linienbetrieb, sondern auch den Ladevorgang im Depot berücksichtigt,
- eine kostenoptimierte Auslegung des Ladestationsnetzes gestattet,
- die Verwendung detaillierter Fahrzeugverbrauchsmodelle ermöglicht.

Die Entwicklung der Methodik ist im nachfolgenden Kapitel dokumentiert.



## Kapitel 3

# Methodik: Simulation, Auslegung und TCO-Bewertung von E-Bus-Systemen

Zur Erfüllung der in Kapitel 2.6 aufgezeigten Forschungsziele wird eine umfassende Methodik zur Simulation, Auslegung und TCO-Bewertung elektrischer Stadtbussysteme entwickelt. Die Methodik beinhaltet folgende Komponenten, die in diesem Kapitel vorgestellt werden:

- Ein objektorientiertes, diskret-eventbasiertes Simulationsmodell, das die Simulation von Busnetzen auf der Basis von Umlaufplänen ermöglicht,
- ein Modell zur Berechnung der Gesamtsystemkosten (TCO) für Stadtbussysteme,
- einen Greedy-Algorithmus zur Planung von Umläufen für Elektrobusse, der die Technologien Depotladung und Gelegenheitsladung an Endhaltestellen berücksichtigt sowie
- einen genetischen Algorithmus zur Ermittlung TCO-optimierter Ladestandorte für Gelegenheitsladung.

### 3.1 Einsatzszenarien und Anforderungen

Die Anforderungen an die Methodik ergeben sich überwiegend aus der Herleitung des Forschungsbedarfs in Kapitel 2.6, aus den Erfahrungen des Verfassers im Projekt "E-

Bus Berlin”, wo mittels eines algebraischen Flottenmodells erste Simulationen eines Bus-Teilnetzes durchgeführt wurden (Torzynski et al., 2016, S. 83–87), sowie aus den Anforderungen eines Busbetreibers, der BVG Berliner Verkehrsbetriebe AöR, im Rahmen einer Forschungs Kooperation (Jefferies, 2019). Die Anforderungen des Betreibers sahen drei Einsatzszenarien für die zu entwickelnde Methodik vor:

1. Simulation bestehender Fahrzeugumläufe mit elektrischen Bussen zur Beurteilung derer Elektrifizierbarkeit
2. Auslegung eines elektrifizierten Bussystems zur Ermittlung der Bedarfe an Fahrzeugen, Infrastruktur, Energie, Personal etc. bei vollständiger Elektrifizierung
3. Bestimmung der Systemkosten der vollständigen Elektrifizierung.

Die in Kapitel 2.6 identifizierten Anforderungen decken sich größtenteils mit denen des Busbetreibers, in dessen Auftrag eine Anwendung der Methodik erfolgte. Der Betreiber formulierte die darüber hinausgehende Anforderung, dass die Simulation die beschränkte Kapazität von Ladestationen berücksichtigen solle, um verschiedene Wartestrategien im Falle belegter Stationen evaluieren zu können.

Abb. 3.1 zeigt schematisch den Berechnungsweg bei der Anwendung von Umlaufplanung, Umlaufsimulation und TCO-Berechnung sowie die Eingangs- und Ausgangsgrößen der einzelnen Schritte. Der Algorithmus zur Optimierung der Ladestandorte nutzt den gesamten dargestellten Berechnungsweg als Kostenfunktion.

Das zentrale Element der Methodik, das Simulationsmodell eines Stadtbussystems, wird in Kapitel 3.2 erläutert, gefolgt vom Modell zur TCO-Berechnung in Kapitel 3.3. Anschließend werden die Algorithmen zur Umlaufplanung (Kapitel 3.4) und zur Optimierung der Ladestandorte (Kapitel 3.5) vorgestellt. In Kapitel 3.6 wird schließlich auf die konkrete Implementation des entwickelten Modells eingegangen.

## 3.2 Simulationsmodell eines Stadtbussystems

### 3.2.1 Modellarchitektur

In Kapitel 2.3.1 wurden vier grundlegende Ansätze zur Modellierung technischer Systeme vorgestellt. Die Auswahl des Modellierungsansatzes hat nicht nur Auswirkungen auf die spätere Implementation als Programmcode, sondern auch auf die Modellierung selbst, da jeder Ansatz eine bestimmte Modellstruktur vorschreibt. Insbesondere werden objektorientierte Modelle, wie sie in der diskret-eventbasierten und der agentenbasierten Simulation auftreten, fundamental anders formuliert als algebraische Modelle,

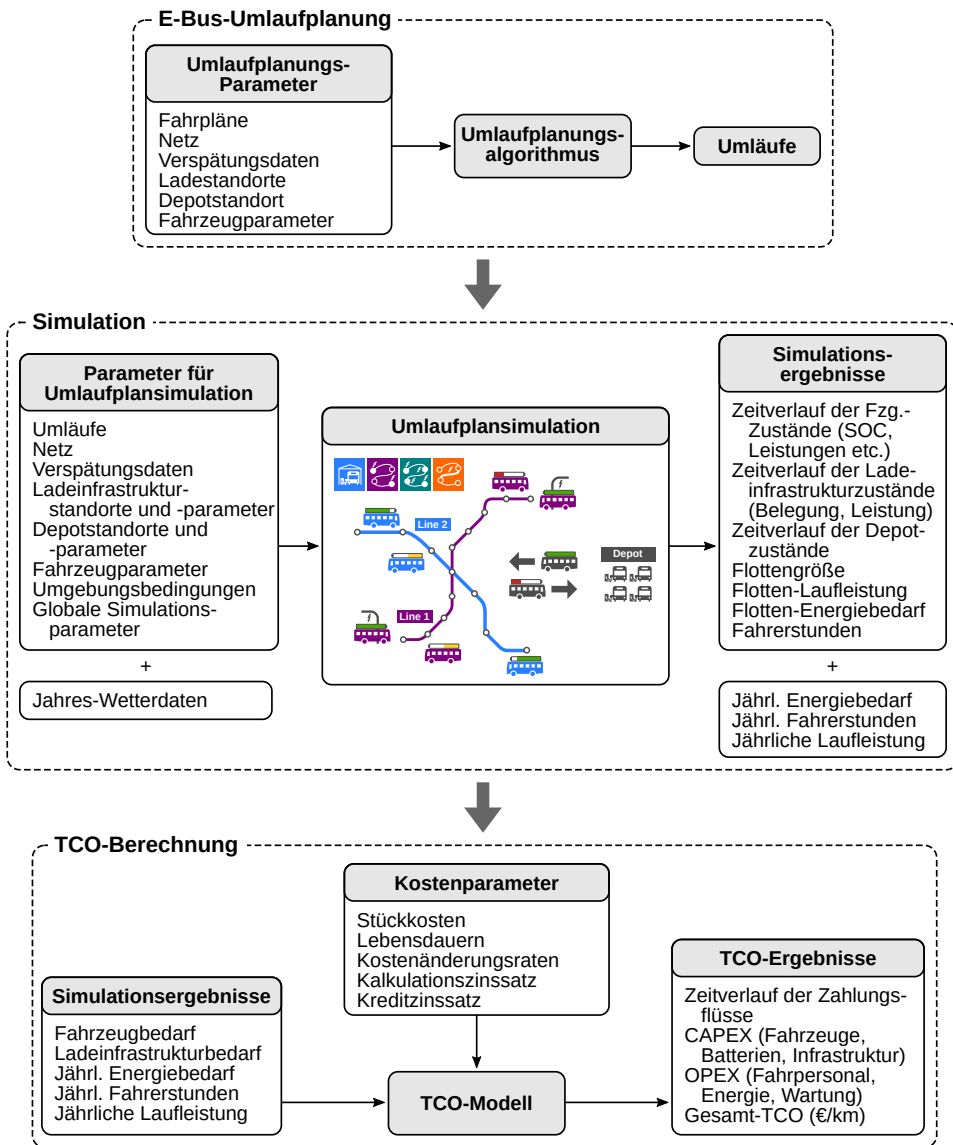


Abbildung 3.1. Komponenten der entwickelten Methodik

die in der dynamischen Systemsimulation bzw. der Systemdynamiksimulation üblich sind (vgl. [Küchlin und Weber, 2005](#), S. 89 f.).

Ein objektorientiertes Modell bietet gegenüber einem rein algebraisch formulierten sowohl bei der Modellbildung als auch bei der Implementation deutliche Vorteile für die vorliegende Aufgabenstellung. Es ermöglicht die intuitive Nachbildung der physischen Objekte (Fahrzeuge, Ladestationen, Depots, Fahrer etc.) und derer Beziehungen untereinander. Das Verhalten jedes Objektes und die Interaktion zwischen verschiedenen Objekten werden durch Methoden gesteuert, die nicht immer sinnvoll algebraisch darstellbar sind. Eine rein algebraische Modellierung würde aus folgenden Gründen zu einem sehr unübersichtlichen, fehleranfälligen Modell führen:

- Die Modellgleichungen könnten nicht für jede Modellkomponente (z. B. Fahrzeug und Ladestation) getrennt aufgestellt werden, da es aufgrund der Interaktionen zwischen den Modellkomponenten nicht möglich ist, das Modell durch „komponentenreine“ Funktionen der Form  $f(\vec{x}, t)$  abzubilden (wobei  $\vec{x}$  beliebige Zustandsvariablen seien). Daher müssten viele Modellgleichungen auf derselben Hierarchieebene bzw. im selben Namensraum formuliert werden. Ein Großteil der Variablen müsste global eindeutig benannt werden, was bei großen Modellen die Verwendung sinnvoller Variablennamen erschwert und zur Verwendung einer Vielzahl von Indizes führt. In einem objektorientierten Modell hingegen sind die Gleichungen innerhalb der Methoden einer Klasse gekapselt, sodass keine Namenskonflikte entstehen und auch bei umfangreichen Modellen die Übersichtlichkeit gewährleistet ist.
- Im Modell kommen stets mehrere Objekte (Instanzen) jedes Typs vor, etwa mehrere Fahrzeuge und mehrere Ladestationen. Deren Zustände müssten im algebraischen Modell als Vektoren erfasst werden (z. B. als Spaltenvektor mit einer Zeile pro Fahrzeug). Die Modellgleichungen müssten so formuliert werden, dass sie auf jenen Vektoren operieren statt auf Skalaren. Dies sorgt wiederum für einen Verlust an Übersichtlichkeit gegenüber der objektorientierten Modellierung.
- Während einer Simulation können Instanzen (z. B. Fahrzeuge) generiert und zerstört werden. Um dies in einem algebraischen Modell zu berücksichtigen, müssten die entsprechenden Zustandsvektoren erweitert bzw. es müssten Einträge aus diesen gelöscht werden. Dieser Vorgang ist fehleranfällig, aufwändig zu implementieren, und in einer objektorientierten Formulierung nicht nötig, da die Zustände innerhalb des jeweiligen Objektes gespeichert sind.

Die Verwendung der dynamischen Systemsimulation (bzw. Systemdynamiksimulation), bei der das Modell als DAE-System formuliert wird, ist somit wenig sinnvoll. Es verbleiben die diskret-eventbasierte und die agentenbasierte Simulation. Aufgrund der in Kapitel 2.3.1 beschriebenen Eigenschaften von Agenten und agentenbasierten Systemen wird klar, dass es sich beim zu simulierenden Stadtbussystem *im Kontext dieser Arbeit* nicht um ein agentenbasiertes System handelt: Das Systemverhalten ergibt



sich nicht aus den autonomen Entscheidungen einzelner Agenten (z. B. Fahrern oder Fahrgästen), sondern wird durch eine zentrale Instanz, den Umlaufplan, vorgegeben. Die Autonomie der einzelnen Akteure ist sehr beschränkt: Es gibt nur sehr wenige Situationen, in denen Entscheidungen getroffen werden müssen (z. B., ob ein Fahrzeug bei Ankunft an einer Ladestation laden soll oder nicht), und selbst diese werden im Wesentlichen durch zentrale Vorgaben, etwa die gewählte Wartestrategie, gesteuert. Eigenschaften wie Lernfähigkeit, Glauben oder Absichten sind nicht vorhanden.

Somit lässt sich die objektorientierte, diskret-eventbasierte Simulation (in Kapitel 2.3.1 als *object-event worldview* bezeichnet) als das am besten geeignete Modellierungsparadigma für die vorliegende Aufgabenstellung identifizieren. Hierfür sprechen auch die folgenden Aspekte:

- Die Wahl eines diskret-eventbasierten Modells ermöglicht die Auswertung der Modellgleichungen mit variabler Zeitschrittweite, abhängig vom tatsächlichen Auftreten von Ereignissen. Bei algebraischer Modellierung des vorliegenden Problems müssten alle Modellgleichungen periodisch in einem festen Zeitraster ausgewertet werden, was den Rechenaufwand deutlich erhöht. Die Kombination aus objektorientiert und diskret-eventbasiert ermöglicht es, dass nur Objekte, deren Zustand sich verändert, Code ausführen (asynchrone Ausführung). Die Zeitschrittweite für die Auswertung der Modellgleichungen ist für jedes Objekt individuell, je nachdem, wann Ereignisse auftreten, die das Objekt betreffen.
- Events erleichtern außerdem die Implementation von Modellen, in denen Ereignisse erst zur Laufzeit auftreten; z. B. lässt sich erst zur Laufzeit feststellen, ob eine Ladestation zu einem gegebenen Zeitpunkt belegt ist oder nicht. Das Verhalten eines Fahrzeugs in dieser Situation – es könnte bei belegter Station etwa den geplanten Ladevorgang überspringen oder auf einen freien Ladeplatz warten – beeinflusst auch die nachfolgenden Fahrzeuge. Auf diese Weise ergeben sich Ereignisketten, die sich dynamisch während der Laufzeit ändern. Eine algebraische Modellierung ohne Event-Infrastruktur würde die Abbildung derartiger Ereignisketten deutlich erschweren.

### 3.2.2 Umlaufplansimulation

Zentraler Einsatzzweck des Simulationsmodells ist die Simulation eines Busnetzes auf der Basis von Umlaufplänen, im Folgenden *Umlaufplansimulation* genannt. Die Inputs und Outputs der Umlaufplansimulation sind in Abb. 3.1 zu sehen.

Der erste Schritt zur Modellentwicklung ist der Entwurf einer *Klassenstruktur*. Hier wird definiert, welche Klassen im Modell auftreten, welche grundlegende Funktionalität (Attribute und Methoden) diese jeweils besitzen und welche Relationen zwischen

ihnen bestehen<sup>1</sup>. Als graphisches Tool zum Entwurf von Klassenstrukturen stehen UML-Klassendiagramme<sup>2</sup> zur Verfügung, die im Folgenden verwendet werden. Im Entwurfsstadium werden im Sinne der Übersichtlichkeit nicht alle Eigenschaften der Klassen abgebildet. Einige Eigenschaften ergeben sich – abhängig von der Funktionalität der verwendeten Programmiersprache – erst bei der späteren Implementation.

Die übergeordnete Klasse zur Durchführung einer Umlaufplansimulation ist `ScheduleSimulation`<sup>3</sup>. Diese instanziiert die einzelnen Modellkomponenten wie Flotte, Ladeinfrastruktur und Depot und stellt die Beziehungen zwischen diesen her. Abb. 3.2 zeigt ein UML-Diagramm der Klasse `ScheduleSimulation` sowie der verknüpften Klassen.

Die Rolle der einzelnen Klassen ist wie folgt:

- `ScheduleContainer` enthält die Liste zu simulierender Umläufe.
- `Grid` enthält Informationen über das Streckennetz, das aus Netzpunkten (`GridPoint`) und verbindenden Segmenten (`GridSegment`) besteht.
- `ChargingNetwork` enthält das Ladenetz, das aus stationären Punkten (`ChargingPoint`) und Segmenten (`ChargingSegment`) besteht.
- `ChargingSchedule` enthält einen Ladeplan, der das Festlegen spezifischer Lade Standorte je Umlauf ermöglicht.
- `Ambient` stellt die momentanen Wetterbedingungen bereit.
- `Fleet` ist eine Container-Klasse zur Abbildung der Fahrzeugflotte und stellt Methoden zur Generierung von Fahrzeugobjekten bereit. Außerdem sind Methoden zur Berechnung von Flottenstatistiken enthalten, z. B. der Flottenlaufleistung oder des durchschnittlichen Flottenverbrauchs.
- `DepotContainer` verwaltet die Depots. Es handelt sich um eine Container-Klasse ähnlich `Fleet`, die Methoden zur Berechnung depotübergreifender Zustandsinformationen bereitstellt, z. B. die Anzahl momentan in Depots befindlicher Fahrzeuge.
- Die Klasse `Dispatcher` dient dazu, einzelnen Umläufen jeweils ein Fahrzeug und einen Fahrer zuzuweisen. Dazu werden die Umläufe eingelesen, für jeden Umlauf wird vom `DepotContainer` ein geeignetes Fahrzeug angefordert und es wird ein `Driver`-Objekt (in Abb. 3.2 nicht dargestellt) generiert, das fortan die Steuerung des Fahrzeugs entsprechend dem Umlauf übernimmt.

---

<sup>1</sup>Zur Einführung in grundlegende Begriffe der objektorientierten Programmierung (Klassen, Methoden, Attribute) wird hier erneut auf [Küchlin und Weber \(2005\)](#) verwiesen.

<sup>2</sup>Eine Einführung in die UML-Notation wird in Anhang A gegeben.

<sup>3</sup>Die Monospace-Schriftart gibt im Folgenden an, dass es sich um eine aus dem Programmcode übernommene Bezeichnung einer Klasse, Methode, Variablen etc. handelt.

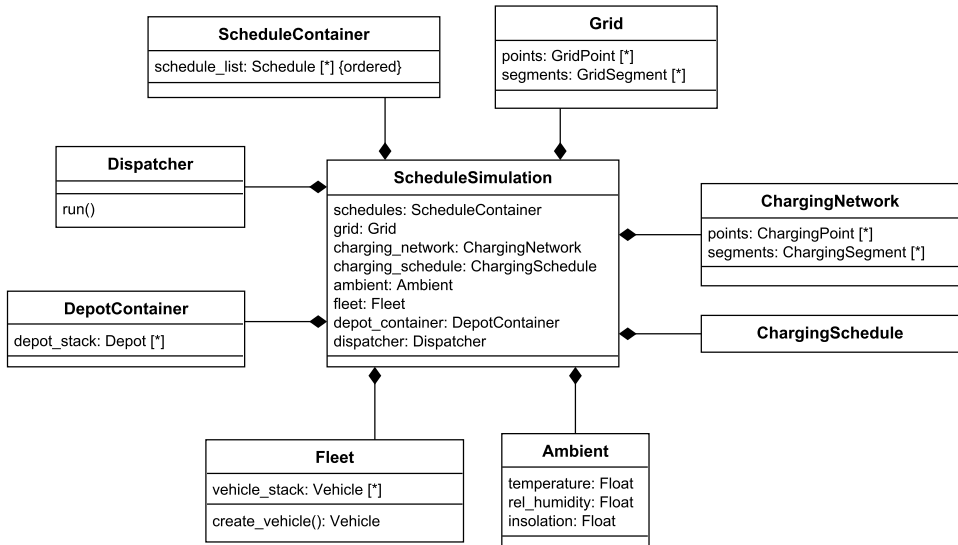


Abbildung 3.2. Klasse ScheduleSimulation mit wichtigsten Attributen. Die von ScheduleSimulation referenzierten Klassen referenzieren sich z. T. auch untereinander; diese Beziehungen sind zur besseren Übersicht nicht aufgeführt.

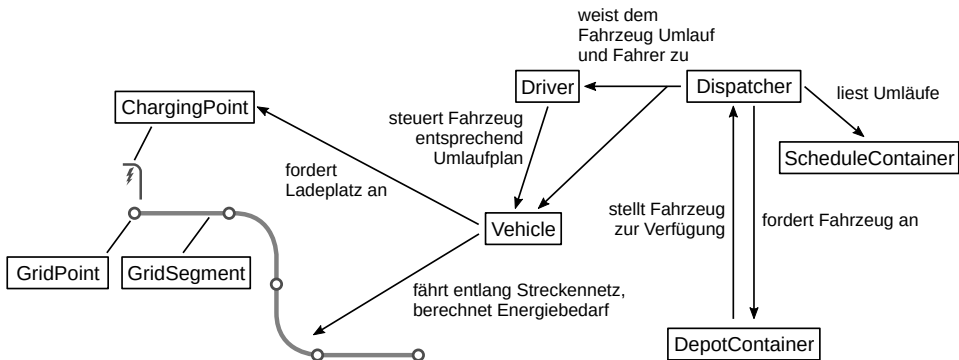


Abbildung 3.3. Rolle der einzelnen Klassen in einer Umlaufplansimulation

Abb. 3.3 fasst die Rollen der Klassen zusammen. Die Funktionsweise der einzelnen Klassen und die jeweils enthaltenen Modellgleichungen werden in den folgenden Kapiteln näher erläutert.

### 3.2.3 Datenstrukturen für Streckennetz-, Umlauf- und Fahrplandaten

Das Streckennetz besteht, wie bereits erwähnt, aus Netzpunkten und Segmenten. Die zugehörigen Klassen sind in Abb. 3.4 dargestellt. Jedes erzeugte `GridPoint`- und `GridSegment`-Objekt wird über eine eindeutige ID identifiziert. Netzpunkte werden weiterhin durch einen `type` gekennzeichnet (z. B. Haltestelle oder Depot) und beinhalten die zugehörigen GPS-Koordinaten – diese werden für die Umlaufplanung in Kapitel 3.4 benötigt – sowie die geodätische Höhe (`elevation`). Letztere wird verwendet, um anhand der Höhendifferenz die mittlere Steigung eines Segments zu ermitteln (`gradient()`).

Ein Umlauf (*schedule*) besteht aus einer sortierten Liste von Fahrten (*trips*). Eine Fahrt beschreibt den Weg zwischen zwei Endhaltestellen, den Weg vom Depot zum Einsetzort (und umgekehrt) oder den Weg vom Aussetzort auf einer Linie zum Einsetzort auf einer anderen Linie. Fahrten besitzen einen festgelegten Fahrzeugtyp, der sich im Verlaufe eines Umlaufs nicht ändern darf, sowie einen Fahrtryp (Fahrgast- oder Leerfahrt). Eine Fahrt besteht aus einer Liste von Fahrtelementen (*legs*), die jeweils eine Bewegung zwischen zwei Haltepunkten repräsentieren. Die Abfahrtszeiten der einzelnen Fahrtelemente sind festgelegt. Nach jedem Haltepunkt kann eine Pause vorgesehen werden, z. B. die Wendezeit an der Endhaltestelle oder eine Wartezeit an einer Zwischenhaltestelle zur Sicherung von Umsteigebeziehungen. Ein Fahrtelement besteht schließlich aus einer Liste von Fahrtsegmenten (*segments*), die jeweils mit Segmenten aus dem *Grid* korrespondieren. Diese werden ohne Halt hintereinander durchfahren. Durch die Unterteilung der Fahrtelemente in Segmente können Abschnitte mit verschiedener Steigung berücksichtigt werden. Die Fahrtsegmente haben festgelegte Fahrt dauern, sodass sich die Fahrt dauer des übergeordneten *legs* als Summe der Fahrt dauern der Segmente ergibt. Pro Segment kann außerdem eine Verspätung angegeben werden. Diese ist als Fahrtzeitverlängerung definiert (positive Werte bedeuten Verspätung, negative Werte Verfrühung).

Zur Repräsentation von Umlauf- und Fahrplänen wurde ein hierarchisches Datenformat entwickelt, dessen Realisierung in Abb. 3.5 als UML-Klassendiagramm dargestellt ist. Die Klassenstruktur orientiert sich am Vorbild einer Baumstruktur: Die einzelnen Elemente stellen Knoten (*Nodes*) dar, die – mit Ausnahme des Wurzelements – einem Elternelement (*parent*) entspringen und ihrerseits beliebig viele Kinderelemente (*children*) besitzen. Diese sind im Unterschied zu üblichen Baumstrukturen sortiert.

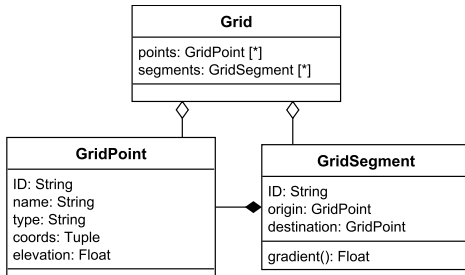


Abbildung 3.4. Klassen zur Abbildung des Streckennetzes

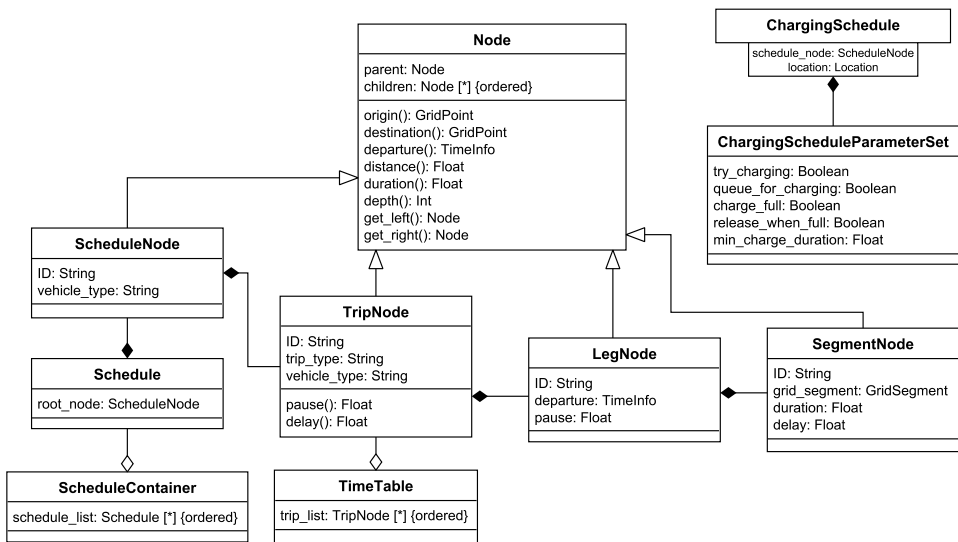


Abbildung 3.5. Klassen für Umlauf-, Fahr- und Ladepläne

Tiefe Objekttyp

- 0 ScheduleNode
- 1 TripNode
- 2 LegNode
- 3 SegmentNode

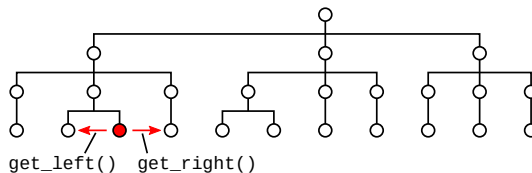


Abbildung 3.6. Hierarchische, baumähnliche Struktur zur Repräsentation von Umläufen

Jedes Element besitzt somit eine bestimmte *Tiefe* innerhalb des Baumes. Für jede Tiefenebene existiert eine eigene Node-Subklasse, die von der allgemeinen Klasse Node erbt und ggf. zusätzliche, spezifische Attribute hat. Die von Node geerbten Methoden wie `origin()`, `destination()`, `distance()` etc. stehen auf jeder Tiefenebene zur Verfügung.

Die Verknüpfung jedes Elementes mit seinem Elternelement ermöglicht es, den Baum horizontal zu durchschreiten. Dies wird mittels der Methoden `get_left()` und `get_right()` realisiert, die jeweils den linken bzw. rechten Nachbarn auf der gleichen Tiefenebene lokalisieren. Diese Funktionalität ist für die Ladelogik der Fahrzeuge erforderlich, die Informationen über das jeweils folgende `LegNode` benötigt, auch, wenn es dem nächsten `TripNode` zugeordnet ist (siehe Kapitel 3.2.4.4). Abb. 3.6 veranschaulicht die baumähnliche Struktur und die horizontale Suche.

Neben den Klassen für Knotenelemente existieren zwei Container-Klassen: `ScheduleContainer` fasst mehrere Umläufe zusammen und repräsentiert somit einen Umlaufplan, `TimeTable` fasst mehrere Fahrgastfahrten zu einem Fahrplan zusammen. Die Container-Klassen verfügen über verschiedene, in Abb. 3.5 nicht dargestellte Methoden u. a. zur Generierung von Statistiken über die enthaltenen Umläufe und Fahrten.

In Abb. 3.5 ist außerdem die Klasse `ChargingSchedule` dargestellt. Diese ermöglicht es, Optionen zum Ladeverhalten der Fahrzeuge für individuelle Fahrzeugumläufe anzupassen. Jedem Tupel aus `ScheduleNode` und `Location` (`GridPoint` oder `GridSegment`) wird ein `ChargingScheduleParameterSet` zugewiesen, das folgende Optionen beinhaltet:

- `try_charging`: Ladeversuch an diesem Standort unternehmen (`True`) oder Laden überspringen (`False`)
- `queue_for_charging`: Bei belegter Ladeeinrichtung auf freien Ladeplatz warten (`True`) oder Ladevorgang überspringen (`False`)
- `charge_full`: Ladevorgang bei planmäßiger Abfahrt bzw. bei Ende des Ladesegments abrechnen (`False`) oder immer warten, bis voll geladen ist (`True`)
- `release_when_full`: Wenn Energiespeicher voll, Ladeplatz sofort freigeben und auf Parkposition vorrücken (`True`) oder bis zum Ende des Intervalls auf Ladeplatz verbleiben (`False`)
- `min_charge_duration`: Minimale verfügbare Zeit, ab der ein Ladevorgang eingeleitet werden soll.

Die gleichen Optionen stehen als globale Optionen zur Verfügung. Diese werden verwendet, wenn für eine Ladegelegenheit kein Eintrag im `ChargingSchedule` lokalisiert werden kann.

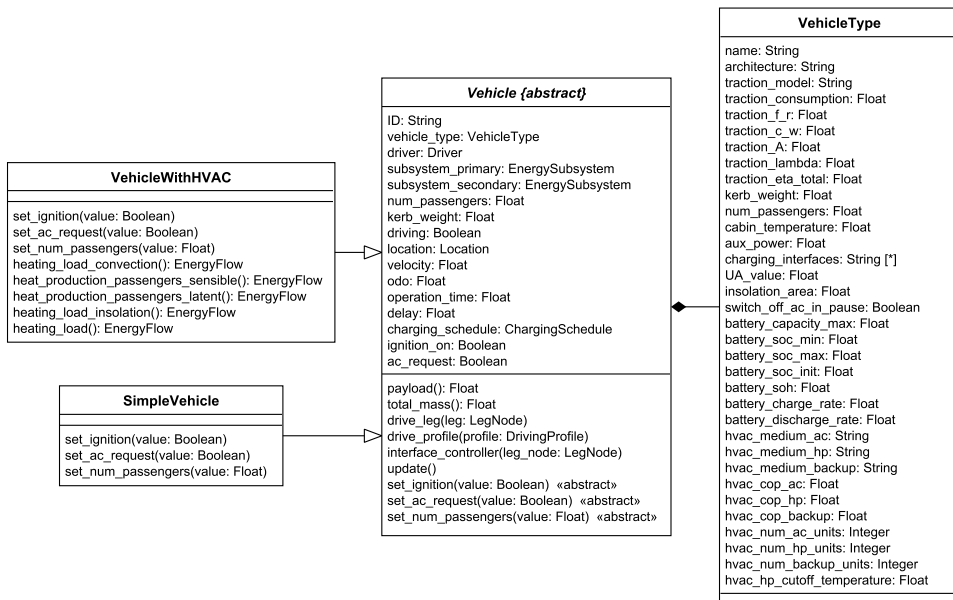


Abbildung 3.7. Klasse Vehicle und Subklassen

### 3.2.4 Fahrzeugmodell

Zur Modellierung von Fahrzeugen wurde die Klasse **Vehicle** entwickelt, deren wesentliche Attribute, Methoden und Subklassen in Abb. 3.7 dargestellt sind. Fahrzeuge werden durch eine eindeutige ID gekennzeichnet und besitzen einen Fahrzeugtyp (**VehicleType**). Entsprechend realen Fahrzeugen sieht das Fahrzeugmodell mehrere *Energie-Subsysteme* vor: Ein primäres System, das u. a. den Antrieb enthält, und ein optionales, sekundäres System, das dann zum Einsatz kommt, wenn eine zusätzliche Energiequelle verwendet wird (z. B. Elektrobusse mit Dieselheizung, vgl. Kapitel 2.1.4.4). Die Klassen **SimpleVehicle** und **VehicleWithHVAC** dienen dazu, Fahrzeuge mit unterschiedlichen Funktionalitäten abzubilden: **SimpleVehicle** beinhaltet nur ein Energie-Subsystem und einen einzigen Nebenverbraucher mit konstanter Leistung, **VehicleWithHVAC** umfasst zwei Energie-Subsysteme und ein Modell des Klimasystems, das die Leistung des Klimasystems abhängig vom Fahrzeug- und Umgebungszustand berechnet.

Die abstrakte Klasse **Vehicle** stellt die grundlegende Funktionalität eines Fahrzeugs bereit, u. a.:

- Methoden zur Bestimmung der Zuladung und Gesamtmasse auf Basis der aktuellen

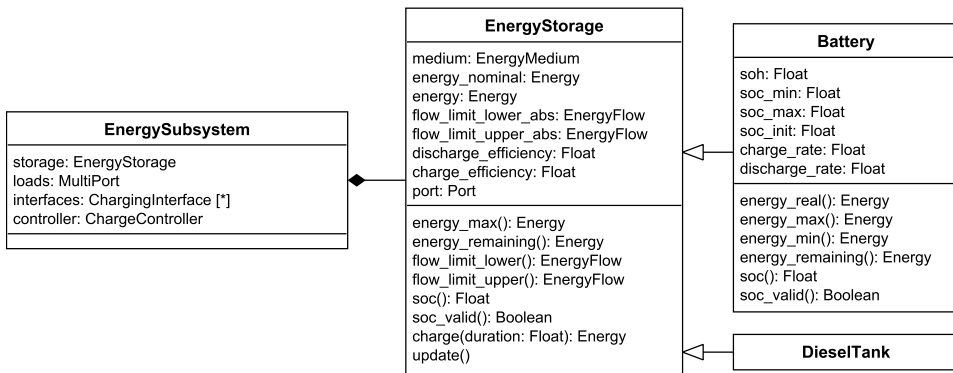


Abbildung 3.8. Klassen für Energiefluss und Energiespeicher

Besetzung (`payload()`, `total_mass()`)

- Methoden zum Befahren eines *legs* (`drive_leg()`) und eines Fahrprofils (`drive_profile()`)
- Methoden zur Steuerung der Ladeschnittstellen (`interface_controller()`).

Einige Methoden müssen von den Subklassen von **Vehicle** implementiert werden, etwa das Ein- und Ausschalten der Zündung (`set_ignition()`) oder des Klimasystems (`set_ac_request()`). In diesen Methoden werden die jeweils betroffenen – je nach Subklasse verschiedenen – Verbraucher ein- und ausgeschaltet.

Jedes Energie-Subsystem (**EnergySubsystem**) besitzt einen Energiespeicher (**EnergyStorage**), der auch das verwendete **EnergyMedium** (Strom, Diesel, Wasserstoff etc.) festlegt, eine beliebige Anzahl Verbraucher (*loads*) sowie eine beliebige Anzahl Ladeschnittstellen (**ChargingInterface**). Ein Lade-Controller (**ChargeController**) steuert den Energiefluss zwischen Ladeschnittstelle, Energiespeicher und Verbrauchern. Die vorgenannten Klassen und ihre wesentlichen Attribute und Methoden sind in Abb. 3.8 als UML-Diagramm dargestellt.

### 3.2.4.1 Energiefluss und Energiespeicher

Abb. 3.9 (a) zeigt das Modell eines Energie-Subsystems, dessen Gleichungen in diesem Abschnitt formuliert werden. Durch den Ladecontroller wird die Rekuperation von Energie durch den Antriebsstrang ermöglicht, die zum Laden des Speichers oder zur Rückspeisung in das Stromnetz verwendet werden kann. Das Modell ist gleichermaßen



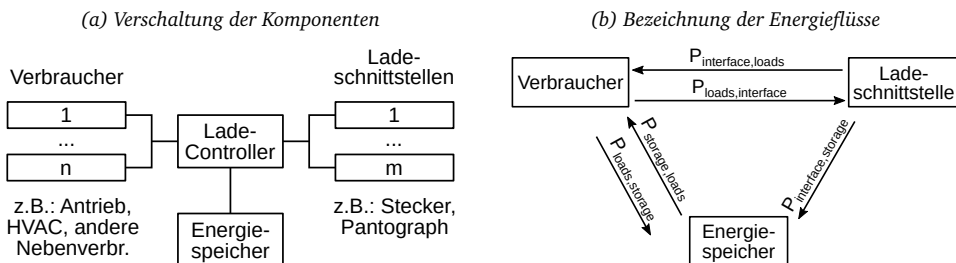


Abbildung 3.9. Energie-Subsystem

für elektrische Fahrzeuge wie auch für Fahrzeuge mit konventionellem Antrieb geeignet. Im letzteren Fall ist die Richtung der Energieflüsse beschränkt, da keine Rekuperation von Kraftstoff erfolgen kann. Die im Folgenden dargestellten Modellgleichungen werden simultan für jedes vorhandene Energie-Subsystem ausgewertet. Im Sinne der Übersichtlichkeit wurde auf einen Index zur Kennzeichnung des jeweiligen Subsystems verzichtet.

Die Gesamtleistung aller Verbraucher zu einem beliebigen Zeitpunkt  $t$  lautet:

$$P_{\text{loads}}(t) = \sum_i P_{\text{load},i}(t). \quad (3.1)$$

Im Falle elektrischer Busse werden alle Leistungen  $P$  jeweils als elektrische Leistung in  $\text{kW}_{\text{el}}$  angegeben, bei konventionell angetriebenen Bussen bzw. bei sekundären Energie-Subsystemen für fossile Zusatzheizung als Brennstoffleistung in  $\text{kW}_{\text{th}}$ .

Das primäre Energie-Subsystem eines Elektrobusses besteht typischerweise aus den Komponenten Antrieb, Klimasystem und weiteren Nebenverbrauchern:

$$P_{\text{loads}}(t) = P_{\text{traction}}(t) + P_{\text{HVAC}}(t) + P_{\text{aux,other}}(t). \quad (3.2)$$

Wenn  $P_{\text{loads}} > 0$ , fließt Energie zu den Verbrauchern; ist  $P_{\text{loads}} < 0$ , liefern die Verbraucher Energie durch Rekuperation. Da alle Variablen des Modells zeitabhängig sind, wird im Folgenden im Sinne der Leserlichkeit auf das Argument  $f(t)$  verzichtet.

Die folgenden Gleichungen beschreiben die Steuerung des Energieflusses durch den Lade-Controller, wobei die in Abb. 3.9 (b) definierten Bezeichnungen verwendet werden. Gleichungen (3.3) bis (3.8) gelten für den Fall, dass Energie verbraucht wird ( $P_{\text{loads}} \geq 0$ ), Gleichungen (3.9) bis (3.15) bei Rekuperation ( $P_{\text{loads}} < 0$ ). Es wird davon ausgegangen, dass das Energie-Subsystem nur mit maximal einer Ladeschnittstelle gleichzeitig verbunden sein kann. Deren maximale Ladeleistung sei  $P_{\text{supply,max}}$ , die maximale Rückspeiseleistung  $P_{\text{feed-in,max}}$ <sup>4</sup>. Besteht keine Verbindung mit einer Ladeschnitt-

<sup>4</sup>Die Rückspeisung von Energie in das Stromnetz kann für Anwendungen im Oberleitungsbus- und Bahn-

stelle, sind beide Werte Null. Die maximale Lade- und Entladeleistung des Energiespeichers sei  $P_{\text{charge,max}}$  bzw.  $P_{\text{discharge,max}}$ .

Wird **Energie verbraucht** ( $P_{\text{loads}} \geq 0$ ), ist der Energiefluss von den Verbrauchern zum Speicher und zur Ladeschnittstelle Null:

$$P_{\text{loads,interface}} = 0 \quad (3.3)$$

$$P_{\text{loads,storage}} = 0. \quad (3.4)$$

Wenn Energie an der Ladeschnittstelle zur Verfügung steht, wird diese bevorzugt an die Verbraucher geleitet:

$$P_{\text{interface,loads}} = \begin{cases} P_{\text{loads}}, & P_{\text{loads}} \leq P_{\text{supply,max}} \\ P_{\text{supply,max}}, & P_{\text{loads}} > P_{\text{supply,max}} \end{cases} \quad (3.5)$$

Kann die Ladeschnittstelle nicht den gesamten Leistungsbedarf der Verbraucher decken, muss die verbleibende Leistung vom Energiespeicher zur Verfügung gestellt werden:

$$P_{\text{storage,loads}} = P_{\text{loads}} - P_{\text{interface,loads}}. \quad (3.6)$$

Wenn  $P_{\text{storage,loads}} > P_{\text{discharge,max}}$ , ist die maximale Entladeleistung des Speichers überschritten. In der Simulation wird dann eine Warnung ausgegeben und der Benutzer muss das Fahrprofil sowie die Parameter, die die Nebenverbraucherleistung bestimmen (z. B. Umgebungstemperatur), überprüfen.

Ist die an der Ladeschnittstelle verfügbare Leistung größer als der Leistungsbedarf der Verbraucher, kann der Energiespeicher geladen werden. Die maximal zum Laden des Speichers verfügbare Leistung beträgt

$$P_{\text{interface,storage,max}} = P_{\text{supply,max}} - P_{\text{interface,loads}}. \quad (3.7)$$

Um den tatsächlichen Energiefluss von der Ladeschnittstelle zum Speicher zu ermitteln, muss dessen maximale Ladeleistung  $P_{\text{charge,max}}$  berücksichtigt werden<sup>5</sup>:

$$P_{\text{interface,storage}} = \begin{cases} P_{\text{interface,storage,max}}, & P_{\text{interface,storage,max}} \leq P_{\text{charge,max}} \\ P_{\text{charge,max}}, & P_{\text{interface,storage,max}} > P_{\text{charge,max}} \end{cases} \quad (3.8)$$

Wird **Energie rekuperiert** ( $P_{\text{loads}} < 0$ ), findet kein Energiefluss zu den Verbrauchern

bereich von Relevanz sein, für die das Modell ebenfalls konzipiert ist.

<sup>5</sup>Wenn der Speicher voll geladen ist, ist  $P_{\text{charge,max}} = 0$ .

statt:

$$P_{\text{interface,loads}} = 0 \quad (3.9)$$

$$P_{\text{storage,loads}} = 0. \quad (3.10)$$

Die rekuperierte Energie wird prioritär in den Energiespeicher geleitet:

$$P_{\text{loads,storage}} = \begin{cases} |P_{\text{loads}}|, & |P_{\text{loads}}| \leq P_{\text{charge,max}} \\ P_{\text{charge,max}}, & |P_{\text{loads}}| > P_{\text{charge,max}} \end{cases} \quad (3.11)$$

Kann der Speicher nicht die gesamte Rekuperationsleistung aufnehmen, wird versucht sie über die Ladeschnittstelle in das Netz einzuspeisen, sofern möglich<sup>6</sup>. Die hierfür verfügbare Leistung ist:

$$P_{\text{loads,interface,max}} = |P_{\text{loads}}| - P_{\text{loads,storage}}. \quad (3.12)$$

Der tatsächliche Energiefluss zur Ladeschnittstelle ist dann:

$$P_{\text{loads,interface}} = \begin{cases} P_{\text{loads,interface,max}}, & P_{\text{loads,interface,max}} \leq P_{\text{feed-in,max}} \\ P_{\text{feed-in,max}}, & P_{\text{loads,interface,max}} > P_{\text{feed-in,max}} \end{cases} \quad (3.13)$$

Ist noch mehr Leistung als  $P_{\text{feed-in,max}}$  verfügbar, muss diese über einen Bremswiderstand dissipiert werden, der nicht modelliert wird.

Übersteigt die Rekuperationsleistung nicht die maximale Ladeleistung des Speichers und ist eine Ladeschnittstelle angeschlossen, ist Leistung zum Laden des Speichers durch die Ladeschnittstelle verfügbar. Es kann eine maximale Leistung

$$P_{\text{interface,storage,max}} = P_{\text{charge,max}} - P_{\text{loads,storage}} \quad (3.14)$$

an den Speicher übertragen werden. Unter Beachtung der Ladegrenze des Speichers ist die tatsächlich übertragene Leistung:

$$P_{\text{interface,storage}} = \begin{cases} P_{\text{interface,storage,max}}, & P_{\text{interface,storage,max}} \leq P_{\text{supply,max}} \\ P_{\text{supply,max}}, & P_{\text{interface,storage,max}} > P_{\text{supply,max}} \end{cases} \quad (3.15)$$

Die Netto-Leistungen, die zur Ladeschnittstelle und zum Speicher übertragen werden, betragen

$$P_{\text{interface}} = P_{\text{interface,loads}} + P_{\text{interface,storage}} - P_{\text{loads,interface}}, \quad (3.16)$$

<sup>6</sup>Soll keine Rückspeisung modelliert werden, wird  $P_{\text{feed-in,max}} = 0$  gesetzt. Dies ist insbesondere bei Fahrzeugen mit Verbrennungsmotor der Fall.

wobei  $P_{\text{interface}} > 0$  einen Energiefluss von und  $P_{\text{interface}} < 0$  einen Energiefluss zur Ladeschnittstelle bedeuten, und

$$P_{\text{storage}} = P_{\text{storage,load}} - P_{\text{load,storage}} - P_{\text{interface,storage}}, \quad (3.17)$$

worin  $P_{\text{storage}} > 0$  eine Entladung und  $P_{\text{storage}} < 0$  eine Beladung des Speichers anzeigen.

Der Energiefluss von bzw. zum Speicher ist nun zu jedem Zeitpunkt  $t$  bekannt. Sei  $t_0 < t$  der letzte Zeitpunkt, zu dem die vorgenannten Gleichungen ausgewertet wurden. Der Energieinhalt des Speichers zum Zeitpunkt  $t$  ist dann

$$E(t) = E(t_0) - P_{\text{storage}}(t_0)(t - t_0). \quad (3.18)$$

Der Energiespeicher besitze eine nominale Kapazität  $E_{\text{nom}}$ . Handelt es sich beim Speicher um einen Kraftstofftank, wird der relative Ladezustand<sup>7</sup> anhand der nominalen Kapazität ausgewertet:

$$SOC = \frac{E}{E_{\text{nom}}}. \quad (3.19)$$

Eine Batterie besitzt eine zusätzliche Eigenschaft  $SOH$ <sup>8</sup>, die den unter Berücksichtigung der Alterung noch nutzbaren Anteil der nominalen Kapazität beschreibt. Der Ladezustand der Batterie wird relativ zur tatsächlich nutzbaren Kapazität  $E_{\text{real}}$  bestimmt:

$$SOC = \frac{E}{E_{\text{real}}}, \quad (3.20)$$

wobei jene als

$$E_{\text{real}} = SOH E_{\text{nom}} \quad (3.21)$$

definiert ist. Der im Betrieb zulässige SOC-Bereich der Batterie wird durch die Werte  $SOC_{\text{min}}$  und  $SOC_{\text{max}}$  begrenzt. Die effektiv im Betrieb nutzbare Batteriekapazität beträgt somit

$$E_{\text{eff}} = (SOC_{\text{max}} - SOC_{\text{min}}) E_{\text{real}} = (SOC_{\text{max}} - SOC_{\text{min}}) SOH E_{\text{nom}}. \quad (3.22)$$

Die Lade- und Entladeleistungsgrenzen  $P_{\text{charge,max}}$  und  $P_{\text{discharge,max}}$  werden bei Batterien aus der sog. C-Rate, die für Lade- und Entladevorgänge getrennt angegeben wird, berechnet. Die dimensionslose C-Rate gibt dasjenige Vielfache der nominalen Kapazität

<sup>7</sup>Auch als SOC (state of charge) bezeichnet

<sup>8</sup>State of health

an, das innerhalb einer Stunde geladen oder entladen werden kann:

$$C := \frac{P \cdot 1 \text{ h}}{E_{\text{nom}}}. \quad (3.23)$$

Somit gilt für die Lade- und Entladegrenze:

$$P_{\text{charge,max}} = C_{\text{charge,max}} \frac{E_{\text{nom}}}{1 \text{ h}} \quad P_{\text{discharge,max}} = C_{\text{discharge,max}} \frac{E_{\text{nom}}}{1 \text{ h}}. \quad (3.24)$$

### 3.2.4.2 Antrieb

Es werden zwei Antriebsmodelle implementiert: Ein Modell auf Basis konstanten, spezifischen Verbrauches und ein Längsdynamikmodell zur detaillierten Simulation von Fahrzyklen.

Im Modell mit konstantem Verbrauch wird die mittlere Leistung des Traktionsmotors in einem beliebigen Fahrtintervall  $t \in [t_0, t_0 + \Delta t]$  zu

$$P_{\text{traction}} = \frac{e_{\text{traction}} L}{\Delta t} \quad (3.25)$$

bestimmt. Darin sind  $e_{\text{traction}}$  der spezifische Verbrauch (in kWh/km, L/km etc.),  $L$  die gefahrene Streckenlänge,  $\Delta t$  die Fahrtdauer und  $t_0$  der Zeitpunkt der Abfahrt.

Bei Verwendung des Längsdynamikmodells wird die Traktionsleistung unter der Annahme eines konstanten Antriebswirkungsgrades  $\eta_{\text{drive}}$  aus der mechanischen Leistung an den Rädern  $P_{\text{wheels}}$  bestimmt:

$$P_{\text{traction}} = \begin{cases} \frac{P_{\text{wheels}}}{\eta_{\text{drive}}}, & P_{\text{wheels}} \geq 0 \\ P_{\text{wheels}} \eta_{\text{drive}} & P_{\text{wheels}} < 0. \end{cases} \quad (3.26)$$

Ist  $P_{\text{wheels}} > 0$ , wird durch den Antrieb Energie verbraucht, bei  $P_{\text{wheels}} < 0$  wird Energie rekuperiert. Die Leistung an den Rädern wird über die Fahrwiderstandsgleichung Gl. (2.5) ermittelt:

$$P_{\text{wheels}} = [F_{\text{roll}} + F_{\text{climb}} + F_{\text{air}} + F_{\text{acc}}] v. \quad (3.27)$$

Die Widerstände werden nach Gln. (2.6) und (2.7) bestimmt:

$$F_{\text{roll}} = f_r m_{\text{total}} g \cos(\alpha) \quad F_{\text{climb}} = m_{\text{total}} g \sin(\alpha) \quad (3.28)$$

$$F_{\text{air}} = \frac{\rho_{\text{air}}}{2} c_w A_{\text{front}} v^2 \quad F_{\text{acc}} = [\lambda m_{\text{kerb}} + m_{\text{payload}}] a. \quad (3.29)$$

Darin ist  $m_{\text{total}} = m_{\text{kerb}} + m_{\text{payload}}$  die Gesamtfahrzeugmasse,  $m_{\text{kerb}}$  die Leermasse und  $m_{\text{payload}}$  die Zuladung.

### 3.2.4.3 Klimasystem

Aufgrund der Implementation bestehender Klimasystemmodelle in proprietären Simulations- bzw. Programmierumgebungen – siehe Kapitel 2.3.3 – ist eine direkte Verwendung dieser Modelle im Rahmen der Fahrzeugsimulation nicht praktikabel. Stattdessen wird ein neues, vereinfachtes Modell entwickelt.

Der stationäre Heiz- und Kühlbedarf wird bestimmt als Summe des konvektiven Wärmetransports, der solaren Einstrahlung sowie der Wärmeproduktion durch Passagiere:

$$\dot{Q}_{\text{HVAC}} = \dot{Q}_{\text{conv}} + \dot{Q}_{\text{sol}} + \dot{Q}_{\text{passengers}}. \quad (3.30)$$

Wenn  $\dot{Q}_{\text{HVAC}} < 0$ , liegt ein Wärmeverlust und somit ein Heizfall vor; wenn  $\dot{Q}_{\text{HVAC}} > 0$ , gibt es einen Wärmeüberschuss und es liegt ein Kühlfall vor.

Der konvektive Wärmeverlust wird mit der Wärmedurchgangsgleichung (Baehr und Stephan, 2016, S. 35) bestimmt:

$$\dot{Q}_{\text{conv}} = UA(T_{\text{ambient}} - T_{\text{cabin}}). \quad (3.31)$$

Darin bezeichnet  $U$  den Wärmedurchgangskoeffizienten,  $A$  die Wärmedurchgangsfläche,  $T_{\text{ambient}}$  die Umgebungs- und  $T_{\text{cabin}}$  die Innenraumtemperatur.

Der solare Gewinn  $\dot{Q}_{\text{sol}}$  ergibt sich aus der solaren Einstrahlung  $\dot{q}_{\text{sol}}$  und einer Bezugsfläche  $A_{\text{sol}}$ :

$$\dot{Q}_{\text{sol}} = \dot{q}_{\text{sol}} A_{\text{sol}}. \quad (3.32)$$

Die Wärmefreisetzung durch Passagiere wird mittels Korrelationen aus Verein deutscher Ingenieure (VDI) (2012) für den Aktivitätsgrad II bestimmt:

$$\dot{Q}_{\text{passengers}} = \dot{Q}_{\text{passengers,sensible}} + \dot{Q}_{\text{passengers,latent}} \quad (3.33)$$

$$\frac{\dot{Q}_{\text{passengers,sensible}}}{W} = \left( 166 - 3,8 \frac{T}{\text{°C}} \right) N_{\text{passengers}} \quad (3.34)$$

$$\frac{\dot{Q}_{\text{passengers,latent}}}{W} = \left( -41 + 3,8 \frac{T}{\text{°C}} \right) N_{\text{passengers}} \quad (3.35)$$

$$T = \begin{cases} 16 \text{ °C}, & T_{\text{cabin}} \leq 16 \text{ °C} \\ T_{\text{cabin}}, & 16 \text{ °C} < T_{\text{cabin}} \leq 28 \text{ °C} \\ 28 \text{ °C}, & T_{\text{cabin}} > 28 \text{ °C}. \end{cases} \quad (3.36)$$

$N_{\text{passengers}}$  bezeichnet die Anzahl Insassen im Fahrzeug.

Das zu modellierende Klimasystem besteht aus einem Kühlsystem mit einer maximalen Kühlleistung  $\dot{Q}_{\text{cooling,max}}$ , einem Heizsystem mit einer maximalen Heizleistung  $\dot{Q}_{\text{heating,max}}$  und ggf. einem Zusatzheizgerät mit maximaler Leistung  $\dot{Q}_{\text{backup,max}}$ .

Im Heizbetrieb ( $\dot{Q}_{\text{HVAC}} \leq 0$ ) beträgt die thermische Leistung des Heizsystems (z. B. einer Wärmepumpe):

$$\dot{Q}_{\text{heating}} = \begin{cases} |\dot{Q}_{\text{HVAC}}|, & |\dot{Q}_{\text{HVAC}}| \leq \dot{Q}_{\text{heating,max}} \\ \dot{Q}_{\text{heating,max}}, & |\dot{Q}_{\text{HVAC}}| > \dot{Q}_{\text{heating,max}} \end{cases} \quad (3.37)$$

Kann das Heizsystem den Heizbedarf nicht decken, wird der Zusatzheizer zugeschaltet. Dessen thermische Leistung beträgt

$$\dot{Q}_{\text{backup}} = \begin{cases} 0, & |\dot{Q}_{\text{HVAC}}| \leq \dot{Q}_{\text{heating,max}} \\ |\dot{Q}_{\text{HVAC}}| - \dot{Q}_{\text{heating,max}}, & |\dot{Q}_{\text{HVAC}}| > \dot{Q}_{\text{heating,max}} \text{ und} \\ \dot{Q}_{\text{backup,max}}, & |\dot{Q}_{\text{HVAC}}| - \dot{Q}_{\text{heating,max}} \leq \dot{Q}_{\text{backup,max}} \\ \text{sonst.} & \text{sonst.} \end{cases} \quad (3.38)$$

Im letzteren Fall ist die verfügbare Heizleistung nicht ausreichend, um die Innenraumtemperatur  $T_{\text{cabin}}$  zu halten. In der implementierten Simulation wird dann eine Warnung ausgegeben. Die Kühlleistung im Heizbetrieb ist  $\dot{Q}_{\text{cooling}} = 0$ .

Im Kühlbetrieb ( $\dot{Q}_{\text{HVAC}} > 0$ ) gilt:

$$\dot{Q}_{\text{cooling}} = \begin{cases} \dot{Q}_{\text{HVAC}}, & \dot{Q}_{\text{HVAC}} \leq \dot{Q}_{\text{cooling,max}} \\ \dot{Q}_{\text{cooling,max}}, & \dot{Q}_{\text{HVAC}} > \dot{Q}_{\text{cooling,max}} \end{cases} \quad (3.39)$$

wobei im letzteren Fall ein Kühlleistungsdefizit besteht und die eingestellte Temperatur  $T_{\text{cabin}}$  nicht erreicht werden kann. Im Kühlbetrieb gelten  $\dot{Q}_{\text{heating}} = 0$  und  $\dot{Q}_{\text{backup}} = 0$ .

Die Leistungsaufnahme des Klimasystems wird mit Hilfe der Leistungszahlen (COP) der Einzelkomponenten bestimmt (Definition siehe Gl. 2.1):

$$P_{\text{HVAC}} = s_{\text{HVAC}} \left( \frac{\dot{Q}_{\text{heating}}}{COP_{\text{heating}}} + \frac{\dot{Q}_{\text{backup}}}{COP_{\text{backup}}} + \frac{\dot{Q}_{\text{cooling}}}{COP_{\text{cooling}}} \right). \quad (3.40)$$

$s_{\text{HVAC}}$  ist ein Stellsignal, das zum Ein- und Ausschalten des Klimasystems dient und die Werte 1 (ein) oder 0 (aus) annehmen kann. Da der Zusatzheizer in der Regel keine Kompressionskältemaschine ist (vgl. Kapitel 2.1.4.4), ist statt einer Leistungszahl  $COP_{\text{backup}}$  dessen thermischer bzw. elektrischer Wirkungsgrad  $\eta_{\text{backup}}$  einzusetzen.

$\dot{Q}_{\text{heating,max}}$ ,  $\dot{Q}_{\text{cooling,max}}$  und  $\dot{Q}_{\text{backup,max}}$  müssen nicht notwendigerweise konstant sein.

Im Falle des modellierten Wärmepumpensystems wurde  $\dot{Q}_{\text{heating,max}}$  auf Basis von Messdaten eines Klimaanlagenherstellers (Konvekta AG, 2017) als Funktion der Außentemperatur implementiert:

$$\dot{Q}_{\text{heating,max}} = \begin{cases} 0, & T_{\text{ambient}} < -15^\circ\text{C} \\ N_{\text{units}} \cdot \left( 0,27 \frac{T_{\text{ambient}}}{^\circ\text{C}} + 18,2 \right) \text{ kW}, & -15^\circ\text{C} \leq T_{\text{ambient}} < 0^\circ\text{C} \\ N_{\text{units}} \cdot 18,2 \text{ kW}, & T_{\text{ambient}} \geq 0^\circ\text{C}. \end{cases} \quad (3.41)$$

$N_{\text{units}}$  gibt die Anzahl an Heiz- und Kühleinheiten an (typischerweise 1 für einen Standard- und 2 für einen Gelenkbus).

Weiterhin gilt:

$$\dot{Q}_{\text{backup,max}} = N_{\text{units}} \cdot 20 \text{ kW} \quad \text{and} \quad \dot{Q}_{\text{cooling,max}} = N_{\text{units}} \cdot 20 \text{ kW}. \quad (3.42)$$

Die COPs aller Komponenten werden als konstant angenommen:

$$COP_{\text{heating}} = 2, \quad COP_{\text{cooling}} = 2, \quad COP_{\text{backup}} = 0,9. \quad (3.43)$$

Die Werte wurden aus Konvekta AG (2020) und Valeo Thermal Commercial Vehicles Germany GmbH (2017b) bestimmt.

#### 3.2.4.4 Ladeinfrastruktur und Ladelogik

Im Fahrzeugverbrauchsmodell, das in den vergangenen Kapiteln vorgestellt wurde, wird die Ladeinfrastruktur nur in Form der im Energie-Subsystem zu jedem Zeitpunkt verfügbaren Ladeleistung  $P_{\text{supply,max}}$  und Rückspeiseleistung  $P_{\text{feed-in,max}}$  berücksichtigt. Zur Festlegung dieser Werte muss die Interaktion zwischen Fahrzeug und Ladeinfrastruktur modelliert werden. Hierzu stehen verschiedene Klassen und Methoden zur Verfügung:

- Ladeeinrichtungen werden durch die übergeordnete Klasse `ChargingFacility` repräsentiert, siehe Abb. 3.10. Eine Instanz dieser Klasse kann einen stationären Ladepunkt (`ChargingPoint`) oder ein Ladesegment zum Laden während der Fahrt (`ChargingSegment`) beinhalten. Jede `ChargingFacility` besitzt eine Ladeschnittstelle (`ChargingInterface`), deren Typ (`ChargingInterfaceType`) einem im Fahrzeug vorhandenen Interface entsprechen muss, damit eine Verbindung möglich ist (vgl. Abb. 3.8). `ChargingFacility` stellt außerdem Methoden zur Anforderung und Freigabe von Ladeplätzen bereit.

Im `ChargingInterfaceType` sind die Parameter der Ladeschnittstelle als Attribute festgelegt (siehe Abb. 3.10): Übertragenes Medium, ob Energieübertragung und



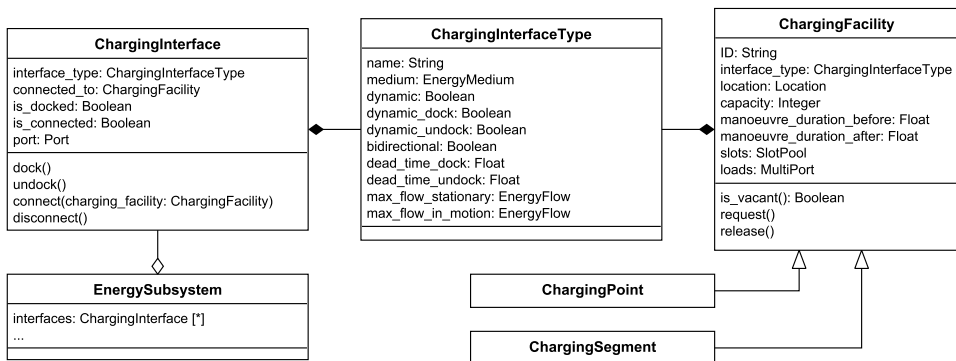


Abbildung 3.10. ChargingFacility und verwandte Klassen

(Ab-)Docken im Fahren möglich sind, ob bidirektionale Energieübertragung möglich ist, Totzeiten sowie maximale Energieflüsse.

- Wie erwähnt, besitzt das Fahrzeug je Energie-Subsystem eine beliebige Anzahl ChargingInterfaces. Diese sind nach Priorität sortiert und besitzen Methoden zum An- und Abdocken der Ladeschnittstelle sowie zur Freigabe bzw. zum Trennen des Energieflusses zwischen Fahrzeug und Ladeeinrichtung.
- Führt das Fahrzeug eine Aktion durch (Befahren eines Legs, Halten nach einem Leg), wird die Methode `interface_controller()` ausgeführt, die die Logik zur Ansteuerung der Ladeinfrastruktur beinhaltet.

Die Aufgaben der Ladelogik sind:

- Die Ermittlung der verfügbaren Ladeinfrastruktur am aktuellen Standort des Fahrzeugs
- Das Anfordern eines Ladeplatzes
- Das Auslösen von Manövern zum Vorrücken auf einen Ladeplatz bzw. auf eine Parkposition
- Das Auslösen des An- und Abdockens der Ladeschnittstelle (z. B. Heben und Senken des Pantographen, Ein- und Ausstecken des Steckers)
- Das Herstellen und Trennen einer Verbindung zur Ladeinfrastruktur (Freigabe und Trennen des Energieflusses)
- Die Überwachung des Ladevorgangs.

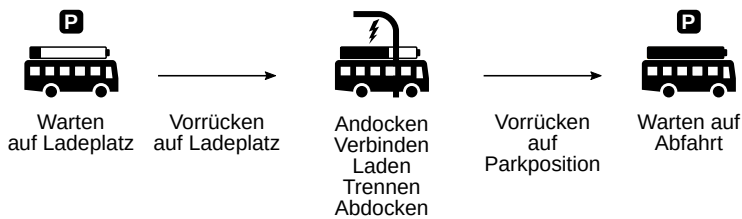


Abbildung 3.11. Durch Ladelogik gesteuerte Aktionen

Die zeitliche Abfolge dieser Aktionen ist in Abb. 3.11 dargestellt. Die Darstellung bezieht sich exemplarisch auf einen stationären Ladeplatz. Bei Ladesegmenten, die das Laden während der Fahrt erlauben, entfällt das Vorrücken auf einen Lade- bzw. Parkplatz und die Ladeschnittstelle muss beim Wechsel zwischen zwei aneinander angrenzenden Ladesegmenten nicht ab- und wieder angedockt werden.

Die Ladelogik wird jeweils für das aktuelle *Leg* bzw. die aktuelle Pause am Ende des Legs ausgeführt. Die sich so ergebenden Zeitabschnitte werden im Folgenden als *Intervall* bezeichnet. Zum Ausführen der Ladelogik ruft die übergeordnete Methode `drive_leg()` innerhalb der Klasse `Vehicle` die Methode `interface_controller()` auf (siehe Fließbild in Abb. 3.12). Diese iteriert über alle vorhandenen Energie-Subsysteme und prüft jeweils, ob am aktuellen Standort – dies kann ein `GridPoint` oder ein `GridSegment` sein, je nachdem, ob das Fahrzeug steht oder fährt – eine Ladeeinrichtung mit einer zum Subsystem passenden Ladeschnittstelle vorhanden ist. Ist dies der Fall, wird der Ladeprozess `charging_process()` aufgerufen. Ansonsten wird nichts unternommen und bis zum Ende des Intervalls gewartet. Sobald alle auf diese Weise initiierten Lade- und Warteprozesse beendet sind, endet die Ausführung der Methode.

Die Methode `charging_process()`, die in Abb. 3.13 als Fließbild dargestellt ist, führt die in Abb. 3.11 dargestellten Aktionen aus. Zunächst wird geprüft, ob für das Laden am aktuellen Standort ein Parametersatz im `ChargingSchedule` vorliegt. Ist kein entsprechender Eintrag im `ChargingSchedule` vorhanden, werden die globalen Standardwerte der betreffenden, in Kapitel 3.2.3 eingeführten Optionen verwendet.

Dann wird ermittelt, ob am jeweiligen Standort überhaupt ein Ladeversuch unternommen werden soll. Falls ja, wird geprüft, ob ein Ladeplatz frei ist und ob ggf. auf einen freien Ladeplatz gewartet und vorgerückt werden soll.

Soll der Ladevorgang übersprungen werden, wird ohne weitere Aktionen bis zum Intervallende gewartet und die Ausführung der Methode beendet. Andernfalls wird ermittelt, ob die Ladeschnittstelle an- und ggf. nach Ende des Intervalls abgedockt werden muss. Dies hängt von den Eigenschaften der Ladeschnittstelle – z. B. der Möglichkeit zum Docken während der Fahrt – und der vorhandenen Ladeinfrastruktur auf dem Folgesegment bzw. am Endpunkt eines Segments ab.

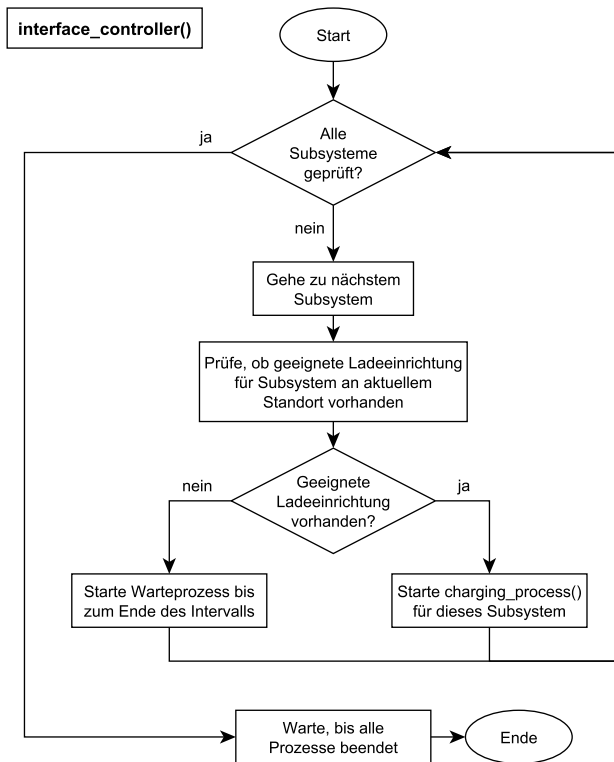


Abbildung 3.12. Ladelogik in der Methode `interface_controller()`

Im nächsten Schritt wird ein Ladeplatz angefragt, indem die `request()`-Methode der Ladeeinrichtung aufgerufen wird (vgl. Abb. 3.10). Ist die Option zum pünktlichen Beenden des Ladevorgangs am Intervallende gesetzt (`charge_full=False`), wird zuvor geprüft, ob unter Berücksichtigung des An- und Abdockens ausreichend Zeit zum Laden verbleibt, d. h. ob die minimale Ladedauer erfüllt ist; außerdem wird die Anforderung des Ladeplatzes mit einem Zeitlimit versehen, sodass sie spätestens am Intervallende storniert wird, sollte bis zu diesem Zeitpunkt kein Ladeplatz freigeworden sein. Ist hingegen `charge_full=True` gesetzt, wird in jedem Fall auf einen freien Ladeplatz gewartet, unabhängig von der Intervalldauer und einer möglicherweise entstehenden Verspätung.

Wird ein Ladeplatz frei, werden, sofern erforderlich, das Vorrücken und das Docken der Ladeschnittstelle ausgelöst. Anschließend wird die Verbindung mit der Ladeeinrichtung hergestellt, wodurch der Energiefluss freigegeben wird.

Ist `charge_full=False`, wird erneut die verbleibende Zeit bis zum Intervallende

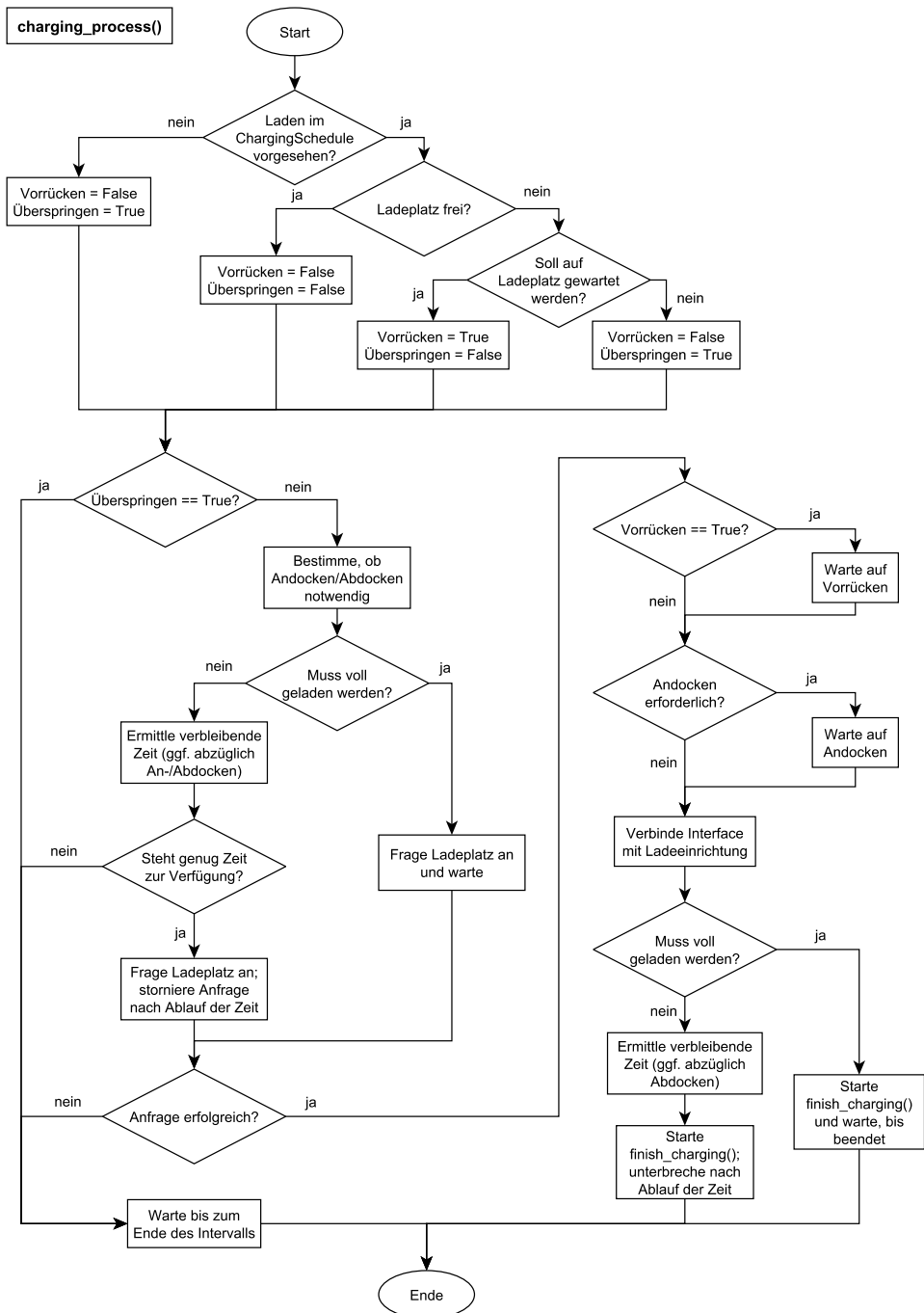


Abbildung 3.13. Ladelogik in der Methode charging\_process()

berechnet, da durch das Warten auf einen Ladeplatz eine unbekannte Zeitspanne verstrichen sein kann. Der Ladevorgang wird dann mit einem entsprechenden Zeitlimit gestartet. Soll voll geladen werden, wird der Ladevorgang ohne Zeitlimit begonnen. Nach Abschluss des Ladevorgangs endet die Methode.

Der Abschluss des Ladevorgangs selbst wird durch eine weitere Methode `finish_charging()` gesteuert, die in Abb. 3.14 dargestellt ist. Diese bestimmt nach Ende des Ladevorgangs erneut die verbleibende Zeit bis zum Intervallende; steht nicht mehr genug Zeit für das Vorrücken auf die Parkposition zur Verfügung, verbleibt das Fahrzeug bis zum Intervallende auf dem Ladeplatz, da ansonsten durch das Vorrücken eine Verspätung entstehen würde. Außerdem wird die Verbindung zur Ladeeinrichtung getrennt und die Ladeschnittstelle wird ggf. abgedockt.

### 3.2.5 Depotmodell

Zur Modellierung des Depots wurden die Klassen `SimpleDepot` und `DepotWithCharging` entwickelt, die in Abb. 3.15 als UML-Diagramm dargestellt sind. Depots stellen auf entsprechende Anforderung, d. h. bei Aufruf der Methode `request_vehicle()`, ein Fahrzeugobjekt vom vorgegebenen Typ bereit und nehmen Fahrzeugobjekte entgegen, die ihren jeweiligen Dienst beendet haben (Methode `return_vehicle()`). Diese Methoden werden in der Umlaufsimulation vom `Dispatcher` aufgerufen (vgl. Kapitel 3.2.2). Fahrzeugobjekte, die sich derzeit im Liniendienst befinden, werden in der Liste `vehicles_in_service` gespeichert, Fahrzeugobjekte im Depot in der Liste `vehicles_out_of_service`. Zu Beginn einer Simulation sind alle Depots leer, der Fahrzeugbestand wird entsprechend den Fahrzeuganforderungen erzeugt.

`SimpleDepot` erzeugt bei jeder Fahrzeuganforderung ein neues Fahrzeugobjekt vom geforderten Typ, indem die Methode `create_vehicle()` des `Fleet`-Objektes aufgerufen wird (vgl. Abb 3.2). Ins Depot zurückgegebene Fahrzeugobjekte werden nicht für weitere Fahrzeugdienste verwendet und es werden keine Ladevorgänge im Depot abgebildet. Somit wird jedes generierte Fahrzeugobjekt nur für genau einen Fahrzeugdienst (d. h. einen Umlauf oder ein Fahrprofil) eingesetzt. Dieses Vorgehen ist bei der Evaluation des Elektrifizierungspotentials bestehender Umläufe sinnvoll, da dann eine eindeutige Zuordnung zwischen Umläufen und Fahrzeugen besteht. Zur Ermittlung des Fahrzeugbedarfs ist das Vorgehen jedoch nicht geeignet.

`DepotWithCharging` bildet den Service- und Ladevorgang im Depot ab. Fahrzeuge, die mittels `return_vehicle()` zurückgegeben werden, werden zunächst für eine durch das Attribut `dead_time_before` definierte Dauer gesperrt. Während dieser Zeit können Aufgaben wie Reinigung und Wartung durchgeführt werden. Anschließend wird das Fahrzeug geparkt und, sofern im `ChargingNetwork` ein Ladepunkt mit dem `GridPoint` des Depots definiert ist, geladen. Nach Abschluss des Ladevorgangs wird das Fahrzeug erneut für eine durch `dead_time_after` gegebene Dauer

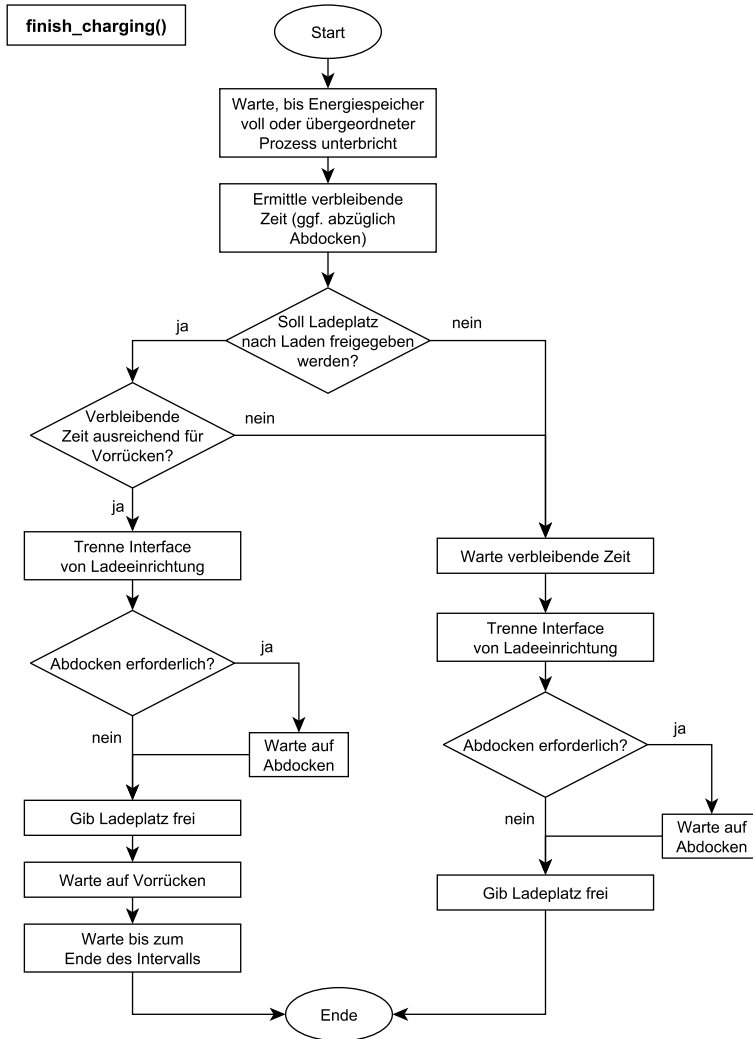


Abbildung 3.14. Ladelogik in der Methode finish\_charging()

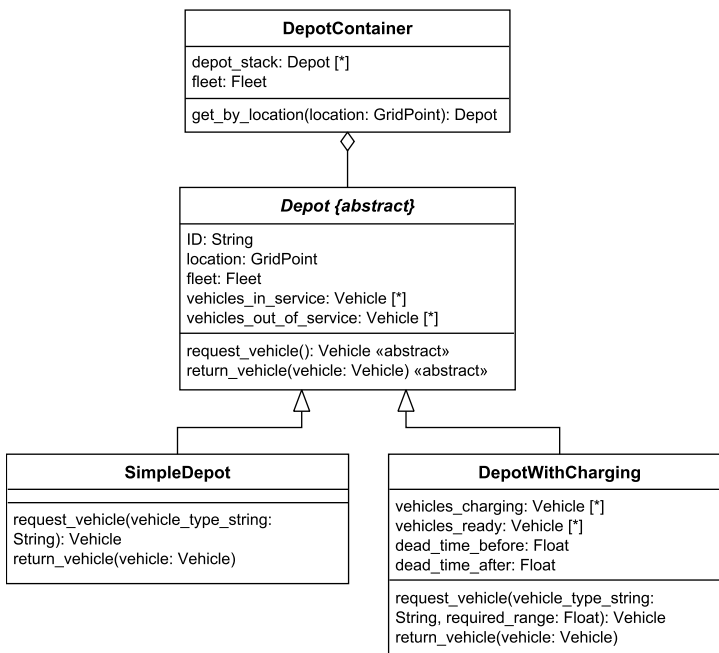


Abbildung 3.15. Klassen für Depotmodell

gesperrt, bevor es für weitere Umläufe zur Verfügung steht. Neben den Listen `vehicles_in_service` und `vehicles_out_of_service` werden zusätzlich die Liste `vehicles_charging` für momentan ladende Fahrzeuge und die Liste `vehicles_ready` für voll geladene, einsatzbereite Fahrzeuge geführt. Wird ein Fahrzeug angefordert, wird zunächst in `vehicles_ready` nach geeigneten Fahrzeugen gesucht; ist kein Fahrzeug des geforderten Typs vorhanden, wird mittels `Fleet.create_vehicle()` ein neues Fahrzeug generiert. Auf diese Weise ermöglicht `DepotWithCharging` eine Bestimmung des Fahrzeugbedarfs wie in Abb. 3.16 schematisch dargestellt. Der Fahrzeugbedarf ergibt sich als Anzahl erzeugter Fahrzeugobjekte im Depot am Ende der Simulation.

Die Klasse `DepotContainer` dient zur Überwachung des Zustands aller Depot-Objekte. So werden etwa die Längen der Listen `vehicles_in_service`, `vehicles_out_of_service`, `vehicles_charging` und `vehicles_ready` durch Summieren über alle Depots ausgewertet, sodass der Gesamtfahrzeugbestand zu jedem Zeitpunkt bekannt ist.

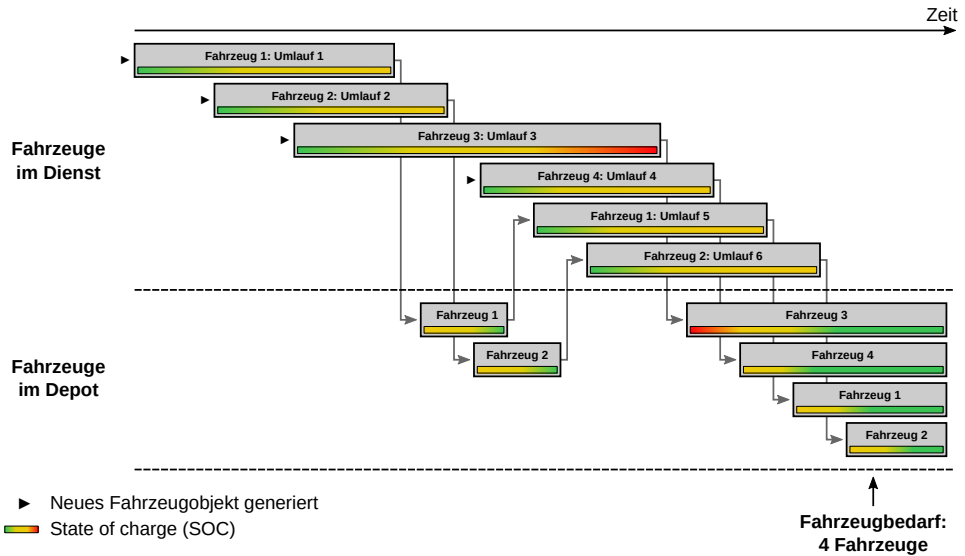


Abbildung 3.16. Bestimmung des Fahrzeugbedarfs unter Berücksichtigung des Ladevorgangs im Depot

### 3.2.6 Jahressimulation

Für die Bestimmung der Betriebskosten im Rahmen der TCO-Analyse müssen Verbrauchs- und Bedarfswerte über die gesamte Lebensdauer der Flotte berechnet werden (Energiebedarf, Flottenlaufleistung, Fahrpersonalbedarf etc.). Da der Energiebedarf der Fahrzeuge saisonalen Schwankungen unterliegt, ist es sinnvoll, diesen für ein Jahr unter Berücksichtigung des Verlaufs der Außentemperatur und der solaren Einstrahlung zu bestimmen. Hierzu wurde eine Batch-Simulationsklasse `BatchScheduleSimulation` entwickelt, die die Ausführung von Umlaufsimulationen für eine beliebige Anzahl an Parametersätzen gestattet. Werden die Jahresfunktionen der Außentemperatur  $T(t)$  und der solaren Einstrahlung  $\dot{q}_{sol}(t)$  jeweils in  $n$  Intervalle der Breite  $\Delta t_i$  diskretisiert, ergibt sich die Liste

$$T = ((\Delta t_1, T_1, \dot{q}_{sol,1}), \dots, (\Delta t_n, T_n, \dot{q}_{sol,n})). \tag{3.44}$$

Für jede aus der Umlaufsimulation erhaltene Größe  $Q$  lässt sich dann die korrespondierende jährliche Größe  $Q_a$  berechnen:

$$Q_a = \frac{1}{\Delta t_{sim}} \sum_{i=1}^n \Delta t_i Q(T_i, \dot{q}_{sol,i}), \tag{3.45}$$



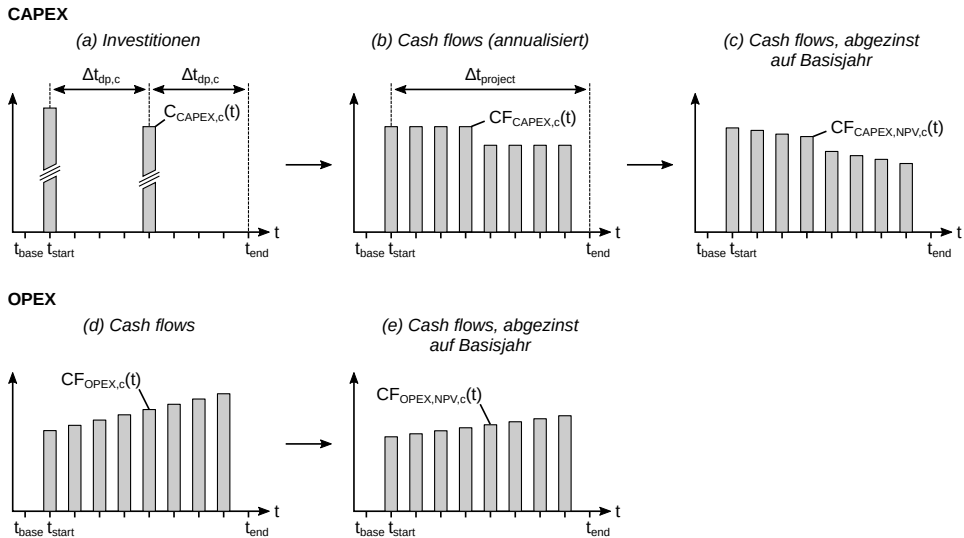


Abbildung 3.17. Schematische Übersicht des TCO-Berechnungsmodells

wobei  $\Delta t_{\text{sim}}$  das Zeitintervall angibt, für das die Umlaufsimulation gilt (üblicherweise ein Tag).  $Q$  kann etwa der Energiebedarf der Flotte  $E_{\text{fleet}}$ , die Flottenlaufleistung  $M_{\text{fleet}}$  oder der Fahrpersonalbedarf  $\Delta t_{\text{driver}}$  sein.

### 3.3 TCO-Berechnung

Nachdem Fahrzeugbedarf, Ladeinfrastrukturbedarf, Energiebedarf, Flottenlaufleistung und Fahrpersonalbedarf bekannt sind, werden diese an ein dynamisches TCO-Modell übergeben (vgl. Kapitel 2.4). Es wird analog [Kunith \(2017\)](#) eine Kreditfinanzierung mittels eines Annuitätendarlehens angenommen; weiterhin wird angenommen, dass Kredite über die Lebensdauer der jeweiligen Komponente zurückgezahlt werden. Zahlungen finden im Modell zu Beginn eines jeden Jahres statt. Abb. 3.17 gibt einen Überblick der Berechnungsschritte im TCO-Modell.

Aus der Umlaufplan- bzw. Jahressimulation werden die folgenden Größen erhalten:

- Anzahl Fahrzeuge  $N_{\text{vehicles},v}$  des Typs  $v$
- Anzahl Ladeeinrichtungen  $N_{\text{cf},c}$  des Typs  $c$
- Anzahl Ladeplätze  $N_{\text{slots},c}$  des Typs  $c$

- jährliche Laufleistung  $M_{\text{fleet},v,a}$  je Fahrzeugtyp  $v$
- jährlicher Flottenenergiebedarf  $E_{\text{fleet},m,a}$  je Medium  $m$  (Strom, Diesel etc.)
- jährliche Fahrpersonalstunden  $t_{\text{driver},a}$ .

Sei  $t_{\text{base}}$  das Basisjahr, auf das alle Währungsbeträge umgerechnet werden sollen,  $t_{\text{start}}$  das Anfangsjahr des Projektes,  $\Delta t_{\text{project}}$  die Projektdauer und  $t_{\text{end}} = t_{\text{start}} + \Delta t_{\text{project}}$  das Endjahr des Projekts. Im Folgenden werden alle Kostenelemente jeweils einer Kategorie  $c$  zugewiesen, z. B. Investitionskosten je Fahrzeugtyp, Investitionskosten je Ladestationstyp, Fahrzeugwartung, Wartung der Ladeinfrastruktur, Energie je Medium, Personalkosten.

Jedes Investitionsobjekt der Kategorie  $c$  besitzt eine Nutzungsdauer  $\Delta t_{\text{dp},c}$ , nach der eine Neubeschaffung notwendig ist. Die Anzahl Neubeschaffungen für Objekte der Kategorie  $c$  ist:

$$N_{\text{proc},c} = \left\lceil \frac{\Delta t_{\text{project}}}{\Delta t_{\text{dp},c}} \right\rceil. \quad (3.46)$$

Die Jahre, in denen eine Neubeschaffung fällig ist, sind gegeben durch

$$T_{\text{proc},c} = \{t_{\text{proc},c,i} \mid t_{\text{proc},c,i} = t_{\text{start}} + (i-1)\Delta t_{\text{dp},c} \quad \forall i \in \{1, \dots, N_{\text{proc},c}\}\}. \quad (3.47)$$

Die Investitionskosten (CAPEX) für Objekte der Kategorie  $c$  zu einem beliebigen Zeitpunkt  $t$  (vgl. Abb. 3.17 (a)) betragen

$$C_{\text{CAPEX},c}(t) = \begin{cases} c_c(t) Q_c & t \in T_{\text{proc},c} \\ 0 & \text{sonst,} \end{cases} \quad (3.48)$$

wobei  $c_c(t)$  die Stückkosten im Jahr  $t$  und  $Q_c$  der aus der Simulation ermittelte Bedarf sind. Die Stückkosten werden für jedes Jahr innerhalb der Nutzungsdauer der Komponente aus jährlich variablen Kostenänderungsfaktoren  $i_c(t)$  ermittelt, die die relative Änderung der Kosten gegenüber dem Vorjahr angeben. Sind die Stückkosten im Basisjahr  $t_{\text{base}}$  bekannt, gilt nach Gln. (2.9) und (2.11):

$$c_c(t) = c_c(t_{\text{base}}) \prod_{t=t_{\text{base}}+1}^{t=t} (1 + i_c(t)). \quad (3.49)$$

Kredite für Investitionen werden als Annuitäten zurückgezahlt. Der resultierende Zahlungsfluss für Objekte der Kategorie  $c$  im Jahr  $t$  – siehe Abb. 3.17 (b) – beträgt:

$$CF_{\text{CAPEX},c}(t) = C_{\text{CAPEX},c}(t_{\text{proc},c}(t)) \cdot CRF(i_{\text{capital}}, \Delta t_{\text{dp},c}) \quad (3.50)$$

mit dem Jahr der letzten Beschaffung  $t_{\text{proc},c}(t)$  und dem Kapitalwiedergewinnungsfaktor  $CRF$  nach Gl. (2.15):

$$CRF(i, T) = \frac{i(1+i)^T}{(1+i)^T - 1}. \quad (3.51)$$

Zur Umwandlung aller Zahlungsflüsse in die Währung des Basisjahrs werden diese mittels der allgemeinen Inflationsrate  $i_{\text{inflation}}$  abgezinst wie in Abb. 3.17 (c) dargestellt, sodass sich jeweils deren Barwert (net present value, NPV) ergibt:

$$CF_{\text{CAPEX, NPV},c}(t) = \frac{CF_{\text{CAPEX},c}(t)}{(1+i_{\text{inflation}})^{t-t_{\text{base}}}}. \quad (3.52)$$

Betriebskosten (OPEX) der Kategorie  $c$  werden aus den Stückkosten  $c_c(t)$  und den aus der Simulation ermittelten, jährlichen Bedarfen  $Q_{c,a}$  berechnet (vgl. Abb. 3.17 (d)):

$$CF_{\text{OPEX},c}(t) = c_c(t)Q_{c,a}. \quad (3.53)$$

Durch Umrechnung auf die Währung des Basisjahrs ergeben sich die in Abb. 3.17 (e) dargestellten Barwerte der Zahlungsflüsse:

$$CF_{\text{OPEX, NPV},c}(t) = \frac{CF_{\text{OPEX},c}(t)}{(1+i_{\text{inflation}})^{t-t_{\text{base}}}}. \quad (3.54)$$

Die Summe aller abgezinsten Zahlungsflüsse für Investitionen über die jeweilige Nutzungsdauer der Komponente beträgt:

$$CF_{\text{CAPEX, NPV, sum},c} = \sum_{t=t_{\text{start}}}^{t_{\text{start}}+N_{\text{proc},c} \Delta t_{\text{dp},c}} CF_{\text{CAPEX, NPV},c}(t). \quad (3.55)$$

Die Projektdauer sollte ein ganzzahliges Vielfaches der Komponentenlebensdauern betragen, sodass  $\Delta t_{\text{project}} = N_{\text{proc},c} \Delta t_{\text{dp},c}$  für alle Kategorien  $c$ . Falls jedoch  $\Delta t_{\text{project}} < N_{\text{proc},c} \Delta t_{\text{dp},c}$  (dies ist üblicherweise bei der Ladeinfrastruktur der Fall, deren Lebensdauer länger als die Projektlaufzeit ist (Jefferies und Göhlich, 2018)), kann dies in zweierlei Weise in der TCO-Rechnung berücksichtigt werden: „Abschneiden“ der nach Projektende auftretenden Zahlungsflüsse, oder Skalieren der Summe der Zahlungsflüsse. Im Folgenden wird der zweite Ansatz gewählt, da andernfalls keine Restwerte am Ende der Komponentennutzungsdauer berücksichtigt werden könnten. Der Beitrag der Investition für Kategorie  $c$  zu den Gesamt-Projektkosten beträgt somit:

$$C_{\text{TCO, CAPEX},c} = CF_{\text{CAPEX, NPV, sum},c} \frac{\Delta t_{\text{project}}}{\Delta t_{\text{dp},c}}. \quad (3.56)$$

Der Beitrag der Betriebskosten zu den Gesamt-Projektkosten beträgt:

$$C_{\text{TCO,OPEX},c} = CF_{\text{OPEX,NPV,sum},c} = \sum_{t=t_{\text{start}}}^{t_{\text{end}}} CF_{\text{OPEX,NPV},c}(t). \quad (3.57)$$

Die Gesamt-Projektkosten sind:

$$C_{\text{TCO}} = \sum_c C_{\text{TCO,CAPEX},c} + \sum_c C_{\text{TCO,OPEX},c}. \quad (3.58)$$

Indem die TCO-Werte durch die produktive Laufleistung der Flotte (d. h. die in Form von Fahrgastfahrten erbrachte Laufleistung) dividiert werden, wird die spezifische TCO in €/km bestimmt:

$$c_{\text{TCO,CAPEX},c} = \frac{C_{\text{TCO,CAPEX},c}}{L_{\text{fleet,prod}}} \quad c_{\text{TCO,OPEX},c} = \frac{C_{\text{TCO,OPEX},c}}{L_{\text{fleet,prod}}} \quad c_{\text{TCO}} = \frac{C_{\text{TCO}}}{L_{\text{fleet,prod}}}. \quad (3.59)$$

### 3.4 Umlaufplanungsalgorithmus für Depot- und Gelegenheitsladung

Zur Erstellung vollständig elektrifizierter Szenarien wurde ein Algorithmus zur Umlaufplanung entwickelt, der unter Berücksichtigung von Ladezeit- und Reichweitenbeschränkungen elektrifizierbare Fahrzeugumläufe für die Technologien Depotladung (DC) und Gelegenheitsladung an Endhaltestellen (OC-T) bestimmt. Es wurde ein Greedy-Ansatz ähnlich [Paul und Yamada \(2014\)](#) gewählt, der jedoch deutlich flexibler einsetzbar ist: Es können mehrere Fahrzeugtypen berücksichtigt werden; er ist nicht auf Gelegenheitsladung beschränkt, sondern ermöglicht auch Depotladung; bei Gelegenheitsladung wird nicht an jeder einzelnen Endhaltestelle ein Ladevorgang vorgesehen, sondern nur dort, wo tatsächlich eine Ladestation vorgesehen bzw. technisch möglich ist. Der Algorithmus ist wie derjenige von [Paul und Yamada \(2014\)](#) auf ein einzelnes Depot beschränkt. Als Eingabe wird neben den Fahrzeugparametern ein `TimeTable` benötigt, ausgegeben wird ein `ScheduleContainer` mit zugehörigem `Grid` (vgl. Kapitel 3.2.3).

Der Algorithmus arbeitet in zwei Phasen. In Phase I – in Abb. 3.18 als Fließbild dargestellt – werden Umläufe aus aufeinanderfolgenden Fahrgastfahrten ohne *deadheading*, d. h. ohne Leerfahrten zwischen zwei Fahrgastfahrten, erstellt. Nach dem Hinzufügen jeder Fahrt wird der Umlauf simuliert und es wird, falls eine Ladestation am Zielort verfügbar ist, die dort erforderliche Ladezeit ermittelt. In Phase II wird versucht die in Phase I konstruierten Teilumläufe durch Leerfahrten zu verbinden, um möglichst lange Fahrzeugumläufe zu erzeugen (Fließbild in Abb. 3.19). Die Fließbilder dienen der

Orientierung und geben nicht jeden einzelnen Berechnungsschritt vollständig wieder. Beide Phasen werden in den nachfolgenden Kapiteln ausführlich dokumentiert.

Im Folgenden sei ein Umlauf mit  $U_i$  bezeichnet, dessen Fahrzeugtyp mit  $v_i$ , die enthaltenen Fahrten mit  $T_{i,j}$  und die Anzahl enthaltener Fahrten mit  $N_i$ :  $U_i = (v_i, T_{i,1}, \dots, T_{i,N_i})$ . Eine Fahrt  $T_{i,j}$  wird charakterisiert durch die bediente Linie  $r_{i,j}$ , ihren Abfahrtsort  $o_{i,j}$ , ihren Ankunftsart  $d_{i,j}$ , den bevorzugten Fahrzeugtyp  $v_{i,j}$ , ihre Länge  $L_{i,j}$ , ihre Fahrtdauer  $\Delta t_{\text{trip},i,j}$ , die Wendezeit am Fahrtende  $\Delta t_{\text{pause},i,j}$  sowie die Verspätung (Fahrzeitverlängerung)  $\Delta t_{\text{delay},i,j}$ :  $T_{i,j} = (r_{i,j}, o_{i,j}, d_{i,j}, v_{i,j}, L_{i,j}, \Delta t_{\text{trip},i,j}, \Delta t_{\text{pause},i,j}, \Delta t_{\text{delay},i,j})$ . Zur Ermittlung der Länge von Leerfahrten zwischen beliebigen Orten stehe eine Funktion  $L_{\text{nav}}(o, d)$  zur Verfügung, die – z. B. mittels eines Navigationsdienstes – die Fahrtlänge zwischen den Orten  $o$  und  $d$  ermittelt<sup>9</sup>. Für Leerfahrten wird eine konstante, durchschnittliche Geschwindigkeit  $v_{\text{empty}}$  angenommen. Eine Funktion  $\text{charge}(T)$  gebe an, ob nach der Fahrt  $T$  geladen werden soll, und eine Funktion  $\text{add\_delay}(T)$  gebe an, ob die Verspätung bei der Bestimmung der Mindestwendezeit im Anschluss an die Fahrt  $T$  berücksichtigt werden soll<sup>10</sup>.

Innerhalb des Umlaufplanungsalgorithmus wird ein gegenüber der Umlaufplansimulation (Kapitel 3.2.4) vereinfachtes Fahrzeugmodell verwendet. Im diesem wird ein Fahrzeugtyp  $v$  charakterisiert durch die effektiv nutzbare Speicherkapazität  $E_{\text{eff},v}$  (Gl. 3.22), den spezifischen Traktionsverbrauch  $e_{\text{traction},v}$  (z. B. in kWh/km), die Nebenverbraucherleistung während der Fahrt  $P_{\text{aux},\text{driving},v}$ , die Nebenverbraucherleistung während der Wendezeit  $P_{\text{aux},\text{pausing},v}$ <sup>11</sup>, die – als konstant angenommene – Ladeleistung an Schnellladestationen  $P_{\text{charge},v}$  (sofern vorhanden) und die Totzeit der Ladeschnittstelle  $\Delta t_{\text{dead},v}$  (Summe aus An- und Abdockzeit sowie ggf. weiterer Vorgänge wie Rangieren). Weiterhin kann eine zusätzliche, statische Reichweitenbeschränkung  $L_{\text{max},v}$  angegeben werden, falls die erstellten Umläufe eine bestimmte Länge nicht überschreiten sollen.

Das vereinfachte Modell zur Umlaufssimulation ist in Algorithmus 1 dokumentiert. Das Fahrzeug startet mit vollem Energiespeicher. Anschließend wird über alle Fahrten des Umlaufs iteriert und es wird je Fahrt der Energiebedarf für den Fahrt- und Pausenanteil bestimmt:

$$E_{\text{driving}} = L e_{\text{traction}} + \Delta t_{\text{driving}} P_{\text{aux},\text{driving}} \quad (3.60)$$

$$E_{\text{pausing}} = \Delta t_{\text{pausing}} P_{\text{aux},\text{pausing}} \quad (3.61)$$

<sup>9</sup>In der konkreten Implementation wurde dies durch Abfrage des Online-Navigationsdienstes openrouteservice ([Heidelberg Institute for Geoinformation Technology \(HeiGIT\), 2020](https://openrouteservice.org/)) realisiert. Dabei wird eine Route zwischen den GPS-Koordinaten der beiden GridPoints für Pkw angefordert. Ein Routing speziell für schwere Nutzfahrzeuge bzw. Busse ist nicht verfügbar.

<sup>10</sup>In der Implementation wurde diese Funktionalität realisiert, indem zusätzliche Attribute in TripNode definiert wurden.

<sup>11</sup>Die Vorgabe unterschiedlicher Nebenverbraucherleistungen während Fahrten und Pausen ist erforderlich, um z. B. das Ausschalten des Klimasystems während der Wendezeit energetisch zu berücksichtigen.

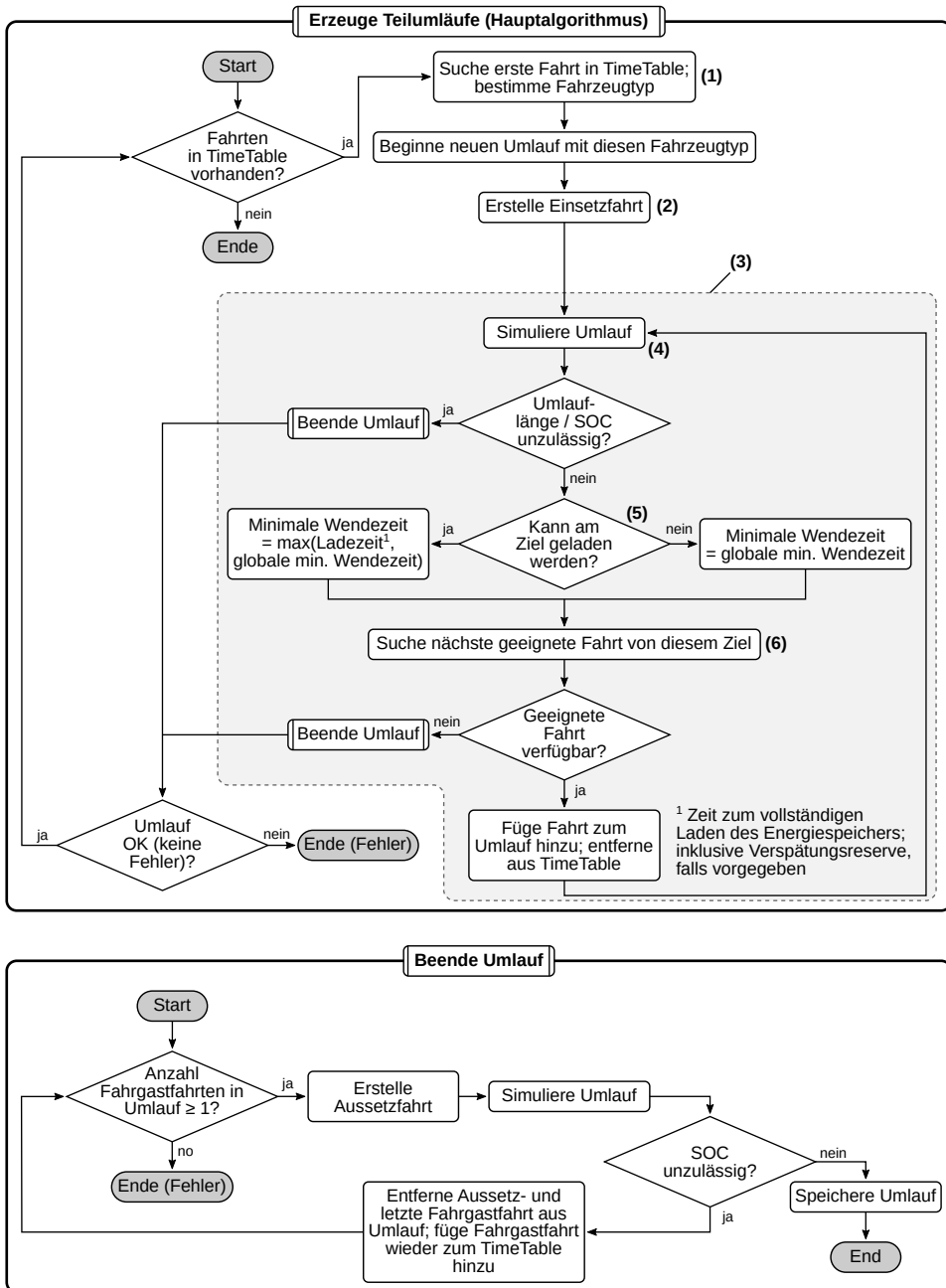


Abbildung 3.18. Umlaufplanungsalgorithmus, Phase I

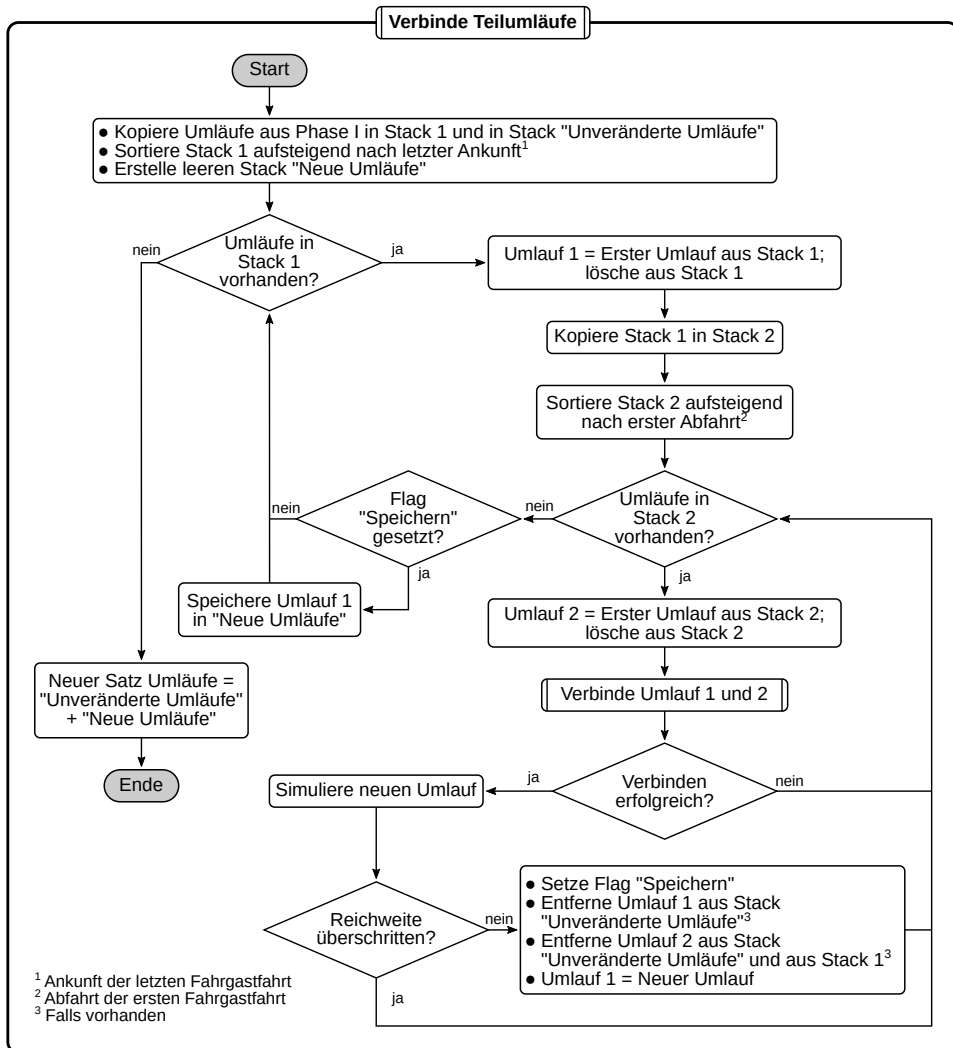


Abbildung 3.19. Umlaufplanungsalgorithmus, Phase II

Durch den Aufruf von Algorithmus 1 können die während des Umlaufs aufgetretene, *minimale* Speicherkapazität  $E_{\min}(U)$  und die verbleibende Speicherkapazität *am Ende* des Umlaufs  $E(U)$  bestimmt werden. Ist  $E_{\min}(U) \geq 0$ , ist der Umlauf energetisch zulässig und kann mit dem gewählten Fahrzeugtyp bedient werden.  $E(U)$  wird zur Ermittlung der minimal erforderlichen Wendezeit  $\Delta t_{\text{charge}}(U)$  zum vollständigen Laden des Energiespeichers am Ende des Umlaufs benötigt:

$$\Delta t_{\text{charge}}(U) = (E_{\text{eff}} - E(U))(P_{\text{charge}} - P_{\text{aux,pausing}}) + \Delta t_{\text{dead}}. \quad (3.62)$$

### 3.4.1 Phase I: Teilumläufe ohne Deadheading zwischen Fahrgastfahrten

Phase I des Umlaufplanungsalgorithmus (Abb. 3.18) iteriert über einen nach Abfahrzeit sortierten `TimeTable`, d. h. eine Liste von Fahrgastfahrten. Zu Beginn eines neuen Umlaufs  $U_i$  wird die früheste vorhandene Fahrt  $T_{\text{tt},0}$  aus dem `TimeTable` ausgewählt (1)<sup>12</sup>; diese legt den Fahrzeugtyp  $v_i$  für den zu erstellenden Umlauf fest.

Bevor der Umlauf erstellt wird, wird die Einsetzfahrt  $T_{i,0}$  festgelegt (2). Diese führt vom Depot  $D$  zum Abfahrtsort der ersten Fahrgastfahrt  $o_{\text{tt},0}$ . Sie wird zunächst so terminiert, dass die erste Fahrgastfahrt ohne Pause auf die Einsetzfahrt folgt. Somit gilt:

$$o = D \quad \quad \quad d = o_{\text{tt},0} \quad (3.63)$$

$$r = r_{\text{tt},0} \quad \quad \quad v = v_i \quad (3.64)$$

$$L = L_{\text{nav}}(o, d) \quad \quad \quad \Delta t_{\text{trip}} = \frac{L}{v_{\text{empty}}} \quad (3.65)$$

$$\Delta t_{\text{pause}} = 0 \quad \quad \quad \Delta t_{\text{delay}} = 0 \quad (3.66)$$

$$t_{\text{dep}} = t_{\text{dep,tt},0} - \Delta t_{\text{trip}} - \Delta t_{\text{pause}} \quad (3.67)$$

Der Umlauf – zu diesem Zeitpunkt nur aus der Einsetzfahrt bestehend – wird nun initialisiert:  $U_i = (v_i, T(r, o, d, v, L, \Delta t_{\text{trip}}, \Delta t_{\text{pause}}, \Delta t_{\text{delay}}))$ . Falls an der Zielhaltestelle geladen werden soll, wird die erforderliche Ladedauer nach Gl. (3.62) ermittelt und die Wendezeit sowie die Abfahrtszeit der Depotfahrt werden entsprechend angepasst:

$$\Delta t_{\text{pause},i,0} = \begin{cases} 0, & \text{charge}(T_{i,0}) = \text{False} \\ \Delta t_{\text{charge}}(U_i), & \text{charge}(T_{i,0}) = \text{True} \end{cases} \quad (3.68)$$

$$t_{\text{dep},i,0} = t_{\text{dep},i,0} - \Delta t_{\text{pause},i,0}. \quad (3.69)$$

<sup>12</sup>In diesem Abschnitt beziehen sich Ziffern in Klammern, z. B. (1), auf die entsprechende Ziffer in Abb. 3.18.



**Algorithmus 1** Vereinfachte Umlaufssimulation innerhalb der Umlaufplanung

---

```

1: Starte mit vollem Energiespeicher:  $E = E_{\text{eff}}, E_{\text{min}} = E_{\text{eff}}$ 
2: Iteriere über alle Fahrten  $T_{i,j}$  des Umlaufs  $U_i$ :
3: for  $j = 0, \dots, N_i - 1$  do
4:   Bestimme Fahrt- und Pausendauer:
5:   if  $\text{add\_delay}(T_{i,j})$  then
6:      $\Delta t_{\text{driving}} = \Delta t_{\text{trip},i,j} + \Delta t_{\text{delay},i,j}$ 
7:      $\Delta t_{\text{pausing}} = \max(\Delta t_{\text{pause},i,j} - \Delta t_{\text{delay},i,j}, 0)$ 
8:   else
9:      $\Delta t_{\text{driving}} = \Delta t_{\text{trip},i,j}$ 
10:     $\Delta t_{\text{pausing}} = \Delta t_{\text{pause},i,j}$ 
11:   end if
12:   Energiebedarf für Fahrt  $T_{i,j}$ :  $E_{\text{driving}} = L_{i,j} e_{\text{traction}} + \Delta t_{\text{driving}} P_{\text{aux,driving}}$ 
13:   Speicherkapazität nach Fahrt  $T_{i,j}$ , vor Pause:  $E = E - E_{\text{driving}}$ 
14:   if  $E < E_{\text{min}}$  then
15:      $E_{\text{min}} = E$ 
16:   end if
17:   Energiebedarf für Pause:  $E_{\text{pausing}} = \Delta t_{\text{pausing}} P_{\text{aux,pausing}}$ 
18:   Bestimme in Pause nachladbare Energie:
19:   if  $\text{charge}(T_{i,j})$  then
20:      $E_{\text{charge,max}} = (\Delta t_{\text{pausing}} - \Delta t_{\text{dead}}) P_{\text{charge}}$ 
21:   else
22:      $E_{\text{charge,max}} = 0$ 
23:   end if
24:   Speicherkapazität nach Fahrt  $T_{i,j}$ , nach Pause:
      $E = \min(E_{\text{eff}}, E - E_{\text{pausing}} + E_{\text{charge,max}})$ 
25:   if  $E < E_{\text{min}}$  then
26:      $E_{\text{min}} = E$ 
27:   end if
28: end for
29: return  $E, E_{\text{min}}$ 

```

---

Nun beginnt die Hauptschleife des Algorithmus (3). In dieser werden so lange Fahrgastfahrten zum Umlauf  $U_i$  hinzugefügt, bis eine Abbruchbedingung auftritt.

Zunächst wird der Umlauf mittels Algorithmus 1 simuliert (4) und es wird der auftretende minimale Ladezustand  $E_{\text{min}}(U_i)$  ermittelt. Ist  $E_{\text{min}}(U_i) < 0$  oder ist die statische Längenbegrenzung überschritten, wird der Umlauf beendet.

Im nächsten Schritt wird die auf die letzte Fahrt des Umlaufs folgende Mindestwendezeit  $\Delta t_{\text{pause,min}}$  festgelegt (5) (es sei denn, bei der Fahrt handelt es sich um die Einsetzfahrt, d. h.  $N_i = 1$ ; für diese wurde die Wendezeit bereits bestimmt und der Schritt wird

übersprungen). Hierzu wird die mindestens erforderliche Zeit zum Laden des Energiespeichers bestimmt:

$$\Delta t_{\text{charge,min}} = \begin{cases} 0, & \text{charge}(T_{i,N_i}) = \text{False} \\ \Delta t_{\text{charge}}(U_i), & \text{charge}(T_{i,N_i}) = \text{True}. \end{cases} \quad (3.70)$$

Außerdem wird die zu berücksichtigende Verspätung ermittelt:

$$\Delta t_{\text{delay}} = \begin{cases} 0, & \text{add\_delay}(T_{i,N_i}) = \text{False} \\ \Delta t_{\text{delay},i,N_i}, & \text{add\_delay}(T_{i,N_i}) = \text{True}. \end{cases} \quad (3.71)$$

Die Mindestwendezeit beträgt

$$\Delta t_{\text{pause,min}} = \max(\Delta t_{\text{pause,min,global}} + \Delta t_{\text{delay}}, \Delta t_{\text{charge,min}} + \Delta t_{\text{delay}}), \quad (3.72)$$

wobei  $\Delta t_{\text{pause,min,global}}$  eine global definierte Mindestwendezeit ist, die etwa durch tarifvertragliche Regelungen festgelegt sein kann.

Nun wird versucht im `TimeTable` eine Folgefahrt zu finden (6). Diese muss denselben Fahrzeugtyp besitzen wie der aktuelle Umlauf, sie muss am aktuellen Ort starten und – je nach gesetzter Option zum Linienwechsel – auf derselben Linie verkehren wie die aktuelle Fahrt. Weiterhin müssen die minimale und maximale Wendezeit eingehalten werden. Es muss also gelten:

$$o = d_{i,N_i} \quad (3.73)$$

$$v = v_i \quad (3.74)$$

$$t_{\text{dep}} \geq t_{\text{dep},i,N_i} + \Delta t_{\text{trip},i,N_i} + \Delta t_{\text{pause,min}} \quad (3.75)$$

$$t_{\text{dep}} \leq t_{\text{dep},i,N_i} + \Delta t_{\text{trip},i,N_i} + \Delta t_{\text{pause,max,global}} \quad (3.76)$$

$$r = r_{i,N_i} \quad (\text{wenn Linienwechsel nicht erlaubt}). \quad (3.77)$$

Wird keine Fahrt gefunden, die diesen Kriterien entspricht, wird der Umlauf beendet. Andernfalls wird die Fahrt zum Umlauf  $U_i$  hinzugefügt und aus dem `TimeTable` entfernt. Die Wendezeit am Ende der vorhergehenden Fahrt wird angepasst:

$$\Delta t_{\text{pause},i,N_i-1} = t_{\text{dep},i,N_i} - (t_{\text{dep},i,N_i-1} + \Delta t_{\text{trip},i,N_i-1}). \quad (3.78)$$

Anschließend wird an den Anfang der Hauptschleife (4) zurückgekehrt.

Wird die Hauptschleife durch Erreichen einer Abbruchbedingung unterbrochen – entweder, weil keine geeigneten Fahrgastfahrten mehr vorliegen, oder, weil die Reichweite des Fahrzeugs überschritten ist –, wird eine Funktion zum Beenden des aktuellen Umlaufs aufgerufen („Beende Umlauf“ in Abb. 3.18). Ist die Fahrzeugreichweite überschritten, werden innerhalb einer Schleife so lange Fahrgastfahrten aus dem Umlauf

gelöscht, bis die minimal auftretende Speicherkapazität  $E_{\min}(U)$  positiv ist bzw. die statische Umlauflängenbegrenzung  $L_{\max,v}$  erfüllt ist. In dieser Schleife wird zunächst geprüft, ob mindestens eine Fahrgastfahrt im Umlauf  $U_i$  enthalten ist. Ist dies nicht der Fall, wird der Algorithmus mit einem Fehler beendet, denn dies würde bedeuten, dass mindestens eine Fahrgastfahrt im TimeTable vorhanden ist, die in Kombination mit der Einsetzfahrt die Reichweite des Fahrzeugs überschreitet. Das Umlaufplanungsproblem ist somit nicht lösbar.

Ist mindestens eine Fahrgastfahrt in  $U_i$  vorhanden, wird zunächst die erforderliche Wendezeit nach der letzten Fahrgastfahrt  $T_{i,N_i}$  bestimmt. Hierzu werden die benötigte Ladedauer  $\Delta t_{\text{charge,min}}$  nach Gl. (3.70) und die zu berücksichtigende Verspätung  $\Delta t_{\text{delay}}$  nach Gl. (3.71) ermittelt. Die Wendezeit vor der Aussetzfahrt beträgt:

$$\Delta t_{\text{pause},i,N_i} = \Delta t_{\text{charge,min}} + \Delta t_{\text{delay}} \quad (3.79)$$

Anschließend wird eine Aussetzfahrt zum Umlauf hinzugefügt. Für diese gilt:

$$o = d_{i,N_i} \quad d = D \quad (3.80)$$

$$r = r_{i,N_i} \quad v = v_i \quad (3.81)$$

$$L = L_{\text{nav}}(o, d) \quad \Delta t_{\text{trip}} = \frac{L}{v_{\text{empty}}} \quad (3.82)$$

$$\Delta t_{\text{pause}} = 0 \quad \Delta t_{\text{delay}} = 0 \quad (3.83)$$

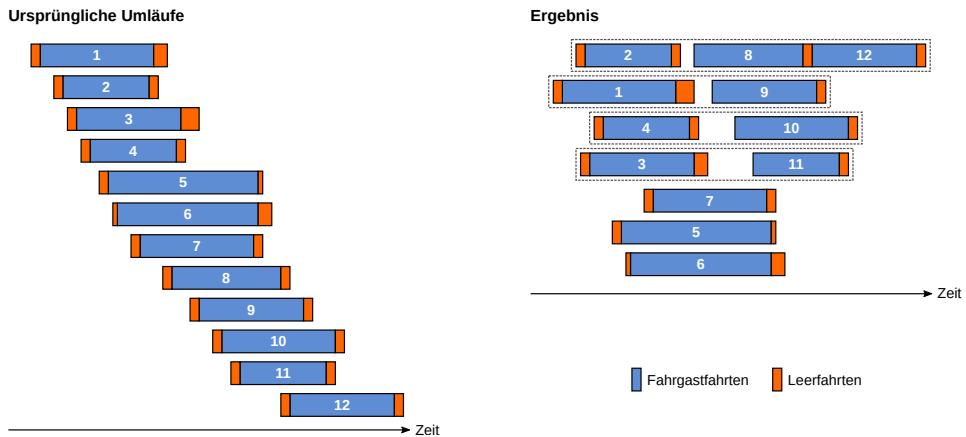
$$t_{\text{dep}} = t_{\text{dep},i,N_i} + \Delta t_{\text{trip},i,N_i} + \Delta t_{\text{pause},i,N_i} \quad (3.84)$$

Nun wird geprüft, ob der – nun vollständige – Umlauf die statische Reichweitenbegrenzung des Fahrzeugs überschreitet ( $L_i > L_{\max,i}$ ) bzw. ob der minimale Ladezustand  $E_{\min}(U_i) < 0$  ist. Ist eins von beiden der Fall, werden die Aussetzfahrt und die letzte Fahrgastfahrt entfernt; die Schleife beginnt von vorne. Die entfernte Fahrgastfahrt wird wieder in den TimeTable aufgenommen. Ansonsten ist der Umlauf vollständig und wird abgespeichert; es wird zum Hauptalgorithmus zurückgekehrt.

### 3.4.2 Phase II: Verbinden von Teilumläufen

In Phase II (Abb. 3.19) werden die Umläufe aus Phase I untereinander – ggf. durch Einfügen von Leerfahrten – verbunden, um möglichst lange Umläufe zu erzeugen, Depotfahrten und -aufenthalte sowie häufige Linienwechsel zu vermeiden. Ein schematisches Beispiel für das Vorgehen zeigt Abb. 3.20. Auch hierbei handelt es sich um einen Greedy-Algorithmus.

Der Algorithmus verwendet vier verschiedene Listen („Stacks“) mit folgenden Funktionen:



**Abbildung 3.20.** Schematisches Beispiel für das Verbinden von Umläufen in Phase II des Umlaufplanungsalgorithmus

- „Stack 1“ und „Stack 2“ sind temporäre Listen, die zur Prüfung der paarweisen Verkettung von Umläufen genutzt werden.
- „Unveränderte Umläufe“ beinhaltet die Umläufe, die nicht mit anderen Umläufen verkettet werden können und somit unverändert bleiben.
- „Neue Umläufe“ enthält die Umläufe, die durch Verkettung zweier oder mehrerer Umläufe generiert werden.

In Stack 1 werden die nach *Ankunft der letzten Fahrgastfahrt* sortierten Umläufe aus Phase I abgelegt. Über diese wird in einer äußeren Schleife iteriert. In jedem Iterationsschritt wird Stack 2 neu erzeugt, indem die in Stack 1 vorhandenen Umläufe kopiert und nach *Abfahrt der ersten Fahrgastfahrt* sortiert werden. Auf diese Weise kann der jeweils frühestmögliche, zulässige Folgeumlauf für den aktuellen Umlauf gefunden werden (Block „Verbinde Umlauf 1 und 2“ in Abb. 3.19). Dies geschieht rekursiv, sodass eine beliebige Anzahl aufeinanderfolgender Umläufe zu einem neuen Umlauf verkettet werden kann. Können die Umläufe verbunden werden und überschreitet der resultierende Umlauf nicht die Fahrzeugreichweite, werden sie aus der Liste „Unveränderte Umläufe“ sowie ggf. aus Stack 1 entfernt; kann kein weiterer Folgeumlauf hinzugefügt werden, wird der entstandene, neue Umlauf zur Liste „Neue Umläufe“ hinzugefügt. Nach Abschluss der Iteration ergibt sich der neue Satz Umlaufpläne durch Vereinigung der Listen „Unveränderte Umläufe“ und „Neue Umläufe“.

Der Funktion zum Verbinden von Umläufen werden zwei Umläufe  $U_1$  und  $U_2$  übergeben. Diese enthalten noch ihre jeweiligen Einsetz- und Aussetzfahrten. Die letzte

Fahrgastfahrt in Umlauf 1 ist  $T_{1,N_1-1}$ , die erste Fahrgastfahrt in Umlauf 2 ist  $T_{2,1}$ . Bei Aufruf der Funktion wird zunächst geprüft, ob die übergebenen Umläufe denselben Fahrzeugtyp aufweisen ( $v_1 = v_2$ ). Ist dies nicht der Fall, ist keine Verbindung möglich.

Dann wird geprüft, ob zur Verbindung ein Linienwechsel notwendig ist ( $r_{1,N_1-1} \neq r_{2,1}$ ). Linienwechsel können per globaler Einstellung erlaubt sein oder nicht. Ist ein Linienwechsel erforderlich, aber nicht erlaubt, können die Umläufe nicht verbunden werden.

Anschließend wird die verfügbare Zeit  $\Delta t_{\text{available}}$  zur Verbindung der beiden Umläufe ermittelt. Eine ggf. nach der letzten Fahrgastfahrt in Umlauf 1 vorhandene Wendezeit wird dabei nicht beschnitten, denn hier muss ein Ladevorgang vorgesehen sein (andernfalls beträgt die Wendezeit Null). Die verfügbare Zeit zwischen den beiden Fahrten beträgt:

$$\Delta t_{\text{available}} = t_{\text{dep},2,1} - (t_{\text{dep},1,N_1-1} + \Delta t_{\text{trip},1,N_1-1} + \Delta t_{\text{pause},1,N_1-1}). \quad (3.85)$$

Ist  $\Delta t_{\text{available}}$  negativ oder größer als die erlaubte, globale Maximalzeit  $\Delta t_{\text{deadhead,max,global}}$ , ist keine Verbindung der Umläufe möglich. Andernfalls wird geprüft, ob die Umläufe mittels Leerfahrt verbunden werden müssen.

Ist keine Leerfahrt erforderlich, da die letzte Fahrgastfahrt in  $U_1$  an demjenigen Ort endet, an dem die erste Fahrgastfahrt in  $U_2$  beginnt ( $d_{1,N_1-1} = o_{2,1}$ ), muss nur die Wendezeit am Ende der Fahrt  $T_{1,N_1-1}$  angepasst werden:

$$\Delta t_{\text{pause},1,N_1-1} = t_{\text{dep},2,1} - (t_{\text{dep},1,N_1-1} + \Delta t_{\text{trip},1,N_1-1}). \quad (3.86)$$

Nun werden die Aussetzfahrt  $T_{1,N_1}$  in  $U_1$  sowie die Einsetzfahrt  $T_{2,0}$  in  $U_2$  gelöscht und die Umläufe  $U_1$  und  $U_2$  werden zu einem neuen Umlauf  $U_3$  verbunden:

$$U_3 = U_1 + U_2 = (v_1, T_{1,0}, \dots, T_{1,N_1}, T_{2,0}, \dots, T_{2,N_2}). \quad (3.87)$$

Ist hingegen eine Leerfahrt erforderlich ( $d_{1,N_1-1} \neq o_{2,1}$ ), wird eine Fahrt  $T_{\text{deadhead}}$  mit folgenden Eigenschaften erstellt:

$$o = d_{1,N_1-1} \qquad d = o_{2,1} \quad (3.88)$$

$$r = r_{2,1} \qquad v = v_1 \quad (3.89)$$

$$L = L_{\text{nav}}(o, d) \qquad \Delta t_{\text{trip}} = \frac{L}{v_{\text{empty}}} \quad (3.90)$$

$$\Delta t_{\text{pause}} = 0 \qquad \Delta t_{\text{delay}} = 0 \quad (3.91)$$

$$t_{\text{dep}} = t_{\text{dep},1,N_1-1} + \Delta t_{\text{trip},1,N_1-1} + \Delta t_{\text{pause},1,N_1-1} \quad (3.92)$$

Kann die Leerfahrt innerhalb der verfügbaren Zeit stattfinden ( $\Delta t_{\text{trip}} \leq \Delta t_{\text{available}}$ ), werden die beiden Umläufe  $U_1$  und  $U_2$  zu einem neuen Umlauf  $U_3$  verbunden. Hierzu

wird die Wendezeit nach der neuen Leerfahrt festgelegt:

$$\Delta t_{\text{pause}} = t_{\text{dep},2,1} - (t_{\text{dep}} + \Delta t_{\text{trip}}). \quad (3.93)$$

Im Unterschied zu Phase I des Algorithmus wird im Anschluss an die Leerfahrt nicht zwingend eine Ladepause zum vollständigen Laden vorgesehen, um die Wahrscheinlichkeit zu erhöhen, dass Umläufe verbunden werden können.

Schließlich wird ein neuer Umlauf  $U_3$  erzeugt, wiederum nach Entfernen der Aussetzfahrt in  $U_1$  und der Einsetzfahrt in  $U_2$ :

$$U_3 = U_1 + U_2 = (v_1, T_{1,0}, \dots, T_{1,N_1}, T_{\text{deadhead}}, T_{2,0}, \dots, T_{2,N_2}). \quad (3.94)$$

Dieser Umlauf wird mittels Algorithmus 1 simuliert und es wird geprüft, ob die Fahrzeugreichweite überschritten ist. Ist dies der Fall, verbleiben  $U_1$  und  $U_2$  in der Liste der unveränderten Umläufe. Ansonsten werden sie aus der Liste entfernt und der neue Umlauf  $U_3$  wird zur Liste neu erzeugter Umläufe hinzugefügt.

Phase II des Umlaufplanungsalgorithmus endet, wenn keine Umläufe mehr in Stack 1 vorhanden sind.

### 3.5 Genetischer Algorithmus zur kostenoptimalen Platzierung von Ladestationen

In Kapitel 2.2.4 wurden bestehende Ansätze zur Ermittlung kostenoptimaler Ladestandorte für Gelegenheitsladung vorgestellt. Die vorgestellten Methoden eignen sich nur bedingt zur Planung von Ladeinfrastruktur für Gelegenheitsladung an Endhaltestellen (OC-T), da stets ausreichende Wendezeiten verfügbar sein müssen. Um diese Limitation zu umgehen, wurde ein neuer Optimierungsansatz entwickelt. Die Idee besteht darin, dass jede mögliche Kombination von Ladestandorten als eigenes Umlaufplanungsproblem aufgefasst wird, welches durch den zuvor entwickelten Greedy-Umlaufplanungsalgorithmus (Kapitel 3.4) schnell zu lösen ist. Wird dieser mit der Umlaufplansimulation zur Ermittlung der Bedarfe an Fahrzeugen, Energie, Personal etc. und der TCO-Berechnung gekoppelt – d. h., wird der gesamte in Abb. 3.1 dargestellte Prozess in einer einzigen Funktion zusammengefasst – lässt sich eine Kostenfunktion mit der Position der Ladestationen als Variable angeben. Dies ist in Abb. 3.21 veranschaulicht.

Da es für diese Kostenfunktion keine analytische Formulierung gibt, wurde als Optimierungsverfahren eine Metaheuristik gewählt. Metaheuristiken sind in der Lage, Optima einer „black box“-Zielfunktion zu finden. Die vorliegende Zielfunktion besitzt binäre Eingangsvariablen und ist diskontinuierlich, da sich bei Hinzu- oder Wegnahme einer

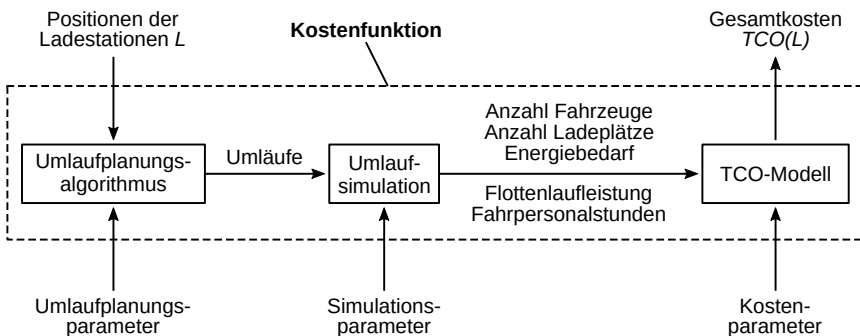


Abbildung 3.21. Kostenfunktion zur Optimierung der Ladestandorte

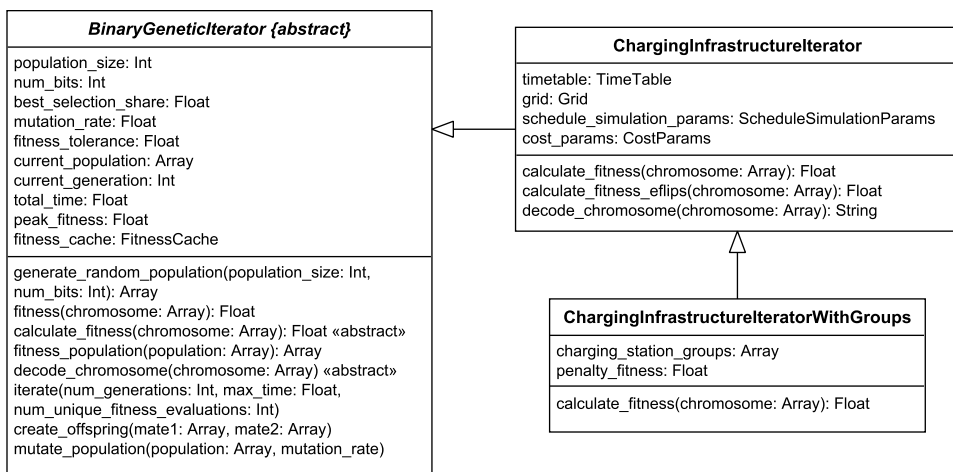


Abbildung 3.22. Klassen für genetischen Algorithmus

Ladestation die Systemkosten sprunghaft ändern. Der genetische Algorithmus ist eine besonders für diskontinuierliche Zielfunktionen geeignete Metaheuristik, die leicht zu implementieren und zudem für parallele Berechnung einsetzbar ist (Haupt und Haupt, 2004, S. 23).

Zum Einsatz eines genetischen Algorithmus wurden die in Abb. 3.22 dargestellten Klassen entwickelt. Die abstrakte Klasse BinaryGeneticIterator enthält die allgemeine, problemunabhängige Funktionalität eines binären genetischen Algorithmus; diese wird im folgenden Abschnitt dokumentiert. Die Klassen ChargingInfrastructureIterator und ChargingInfrastructureIteratorWithGroups beinhalten die problemspezifischen Erweiterungen des genetischen Algorithmus und werden in Ab-

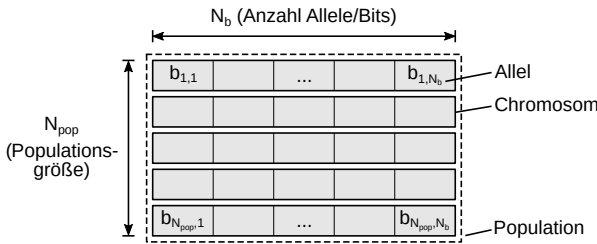


Abbildung 3.23. Datenstruktur für binären genetischen Algorithmus

schnitt 3.5.2 beschrieben.

### 3.5.1 Binärer genetischer Algorithmus

Der in `BinaryGeneticIterator` implementierte Algorithmus orientiert sich an Haupt und Haupt (2004, S. 27–49). Er dient zur Maximierung einer Fitness-Funktion, deren Argumente binäre Variablen sind. Die Anzahl an Variablen definiert die Anzahl an Allelen, die auf einem Chromosom enthalten sind. Binäre Allele werden auch als Bits bezeichnet. Ein Chromosom  $c$  ist durch  $N_b$  Bits  $b_i \in \{0, 1\}$  definiert:

$$c = (b_1, \dots, b_{N_b}). \quad (3.95)$$

Die Anzahl an Chromosomen je Population – die Populationsgröße  $N_{pop}$  – ist vom Benutzer festzulegen. Eine Population  $P$  wird durch eine Matrix der Dimension  $N_{pop} \times N_b$  repräsentiert wie in Abb. 3.23 dargestellt. Die Zeilen stellen die einzelnen Chromosomen dar:

$$P = (c_1, \dots, c_{N_{pop}})^T. \quad (3.96)$$

Bei der Initialisierung des Algorithmus wird eine Zufallspopulation erzeugt, die die nullte Generation darstellt. Anschließend wird die Iteration gestartet. Die in jeder Generation durchgeführten Berechnungsschritte werden im Folgenden dokumentiert.

Zu Beginn jeder neuen Generation wird die Fitness jedes Chromosoms  $F(c_i)$  in der Population ausgewertet und die Population wird nach Fitness sortiert. (Die problemspezifische Fitness-Funktion  $F(c)$  muss innerhalb einer Subklasse implementiert werden.) Die Fitness-Werte werden in einem Cache gespeichert, sodass identische Chromosomen nicht mehrmals ausgewertet werden müssen. Anschließend wird eine Selektion durchgeführt: Die besten  $N_{keep}$  Chromosomen bleiben erhalten, der Rest wird gelöscht.



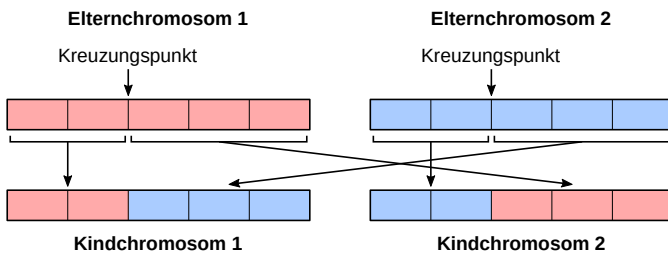


Abbildung 3.24. Kreuzung von Chromosomen mittels einfachem Kreuzungspunkt

$N_{\text{keep}}$  wird durch den vom Benutzer festzulegenden Selektionsanteil  $x_{\text{select}}$  bestimmt:

$$N_{\text{keep}} = \lceil x_{\text{select}} N_{\text{pop}} \rceil. \quad (3.97)$$

Unter diesen besten Chromosomen werden nun zufällig Elternchromosomenpaare ausgewählt, aus denen mittels Kreuzung Kindchromosomen erzeugt werden. Je zwei Elternchromosomen erzeugen zwei Kindchromosomen; deren Allele werden durch einfache Kreuzung an einem zufällig festgelegten Kreuzungspunkt festgelegt (siehe Abb. 3.24). Es werden  $N_{\text{pop}} - N_{\text{keep}}$  neue Kindchromosomen erzeugt, die zunächst in einer temporären Population gespeichert werden. Bevor sie zur ursprünglichen Population hinzugefügt werden, werden sie zufällig mutiert. Die Wahrscheinlichkeit einer Mutation wird durch die Mutationsrate  $\mu$  festgelegt. Die Mutation wird durchgeführt, indem innerhalb der temporären Population eine Anzahl  $N_{\text{mut}}$  Allele mit jeweils zufällig ausgewählter Position modifiziert wird (d.h. von 0 auf 1 und umgekehrt).  $N_{\text{mut}}$  ergibt sich aus

$$N_{\text{mut}} = (N_{\text{pop}} - N_{\text{keep}}) N_b \mu. \quad (3.98)$$

Nach der Mutation werden die Kindchromosomen zur Gesamtpopulation hinzugefügt, sodass deren Größe wieder  $N_{\text{pop}}$  beträgt. Damit wurde eine neue Generation erzeugt und die beschriebenen Berechnungen werden erneut ausgeführt.

Die Iteration endet, wenn eine von drei Abbruchbedingungen erfüllt ist: Eine maximale Anzahl Generationen, eine maximale Iterationsdauer oder eine maximale Anzahl eindeutiger<sup>13</sup> Aufrufe der Fitness-Funktion.

<sup>13</sup>D. h.: Mehrere Aufrufe der Fitness-Funktion für identische Chromosomen werden nicht gezählt.

### 3.5.2 Anwendung des Algorithmus zur Ermittlung kostenoptimaler Ladestandorte

Die in Abb. 3.21 dargestellte Kostenfunktion ist in der Klasse `ChargingInfrastructureIterator` implementiert. Im Interesse einer möglichst kurzen Laufzeit wurden gegenüber dem in Abb. 3.1 dargestellten Arbeitsfluss jedoch zwei Vereinfachungen umgesetzt: Die Jahressimulation (Kapitel 3.2.6), die verschiedene Wetterbedingungen simuliert, wird ersetzt durch eine vereinfachte Berechnung des Jahresenergiebedarfs, und statt des dynamischen TCO-Modells (Kapitel 3.3) wird ein statisches Kostenmodell verwendet.

Als Eingabe wird eine Liste von Ladestandorten  $L$  benötigt. Der Umlaufplanungsalgorithmus erstellt für diese Konfiguration von Ladestationen einen Satz Umläufe, der an die Umlaufsimulation übergeben wird. In dieser werden der Fahrzeugbedarf  $N_{\text{vehicles},v}$  je Fahrzeugtyp  $v$ , die Anzahl Ladeplätze  $N_{\text{slots}}$ , die Laufleistung der Flotte  $L_{\text{fleet},v}$  je Fahrzeugtyp  $v$ , der Flottenenergiebedarf  $E_{\text{fleet},m}$  je Medium  $m$  (Strom, Diesel etc.) und die Fahrpersonalstunden  $\Delta t_{\text{driver}}$  bestimmt. Die Anzahl an Ladestationen  $N_{\text{stations}} = |L|$  ergibt sich als Länge der vorgegebenen Liste von Ladeorten.

Im vereinfachten TCO-Modell werden die einzelnen Kostenelemente jeweils für ein Jahr bestimmt (statt für die gesamte Projektlaufzeit wie im vollständigen Modell). Die Investitionskosten werden durch Division durch die Nutzungsdauer auf ein Jahr umgerechnet. Für die Fahrzeuge ergibt sich:

$$C_{\text{vehicles,invest,a}} = \sum_v \frac{N_{\text{vehicles},v}}{\Delta t_{\text{dp,vehicles},v}} (c_{\text{vehicle},v} + N_{\text{batteries},v} c_{\text{battery},v}) \quad (3.99)$$

mit den Stückkosten  $c$  und der Anzahl ausgetauschter Batterien je Fahrzeugleben

$$N_{\text{batteries},v} = \left\lceil \frac{\Delta t_{\text{dp,vehicles},v}}{\Delta t_{\text{dp,batteries},v}} \right\rceil. \quad (3.100)$$

Die Infrastrukturkosten ergeben sich aus den Kosten je Ladestation (Transformator, Planungs- und Baukosten) und je Ladeplatz (Ladeeinrichtung):

$$C_{\text{infra,invest,a}} = \frac{N_{\text{stations}} c_{\text{station}} + N_{\text{slots}} c_{\text{slot}}}{\Delta t_{\text{dp,infra}}}. \quad (3.101)$$

Für die Betriebskosten (Energie, Fahrzeugwartung, Fahrpersonal) wird angenommen, dass sich die Simulationsergebnisse auf einen Tag beziehen, und der Jahreswert wird

durch Multiplikation mit 365 erhalten:

$$C_{\text{energy},a} = 365 \cdot \sum_m (E_{\text{fleet},m} c_{\text{energy},m}) \quad (3.102)$$

$$C_{\text{maintenance},a} = 365 \cdot \sum_v (L_{\text{fleet},v} c_{\text{maintenance},v}) \quad (3.103)$$

$$C_{\text{driver},a} = 365 \cdot \Delta t_{\text{driver}} \cdot c_{\text{driver}} \quad (3.104)$$

Die Gesamt-Jahreskosten ergeben sich zu

$$C_{\text{total},a} = C_{\text{vehicles,invest},a} + C_{\text{infra,invest},a} + C_{\text{energy},a} + C_{\text{maintenance},a} + C_{\text{driver},a}, \quad (3.105)$$

die spezifischen TCO, bezogen auf die jährliche Produktiv-Fahrleistung, zu

$$TCO = \frac{C_{\text{total},a}}{L_{\text{fleet,prod},a}}. \quad (3.106)$$

Da der genetische Algorithmus das Maximum einer Fitness-Funktion sucht, in diesem Fall jedoch die Kostenfunktion  $TCO$  zu *minimieren* ist, wird als Fitness-Funktion

$$F(c) = -TCO(\text{decode}(c)) \quad (3.107)$$

gesetzt, wobei die Funktion  $\text{decode}(c)$  das aus Binärwerten bestehende Chromosom  $c$  in eine Liste von Ladestandorten decodiert.

Bei der Optimierung der Ladestandorte für große Busnetze ist es zweckmäßig, unpraktikable Lösungen noch vor dem Aufruf der Kostenfunktion als solche zu identifizieren und mit Strafkosten zu belegen, ohne dass die Kostenfunktion ausgeführt wird. Auf diese Weise kann die Berechnung weiter beschleunigt werden. Eine unpraktikable Lösung liegt etwa dann vor, wenn innerhalb des Busnetzes Linien ohne Ladeinfrastruktur auftreten, d. h. an keiner der Endhaltestellen einer Linie ein Ladestandort gesetzt ist. Zur Berücksichtigung solcher Bedingungen wurde die Klasse `ChargingInfrastructureIteratorWithGroups` entwickelt. In dieser wird als zusätzliches Attribut eine Liste von *Standortgruppen* definiert. Damit ein Chromosom mit der in Gl. (3.106) definierten Kostenfunktion ausgewertet wird, muss mindestens ein Standort aus jeder Gruppe auf dem Chromosom enthalten sein, sonst werden als Kosten die vorgegebenen Strafkosten  $TCO_{\text{penalty}}$  gesetzt.

## 3.6 Details zur Implementation

Das in den vergangenen Kapiteln vorgestellte Modell wurde als Paket `eFlips`<sup>14</sup> in der Programmiersprache Python implementiert. Python wurde aufgrund folgender, praktischer Erwägungen gewählt:

- Die Sprache ermöglicht eine konsequente Objektorientierung, kann jedoch ebenfalls als Skriptsprache genutzt werden. Letzteres ist zur Konditionierung von Inputdaten, zur Ausführung von Simulationen und zur Ausgabe von Ergebnissen hilfreich.
- Python-Programme definieren keine fixen Datentypen (*dynamische Typisierung*). Dies reduziert die Komplexität des Codes; beispielsweise kann die aktuelle `location` eines Fahrzeugs (vgl. Abb. 3.7) sowohl mit Objekten vom Typ `GridPoint` als auch mit Objekten vom Typ `GridSegment` belegt werden. Auch wird dem Anwender mehr Flexibilität im Vergleich zu Sprachen mit starker Typisierung eingeräumt: Z.B. kann das Attribut `ID`, das viele Klassen im Modell besitzen, je nach Anwendung ein numerischer oder ein String-Datentyp sein.
- Python-Programme müssen nicht kompiliert werden, sondern werden direkt vom Interpreter ausgeführt. Dies beschleunigt den Entwicklungsprozess und ermöglicht in Verbindung mit der Verwendung als Skriptsprache eine sehr flexible Anwendung.
- Es sind zahlreiche Pakete u. a. zum Datenimport und -export, zur Datenkonditionierung, zur mathematischen Optimierung sowie zum Plotten von Daten frei verfügbar.
- Die Sprache ist kostenfrei verfügbar und quelloffen (open source). Außerdem stehen leistungsfähige, z. T. ebenfalls kostenlos nutzbare Entwicklungsumgebungen zur Verfügung.

Die Infrastruktur zur diskret-eventbasierten Simulation wurde mittels `SimPy` realisiert (Scherfke, 2020). `SimPy` stellt einen zentralen Zeitgeber sowie Klassen für Events, Prozesse und kapazitätsbeschränkte Ressourcen zur Verfügung. Der genetische Algorithmus zur Platzierung von Ladestationen wurde mittels des Paketes `multiprocessing` aus der Python Standard Library mehrkernfähig implementiert.

Das Paket `eFlips` verfügt über verschiedene Module mit folgender Funktionalität:

- `eFlips.grid`: Klassen zur Repräsentation des Streckennetzes (s. Kapitel 3.2.3)
- `eFlips.schedule`: Klassen zur Repräsentation von Umläufen und Fahrplänen (s. Kapitel 3.2.3)

---

<sup>14</sup>eFLIPS: Electric Fleet and Infrastructure Planning/Simulation

- `eFlips.energy`: Klassen für Energie-Subsystem, Ladecontroller, Energiespeicher und Medien (s. Kapitel 3.2.4.1) sowie Klassen zur Darstellung von Energieinhalten und Energieflüssen mit automatischer Umrechnung von Maßeinheiten. Diese ermöglichen es, dass der Benutzer beliebige Maßeinheiten verwenden kann, intern jedoch immer mit festgelegten Einheiten gerechnet wird.
- `eFlips.vehicle`: Klassen für Fahrzeug, Verbraucher (Traktion und Nebenverbraucher) und Flotte (s. Kapitel 3.2.4.2 und 3.2.4.3)
- `eFlips.charging`: Klassen für Ladeinfrastruktur (s. Kapitel 3.2.4.4)
- `eFlips.simpleDepot`: Klassen für Depot (Kapitel 3.2.5)
- `eFlips.simulation`: Klassen zur Ausführung von Umlauf- und Batchsimulationen (Kapitel 3.2.2 und 3.2.6)
- `eFlips.tco`: Klassen für TCO-Berechnungen mit dynamischem Kostenmodell (Kapitel 3.3)
- `eFlips.scheduling`: Umlaufplanungsalgorithmus (Kapitel 3.4)
- `eFlips.osm`: Interface zur Ermittlung von Geokoordinaten mittels OpenStreetMap ([OpenStreetMap Foundation, 2020](#)) sowie zur Routenplanung mittels `openrouteservice` ([Heidelberg Institute for Geoinformation Technology \(HeiGIT\), 2020](#)), das vom Umlaufplanungsalgorithmus verwendet wird
- `eFlips.genetic`: Genetischer Algorithmus zur Optimierung der Schnellladeinfrastruktur (Kapitel 3.5)
- `eFlips.evaluation`: Klassen zum Datenlogging während der Simulation, zur Auswertung der Logdaten sowie zur Ergebnisausgabe in Form von Plots und Reports
- `eFlips.io`: Methoden zum Import und Export von Daten
- `eFlips.misc`: Verschiedene Hilfsmethoden, z.B. zur Umrechnung von Maßeinheiten, und Hilfsklassen für Datenstrukturen
- `eFlips.settings`: Globale Standardeinstellungen.

Abb. 3.25 zeigt – analog zu Abb. 3.1 – den Arbeitsfluss einer TCO-Analyse mit eFLIPS, jedoch mit den vom Benutzer verwendeten Klassen und Modulen.

Die letztendliche Implementation der vorgestellten Klassen unterscheidet sich häufig von der Darstellung in den UML-Klassendiagrammen der vergangenen Kapitel. Die Klassendiagramme beinhalten – wie bereits erwähnt – im Sinne der Übersichtlichkeit nur die wichtigsten Attribute und Methoden und bilden nicht alle Relationen zwischen

verschiedenen Klassen ab. Die tatsächliche Implementation ist somit meist deutlich komplexer. Durch die Verwendung dynamischer Typisierung sind außerdem die in den UML-Diagrammen angegebenen Datentypen nicht strikt, wovon bei der Implementation häufig Gebrauch gemacht wurde. Ein typisches Beispiel hierfür ist die Verwendung von None statt des im UML-Diagramm definierten Datentyps, wenn das jeweilige Attribut nicht benötigt wird oder noch nicht festgelegt ist.

eFlips verfügt über ca. 10 500 Zeilen Code (ohne Kommentare und Leerzeilen). Daneben wurden weitere Pakete mit betreiberspezifischen Funktionen, z. B. dem Import von Umlaufplandaten im betreibereigenen Format, implementiert, die hier aus Gründen der Geheimhaltung nicht dokumentiert werden.

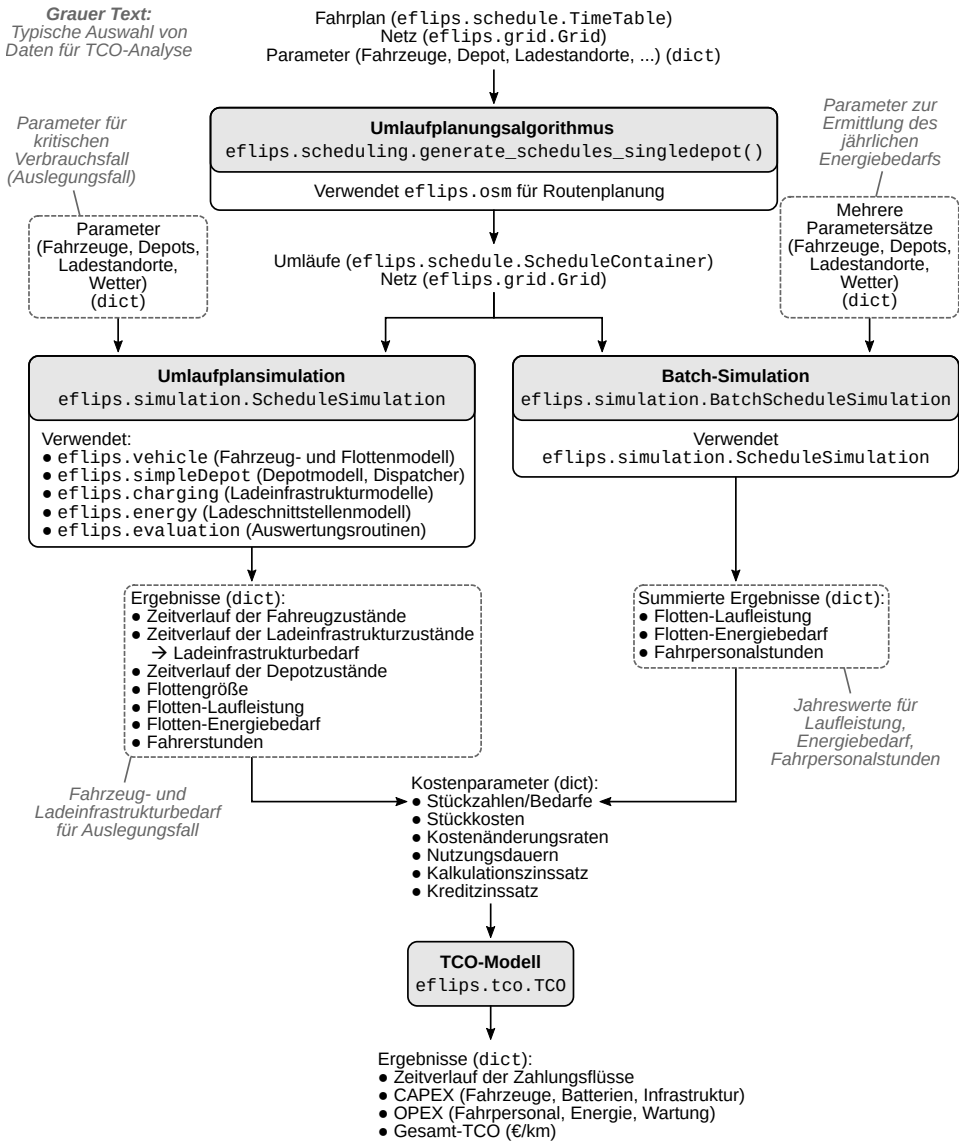


Abbildung 3.25. Arbeitsfluss und verwendete Datentypen für TCO-Analyse mit eFLIPS





## Kapitel 4

# Fallstudie: Elektrifizierung eines Teilliniennetzes

Die Anwendung der in Kapitel 3 entwickelten Methodik wird anhand einer Fallstudie demonstriert. Für diese wird ein reales Busliniennetz analysiert, das aus 39 Linien besteht, davon 28 Tageslinien, 2 Linien mit 24-Stunden-Betrieb und 9 Nachtlinien. Für diese Linien standen Umlaufpläne für den Betrieb mit Dieselmotoren und Verspätungsdaten des Betreibers zur Verfügung.

In diesem Kapitel werden zunächst die zu untersuchenden Fahrzeugtypen und Lade-strategien sowie die Parameter für Fahrzeuge und Ladeinfrastruktur bestimmt. Dann wird mit dem in Kapitel 3 entwickelten Simulationsmodell eine Analyse der bestehenden Umlaufpläne durchgeführt, um die Möglichkeit einer Elektrifizierung ohne die Planung neuer Umläufe zu bewerten. Anschließend werden mittels des Optimierungsalgorithmus für Schnellladestationen und des Umlaufplanungsalgorithmus, die in Kapitel 3 entwickelt wurden, vollständig elektrifizierte Szenarien entworfen, die eine technologiespezifische Bestimmung des jeweiligen Fahrzeug-, Ladeinfrastruktur-, Energie- und Personalbedarfs ermöglichen. Schließlich wird ein TCO-Vergleich jener Szenarien durchgeführt.

### 4.1 Festlegung der Fahrzeug- und Ladeinfrastrukturparameter

Gemäß Vorgabe des Betreibers sollen die Systeme Depotladung (DC) und Gelegenheitsladung an Endhaltestellen (OC-T) miteinander verglichen werden. Als Fahrzeugtypen

kommen Standard- und Gelenkbusse (12 m bzw. 18 m Länge) nach einer linienreinen Zuweisung des Betreibers zum Einsatz.

Basierend auf aktuellen Marktdaten werden fünf Basis-Fahrzeugtypen für Elektrobusse definiert:

- Depotlader mit niedriger Reichweite (120 km)
- Depotlader mit mittlerer Reichweite (200 km)
- Depotlader mit hoher Reichweite (300 km)
- Gelegenheitslader mit 60 km Reichweite und niedriger Ladeleistung (300 kW)
- Gelegenheitslader mit 60 km Reichweite und hoher Ladeleistung (450 kW).

Auf Basis dieser Rahmendaten sind die detaillierten Fahrzeugparameter für Standard- und Gelenkbusse, d. h. für 10 Fahrzeugkonfigurationen insgesamt, festzulegen. Zur Vermeidung herstellerspezifischer Einflüsse werden nicht die Parameter für ein einzelnes Fahrzeugmodell übernommen, sondern es werden repräsentative Werte auf Basis einer Literaturrecherche gewählt. Diese wird in Kapitel 4.1.1 dokumentiert.

Für die spätere Umlaufsimulation muss der Traktionsverbrauch je Fahrzeugtyp festgelegt werden. Hierfür kommen Längsdynamiksimulationen zum Einsatz. Die Parametrierung des Längsdynamikmodells wird in Kapitel 4.1.2 erläutert.

Die Festlegung der Batteriekapazität für jede Fahrzeugkonfiguration und die Ermittlung der Verbrauchswerte für die Umlaufsimulation werden in Kapitel 4.1.3 beschrieben.

### 4.1.1 Parameterrecherche

Die für das in Kapitel 3.2.4 eingeführte Fahrzeugmodell benötigten Parameter sind:

- **Batterieparameter** (Kapitel 3.2.4.1): Nominale Kapazität  $E_{\text{nom}}$ , SOC-Grenzen  $SOC_{\text{min}}$  und  $SOC_{\text{max}}$ , Alterungszustand  $SOH$ , maximale Lade- und Entladerate  $C_{\text{charge}}$  und  $C_{\text{discharge}}$
- **Parameter für Längsdynamikmodell** (Kapitel 3.2.4.2): Antriebswirkungsgrad  $\eta_{\text{drive}}$ , Rollwiderstandsbeiwert  $f_r$ , Luftwiderstandsbeiwert  $c_w$ , Frontfläche  $A_{\text{front}}$ , Drehmassenzuschlagfaktor  $\lambda$ , Leermasse  $m_{\text{kerb}}$ , Zuladung  $m_{\text{payload}}$ . Hierbei ist zu beachten, dass die Leermasse abhängig ist von der gewählten Batteriekapazität  $E_{\text{nom}}$  sowie deren Energiedichte  $\rho_{\text{battery}}$ . Die Zuladung ergibt sich aus der Anzahl Insassen  $N_{\text{passengers}}$ .

- **Parameter für Klimasystemmodell und weitere Nebenverbraucher** (Kapitel 3.2.4.3 und 3.2.4.1): Wärmedurchlässigkeit  $UA$ , Umgebungstemperatur  $T_{\text{ambient}}$ , Fahr-  
gastraumtemperatur  $T_{\text{cabin}}$ , Sonneneinstrahlung  $\dot{q}_{\text{sol}}$ , Einstrahlungsfläche  $A_{\text{sol}}$ , An-  
zahl HVAC-Einheiten  $N_{\text{units}}$ , Leistung sonstiger Nebenverbraucher  $P_{\text{aux,other}}$
- **Parameter für Ladeschnittstelle und Ladestationen** (Kapitel 3.2.4.4): Maximale  
Leistung im Stand und während Fahrt,  $P_{\text{stationary,max}}$  und  $P_{\text{in motion,max}}$ , Totzeit zum  
Docken und Abdocken  $\Delta t_{\text{dock}}$  und  $\Delta t_{\text{undock}}$ , Wirkungsgrad des Ladegeräts  $\eta_{\text{charging}}$
- **Parameter für Dieselfahrzeuge:** Mittlerer, spezifischer Verbrauch  $e_{\text{Diesel}}$ .

#### 4.1.1.1 Batterieparameter

Die Batteriekapazität wird entsprechend der geforderten Reichweite festlegt wie in Kapitel 4.1.3 beschrieben. Als nutzbares SOC-Fenster wird für Depotlader 90 % angenommen (Bünnagel, 2018); es werden  $SOC_{\text{min}} = 0,05$  und  $SOC_{\text{max}} = 0,95$  gesetzt. Für Gelegenheitslader wird aus Krämer (2018), Verband deutscher Verkehrsunternehmen (VDV) (2020) und vertraulichen Daten ein mittleres, nutzbares SOC-Fenster von 85 % ermittelt. Die SOC-Grenzen werden zu  $SOC_{\text{min}} = 0,1$  und  $SOC_{\text{max}} = 0,95$  gesetzt. Als Alterungszustand wird immer das Lebensende der Batterie, d. h.  $SOH = 0,8$  (Kampker et al., 2013, S. 297) angenommen, um sicherzustellen, dass die geforderte Reichweite über das gesamte Batterieleben gewährleistet ist.

Als Zellchemie für Depotlader wird NMC (Nickel-Mangan-Kobalt) vorausgesetzt (vgl. Kapitel 2.1.4.3), die Energiedichte des Batteriesystems wird nach Herstellerdaten zu 171 Wh/kg gesetzt, die maximale C-Rate zum Laden und Entladen zu 0,62 (Akasol AG, 2019). Im Falle der Fahrzeugkonfiguration mit höchster Reichweite (300 km) wird von einer um 20 % höheren Energiedichte ausgegangen. Für Gelegenheitslader wird die Verwendung von LTO-Batterien (Lithiumtitanatoxid) angenommen, für die eine Systemenergiedichte von 53 Wh/kg und eine C-Rate von 4,35 ermittelt werden (Impact Clean Power Technology S.A., 2018).

#### 4.1.1.2 Parameter für Längsdynamikmodell

Der Antriebswirkungsgrad  $\eta_{\text{drive}}$  wird in Kapitel 4.1.2 numerisch ermittelt. Für das Längsdynamikmodell werden  $f_r = 0,0075$  (Mitschke und Wallentowitz, 2014),  $c_w = 0,66$  (Sinhuber et al., 2012),  $A_{\text{front}} = 8,8 \text{ m}^2$  (Sinhuber et al., 2012) und  $\lambda = 1,1$  (Kunith, 2017) gewählt.

Zur Festlegung des Fahrzeugleergewichts ohne Batterie,  $m_{\text{base}}$ , werden die Werte aus Tabelle 4.1 verwendet und arithmetisch gemittelt. Für Standardbusse (12 m) ergeben sich 11 110 kg, für Gelenkbusse (18 m) 16 097 kg. Als Gewicht eines durchschnittlichen

**Tabelle 4.1.** Daten zur Festlegung des Fahrzeugleergewichts ohne Batterie. Die Einträge „Fahrzeug A“ bis „Fahrzeug D“ beruhen auf vertraulichen Informationen und sind daher anonymisiert.

Typ	Modell	Leergewicht (kg)	Batteriegewicht (kg)	Leergewicht ohne Batterie (kg)	Quellen
12 m DC	Irizar ie bus 12	14400	3200	11200	Bünnagel (2018)
12 m DC	Ebusco 2.2	12850	2700	10150	Ebusco B.V. (2020), Bünnagel (2019)
12 m DC	Mercedes eCitaro	13700	2500	11200	Hondius (2018)
12 m OC	Fahrzeug A	12960	2040	10920	
12 m OC	Fahrzeug B	13180	1100	12080	
18 m OC	Fahrzeug C	18710	3126	15584	
18 m OC	Fahrzeug D	19360	2750	16610	

Passagiers werden nach [MAN Nutzfahrzeuge Gruppe \(2008, S. 378\)](#) 68 kg angenommen. Als maximale Besetzung  $N_{\text{passengers,max}}$  – ausgehend von einer Stehplatzdichte von 4 Personen/m<sup>2</sup> – werden 70 Fahrgäste im Standard- und 99 Fahrgäste im Gelenkbus gewählt ([Berliner Verkehrsbetriebe AÖR \(BVG\), \(2018\)](#)).

#### 4.1.1.3 Parameter für Klimasystemmodell und weitere Nebenverbraucher

Die Wärmedurchlässigkeit  $UA$  wird durch grafische Auswertung von [Färber \(2019\)](#) für Standardbusse zu 0,562 W/K ermittelt. In diesem aggregierten Wert sind Abluftwärmeverluste enthalten. Für Gelenkbusse wird der Wert mit dem Verhältnis der Fahrzeuglängen bzw. -oberflächen  $18/12 = 1,5$  multipliziert (0,843 W/K). Als Bezugsfläche  $A_{\text{sol}}$  für die Sonneneinstrahlung wird eine gesamte Fensterseite des Busses angenommen, für die in [Jefferies \(2015\)](#) ein Wert von 11,4 m<sup>2</sup> für Standardbusse ermittelt wird. Für Gelenkbusse wird dieser Wert ebenfalls mit 1,5 multipliziert (17,1 m<sup>2</sup>). Die Sonneneinstrahlung  $\dot{q}_{\text{sol}}$  wird für den Auslegungsfall zu Null gesetzt, da sie den Energiebedarf des Heizsystems reduzieren würde. In der Jahressimulation hingegen wird sie variiert.

Die Umgebungstemperatur wird für den Auslegungsfall zu  $-10\text{ }^{\circ}\text{C}$  gesetzt und für die Jahressimulation variiert. Für die Innentemperatur wird eine außentemperaturabhängige Funktion nach [Verband Deutscher Verkehrsunternehmen \(VDV\) \(2015\)](#) verwendet. Dort werden zwei Kennlinien, „Comfort“ und „Economy“, definiert. Hier wird die

„Economy“-Kennlinie verwendet, deren Ziel ein möglichst geringer Energieeinsatz bei akzeptablem Komfort ist:

$$\frac{T_{\text{cabin}}}{^{\circ}\text{C}} = \begin{cases} 14, & T_{\text{ambient}} \leq -13^{\circ}\text{C} \\ \frac{4}{3} \left( \frac{T_{\text{ambient}}}{^{\circ}\text{C}} + 13 \right) + 14, & -13^{\circ}\text{C} < T_{\text{ambient}} \leq -10^{\circ}\text{C} \\ \frac{1}{32} \left( \frac{T_{\text{ambient}}}{^{\circ}\text{C}} + 10 \right) + 18, & -10^{\circ}\text{C} < T_{\text{ambient}} \leq 22^{\circ}\text{C} \\ \frac{9}{13} \left( \frac{T_{\text{ambient}}}{^{\circ}\text{C}} - 22 \right) + 21, & 22^{\circ}\text{C} < T_{\text{ambient}} \leq 35^{\circ}\text{C} \\ 31, & T_{\text{ambient}} > 35^{\circ}\text{C} \end{cases} \quad (4.1)$$

Für die im Auslegungsfall angenommene Außentemperatur von  $-10^{\circ}\text{C}$  ergibt sich eine Innentemperatur von  $17^{\circ}\text{C}$ .

Die Anzahl HVAC-Einheiten wird – wie bereits in Kapitel 3.2.4.3 erläutert – für Standardbusse auf 1 und für Gelenkbusse auf 2 gesetzt. Alle elektrischen Busse werden mit dem in Kapitel 3.2.4.3 modellierten Wärmepumpensystem simuliert. Die Leistung der sonstigen Nebenverbraucher  $P_{\text{aux,other}}$  wird in Kapitel 4.1.2 numerisch ermittelt.

#### 4.1.1.4 Parameter für Ladeschnittstellen und Ladestationen

Es werden zwei Arten von Ladeschnittstellen modelliert: Schnelllade- und Depotladeschnittstelle. Schnellladeschnittstellen werden mit einer Leistung  $P_{\text{stationary,max}}$  von 300 und 450 kW (Siemens AG, 2020) und einer Totzeit  $\Delta t_{\text{dock}} = \Delta t_{\text{undock}} = 15$  s modelliert. Für Depotladeschnittstellen werden die Leistungen von 150 und 60 kW (Siemens AG, 2020) sowie die Totzeit  $\Delta t_{\text{dock}} = \Delta t_{\text{undock}} = 60$  s angenommen. Für alle modellierten Ladeschnittstellen gilt  $P_{\text{in motion,max}} = 0$ , da sie nur stationär nutzbar sind. Der Wirkungsgrad des fahrzeugseitigen Ladegeräts wird für alle Technologien zu  $\eta_{\text{charging}} = 0,95$  gesetzt.

#### 4.1.1.5 Parameter für Dieselfahrzeuge

Als Referenzfall werden auch Szenarien mit Dieselfahrzeugen generiert. Letztere werden durch Annahme konstanter, mittlerer Verbräuche modelliert; auf die Modellierung von Nebenverbrauchern und Tankeinrichtungen wird verzichtet. Zur Festlegung der Verbräuche stand eine Auswertung des Flottenverbrauchs eines Busbetreibers über ein Jahr zur Verfügung, aus der sich ein mittlerer Verbrauch von  $44,4$  L/100 km für Standardbusse und  $59,4$  L/100 km für Gelenkbusse ergibt.

### 4.1.2 Bestimmung von Antriebswirkungsgrad und Nebenverbraucherleistung

Um repräsentative Verbrauchsdaten für die Umlaufsimulation zu bestimmen, werden für jede Fahrzeugkonfiguration Längsdynamiksimulationen unter Verwendung eines Standardfahrprofils durchgeführt. Zuvor müssen u. a. die Parameter  $\eta_{\text{drive}}$  und  $P_{\text{aux,other}}$  festgelegt werden. Hierzu werden die Aufzeichnungen einer Energiebedarfsmessung anhand von SORT-Fahrzyklen (UITP, 2009) verwendet, die von einem Bushersteller zur Verfügung gestellt wurden. Die Messdaten liefern jeweils für ein SORT-1-, SORT-2- und SORT-3-Profil den spezifischen Verbrauch  $e_{\text{exp,SORT},i}$  eines E-Gelenkbusses mit konstanter Zuladung. Die Leermasse des Fahrzeugs betrug  $m_{\text{kerb}} = 19700$  kg, die Zuladung  $m_{\text{payload}} = 3340$  kg.

Aus der Simulation eines Fahrprofils ergibt sich der spezifische Energiebedarf zu

$$e_{\text{sim}} = \frac{E_{\text{sim}}}{L_{\text{sim}}}. \quad (4.2)$$

Darin ist  $E_{\text{sim}}$  der Gesamtenergiebedarf des Fahrzeugs, der durch Integration von Gl. (3.2) erhalten wird, und  $L_{\text{sim}}$  die zurückgelegte Strecke.

Für die Simulation der SORT-Fahrprofile wird die Leistung des HVAC-Systems in Gl. (3.2) zu  $P_{\text{HVAC}} = 0$  gesetzt, da das Klimasystem während der Messung ausgeschaltet war. Die Parameter  $\eta_{\text{drive}}$  in Gl. (3.26) und  $P_{\text{aux,other}}$  in Gl. (3.2) werden per Least-Squares-Methode bestimmt, sodass gilt:

$$\sum_{i=1}^3 (e_{\text{sim,SORT},i} - e_{\text{exp,SORT},i})^2 \rightarrow \min, \quad (4.3)$$

wobei  $i = 1 \dots 3$  für das jeweilige SORT-Profil steht. Die Approximation liefert  $\eta_{\text{drive}} = 0,86$  und  $P_{\text{aux,other}} = 5,4$  kW. Durch Vergleich mit [Sinhuber et al. \(2012\)](#) erscheinen beide Werte plausibel. Mittels dieser Parameter beträgt die Abweichung des Energiebedarfs zwischen SORT-Experiment und -Simulation unter 2%, wie aus Tabelle 4.2 hervorgeht. Die Parameter werden daher für die weiteren Simulationen verwendet.

Zu beachten ist, dass die ermittelten Werte für einen Gelenkbus gelten.  $\eta_{\text{drive}} = 0,86$  wird ebenfalls für Standardbusse verwendet; die Nebenverbraucherleistung  $P_{\text{aux,other}}$  wird durch 1,34 dividiert, sodass sich für den Standardbus ein Wert von 4 kW ergibt. Der Faktor 1,34 wird aus der Verbrauchsauswertung der Dieselfahrzeuge erhalten ( $59,4/44,4 = 1,34$ ) (Kapitel 4.1.1.5).

Zur Lösung von Gl. (4.3) wird die Funktion `least_squares()` aus dem Python-Paket `scipy.optimize` ([Virtanen et al., 2020](#)) verwendet.

**Tabelle 4.2.** Simulierte und mit einem E-Gelenkbus experimentell ermittelte, spezifische Verbräuche für SORT-Zyklen

Fahrprofil	Spez. Verbrauch (kWh/km)		Relative Abweichung
	Simulation	Experiment	
SORT 1	1,62	1,63	-0,5 %
SORT 2	1,43	1,40	+1,7 %
SORT 3	1,36	1,37	-1,1 %

### 4.1.3 Bestimmung von Batteriekapazität und spezifischem Verbrauch

Um die zu Beginn des Kapitels festgelegten Fahrzeugreichweiten zu gewährleisten, muss die Batteriekapazität für jede Fahrzeugkonfiguration entsprechend angepasst werden. Die Reichweite  $R_{\text{sim}}$  für eine vorgegebene Fahrzeugkonfiguration wird durch Simulation unter Verwendung des in Kapitel 3.2.4 eingeführten Fahrzeugmodells ermittelt. Die zu erzielende, vorgegebene Reichweite sei  $R_0$ . Da die im objektorientierten, eventbasierten Modell implementierten Modellgleichungen nicht explizit nach der Batteriekapazität  $E_{\text{nom}}$  aufgelöst werden können, muss die Gleichung

$$R_{\text{sim}}(E_{\text{nom}}) = R_0 \quad (4.4)$$

numerisch gelöst werden, um  $E_{\text{nom}}$  zu erhalten. Hierzu wird die Funktion `root_scalar()` des Python-Pakets SciPy (Virtanen et al., 2020) genutzt.

Die Reichweite  $R_{\text{sim}}(E_{\text{nom}})$  wird aus der vorgegebenen Batteriekapazität  $E_{\text{nom}}$  und dem aus der Simulation ermittelten, spezifischen Energiebedarf  $e_{\text{sim}}(E_{\text{nom}})$  berechnet:

$$R_{\text{sim}}(E_{\text{nom}}) = \frac{E_{\text{nom}} \text{SOH} (SOC_{\text{max}} - SOC_{\text{min}})}{e_{\text{sim}}(E_{\text{nom}})}. \quad (4.5)$$

Der spezifische Energiebedarf folgt aus dem Gesamtenergiebedarf des Fahrzeugs für den simulierten Umlauf bzw. das simulierte Fahrprofil,  $E_{\text{sim}}$ , und der zurückgelegten Strecke  $L_{\text{sim}}$ :

$$e_{\text{sim}} = \frac{E_{\text{sim}}(E_{\text{nom}})}{L_{\text{sim}}}. \quad (4.6)$$

$E_{\text{sim}}$  wird durch Integration von Gl. (3.2) erhalten.

Die Batteriekapazität  $E_{\text{nom}}$  wird so festgelegt, dass die Reichweite  $R_0$  für ein SORT-2-Fahrprofil (Durchschnittsgeschwindigkeit 18 km/h) (UITP, 2009) bei einer Außentemperatur von  $T_{\text{ambient}} = -10^\circ\text{C}$  eingehalten wird. Das SORT-2-Profil wird gewählt, da sei-

ne Durchschnittsgeschwindigkeit sehr gut mit der mittleren Beförderungsgeschwindigkeit im Buslinienetz des Busbetreibers übereinstimmt (18,0 km/h, siehe [BVG Berliner Verkehrsbetriebe AöR, 2019](#)). Das Fahrprofil wird mittels des Längsdynamikmodells (Kapitel 3.2.4.2) simuliert. Bei der Berechnung der Fahrwiderstände in Gl. (3.28)–(3.29) wird das Batteriegewicht berücksichtigt:

$$m_{\text{kerb}}(E_{\text{nom}}) = m_{\text{base}} + m_{\text{battery}}(E_{\text{nom}}), \quad (4.7)$$

wobei  $m_{\text{base}}$  das Gewicht des Busses ohne Batterie ist. Das Batteriegewicht wird bestimmt durch die Batteriekapazität und die Energiedichte des Batteriesystems:

$$m_{\text{battery}}(E_{\text{nom}}) = E_{\text{nom}} \rho_{\text{battery}}. \quad (4.8)$$

Als Zuladung werden 50 % der Maximalbesetzung  $N_{\text{passengers,max}}$  gewählt:

$$m_{\text{payload}} = 0,5 N_{\text{passengers,max}}. \quad (4.9)$$

Eine Zusammenfassung aller Fahrzeugparameter und die aus der SORT-2-Simulation erhaltenen Verbrauchswerte sind in Tabelle 4.3 aufgeführt.

## 4.2 Untersuchung bestehender Fahrzeugumläufe

Zur Analyse der Elektrifizierbarkeit bestehender, für Dieselfahrzeuge entworfener Umläufe werden Simulationen der 317 Fahrzeugumläufe durchgeführt, mit denen die 39 Linien an einem Wochentag bedient werden. Da die Umläufe nicht linienrein sind, sind auch Fahrten auf anderen Linien außerhalb des Untersuchungsgebiets enthalten. Die Simulationen werden für den in Kapitel 4.1 definierten Auslegungsfall (−10 °C Außentemperatur, 17 °C Innentemperatur, Traktionsverbrauch aus SORT-2-Fahrprofil) mit den in Tabelle 4.3 angegebenen Fahrzeugparametern durchgeführt.

Für die Simulationen mit Gelegenheitsladung müssen die Positionen der Ladestationen vorgegeben werden. Der in Kapitel 3.5 entwickelte Algorithmus zur optimierten Platzierung von Ladeinfrastruktur kann an dieser Stelle nicht angewendet werden, da er stets neue Fahrzeugumläufe erstellt. Stattdessen wird ein „best case“ definiert, in dem an *jeder* Endhaltestelle und an *jedem* Ein- und Aussetzpunkt eine Lademöglichkeit besteht, unabhängig davon, wie häufig diese angefahren werden. Auf diese Weise ergeben sich 128 Ladestationen wie in Abb. 4.1 dargestellt. Die Anzahl der Ladeplätze je Station wird auf einen hohen Wert gesetzt (50), der gewährleistet, dass Fahrzeuge stets einen freien Ladeplatz vorfinden. Können in diesem Bestfall Umläufe mangels verfügbarer Ladezeit nicht elektrisch bedient werden, so wird dies bei einer realitätsnäheren Positionierung der Ladeinfrastruktur mit weniger Ladestationen ebenfalls der Fall sein.



**Tabelle 4-3. Fahrzeugparameter für Umlaufsimulation. Werte der Form X/Y gelten jeweils für Standard- und Gelenkbusse.**

	Depotladung			Gelegenheitsladung		Quellen, Bemerkungen
	kurze Reichw.	mittl. Reichw.	hohe Reichw.	niedr. Leistg.	hohe Leistg.	
Geforderte Reichweite (km)	120	200	300		60	Bünnagel (2018); Ebusco B.V. (2019);
Basisgewicht (kg)			11110/16097			Hondius (2018)
Leergewicht (kg)	12646/18164	13696/19638	14383/20604	13764/19734		Fahrzeug + Batterie
Max. Besetzung			70/99			Berliner Verkehrsbetriebe AöR (BVG) (2018)
UA-Wert (kW/K)			0,562/0,843			Färber (2019)
Einstrahlungsfläche (m <sup>2</sup> )			11,4/17,1			Jefferies (2015)
NV-Leistung ohne HVAC (kW)			4,0/5,4			Simulation
Anz. HVAC-Einheiten			1/2			
<b>Batterieparameter</b>						
- Energiedichte (Wh/kg)	171	171	205		53	Akasol AG (2019); Impact Clean Power Technology S.A. (2018)
- Kapazität (kWh)		431/606	658/925		137/193	Simulation
- SOC (min-max)	252/353	0,05-0,95		0,10-0,95		Bünnagel (2018)
- Max. C-Rate		0,62			4,35	Akasol AG (2019); Impact Clean Power Technology S.A. (2018)
- SOH			0,80			
<b>Parameter Schnellladung</b>						
- Ladeleistung (kW)				300	450	
- Wirkungsgrad					0,95	
- Totzeit An-Abdocken (s)					15-15	
<b>Parameter Depotladung</b>						
- Ladeleistung (kW)			60-150			
- Wirkungsgrad			0,95			
- Totzeit An-Abdocken (s)			60-60			
Traktionsverbrauch (kWh/km) <sup>a</sup>	0,73/0,99	0,77/1,05	0,80/1,09		0,77/1,06	Simulation
Gesamtverbrauch (kWh/km) <sup>a</sup>	1,51/2,12	1,55/2,18	1,58/2,22		1,55/2,18	Simulation

<sup>a</sup> SORT 2, -10/17°C, 50% Besetzung

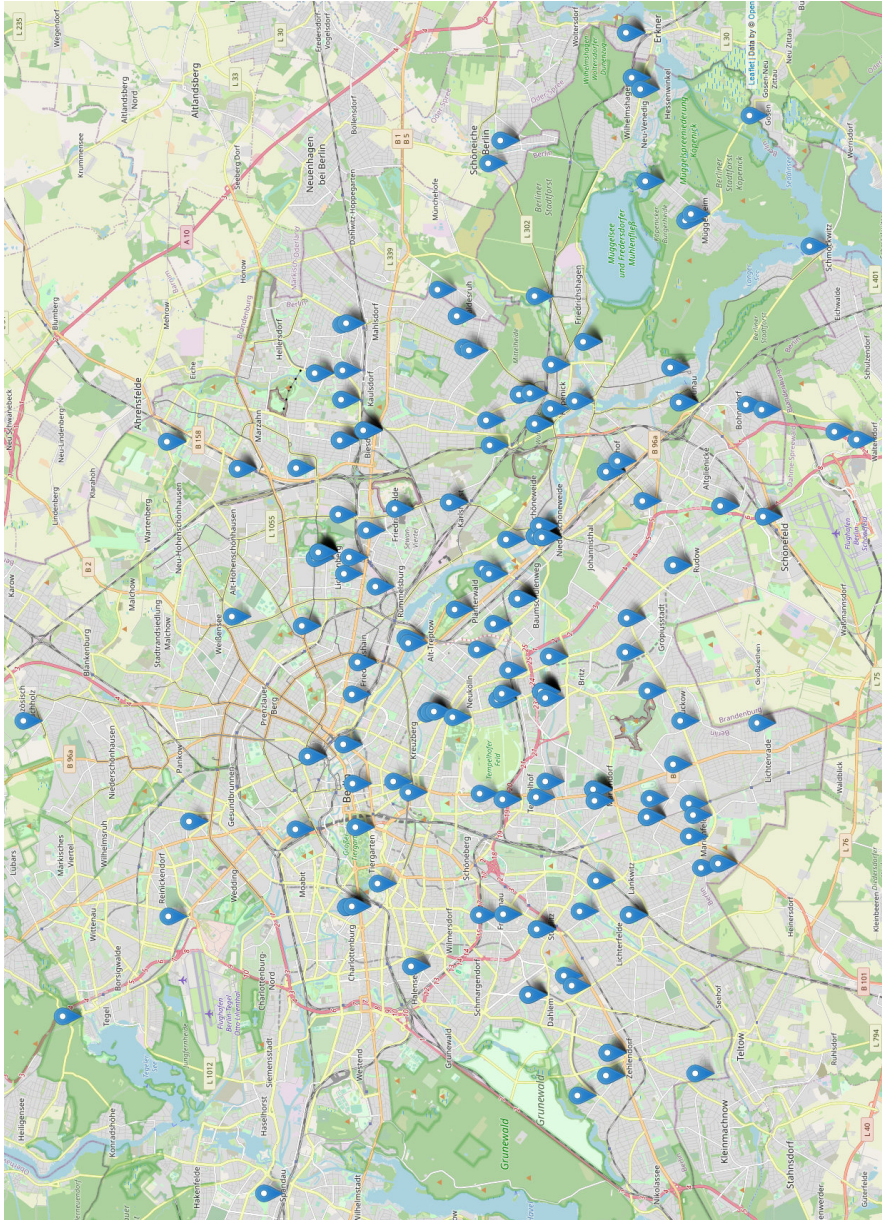


Abbildung 4.1. Positionen der Ladestationen bei der Simulation bestehender Fahrzeugumläufe

Bei der Simulation bestehender Umläufe ist von Interesse, ob der Ladezustand der Fahrzeuge während des Umlaufs innerhalb des erlaubten SOC-Bereichs bleibt, ggf. inklusive einer Reserve, die von jedem Punkt im Netz aus eine sichere Rückkehr ins Depot ermöglicht. Lade- und Servicevorgänge im Depot sind für diesen Anwendungsfall nicht relevant; daher wird das Depotmodell `SimpleDepot` genutzt (vgl. Kapitel 3.2.5), das keine Depotvorgänge abbildet und für jeden Umlauf ein neues Fahrzeugobjekt mit voll geladener Batterie generiert.

Die zeitliche Auflösung der Simulationen beträgt 1 Sekunde. Die Simulationen werden für pünktlichen und verspäteten Betrieb ausgeführt. Im letzteren Fall werden die Wendezeiten an den Endhaltestellen gekürzt, sodass möglichst eine pünktliche Abfahrt erfolgt (es sei denn, die Verspätung bei Ankunft ist größer als die verfügbare Wendezeit). Dies hat bei Gelegenheitsladung zur Folge, dass Verspätungen zu verkürzten oder fehlenden Ladevorgängen führen.

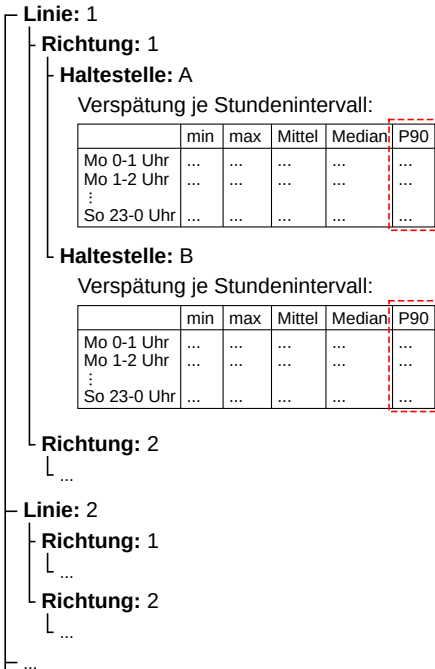
Es standen historische Verspätungsdaten einer Kalenderwoche zur Verfügung, die automatisch vom rechnergestützten Betriebsleitsystem (RBL) des Betreibers generiert wurden. Diese geben die Fahrplanabweichung für jede einzelne Fahrgastfahrt an jeder Haltestelle an. Die Daten werden zu stundenweisen Werten aggregiert wie in Abb. 4.2 schematisch dargestellt. Dabei wird unterschieden nach Linie und Fahrtrichtung (letztere ist i. d. R. mit 1 oder 2 gekennzeichnet). Die Unterscheidung nach Fahrtrichtung ist relevant, da je nach Fahrtrichtung die Verspätungsmaxima zu unterschiedlichen Tageszeiten auftreten, insbesondere bei Linien, die Außenbezirke mit dem Stadtkern verbinden. Auf diese Weise ergibt sich eine Verspätungsfunktion

$$\text{delay} = \text{delay}(r, \text{dir}, d, t, \text{metric}) \quad (4.10)$$

mit der Linie  $r$ , der Richtung  $\text{dir}$ , der Haltestelle  $d$  und der Uhrzeit  $t$ . Mit  $\text{metric}$  wird spezifiziert, welche Kennzahl für die Verspätungen im jeweiligen Stundenintervall ausgewertet werden soll: Minimum, Maximum, arithmetisches Mittel, Median oder ein Perzentil. Für die Simulationen wird das 90. Perzentil gewählt, d. h. 90 % der auftretenden Verspätungen sind kleiner als der gewählte Wert.

Da die erfassten Verspätungswerte z. T. nicht plausibel sind – auf einzelnen Fahrten ergeben sich zwischen aufeinanderfolgenden Haltestellen bei Berücksichtigung der Verspätungen negative Fahrzeiten – werden nur die Verspätungen an den Endhaltestellen berücksichtigt. Die Verspätung bei Ankunft an der Endhaltestelle wird gleichmäßig auf alle `SegmentNodes` der jeweiligen Fahrt verteilt. Bezeichnet  $\Delta t_{\text{delay}}$  die Verspätung an der Endhaltestelle und umfasst die Fahrt  $N_{\text{seg}}$  `SegmentNodes` (zur Definition der Terminologie siehe Kapitel 3.2.3), wird jedem Segment die Verspätung

$$\Delta t_{\text{delay,seg}} = \frac{\Delta t_{\text{delay}}}{N_{\text{seg}}} \quad (4.11)$$



**Abbildung 4.2.** Bestimmung der Verspätungen durch stundenweise Aggregation

zugewiesen. Da diese in der Simulation als Fahrtzeitverlängerung definiert ist, gilt

$$\Delta t_{\text{delay}} = \sum_{i=1}^{N_{\text{seg}}} \Delta t_{\text{delay,seg},i} \quad (4.12)$$

Die Simulationsergebnisse sind in Abb. 4.3 wiedergegeben. Die Spalten stellen die einzelnen Szenarien bzw. Fahrzeugkonfigurationen dar, die Zeilen beziehen sich jeweils auf pünktlichen und verspäteten Betrieb. Innerhalb der Kuchendiagramme ist die jeweilige Anzahl an Umläufen angegeben, für die Folgendes gilt:

- Grün: Die Umläufe lassen sich innerhalb der zulässigen SOC-Grenzen der Batterie bedienen, eine Reichweitenreserve von 10 km wird zu keinem Zeitpunkt unterschritten.
- Gelb: Die SOC-Grenzen der Batterie werden eingehalten, die Reichweitenreserve von 10 km wird jedoch mindestens einmal während des Umlaufs unterschritten.
- Rot: Die Umläufe verletzen die SOC-Grenzen der Batterie und lassen sich somit nicht

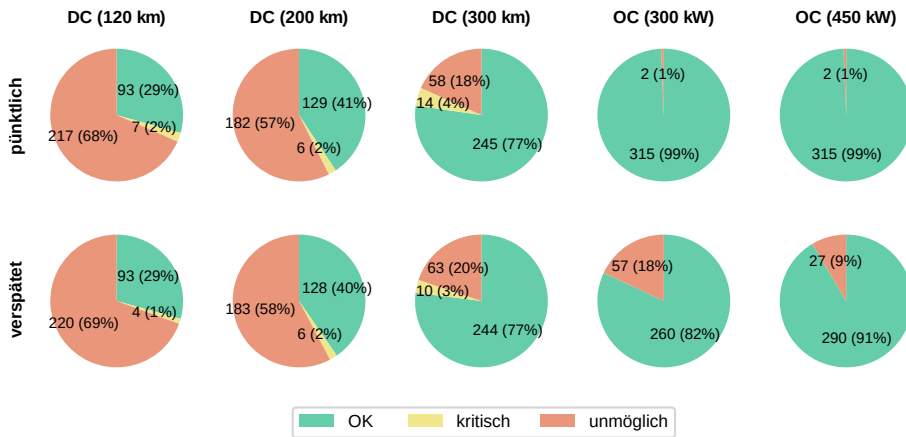


Abbildung 4.3. Simulationsergebnisse für bestehende Diesel-Fahrzeugumläufe

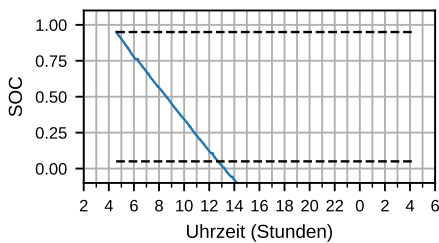
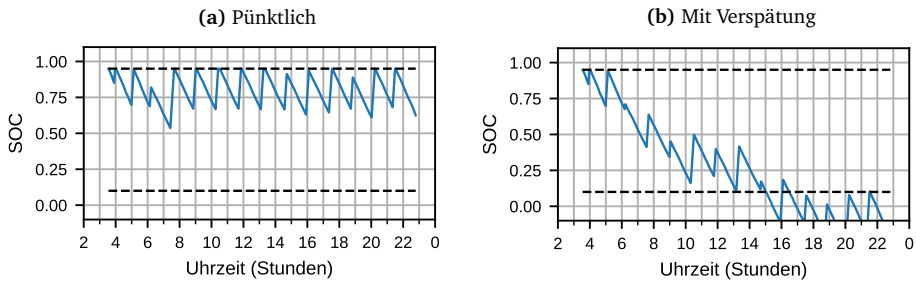


Abbildung 4.4. Typischer Zeitverläufe des Ladezustands mit Depotladung (120 km Reichweite) bei bestehenden Umläufen, mit Verspätung

mit der jeweiligen Fahrzeugkonfiguration bedienen.

Im Szenario mit Depotladern mit einer Reichweite von 120 km – dies entspricht der Reichweite aktuell beschaffter Fahrzeuge (Fülling, 2019) – lassen sich nur knapp ein Drittel der Umläufe unverändert bedienen. Wird die Reichweite auf 300 km erhöht, lassen sich 77 % der Umläufe bedienen. Die Ergebnisse für Depotladung sind kaum abhängig von der berücksichtigten Verspätung. Abb. 4.4 zeigt beispielhaft den SOC-Verlauf eines Fahrzeugs mit Depotladung und einer Reichweite von 120 km: Der zulässige Ladezustand wird bereits nach ca. 8 Stunden verlassen, der Umlauf kann also nicht unverändert bedient werden.

Im Fall der Gelegenheitslader lassen sich bei Annahme pünktlichen Betriebs bereits mit



**Abbildung 4.5.** Typische Zeitverläufe des Ladezustands mit Gelegenheitsladung (300 kW) bei bestehenden Umläufen

der niedrigeren Ladeleistung von 300 kW fast alle Umläufe (99 %) elektrisch betreiben. Der Einfluss der Verspätung ist allerdings erwartungsgemäß wesentlich ausgeprägter als bei der Depotladung: Wird diese berücksichtigt, können 18 % bzw. 9 % der Umläufe nicht bedient werden. Abb. 4.5 zeigt dies beispielhaft anhand des SOC-Verlaufes eines Fahrzeugs jeweils ohne Verspätung (a) und mit Verspätung (b) auf demselben Umlauf: Im Verspätungsfall werden die Ladepausen derart verkürzt, dass der Ladezustand im Laufe des Tages den zulässigen Bereich verlässt.

Hinsichtlich des Anteils elektrisch bedienbarer Umläufe bei Gelegenheitsladung ist zu beachten, dass die Anzahl der Ladestationen einen theoretischen Bestfall darstellt. Es ist davon auszugehen, dass der Anteil nicht bedienbarer Umläufe deutlich steigt, wenn die Ladestationen wie in der Praxis üblich nur an stark frequentierten Endhaltestellen positioniert werden. Dies wird in [Jefferies und Göhlich \(2018\)](#) für ein anderes Liniennetz gezeigt; das dortige Vorgehen führt im Verspätungsfall zu einem Anteil nicht bedienbarer Umläufe von 42 %.

Es ist festzustellen, dass kein Szenario eine unveränderte Bedienung aller Umläufe mit Elektrobussen gestattet. Die im Literaturüberblick (Kapitel 2.5) vorgestellten Ansätze zur TCO-Analyse von Elektrobussen, die von vollständig unverändert bedienbaren Umläufen ausgehen, könnten somit auf das vorliegende Liniennetz nicht angewendet werden.

### 4.3 Szenarien zur vollständigen Elektrifizierung des Liniennetzes

Nachdem im vergangenen Kapitel gezeigt wurde, dass eine Elektrifizierung des betrachteten Busnetzes unter Beibehaltung der bestehenden Umläufe nicht möglich ist,

**Tabelle 4.4.** Szenarien für vollständige Elektrifizierung und TCO-Vergleich

	Szenario Nr.	Umlaufplanungsfall	Ladeleistung Strecke (kW)	Ladeleistung Depot (kW)
E-Bus-Basis-szenarien	1	DC (120 km)	–	150
	2	DC (200 km)	–	150
	3	DC (300 km)	–	150
	4	OC-T (300 kW)	300	150
	5	OC-T (450 kW)	450	150
Reduzierte Ladeleistung im Depot	6	DC (200 km)	–	60
	7	OC-T (300 kW)	300	60
Referenzszenario	8	Diesel	–	–

werden im Folgenden Szenarien entwickelt, in denen die 39 Linien vollständig elektrisch bedient werden können.

Es werden fünf Basisszenarien für elektrische Busse entsprechend den in Tabelle 4.3 definierten Fahrzeugtypen und ein Diesel-Referenzszenario festgelegt, für die jeweils eine eigene Umlaufplanung und – im Falle der Gelegenheitsladung – eine Optimierung der Ladestandorte durchzuführen sind. In allen E-Bus-Basisszenarien wird mit einer Ladeleistung von 150 kW im Depot gerechnet. Außerdem wird jeweils für Depot- und Gelegenheitsladung ein weiteres Szenario definiert, in dem die Ladeleistung im Depot auf 60 kW reduziert wird; hierfür ist keine erneute Umlaufplanung erforderlich. Exemplarisch werden dafür der Depotladungs-Fall mit mittlerer Reichweite und der Gelegenheitsladungs-Fall mit niedriger Ladeleistung auf der Strecke gewählt. Tabelle 4.4 zeigt eine Übersicht der Szenarien.

### 4.3.1 Umlauf- und Ladeinfrastrukturplanung

#### 4.3.1.1 Annahmen und Parameter für die Umlaufplanung

Zur Ausführung des in Kapitel 3.4 eingeführten Umlaufplanungsalgorithmus wird ein TimeTable benötigt. Dieser wird aus den verwendeten Diesel-Fahrzeugumläufen generiert, indem Leerfahrten und Fahrten auf anderen als den 39 zu betrachtenden Linien gelöscht werden. Außerdem muss ein Zeitfenster für die zu berücksichtigenden Fahrgastfahrten definiert werden. Dieses ist so zu wählen, dass der Zeitraum mit maximalem Fahrzeugbedarf erfasst wird; dies ist i. d. R. an Wochentagen der Fall. Dabei ist zu beachten, dass sich Fahrpläne am Freitag und am Montag vereinzelt von denen in

**Tabelle 4.5.** Globale Parameter für Umlaufplanung

Parameter	Symbol	Wert	Einheit
Minimale Wendezeit	$\Delta t_{\text{pause,min,global}}$	0	min
Maximale Wendezeit	$\Delta t_{\text{pause,max,global}}$	45	min
Max. Dauer Deadheading	$\Delta t_{\text{deadhead,max,global}}$	45	min
Geschwindigkeit Leerfahrten	$v_{\text{empty}}$	25	km/h
Linienwechsel			
- Phase I		nicht erlaubt	
- Phase II		erlaubt	

der Wochenmitte (Dienstag bis Donnerstag) unterscheiden können, da in den Nächten zu Samstag und Montag Einflüsse des Wochenendfahrplans vorhanden sein können.

Als repräsentativer Wochentag wird daher Dienstag gewählt. Es werden jeweils alle Fahrgastfahrten innerhalb eines 24-Stunden-Zeitfensters erfasst, sodass die entstehenden Umläufe tageweise wiederholbar sind. Für die Tages- und 24-Stunden-Linien wird der Zeitraum von 3:00 Uhr bis 3:00 Uhr gewählt, d. h., alle Abfahrten zwischen Dienstag 3:00 Uhr und Mittwoch 2:59 Uhr werden berücksichtigt. Dies entspricht der Definition eines Betriebstages des Busbetreibers. Bei den Nachtlinien werden alle Abfahrten am Dienstagabend und in der Nacht zum Mittwoch berücksichtigt, sodass diese ggf. von Fahrzeugen übernommen werden können, die ihren Dienst auf Tageslinien beenden. Auf diese Weise ergeben sich 4748 Fahrgastfahrten.

Die bestehenden Umläufe zur Bedienung der 39 Linien sind verschiedenen Depots zugeordnet. Für die Untersuchung werden die Linien in einem einzigen E-Bus-Depot zusammengefasst.

Es wird eine minimale Wendezeit von Null festgelegt, da die Fahrpläne einiger Linien an einer von beiden Endhaltestellen Nullwenden vorsehen. Auf diesen Linien würde eine minimale Wendezeit größer Null zu Einbußen beim Umlaufwirkungsgrad führen. Für die maximale Wendezeit sowie die maximale Dauer und die durchschnittliche Geschwindigkeit von Leerfahrten werden Annahmen getroffen, die in Tabelle 4.5 aufgelistet sind. Um häufige Linienwechsel zu vermeiden, werden diese nur in Phase II des Umlaufplanungsalgorithmus zugelassen.

Verspätungen werden bei der Umlaufplanung in *allen* Szenarien berücksichtigt, d. h. die festgelegten Wendezeiten sind mindestens so lang, dass auch im Verspätungsfall ein pünktlicher Beginn der Folgefahrt möglich ist (vgl. Kapitel 3.4.1). Aus technischer Sicht wäre es denkbar, Verspätungen nur bei Gelegenheitsladung zu berücksichtigen, da nur diese Technologie auch im Verspätungsfall feste Ladezeiten an den Endhaltestellen benötigt. Dieses Vorgehen würde allerdings dazu führen, dass die durchschnittliche



**Tabelle 4.6.** Fahrzeugparameter für Umlaufplanung. Werte der Form X/Y gelten jeweils für Standard- und Gelenkbusse.

Parameter	Symbol	Einheit	Depotladung		
			E-Bus, Diesel	120 km	200 km
Nutzbare Kapazität <sup>a</sup>	$E_{\text{sched}}$	kWh, L	167/232	297/417	458/644
Traktionsverbrauch <sup>b</sup>	$e_{\text{traction}}$	kWh/km, L/km	0,73/0,99	0,77/1,05	0,80/1,09
NV-Leistung, Fahrt	$P_{\text{aux,driving}}$	kW	11,6/16,8	11,6/16,8	11,6/16,8
NV-Leistung, Pause	$P_{\text{aux,pausing}}$	kW	11,6/16,8	11,6/16,8	11,6/16,8
Ladeleistung	$P_{\text{charge}}$	kW	0	0	0
Totzeit	$t_{\text{dead}}$	s	0	0	0

Parameter	Symbol	Einheit	Gelegenheitsladung		Diesel
			E-Bus, Diesel	300 kW	
Nutzbare Kapazität <sup>a</sup>	$E_{\text{sched}}$	kWh, L	93/131	93/131	251/288
Traktionsverbrauch <sup>b</sup>	$e_{\text{traction}}$	kWh/km, L/km	0,78/1,06	0,78/1,06	0,444/0,594 <sup>c</sup>
NV-Leistung, Fahrt	$P_{\text{aux,driving}}$	kW	11,6/16,8	11,6/16,8	0
NV-Leistung, Pause	$P_{\text{aux,pausing}}$	kW	11,6/16,8	11,6/16,8	0
Ladeleistung	$P_{\text{charge}}$	kW	270	405	0
Totzeit	$t_{\text{dead}}$	s	60	60	0

<sup>a</sup>Nach Abzug einer Reserve von 10 km (E-Bus) bzw. 20 km (Diesel)

<sup>b</sup>Bei E-Bussen für SORT-2-Profil; bei Dieselbussen Jahresmittel

<sup>c</sup>Gesamtverbrauch

Pünktlichkeit in den Szenarien mit Gelegenheitsladung höher ausfiele als in den Szenarien mit Depotladung und Dieselantrieb. Dadurch würde die TCO-Analyse in zweifacher Hinsicht verzerrt: Einerseits würden Systeme mit unterschiedlicher Pünktlichkeit und somit unterschiedlicher Beförderungsqualität miteinander verglichen; andererseits würden die Systeme mit Gelegenheitsladung gegenüber den anderen Systemen mit zusätzlichen, nicht direkt technologiebedingten Mehrkosten durch die Verspätungsreserve belastet. Technologiebedingte Mehrkosten entstehen bei der Gelegenheitsladung lediglich durch die erforderliche Ladezeit. Aus diesem Grund werden in *allen* Szenarien Verspätungen bei der Bestimmung der Mindestwendezeit eingeplant.

Wie in Kapitel 3.4 erläutert, verwendet der Umlaufplanungsalgorithmus nicht das Fahrzeugmodell aus der Systemsimulation, sondern ein vereinfachtes Modell. Die hierfür festgelegten Parameter sind in Tabelle 4.6 zu finden; sie ergeben sich wie folgt aus den Parametern in Tabelle 4.3, sofern dort nicht bereits aufgeführt:

- Die planmäßig nutzbare Speicherkapazität  $E_{\text{sched}}$  ergibt sich aus der effektiv nutzba-

ren Batteriekapazität  $E_{\text{eff}}$  (Gl. 3.22) abzüglich einer Reichweitenreserve:

$$E_{\text{sched}} = E_{\text{eff}} - e_{\text{total}} L_{\text{reserve}}, \quad (4.13)$$

worin  $e_{\text{total}}$  den spezifischen Gesamtverbrauch für ein SORT-2-Fahrprofil und  $L_{\text{reserve}}$  die Restreichweite, die planmäßig nicht unterschritten werden soll, bezeichnen.

- Die Nebenverbraucherleistungen sind jeweils die Summe der Leistungen des Klimasystems und der sonstigen Nebenverbraucher. Die Leistung des Klimasystems wird mit dem Modell aus Kapitel 3.2.4.3 für eine Außentemperatur von  $-10\text{ °C}$ , eine solare Einstrahlung von  $0\text{ W/m}^2$  und ohne Passagiere bestimmt. Die Leistung der sonstigen Nebenverbraucher folgt aus Tabelle 4.3. Es wird angenommen, dass alle Nebenverbraucher während der Wendezeit weiterlaufen, daher gilt  $P_{\text{aux,pausing}} = P_{\text{aux,driving}}$ .
- Bei den Dieselfahrzeugen wird als Traktionsverbrauch der Gesamtverbrauch angenommen, da keine Daten zur Nebenverbraucherleistung und deren Umrechnung in eine Brennstoffleistung vorliegen.
- Die Ladeleistung bei Gelegenheitsladung ergibt sich aus Tabelle 4.3 unter Berücksichtigung des dort angegebenen Wirkungsgrades.
- Die Totzeit bei Gelegenheitsladung wird gegenüber den Werten in Tabelle 4.3 verdoppelt, um einen zusätzlichen Puffer zum Rangieren beim Anfahren der Ladestation einzuplanen.

Die angegebenen Ladeleistungen gelten nur für das Laden an Endhaltestellen. Da dies bei Depotladung und Diesel nicht vorgesehen ist, wird die Ladeleistung dort zu Null gesetzt.

#### 4.3.1.2 Bestimmung kostenoptimierter Ladestandorte

Zur Bestimmung kostenoptimierter Ladestandorte mittels des in Kapitel 3.5 eingeführten Optimierungsalgorithmus wird zunächst eine Modifikation des `TimeTable` bzw. des zugehörigen `Grid` vorgenommen. Die Daten des Busbetreibers sehen häufig mehrere Netzpunkte (`GridPoints`) pro Haltestelle vor, z. B., um Betriebs- und Fahrgasthaltepunkte oder verschiedene Haltepositionen voneinander unterscheiden zu können. Dies hat zur Folge, dass im `TimeTable` ein- und dieselbe Fahrtrelation verschiedene Start- und Endpunkte besitzen kann; für die Umlaufplanung würde dies bedeuten, dass die unterschiedlichen Haltepunkte einer Haltestelle als separate Ladestandorte aufgefasst werden. Dies entspricht nicht der Realität, da z. B. die Kosten für den elektrischen Anschluss der Ladestation nur einmal je Standort anfallen. Daher werden die verschiedenen Haltepunkte einer Endhaltestelle zu einer einzigen Haltestelle zusammengefasst. Dies trägt auch zu einer deutlichen Verkleinerung des Lösungsraums bei.

Nach Zusammenfassung der Haltepunkte ergeben sich 93 verschiedene Endhaltestellen (inkl. Einsetz- und Aussetzpunkten), die bei der Optimierung der Schnellladeinfrastruktur als Kandidaten für Ladestandorte dienen. Es existieren also  $2^{93} \approx 10^{28}$  mögliche Kombinationen von Ladestandorten. In der Praxis könnte die Anzahl der Kandidaten reduziert werden, indem die realen, räumlichen Verhältnisse und die Möglichkeit des Netzanschlusses berücksichtigt werden. Für die Demonstration der Methodik sind diese Aspekte jedoch nicht relevant.

Für die genetische Optimierung werden eine Populationsgröße  $N_{\text{pop}} = 120$ , ein Selektionsanteil  $x_{\text{select}} = 0,5$  sowie eine Mutationsrate  $\mu = 0,2$  angenommen ( $x_{\text{select}}$  und  $\mu$  nach Haupt und Haupt, 2004, S. 38/43). Unpraktikable Lösungen, bei denen nicht mindestens eine Ladestation für jede Linie vorgesehen ist, werden mit Strafkosten von 10 €/km belegt (dies beträgt ca. 200 % der in Jefferies und Göhlich (2018) ermittelten TCO-Werte). Die Iteration wurde jeweils für eine Ladeleistung von 300 kW und 450 kW ausgeführt. Sie wurde in beiden Fällen nach ca. 5 Tagen bzw. nach ca. 750 Generationen angehalten, da nach einem anfänglich steilen Abfall der Kosten nur inkrementelle Verbesserungen erzielt wurden. Die Iteration wurde auf einem Intel Xeon E5-2640 mit 12 Kernen und 64 GB RAM ausgeführt.

Abb. 4.6 zeigt den zeitlichen Verlauf der Kosten während der Iteration, wobei je Generation die höchsten, niedrigsten und mittleren Kosten der jeweiligen Population dargestellt sind. Abb. 4.7 zeigt nur die besten Chromosomen je Generation. Für den Fall mit 300 kW Ladeleistung besitzt die beste ermittelte Lösung Kosten<sup>1</sup> von 4,72 €/km, bei 450 kW Ladeleistung 4,60 €/km (−2,5 %).

Abb. 4.8 zeigt außerdem die Verteilung der Kosten *aller* während der gesamten Iteration ausgewerteten Chromosomen als Histogramm. Chromosomen mit unpraktikablen Lösungen, die mit Strafkosten belegt werden, sind nicht dargestellt. Aus den Diagrammen geht hervor, dass durch die Wahl der jeweils besten Lösung Kosteneinsparungen von 7–8 % im Vergleich zur jeweils schlechtesten Lösung erzielt werden können. Ebenfalls ist jedoch ersichtlich, dass im Umfeld der besten Lösung mehrere ähnliche Lösungen existieren. So unterscheiden sich die Kosten der besten 20 Lösungen bei beiden Ladeleistungen um höchstens 0,2 %. Angesichts inhärenter Ungenauigkeiten bei der Modellierung und bei der Festlegung der Kostenparameter kann von faktischer Kostenparität ausgegangen werden. Dies zeigt, dass die Position einzelner Ladestationen in einem Busnetz wie dem hier untersuchten keinen signifikanten Einfluss auf die Gesamtkosten hat und zur endgültigen Festlegung der Ladestandorte neben den Systemkosten weitere Kriterien notwendig sind.

Die besten in der Iteration bestimmten Lösungen beinhalten 42 Ladestationen für das 300-kW- und 44 Ladestationen für das 450-kW-Szenario. Die geografischen Standorte sind umseitig in den Abbildungen 4.10 und 4.11 dargestellt. Die Standorte werden

<sup>1</sup>Aufgrund des vereinfachten Kostenmodells entsprechen diese Werte nicht den in Kapitel 4.3.4 mit dem vollständigen TCO-Modell bestimmten Werten.

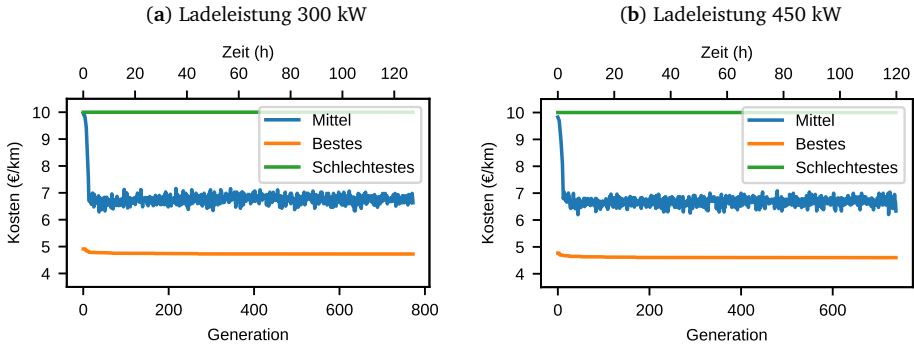


Abbildung 4.6. Verlauf der genetischen Iteration zur Ladestandortoptimierung (alle Chromosomen)

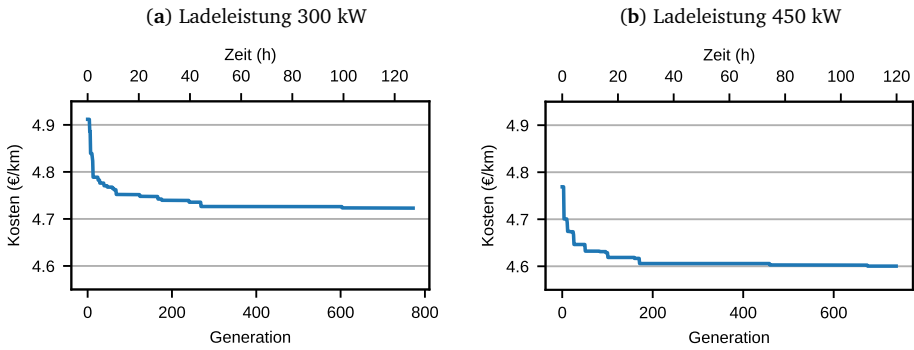


Abbildung 4.7. Verlauf der genetischen Iteration zur Ladestandortoptimierung (beste Chromosomen)

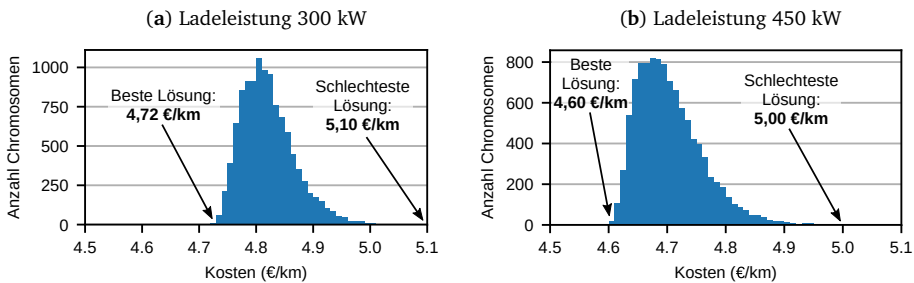
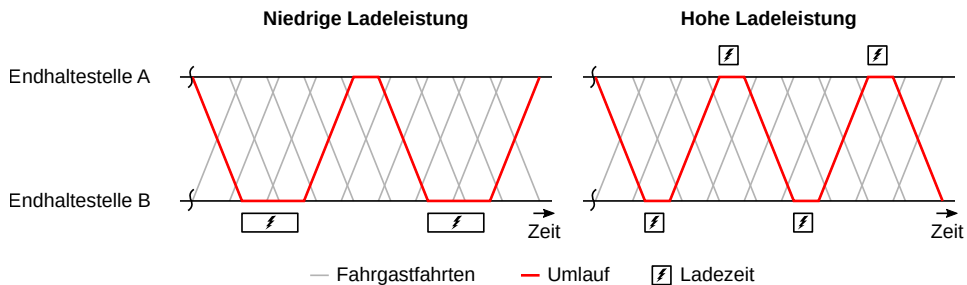


Abbildung 4.8. Histogramm der Kosten aller im Verlauf der genetischen Iteration ausgewerteten Chromosomen (ohne unpraktikable Lösungen)



**Abbildung 4.9.** Schematische Darstellung zur Erklärung der unterschiedlichen Anzahlen an Ladestationen in Abhängigkeit der Ladeleistung

als Eingabe für die Umlaufplanung sowie für die im nächsten Kapitel dokumentierte Systemsimulation genutzt.

Die Tatsache, dass bei einer Ladeleistung von 450 kW mehr Ladestationen platziert werden als bei 300 kW, erscheint auf den ersten Blick kontraintuitiv, ist jedoch durch die Funktionsweise des Umlaufplanungsalgorithmus zu erklären (Abb. 4.9). Dieser bestimmt die Wendezeiten an jeder Endhaltestelle mit Ladegerlegenheit derart, dass bei jeder Wende ein vollständiges Aufladen der Batterie gewährleistet ist. Je niedriger die Ladeleistung, desto länger ist die erforderliche Ladezeit und desto wahrscheinlicher ist es, dass während des Ladens eine oder mehrere Abfahrten verstreichen. Werden Abfahrten übersprungen, steigt die verfügbare Wendezeit jedoch sprunghaft um ein ganzzahliges Vielfaches des Taktes. Dadurch steht mehr Ladezeit zur Verfügung und die Notwendigkeit für eine weitere Ladestation am anderen Ende der Linie kann – je nach Wendezeit und Linienlänge – entfallen. Im schematischen Beispiel in Abb. 4.9 würde eine zusätzliche Ladestation an Endhaltestelle A bei niedriger Ladeleistung keine Einsparung von Fahrzeugen ermöglichen und somit nur zusätzliche Investitionskosten verursachen. Derartige, ungünstige Lösungen werden vom genetischen Algorithmus eliminiert. Umgekehrt steigt bei hoher Ladeleistung die Wahrscheinlichkeit, dass vor der frühestmöglichen Abfahrt voll geladen werden kann. Im Beispiel in Abb. 4.9 kann durch die Platzierung von Ladestationen an beiden Endhaltestellen Wendezeit eingespart werden, woraus sich ein höherer Umlaufwirkungsgrad sowie ein geringerer Fahrzeug- und Fahrpersonalbedarf ergeben.

#### 4.3.1.3 Ergebnisse der Umlaufplanung

Mit der Bestimmung der Ladestandorte sind die Parameter für die Umlaufplanung vollständig. Die Laufzeit des Umlaufplanungsalgorithmus betrug 333 Sekunden, d. h. etwa 56 Sekunden pro Szenario, auf einem Intel Core i5-6200U unter Verwendung eines einzelnen CPU-Kerns. Die Resultate der Umlaufplanung zeigt Tabelle 4.7.

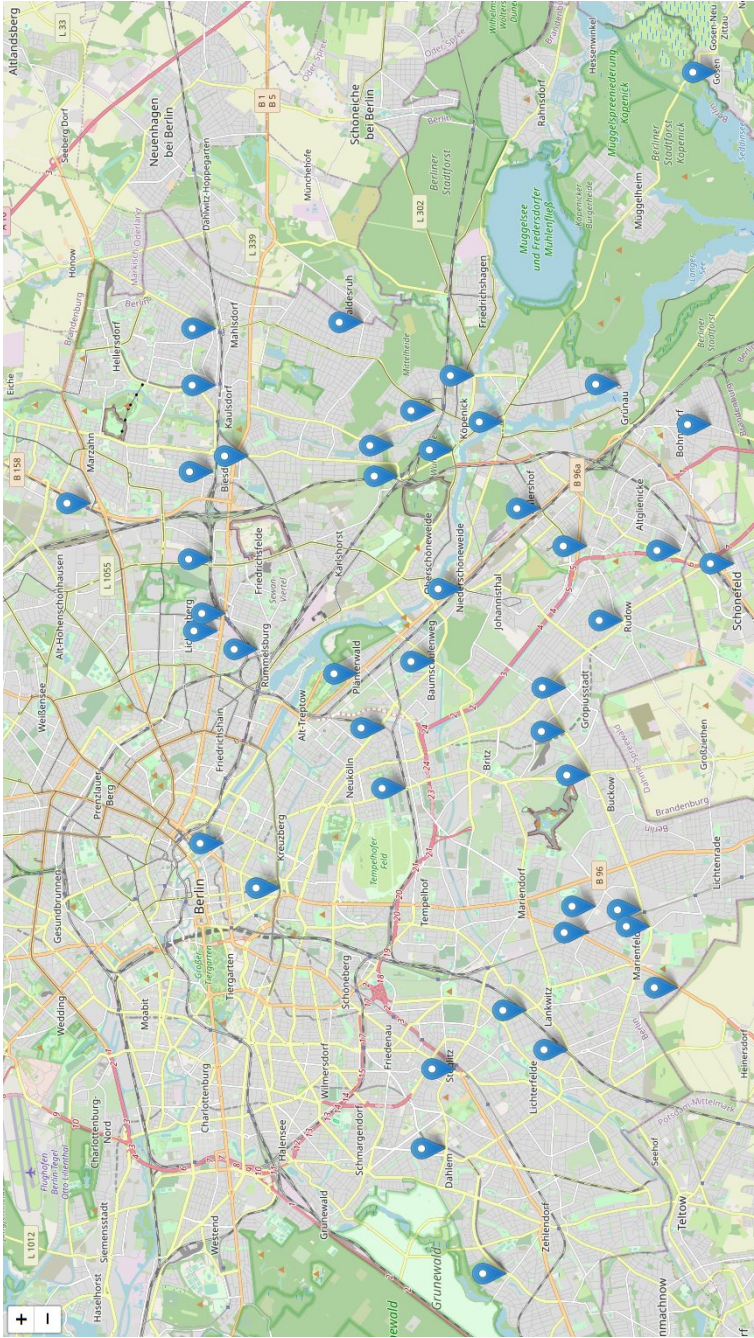


Abbildung 4.10. Karte der Ladestationen (300 kW Ladeleistung). Die Optimierung ergab 42 Ladestationen. Quelle der Kartendaten: OpenStreetMap Foundation (2020)



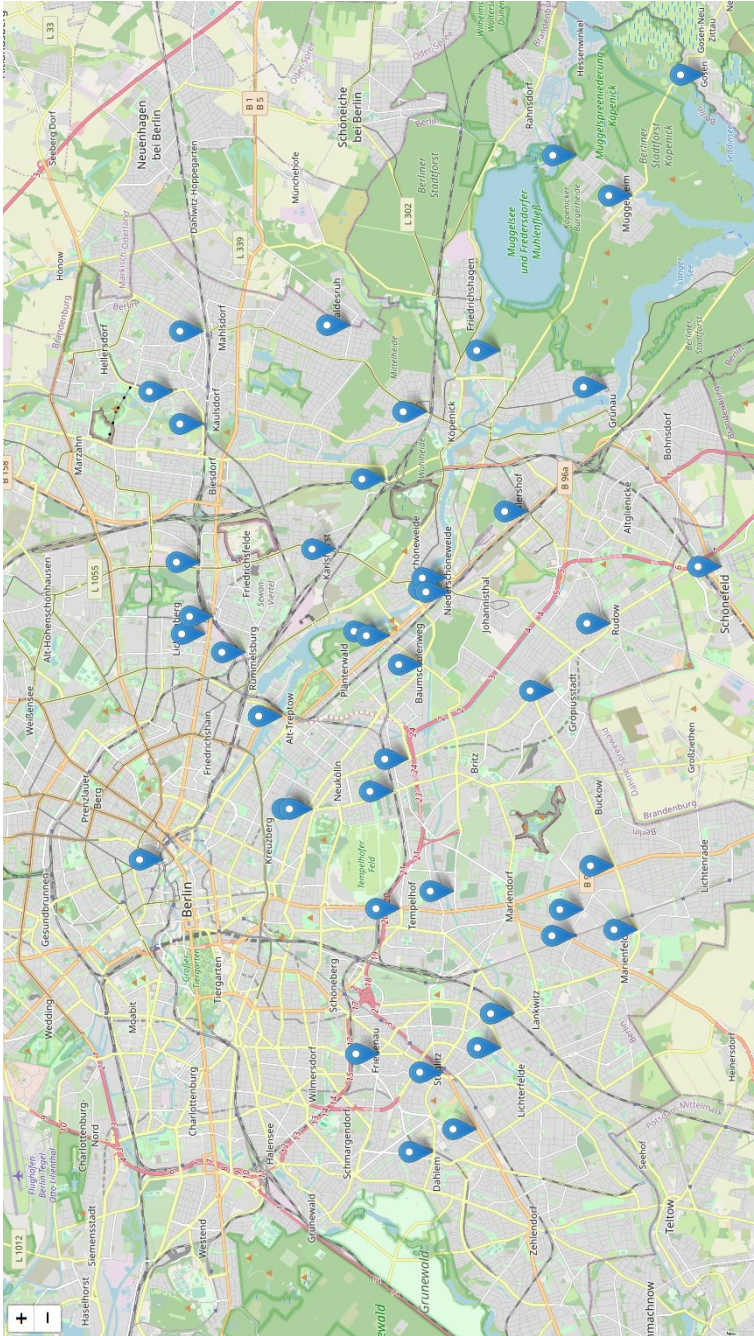


Abbildung 4.11. Karte der Ladestationen (450 kW Ladeleistung). Die Optimierung ergab 44 Ladestationen. Quelle der Kartendaten: OpenStreetMap Foundation (2020)

*Tabelle 4.7. Ergebnisse der Umlaufplanung*

Fall	Anzahl Umläufe	Mittlere Länge (km)	Mittlere Dauer (h)	Mittlerer Umlaufwirkungsgrad (%)
DC (120 km)	667	96,7	5,9	88,2
DC (200 km)	441	138,6	8,6	91,5
DC (300 km)	350	171,2	10,7	92,8
OC-T (300 kW)	340	176,1	12,3	93,3
OC-T (450 kW)	327	182,3	12,4	93,4
Diesel	302	195,8	12,3	93,7

Erwartungsgemäß werden bei Depotladung desto mehr Umläufe erzeugt, je niedriger die Fahrzeugreichweite ist. Ebenfalls sinkt der Umlaufwirkungsgrad (siehe Definition in Kapitel 2.2.1) mit sinkender Fahrzeugreichweite, da die Anzahl der Depotfahrten bei gleicher Anzahl an Fahrgastfahrten steigt. Die Umläufe für Gelegenheitsladung besitzen einen höheren Wirkungsgrad als diejenigen für Depotladung, was darauf hinweist, dass die unproduktive Zeit zum Laden der Batterien an Endhaltestellen in Summe geringer ist als die unproduktive Zeit durch zusätzliche Leerfahrten bei Depotladung. Die Diesel-Umläufe besitzen die größte Länge und den höchsten Umlaufwirkungsgrad.

Als illustratives Beispiel sind in Abb. 4.12 die Betriebszeiten der erzeugten Umläufe einer einzelnen Linie für den Fall mit Depotladung und niedriger Reichweite (DC, 120 km), den Fall mit Gelegenheitsladung und niedriger Leistung (OC-T, 300 kW) sowie für den Dieselfall dargestellt. Jeder Block repräsentiert eine Fahrt, weiße Zwischenräume stellen Wendezeiten dar. Aufgrund der begrenzten Reichweite werden bei Depotladung deutlich mehr Umläufe erzeugt; bei Gelegenheitsladung fallen die längeren Pausen zwischen einzelnen Fahrten auf, die den erforderlichen Ladezeiten geschuldet sind. Aufgrund der Taktverdichtung in der Morgenspitze treten in allen drei Fällen einige kurze Umläufe auf; im Dieselfall gelingt es, einen dieser Umläufe (Nr. 114) durch einen Linienwechsel zu verlängern.

In Abb. 4.13 sind Umlauflänge, Umlaufdauer und die auftretenden Wendezeiten aller erzeugten Umläufe jeweils als Histogramme dargestellt. Die Umlauflängen bei Depotladung sind entsprechend der jeweiligen Fahrzeugreichweite limitiert; da der Energiebedarf auf einigen Fahrten geringer ist als in Kapitel 4.1.3 für die Bestimmung der Batteriekapazität angenommen, wird die dort vorgegebene Reichweite z. T. jedoch überschritten. Mit Ausnahme der Szenarien mit Depotladung und 120 bzw. 200 km Reichweite bilden sich zwei Gruppen von Umläufen heraus: Ganztägig fahrende Kernumläufe sowie Verstärkerumläufe, die nur zu den Stoßzeiten eingesetzt werden.

E-Busse mit Depotladung und 120 km Reichweite haben eine maximale Einsatzdauer von nur ca. 8 h, bevor ihre Reichweite erschöpft ist. Mit höherer Reichweite steigt



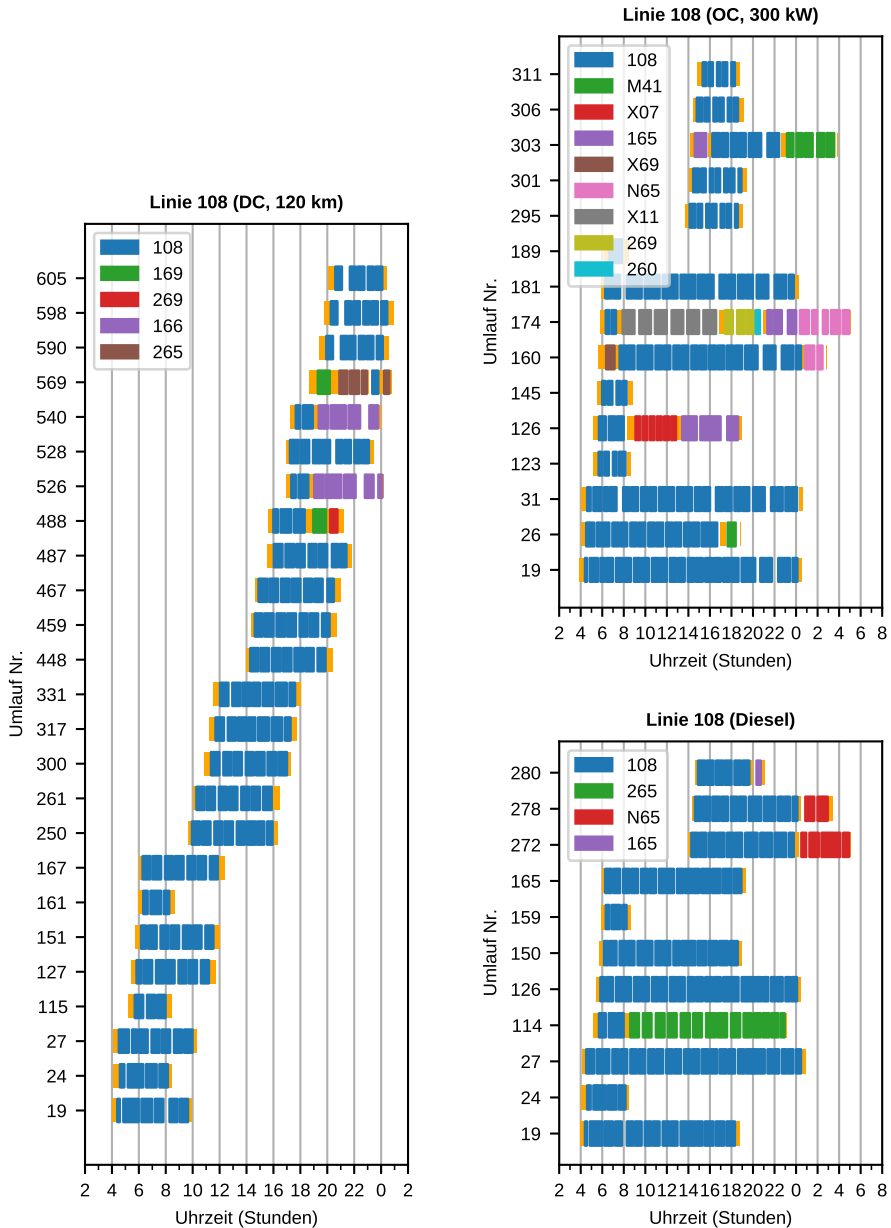


Abbildung 4.12. Betriebszeiten der neu erzeugten Umläufe am Beispiel der Linie 108. Leerfahrten sind orange dargestellt, Linienfahrten entsprechend der jeweiligen Legende.

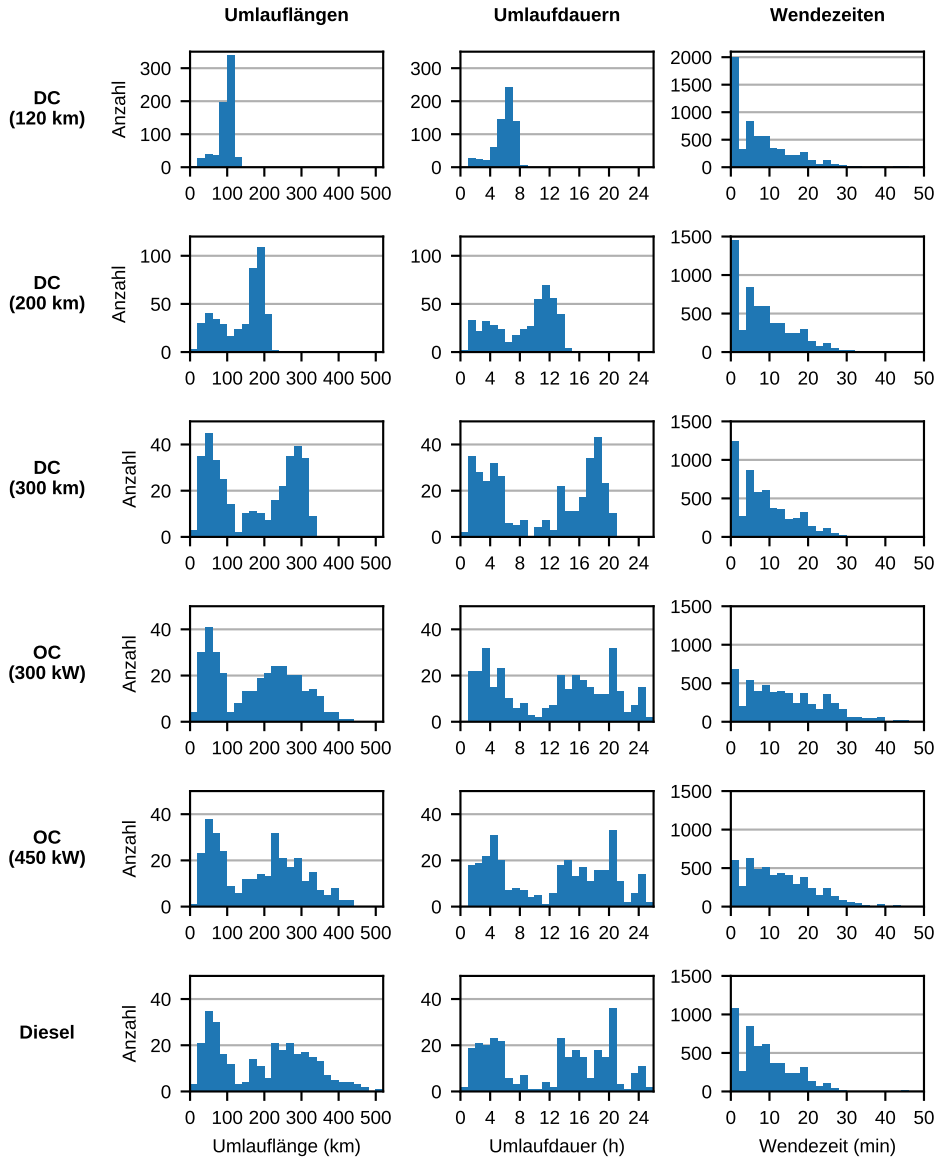
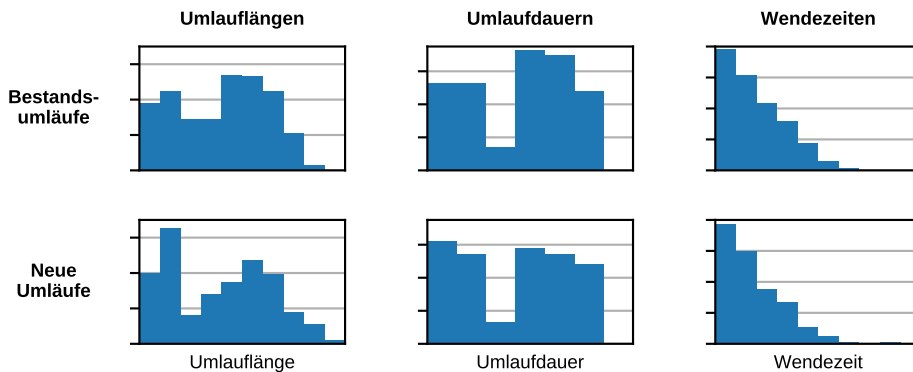


Abbildung 4.13. Verteilung der Umlaufflängen, Umlaufdauern und Wendezeiten bei neu geplanten Umläufen



**Abbildung 4.14.** Vergleich der Diesel-Bestandsumläufe und der neu geplanten Umläufe für das Diesel-Referenzszenario

der Wert auf ca. 14 h (200 km) bzw. 22 h (300 km). E-Busse mit Gelegenheitsladung und Dieselfahrzeuge werden maximal 26 h lang eingesetzt (z. B., wenn nach dem Tagesdienst noch Nachtlinien bedient werden). Dabei werden mit Gelegenheitsladung jedoch kürzere Umlauflängen erzielt als mit Diesel, da bei Gelegenheitsladung längere Wendezeiten anfallen.

Die qualitative Verteilung der Wendezeiten ist bei Depotladung und Diesel ähnlich (mit Ausnahme der Anzahl an Nullwenden, die bei Depotladung aufgrund der höheren Anzahl an Ein- und Aussetzfahrten deutlich höher ist als bei den anderen Technologien). Bei Gelegenheitsladung ist der Einfluss der längeren Wendezeiten zum Laden der Batterie deutlich sichtbar. Bei einer Ladeleistung von 450 kW treten erwartungsgemäß kürzere Wendezeiten auf als bei 300 kW.

#### 4.3.1.4 Validierung der Umlaufplanung

Zur Validierung des Umlaufplanungsalgorithmus werden in Abb. 4.14 die für das Diesel-Referenzszenario generierten Umläufe mit den bestehenden Diesel-Umläufen des Betreibers verglichen. Aus Geheimhaltungsgründen sind die Achsenbeschriftungen entfernt und es werden andere Intervallgrenzen für die Histogrammdarstellung gewählt als in Abb. 4.13. Die Skalierung der x- und y-Achsen ist jedoch innerhalb einer Spalte einheitlich, sodass ein qualitativer Vergleich der Verteilungen möglich ist.

Die Verteilung der Umlauflängen zeigt, dass bei den neuen Umläufen mehr kurze Umläufe auftreten als bei den Bestandsumläufen. Die Unterteilung der Bestandsumläufe in Teilumläufe zwischen Linienwechseln scheint günstiger zu sein als bei den neu geplanten Umläufen, sodass weniger kurze Umläufe (und somit weniger Ein- und Aus-

setzvorgänge) auftreten. Die generelle, qualitative Verteilung mit ausgeprägter Grenze zwischen Kern- und Verstärkerumläufen ist jedoch ähnlich.

Bei der Verteilung der Umlaufdauern und Wendezeiten wird jeweils eine sehr gute, qualitative Übereinstimmung zwischen Bestandsumläufen und neuen Umläufen beobachtet. Der Greedy-Umlaufplanungsalgorithmus liefert somit plausible Ergebnisse, die sich als Basis für die weitere Untersuchung eignen.

### 4.3.2 Fahrzeug- und Ladeinfrastrukturbedarf

Im Folgenden werden mittels der Umlaufsimulation (vgl. Kapitel 3.2) der Fahrzeug- und Ladeinfrastrukturbedarf für die in Tabelle 4.4 definierten acht Szenarien ermittelt. Diese Bedarfe dienen später als Eingabe für die TCO-Berechnung. Wie bereits bei der Simulation der bestehenden Diesel-Umläufe wird der in Kapitel 4.1 definierte Auslegungsfall ( $-10^{\circ}\text{C}$  Außentemperatur,  $17^{\circ}\text{C}$  Innentemperatur, Traktionsverbrauch aus SORT-2-Fahrprofil) angenommen. Es werden die in Tabelle 4.3 aufgeführten Fahrzeugparameter verwendet.

Im Unterschied zur Simulation der bestehenden Umläufe im vorherigen Kapitel wird nun das vollständige Depotmodell `DepotWithCharging` verwendet, da sich nur so der Fahrzeugbedarf bestimmen lässt (vgl. Kapitel 3.2.5). Zur korrekten Bestimmung des Ladeinfrastrukturbedarfs im Depot müssen die Umlaufpläne mindestens zweimal wiederholt werden, sodass sich ein 24-Stunden-Zeitfenster mit repräsentativer Depotauslastung einstellt. Zu Beginn der Simulation ist das Depot leer; Fahrzeugobjekte werden sukzessive erzeugt, wenn bei Beginn eines neuen Umlaufs kein passendes Fahrzeug im Depot verfügbar ist. Nach dem Durchlauf des ersten Simulationstages und dem Abschluss aller Ladevorgänge ist die finale Flottengröße und somit eine repräsentative Depotauslastung erreicht. Am Ende der Simulation wiederum, wenn alle Umläufe enden, kehren sämtliche Fahrzeuge ins Depot zurück. Dies entspricht ebensowenig der Realität wie ein vollständig leeres Depot, da aufgrund des Nacht- und 24-Stunden-Betriebs niemals die gesamte Flotte im Depot abgestellt ist. Das Zeitfenster mit repräsentativer, realitätsnaher Depotauslastung ist der zweite Betriebstag, wie in Abb. 4.15 anhand der Simulationsergebnisse für Szenario 1 dargestellt. Die maximale *innerhalb dieses Zeitfensters* auftretende Depotauslastung entspricht der Anzahl erforderlicher Ladepunkte im Depot. Die gesamte Flottengröße entspricht dem Fahrzeugbestand im Depot am Ende der Simulation.

Im Falle der Gelegenheitsladung wird der Bedarf an Ladeplätzen für die Schnellladestationen ebenfalls aus der maximal auftretenden Auslastung bestimmt. Dies ist beispielhaft in Abb. 4.16 dargestellt. Die Anzahl *verfügbarer* Ladeplätze je Ladestation wird in der Simulation auf einen hohen Wert (50) gesetzt, sodass effektiv keine Kapazitätsbeschränkungen bestehen. In der Simulation verbleiben die Fahrzeuge bis zur Abfahrt auf

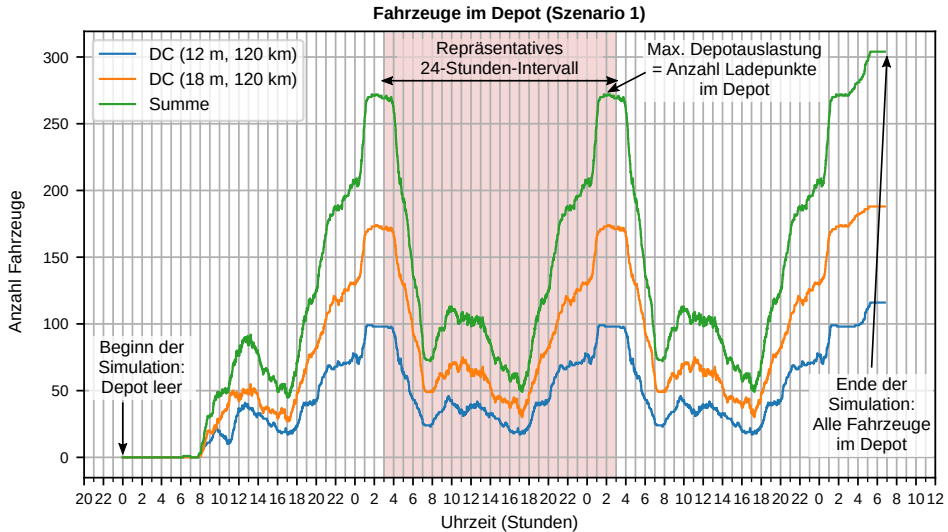


Abbildung 4.15. Simulation eines repräsentativen 24-Stunden-Zeitfensters im Depot

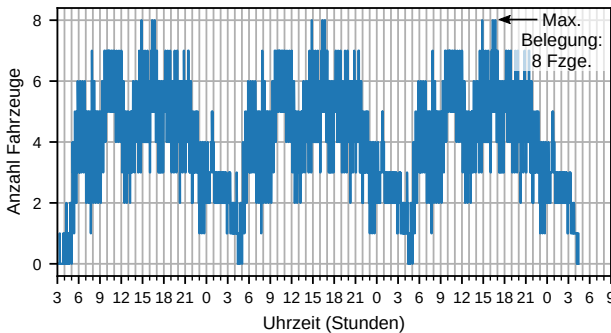
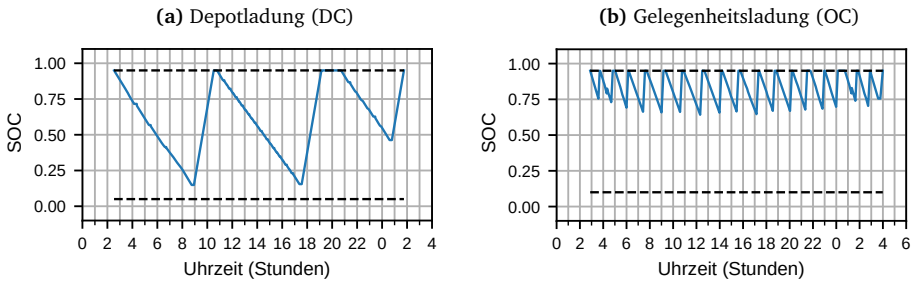


Abbildung 4.16. Bestimmung der erforderlichen Anzahl Ladepätze für eine Schnellladestation

ihrem Ladeplatz, auch, wenn der Ladevorgang bereits beendet ist. Durch Freigabe des Ladeplatzes direkt nach dem Ende des Ladevorgangs könnten Ladeplätze eingespart werden (vgl. Ausführungen zur Ladelogik in Kapitel 3.2.4.4).

Für alle Simulationen werden Verspätungen nach dem gleichen Modus wie in Kapitel 4.2 angenommen. Erwartungsgemäß werden in der Simulation bei allen Umläufen die festgelegten SOC-Grenzen und Reichweitenpuffer eingehalten. Die durch den Um-



**Abbildung 4.17.** Typische Zeitverläufe des Ladezustands mit neu geplanten E-Bus-Umläufen, mit Verspätung

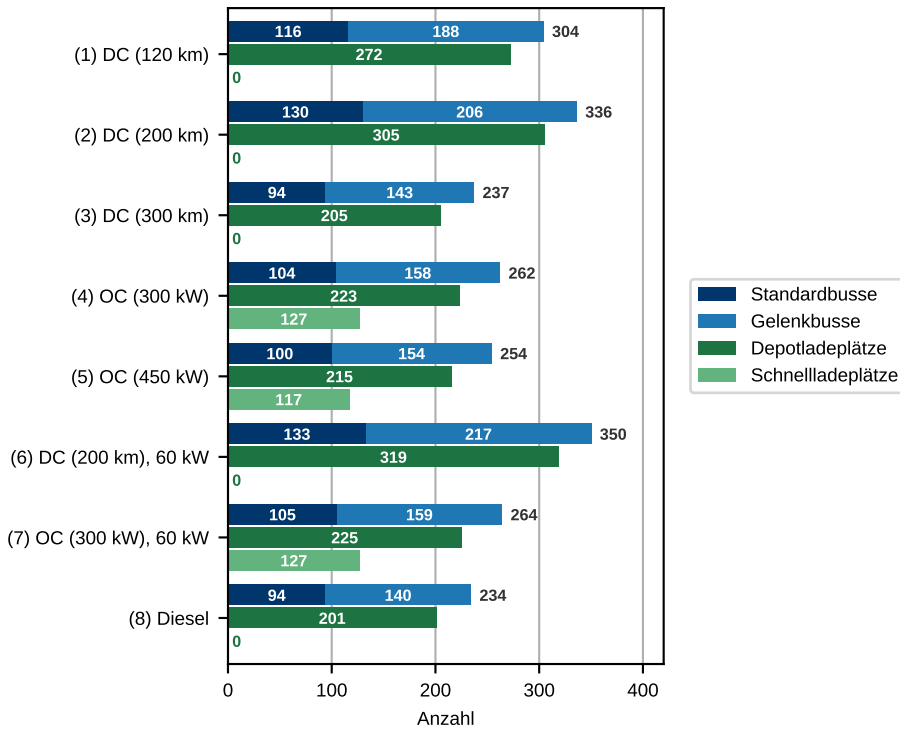
laufplanungsalgorithmus generierten Umläufe könnten also in der Praxis bedient werden. Abb. 4.17 zeigt jeweils einen typischen Verlauf des Ladezustands eines Fahrzeugs mit Depotladung und Gelegenheitsladung: Das Fahrzeug mit Depotladung übernimmt in diesem Beispiel drei verschiedene Umläufe, zwischen denen es jeweils zum Laden ins Depot zurückkehrt. Das Fahrzeug mit Gelegenheitsladung verbringt den gesamten Betriebstag im Einsatz; aufgrund der Verspätungsreserve an den Ladestationen kann auch im Verspätungsfall die Batterie voll geladen werden, im Unterschied zur Simulation bestehender Fahrzeugumläufe (Abb. 4.5).

Die mittels der Simulation erhaltenen Fahrzeug- und Infrastrukturbedarfe sind in Abb. 4.18 aufgeführt. In den E-Bus-Szenarien werden i. A. mindestens 20 Fahrzeuge (+9 %) mehr benötigt als im Diesel-Referenzszenario. Einzige Ausnahme ist das Szenario mit Depotladung und hoher Reichweite (Szenario 3), in dem nur 3 Fahrzeuge (+1,3 %) mehr benötigt werden.

Wird die Ladeleistung der Schnellladestationen bei Gelegenheitsladung von 450 kW auf 300 kW reduziert, steigt die Flottengröße um 8 Fahrzeuge (+3 %) und es werden 10 Ladeplätze (+9 %) mehr benötigt. (Die Anzahl der Ladeplätze ist zu unterscheiden von der Anzahl Ladestationen. Letztere entspricht der Anzahl an Ladestandorten, siehe Kapitel 4.3.1.)

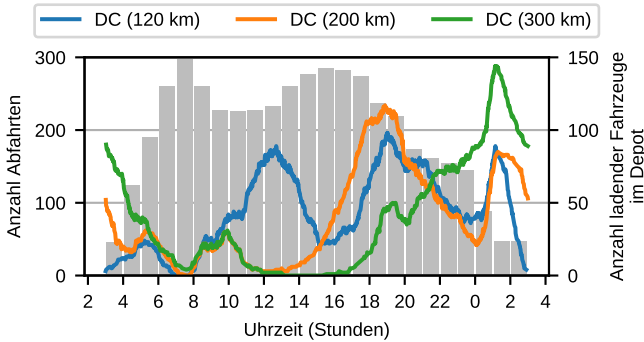
Eine Reduzierung der Ladeleistung im Depot von 150 kW auf 60 kW wirkt sich bei Depotladung deutlich stärker aus als bei Gelegenheitsladung: Bei Depotladung steigt die benötigte Flottengröße um 14 Fahrzeuge bzw. 4 % (im Szenario mit mittlerer Reichweite). Bei Gelegenheitsladung mit 300 kW werden hingegen nur 2 Fahrzeuge (+0,8 %) mehr benötigt.

Bei Erhöhung der Reichweite der Depotlader von 120 km auf 200 km steigt der Fahrzeugbedarf um 32 Fahrzeuge (+10 %). Bei einer weiteren Erhöhung auf 300 km sinkt er gegenüber dem 200-km-Fall um 99 Fahrzeuge (−30 %). Dieses auf den ersten Blick unerwartete Ergebnis zeigt die Limitationen des Greedy-Umlaufplanungsalgorithmus:



**Abbildung 4.18.** Fahrzeug- und Ladeinfrastrukturbedarf für vollständig elektrische Szenarien und Diesel-Referenzszenario aus Umlaufsimulation für kritischen Verbrauchsfall. Die Zahlen rechts der Balken stellen die jeweiligen Summen dar.

Das Ziel des Algorithmus, möglichst lange Umläufe unter vollständiger Ausnutzung der jeweiligen Batteriekapazität zu erzeugen, korrespondiert nicht notwendigerweise mit dem Ziel eines minimalen Fahrzeugbedarfs. Zur Erläuterung sind in Abb. 4.19 die fahrplanmäßigen Abfahrten und die Anzahl der Fahrzeuge im Depot, die sich in einem aktiven Ladevorgang befinden, für alle drei Depotladungs-Szenarien als Zeitverlauf dargestellt. Der dargestellte Zeitraum entspricht dem in Abb. 4.15 definierten, repräsentativen Zeitfenster. Es ist zu erkennen, dass viele Fahrzeuge mit 120 km Reichweite nach der Morgenspitze zum Laden ins Depot zurückkehren, in den Mittagsstunden ihren Ladevorgang absolvieren und dann für die Nachmittagsspitze zur Verfügung stehen. Viele Fahrzeuge mit 200 km Reichweite erreichen das Ende ihrer Batteriekapazität hingegen erst während der Nachmittagsspitze. Dies hat zur Folge, dass während der Stoßzeit mit hohem Fahrzeugeinsatz ein Großteil der Flotte abgelöst werden muss,



**Abbildung 4.19.** Abfahrten im Fahrplan (Säulen, linke Achse) und im Depot ladende Busse (Linien, rechte Achse)

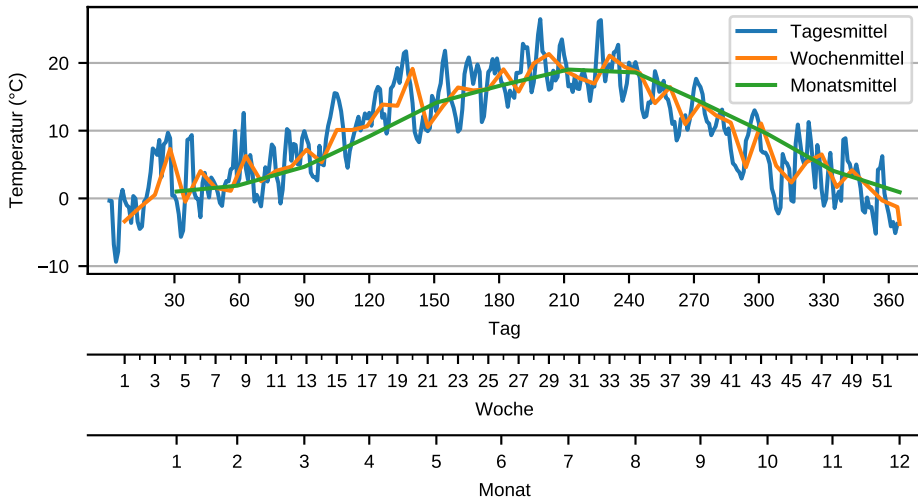
was den hohen Fahrzeugmehrbedarf gegenüber dem 120-km-Fall erklärt. Die Reichweite von 300 km genügt, um die gesamte Nachmittagsspitze ohne Ladevorgang zu bedienen.

### 4.3.3 Jahresbedarfe an Energie, Fahrpersonal und Wartung

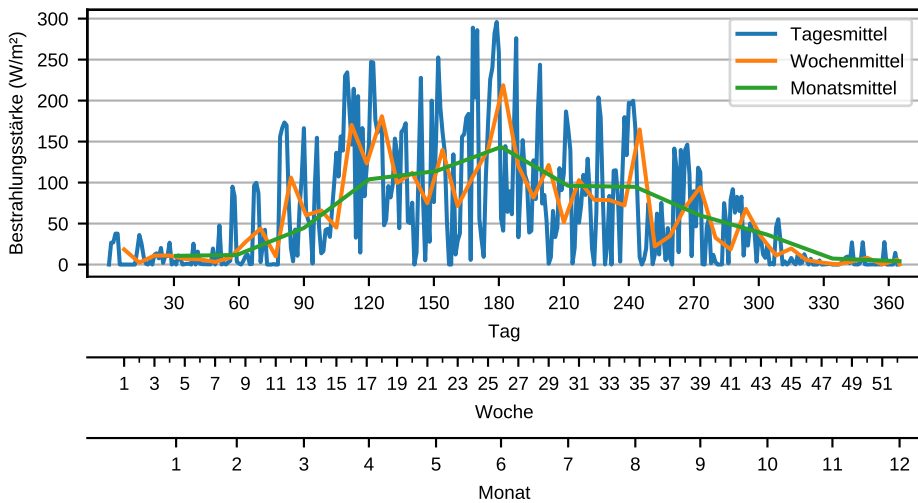
Zur Ermittlung des jährlichen Energiebedarfs der Flotte im Rahmen der Jahressimulation (vgl. Kapitel 3.2.6) wird der Zeitverlauf von Außentemperatur und solarer Einstrahlung berücksichtigt. Dieser wird aus den sog. Testreferenzjahren ([Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung, 2013](#)) ermittelt. Dabei handelt es sich um synthetische Jahresverläufe verschiedener Wetterdaten, die aus langjährigen Mittelwerten verschiedener Wetterstationen gewonnen wurden. Es wird die Klimaregion 4 (nordostdeutsches Tiefland) gewählt. Die Abbildungen 4.20 und 4.21 zeigen den aus den stundenweisen Rohdaten generierten Verlauf der Außentemperatur und der Direktstrahlung als Tages-, Wochen- und Monatsmittel. Für die Jahressimulation werden die monatlichen Mittelwerte gewählt, da die Simulation auf Wochen- und Tagesbasis zu Speicherproblemen führte. Die in der Simulation verwendeten Zahlenwerte sind in Tabelle 4.8 aufgeführt.

Weiterhin werden in der Jahressimulation die jährlichen Fahrpersonalstunden und die Flottenlaufleistung (zur Bestimmung der Fahrzeugwartungskosten) berechnet. Die Fahrpersonalstunden werden getrennt nach Fahrtzeit, Pausen- bzw. Wendezeit und Rüstzeit im Depot erfasst. Letztere wird unter der Annahme bestimmt, dass FahrerInnen für jeden Umlauf 20 min Zeit für Laufwege auf dem Betriebshof, zum Auf- und Abrüsten des Fahrzeugs sowie zum Rangieren gutgeschrieben bekommen. Bei allen Jahresberechnungen





**Abbildung 4.20.** Jahresverlauf der Außentemperatur aus *Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung (2013)*, nach Tagen, Wochen und Monaten gemittelt



**Abbildung 4.21.** Jahresverlauf der Direktstrahlung aus *Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung (2013)*, nach Tagen, Wochen und Monaten gemittelt

**Tabelle 4.8.** Temperatur- und Einstrahlungswerte für Jahressimulation. Formelzeichen entsprechend Gl. (3.45).

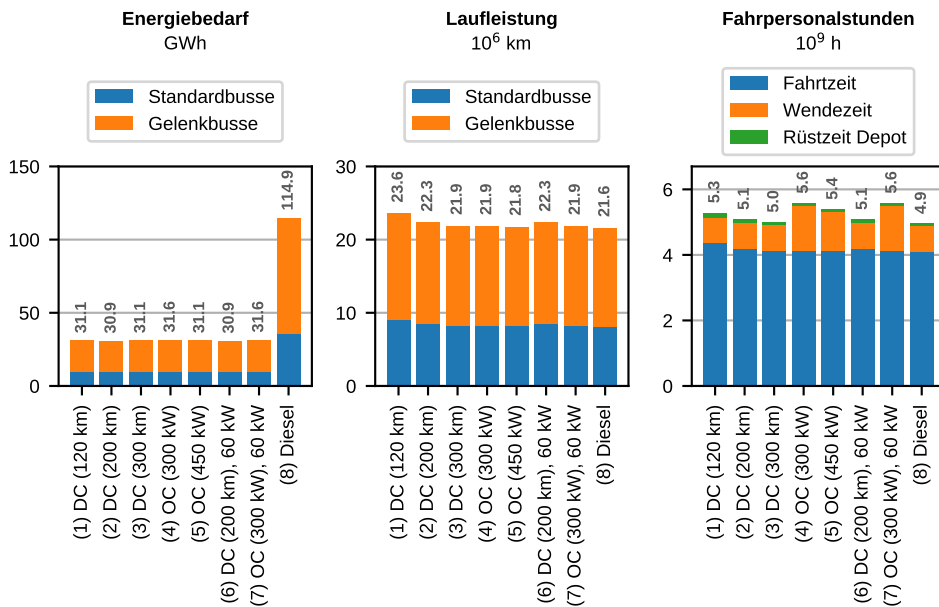
Intervall $i$	Intervallbreite $\Delta t_i$ (Tage)	Temperatur $T_i$ (°C)	Einstrahlung $\dot{q}_{\text{sol},i}$ (W/m <sup>2</sup> )
1	31	1,0	10,6
2	28	1,9	11,7
3	31	4,7	44,6
4	30	9,2	104,0
5	31	14,1	114,0
6	30	16,7	143,4
7	31	19,0	96,1
8	31	18,6	94,8
9	30	14,3	59,9
10	31	9,5	36,4
11	30	4,1	7,3
12	31	0,9	4,1

nungen wird davon ausgegangen, dass an 365 Tagen im Jahr der gleiche Umlaufplan gefahren wird; der Wochenend- und Feiertagsbetrieb wird nicht modelliert.

Die Ergebnisse der Jahressimulation sind in Abb. 4.22 dargestellt. Die jährlichen Energiebedarfe der E-Bus-Flotten unterscheiden sich um maximal 2,3 %, was durch die unterschiedlichen Anzahlen an Depotfahrten und die unterschiedlich langen Wendezeiten, die den Energiebedarf der Nebenverbraucher beeinflussen, erklärt werden kann. Der erheblich geringere Energiebedarf der E-Bus-Szenarien gegenüber dem Dieselszenario (ca. –73 %) illustriert den deutlichen Effizienzvorteil elektrischer Antriebe. Unterschiede der Laufleistungen von bis zu 9 % (DC 120 km im Vergleich zu Diesel) sind ebenfalls auf verschiedene Anzahlen an Depotfahrten zurückzuführen. Die Fahrpersonalstunden werden sowohl durch Depotfahrten (welche unter „Fahrzeit“ erfasst sind) als auch durch die Wendezeiten bestimmt; letztere fallen bei Gelegenheitsladung höher aus als bei Depotladung und Diesel, wodurch der Personaleinsatz um bis zu 13 % steigt. Hierbei ist jedoch zu beachten, dass abhängig von den Pausenregelungen des Betreibers ein Teil der Wendezeit als unbezahlte Pause gelten kann (siehe nächstes Kapitel).

#### 4.3.4 TCO-Berechnung

Nachdem alle erforderlichen Bedarfe an Fahrzeugen, Infrastruktur und Fahrpersonal festgelegt sind, können die Systemkosten für jedes Szenario berechnet werden. Hierzu



**Abbildung 4.22.** Jahreswerte für Energiebedarf, Laufleistung und Fahrpersonalstunden aus Jahres-simulation. Die Zahlen oberhalb der Balken repräsentieren die jeweiligen Summen.

wird das in Kapitel 3.3 beschriebene TCO-Modell verwendet. Die verwendeten Kostenparameter sind in Tabelle 4.9 aufgeführt.

Die Kosten für ein Basisfahrzeug ohne Batterie werden wie folgt ermittelt: Für 12-m-E-Busse mit einer Batteriekapazität von 300 kWh gibt [Fülling \(2019\)](#) einen Kaufpreis von 600 000 € an. Unter Annahme spezifischer Batteriesystemkosten von 500 €/kWh ([Sauer, 2020](#)) ergibt sich ein Preis für das Basisfahrzeug von 450 000 €. Um diesen auf Gelenkbusse umzurechnen, wird angenommen, dass die Werte sich relativ zueinander so verhalten wie bei Dieseln, Gelenkbusse also um den Faktor 1,3 teurer sind als Standardbusse. So ergibt sich der Basispreis für Gelenkbusse von 585 000 €. Staatliche Zuschüsse werden bei der Bestimmung der Anschaffungskosten nicht berücksichtigt.

Die Batteriebensdauern werden so gewählt, dass die Batterie ein gesamtes Fahrzeugleben (12 Jahre) hält oder einmal pro Fahrzeugleben ausgetauscht werden muss (6 Jahre).

Die Kosten für Bau und Netzanschluss einer Schnellladestation werden mangels entsprechender Daten nicht an die jeweilige Anschlussleistung bzw. die Anzahl Ladepunkte angepasst. (Die Kosten je Ladepunkt für den Pantographen und die Leistungselektronik sind jedoch berücksichtigt.) Ebenso wird bei den Kosten für die Ladesäulen im Depot

Tabelle 4.9. Kostenparameter. Werte der Form X/Y gelten jeweils für Standard- und Gelenkbusse.

Größe	Wert	Quelle
Basisjahr und Projektstart	2020	Annahme
Projektdauer	12 Jahre	Annahme
Diskontierungzinssatz (allgemeine Inflationsrate)	1,4% p. a.	Statistisches Bundesamt (2020b) (1999-2019)
Finanzierungzinssatz	4%	Annahme
Kosten Basis-E-Bus (ohne Batterie)	450 000 € / 585 000 €	Berechnet nach Filling (2019, 2013); Sauer (2020)
Kosten Dieselbus	250 000 € / 325 000 €	Filling (2019, 2013)
Fahrzeuglebensdauer	12 Jahre	Annahme
Batteriekosten (NMC)	500 €/kWh	Sauer (2020)
Batteriekosten (LTO)	800 €/kWh	Annahme
Änderungsrate Batteriekosten	-8% p. a.	Berechnet nach Sauer (2020)
Batterielebensdauer	6 Jahre, 12 Jahre	Annahme
Kosten Schnelladestation 300 kW	200 000 € pro Ladeplatz	Marktanalyse <sup>a</sup>
Kosten Schnelladestation 450 kW	250 000 € pro Ladeplatz	Marktanalyse <sup>a</sup>
Bau- und Netzanschlusskosten Schnelladestation	225 000 € pro Station	Marktanalyse <sup>a</sup>
Kosten Depotladestation	100 000 € pro Ladeplatz	Marktanalyse <sup>a</sup>
Nutzungsdauer Ladeinfrastruktur	20 Jahre	Annahme
Wirkungsgrad Ladestationen	95%	Annahme
Lohn Fahrpersonal	37 €/h	Marktanalyse <sup>a</sup>
Strompreis	0,13 €/kWh	Statistisches Bundesamt (2020a)
Änderungsrate Strompreis	+3,8% p. a.	Statistisches Bundesamt (2020a) (2005-2019)
Dieselpreis	1,00 €/l	Statistisches Bundesamt (2020a)
Änderungsrate Dieselpreis	+0,7% p. a.	Statistisches Bundesamt (2020a) (2005-2019)
Wartungskosten Fahrzeuge	0,35 €/km / 0,42 €/km	Marktanalyse <sup>a</sup>
Wartungskosten Schnelladestationen	1000 €/a pro Ladeplatz	Marktanalyse <sup>a</sup>

<sup>a</sup>Interviews mit Herstellern und Betreibern

nicht zwischen 60 kW und 150 kW Leistung unterschieden.<sup>2</sup>

Bei der Bestimmung der Personalkosten ist zu beachten, dass die Vergütung der Wendezeiten einer tarifspezifischen Pausenregelung unterliegt. Wendezeiten können als Ruhepausen geltend gemacht werden, wenn der Anteil der summierten Wendezeiten an der gesamten Lenkzeit mindestens  $1/6$  beträgt (sog. *Sechstelregelung*). Sog. Blockpausen gelten vollständig als Ruhezeit; deren vorgeschriebene Mindestdauer und Häufigkeit richten sich nach der bereits verstrichenen Lenkzeit (Schneider, 2018, S. 137).

Die exakte Bestimmung der Pausenvergütung ist nur in Verbindung mit einer vollständigen Dienstplanung möglich, die jedoch im Rahmen dieser Arbeit nicht durchgeführt wird. Es wird daher näherungsweise die im Tarifvertrag für den Nahverkehr des Landes Berlin festgeschriebene Pausenregelung verwendet (Kommunaler Arbeitgeberverband Berlin und DBB Tarifunion, 2006). Diese sieht zur Anwendung der Sechstelregelung u. a. vor, dass bei der Bestimmung der Summe der Wendezeiten nur Wendungen von mindestens 8 Minuten Länge zu berücksichtigen sind und dass je Schicht maximal 50 Minuten unbezahlte Pause angerechnet werden dürfen.

Für die Berechnung des Anteils unbezahlter Pausenzeiten wird folgendes Vorgehen gewählt: Ist die Sechstelregelung für einen Fahrzeugumlauf anwendbar, wird ein mittlerer Wert für den unbezahlten Pausenanteil von der Gesamtdauer des Umlaufs (zzgl. der Rüstzeit im Depot) abgezogen, um die bezahlte Arbeitszeit zu erhalten. Hierbei wird davon ausgegangen, dass bei einer durchschnittlichen Schichtdauer von 8 Stunden die maximal möglichen 50 min unbezahlter Pause abgezogen werden. Der durchschnittliche, vergütete Anteil an der gesamten Arbeitszeit beträgt also

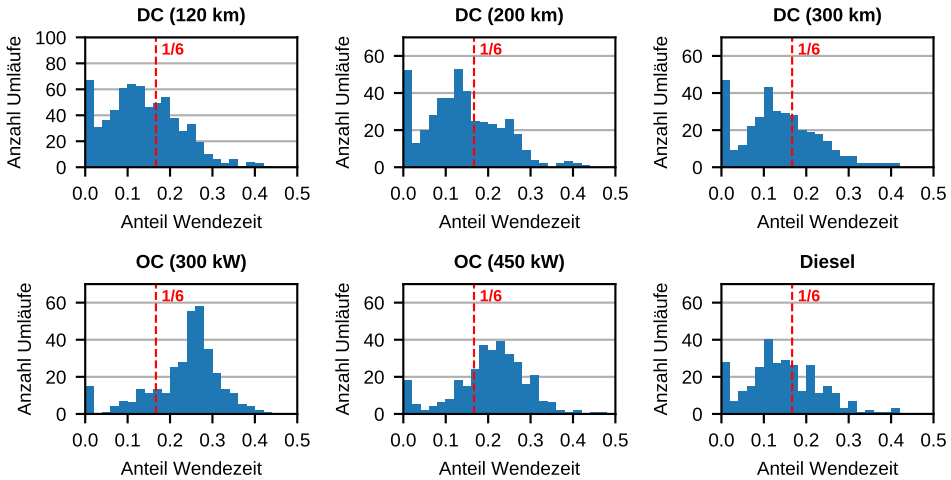
$$\frac{\Delta t_{\text{gesamt}} - \Delta t_{\text{unvergütet}}}{\Delta t_{\text{gesamt}}} = \frac{8 \text{ h} - \frac{50}{60} \text{ h}}{8 \text{ h}} = 89,6\% \quad (4.14)$$

Ist die Sechstelregelung für einen Umlauf nicht anwendbar, wird davon ausgegangen, dass das Fahrpersonal außerhalb des Fahrzeugs unvergütete Blockpausen nimmt. Bei solchen Umläufen beträgt der vergütete Anteil der Arbeitszeit 100 %.

In Abb. 4.23 ist jeweils der Anteil der Wendezeit an der gesamten Umlaufdauer (inkl. Rüstzeit im Depot) für alle neu erzeugten Umläufe dargestellt, wobei entsprechend den tariflichen Regelungen nur Wendungen mit einer Mindestdauer von 8 Minuten herangezogen werden. Es zeigt sich, dass bei Depotladung und Diesel der Großteil der Umläufe nicht für die Sechstelregelung in Frage kommt, da die Summe der anrechnungsfähigen Wendezeiten kleiner als  $1/6$  der Gesamtdauer ist. Bei Gelegenheitsladung hingegen erfüllt die Mehrheit der Umläufe das Sechstelkriterium.

Die Ergebnisse der TCO-Berechnung sind in Abb. 4.24 jeweils ohne Batterietausch

<sup>2</sup>Es zeigt sich jedoch im Verlauf dieses Abschnitts bei der Sensitivitätsanalyse, dass der Einfluss der Ladeinfrastrukturkosten sehr gering ist.



**Abbildung 4.23.** Verteilung der Wendezeitanteile in den neu erzeugten Umläufen. Die Werte auf der x-Achse geben den Anteil der summierten Wendezeiten an der Gesamt-Umlaufdauer inkl. der Rüstzeit im Depot an. Die rote Linie markiert den Wendezeitanteil von  $1/6$ , ab dem ein Umlauf für die Sechstelregelung in Frage kommt.

(d. h. die Batteriebensdauer entspricht der Fahrzeuglebensdauer oder der Batterietausch ist bereits im Fahrzeugpreis enthalten) und mit einem Batterietausch nach der Hälfte der Fahrzeuglebensdauer dargestellt. Die Szenarien 2 (DC, 200 km Reichweite) und 6 (DC, 200 km Reichweite, reduzierte Ladeleistung im Depot) werden aufgrund des erheblichen Fahrzeugmehrbedarfs (vgl. Kapitel 4.3.2) als nicht praxisrelevant betrachtet und daher bei den folgenden Vergleichen *nicht* mit einbezogen (außer bei den Überlegungen zum Einfluss der Ladeleistung im Depot). Bezüglich der Gesamtkosten der einzelnen Szenarien lässt sich feststellen:

- Alle E-Bus-Szenarien verursachen gegenüber dem Dieselpetrieb Mehrkosten: Diese betragen 12–19 % ohne und 14–22 % mit Batterietausch.
- Die Depotladung hat gegenüber der Gelegenheitsladung in fast allen Szenarien einen Kostennachteil: Die Mehrkosten belaufen sich bei 120 km Reichweite auf 4–7 %, je nach Schnellladeleistung und der Notwendigkeit eines Batterietauschs. Bei 300 km Reichweite nähern sich die Kosten an, sofern kein Batterietausch erforderlich ist (0–3 % Mehrkosten, mit Batterietausch 3–6 %). Zwischen Szenario 3 (DC, 300 km Reichweite, 150 kW Depotladeleistung) und 7 (OC, 300 kW Schnellladeleistung, 60 kW Depotladeleistung) herrscht faktisch Kostenparität.
- Von allen Depotladungs-Szenarien ist das mit 300 km Reichweite immer am günstigen.

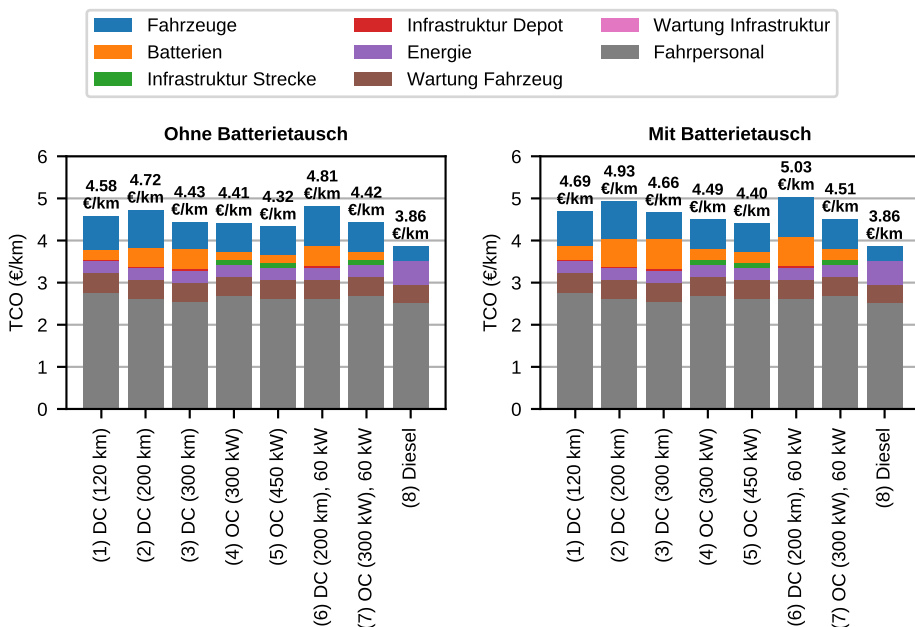


Abbildung 4.24. TCO-Vergleich aller Szenarien

tigsten, die Mehrkosten des 120-km-Szenarios sind jedoch mit 1–3 % moderat.

- Der Einfluss der Schnellladeleistung bei Gelegenheitsladung wirkt sich nur schwach auf die Gesamtkosten aus: Das 300-kW-Szenario verursacht gegenüber dem 450-kW-Szenario Mehrkosten von ca. 2 %, unabhängig von einem Batterieaustausch.
- Durch Reduzierung der Depotladeleistung von 150 kW auf 60 kW steigen die Kosten bei Depotladung (200 km Reichweite) um 2 %, bei Gelegenheitsladung (300 kW Ladeleistung) um weniger als 0,3 %.

Bei der Kostenstruktur lassen sich deutliche Unterschiede zwischen den E-Bus-Szenarien und dem Dieselszenario erkennen:

- Die Kosten für das Fahrpersonal stellen in allen Szenarien den größten relativen Anteil dar; in den E-Bus-Szenarien ist dieser wegen der höheren technologiebedingten Kosten etwas geringer (55–61 %) als im Dieselfall (65 %).
- Die *absoluten* Kosten für Fahrpersonal sind hingegen in den E-Bus-Szenarien höher: Der Mehraufwand gegenüber dem Dieselszenario beträgt zwischen 1 % (DC, 300 km) und 9 % (DC, 120 km).

- Die Energiekosten sind in allen E-Bus-Szenarien um ca. 50 % geringer als im Diesel-fall.
- Die Kosten für Fahrzeuge (inkl. Batterien) hingegen sind in den E-Bus-Szenarien deutlich höher. Der Mehraufwand beträgt rund 150 % (OC 450 kW) bis 220 % (DC 300 km) ohne Batterietausch bzw. 170 % (OC 450 kW) bis 290 % (DC 300 km) mit Batterietausch.
- Die Ladeinfrastruktur hat in den untersuchten Szenarien einen sehr geringen Ein-fluss auf die Gesamtkosten: Die Kosten der Depotladeinfrastruktur haben einen An-teil von maximal 1 %, die der Schnellladeinfrastruktur einen Anteil von maximal 3 %. Die Wartungskosten der Infrastruktur sind vernachlässigbar (maximal 0,1 %).

Da die verwendeten Kostenparameter wie auch die Modellierung mit Ungenauigkei-ten behaftet sein können, werden einige Eingangsparameter variiert, um den Einfluss abweichender Parameter zu analysieren. Abb. 4.25 zeigt zu diesem Zweck die TCO-Ergebnisse mit vertikalen Linien („Antennen“)<sup>3</sup>, welche die Änderung der Gesamtkos-ten bei Variation des jeweiligen Parameters angeben. Hieraus ergibt sich:

- Erwartungsgemäß hat die Variation des Stundenlohns für das Fahrpersonal den größ-ten Einfluss. Bei einer Erhöhung um 50 % wird die Rangfolge zwischen den Szena-rien z. T. leicht verschoben, die Ergebnisse ändern sich aber nicht grundsätzlich.
- Der Einfluss der Fahrzeugpreise steigt mit steigender Flottengröße; auch hier sind kleine Verschiebungen der Rangfolge, aber keine grundlegenden Änderungen mög-lich.
- Eine Variation der Batteriekosten wirkt sich stärker aus, je höher die Batteriekapa-zität der Fahrzeuge ist. Bei einer Reduktion der Batteriepreise um 50 % kann daher das DC-Szenario mit hoher Reichweite (Szenario 3) günstiger werden als die OC-Szenarien, sowohl mit als auch ohne Batterietausch.
- Der Beitrag der Infrastrukturkosten ist so gering, dass deren Variation die Ergebnisse kaum ändert. Bei einer Erhöhung der Kosten der Schnellladeinfrastruktur um 50 % nähern sich die Gesamtkosten der OC-Szenarien dem günstigsten DC-Szenario an. Ähnliches gilt für den Einfluss der Nutzungsdauer der Infrastruktur.
- Um den Einfluss möglicher Ungenauigkeiten bei der Bestimmung der vergüteten Wendezeit zu quantifizieren, wird diese ebenfalls variiert. Sie wird jedoch nicht um

---

<sup>3</sup>Die Bezeichnung „Fehlerbalken“ ist üblicher als „Antennen“, in diesem Fall jedoch nicht zutreffend, da keine Messfehler o.ä. dargestellt werden.



$\pm 50\%$  verändert wie die anderen Größen, sondern es werden zwei Grenzfälle gewählt: Der untere Balken gibt die Kosten bei vollständig unbezahlter und der obere Balken die Kosten bei vollständig bezahlter Wendezeit an. Die DC- und Diesel-Szenarien, in denen Blockpausen überwiegen, beinhalten bereits überwiegend bezahlte Wendezeiten, weshalb keine wesentliche Abweichung nach oben möglich ist. Die OC-Szenarien besitzen hingegen einen großen Anteil Umläufe, die unter die Sechstelregelung mit unbezahlten Wendezeitanteilen fallen, und ermöglichen daher Abweichungen nach oben und nach unten. Es ist möglich, dass sich die Rangfolge zwischen den Szenarien verschiebt, wenn der Anteil vergüteter Pausenzeit sich ändert.

Der angenommene spezifische Energiebedarf der Fahrzeuge wird nicht variiert, da jede Änderung der Fahrzeugparameter eine neue Ladestandortoptimierung und Umlaufplanung erfordert.

Bei der Bewertung der Ergebnisse ist zu beachten, dass die Umlaufplanung im Falle der Gelegenheitsladung erhebliche Reserven in Form von Wendezeiten vorhält: Die Wendezeiten sind so gewählt, dass selbst im Verspätungsfall an *jeder* Ladestation vollständig geladen werden kann. Dadurch wird der verfügbare Ladehub der Batterie nicht ausgenutzt, wie im Beispiel in Abb. 4.17 (b) anhand des SOC-Verlaufs ersichtlich ist. Durch eine Reduzierung der Wendezeiten könnten Kostensenkungen realisiert werden. Es ist etwa vorstellbar, in den Zeiten hoher Verspätung einzelne Ladevorgänge zu verkürzen oder ausfallen zu lassen und nach Abklingen der Verspätung das Fahrzeug schrittweise wieder vollständig aufzuladen. Würde dies umgesetzt, könnten der Fahrzeug- und Personalbedarf in den Szenarien mit Gelegenheitsladung reduziert werden und der Kostenvorsprung zur Depotladung würde sich vergrößern.

Weiterhin ist anzumerken, dass die Kosten für den Bau bzw. die E-Bus-gerechte Ertüchtigung des Betriebshofs in der Rechnung nicht berücksichtigt werden. Diese beinhalten auch die Kosten für den Netzanschluss. Aufgrund der deutlich höheren zu übertragenden Energiemengen je Fahrzeug ist davon auszugehen, dass der Netzanschluss für Depotladung größer dimensioniert werden muss als für Gelegenheitsladung, was sich als weiterer Kostenvorteil für Gelegenheitsladung erweisen könnte.

Weitere, nicht berücksichtigte Kostenfaktoren sind die laufenden personellen Aufwendungen zur Überwachung der Schnellladestationen in der Leitstelle sowie die erforderlichen Planungsleistungen zur Erstellung alternativer Betriebskonzepte für den Fall nicht funktionsfähiger Schnellladestationen. Diese würden sich vorteilhaft für die Depotladung auswirken, da dort keine entsprechenden Kosten anfallen.

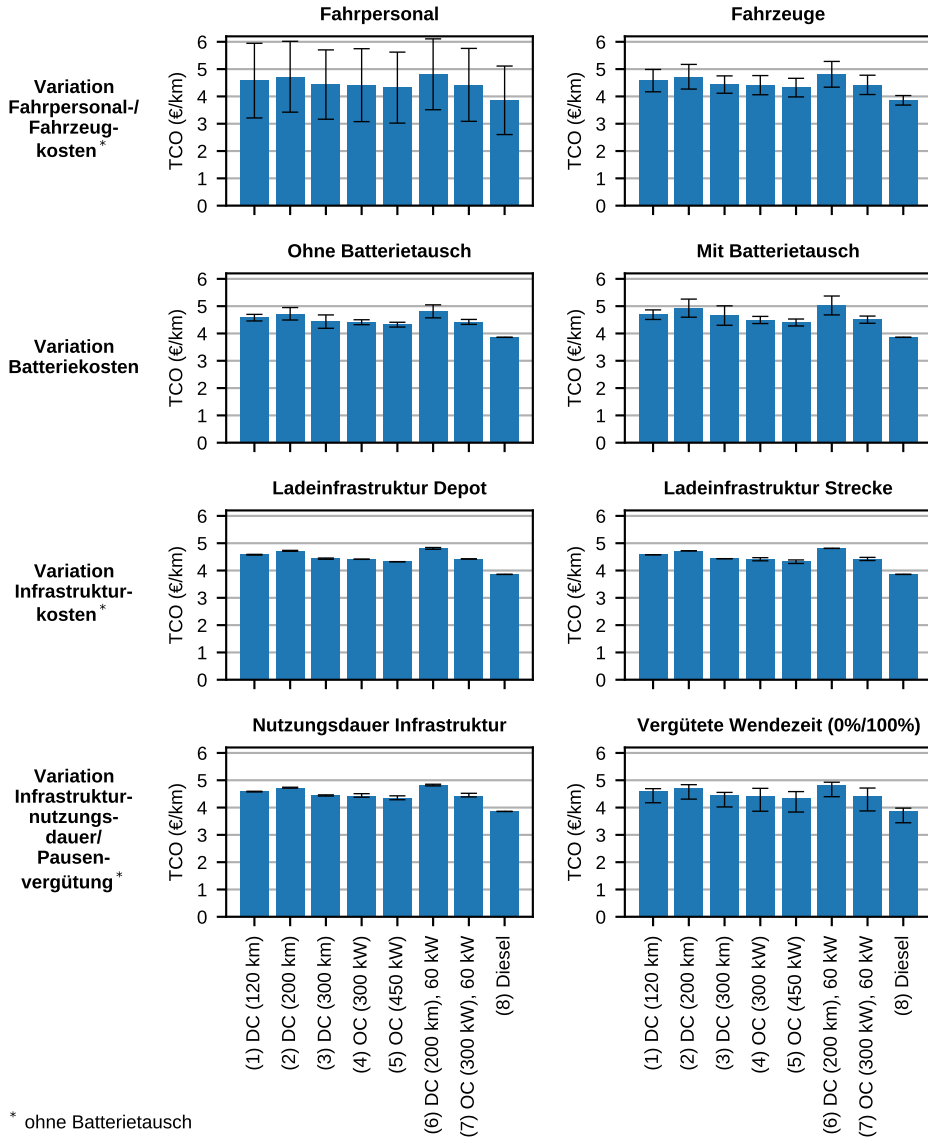


Abbildung 4.25. TCO-Ergebnisse mit Variation der Kostenparameter. Die Antennen geben die Gesamtkosten bei Variation der jeweiligen Stückkosten um +/-50 % an (Ausnahme: vergütete Wendezeit).

# Kapitel 5

## Diskussion

In diesem Kapitel werden die Limitationen der entwickelten Methodik diskutiert und die generierten Ergebnisse werden mit der Literatur verglichen.

### 5.1 Limitationen der Methodik

Die in dieser Arbeit entwickelte Methodik führt Disziplinen zusammen, die in der Literatur bislang vorwiegend getrennt voneinander existieren. Die Integration der Komponenten TCO-Analyse, Umlaufplanung, Ladestandortoptimierung und Systemsimulation innerhalb einer einzigen Softwarelösung ist nach bestem Wissen des Verfassers bisher noch nicht realisiert worden. Dies gilt insbesondere für die Ladestandortoptimierung, die für jede mögliche Kombination von Ladestandorten ein separates Umlaufplanungsproblem löst und mittels anschließender Systemsimulation und TCO-Berechnung alle relevanten Kostenfaktoren in die Optimierung einbezieht. Aufgrund der Komplexität der so entstandenen Softwarearchitektur musste auf der Ebene der einzelnen Teilkomponenten jedoch eine Abwägung zwischen dem Grad der Zielerfüllung und dem Aufwand der Implementation getroffen werden. Folglich weist die Methodik einige Limitationen auf, die in diesem Abschnitt erörtert werden.

Für die Umlaufplanung wurde ein Greedy-Algorithmus entwickelt. Dieser wurde zwar gegenüber bestehenden, ähnlichen Lösungen ([Paul und Yamada, 2014](#); [Jefferies und Göhlich, 2018](#)) deutlich weiterentwickelt; verglichen mit Optimierungsansätzen zur Umlaufplanung (vgl. Kapitel 2.2.3) ist das Vorgehen dennoch rudimentär, denn die Umläufe werden nicht so zugeschnitten, dass der resultierende Fahrzeugbedarf minimiert wird. Dies führt in der Fallstudie zu teilweise unerwarteten Ergebnissen insbe-

sondere bei Depotladung, was die Anwendbarkeit in der Praxis einschränkt. Bei Gelegenheitsladung entstehen Ineffizienzen durch die strikte Bedingung des vollständigen Ladens während der Wendepause. Letztere könnte mit moderatem Entwicklungsaufwand relaxiert werden; dennoch liegt es in der Natur eines Greedy-Algorithmus, dass nicht unbedingt eine optimale Lösung gefunden wird. Es werden nur die Ladestrategien Depotladung (DC) und Gelegenheitsladung an Endhaltestellen (OC-T) unterstützt; das Konzept der Gelegenheitsladung an zentralen Ladestationen (OC-C) kann mit dem Algorithmus nicht untersucht werden, ebenso wie die Streckenladung (in-motion charging, IMC). Bestehende Optimierungsverfahren erlauben z. T. die Behandlung aller dieser Technologien.

Beim implementierten genetischen Algorithmus zur Optimierung der Ladestandorte wurden einfache Methoden zur Partnerwahl und zur Kreuzung der Chromosomen gewählt. Durch die Verwendung fortgeschrittenerer Methoden (*weighted random pairing* bzw. *tournament selection* sowie Verwendung mehrerer Kreuzungspunkte, vgl. [Haupt und Haupt \(2004\)](#)) könnte der Algorithmus beschleunigt werden.

Die Optimierung der Ladestandorte kann in ihrer aktuellen Ausführung keine Kapazitätsbeschränkungen berücksichtigen. Dies ist für Praxisanwendungen ein Nachteil, da die Anzahl realisierbarer Ladeplätze an Haltestellen gewöhnlich begrenzt ist.

Das im Rahmen der Umlaufsimulation realisierte Fahrzeugmodell weist ebenfalls einige Limitationen auf. So wird der Antriebsenergiebedarf auf Basis eines konstanten, spezifischen Verbrauchs berechnet. Dieser wurde zuvor mittels Längsdynamiksimulation für ein Standardfahrprofil ermittelt und – für Gelenkbusse – mittels experimenteller Daten validiert. Weicht das tatsächliche Geschwindigkeits- und Höhenprofil einer Linie vom Standardfahrprofil ab, stimmen die angenommenen Verbräuche jedoch nicht mit der Realität überein. Durch die Verwendung kennlinienbasierter Verbrauchsmodelle kann die segmentweise Durchschnittsgeschwindigkeit berücksichtigt werden (vgl. Kapitel 2.3.2.2); um auch Steigungen zu berücksichtigen, muss ein Längsdynamikmodell verwendet werden. Eine experimentelle Ermittlung der Fahrprofile für 39 Linien ist jedoch mit erheblichem Aufwand verbunden, außerdem treten auch innerhalb einer Linie je nach Tageszeit große Unterschiede auf. Die ideale Lösung besteht in der Generierung synthetischer, linienspezifischer Fahrprofile wie etwa in [Sinhuber et al. \(2012\)](#) oder [Sebastiani et al. \(2016\)](#) (vgl. Kapitel 2.3.2.1).

Das Batteriemodell operiert mit konstanter Ladeleistung. Tatsächlich ist diese vom aktuellen Ladezustand abhängig; insbesondere bei hohen Ladezuständen kann die maximale Ladeleistung in der Regel nicht erreicht werden ([Hoimoja et al., 2012](#)). Die in der Umlaufplanung ermittelten Ladezeiten für Gelegenheitsladung ebenso wie die vom Depotmodell berechneten Ladezeiten im Depot können daher von der Realität abweichen. Eine Lösung ist die Implementation eines Batteriemodells mit variabler Ladeleistung, die innerhalb der bestehenden Modellstruktur problemlos möglich ist.

Das innerhalb des Fahrzeugmodells implementierte Modell des Klimasystems konnte

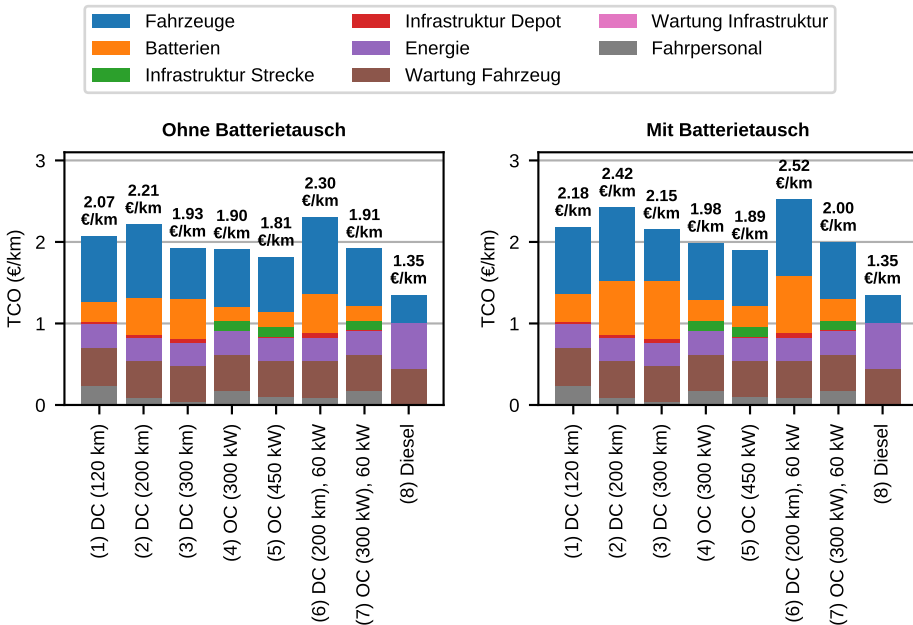
mangels experimenteller Daten für Fahrzeuge mit Wärmepumpe nicht validiert werden. Außerdem berücksichtigt das Fahrgastraummodell nur die stationäre Heiz- und Kühlleistung und geht somit implizit davon aus, dass die Fahrzeuge zu Beginn eines Umlaufs thermisch vorkonditioniert sind. Die Integration eines instationären Fahrgastraummodells, das die thermische Masse des Fahrzeugs berücksichtigt, ist jedoch prinzipiell möglich.

## 5.2 Kritische Evaluation der Fallstudie und Vergleich mit Literatur

In der Fallstudie wurden verschiedene Szenarien jeweils mit Depotladung und Gelegenheitsladung untersucht und mit einem Diesel-Referenzszenario verglichen. Insbesondere bei einer Elektrifizierung mit heutiger Technologie, die bei Depotladung noch keine hohen Reichweiten ermöglicht, ist es jedoch plausibel eine Mischung der beiden Technologien Depot- und Gelegenheitsladung anzunehmen; diese Strategie wird von diversen Verkehrsunternehmen verfolgt (vgl. Kapitel 1). Ein solches Mischszenario wurde nicht untersucht, da die Planung von Fahrzeugumläufen mit der jeweils „besten“ Technologie eine weitere Optimierungsmethodik erfordert.

Der in der Fallstudie ermittelte Bedarf an Ladeplätzen für Gelegenheitsladung ist vergleichsweise hoch: Das Verhältnis von Ladeplätzen zu Fahrzeugen beträgt etwa 1:2, wie aus Abb. 4.18 hervorgeht. Zu erwarten ist nach Herstellerangaben ein Verhältnis von 1:7 bis 1:5 (Siemens AG, 2020). Der hohe Wert in dieser Arbeit ist damit zu begründen, dass in der durchgeführten Simulation die Anzahl der Ladeplätze effektiv unbeschränkt ist; dies führt dazu, dass die Maximalauslastung der Ladestationen, welche den Bedarf an Ladeplätzen festlegt, z. T. nur für wenige Minuten am Tag auftritt, wie beispielhaft in Abb. 4.16 zu sehen ist. Der Verzicht auf einige Ladeplätze kann durchaus möglich sein, ohne den Busbetrieb zu beeinträchtigen, dies müsste jedoch durch weitere Simulationen bestätigt werden. Durch eine veränderte Wartestrategie, in der Fahrzeuge ihre Ladeplätze sofort nach Abschluss des Ladevorgangs freigeben, könnten ebenfalls Ladeplätze eingespart werden; hierdurch können jedoch je nach tariflicher Regelung zusätzliche Personalkosten entstehen.

Zum Vergleich der ermittelten TCO-Ergebnisse (Abb. 4.24) mit Ergebnissen aus der Literatur ist zu berücksichtigen, dass – wie in Kapitel 2.5 ausgeführt – in vergleichbaren Studien in der Regel keine Personalkosten bzw. nur die aus dem Einsatz von E-Bussen resultierenden Personalmehrkosten berechnet werden. Abb. 5.1 zeigt daher erneut die TCO-Ergebnisse, nachdem in jedem Szenario die Personalkosten des Diesel-Referenzszenarios subtrahiert wurden. In Abb. 5.2 sind diese Ergebnisse im Vergleich zu anderen Arbeiten dargestellt. Da die absoluten Werte untereinander aufgrund unterschiedlicher Annahmen und Bezugsgrößen nicht immer vergleichbar sind, sind die



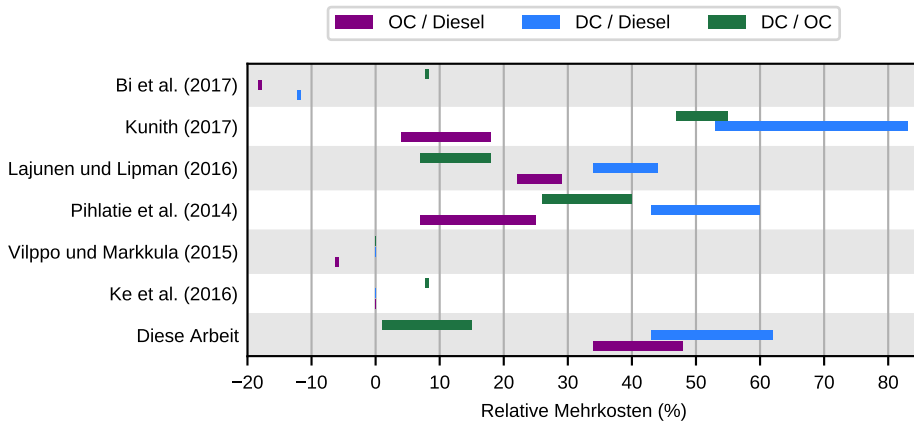
**Abbildung 5.1.** TCO-Ergebnisse mit Personalmehrkosten durch E-Bus-Einsatz (statt vollständiger Personalkosten)

relativen Differenzen zwischen den Gesamtkosten der Technologien Depotladung und Gelegenheitsladung sowie Diesel aufgetragen.

Zwischen den einzelnen Studien treten erhebliche Diskrepanzen auf. [Bi et al. \(2017\)](#) und [Vilppo und Markkula \(2015\)](#) prognostizieren einen Kostenvorteil für E-Busse gegenüber Dieseln<sup>1</sup>; dies kann auf Basis der vorliegenden Untersuchung nicht bestätigt werden. Neben der Annahme identischen Fahrzeugbedarfs für alle Technologien, die beiden Studien zugrunde liegt, sind die gewählten Parameter der wesentliche Grund für die Abweichungen: [Bi et al. \(2017\)](#) nehmen eine deutlich höhere, zukünftige Preissteigerung für Diesel als für Strom an; in dieser Arbeit ist es – basierend auf Daten der letzten 15 Jahre – umgekehrt (vgl. TCO-Parameter in Tabelle 4.9). [Vilppo und Markkula \(2015\)](#) verwenden wesentlich niedrigere Beschaffungskosten für E-Busse, einen um 40 % niedrigeren Strompreis sowie einen um 20 % höheren Dieselpreis als in dieser Arbeit.

In den Studien von [Kunith \(2017\)](#) und [Pihlatie et al. \(2014\)](#) werden hohe Kostendifferenzen zwischen Depot- und Gelegenheitsladung ermittelt; auch dies ist ein Unter-

<sup>1</sup>Die entsprechenden Studien gehen von einer Beschaffung in den Jahren 2017 und 2014 aus.



**Abbildung 5.2.** Vergleich der TCO-Ergebnisse mit Werten aus der Literatur. Die Balken stellen die Wertebereiche dar, die sich durch die Auswertung mehrerer Szenarien je Ladetechnologie ergeben. Die Szenarien 2 und 6 aus dieser Arbeit sind wegen des erhöhten Fahrzeugbedarfs nicht berücksichtigt.

schied zur vorliegenden Arbeit. Das Ergebnis von [Kunith \(2017\)](#) kann dadurch erklärt werden, dass bei Gelegenheitsladung von unveränderten Umläufen und somit unverändertem Fahrzeugbedarf ausgegangen wird – dies wird durch die Annahme des Ladens an Zwischenhaltestellen (OC-I) begründet –, während bei Depotladung ein Fahrzeug- und Fahrpersonalmehrbedarf bestimmt wird. Bei [Pihlatie et al. \(2014\)](#) kommt die Kostendifferenz allein durch unterschiedliche Fahrzeugpreise zustande, da von identischen Flottengrößen ausgegangen wird.

Die von [Lajunen und Lipman \(2016\)](#) ermittelten relativen Mehrkosten von Depotladung gegenüber Gelegenheitsladung bewegen sich im Bereich um 10 % wie in der vorliegenden Arbeit. Beim Vergleich mit Diesel treten aber auch hier erhebliche Unterschiede zutage, die mit der Annahme identischer Flottengröße für alle Technologien und mit der Verwendung anderer Parameter als in dieser Arbeit (niedrigere E-Bus-Beschaffungskosten, höherer Dieselpreis, niedrigerer Strompreis) begründet sind.

Insgesamt lässt sich feststellen, dass die Abweichungen zur bestehenden Literatur zwar erheblich sind, jedoch plausibel durch methodische Unterschiede und abweichende Parameter begründet werden können. Aufgrund der wesentlich detaillierteren Methodik in dieser Arbeit dürften die hier erzielten Ergebnisse die Realität genauer abbilden als die diskutierten Ergebnisse aus der Literatur.





## Kapitel 6

# Zusammenfassung und Ausblick

In dieser Arbeit wurde eine Methodik zur Simulation, Auslegung und TCO<sup>1</sup>-Bewertung elektrifizierter Stadtbussysteme entwickelt. Diese besteht aus vier Komponenten (vgl. Kapitel 3): Ein Greedy-Umlaufplanungsalgorithmus ermöglicht die Planung von Umläufen für Elektrobusse mit Depotladung oder Gelegenheitsladung an Endhaltestellen auf Basis von Fahrplan- und Verspätungsdaten. Ein objektorientiertes, diskret-eventbasiertes Simulationsmodell dient zur Simulation von Busnetzen inkl. Ladeinfrastruktur und Depots. Die Simulation bestimmt u. a. den erforderlichen Fahrzeugbedarf für vorgegebene Umläufe und ist neben Depot- und Gelegenheitsladung noch für weitere Ladetechnologien, insbesondere Streckenladung (in-motion charging, IMC), einsetzbar. Mittels eines dynamischen TCO-Modells können die Gesamtkosten für verschiedene Simulationsfälle ermittelt werden. Ein genetischer Optimierungsalgorithmus ermöglicht die Auswahl kostenoptimierter Standorte für Gelegenheitsladung. Dieser führt für jeden Lösungskandidaten, d. h. für jede Kombination von Ladestandorten, die Sequenz aus Umlaufplanung, Systemsimulation und TCO-Berechnung aus. Alle Komponenten wurden zum Softwaretool eFLIPS<sup>2</sup> zusammengefasst.

Die Anwendung der Methodik wurde in einer Fallstudie anhand eines realen, aus 39 Linien bestehenden Busnetzes demonstriert. Hierfür standen Umlaufpläne und reale Verspätungsdaten eines Busbetreibers zur Verfügung.

Zunächst wurde die Möglichkeit geprüft, bestehende, für Dieselfahrzeuge entwickelte Umlaufpläne unverändert mit Elektrobussen zu bedienen (Kapitel 4.2). Hierzu wurden die Umlaufpläne unter Annahme verschiedener Technologieszenarien (Depotladung mit Fahrzeugen unterschiedlicher Reichweite sowie Gelegenheitsladung an End-

---

<sup>1</sup>TCO: Total Cost of Ownership

<sup>2</sup>Electric Fleet and Infrastructure Planning/Simulation

Haltestellen mit verschiedenen Ladeleistungen) und unter Berücksichtigung von Verspätungen simuliert. Für die Gelegenheitsladung wurden – als theoretischer Grenzfall mit maximaler Verfügbarkeit von Ladegelegenheiten – Ladestationen unbeschränkter Kapazität an sämtlichen Endhaltestellen angenommen. Der Betrieb der bestehenden Umläufe mit Elektrobussen ist in keinem der untersuchten Szenarien vollständig möglich: Bei Depotladung ist die limitierende Größe die Fahrzeugreichweite, bei Gelegenheitsladung sind es die verfügbaren Ladezeiten an den Endhaltestellen. Im Falle der Gelegenheitsladung sind die Resultate stark davon abhängig, ob Verspätungen berücksichtigt werden. Die Simulationsergebnisse zeigen, dass die in der Literatur verbreitete Annahme unveränderter Umlaufpläne bei der Elektrifizierung urbaner Busflotten nicht praxisgerecht ist. Die Planung neuer Umläufe unter Reichweiten- und Ladezeitbeschränkungen ist im Falle des untersuchten Busnetzes unumgänglich.

Diese wurde im nächsten Schritt durchgeführt (Kapitel 4.3): Mittels des Greedy-Umlaufplanungsalgorithmus wurden vollständig elektrifizierte Szenarien sowie ein Diesel-Referenzszenario entworfen. Für Gelegenheitsladung wurden mit Hilfe des genetischen Algorithmus kostenoptimierte Ladestandorte bestimmt. Durch Simulation der Umläufe wurde für jedes Szenario der Fahrzeug- und Ladeinfrastrukturbedarf für den kritischen Verbrauchsfall ermittelt.

Anschließend wurden in einer Jahressimulation der jährliche Energiebedarf sowie die jährlichen Fahrpersonalstunden zum Betrieb der neu geplanten Umläufe ermittelt. Die somit vollständig definierten Bedarfe bilden die Grundlage für die TCO-Berechnung, die im finalen Schritt durchgeführt wurde.

Die untersuchten E-Bus-Szenarien verursachen 12–22 % höhere Gesamtkosten als das Diesel-Referenzszenario. Die Kosten der Depotladung sind überwiegend höher als die der Gelegenheitsladung (bis zu 7 %); abhängig von der Reichweite der Depotladefahrzeuge, der Ladeleistung an den Schnellladestationen und der Ladeleistung im Depot ist jedoch auch Kostenparität möglich. Bei der Depotladung wirken sich Reichweite und Ladeleistung deutlich auf den Fahrzeugbedarf aus. Die Gesamtkosten werden durch Änderung dieser Parameter jedoch nur im einstelligen Prozentbereich beeinflusst (bis zu 3 % durch Änderung der Reichweite, bis zu 2 % durch Änderung der Ladeleistung). Dies gilt auch für die Variation der Schnellladeleistung bei Gelegenheitsladung, durch welche sich die Gesamtkosten lediglich um bis zu 2 % ändern.

Durch die Optimierung der Ladestandorte mittels des genetischen Algorithmus sind Kosteneinsparungen von 7–8 % erzielbar. Diese Einsparungen resultieren nicht nur aus der Ladeinfrastruktur selbst – deren Beitrag an den Gesamtkosten ist mit maximal 3 % gering – sondern v. a. aus eingesparten Fahrzeugen und Fahrpersonalstunden. Schnellladestationen werden für das untersuchte Busnetz an etwa der Hälfte der verfügbaren Haltestellen (Endhaltestellen sowie Ein- und Aussetzpunkte) platziert. In diesem Zusammenhang ist zu beachten, dass zahlreiche verschiedene Kombinationen von Ladestandorten mit praktisch identischen Systemkosten auftreten und somit für eine sinn-

volle Auswahl der Ladestandorte neben den Kosten weitere Kriterien notwendig sind.

Die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit unterscheiden sich z. T. deutlich von anderen Publikationen, in denen wesentlich höhere Kostenunterschiede zwischen Depot- und Gelegenheitsladung ermittelt werden. Die Ursachen dafür liegen einerseits darin, dass in anderen Publikationen vereinfachte Methoden zum Einsatz kommen – insbesondere die in dieser Arbeit berücksichtigten Aspekte der Umlaufplanung und der Verspätungen werden in fast allen analysierten Studien ausgeklammert – und andererseits in der Annahme anderer Kostenparameter (vgl. Kapitel 5.2).

Die in dieser Arbeit entwickelte Methodik dient primär der Auswahl der kostenoptimalen Technologie zur Elektrifizierung von Busflotten. Die sehr praxisrelevante Frage, welche der beiden konkurrierenden Technologien Depot- und Gelegenheitsladung die wirtschaftlichere ist, konnte jedoch anhand des beispielhaft untersuchten Busnetzes nicht eindeutig beantwortet werden. Je nach Systemkonfiguration können die Kosten der Technologien identisch sein. Dieses Ergebnis zeigt die Notwendigkeit für detaillierte, individuelle Untersuchungen anhand des jeweiligen Busnetzes. Es zeigt aber auch, dass die Systemkosten als alleiniges Entscheidungskriterium zur Technologieauswahl nicht ausreichend sind, sondern weitere Kriterien, v. a. betriebliche Aspekte, einzubeziehen sind.

Sowohl der Umfang der entwickelten Methodik als auch der durchgeführten Fallstudie gehen deutlich über bestehende TCO-Untersuchungen elektrischer Stadtbussysteme hinaus. Dennoch gibt es Anknüpfungspunkte für zukünftige Arbeiten. Diese betreffen zunächst den entwickelten Greedy-Umlaufplanungsalgorithmus, dessen Ziel der Maximierung der Umlauflängen nicht mit dem Ziel eines minimalen Fahrzeugbedarfs kongruiert. Daher kam es im Rahmen der Fallstudie zu teils unerwarteten Ergebnissen, welche für die Auswertung nicht berücksichtigt wurden. Möglicherweise ist es sinnvoll, die Greedy-Strategie vollständig fallen zu lassen und ein Optimierungsverfahren (vgl. Kapitel 2.2.3) zu implementieren.

Die Implementierung eines Optimierungsverfahrens zur Umlaufplanung steht jedoch dem Ziel kostenoptimierter Ladestandorte entgegen, denn wie in Kapitel 2.2.3 erörtert, ist noch keine simultane Optimierung von Umläufen und Ladestandorten erfolgreich implementiert worden. Eine Lösung könnte es sein, die in dieser Arbeit entwickelte Methodik mit Greedy-Umlaufplanungsalgorithmus nur zur Platzierung der Ladestationen zu nutzen und für eine anschließende, verbesserte Umlaufplanung eines der bestehenden Optimierungsverfahren mit festgelegten Ladestandorten zu implementieren. Dabei könnten auch Kapazitätsbeschränkungen der Ladestationen berücksichtigt werden.

In der vorliegenden Arbeit wurden nur technologie-reine Szenarien behandelt. Ein wesentlicher Aspekt für die Praxis ist die Erstellung von Mischszenarien, in denen mehrere Technologien, etwa Depot- und Gelegenheitsladung, kostenoptimal kombiniert werden. Hier besteht ebenfalls ein methodischer Anknüpfungspunkt für künftige Arbeiten.

Schließlich erscheint es sinnvoll, die Modellierungsgenauigkeit punktuell zu verbessern, um eine universelle Anwendbarkeit der entwickelten Methodik zu gewährleisten. Dies betrifft insbesondere das in der Umlaufsimulation verwendete Fahrzeugverbrauchsmodell auf Basis konstanter, spezifischer Verbräuche, das keine individuellen Liniencharakteristika (Beschleunigungsverhalten, Höchstgeschwindigkeit, Steigungen) berücksichtigt. Die ideale Lösung hierfür wäre eine Funktion zur Generierung synthetischer Fahrprofile für einzelne Fahrten, für die dann mittels Längsdynamiksimulation ein Verbrauch ermittelt werden kann. Dies wurde in der Literatur bereits umgesetzt (vgl. Kapitel 2.3.2.1). Auch die Implementation eines Batteriemodells mit variabler Ladeleistung erscheint sinnvoll, um eine genauere Ermittlung der Ladezeiten zu ermöglichen.

# Literaturverzeichnis

- Abdelwahed, A.; van den Berg, P. L.; Brandt, T.; Collins, J.; Ketter, W.:** Evaluating and Optimizing Opportunity Fast-Charging Schedules in Transit Battery Electric Bus Networks. In: *Transportation Science* 54 (6), S. 1439–1731 (2020), <http://dx.doi.org/10.1287/trsc.2020.0982>
- Adler, J. D.; Mirchandani, P. B.:** The Vehicle Scheduling Problem for Fleets with Alternative-Fuel Vehicles. In: *Transportation Science* 51 (2), S. 441–456 (2017), <http://dx.doi.org/10.1287/trsc.2015.0615>
- Akasol AG:** Akasol Akasystem 15 AKM 64 CYC (2019), <https://www.akasol.com/library/Downloads/Datenbl%C3%A4tter/02-05-2019/Data%20sheet-AKASOL-AKASystem-15AKM64CYC-WEB.pdf>, zuletzt geprüft am 27.11.2020
- Baehr, H. D.; Stephan, K.:** *Wärme- und Stoffübertragung*. Springer Vieweg, 9. Auflage (2016), <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-662-49677-0>
- Bellifemine, F. L.; Caire, G.; Greenwood, D.:** *Developing multi-agent systems with JADE*. Wiley (2007)
- Bergk, E.; Lambrecht, U.; Pütz, R.; Landinger, H.:** Analyse der Lebenszykluskosten von Hybrid-Oberleitungsbussen (2015), [https://www.bmvi.de/SharedDocs/DE/Anlage/G/MKS/mks-fachworkshop-hybrid-oberleitungsbusse-diskussionsgrundlage.pdf?\\_\\_blob=publicationFile](https://www.bmvi.de/SharedDocs/DE/Anlage/G/MKS/mks-fachworkshop-hybrid-oberleitungsbusse-diskussionsgrundlage.pdf?__blob=publicationFile), zuletzt geprüft am 09.10.2020
- Berliner Verkehrsbetriebe AöR (BVG):** Die Omnibusflotte der BVG (2018), <https://unternehmen.bvg.de/index.php?section=downloads&download=579>, zuletzt geprüft am 25.06.2020
- Berthold, K.; Förster, P.; Rohrbeck, B.:** Location Planning of Charging Stations for Electric City Buses. In: K. Dörner; I. Ljubic; G. Pflug; G. Tragler (Hg.), *Operations*

- Research Proceedings*, S. 237–242, Springer International Publishing (2017), [http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-42902-1\\_32](http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-42902-1_32)
- Bi, Z.; de Kleine, R.; Keoleian, G. A.:** Integrated Life Cycle Assessment and Life Cycle Cost Model for Comparing Plug-in versus Wireless Charging for an Electric Bus System. In: *Journal of Industrial Ecology* 21 (2), S. 344–355 (2017), <http://dx.doi.org/10.1111/jiec.12419>
- Bi, Z.; Song, L.; de Kleine, R.; Mi, C. C.; Keoleian, G. A.:** Plug-in vs. wireless charging: Life cycle energy and greenhouse gas emissions for an electric bus system. In: *Applied Energy* 146, S. 11–19 (2015), <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.02.031>
- Binder, M.; Faltenbacher, M.; Kentzler, M.; Schuckert, M.:** Clean Urban Transport for Europe (CUTE): Final Report (2006), [https://trimis.ec.europa.eu/sites/default/files/project/documents/20090917\\_155253\\_20956\\_CUTE%20-%20Final%20Report.pdf](https://trimis.ec.europa.eu/sites/default/files/project/documents/20090917_155253_20956_CUTE%20-%20Final%20Report.pdf), zuletzt geprüft am 17.05.2019
- Borshchev, A.; Filippov, A.:** From System Dynamics and Discrete Event to Practical Agent Based Modeling: Reasons, Techniques, Tools. In: *The 22nd International Conference of the System Dynamics Society, Oxford, England* (2004)
- Bulut, A.:** Konvekta: CO<sub>2</sub>-Wärmepumpe für E-Gelenkbusse (2020), <https://www.busnetz.de/konvekta-co2-waermepumpe-fuer-e-gelenkbusse/>, zuletzt geprüft am 13.10.2020
- Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung:** Aktualisierte und erweiterte Testreferenzjahre (TRY) von Deutschland für mittlere und extreme Witterungsverhältnisse (2013), [http://www.bbsr-energieeinsparung.de/EnEVPortal/DE/Regelungen/Testreferenzjahre/Testreferenzjahre/01\\_start.html?nn=739044&notFirst=true&docId=743442](http://www.bbsr-energieeinsparung.de/EnEVPortal/DE/Regelungen/Testreferenzjahre/Testreferenzjahre/01_start.html?nn=739044&notFirst=true&docId=743442), zuletzt geprüft am 27.11.2020
- Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit (BMU):** Klimaschutzplan 2050: Klimaschutzpolitische Grundsätze und Ziele der Bundesregierung (2016), <https://www.bundesregierung.de/breg-de/service/publikationen/klimaschutzplan-2050-728886>, zuletzt geprüft am 07.10.2020
- Bunte, S.:** *Lösungen für Anwendungsfälle der Fahrzeugeinsatzplanung im öffentlichen Personennahverkehr*. Dissertation, Universität Paderborn (2009), <https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:hbz:466-20090630013>
- Burghout, W.:** *Hybrid microscopic-mesoscopic traffic simulation*. Dissertation, KTH Stockholm (2004), <http://urn.kb.se/resolve?urn=urn%3Anbn%3Ase%3Aakth%3Adiva-72>

- Burmeister, J.:** E-Busse 2020: Klotzen, nicht kleckern – Übersicht über eingesetzte, bestellte und geplante E-Busse in Deutschland. In: *Der Nahverkehr, Elektrobuss-Spezial 2020*, S. 24–31 (2020)
- Busch, R.:** *Elektrotechnik und Elektronik*. Springer, 7. Auflage (2015), <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-658-09675-5>
- BVG Berliner Verkehrsbetriebe AöR:** Zahlenspiegel 2020 (2019), <https://unternehmen.bvg.de/wp-content/uploads/2020/10/BVG-Zahlenspiegel-2020.pdf>, zuletzt geprüft am 09.12.2020
- Bünnagel, C.:** Irizar ie bus – Power aus dem Baskenland. In: *Verkehr und Technik* 71 (10), S. 363–369 (2018)
- Bünnagel, C.:** Ebusco 2.2 – Gegen die Reichweitenangst. In: *Verkehr und Technik* 72 (10), S. 365–369 (2019)
- Cats, O.; Larijani, A. N.; Koutsopoulos, H. N.; Burghout, W.:** Impacts of Holding Control Strategies on Transit Performance. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 2216 (1), S. 51–58 (2011), <http://dx.doi.org/10.3141/2216-06>
- Chariot Motors:** 12 m central drive by Siemens (2019), <https://chariot-electricbus.com/products/electric-vehicles/12-m-central-drive-by-siemens/#1502711509006-ce0cd84c-0ff0>, zuletzt geprüft am 13.11.2020
- Cheng, S.-F.; Nguyen, T. D.:** TaxiSim: A multiagent simulation platform for evaluating taxi fleet operations. In: *Proceedings of the 2011 IEEE/WIC/ACM International Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology, Lyon, France* (2011), <https://works.bepress.com/sfcheng/1/>, zuletzt geprüft am 14.09.2019
- Dassault Systèmes:** DYMOLA Systems Engineering (2019), <https://www.3ds.com/products-services/catia/products/dymola/>, zuletzt geprüft am 07.09.2019
- Daum, A.; Greife, W.; Przywara, R.:** *BWL für Ingenieure und Ingenieurinnen*. Vieweg+Teubner, 1. Auflage (2010), <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-8348-9347-5>
- De Filippo, G.; Marano, V.; Sioshansi, R.:** Simulation of an electric transportation system at The Ohio State University. In: *Applied Energy* 113, S. 1686–1691 (2014), <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2013.09.011>
- Desaulniers, G.; Hickman, M. D.:** Public Transit. In: C. Barnhart; G. Laporte (Hg.), *Handbooks in Operations Research and Management Science: Transportation*, Band 14, S. 69–127, Elsevier (2007), [http://dx.doi.org/10.1016/s0927-0507\(06\)14002-5](http://dx.doi.org/10.1016/s0927-0507(06)14002-5)

- Deutsches Institut für Normung e. V.:** DIN EN 60300-3-3: Zuverlässigkeitsmanagement – Teil 3-3: Anwendungsleitfaden – Lebenszykluskosten (2005)
- Dietmannsberger, M.:** Elektromobilität bei der HOCHBAHN. In: *Treffen der AG Innovative Antriebe Bus von BMU und BMVI, Hamburg, Germany* (2019)
- Dohmann, J.:** *Thermodynamik der Kälteanlagen und Wärmepumpen*. Springer Vieweg (2016), <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-662-49110-2>
- Ebusco B.V.:** The New Ebusco 2.2 (2019), [https://www.ebusco.com/wp-content/uploads/EBUSCO\\_brochure\\_2-2\\_digi.pdf](https://www.ebusco.com/wp-content/uploads/EBUSCO_brochure_2-2_digi.pdf), zuletzt geprüft am 27.11.2020
- Ebusco B.V.:** Ebusco 2.2 (2020), <https://www.ebusco.com/electric-buses/ebusco-2-2/>, zuletzt geprüft am 27.11.2020
- El-Taweel, N. A.; Mohamed, M.; Farag, H. E.:** Optimal design of charging stations for electrified transit networks. In: *2017 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC), Harbin, China* (2017), <http://dx.doi.org/10.1109/itec.2017.7993369>
- EvoBus GmbH:** Der Citaro NGT (2020a), [https://www.mercedes-benz-bus.com/de\\_DE/models/citaro-ngt.html](https://www.mercedes-benz-bus.com/de_DE/models/citaro-ngt.html), zuletzt geprüft am 21.05.2019
- EvoBus GmbH:** Der eCitaro: Technische Information (2020b), [https://www.mercedes-benz-bus.com/content/dam/mbo/markets/common/buy/services-online/download-technical-brochures/images/content/regular-service-buses/ecitaro/ecitaro-10-20/TI\\_eCitaro\\_2020\\_DE.pdf](https://www.mercedes-benz-bus.com/content/dam/mbo/markets/common/buy/services-online/download-technical-brochures/images/content/regular-service-buses/ecitaro/ecitaro-10-20/TI_eCitaro_2020_DE.pdf), zuletzt geprüft am 13.11.2020
- Fay, T.-A.:** *Methodischer Technologievergleich von Systemkonzepten für die Elektrifizierung von Stadtbussen*. Dissertation, Technische Universität Berlin (2019), <http://dx.doi.org/10.14279/depositonce-9065>
- Fuel Cells and Hydrogen Joint Undertaking (FCH-JU):** Urban buses: Alternative powertrains for Europe. A fact-based analysis of the role of diesel hybrid, hydrogen fuel cell, trolley and battery electric powertrains (2012), [https://www.fch.europa.eu/sites/default/files/20121029%20Urban%20buses%2C%20alternative%20powertrains%20for%20Europe%20-%20Final%20report\\_0\\_0.pdf](https://www.fch.europa.eu/sites/default/files/20121029%20Urban%20buses%2C%20alternative%20powertrains%20for%20Europe%20-%20Final%20report_0_0.pdf), zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Fusco, G.; Alessandrini, A.; Colombaroni, C.; Valentini, M. P.:** A Model for Transit Design with Choice of Electric Charging System. In: *Procedia - Social and Behavioral Sciences* 87, S. 234–249 (2013), <http://dx.doi.org/10.1016/j.sbspro.2013.10.607>
- Färber, F.:** Heizen im Elektrobus. In: *10. VDV-Konferenz Elektrobusse – Markt der Zukunft, Berlin, Germany* (2019)



- Füllung, T.:** BVG kauft 156 neue Busse im „Schweden-Design“ (2013), <https://www.morgenpost.de/berlin-aktuell/article122117680/BVG-kauft-156-neue-Busse-im-Schweden-Design.html>, zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Füllung, T.:** Neue Berliner E-Busse können nur halben Tag fahren (2019), <https://www.morgenpost.de/berlin/article226090187/Neue-E-Busse-in-Berlin-koennen-nur-halben-Tag-fahren.html>, zuletzt geprüft am 21.01.2020
- Gacias, B.; Meunier, E.:** Design and operation for an electric taxi fleet. In: *OR Spectrum* 37 (1), S. 171–194 (2014), <http://dx.doi.org/10.1007/s00291-014-0362-y>
- Gallet, M.; Massier, T.; Zehe, D.:** Developing a Large-Scale Microscopic Model of Electric Public Bus Operation and Charging. In: *2019 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), Hanoi, Vietnam*, IEEE (2019), <http://dx.doi.org/10.1109/vppc46532.2019.8952361>
- Galus, M. D.; Georges, G.; Waraich, R. A.:** Abschlussbericht des Projekts ARTEMIS: Abating road emissions through efficient (electric) mobility – Interactions with the electric system (2012), <http://dx.doi.org/10.3929/ETHZ-A-007618874>
- Gao, Z.; Lin, Z.; LaClair, T. J.; Liu, C.; Li, J.-M.; Birky, A. K.; Ward, J.:** Battery capacity and recharging needs for electric buses in city transit service. In: *Energy* 122, S. 588–600 (2017), <http://dx.doi.org/10.1016/j.energy.2017.01.101>
- Giakoumis, E. G.:** *Driving and Engine Cycles*. Springer International Publishing (2017), <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-49034-2>
- Göhlich, D.; Fay, T.-A.; Jefferies, D.; Lauth, E.; Kunith, A.; Zhang, X.:** Design of urban electric bus systems. In: *Design Science* 4 (2018), <http://dx.doi.org/10.1017/dsj.2018.10>
- Gräbener, S.:** *Methodische Entwicklung und Bewertung von Elektrifizierungskonzepten für innerstädtische Nutzfahrzeuge*. Dissertation, Technische Universität Berlin (2017), <http://dx.doi.org/10.14279/depositonce-6066>
- Götze, U.; Weber, T.:** ZP-Stichwort: Total Cost of Ownership. In: *Zeitschrift für Planung & Unternehmenssteuerung* 19 (2), S. 249–257 (2008), <http://dx.doi.org/10.1007/s00187-008-0054-3>
- Hamburger Hochbahn AG:** Busse ohne Bass: Die emissionsfreie Flotte für unsere Stadt (2020), [https://www.hochbahn.de/hochbahn/hamburg/de/Home/Nachster\\_Halt/Ausbau\\_und\\_Projekte/emissionsfreie\\_busse](https://www.hochbahn.de/hochbahn/hamburg/de/Home/Nachster_Halt/Ausbau_und_Projekte/emissionsfreie_busse), zuletzt geprüft am 08.10.2020

- Hanke, D.; Krämer, K.:** Stille in der Stadt: Einsatz von Elektrobussen. In: *Omnibusspiegel* 36 (5), S. 21–24 (2014)
- Hasselmann, J.:** Die BVG bekommt 225 E-Busse (2020), <https://www.tagesspiegel.de/berlin/elektro-flotte-fuer-berlins-strassen-die-bvg-bekommt-225-e-busse/24150030.html>, zuletzt geprüft am 08.10.2020
- Haupt, R. L.; Haupt, S. E.:** *Practical Genetic Algorithms*. Wiley-Interscience, 2. Auflage (2004), <http://dx.doi.org/10.1002/0471671746>
- Hegazy, O.; El Baghdadi, M.; Coosemans, T.; Van Mierlo, J.:** Co-design Optimization Framework for Electrified Buses in Cities: Brussels Case Study. In: *EVS31 International Electric Vehicle Symposium & Exhibition, Kobe, Japan* (2018)
- Heidelberg Institute for Geoinformation Technology (HeiGIT):** Openrouteservice (2020), <https://openrouteservice.org/>, zuletzt geprüft am 26.03.2020
- Hesse, D.:** Berlin steigt um! Elektrifizierung der Omnibusflotte bei der BVG. In: *Treffen der AG Innovative Antriebe Bus von BMU und BMVI, Hamburg, Germany* (2019)
- Hoimoja, H.; Rufer, A.; Dziechciaruk, G.; Vezzini, A.:** An ultrafast EV charging station demonstrator. In: *International Symposium on Power Electronics Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion (SPEEDAM), Sorrento, Italy* (2012), <http://dx.doi.org/10.1109/speedam.2012.6264617>
- Hondius, H.:** Daimler Buses stellt vollelektrischen Mercedes-Benz Citaro vor. In: *Stadtverkehr* 63 (5) (2018)
- Hua, T.; Ahluwalia, R.; Eudy, L.; Singer, G.; Jermer, B.; Asselin-Miller, N.; Wessel, S.; Patterson, T.; Marcinkoski, J.:** Status of hydrogen fuel cell electric buses worldwide. In: *Journal of Power Sources* (269), S. 975–993 (2014), <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.06.055>
- HyFLEET CUTE Project:** Hydrogen Transports: Bus Technology & Fuel for Today and for a Sustainable Future: A Report on the Achievements and Learnings from The HyFLEET CUTE Project 2006-2009 (2009), [https://www.eltis.org/sites/default/files/case-studies/documents/hfc\\_brochure\\_10\\_12\\_09\\_4.pdf](https://www.eltis.org/sites/default/files/case-studies/documents/hfc_brochure_10_12_09_4.pdf), zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Impact Clean Power Technology S.A.:** UVES LTO Standard Battery Pack LTO 15.2 kWh (2018), [https://icpt.pl/wp-content/uploads/2018/07/ICPT\\_UVES\\_LTO\\_Standard\\_leaflet.pdf](https://icpt.pl/wp-content/uploads/2018/07/ICPT_UVES_LTO_Standard_leaflet.pdf), zuletzt geprüft am 30.11.2020

- Jahic, A.; Eskander, M.; Schulz, D.:** Bus Depot Simulator: Steady-State Python and DigSilent Co-simulation for Large-Scale Electric Bus Depots. In: *NEIS Conference on Sustainable Energy Supply and Energy Storage Systems, Hamburg, Germany* (2019), <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9000486>, zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Jefferies, D.:** *Entwicklung eines Simulationsmodells zur Ermittlung des Energiebedarfs und der Lebenszykluskosten verschiedener Heiz- und Kühlsysteme in einem Elektro-Linienbus*. Diplomarbeit, Technische Universität Berlin (2015), [https://www.researchgate.net/publication/346485456\\_Entwicklung\\_eines\\_Simulationsmodells\\_zur\\_Ermittlung\\_des\\_Energiebedarfs\\_und\\_der\\_Lebenszykluskosten\\_verschiedener\\_Heiz-und\\_Kuehlsysteme\\_in\\_einem\\_Elektro-Linienbus](https://www.researchgate.net/publication/346485456_Entwicklung_eines_Simulationsmodells_zur_Ermittlung_des_Energiebedarfs_und_der_Lebenszykluskosten_verschiedener_Heiz-und_Kuehlsysteme_in_einem_Elektro-Linienbus), zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Jefferies, D.:** BVG-Forschungskooperation (2019), [https://www.mpm.tu-berlin.de/menue/forschung/projekte/bvg\\_forschungskooperation/](https://www.mpm.tu-berlin.de/menue/forschung/projekte/bvg_forschungskooperation/), zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Jefferies, D.; Göhlich, D.:** Integrated TCO Assessment of Bus Network Electrification Considering Rescheduling and Delays: Modelling Framework and Case Study. In: *EVS31 International Electric Vehicle Symposium & Exhibition, Kobe, Japan* (2018), [https://www.researchgate.net/publication/329210166\\_Integrated\\_TCO\\_Assessment\\_of\\_Bus\\_Network\\_Electrification\\_Considering\\_Rescheduling\\_and\\_Delays](https://www.researchgate.net/publication/329210166_Integrated_TCO_Assessment_of_Bus_Network_Electrification_Considering_Rescheduling_and_Delays), zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Jefferies, D.; Göhlich, D.:** A Comprehensive TCO Evaluation Method for Electric Bus Systems Based on Discrete-Event Simulation Including Bus Scheduling and Charging Infrastructure Optimisation. In: *World Electric Vehicle Journal* 11 (3), S. 56 (2020), <http://dx.doi.org/10.3390/wevj11030056>
- Jefferies, D.; Ly, T.; Kunith, A.; Göhlich, D.:** Energiebedarf verschiedener Klimatisierungssysteme für Elektro-Linienbusse. In: *Deutsche Kälte- und Klimatagung, Dresden, Germany* (2015), [https://www.researchgate.net/publication/285396879\\_Energiebedarf\\_verschiedener\\_Klimatisierungssysteme\\_fur\\_Elektro-Linienbusse](https://www.researchgate.net/publication/285396879_Energiebedarf_verschiedener_Klimatisierungssysteme_fur_Elektro-Linienbusse), zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Jäger, B.; Wittmann, M.; Lienkamp, M.:** Agent-based Modeling and Simulation of Electric Taxi Fleets. In: *6. Conference on Future Automotive Technology, Fürstenfeldbruck, Germany* (2017), <https://mediatum.ub.tum.de/1378513>, zuletzt geprüft am 17.06.2019
- Kampker, A.; Vallée, D.; Schnettler, A.:** *Elektromobilität. Grundlagen einer Zukunftstechnologie*. Springer Vieweg, 1. Auflage (2013), <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-662-53137-2>

- Ke, B.-R.; Chung, C.-Y.; Chen, Y.-C.:** Minimizing the costs of constructing an all plug-in electric bus transportation system: A case study in Penghu. In: *Applied Energy* 177, S. 649–660 (2016), <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.05.152>
- Kiepe Electric GmbH:** Esslingen, Batterie Gelenkbus mit IMC 500 (2017), [https://www.kiepe.knorr-bremse.com/elektrobusse/trolleybusse-in-motion-charging/vkproduktordner.2008-05-14.2954039772/vkprodukt.2017-06-20.1805529337/vkprodukt\\_download](https://www.kiepe.knorr-bremse.com/elektrobusse/trolleybusse-in-motion-charging/vkproduktordner.2008-05-14.2954039772/vkprodukt.2017-06-20.1805529337/vkprodukt_download), zuletzt geprüft am 17.11.2020
- Kleinberg, J.; Tardos, E.:** *Algorithm Design*. Pearson/Addison-Wesley, 1. Auflage (2006)
- Kliwer, N.:** *Optimierung des Fahrzeugeinsatzes im öffentlichen Personennahverkehr: Modelle, Methoden und praktische Anwendungen*. Dissertation, Universität Paderborn (2005), <http://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:hbz:466-20050101263>
- Kölner Verkehrs-Betriebe AG:** KVB stellt den Betrieb der Linie 133 auf E-Busse um: Zehnmonatiges Testprogramm wurde erfolgreich abgeschlossen: Pressemitteilung (2016), <https://www.presseportal.de/pm/122503/3501162>, zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Kommunaler Arbeitgeberverband Berlin; DBB Tarifunion:** Tarifvertrag zur Regelung der Arbeitsbedingungen bei den Nahverkehrsbetrieben im Land Berlin (TV-N Berlin) vom 31.08.2005 i.d.F. des 2. ÄTV vom 9. Mai 2006 (2006), [https://www.dbb.berlin/fileadmin/user\\_upload/www\\_dbb\\_berlin/pdf/tarifvertraege/050831\\_TV\\_N\\_Bln.pdf](https://www.dbb.berlin/fileadmin/user_upload/www_dbb_berlin/pdf/tarifvertraege/050831_TV_N_Bln.pdf), zuletzt geprüft am 23.09.2020
- Konvekta AG:** Performance Data UL500EMCO2S HP (Test Bench) (2017)
- Konvekta AG:** Ultra Light 700EM CO<sub>2</sub> HP Wärmepumpe (2020), [https://www.konvekta.de/uploads/pics/UltraLight\\_700EM\\_CO2\\_HP\\_dt\\_engl\\_0720.pdf](https://www.konvekta.de/uploads/pics/UltraLight_700EM_CO2_HP_dt_engl_0720.pdf), zuletzt geprüft am 12.10.2020
- Korthauer, R. (Hg.):** *Handbuch Lithium-Ionen-Batterien*. Springer Vieweg, 1. Auflage (2013), <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-30653-2>
- Kossow, J.; Müller, A.:** Das Osnabrücker E-Gefühl: Die Stadtwerke Osnabrück auf dem Weg zur größten E-Gelenkbusflotte Deutschlands. In: *Der Nahverkehr, Elektrobus-Spezial 2020*, S. 10–14 (2020)
- Kovalyov, M. Y.; Rozin, B. M.; Guschinsky, N. N.:** Mathematical Model and Random Search Algorithm for the Optimal Planning Problem of Replacing Traditional Public Transport with Electric. In: *Automation and Remote Control* 81 (5), S. 803–818 (2020), <http://dx.doi.org/10.1134/s0005117920050033>

- Kraajvanger, B.:** ZE Operation Eindhoven (ZOB), year 1. In: *10. VDV-Konferenz Elektrobusse – Markt der Zukunft, Berlin, Germany* (2019)
- Kraftfahrtbundesamt:** Bestand an Personenkraftwagen am 1. Januar 2020 nach Bundesländern und ausgewählten Kraftstoffarten absolut (2020), [https://www.kba.de/DE/Statistik/Fahrzeuge/Bestand/Umwelt/fz\\_b\\_umwelt\\_archiv/2020/2020\\_b\\_umwelt\\_dusl.html?nn=2601598](https://www.kba.de/DE/Statistik/Fahrzeuge/Bestand/Umwelt/fz_b_umwelt_archiv/2020/2020_b_umwelt_dusl.html?nn=2601598), zuletzt geprüft am 26.11.2020
- Kreis Pinneberg:** Premiere für Europa: Erster Elektro-Bus startet im KViP-Liniendienst (2012), [https://www.kreis-pinneberg.de/Ver%C3%B6ffentlichungen/Pressemitteilungen/E\\_Mobilit%C3%A4t+im+Kreis+Pinneberg+macht+gro%C3%9Fen+Schritt+in+Richtung+Zukunft!-p-6508.html](https://www.kreis-pinneberg.de/Ver%C3%B6ffentlichungen/Pressemitteilungen/E_Mobilit%C3%A4t+im+Kreis+Pinneberg+macht+gro%C3%9Fen+Schritt+in+Richtung+Zukunft!-p-6508.html), zuletzt geprüft am 21.05.2019
- Krämer, K.:** Ebus-Vergleich der 18-Meter-Klasse. In: *Omnibusspiegel* (12), S. 23–38 (2018)
- Kunith, A.; Mendelevitch, R.; Göhlich, D.:** Electrification of a city bus network - An optimization model for cost-effective placing of charging infrastructure and battery sizing of fast charging electric bus systems. In: *DIW Discussion Papers* (2016), [http://www.diw.de/documents/publikationen/73/diw\\_01.c.534056.de/dp1577.pdf](http://www.diw.de/documents/publikationen/73/diw_01.c.534056.de/dp1577.pdf), zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Kunith, A. W.:** *Elektrifizierung des urbanen öffentlichen Busverkehrs: Technologiebewertung für den kosteneffizienten Betrieb emissionsfreier Bussysteme*. Dissertation, Technische Universität Berlin (2017), <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-658-19347-8>
- Köller, S.:** Zwölf Großstädte wollen ab 2025 nur noch E-Busse kaufen (2017), <https://www.electrive.net/2017/10/23/zwoelf-grossstaedte-wollen-ab-2025-nur-noch-e-busse-kaufen/>, zuletzt geprüft am 08.10.2020
- Küchlin, W.; Weber, A.:** *Einführung in die Informatik*. Springer, 3. Auflage (2005), <http://dx.doi.org/10.1007/b138253>
- Lajunen, A.:** Energy consumption and cost-benefit analysis of hybrid and electric city buses. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 38, S. 1–15 (2014), <http://dx.doi.org/10.1016/j.trc.2013.10.008>
- Lajunen, A.:** Lifecycle costs and charging requirements of electric buses with different charging methods. In: *Journal of Cleaner Production* 172, S. 56–67 (2018), <http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.10.066>
- Lajunen, A.; Kalttonen, A.:** Investigation of thermal energy losses in the powertrain of an electric city bus. In: *2015 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC), Dearborn, Michigan, USA, IEEE* (2015), <http://dx.doi.org/10.1109/itec.2015.7165776>

- Lajunen, A.; Lipman, T.:** Lifecycle cost assessment and carbon dioxide emissions of diesel, natural gas, hybrid electric, fuel cell hybrid and electric transit buses. In: *Energy* 106, S. 329–342 (2016), <http://dx.doi.org/10.1016/j.energy.2016.03.075>
- Lang, J.-G.:** Vom Testfeld zum Masterplan. Die Lernkurve der HOCHBAHN aus über 15 Jahren Elektromobilität. In: 8. *VDV-Akademie Konferenz Elektrobusse – Markt der Zukunft, Berlin, Germany* (2017)
- Lauth, E.; Mundt, P.; Göhlich, D.:** Simulation-based Planning of Depots for Electric Bus Fleets Considering Operations and Charging Management. In: *4th International Conference on Intelligent Transportation Engineering (ICITE), Singapore, IEEE* (2019), <http://dx.doi.org/10.1109/icite.2019.8880250>
- Lenz, E.:** IMC500 = 500 kW Flash Charging to go. In: 9. *VDV-Akademie Konferenz Elektrobusse – Markt der Zukunft, Berlin, Germany* (2018)
- Li, J.-Q.:** Transit Bus Scheduling with Limited Energy. In: *Transportation Science* 48 (4), S. 521–539 (2014), <http://dx.doi.org/10.1287/trsc.2013.0468>
- Li, L.; Lo, H. K.; Xiao, F.:** Mixed bus fleet scheduling under range and refueling constraints. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 104, S. 443–462 (2019), <http://dx.doi.org/10.1016/j.trc.2019.05.009>
- Lindgren, L.:** Electrification of city bus traffic - a simulation study based on data from Linköping (2017), <http://lup.lub.lu.se/record/d5834bb3-c0f0-4c7c-a493-69b10291d1f1>, zuletzt geprüft am 15.02.2020
- Linszen, J.; Schulz, A.; Mischinger, S.; Maas, H.; Guenther, C.; Weinmann, O.; Abbasi, E.; Bickert, S.; Danzer, M.; Hennings, W.; Lindwedel, E.; Marker, S.; Schindler, V.; Schmidt, A.; Schmitz, P.; Schott, B.; Strunz, K.; Waldowski, P.:** Netzintegration von Fahrzeugen mit elektrifizierten Antriebssystemen in bestehende und zukünftige Energieversorgungsstrukturen (2012), [https://www.researchgate.net/publication/264205625\\_Netzintegration\\_von\\_Fahrzeugen\\_mit\\_elektrifizierten\\_Antriebssystemen\\_in\\_bestehende\\_und\\_zukunfftige\\_Energieversorgungsstrukturen](https://www.researchgate.net/publication/264205625_Netzintegration_von_Fahrzeugen_mit_elektrifizierten_Antriebssystemen_in_bestehende_und_zukunfftige_Energieversorgungsstrukturen), zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Liu, Z.; Song, Z.:** Robust planning of dynamic wireless charging infrastructure for battery electric buses. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 83, S. 77–103 (2017), <http://dx.doi.org/10.1016/j.trc.2017.07.013>
- Macedo, J.; Soares, G.; Kokkinogenis, Z.; Perrotta, D.; Rossetti, R. J. F.:** A Framework for Electric Bus Powertrain Simulation in Urban Mobility Settings: coupling SUMO with a Matlab/Simulink nanoscopic model. In: *1st SUMO User Conference, Berlin, Germany* (2013), <https://paginas.fe.up.pt/~niadr/PUBLICATIONS/2013/SUMO2013a.pdf>, zuletzt geprüft am 30.11.2020

- MAN Nutzfahrzeuge Gruppe:** *Grundlagen der Nutzfahrzeugtechnik: Basiswissen Lkw und Bus*. Kirschbaum Verlag (2008)
- MAN Truck & Bus SE:** Der neue MAN Lion's City G (2020), [https://www.bus.man.eu/de/de/stadtbusse/lion\\_s-city-g/uebersicht/Uebersicht.html](https://www.bus.man.eu/de/de/stadtbusse/lion_s-city-g/uebersicht/Uebersicht.html), zuletzt geprüft am 21.05.2019
- Mareck, T.:** Der Berliner Weg: Elektro und Trolley. In: *11. VDV-Konferenz Elektrobusse – Markt der Zukunft, Berlin, Germany* (2020)
- Matz, S.; Fuchs, S.; Lienkamp, M.:** Nutzerorientierte Fahrzeugkonzeptoptimierung mit Hilfe eines voll-parametrischen Gewichtsmodells. In: *Innovative Automobiltechnik IV* (2013)
- Meignan, D.; Simonin, O.; Koukam, A.:** Simulation and evaluation of urban bus networks using a multiagent approach. In: *Simulation Modelling Practice and Theory* 15 (6), S. 659–671 (2007), <http://dx.doi.org/10.1016/j.simpat.2007.02.005>
- Messaoudi, B.; Oulamara, A.:** Electric Bus Scheduling and Optimal Charging. In: *Lecture Notes in Computer Science*, S. 233–247, Springer International Publishing (2019), [http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-31140-7\\_15](http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-31140-7_15)
- Mitschke, M.; Wallentowitz, H.:** *Dynamik der Kraftfahrzeuge*. Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden, 5. Auflage (2014), <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-658-05068-9>
- Modelon AB:** Vehicle Dynamics Library (2019), <https://www.modelon.com/library/vehicle-dynamics-library/>, zuletzt geprüft am 07.09.2019
- Mortimer, C. E.; Müller, U.:** *Chemie*. Thieme, 13. Auflage (2019)
- Müller, K. K.; Schnitzeler, F.; Lozanovski, A.; Skiker, S.; Ojakovoh, M.:** CHIC Final Report – Part A (2017), [https://www.fuelcellbuses.eu/sites/default/files/documents/Final%20Report\\_CHIC\\_28022017\\_Final\\_Public.pdf](https://www.fuelcellbuses.eu/sites/default/files/documents/Final%20Report_CHIC_28022017_Final_Public.pdf), zuletzt geprüft am 16.05.2019
- Nahverkehrspraxis:** Stadtwerke Augsburg nehmen neue Bus-Generation in Betrieb (2016), <https://www.nahverkehrspraxis.de/news/nahverkehrspraxis-news/article/stadtwerke-augsburg-nehmen-neue-bus-generation-in-betrieb/>, zuletzt geprüft am 16.05.2019
- Nationale Plattform Elektromobilität (NPE):** Fortschrittsbericht 2018 - Markthochlaufphase (2018), [http://nationale-plattform-elektromobilitaet.de/fileadmin/user\\_upload/Redaktion/NPE\\_Fortschrittsbericht\\_2018\\_barrierefrei.pdf](http://nationale-plattform-elektromobilitaet.de/fileadmin/user_upload/Redaktion/NPE_Fortschrittsbericht_2018_barrierefrei.pdf), zuletzt geprüft am 26.11.2020



- Object Management Group:** OMG Unified Modeling Language Version 2.5.1 (2017), <https://www.omg.org/spec/UML/2.5.1/PDF>, zuletzt geprüft am 30.11.2020
- O'Donovan, A.; Frith, J.; McKerracher, C.:** Electric Buses in Cities: Driving Towards Cleaner Air and Lower CO<sub>2</sub> (2018), <https://assets.bbhub.io/professional/sites/24/2018/05/Electric-Buses-in-Cities-Report-BNEF-C40-Citi.pdf>, zuletzt geprüft am 12.11.2020
- Ohde, B.; Ślaski, G.; Maciejewski, M.:** Statistical analysis of real-world urban driving cycles for modelling energy consumption of electric vehicles. In: *Journal of Medical and Transport Engineering* 68 (2) (2016), <http://dx.doi.org/10.21008/J.2449-920X.2016.68.2.03>
- OpenStreetMap Foundation:** OpenStreetMap (2020), <https://www.openstreetmap.org/>, zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Paul, T.; Yamada, H.:** Operation and charging scheduling of electric buses in a city bus route network. In: *17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, Qingdao, China, IEEE (2014), <http://dx.doi.org/10.1109/itsc.2014.6958135>
- Pegden, C. D.:** Advanced tutorial: overview of simulation world views. In: *Proceedings of the 2010 Winter Simulation Conference, Baltimore, Maryland, USA* (2010), <https://dl.acm.org/citation.cfm?id=2433531>, zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Pihlatie, M.; Kukkonen, S.; Halmeaho, T.; Karvonen, V.; Nylund, N.-O.:** Fully electric city buses – The viable option. In: *2014 IEEE International Electric Vehicle Conference (IEVC)*, Florence, Italy, S. 1–8, IEEE (2014), <http://dx.doi.org/10.1109/IEVC.2014.7056145>
- Pischinger, R.; Hausberger, S.; Engler, D.; Ivanisin, M.; Rexeis, M.:** Update of the Emission Functions for Heavy Duty Vehicles in the Handbook Emission Factors for Road Traffic (2002), [https://www.hbefa.net/e/documents/DACH\\_SNF\\_Endbericht.zip](https://www.hbefa.net/e/documents/DACH_SNF_Endbericht.zip), zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Pischinger, S.; Seiffert, U. (Hg.):** *Vieweg Handbuch Kraftfahrzeugtechnik*. Springer Vieweg, 8. Auflage (2016), <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-658-09528-4>
- Poon, L.:** How China Took Charge of the Electric Bus Revolution (2018), <https://www.bloomberg.com/news/articles/2018-05-08/in-china-shenzhen-electrified-its-entire-bus-fleet>, zuletzt geprüft am 12.11.2020
- Pütz, R.:** *Modell zur ökologischen und ökonomischen Analyse und strategischen Optimierung von Linienbusflotten*. Dissertation, Technische Universität Berlin (2010)
- Pütz, R.:** *Einführung in die Linienbustechnik*. Alba Fachverlag, Düsseldorf (2011)



- PwC:** E-Bus-Radar: Wie elektrisch wird der öffentliche Nahverkehr? (2019), <https://www.pwc.de/de/offentliche-unternehmen/e-bus-radar-0819.pdf>, zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Python Software Foundation:** Python (2020), <https://www.python.org/>, zuletzt geprüft am 24.03.2020
- Regionalverkehr Köln GmbH:** Datenblatt Phileas Brennstoffzellen-Hybridbus (2014), [https://www.rvk.de/fileadmin/images/Null\\_Emissio/2018\\_Datenblatt\\_Phileas.pdf](https://www.rvk.de/fileadmin/images/Null_Emissio/2018_Datenblatt_Phileas.pdf), zuletzt geprüft am 13.10.2020
- Regionalverkehr Köln GmbH:** Datenblatt Van Hool A330 FC Brennstoffzellen-Hybridbus (2020), [https://www.rvk.de/fileadmin/images/Null\\_Emissio/Datenblatt\\_van\\_Hool\\_A330\\_FC.pdf](https://www.rvk.de/fileadmin/images/Null_Emissio/Datenblatt_van_Hool_A330_FC.pdf), zuletzt geprüft am 13.10.2020
- Reinhardt, W.:** *Geschichte des Öffentlichen Personenverkehrs von den Anfängen bis 2014*. Springer Fachmedien Wiesbaden, 1. Auflage (2015), <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-658-06628-4>
- Reuer, J.; Klierer, N.; Wolbeck, L.:** The Electric Vehicle Scheduling Problem - A study on time-space network based and heuristic solution approaches. In: *Conference on Advanced Systems in Public Transport (CASPT), Rotterdam, The Netherlands* (2015)
- Rheinbahn AG:** Elektrobus SL-E (2020), [https://www.rheinbahn.de/unternehmen/fuhrpark/historische\\_busse/Seiten/9063.aspx](https://www.rheinbahn.de/unternehmen/fuhrpark/historische_busse/Seiten/9063.aspx), zuletzt geprüft am 09.10.2020
- Rockwell Automation:** Arena Simulation Software (2019), <https://www.arenasimulation.com/>, zuletzt geprüft am 09.10.2019
- Rogge, M.; van der Hurk, E.; Larsen, A.; Sauer, D. U.:** Electric bus fleet size and mix problem with optimization of charging infrastructure. In: *Applied Energy* 211, S. 282–295 (2018), <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.11.051>
- Sauer, D. U.:** Aktueller Stand der Entwicklungen von Batterietechnik und Batteriemarkt. In: *11. VDV-Konferenz Elektrobusse – Markt der Zukunft, Berlin, Germany* (2020)
- Scarinci, R.; Zanarini, A.; Bierlaire, M.:** Electrification of urban mobility: The case of catenary-free buses. In: *Transport Policy* 80, S. 39–48 (2019), <http://dx.doi.org/10.1016/j.tranpol.2019.05.006>
- Schaal, S.:** BVG beendet Projekt zum induktiven Laden (2019), <https://www.electrive.net/2019/11/12/bvg-beendet-projekt-zum-induktiven-laden/>, zuletzt geprüft am 12.10.2020

- Schaal, S.:** VDL bestellt LFP-Batterien bei CATL (2020), <https://www.electrive.net/2020/04/28/vdl-bestellt-lfp-batterien-bei-catl/>, zuletzt geprüft am 17.11.2020
- Scherfke, S.:** SimPy: Discrete event simulation for Python (2020), <https://simpy.readthedocs.io/en/latest/>, zuletzt geprüft am 24.03.2020
- Schieritz, N.; Milling, P. M.:** Modeling the Forest or Modeling the Trees: A Comparison of System Dynamics and Agent-Based Simulation. In: *Proceedings of the 21st International Conference of the System Dynamics Society, New York City, USA* (2003)
- Schnieder, L.:** *Betriebsplanung im öffentlichen Personennahverkehr*. Springer, 2. Auflage (2018), <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-662-57318-1>
- Scholz, G.:** *IT Systems in Public Transport. Information Technology for Transport Operators and Authorities*. dpunkt.verlag (2016)
- Sebastiani, M. T.; Luders, R.; Fonseca, K. V. O.:** Evaluating Electric Bus Operation for a Real-World BRT Public Transportation Using Simulation Optimization. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 17 (10), S. 2777–2786 (2016), <http://dx.doi.org/10.1109/tits.2016.2525800>
- Senatsverwaltung für Justiz, Verbraucherschutz und Antidiskriminierung von Berlin:** Gesetz zur Umsetzung der Energiewende und zur Förderung des Klimaschutzes in Berlin. In: *Gesetz- und Verordnungsblatt für Berlin* 72 (9), S. 122–126 (2016), <https://www.berlin.de/sen/justiz/service/gesetze-und-verordnungen/2016/ausgabe-nr-9-vom-5-4-2016-s-113-148.pdf>, zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Shanghai Dianba New Energy Technology Co., Ltd.:** Success Stories (2020), <http://cndianba.com/eng/anli/>, zuletzt geprüft am 12.10.2020
- Siemens AG:** Vollelektrische Stadtbusse für einen umweltfreundlichen Nahverkehr (2018), <http://www.siemens.com/presse/elektrobus>, zuletzt geprüft am 23.11.2020
- Siemens AG:** Accelerating bus fleet electrification: Key aspects for overnight and opportunity charging (2020), <https://new.siemens.com/global/en/markets/transportation-logistics/electromobility/ebus-charging.html#Downloadwhitepaper>, zuletzt geprüft am 01.10.2020
- Sileo GmbH:** Technische Daten: Sileo S12 (2019), [https://www.sileo-ebus.com/fileadmin/user\\_upload/service/download/datenblaetter/Sileo\\_Datenblatt\\_S12\\_DE.pdf](https://www.sileo-ebus.com/fileadmin/user_upload/service/download/datenblaetter/Sileo_Datenblatt_S12_DE.pdf), zuletzt geprüft am 12.10.2020
- Sinhuber, P.; Rohlf, W.; Sauer, D. U.:** Study on Power and Energy Demand for Sizing the Energy Storage Systems for Electrified Local Public Transport Buses. In: *IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), Seoul, Korea*, S. 315–320 (2012)

- SmartCitiesWorld:** Electric buses roll out in Northern France (2019), <https://www.smartcitiesworld.net/smart-cities-news/smart-cities-news/electric-buses-roll-out-in-northern-france-4188>, zuletzt geprüft am 12.10.2020
- Solaris Bus & Coach S.A.:** Urbino CNG (2020), <https://www.solarisbus.com/de/fahrzeuge/alternative-antriebe/urbino-cng>, zuletzt geprüft am 21.05.2019
- Statistisches Bundesamt:** Daten zur Energiepreisentwicklung – Lange Reihen bis März 2020 (2020a), <https://www.destatis.de/DE/Themen/Wirtschaft/Preise/Publikationen/Energiepreise/energiepreisentwicklung-pdf-5619001.html>, zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Statistisches Bundesamt:** Genesis-Online: Die Datenbank des Statistischen Bundesamtes (2020b), <https://www-genesis.destatis.de/genesis/online>, zuletzt geprüft am 30.11.2020
- The MathWorks, Inc.:** Simscape Driveline (2019a), <https://de.mathworks.com/products/simdrive.html>, zuletzt geprüft am 07.09.2019
- The MathWorks, Inc.:** Simulink (2019b), <https://de.mathworks.com/products/simulink.html>, zuletzt geprüft am 07.09.2019
- The MathWorks, Inc.:** MATLAB (2020), <https://de.mathworks.com/products/matlab.html>, zuletzt geprüft am 08.12.2020
- Torregrosa, B.; Payá, J.; Corberán, J. M.:** Modelling of Mobile Air-Conditioning Systems for Electric Vehicles. In: *4th European Workshop MAC and Vehicle Thermal Systems, Torino, Italy* (2011), [https://trimis.ec.europa.eu/sites/default/files/project/documents/20140203\\_093300\\_24302\\_ICE\\_Presentation.pdf](https://trimis.ec.europa.eu/sites/default/files/project/documents/20140203_093300_24302_ICE_Presentation.pdf), zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Torzynski, S.; Göhlich, D.; Hahn, D.; Bryl-Radziemska, M.:** E-Bus Berlin - Betrieb der Buslinie 204 mit einer Flotte von Elektrobussen inklusive Infrastruktur zur induktiven Zwischenladung: Abschlussbericht (2016), <http://dx.doi.org/https://doi.org/10.2314/GBV:880375914>
- UITP:** UITP Project „SORT“ – Standardised On-Road Test Cycles (2009), <https://www.uitp.org/publications/uitp-sort-e-sort-brochures/>, zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Umweltbundesamt:** Treibhausgasemissionen gingen 2019 um 6,3 Prozent zurück. Große Minderungen im Energiesektor, Anstieg im Gebäudesektor und Verkehr (2020), <https://www.umweltbundesamt.de/presse/pressemitteilungen/treibhausgasemissionen-gingen-2019-um-63-prozent>, zuletzt geprüft am 08.10.2020

- Valeo Thermal Commercial Vehicles Germany GmbH:** All-Electric Rooftop Unit Revo-E (2017a), [https://www.valeo-thermalbus.com/media/Document/112/Valeo\\_REVO-E\\_4-Seiter\\_2017\\_en.pdf](https://www.valeo-thermalbus.com/media/Document/112/Valeo_REVO-E_4-Seiter_2017_en.pdf), zuletzt geprüft am 12.10.2020
- Valeo Thermal Commercial Vehicles Germany GmbH:** Electric Heater Thermo AC/DC (2017b), [https://www.valeo-thermalbus.com/media/Document/104/Valeo\\_Thermo-ACDC\\_4-Seiter\\_2017\\_en.pdf](https://www.valeo-thermalbus.com/media/Document/104/Valeo_Thermo-ACDC_4-Seiter_2017_en.pdf), zuletzt geprüft am 13.10.2020
- Van Amburg, B.; Beaty, K.; Romeo, S.:** Briefing on China Business Opportunities. In: *US-China Clean Truck & Bus Summit, Shanghai, China* (2013)
- van Kooten Niekerk, M. E.; van den Akker, J. M.; Hoogeveen, J. A.:** Scheduling electric vehicles. In: *Public Transport* 9 (1-2), S. 155–176 (2017), <http://dx.doi.org/10.1007/s12469-017-0164-0>
- van Lon, R. R. S.; Holvoet, T.:** RinSim: A Simulator for Collective Adaptive Systems in Transportation and Logistics. In: *2012 IEEE Sixth International Conference on Self-Adaptive and Self-Organizing Systems, Lyon, France* (2012), <http://dx.doi.org/10.1109/saso.2012.41>
- Verband Deutscher Verkehrsunternehmen (VDV):** VDV-Schrift 236: Klimatisierung von Linienbussen der Zulassungsklassen I und II, für konventionell angetriebene Diesel- und Gasbusse sowie für Hybrid-, Brennstoffzellen- und Elektrobusse (2015)
- Verband deutscher Verkehrsunternehmen (VDV):** VDV-Statistik 2018 (2019), <https://www.vdv.de/vdv-statistik-2018.pdf?forced=true>, zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Verband deutscher Verkehrsunternehmen (VDV):** E-Bus-Projekte in Deutschland (2020), <https://www.vdv.de/e-bus-projekt.aspx>, zuletzt geprüft am 24.03.2020
- Verein deutscher Ingenieure (VDI):** VDI-Richtlinie 2078: Berechnung von Kühllast und Raumtemperaturen von Räumen und Gebäuden (2012)
- Verkehr und Wasser GmbH (VWG):** Wir sind Ihr Netz. Unternehmensbrochure (2019), [https://www.vwg.de/documents/bro\\_imagefolder\\_2019\\_web\\_1550041098.pdf](https://www.vwg.de/documents/bro_imagefolder_2019_web_1550041098.pdf), zuletzt geprüft am 18.05.2019
- Vilppo, O.; Markkula, J.:** Feasibility of electric buses in public transport. In: *EVS28 International Electric Vehicle Symposium and Exhibition, Goyang, Korea* (2015)
- Virtanen, P.; Gommers, R.; Oliphant, T. E.; Haberland, M.; Reddy, T.; Cournapeau, D.; Burovski, E.; Peterson, P.; Weckesser, W.; Bright, J.; van der Walt, S. J.; Brett, M.; Wilson, J.; Millman, K. J.; Mayorov, N.; Nelson, A. R. J.; Jones, E.; Kern, R.; Larson, E.; Carey, C. J.; Polat, İ.; Feng, Y.; Moore, E. W.; VanderPlas, J.; Laxalde, D.; Perktold, J.; Cimrman, R.; Henriksen, I.; Quintero, E. A.; Harris, C. R.;**

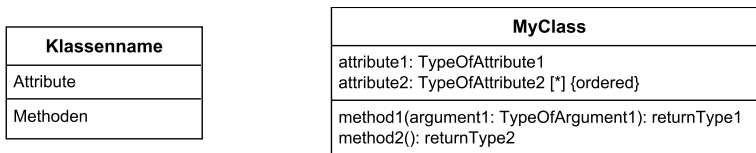
- Archibald, A. M.; Ribeiro, A. H.; Pedregosa, F.; van Mulbregt, P:** SciPy 1.0: fundamental algorithms for scientific computing in Python. In: *Nature Methods* 17 (3), S. 261–272 (2020), <http://dx.doi.org/10.1038/s41592-019-0686-2>
- von Mach, S.; Buschbeck, J.; Flerlage, H.; Zimmermann, U.; Boev, P:** Die Entwicklung und Markteinführung des TALENT 3 Batterietriebzuges. In: *Eisenbahntechnische Rundschau* 67 (9), S. 115–119 (2018), <https://eurailpress-archiv.de/GetFile.aspx?cid=324394&fid=62548>, zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Wagner, G.:** An abstract state machine semantics for discrete event simulation. In: *2017 Winter Simulation Conference (WSC), Las Vegas, Nevada, USA* (2017), <http://dx.doi.org/10.1109/wsc.2017.8247830>
- Wagner, T.:** MAN Lion's City E kommt Mitte 2020: Elektro-Bus feiert auf der IAA Premiere (2018), <https://www.eurotransport.de/artikel/man-lion-s-city-e-kommt-mitte-2020-elektro-bus-feiert-auf-der-iaa-premiere-10217608.html>, zuletzt geprüft am 13.11.2020
- Wagner, T.:** Konvekta CO<sub>2</sub>-Wärmepumpe in Serie (2019), <https://www.eurotransport.de/artikel/mit-staatlicher-foerderung-konvekta-co2-waermepumpe-in-serie-10707874.html>, zuletzt geprüft am 12.10.2020
- Wallentowitz, H.; Freialdenhoven, A.:** *Strategien zur Elektrifizierung des Antriebsstranges*. Vieweg+Teubner, 2. Auflage (2011), <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-8348-9910-1>
- Wang, H.; Shen, J.:** Heuristic approaches for solving transit vehicle scheduling problem with route and fueling time constraints. In: *Applied Mathematics and Computation* 190 (2), S. 1237–1249 (2007), <http://dx.doi.org/10.1016/j.amc.2007.02.141>
- Wen, M.; Linde, E.; Ropke, S.; Mirchandani, P.; Larsen, A.:** An adaptive large neighborhood search heuristic for the Electric Vehicle Scheduling Problem. In: *Computers & Operations Research* 76, S. 73–83 (2016), <http://dx.doi.org/10.1016/j.cor.2016.06.013>
- Werwitzke, C.:** BVG gliedert E-Gelenkbusse in regulären Betrieb ein (2020a), <https://www.electrive.net/2020/08/27/bvg-gliedert-e-gelenkbusse-in-regulaeren-betrieb-ein/>, zuletzt geprüft am 08.10.2020
- Werwitzke, C.:** VDL stellt neues Batteriepaket mit höherer Kapazität vor (2020b), <https://www.electrive.net/2020/02/13/vdl-stellt-neues-batteriepaket-mit-hoeherer-kapazitaet-vor/>, zuletzt geprüft am 17.11.2020

- Wikimedia Foundation:** MAN SL 200 (2020), [https://de.wikipedia.org/wiki/MAN\\_SL\\_200](https://de.wikipedia.org/wiki/MAN_SL_200), zuletzt geprüft am 09.10.2020
- Wilkens, A.:** Induktives Laden: Mannheim will keine weiteren Primovelektrobusse (2018), <https://www.heise.de/newsticker/meldung/Induktives-Laden-Mannheim-will-keine-weiteren-Primove-Elektrobusse-4060084.html>, zuletzt geprüft am 30.11.2020
- Wüst, K.:** *Finanzmathematik*. Gabler, 1. Auflage (2006), <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-8349-9268-0>
- Xylia, M.; Leduc, S.; Patrizio, P; Kraxner, E; Silveira, S.:** Locating charging infrastructure for electric buses in Stockholm. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 78, S. 183–200 (2017), <http://dx.doi.org/10.1016/j.trc.2017.03.005>
- ZeEUS Project:** ZeEUS eBus Report #2: An updated overview of electric buses in Europe (2017), <http://zeeus.eu/uploads/publications/documents/zeeus-report2017-2018-final.pdf>, zuletzt geprüft am 30.11.2020
- ZF Friedrichshafen AG:** ZF AVE 130 (2020), [https://press.zf.com/press/de/media/media\\_492.html](https://press.zf.com/press/de/media/media_492.html), zuletzt geprüft am 13.11.2020

## Anhang A

# Erläuterungen zur UML-Notation

In diesem Abschnitt wird die Syntax der im Rahmen der Modellierung (Kapitel 3) verwendeten UML-Klassendiagramme erläutert. UML (*Unified Modeling Language*) beschreibt einen standardisierten Ansatz zur Visualisierung der Funktionsweise von Software und anderen Systemen. Klassendiagramme sind eines von mehreren Werkzeugen, die UML zur Verfügung stellt; sie dienen zur Beschreibung objektorientierter Programmstrukturen und geben die Eigenschaften einzelner Klassen sowie die Beziehungen mehrerer Klassen untereinander an.



**Abbildung A.1.** Darstellung von Klassen mit Attributen und Methoden als UML-Klassendiagramm

Klassen werden grundsätzlich als dreigeteilte Box dargestellt (Abb. A.1). Im obersten Abschnitt der Box steht der Name der Klasse, im mittleren Abschnitt werden ihre *Attribute* und im untersten Abschnitt ihre *Methoden* angegeben<sup>1</sup>. Zu jedem Attribut wird ein Datentyp angegeben; ebenso werden zu jeder Methode die Typen der Argumente sowie

<sup>1</sup>Abermals wird zur Einführung in die Grundbegriffe der objektorientierten Programmierung auf [Küchlin und Weber \(2005\)](#) verwiesen.

des Rückgabewertes angegeben, sofern vorhanden (Küchlin und Weber, 2005, S. 93–95). Handelt es sich um eine *Liste* von Objekten eines bestimmten Datentyps, kann in eckigen Klammern eine *Multiplizität* angegeben werden; in Abb. A.1 etwa kann `attribute2` beliebig viele Elemente des Typs `TypeOfAttribute2` enthalten (oder leer sein). Der Zusatz `{ordered}` gibt an, dass die Liste geordnet ist, d. h. die Objekte eine Reihenfolge besitzen (Object Management Group, 2017, S. 34).

Dadurch, dass die Attribute von Klassen selbst Instanzen anderer, im Programm definierter Klassen sind, entstehen verschiedenartige Beziehungen zwischen den einzelnen Klassen. Einige mögliche Beziehungen, von denen im Rahmen der Modellierung Gebrauch gemacht wurde, sind in Abb. A.2 dargestellt:

- **Aggregation:** Die Instanz einer Klasse („Ganzes“) schließt Objekte einer anderen Klasse („Teile“) in Form von Attributen ein. Kann das „Ganze“ auch ohne die „Teile“ existieren und umgekehrt bzw. können „Teile“ während der Laufzeit dynamisch hinzukommen oder wegfallen – im dargestellten Beispiel könnte die Vorlesung auch ohne Studenten stattfinden, und Studenten können während der Vorlesung kommen und gehen – handelt es sich um eine *Aggregation*. Sie wird im UML-Diagramm durch eine nicht ausgefüllte Raute am Ende der Verbindungslinie visualisiert. Multiplizitäten können auf der Verbindungslinie angegeben werden (Küchlin und Weber, 2005, S. 102 f).

Beispiele für Aggregation in `eFlips` sind etwa in Abb. 3.4 zu finden: Das `Grid` beinhaltet jeweils eine Liste von `GridPoint`- und `GridSegment`-Objekten, die jedoch auch leer sein können.

- **Komposition:** Hierbei handelt es sich ebenfalls um eine „Ganzes“-„Teile“-Beziehung, die jedoch stärker ausgeprägt ist als eine Aggregation: Das „Ganze“ und die „Teile“ können – im Kontext des Modells – nicht oder nicht sinnvoll getrennt voneinander existieren (Küchlin und Weber, 2005, S. 103).

Für ein Beispiel in der konkreten Anwendung sei wieder auf Abb. 3.4 verwiesen: Ein `GridSegment` wird durch die beiden Attribute `origin` und `destination` vom Typ `GridPoint` definiert, die jeweils nicht leer sein dürfen.

- **Qualifizierte Assoziation:** Aggregation und Komposition können ergänzt werden durch eine sog. *qualifizierte Assoziation*, wenn die „Teile“-Objekte innerhalb eines Mapping-Attributs (d. h. ein Attribut vom Typ `hash map`, `dictionary`, `Tabelle` etc.) im „Ganzes“ gespeichert werden. Im Beispiel in Abb. A.2 wird jedes Quadrat im Schachbrett durch ein Tupel aus *Linie* und *Reihe* identifiziert (Object Management Group, 2017, S. 208).

Ein konkretes Beispiel ist etwa in Abb. 3.5 zu sehen: Ein `ChargingSchedule` besteht aus mindestens einem `ChargingScheduleParameterSet`, das über ein Tupel (`schedule_node`, `location`) identifiziert wird.



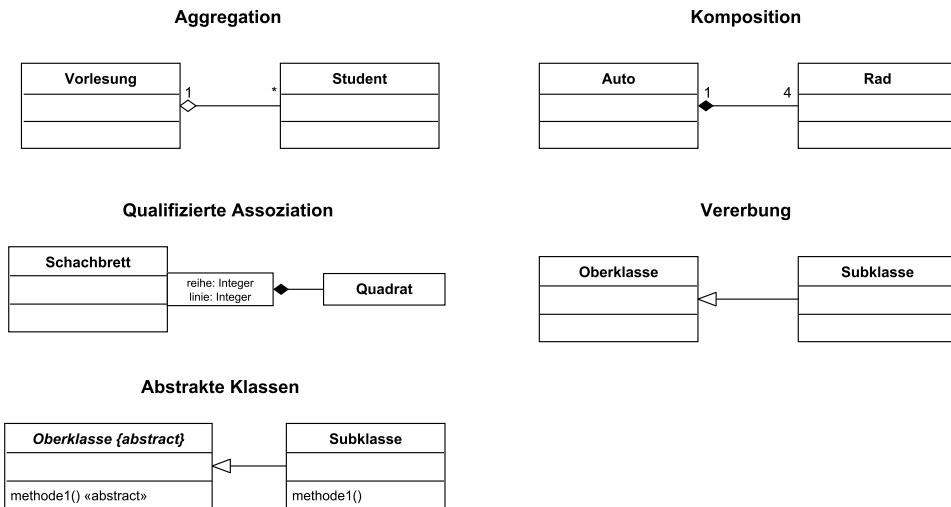


Abbildung A.2. Mögliche Beziehungen zwischen einzelnen Klassen und abstrakte Klassen/Methoden im UML-Diagramm

- **Vererbung:** Erbt eine Subklasse von einer übergeordneten Klasse – d. h., alle Attribute und Methoden der Oberklasse werden übernommen und es können zusätzliche Attribute und Methoden definiert bzw. existierende überschrieben werden – wird dies durch einen nicht ausgefüllten Pfeil am Ende der Verbindungslinie ausgedrückt (Küchlin und Weber, 2005, S. 104 f.).

Im Beispiel in Abb. 3.5 erben die Klassen `ScheduleNode`, `TripNode` etc. von der Klasse `Node`. All jene Klassen besitzen somit die Attribute `parent` und `children` sowie die in `Node` definierten Methoden.

Im Kontext der Vererbung ist häufig das Konzept *abstrakter Klassen* anzutreffen. Dabei handelt es sich um Klassen, die nicht instanziiert werden können, d. h. von denen keine Objekte erzeugt werden können; nur eine nicht-abstrakte Subklasse kann instanziiert werden. Dieses Konzept kann etwa genutzt werden, um Klassen mit ähnlichen Eigenschaften zu einem übergeordneten Typ zusammenzufassen (so könnten etwa die Klassen `Hund` und `Katze` von der abstrakten Klasse `Tier` abstammen). In diesem Fall wird die abstrakte Klasse kursiv und optional mit dem Zusatz `{abstract}` gekennzeichnet wie in Abb. A.2 dargestellt (Object Management Group, 2017, S. 101). Abstrakte Klassen können *abstrakte Methoden* definieren; diese werden in der Oberklasse nicht implementiert, Subklassen müssen jedoch über eine Implementation der Methode verfügen. Abstrakte Methoden können durch den Zusatz `«abstract»` gekennzeichnet werden.