

Entwicklung optimierter Betriebs- und Ladestrategien für Fahrzeuge mit Vehicle-2-Grid-Funktionalität

zur Erlangung des akademischen Grades
eines Doktors der Ingenieurwissenschaften

Dr.-Ing.

bei der Fakultät für Wirtschaftswissenschaften
des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)

genehmigte

Dissertation

von

Dipl.-Ing. Markus Dietze

Tag der mündlichen Prüfung: 27.02.2015

Referent: Prof. Dr. Hartmut Schneck

Korreferent: Prof. Dr. Thomas Leibfried

Karlsruhe 2015

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	V
Tabellenverzeichnis	VIII
Symbolverzeichnis	IX
Kurzfassung	XII
1 Einleitung	1
1.1 Motivation	1
1.2 Positionierung	2
1.3 Ergebnisse	3
2 Grundlagen zu Vehicle-To-Grid Anwendungen	5
2.1 Potenziale einer intelligenten Ladesteuerung	7
2.1.1 Ladeanreize als Schnittstelle zwischen Elektrofahrzeug und Ener- gienetzbetreiber	8
2.1.2 Synergien zwischen Smart Grids und Elektrofahrzeugen	9
2.2 V2G als Geschäftsmodell	11
3 Grundlagen von Lithium-Ionen-Akkumulatoren	14
3.1 Charakteristische Größen	14
3.2 Aufbau und Funktionsprinzip	17
3.2.1 Lithium-Ionen-Zellen unter Last	18
3.2.2 Laden von Lithium-Ionen-Zellen	22
3.3 Alterungsprozesse	23

4	Stand der Technik	28
4.1	Laden eines Elektrofahrzeugs	28
4.2	Technische Herausforderungen	33
4.3	Bestehende Ansätze und Lösungen	34
5	Ladeoptimierung	37
5.1	Berechnung der Ladeverlaufsprognose	39
5.1.1	Ladezustandsberechnung	40
5.1.2	Batterietemperaturberechnung	45
5.1.3	Verifikation der Modelle	48
5.2	Ladeoptimierung nach einer Ladeanreizfunktion	51
5.3	Schonung durch Adaption der Ladeanreizfunktion	55
5.3.1	Gewichtungsfunktion	55
5.3.2	Adaption des Ladevorgangs	58
5.4	Simulation auf Basis realer Fahrdaten	63
5.4.1	Messdaten aus Fahrzeugerprobungen	64
5.4.2	Klassierung und Bewertung der Belastungen	65
5.4.3	Generierung realistischer Belastungsdaten	67
5.4.4	Implementierung des adaptiven Verfahrens in einer fahrzeugna- hen Simulationsumgebung	69
6	Auswertung und Ergebnisse	77
6.1	Zustandsabhängige Adaption des Ladevorgangs	78
6.2	Adaption unter wechselnden Ladeanreizfunktionen	84
7	Zusammenfassung und Ausblick	91
7.1	Zusammenfassung	91
7.2	Ausblick	93
	Literaturverzeichnis	96

Abbildungsverzeichnis

2.1	Energiefluss eines intelligenten Stromnetzes	6
2.2	Verarbeitung von Ladeanreiz und Fahrzeugparametern zu einem Ladeprofil	9
3.1	Lithium-Ionen-Batterien im Vergleich mit anderen Akkumulatoren [51]	15
3.2	Schema eines Kennlinienverlaufs einer Lithium-Ionen-Zelle	16
3.3	SoC-Bestimmung anhand der integrierten Batteriekennlinie	17
3.4	Aufbau einer Lithium-Ionen-Zelle	18
3.5	Einfluss einer Last auf die Entladekurve sowie prinzipieller Zusammen- hang von Ruhespannung, Klemmspannung, Strom und Innenwiderstand .	19
3.6	Beispiel dynamischer Effekte während eines Strompulses [62]	20
3.7	Zellspannungsverlauf bei Strompulsen	21
3.8	Verhalten des Innenwiderstands über Temperatur und SoC	21
3.9	Schematische Darstellung von Klemmspannung U_{batt} , Ruhespannung U_{ocv} , Ladeleistung P_{batt} und SoC während eines Ladevorgangs	23
3.10	Abläufe bei der Bildung der SEI-Schicht [59]	25
3.11	Fahr- und Ladeprofil von P_{batt} und SoC mit Ladepausen vor und nach dem Ladevorgang (Simulation erfolgt mit dem Modell aus Kapitel 5.1.1 und Abbildung 5.7)	26
3.12	Verzögerung des Ladebeginns und Auswirkungen auf den Verlauf von Ladezustand und Batterietemperatur	27
4.1	Ladeleistungen bezogen auf 220V und $\geq 220V$ Anschlussspannung [2, 63]	29
4.2	Beispieldarstellung des Ladeanreizes aus der ISO 15118 [29]	31
4.3	Resultierender Ladevorgang anhand des Ladeanreizes \vec{e}	33

4.4	Interessenskonflikt zwischen Energieversorger, Fahrzeugbesitzer und Fahrzeug	34
5.1	Übersicht des technischen Zusammenhangs der einzelnen Arbeitspakete dieser Arbeit	37
5.2	Definition grundlegender Größen anhand eines Standardladevorgangs . .	39
5.3	Übersicht von Modellen und Kennlinien der Funktion zur Berechnung des SoCs	40
5.4	Prinzipdarstellung des verwendeten Batteriemodells	41
5.5	Ablaufplan des Algorithmus zur Bestimmung des Ladezustands	42
5.6	Linearisierung der Kennlinie während der Phase konstanter Spannung . .	43
5.7	Verlauf von SoC und Ladeleistung anhand der analytischen Berechnung von $Q(t)$	44
5.8	Aufbau des Temperaturmodells zur Berechnung von T_{batt}	47
5.9	Ladevorgang mit einer warmen Batterie	49
5.10	Ladevorgang mit einer kalten Batterie	50
5.11	Initiale Informationen über vorhandene Leistung und Ladeanreiz	51
5.12	Prinzipieller Ablauf der Optimierung nach Ladeanreizen	52
5.13	Initiale SoC-Berechnung zur Bestimmung des Optimierungspotentials . .	53
5.14	Diskretisierung des Zeitraums und Einfügen von Ladepausen	54
5.15	Integration der Gewichtungsfunktion in den Ablauf	55
5.16	Gewichtungsfunktion zur Adaption der Ladeanreizfunktion	56
5.17	Einfluß der Gewichtungsfunktion auf den Ladeanreiz	57
5.18	Verschiebung der Ladeanreizpriorität aufgrund der Gewichtung	57
5.19	Addition der Regulierungsgröße r mit dem Ladeanreiz a	59
5.20	Regulierungsmatrix M_r aus Regulierungsgrößen der Ladeanreizkombinationen	60
5.21	Adaptierter Ladeverlauf einer alternden Batterie auf Basis eines Ladeanreizes	62
5.22	Grundlegender Aufbau der Simulationsumgebung	63
5.23	Prinzip des Klassierungsalgorithmus	66
5.24	Beispiel eines SoC-Temperatur Kollektivs	67
5.25	Aufbau eines Betriebsprofils am Beispiel von SoC- und Leistungsverlauf .	68

5.26	Ablauf eines Simulationsschrittes	70
5.27	Definition des Schadensgradienten	71
5.28	Darstellung des Worst-Case Ladeanreizes	73
5.29	Definition der Schadensparabel anhand von $m_{s,max}$ und $m_{s,min}$ basierend auf einem Worst-Case Szenario	74
5.30	Verlauf des Worst-Case Szenarios bei maximalem und minimalem Schadensgradient	76
6.1	Verlauf der in diesem Kapitel verwendeten Ladeanreizfunktion	78
6.2	Verlauf von P_L und a_g sowie C_r zu Beginn des Lebenszyklus	79
6.3	Verlauf von Temperatur und SoC sowie Verteilung des aktuellen Kollektivs zu Beginn des Lebenszyklus	81
6.4	Verlauf von P_L und a_g sowie C_r in der Mitte des Lebenszyklus	82
6.5	Verlauf von Temperatur und SoC sowie Verteilung des aktuellen Kollektivs in der Mitte des Lebenszyklus	83
6.6	Verlauf von P_L und a_g sowie C_r am Ende des Lebenszyklus	84
6.7	Verlauf von Temperatur und SoC sowie Verteilung des aktuellen Kollektivs am Ende des Lebenszyklus	85
6.8	Beginn des Lebenszyklus	86
6.9	Starke Adaption der Ladeanreizfunktion in der Mitte des Lebenszyklus	87
6.10	Neu übermittelte Ladeanreizfunktion entspricht dem Worst-Case Szenario	88
6.11	Starke Adaption des Worst-Case Szenarios am Ende des Lebenszyklus	89
6.12	Zielwert wird am Ende des Lebenszyklus erreicht	90
7.1	Bestimmung des Qualitätswertes	94
7.2	Integration des Verfahrens in bereits bestehende Softwarestrukturen	95

Tabellenverzeichnis

5.1	Zusätzliche Zwischenschritte beim Runge-Kutta Verfahren 4. Ordnung . .	48
5.2	Erfasste Signale realer Fahrdaten und deren Abtastfrequenz	64
5.3	Parametrierung des Worst-Case Ladeverlaufs	72

Symbolverzeichnis

Symbol	Einheit	Erläuterung
α	[-]	Koeffizient der Schadensparabel
α_w	[kg/s ³ K]	Wärmeübergangskoeffizient
a	[-]	Ladeanreiz
a_g	[-]	Adaptierter Ladeanreiz
A_{akt}	[-]	Aktuelle Fläche unter der Ladeanreizfunktion begrenzt durch Beginn und Ende des Ladevorgangs
A_{batt}	[m ²]	Kontaktfläche der Batterie mit der Umgebungsluft
A_{opt}	[-]	Fläche unter der Ladeanreizfunktion begrenzt durch Beginn und Ende des Ladevorgangs bei optimaler Abdeckung der Ladeanreizfunktion
BPI	[-]	B atterie P rotection I ndex zur Regulierung der Batterieschonung während des Ladevorgangs
β	[-]	Koeffizient der Schadensparabel
c_p	[J/kgK]	Spezifische Wärmekapazität
C_{min}	[Ah]	80% der Nennkapazität C_{nenn}
C_{nenn}	[Ah]	Nennkapazität einer neuen Traktionsbatterie
$C_r(L)$	[Ah]	Aktuell noch verbleibende Restkapazität zur Laufleistung L
δ	[-]	Koeffizient der Schadensparabel
DOD	[%]	von englisch d epth of d ischarge = Entladetiefe
$E_{batt,eff}$	[J]	Effektive Energie, welche während des Ladens in der Batterie gespeichert wird
η	[-]	Wirkungsgrad
γ	[-]	Koeffizient der Schadensparabel
g	[-]	Gewichtung des Ladeanreizes
$I_{abschalt}$	[A]	Abschaltstrom
I_{batt}	[A]	Batteriestrom

L	[m]	Laufleistung
L_p	[m]	Prognostizierte Laufleistung
L_{Ziel}	[m]	Geforderte Ziel-Laufleistung
m_{batt}	[kg]	Masse der Batterie
m_{cv}	[-]	Steigung des linearisierten Ruhespannungsverlaufs in der Phase konstanter Spannung
m_g	[-]	Steigung der Gewichtungsfunktion
m_s	[Ah/km]	Schadensgradient
$m_{s,min}$	[Ah/km]	Kleinster Schadensgradient des Worst-Case Szenarios
$m_{s,max}$	[Ah/km]	Maximaler Schadensgradient
M_{opt}	[-]	Datenmatrix zur Optimierung des Ladeverlaufs
n	[_]	Zellenanzahl
p_s	[-]	Schadensparabel, welche die Wahl des BPIs anhand des Schadensgradienten zu einer bestimmten Laufleistung bestimmt
$P_{abschalt}$	[W]	Abschaltleistung ergibt sich aus $I_{abschalt}$ und U_{ocv}
P_L	[W]	Ladeleistung
P_{AC}	[W]	Ladeleistung auf der Wechselspannungsseite der Ladesäule
P_{max}	[W]	Maximal mögliche Ladeleistung aus Fahrzeug- und Ladeanschluss
$P_{batt,eff}$	[W]	Effektive Ladeleistung
Q	[J]	Wärmeenergie
$\dot{Q}_{kühl}$	[W]	Wärmestrom zwischen Kühlmedium des Kühlsystems und der Batterie
\dot{Q}_{um}	[W]	Wärmestrom zwischen Batterie und Umgebung
\dot{Q}_{laden}	[W]	Wärmeeintrag in die Batterie während des Ladevorgangs aufgrund der Verluste durch den Innenwiderstand
ΔQ_{cv}	[Ah]	Umgesetzte Ladung während der Phase konstanter Spannung
r	[-]	Regulierungsgröße des gewichteten Ladeanreizes
R_i	[Ω]	Gesamtinnenwiderstand
$r_{i,k}$	[Ω]	Innenwiderstand der Zelle k
SoC	[%]	von englisch state of charge = Ladezustand
SoC_{Ziel}	[%]	Angestrebter Ladezustand zur Abfahrtszeit
t_{BoC}	[s]	Beginn des Ladevorgangs
t_{EoC}	[s]	Ende des Ladevorgangs
T_{batt}	[K]	Batterietemperatur
T_a	[K]	Außentemperatur

t_{PI}	[s]	Zeitpunkt, in dem das Fahrzeug mit dem Ladekabel verbunden wird
Δt_{PT}	[s]	Dauer, in der das Fahrzeug mit der Ladestation verbunden ist
U_{cv}	[V]	Spannungsdifferenz zwischen dem Umschaltpunkt in der Phase konstanter Spannung und der oberen zulässigen Ruhespannung
U	[J]	Innere Energie
U_{ocv}	[V]	Ruhespannung der Batterie
$U_{ocv,min}$	[V]	Untere zulässige Ruhespannung der Batterie
$U_{ocv,max}$	[V]	Obere zulässige Ruhespannung der Batterie
U_{batt}	[V]	Gesamtspannung der Batterie
$u_{ocv,k}$	[V]	Ruhespannung der Zelle k
W	[J]	An einem System verrichtet Arbeit

Kurzfassung

Steigt die Anzahl an verkauften Fahrzeugen mit Traktionsbatterie, so nimmt auch das Potential zur Regulierung des Energienetzes durch Traktionsbatterien in Fahrzeugen zu. Hier gilt es entsprechende Synergien zu finden und die Auswirkungen auf die Batteriealterung zu untersuchen. Zwischen Fahrzeug und Energienetzbetreiber werden Ladeanreizinformationen ausgetauscht, anhand dieser das Fahrzeug zu priorisierten Zeiten laden kann.

Aus Sicht des Energienetzbetreibers kann damit auf Netzengpässe bzw. auf Energieüberschüsse aus regenerativen Energien reagiert werden. Aus Sicht des Energiespeichers im Fahrzeug hingegen können diese priorisierten Ladezeiten zu fortschreitender Degradation führen, deren Auswirkungen es daher zu untersuchen gilt.

Ziel der vorliegenden Arbeit ist die Erarbeitung eines im Fahrzeug anwendbaren Verfahrens, welches ein adaptives Laden basierend auf aktuellem Zustand der Traktionsbatterie und Ladeanreizen des Energienetzbetreibers ermöglicht.

Hierzu ist ein Verfahren entwickelt worden, welches unabhängig vom Verlauf der übermittelten Ladeanreize eine mehrstufige Schonung in Form einer Verzögerung des Ladebeginns anhand einer Adaption der Ladeanreizfunktion umsetzt. Das Verfahren nutzt die Synergieeffekte zwischen einer Verzögerung des Ladebeginns und der damit einhergehenden Reduktion des durchschnittlichen Ladezustands sowie der durchschnittlichen Batterietemperatur in Form eines schonenderen Ladevorgangs.

Im Rahmen einer hierzu entwickelten Simulationsumgebung wird mit Hilfe von realen Fahrdaten und eines auf Basis der Ladeanreizfunktion berechneten Ladevorgangs eine realistische Alterung der Traktionsbatterie simuliert. Dies dient als Basis für die Parametrierung des Verfahrens sowie dessen Funktionsnachweis.

Kapitel 1

Einleitung

Intensive Forschungs- und Entwicklungsarbeiten in der Automobilindustrie konzentrieren sich derzeit auf das Themengebiet der emissionsfreien Elektromobilität. In laufenden Pilotprojekten werden gegenwärtig Elektrofahrzeuge und die erforderliche Ladeinfrastruktur hinsichtlich ihrer Alltagstauglichkeit untersucht. Eine zentrale Komponente in diesen Fahrzeugen stellt der integrierte Energiespeicher dar. Erst durch leistungsfähige Speichersysteme wie z.B. Lithium-Ionen-Batterien können die erforderlichen Reichweiten und Performannewerte erzielt werden. Die Lebensdauer einer solchen Traktionsbatterie ist dabei unter anderem abhängig von der Belastung aus kalendarischer Alterung. Diese bezeichnet Alterungsvorgänge hervorgerufen durch erhöhte Temperatur sowie hohen Ladezustand. Weiterhin spielt die Integration von Elektrofahrzeugen und hybridisierten Fahrzeugen in das bestehende Energieversorgungsnetz mit wachsender Anzahl an Zulassungen eine an Relevanz zunehmende Rolle.

1.1 Motivation

Mit zunehmender Anzahl an in Kundenhand befindlicher Elektrofahrzeuge steigt die Nachfrage an einer ausgebauten Ladesäuleninfrastruktur. Gleichzeitig nehmen im Zuge der gesteigerten Leistungsanforderung durch die wachsende Anzahl an ladenden Elektrofahrzeugen die Anforderungen in Form einer energetisch optimalen und netzstabilisierenden Energieverteilung innerhalb des Energieversorgungsnetzes zu. Ein Lösungsansatz besteht in einer intelligenten Steuerung des Ladevorgangs. Basis hierfür sind Ladeanreize, welche mit Hilfe einer Kommunikation zwischen Elektrofahrzeug und Energienetzbetreiber übermittelt werden. Zum einen ist seitens des Energieversorgers damit eine energie-

tisch bessere Auslastung des Energieversorgungsnetzes möglich und zum anderen erlaubt dies dem Fahrzeugbesitzer, anhand der Ladeanreize seinen Ladevorgang profitabler zu gestalten. Jedoch ist es aus Sicht des Fahrzeugbesitzers nur dann profitabel, wenn die belasteten Komponenten während des Ladevorgangs keinen zusätzlichen Schaden aufgrund der Ladeanreizinformationen nehmen.

Ziel dieses hier vorgestellten Verfahrens ist es, anhand des aktuellen Zustands der Traktionsbatterie und der übermittelten Ladeanreize einen adaptierten Ladeverlauf zu berechnen. Mit zunehmendem Alter der Traktionsbatterie wird der Ladevorgang zu Gunsten einer Batterieschonung adaptiert. Die Berechnung und Adaption des Ladevorgangs erfolgt in einem Steuergerät im Fahrzeug.

1.2 Positionierung

Hauptziel dieser Arbeit ist die Entwicklung eines adaptiven Verfahrens zur Optimierung eines Ladevorgangs im Bezug auf Ladeanreize aus dem Stromnetz und dem Zustand der Batterie. Dies geschieht im Kontext einer V2G¹-Anwendung. Im Folgenden soll ein kurzer Überblick über die bereits auf diesem Gebiet vorhandenen Arbeiten aufgezeigt werden.

In [44] und [64] gehen die Autoren auf die Problematik einer zusätzlichen Belastung der Batterie durch Lade- und Rückspeisevorgänge abhängig von Temperatur und Ladestandsdifferenz aus Ladebeginn und Ladeende ein. Energiedurchsatz in [44] und der Temperatureinfluss in [64] werden hier als zentrale Alterungsfaktoren genannt, jedoch wird kein Verfahren vorgestellt, um diese Alterung zu reduzieren.

Eine Optimierung des Ladeverlaufs liegt in den folgenden Arbeiten im Fokus. In [7] wird mit Hilfe eines NSGA-II² Algorithmus der Ladeverlauf anhand von Strompreis, Kraftstoffpreis und Kosten aus dem Batterieverschleiß optimiert. Die Alterung wird aus SoC und Ladestrom berechnet und umfasst auch den Fahrbetrieb, jedoch sind keine temperaturabhängigen Alterungseinflüsse betrachtet worden. A. Hoke et al. [24] benutzten als Grundlage zur Berechnung der Batteriealterung Daten des Ladevorgangs, wobei Fahrdaten nicht miteinbezogen sind. Alterungseinflüsse wie Temperatur, SoC und Zyklentiefe sind als voneinander unabhängige Größen berechnet worden. In [36] befassen sich die Autoren ebenfalls mit einer Gesamtoptimierung des Ladeverlaufs bezüglich Ladeanreizen und Batteriealterung. Als Alterungseinflüsse werden Zyklentiefe, SoC und Temperatur definiert. Auch hier werden einige Größen wie Innenwiderstand, Temperatur und SoC

¹V2G = vehicle to grid

²non-dominated sort genetic algorithm

als voneinander unabhängig betrachtet. Weiterhin wird angenommen, dass die Temperatur während des Ladevorgangs konstant ist. Für das in [36] verwendete Verfahren müssen für ein realistisches Ergebnis Ladevorgang, Fahrstrecke und Strompreis für einen ganzen Tag bekannt sein.

Für das in dieser Arbeit entwickelte Verfahren ist eine Simulationsumgebung erstellt worden. Anhand von realen Fahrdaten und einer simulierten Ladekurve, basierend auf dem Batteriezustand, der Ladeanreizinformationen und der Außentemperatur, wird ein Betriebsprofil erstellt. Damit sind für jeden Betriebszustand, sei es im Fahr- oder Ladebetrieb, SoC-, Temperatur- und Stromverläufe vorhanden. Die generierten Daten des Betriebsprofils werden klassiert, aufsummiert und durch entsprechende Gewichtungsfaktoren in einen Kapazitätsverlust umgerechnet, welcher als Indikator für den Zustand der Batterie dient. Damit kann mit Hilfe des entwickelten Verfahrens die Ladekurve während der Simulation adaptiert und eine optimale Ladestrategie über den gesamten Lebenszyklus bestimmt werden. Die simulierten Daten des Ladevorgangs sind logisch miteinander verknüpft und stehen in Wechselwirkungen zueinander. Damit schließt das Verfahren die Lücke zwischen temperaturabhängigen Zusammenhängen wie Innenwiderstand und Verlustleistung und betrachtet dabei gleichzeitig Belastungsdaten aus Fahrbetrieb und Ladevorgang. Somit kann unter Berücksichtigung von SoC-, Strom und Temperatur innerhalb der Simulationsumgebung eine im Fahrzeug lauffähige Ladeoptimierung entwickelt und verifiziert werden.

Die Adaption erfolgt anhand der übermittelten Ladeanreizfunktion, welche in dem Standard ISO 15118 definiert ist. Daher kann das Verfahren in jede Softwarestruktur implementiert werden, welche zur Berechnung des Ladeverlaufs eine Ladeanreizfunktion gemäß dem Standard ISO 15118 voraussetzt. Das Verfahren adaptiert die ursprüngliche Ladeanreizfunktion anhand des Batteriezustands, bewegt sich dabei jedoch in den durch den ISO 15118 Standard definierten Strukturen. Der Algorithmus, welcher die Ladeanreizfunktion auswertet und den Ladeverlauf berechnet, muss somit nicht verändert werden. Der Aspekt einer schonenden Ladestrategie fließt somit in Form einer adaptierten Ladeanreizfunktion in die Ladeverlaufsberechnung ein.

1.3 Ergebnisse

Im Rahmen dieser Arbeit ist ein Verfahren entwickelt worden, welches den Ladevorgang abhängig vom aktuellen Zustand der Traktionsbatterie adaptiert, um einer zu schnellen Alterung der Traktionsbatterie während der Fahrzeugnutzung entgegenzuwirken. Voraus-

setzung hierfür ist eine Ladeverlaufsberechnung, welche sich an einer Ladeanreizfunktion gemäß dem ISO-Standard 15118 orientiert. Das Verfahren adaptiert die ursprüngliche Ladeanreizfunktion, um schonend Einfluss auf den berechneten Ladeverlauf zu nehmen. Somit kann mit einem Algorithmus zur Optimierung des Ladeverlaufs anhand von Ladeanreizinformationen zusätzlich ein Bauteilschutz basierend auf dem aktuellen Zustand der Traktionsbatterie realisiert werden. Damit wird der Aufwand zur Implementierung in eine bereits vorhandene Ladeoptimierungssoftware deutlich reduziert. Basis zur Erkennung des Batteriezustands sind der Ladezustand und die Batterietemperatur. Diese werden in einer aufwandsarmen, seriennahen Datenklassierung während des gesamten Lebenszyklus gespeichert und ausgewertet.

Das Verfahren konnte erfolgreich in einer eigens entwickelten Simulationsumgebung getestet und parametrisiert werden. Die Simulationsumgebung basiert auf realen Fahrdaten und ermöglicht somit die Kombination von Fahr- und Ladevorgängen, um daraus eine realistische Alterung der Traktionsbatterie abzuleiten. Anhand dieser kontinuierlichen Alterung kann ein Lebenszyklus simuliert werden, im Rahmen dessen das Verfahren getestet wird. Es konnte ein erfolgreicher Funktionsnachweis des Verfahrens innerhalb der Simulationsumgebung nachgewiesen werden. Weiterhin gewährleistet das Verfahren unter den Rahmenbedingungen der Simulationsumgebung einen deutlich erhöhten Bauteilschutz unabhängig von der übermittelten Ladeanreizfunktion. Damit kann sichergestellt werden, dass der Ladevorgang die Ladeanreizfunktion unter Berücksichtigung des Bauteilschutzes maximal ausnutzt, sofern dies zu keiner zusätzlichen Alterung führt.

Der erste Hauptteil dieser Arbeit umfasst Grundlagen zur Integration von Elektrofahrzeugen in ein Stromnetz und die damit einhergehende Kommunikation der Fahrzeuge mit der Ladesäule. Im zweiten Hauptteil werden die grundlegenden Funktionsweisen und Mechanismen der Lithium-Ionen Technologie aufgezeigt sowie die wichtigsten Einflüsse auf die Alterung dieser Traktionsbatterien. Daraufhin folgt ein Überblick über die Marktdurchdringung aktueller Elektrofahrzeuge sowie den Zustand der Ladesäuleninfrastruktur. Bestehende Ansätze und Lösung zur Integration eines Elektrofahrzeugs in ein Stromnetz schließen den dritten Hauptteil ab. Der vierte Hauptteil beinhaltet die Ausarbeitung zur Herleitung und Funktionsweise eines Algorithmus zur Optimierung des Ladevorgangs basierend auf einer Ladeanreizfunktion und dem aktuellen Alterungszustand der Traktionsbatterie. Die Neuentwicklung umfasst hierbei vor allem die Fokussierung während der Entwicklung des Algorithmus auf die Anwendbarkeit in einem Fahrzeugsteuergerät. Im letzten Teil dieser Arbeit werden die Auswertungen und Ergebnisse der Simulation des Algorithmus im Rahmen einer fahrzeugnahen Simulationsumgebung vorgestellt.

Kapitel 2

Grundlagen zu Vehicle-To-Grid Anwendungen

Im Zuge verstärkten Aufkommens von Fahrzeugen mit elektrifiziertem Antriebsstrang und im Hinblick auf gesetzlich festgelegte CO_2 -Emissionsgrenzen [10, 40] müssen Energienetzbetreiber, Fahrzeughersteller und Fahrzeugnutzer einen gemeinsamen Weg betreten. Es gilt dem Interessenskonflikt aus schonendem Ladevorgang auf Seiten des Fahrzeugherstellers, einem ladeanreizgesteuerten Laden aus Sicht des Energienetzbetreibers und einem möglichst günstigen Ladevorgang für den Fahrzeughalter aufzulösen [32]. Der technische Schlüssel hierzu ist eine Kommunikation zwischen dem Fahrzeug selber und einem dem Energienetzbetreiber zugeordneten Back-End¹. Eine derartige Integration des Fahrzeugs in ein Energienetz wird als *Vehicle-To-Grid (V2G)* [30] Konzept bezeichnet. Voraussetzung ist ein Energieversorgungssystem, welches in der Lage ist, mit Elektrofahrzeugen zu kommunizieren und der Netzsituation entsprechend mit den Fahrzeugen zu interagieren. Unter anderem werden solche Konzepte unter dem Begriff *SmartGrid*² [58] zusammengefasst. Smart Grids umfassen jedoch nicht nur die Integration von Fahrzeugen in ein Stromnetz sondern vielmehr die Vernetzung und Steuerung jeglicher Verbraucher und Erzeuger, die Teil eines Energieversorgungsnetzes sind. Die Integration von Elektrofahrzeugen stellt hierbei nur eine kleine Untermenge im Kontext von Smart Grids dar. Jedoch sind die Kommunikationstechniken und Standards nicht nur im Rahmen einer reinen Fahrzeugintegration relevant, sondern können auch für die Integration von zum Beispiel Haushaltsgeräten, Photovoltaikanlagen und größeren Energiespeichern zur Pufferung von Energie genutzt werden. Genauso bieten bereits vorhandene Entwicklungsergebnisse au-

¹von englisch: backend = Unterbau, in der Informatik als Teil eines geschichteten Systems [17]

²von englisch smart grid = intelligentes Netz [13]

ßerhalb der fahrzeugspezifischen Denkweise die Möglichkeit diese im Zusammenhang mit einer Netzintegration von Elektrofahrzeugen zu übernehmen.

Die Grundlagen für diese Arbeiten beziehen sich auf eine Kommunikation zwischen einem oder mehreren Fahrzeugen und einem Back-End auf Stromnetzbetreiberseite [57]. Hybrid- und Brennstoffzellenfahrzeuge sowie rein elektrische Fahrzeuge sollen für die folgenden Kapitel unter dem Begriff *Elektrofahrzeug* zusammengefasst werden.

Abbildung 2.1 beschreibt schematisch die Integration eines Elektrofahrzeugs oder einer Flotte in ein Stromnetz und die daraus resultierenden Energieflussrichtungen sowie Kommunikationswege. Hierbei kommt jede Art von Fahrzeug mit ausreichend großer Batteriekapazität, der Möglichkeit einer Stromnetzanbindung und entsprechendem Kommunikationsprotokoll in Frage [33]. Geht man von einer wachsenden Anzahl an Fahrzeugen mit elektrischem Energiespeicher aus, muß auf der einen Seite der dadurch steigenden Belastung des Energieversorgungssystems entgegengewirkt werden [10, 40]. Auf der anderen Seite schafft eine große Anzahl an Elektrofahrzeugen Voraussetzungen, das Energieversorgungsnetz zu unterstützen und Energie zu puffern [5, 31].

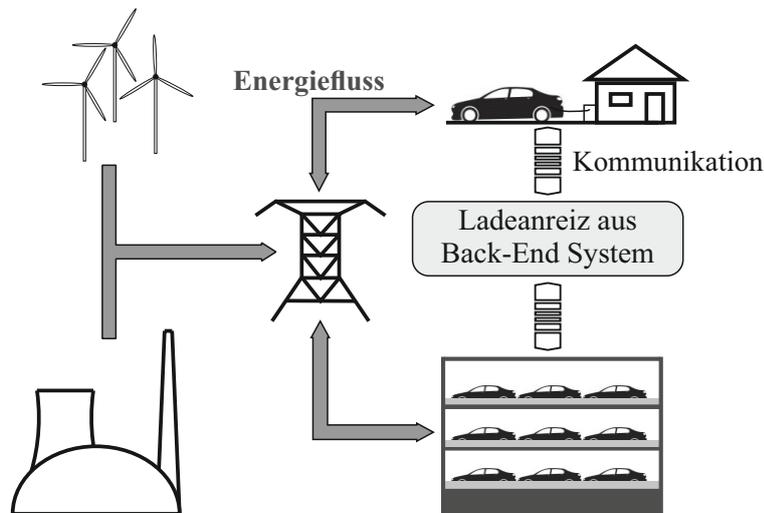


Abbildung 2.1: Energiefluss eines intelligenten Stromnetzes

Eine Möglichkeit den entstehenden Problemen zu begegnen und die Vorteile nutzen zu können, bietet ein anreizgesteuertes Laden der Elektrofahrzeuge. Dabei wird wie in Abbildung 2.1 beschrieben ein Ladeanreiz an einzelne Elektrofahrzeuge bzw. daraus bestehende Flotten übermittelt, um deren Ladeleistung, ihren Ladebeginn sowie deren Energieflussrichtung zu beeinflussen. Der Ladeanreiz wird beim Berechnen des Ladeverlaufs mit fahrzeuginnen Zuständen wie zum Beispiel der Alterszustand der Batterie kombi-

niert und ist nur eine Randbedingung.

Die Kommunikation im Rahmen des intelligenten Stromnetzes kann über das Mobilfunknetz erfolgen oder über verlegte Datenleitungen. Die Kommunikationsanbindung des Fahrzeugs selbst an das intelligente Stromnetz erfolgt per „Power Line Communication“ [28] über das Ladekabel. Die übermittelten Informationen enthalten Anreize, zu welchen Zeiten es aus Sicht des Fahrzeughalters sinnvoll ist zu laden. Durch Ladeanreize nimmt der Energienetzbetreiber Einfluss auf den Ladeverlauf des Elektrofahrzeugs. Wie stark die Abweichung des Ladeverlaufs von den Ladeanreizen ausfällt oder ob es überhaupt eine Abweichung gibt, hängt vom Zustand der Fahrzeugkomponenten und dem Nutzungsverhalten des Fahrzeughalters ab [22].

Das in dieser Arbeit umgesetzte Verfahren basiert auf dem Standard ISO 15118 [29]. Dieser Standard ist im April 2014 veröffentlicht worden und beschreibt unter anderem die Kommunikation zwischen einem Elektrofahrzeug und einem intelligenten Stromnetz. Dabei findet eine direkte Kommunikation des Fahrzeugs mit einer intelligenten Ladesäule statt, welche Bestandteil eines intelligenten Stromnetzes ist. In einem Backendsystem werden diese Informationen verarbeitet. Die Bedeutung „intelligent“ umfasst in diesem Kontext die Fähigkeit Informationen über die in diesem Absatz beschriebenen Wege auszutauschen und darauf mit einem entsprechenden Ladeanreiz zu reagieren. In Kapitel 4.1 werden die relevanten Bestandteile des Standards näher erläutert.

2.1 Potenziale einer intelligenten Ladesteuerung

Im Rahmen verstärkten Aufkommens von Elektrofahrzeugen im Straßenverkehr bekommt das Energieversorgungsnetz zunehmend eine zentrale Rolle. Zum einen führt der Zuwachs an Elektrofahrzeugen zu einer verstärkten Belastung, jedoch kann durch intelligentes Verwalten der Ladevorgänge dem entgegengewirkt werden [47]. Durch den Einsatz von bidirektionalen Systemen ist es möglich, Energie in Fahrzeugbatterien zwischenspeichern und diese dann zu netzregulierenden Zwecken zu nutzen. Dabei bietet sich die Pufferung erneuerbarer Energien wie Wind- oder Solarenergie an. Beide Energiearten sind nicht permanent verfügbar und unterliegen natürlichen Schwankungen, welche zum Teil kaum oder gar nicht vorherzusagen sind. Ist viel Energie verfügbar und wird aus Netzsicht wenig Energie gebraucht, kann in verfügbaren Fahrzeugbatterien zwischengespeichert werden [14, 35]. Interne Fahrzeuggrößen wie aktueller Ladezustand, alterungsbedingte Einschränkungen der Batterie und die gewünschte Abfahrtszeit des Fahrzeughalters müssen ebenfalls beachtet werden [54].

2.1.1 Ladeanreize als Schnittstelle zwischen Elektrofahrzeug und Energienetzbetreiber

Damit Elektrofahrzeuge Informationen mit dem Energienetzbetreiber austauschen können, muss ein standardisiertes Kommunikationsprotokoll definiert werden. Darüber erhält das Fahrzeug Ladeanreize, welche sich aus der aktuellen und auch vorausberechneten Netzsituation ableiten [42]. Der Ladeanreiz kann monetärer Art sein oder basierend auf anderen Geschäftsmodellen dementsprechende Vorteile für den Fahrzeugnutzer bieten [29].

Abbildung 2.2 zeigt eine schematische Darstellung eines möglichen Ladeanreizes. Während des Zeitraums $[t_1, t_2]$ wird der Leistung P eine höhere Priorität zugewiesen. Die Ladeanreize a_1 und a_2 verhalten sich in diesem Fall wie ein Strompreis. Damit verhält sich die Ladeverlaufsberechnung des Fahrzeugs entsprechend der unterschiedlichen Prioritäten und bevorzugt während des Ladevorgangs den Zeitraum $[t_1, t_2]$, in dem in diesem Fall der Strom günstiger ist. Ob sich das Fahrzeug an die Vorgabe hält, bestimmen die internen Fahrzeugparameter. Anhand der möglichen Ladeleistung und des Anfangsladezustands SoC_{Start} ³ wird ermittelt, wie lange es dauert, den Ziel-Ladezustand SoC_{Ziel} zu erreichen. Weiterhin gibt der Fahrzeugnutzer eine Abfahrtszeit t_{DT} ⁴ ein. Je nach Ladestrategie werden dem Ladeanreiz des Energienetzbetreibers die Bedingungen $SoC(t_{DT}) = SoC_{Ziel}$ und eine Vorgabe für komponentenschonendes Laden entgegengesetzt. Die höchste Priorität muss das Erreichen des Ziel-SoCs zur gewünschten Abfahrtszeit sein, um dem Fahrzeughalter seine benötigte Reichweite zu ermöglichen.

Aus diesen Randbedingungen berechnet das Fahrzeug sein Ladeprofil. Es besteht wie in Abbildung 2.2 dargestellt hauptsächlich aus einem über der Zeit variierenden Leistungswert und wird an den Energienetzbetreiber übermittelt. Dieser kann damit Lastverlaufsprognosen des Energieversorgungsnetzes erstellen, um effizienter Maßnahmen zur Netzregulierung ergreifen zu können. Der SoC und P_{max} sind nicht Teil der zu übertragenden Informationen und werden hier nur zum besseren Verständnis abgebildet. Der Ladevorgang ist dabei auf die physikalischen Grenzen des Fahrzeugs und des Ladeanschlusses P_{max} beschränkt. Mithilfe des Leistungsprofils der Elektrofahrzeuge ist es dem Energienetzbetreiber möglich über eine intelligente Vergabe der Ladeanreize den Ladevorgang der Elektrofahrzeuge nach eigenen Gesichtspunkten zu priorisieren [18, 38].

³ von englisch state of charge = Ladezustand

⁴ aus englisch departure time = Abfahrtszeit

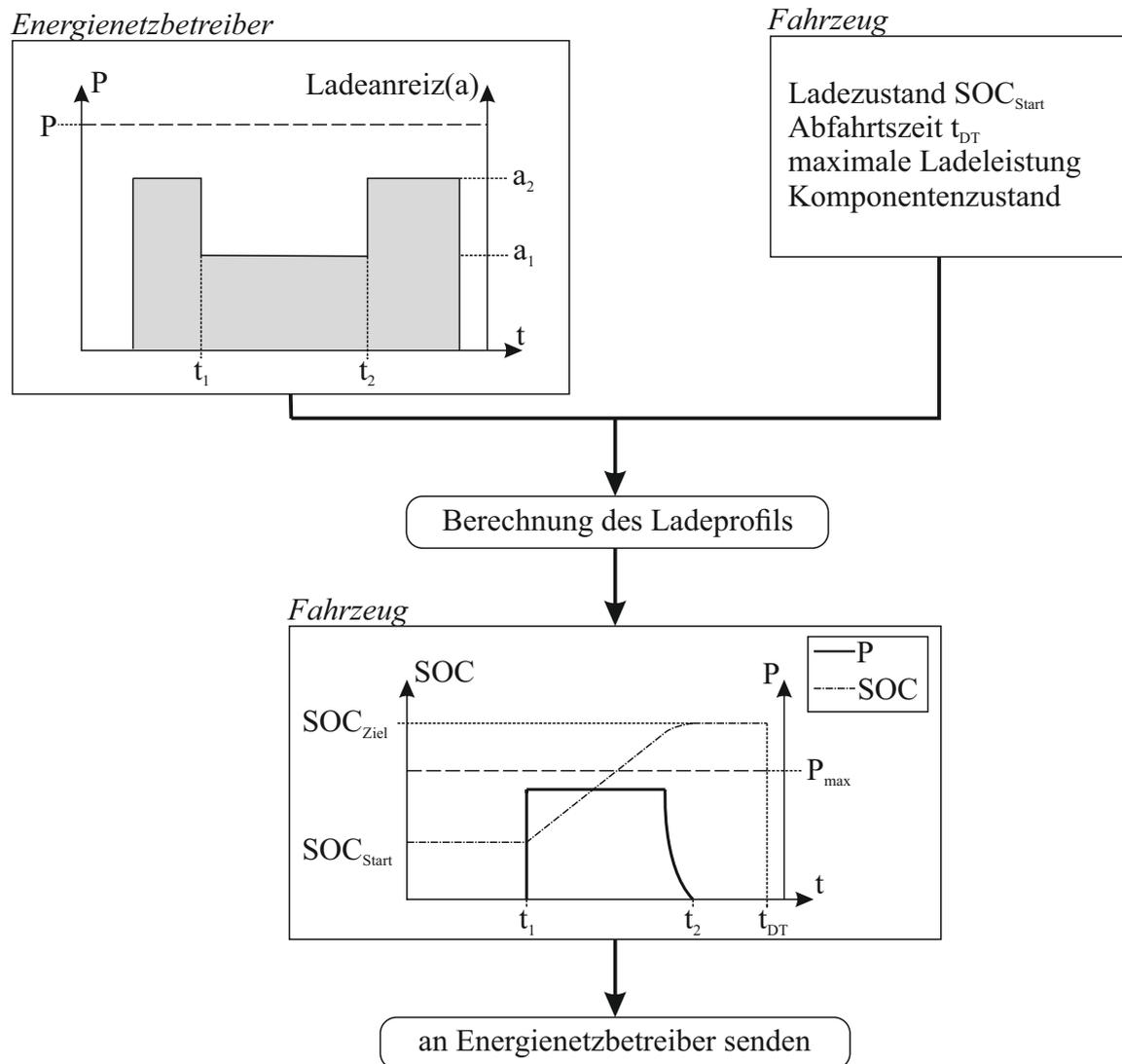


Abbildung 2.2: Verarbeitung von Ladeanreiz und Fahrzeugparametern zu einem Ladeprofil

2.1.2 Synergien zwischen Smart Grids und Elektrofahrzeugen

Das Energieversorgungsnetz unterliegt einer Schwankung der Netzlast, was auf das Verhalten der Verbraucher und Erzeuger innerhalb des Netzes zurückzuführen ist. Die größten Lastanstiege fallen meist auf die Morgen- und Abendstunden, wobei die Hauptlastspitze des Tages abends auftritt [14]. Diese Schwankungen können mit Standardlastprofilen sehr gut vorhergesagt werden. Das Laden der Elektrofahrzeuge fällt insbesondere abends mit der dort bereits vorhandenen hohen Lastspitze zusammen, da die Mitglieder der einzelnen Haushalte von der Arbeit zurückkommen und die Energie der gefahrenen Strecke durch den Ladevorgang kompensiert werden muss [9]. Volatile Energieträger hin-

gegen wie Sonnenenergie und Windkraft haben den größten Einfluss auf unvorhersagbare Lastschwankungen im Energieversorgungsnetz.

Mit Beginn der Arbeitszeit werden viele Fahrzeug zum Beispiel in einem Parkhaus abgestellt und geladen, was wiederum zu Lastspitzen führt. Dies kann jedoch durch eine intelligente Steuerung und eine Bündelung der einzelnen Ladeleistungen zum Vorteil genutzt werden. In diesem Fall bietet sich der Zusammenschluss mehrerer Fahrzeuge zu einem Energiepuffer an, der insgesamt deutlich mehr Leistung und Energie bereitstellen kann. Durch eine Bündelung vieler Elektrofahrzeuge zu einem leistungsstärkeren Energieerzeuger oder Energieverbraucher kann mehr Einfluss auf die Netzstabilisierung genommen werden, da eine größere Gesamtleistung und Gesamtkapazität zur Verfügung steht. Somit kann die geringe Ladeleistung sowie die geringe Batteriekapazität eines einzigen Elektrofahrzeugs im Bezug auf eine Netzregulierung in einem Verbund kompensiert werden [27,61]. Mit der Möglichkeit priorisierte Ladezeiten an einzelne Elektrofahrzeuge oder an einen Verbund mehrerer Elektrofahrzeuge zu kommunizieren, kann der Energie-netzbetreiber stabilisierend Einfluss auf den Netzzustand nehmen und Lastspitzen entgegenwirken. Es gibt grundlegend zwei Anwendungsfälle, wie das Netz stabilisiert werden kann.

- *Lastverschiebung* Dies entspricht einer passiven Netzunterstützung. Es können Lastspitzen zu Stoßzeiten durch eine zeitliche Verschiebung des Ladevorgangs einzelner Elektrofahrzeuge vermieden werden. Weiterhin bietet eine Lastverschiebung die Möglichkeit dann zu laden, wenn ein Überschuss an erneuerbaren Energien prognostiziert werden kann [54].
- *Energierückspeisung* Entspricht den Möglichkeiten einer Lastverschiebung, erweitert diese jedoch um das Rückspeisen gepufferter Energie vornehmlich aus erneuerbaren Ressourcen. Die Bündelung mehrerer einzelner Kapazitäten wie zum Beispiel einer parkenden Flotte bestehend aus Elektrofahrzeugen oder parkende Elektrofahrzeuge in einem Parkhaus erhöht die Leistung und Kapazität des Verbundes im Vergleich zu einzelnen Fahrzeugen erheblich, womit der Bedarf an Regelleistung reduziert werden kann [54]

Erneuerbare Ressourcen wie Wind- und Solarenergie können nicht nach Bedarf abgerufen werden. Bei einer Abweichung der prognostizierten Last auf Grund von Wetterlage und Netzsituation können, mit Hilfe der zusätzlichen Pufferkapazität der an das Energieversorgungsnetz angebundenen Elektrofahrzeuge oder deren gebündelter Flotten Energie, zwischengespeichert und diese bei Bedarf wieder zurückgespeist werden [34].

Die Kommunikation von Elektrofahrzeugen mit den Energienetzbetreibern und eine intelligente Verteilung der Ladeanreize an die Fahrzeuge können Spitzenlasten aufgrund von Ladevorgängen verringern bzw. verhindern. Netzschwankungen wird durch gesteuertes Zuschalten von Ladevorgängen entgegengewirkt. Noch einen Schritt weiter gehen Elektrofahrzeuge, welche durch ein rückspeisefähiges Ladesystem Energie puffern und aktiv in das Netz zurückspeisen können [3]. Grundlage dieser Synergien zwischen Elektrofahrzeug und Energienetzbetreiber ist der Ladeanreiz als Schnittstelle zwischen beiden Parteien.

Aus Sicht des Fahrzeugs und seiner Komponenten muss während der gesamten Lebensdauer der Komponente eine verstärkte Alterung aufgrund von Ladeanreizfunktionen vermieden werden. Das Ziel des in dieser Arbeit vorgestellten Verfahrens ist eine adaptive Anpassung des Ladevorgangs basierend auf dem aktuellen Zustand der Traktionsbatterie. Dabei gewinnt die Schonung der Komponente mit zunehmendem Alter gegenüber dem Laden nach Ladeanreizen an Priorität. Weiterhin muss das Verfahren im Hinblick auf die benötigten Hardwareressourcen so konzipiert sein, dass die Implementierung auf einem Steuergerät möglich ist.

2.2 V2G als Geschäftsmodell

Dem Fahrzeugnutzer muss ein Anreiz gegeben werden, sich nicht nur auf die Maßnahmen zum Bauteilschutz im Fahrzeug zu verlassen, sondern das Ladeanreizsignal des Energienetzbetreibers ebenfalls zu akzeptieren. Letztendlich entscheidet das Verhalten des Fahrzeugnutzers und damit die Anzahl verkaufter Fahrzeuge, ob ein anreizgesteuertes Laden des Fahrzeugs von den Fahrzeugherstellern baureihenübergreifend und damit flächendeckend wirksam implementiert wird oder nicht. Nur im Falle einer ausreichenden Akzeptanz der zusätzlichen Randbedingungen durch den Ladeanreiz während des Ladens seitens der Automobilhersteller und der Fahrzeugnutzer, kann das volle Potential aus V2G und Smart Grids geschöpft werden.

In dem der Ladeanreiz als ein variierender Strompreis definiert wird, kann dem Fahrzeugnutzer ein verständliches Anreizmodell gegeben werden. Der Ladevorgang erfolgt somit zu einem Zeitpunkt, in dem laut Ladeanreizfunktion Energie zu einem günstigen Preis verfügbar ist. Damit ist der Vorteil sich an die Ladeanreizfunktion zu halten eindeutig, da der Fahrzeughalter während des Ladens anhand der Anreizfunktion monetär entlohnt wird und günstiger Laden kann [5].

Für den Energienetzbetreiber hingegen ist es wichtig ein verlässliches Ladeverhalten der

Elektrofahrzeuge garantiert zu bekommen. Dies ist nur möglich, wenn die Freiheitsgrade des Ladeverlaufs aus Sicht des Energienetzbetreibers eingeschränkt werden. Wird dem Fahrzeugnutzer ein Anreiz geboten zu einem gewissen Zeitpunkt günstiger laden zu können, wird damit der Ladevorgang aus Sicht des Energienetzbetreibers besser prognostizierbar. Somit kann dieser exaktere Lastprognosen berechnen und eine bessere Netzqualität gewährleisten sowie Regelleistungsbedarf reduzieren [20]. Richtet sich jedoch der Ladevorgang ausschließlich nach der Ladeanreizfunktion und werden während der Ladeverlaufsberechnung keine Informationen über den Zustand der fahrzeuginternen Komponenten verwendet, kann es zu einer beschleunigten Alterung kommen. Aus Sicht des Fahrzeugherstellers muss in dieser Konstellation der Bauteilschutz gewährleistet werden. Zentraler Bestandteil der Integration des Elektrofahrzeugs in das Energieversorgungsnetz ist hierbei die Übermittlung des Ladeanreizes an das zu ladende Fahrzeug. Neben dem Standard ISO 15118 existiert ein offenes Kommunikationsprotokoll, welches im Rahmen eines Zusammenschlusses niederländischer Energienetzbetreiber entwickelt wurde. Das OCPP⁵ umfasst im Kern den Aufbau einer Kommunikation über die Grenzen mehrerer Energienetze betrieben von unterschiedlichen Unternehmen hinweg. Basis hierfür ist die in den Niederlanden aufgebaute Ladesäuleninfrastruktur bestehend aus mehreren Tausend Ladesäulen [15]. Ein weiteres hier zu erwähnendes Projekt hat das Ziel eine unkomplizierte und einfache Umsetzung eines Ladevorgangs aus Sicht des Fahrzeugnutzers zu ermöglichen. Das Projekt Hsubject bündelt Informationen von Energienetzbetreiber, Energieversorgern sowie Fahrzeugherstellern, um über deren Unternehmensgrenzen hinweg das Laden eines Fahrzeugs unabhängig vom Hersteller sowie unabhängig von Energieversorger und Energienetzbetreiber auch über Landesgrenzen hinweg möglichst einfach zu gestalten. Die Aufgabe besteht darin eine zentrale Schnittstelle für den Austausch der nötigen Information zwischen diesen drei Parteien bereitzustellen. Der Fahrzeugnutzer muss lediglich den Ladevorgang durch Stecken des Ladesteckers in eine Ladesäule initiieren. Von welchem Hersteller das Fahrzeug produziert wurde, welcher Energienetzbetreiber die Ladesäule betreibt und wer das Netz mit Energie versorgt soll hierbei keine Rolle spielen [25].

Es wird deutlich, dass sich im Bezug auf die in diesem Absatz genannten Aktivitäten einiges im Bereich der Ladekommunikation tut. Der Fokus dieser Arbeit liegt jedoch auf dem ISO 15118 Standard. Da dies ein international anerkannter Standard ist, wird im Rahmen dieser Arbeit davon ausgegangen, dass sich dieses Kommunikationsprotokoll im Laufe der nächsten Jahre als allgemein angewendeter Standard durchsetzen wird.

⁵Open Charge Point Protocol

Kern dieser Arbeit ist ein Verfahren, welches die Vorteile eines an einen Ladeanreiz gebundenen Ladevorgangs mit den Vorteilen eines adaptiven Bauteilschutzes während des Ladevorgangs kombiniert. Auf der einen Seite steht die Treue des Ladeverlaufs zu einem Ladeanreiz des Energienetzbetreibers und damit auch eine möglichst hohe Entlohnung des Fahrzeugnutzers. Der Ladeanreiz wird dabei über das ISO 15118 Kommunikationsprotokoll übermittelt. Auf der anderen Seite muss der Bauteilschutz unter allen Umständen und auch während des gesamten Lebenszyklus hin garantiert werden. Der Anspruch dieser Arbeit ist es, im Rahmen eines im Fahrzeug umsetzbaren Verfahrens beide Aspekte adaptiv über dem Lebenszyklus der Traktionsbatterie im Fahrzeug miteinander zu kombinieren und daraus einen möglichst idealen Ladeverlauf zu berechnen. Damit richtet sich der Ladevorgang bei gutem Zustand der Traktionsbatterie ausschließlich nach dem Preisverlauf für Energie aus der Ladeanreizfunktion. In diesem Fall lässt sich der Ladeverlauf der Elektrofahrzeuge mit Hilfe der Ladeanreizfunktion für den Energienetzbetreiber sehr gut voraussagen. Verschlechtert sich der Zustand der Traktionsbatterie im Laufe ihres Lebenszyklus wird die Schonung der Komponente bei der Berechnung des Ladeverlaufs verstärkt gegenüber der Ladeanreizfunktion priorisiert und somit einer beschleunigten Alterung entgegengewirkt.

Kapitel 3

Grundlagen von Lithium-Ionen-Akkumulatoren

Um den steigenden Anforderungen im Bezug auf den CO_2 -Ausstoß gerecht zu werden, müssen alternative Energiespeicher der Leistungsdichte fossiler Energieträger möglichst nahe kommen. Im Laufe der letzten Jahre scheint sich die Lithium-Ionen-Technologie als elektrischer Energiespeicher durchzusetzen. Vergleicht man diese Technologie mit anderen elektrischen Energiespeichern bezüglich Energieinhalt, Leistung und Gewicht, liegen die Akkumulatoren mit Lithium-Ionen-Basis vor allen anderen. Dies wird aus Abbildung 3.1 deutlich. Lithium-Ionen-Batterien weisen eine dreimal höhere Nennspannung auf als zum Beispiel Nickelmetallhydrid Batterien. Die Ruhespannungen von Lithium-Ionen-Zellen liegen zwischen 2,2V und 3,7V. Für Anwendungen in der Industrie sind Kapazität und Spannung einer einzelnen Zelle zu niedrig. Daher werden Zellen parallel geschaltet, um die Kapazität zu vergrößern, oder in Reihe, um die Spannungslage zu erhöhen. Kombinationen beider Verschaltungsarten sind ebenfalls möglich. Weitere wichtige Vorteile sind der geringe Verlust durch innere Widerstände beim Laden/Entladen und eine gute Schadensresistenz bei großen Lade-/Entladehuben. Die Energiedichte, welche vor allem in der Fahrzeugindustrie eine große Rolle spielt, ist im Vergleich zu Bleiakkus um etwa das Dreifache höher [50, 56].

3.1 Charakteristische Größen

Lithium-Ionen-Batterien sind prinzipiell aufgebaut wie alle elektrochemischen Energiespeicher. Die Elektroden bestehen aus unterschiedlichen Materialien mit einer Potential-

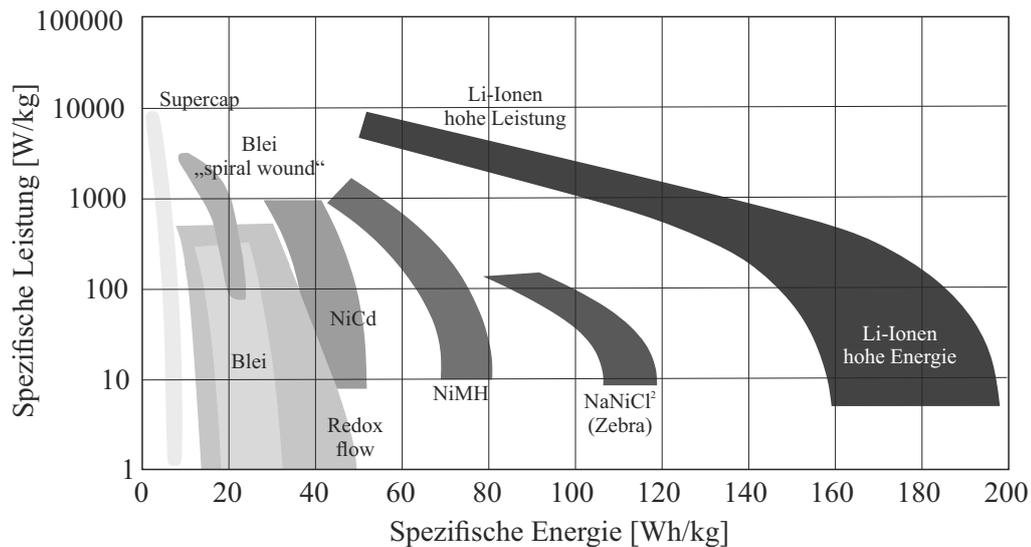


Abbildung 3.1: Lithium-Ionen-Batterien im Vergleich mit anderen Akkumulatoren [51]

differenz gegenüber dem Elektrolyten. Die Differenz zwischen den Elektrodenpotentialen ergibt die Zellspannung im Ruhezustand U_{ocv} . Um eine Aussage über den Zustand einer Batterie im Fahrzeug zu machen, sind Lade-/Entladestrom I_{batt} , Batteriespannung U_{ocv} , die einzelnen Zellspannungen u_{ocv} , Anzahl der verbauten Zellen n sowie deren Verschaltung und die Temperatur T_{batt} relevant. Daraus lässt sich die effektive Ladeleistung

$$P_{batt,eff} = U_{ocv} \cdot I_{batt}$$

berechnen. Weiterhin sind der Innenwiderstand R_i sowie die charakteristische Kennlinie der Batterie von zentraler Bedeutung. Bis auf den Innenwiderstand und die Batteriekennlinie sind die genannten Größen direkt messbar. In Abbildung 3.2 ist ein prinzipieller Verlauf einer Kennlinie dargestellt. Sie wird durch die Batterie- bzw. Zelltechnologie charakterisiert und beschreibt den Zusammenhang von Zellspannung U_{ocv} und Ladezustand SoC bzw. umgesetzter Ladungsmenge Q . Dieser Zusammenhang ist vor allem bei der Bestimmung des $SoCs$ der Batterie von Bedeutung. Die zu entnehmende Ladungsmenge der Zelle wird definiert durch die untere und obere Spannungsgrenze $U_{ocv,min}$ bzw. $U_{ocv,max}$ und damit auch die Nennkapazität C_{nenn} wie in Abbildung 3.2 gezeigt wird. Obere und untere Spannungsgrenze bilden das Betriebsfenster einer Lithium-Ionen-Zelle und ermöglichen im Rahmen dieser Grenzen den sicheren Betrieb [62].

Gleichung 3.1 zeigt eine Methode den SoC anhand einer Stromintegration im Bezug auf eine definierte Nennkapazität C_{nenn} zu berechnen. $I_{Verlust}$ stellt die Verluste während des Ladevorgangs dar. Nebenreaktionen oder Alterungsprozesse verbrauchen einen Teil des

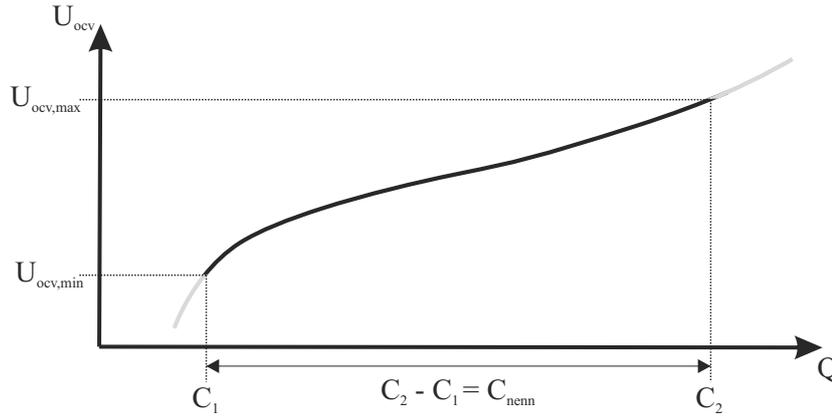


Abbildung 3.2: Schema eines Kennlinienverlaufs einer Lithium-Ionen-Zelle

Klemmenstroms und führen zu keiner Umsetzung der Aktivmassen. Zum einen kann dieser Strom gemessen werden und zum anderen anhand von Modellen errechnet werden. In beiden Fällen ergeben sich Abweichungen aufgrund der Messtechnik und einer von Natur aus gegebenen Ungenauigkeit der Modelle. Aufgrund der Stromintegration in Gleichung 3.1 addiert sich selbst eine kleine Abweichung nach einer bestimmten Zeit zu einem relevanten Fehler auf. Dies kann anhand von Kennlinien in bestimmten Zeitintervallen kompensiert werden [51].

$$SoC(t) = SoC(0) + \frac{1}{C_{nenn}} \int (I_{batt}(t) - I_{Verlust}(t)) dt \quad (3.1)$$

Bei der Verwendung einer Batteriekennlinie bietet sich jedoch ein anderes Verfahren an. Der Flächeninhalt unter der Kennlinie aus Abbildung 3.2 gibt den Energieinhalt

$$E_{batt}(Q) = \int U_{ocv}(Q) dQ$$

der Batterie an. Wird $E_{batt}(Q)$ über der gespeicherten Ladung Q bzw. dem SoC aufgetragen, kann anhand dieser in Abbildung 3.3 dargestellten Kennlinie ein ΔSoC bestimmt werden. Mit dem allgemeinen Zusammenhang

$$E(t) = \int P(t) dt \quad (3.2)$$

und einer konstanten effektiven Ladeleistung $P_{batt,eff}$ über dem Zeitraum $\Delta t = t_2 - t_1$ kann die Ladeenergie

$$E_{batt,eff} = P_{batt,eff} \int_{t_1}^{t_2} dt = \Delta t \cdot P_{batt,eff} \quad (3.3)$$

berechnet werden. Mithilfe der integrierten Kennlinie aus Abbildung 3.3 wird damit ein SoC_2 nach dem Zeitraum Δt bestimmt.

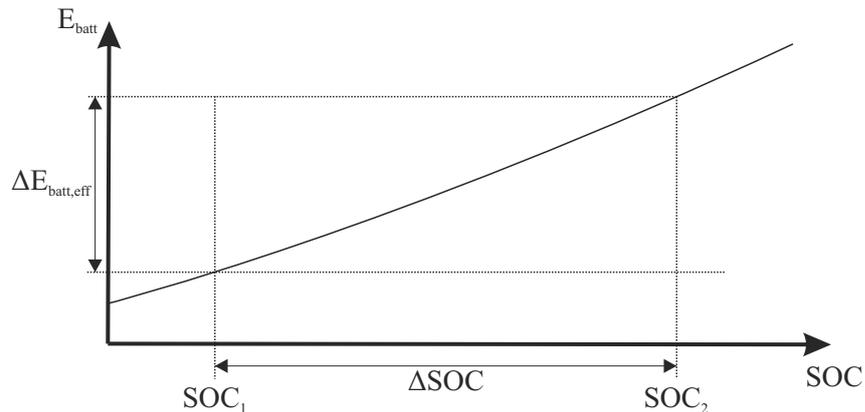


Abbildung 3.3: SoC-Bestimmung anhand der integrierten Batteriekennlinie

Um unterschiedliche Lithium-Ionen-Zellen bezüglich ihrer Belastung miteinander vergleichen zu können, wird der Lade-/Entladestrom meist als eine relative Größe bezogen auf die Zellnennkapazität, C-Rate genannt, angegeben. Die C-Rate soll anhand eines einfachen Beispiels erläutert werden. Von einer C-Rate C_1 spricht man, wenn $C_{nenn} = 40Ah$ und $I_{Batt} = 40A$ beträgt. Äquivalent wäre dazu $C_{0,5}$ wenn $C_{nenn} = 40Ah$ und $I_{Batt} = 20A$ beträgt. Je größer die Nennkapazität bei gleichem Strom, desto geringer ist die Belastung der Batterie und desto geringer fällt die C-Rate C_x mit $x = \frac{I_{batt}}{C_{nenn}}$ aus.

3.2 Aufbau und Funktionsprinzip

In Abbildung 3.4 ist schematisch der Aufbau einer Lithium-Ionen-Zelle abgebildet. Dabei handelt es sich um Interkalationsbatterien, bei denen Lithium-Ionen an der einen Elektrode ausgelagert und in der anderen wieder eingelagert werden. Die Lithium-Ionen wandern dabei durch den zwischen den Elektroden befindlichen Elektrolyten. Während dieses Vorgangs wird die Kristallgitterstruktur der Elektroden nicht oder kaum beschädigt, wodurch eine hohe Zyklenfestigkeit möglich ist. Kathodenseitig werden meist Metalloxide eingesetzt, wohingegen die Anode aus Kohlenstoff besteht. Als Elektrolyt werden Lithiumsalze gelöst in einem organischen Solvat eingesetzt. Der Elektrolyt muss eine gute Ionenleitfähigkeit aufweisen und bei der herrschenden Betriebsspannung möglichst stabil bleiben. Der Separator ist eine Polymerstruktur und befindet sich getränkt mit Elektrolyt zwischen den beiden Elektroden [26, 59].

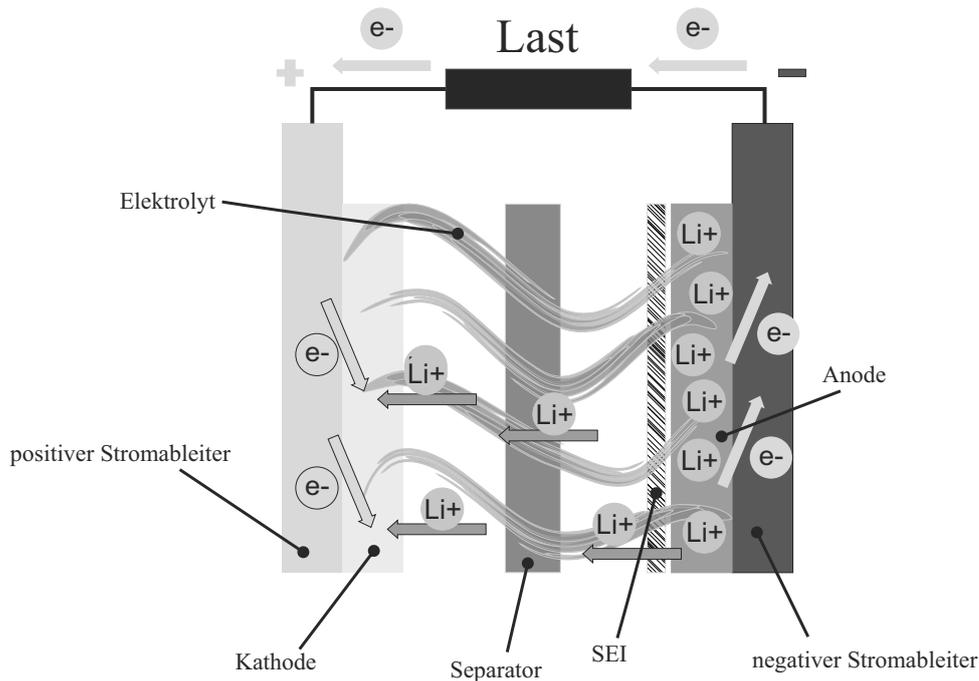


Abbildung 3.4: Aufbau einer Lithium-Ionen-Zelle

3.2.1 Lithium-Ionen-Zellen unter Last

Wird eine Lithium-Ionen-Zelle aufgrund einer elektrischen Last mit einem Strom I_{batt} beaufschlagt, ergibt sich aufgrund des Innenwiderstands R_i ein Spannungsabfall gegenüber U_{ocv} . Abbildung 3.5 beschreibt den prinzipiellen Zusammenhang der Batteriegrößen. Das abgebildete Schaltbild der Batterie ist bezüglich realen Batterien stark vereinfacht, für ein grundlegendes Verständnis jedoch ausreichend. Anhand des Schaltbildes leitet sich der Zusammenhang

$$U_{batt} = U_{ocv} - I_{batt} \cdot R_i \quad (3.4)$$

ab. Die Auswirkungen auf den Entladevorgang sind im linken Teil der Abbildung 3.5 in Form einer Entladekurve dargestellt. Steigt der Innenwiderstand R_i bzw. der Entladestrom I_{batt} , so vergrößern sich der Spannungsabfall $\Delta U = U_{batt} - U_{ocv}$ und die entnehmbare Ladungsmenge verringert sich. Da R_i vor allem stark temperaturabhängig ist, vergrößert sich mit sinkender Temperatur der Spannungsabfall sowie die entnehmbare Ladungsmenge um ΔC [62]. Im Hinblick auf Hybridfahrzeuge bedeutet ein Leistungseinbruch bedingt durch die reduzierte Spannungslage Funktionseinschränkungen insbesondere bei Temperaturen unter Null Grad. Eine zusätzliche Erwärmung der Traktionsbatterie durch Wärmequellen wird in kommenden Hybrid- und auch bei Elektrofahrzeugen daher eine Rolle spielen.

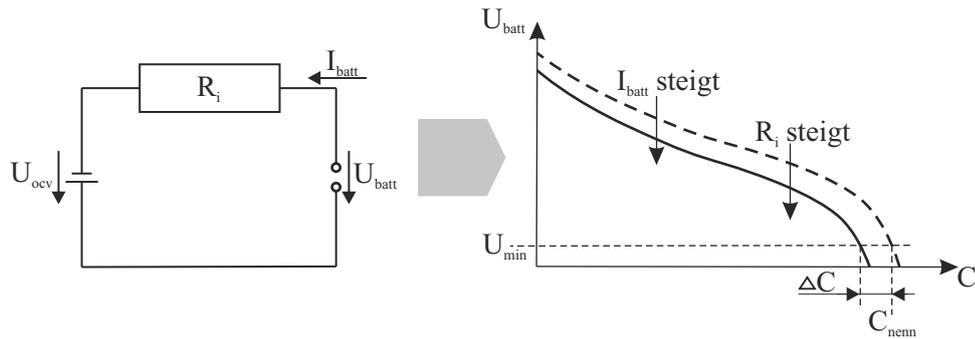


Abbildung 3.5: Einfluss einer Last auf die Entladekurve sowie prinzipieller Zusammenhang von Ruhespannung, Klemmspannung, Strom und Innenwiderstand

Der Innenwiderstand bzw. Spannungsabfall lässt sich wie in Abbildung 3.6 dargestellt in drei Bereiche einteilen. Jede von Ionen durchwanderte Zellkomponente und Grenzschicht weist einen Widerstand gegen die Ionenbewegung auf. Dieser Widerstand ist der ohmsche Anteil am Gesamtinnenwiderstand. Zum anderen treten noch zwei weitere Effekte auf, wie in Abbildung 3.6 schematisch dargestellt. An der Grenzschicht von Elektrode und Elektrolyt stehen Elektronen- und Ionenleiter in direktem Kontakt. Dabei bildet sich eine Doppelschicht, oder auch Phasengrenze Elektrode-Elektrolyt genannt, aus. Aufgrund der unterschiedlichen Ladungsvorzeichen der gegenüberstehenden Grenzen hat dieser Bereich die Eigenschaften eines Kondensators. Diese Kapazität ist Ursache für den in Abbildung 3.6 durch strichpunkt gekennzeichneten Verlauf [6, 62].

Der zweite Effekt, gestrichelt gekennzeichnet, ergibt sich aus Konzentrationsunterschieden im Nahbereich des Ladungsdurchtritts an der Grenze von Elektrode und Elektrolyt. Am Ladungsausstritt werden Ionen verbraucht, welche aus den Elektroden nachdiffundieren müssen. Laut den Fick'schen Gesetzen [49] wird die Diffusion von der Temperatur und den geometrischen Gegebenheiten der Umgebung beeinflusst. Ein möglichst dünner Separator mit hoher Porosität sowie erhöhte Temperatur beschleunigen die Ionendiffusion und erhöhen damit die Leistungsfähigkeit. Je größer der Strom und je kleiner die Diffusionsgeschwindigkeit, desto größer wird der Konzentrationsunterschied der Ionen am Ladungsdurchtritt. Die Folge ist ein Spannungseinbruch. Die nicht ohm'schen Effekte werden auch als Polarisationswiderstand zusammengefasst [6, 19, 60, 62].

Um den SoC zu bestimmen, gibt es zwei Möglichkeiten, die in der Praxis meist kombiniert werden. Die Bestimmung des Verluststromes $I_{Verlust}$ für das Verfahren nach Gleichung 3.1 ist oft nicht eindeutig und kann bei der Integration zu einem sich aufsummierenden Fehler führen [51]. Aus diesem Grund muss der durch Stromintegration bestimmte SoC in regelmäßigen Abständen kalibriert werden. Anhand der Batteriekennlinie in

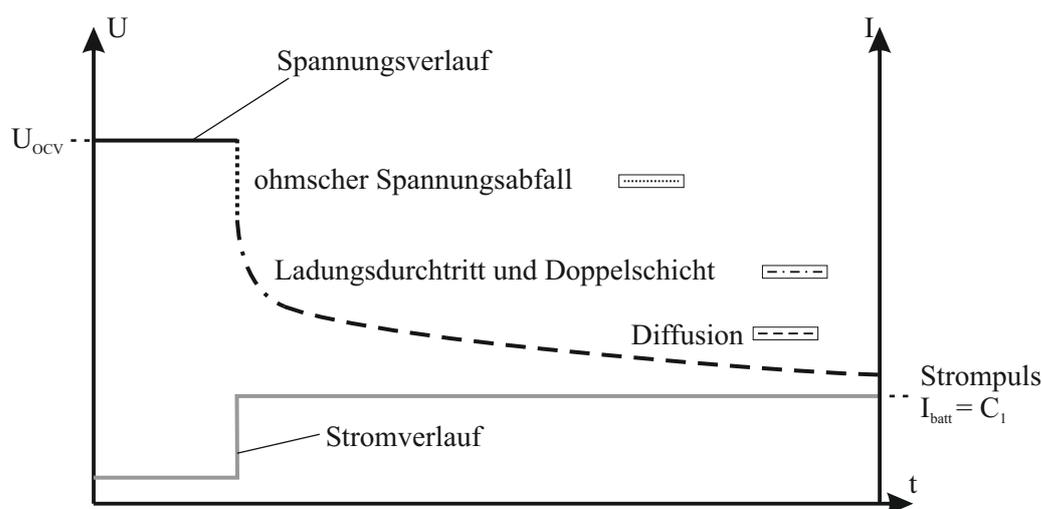


Abbildung 3.6: Beispiel dynamischer Effekte während eines Strompulses [62]

Abbildung 3.2 und der gemessenen Ruhespannung U_{ocv} kann der SoC bestimmt werden. Messtechnisch ist es jedoch nur möglich, die Klemmspannung U_{batt} zu messen. Bis nach einem Strompuls wieder U_{ocv} erreicht ist, vergehen wie in Abbildung 3.7 dargestellt mehrere Sekunden, je nach Zustand der Zelle und Größe des Strompulses. Aus diesem Grund ist es während einer dynamischen Stromlast schwierig, die aktuelle Ruhespannung U_{ocv} zu bestimmen. Es muss gewartet werden, bis kein Strom mehr fließt und die Einflüsse der dynamischen Effekte wie beschrieben in Abbildung 3.6 abgenommen haben. Voraussetzung dieses Vorgehens zur Kalibrierung des SoCs ist eine Kennlinie mit genügend großem Gradienten [8, 12].

Die Bestimmung des Innenwiderstands erfolgt nach Abbildung 3.7 anhand eines Strompulses $\Delta I = I_2 - I_1$ und dem damit verbundenen Spannungsabfall $\Delta U = U_2 - U_1$ nach Gleichung

$$R_i = \frac{\Delta U}{\Delta I}.$$

Der damit berechnete Innenwiderstand umfasst den Ohm'schen Widerstand wie auch den Anteil aufgrund von Polarisationsvorgängen.

Abbildung 3.8 zeigt schematisch das Verhalten des Innenwiderstands über Temperatur und SoC. Je nach Zelltechnologie weicht dieser Zusammenhang etwas von diesem Schema ab, jedoch sind die grundlegenden Tendenzen immer gleich. Weiterhin wird das Temperaturverhalten der Zelle durch Alterungsvorgänge, vornehmlich durch ein altersbedingtes Ansteigen des Innenwiderstands, beeinflusst, welche in Abbildung 3.8 nicht betrachtet werden. Den größten Einfluss auf den Innenwiderstand hat jedoch die Temperatur. Je höher diese steigt, desto niedriger fällt der Innenwiderstand aus [37]. Dies ist haupt-

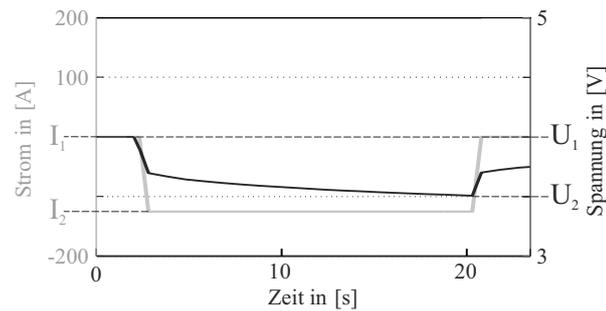


Abbildung 3.7: Zellspannungsverlauf bei Strompulsen

sächlich auf das Fick'sche Gesetz zurückzuführen, welches Diffusionsvorgänge im Allgemeinen beschreibt. Das Wandern der Ionen zwischen den Elektroden beruht hauptsächlich auf Diffusionsvorgängen, welche mit steigender Temperatur schneller ablaufen, wodurch der Innenwiderstand sinkt [52]. Der Einfluss des Ladezustands ist vergleichsweise klein [1, 4, 41], jedoch nimmt dieser mit sinkender Temperatur deutlich zu, wie in Abbildung 3.8 zu sehen ist. Mit zunehmender Alterung der Zelle steigt der Einfluss des Innenwiderstands und des SoCs an [60].

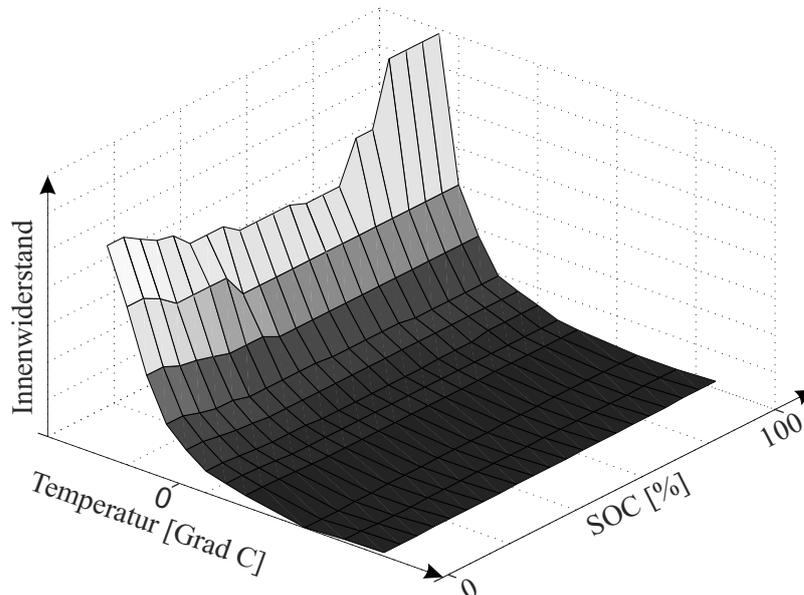


Abbildung 3.8: Verhalten des Innenwiderstands über Temperatur und SoC

Die Eigenschaften einer Zelle sind teilweise deutlich temperaturabhängig, was vor allem während des Betriebs und im Bezug auf die verfügbare Leistung beachtet werden muss. In erster Linie spielt hierbei der Innenwiderstand eine große Rolle. Je niedriger der Innenwiderstand desto besser der Wirkungsgrad während des Ladens bzw. Entladens der

Zelle. Weiterhin finden ständige Degradationsprozesse innerhalb der Zelle statt, wodurch sich die Zelleigenschaften zusätzlich ändern. Mit zunehmender Temperatur und steigendem Ladezustand nehmen die Zersetzungsprozesse innerhalb der Zelle zu, wodurch eine verstärkte Alterung begünstigt wird.

Die Verweildauer der Zelle unter hohem Ladezustand sowie hoher Temperatur muss zur Verlängerung der Lebensdauer oder Vergrößerung des Betriebsfensters demnach reduziert werden. Da dieser Alterungsprozess stark von der Betriebsstrategie abhängt und zu deutlichen Leistungs- und Kapazitätseinbußen führen kann, liegt hier ein großes Potential, mit Hilfe intelligenter Steuerung des Ladevorgangs positiv Einfluss darauf zu nehmen. Ziel dieser Arbeit ist es während des Ladevorgangs den durchschnittlichen Ladezustand sowie die durchschnittliche Temperatur abhängig vom aktuellen Batteriezustand und der übermittelten Ladeanreizfunktion adaptiv zu reduzieren und damit den Ladevorgang aus Sicht der Traktionsbatterie bei Bedarf schonender zu gestalten.

3.2.2 Laden von Lithium-Ionen-Zellen

Um Lithium-Ionen-Batterien zu laden, gibt es unterschiedliche Verfahren. Technisch relevant ist für diese Arbeit das Laden mit konstanter Leistung gefolgt von Laden mit konstanter Spannung. Dieser Abschnitt soll in vereinfachter Form die grundlegenden Zusammenhänge während des Ladevorgangs darstellen. Dabei spielen dynamische Effekte, wie sie in Abschnitt 3.2.1 dargestellt werden, eine vernachlässigbare Rolle. Die zeitliche Änderung des Ladestroms befindet sich in einer Größenordnung, welche unterhalb des Einflussbereichs dynamischer Effekte liegt [45]. Der Innenwiderstand R_i soll über dem Ladeverlauf als konstant angenommen werden. Wie in Abbildung 3.9 dargestellt, wird der Ladevorgang in den cp- und den cv-Abschnitt eingeteilt. Der in Abschnitt 3.2.1 beschriebene Spannungsabfall unter Last wird im oberen Teil von Abbildung 3.9 wieder aufgegriffen. Lädt man die Batterie mit einer bestimmten Ladeleistung P_{batt} , so ergibt sich eine Spannungserhöhung resultierend aus dem Strom

$$I_{batt} = \frac{P_{batt}}{U_{batt}} \quad (3.5)$$

und dem Innenwiderstand R_i . Im Fall eines Ladevorgangs dreht sich das Vorzeichen von I_{batt} und man erhält

$$U_{batt} = U_{ocv}(SoC) + I_{batt} \cdot R_i \quad (3.6)$$

aus Gleichung 3.4. Erreicht die Klemmspannung U_{batt} die Maximalspannung $U_{ocv,max}$, so wird diese Spannung gehalten und es beginnt die CV-Phase. Da immer noch Ladung in

die Batterie fließt, steigt wie im unteren Teil von Abbildung 3.9 dargestellt der SoC und damit auch U_{ocv} weiter an. Während U_{batt} konstant bleibt, sinkt aufgrund von Gleichung 3.5 P_{batt} bis ein definierter Abschaltstrom

$$I_{abschalt} = \frac{U_{batt} - U_{ocv}(SoC_{Ziel})}{R_i} \quad (3.7)$$

erreicht wird. Eine hohe Zellspannung lässt Zersetzungsprozesse in der Zelle schneller ablaufen, daher gilt für den Abschaltstrom $I_{abschalt} > 0$. Der Abschaltstrom liegt je nach zulässiger Belastung der Zelle in der Regel im Bereich einer C-Rate von $C_{0,06} - C_{0,1}$ [62].

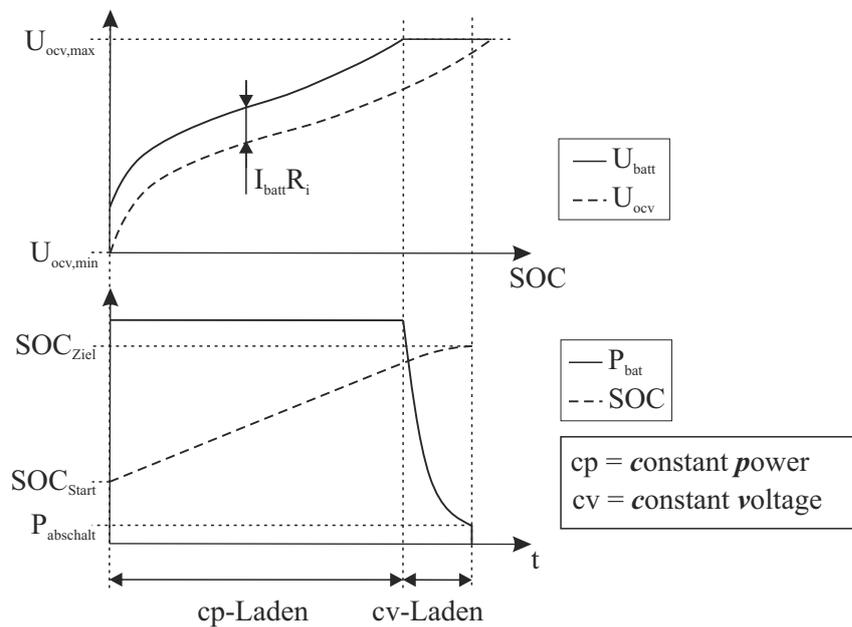


Abbildung 3.9: Schematische Darstellung von Klemmspannung U_{batt} , Ruhespannung U_{ocv} , Ladeleistung P_{batt} und SoC während eines Ladevorgangs

3.3 Alterungsprozesse

Um eine adaptive Ladestrategie über der Lebensdauer umsetzen zu können, müssen Alterungsvorgänge in Lithium-Ionen-Zellen grundlegend verstanden werden. Innerhalb der Lithium-Ionen-Zellen finden ständig Alterungsprozesse statt, auch wenn die Zelle nicht unter Last steht. Zum einen unterliegen die Zellbestandteile, insbesondere der Elektrolyt, einer permanenten elektrischen Spannung aufgrund der Potentialunterschiede zwischen den Elektroden. Dies führt zu Zersetzungs Vorgängen des Elektrolyts und damit zu Nebenreaktionen an den Grenzschichten des Elektrolyts zu den übrigen Komponenten der Zelle.

Dabei werden Ionen verbraucht, wodurch die Kapazität sinkt sowie Grenzschichtwiderstände steigen, und damit auch der gesamte Innenwiderstand der Zelle. Diese Vorgänge werden durch steigende Temperaturen innerhalb der Zelle und durch hohe Potentialunterschiede zwischen den Elektroden, also hohe Ladezustände, verstärkt. Dies wird allgemein als kalendarische Alterung zusammengefasst [46, 60, 65].

Zum anderen haben ständige Lade- und Entladevorgänge eine strukturelle Änderung vor allem der Einlagerungselektrode zur Folge. Sie unterliegt während jedes Lade- und Entladezyklus einer Volumenänderung aufgrund der Einlagerung von Lithium-Ionen. Darunter leidet die Gitterstruktur, es können also mit zunehmender Zyklenzahl weniger Ionen eingelagert werden und die nutzbare Kapazität der Zelle sinkt. Durch das Einlagern ist jeweils nur eine der beiden Elektroden von der Volumenänderung betroffen. Diese Volumendifferenz führt ebenfalls zu Strukturänderungen und damit vor allem zu Kontaktverlusten innerhalb der Zelle. Die Folge ist ein steigender Innenwiderstand [59].

Jeder Zyklus hat einen gewissen Lade- und Entladestrom als Ursache. Je höher dieser ist, desto größer ist der Temperaturanstieg sowie der Druck gegenüber dem Diffusionswiderstand wandernder Ionen durch die unterschiedlichen Schichten. Dies hat eine Erhöhung der Zelltemperatur zur Folge. Weiterhin lagern sich vor allem bei niedrigen Temperaturen an Grenzschichten Ionen ab, welche beim Stromfluss in die andere Richtung Dendriten bilden können. Als Dendriten werden metallische Strukturen bezeichnet, welche aufgrund entsprechender chemischer Rahmenbedingungen an Größe gewinnen. Dadurch wird Aktivmaterial verbraucht, was die nutzbare Kapazität reduziert. Sind die Dendriten groß genug und verursachen eine elektrische Verbindung zwischen beiden Elektroden, wird die Zelle durch den Kurzschluss zerstört [43, 59].

Im folgenden sollen die Zusammenhänge zur Bildung der SEI¹-Schicht genauer betrachtet werden. Die Bildung der SEI-Schicht gilt als eine der Hauptursachen für Alterungserscheinungen bei Lithium-Ionen-Zellen. Zum einen steigt während der SEI-Bildung der Innenwiderstand und zum anderen geht ein Teil der nutzbaren Kapazität verloren. In Abbildung 3.10 ist der gängigste Ablauf über die Bildung der SEI-Schicht dargestellt.

Die SEI-Schicht ist nur für Lithium-Ionen durchlässig und verhindert eine weitere Reaktion zwischen dem Elektrolyten und der Anode. Vor dem ersten Zyklus einer Lithium-Ionen-Zelle ist die SEI-Schicht noch nicht existent. In diesen ersten Zyklen wird während die Lithium-Ionen durch die Grenzschicht zwischen Elektrolyt und Anode wandern, unter Verwendung von Lithium-Ionen und unter Zersetzung des Elektrolyten die Schicht gebildet. Dabei findet ein Kapazitätsverlust während dieser initialen Zyklen statt. Im Zuge

¹solid electrolyte interface = Grenzschicht zwischen Anode und Elektrolyt

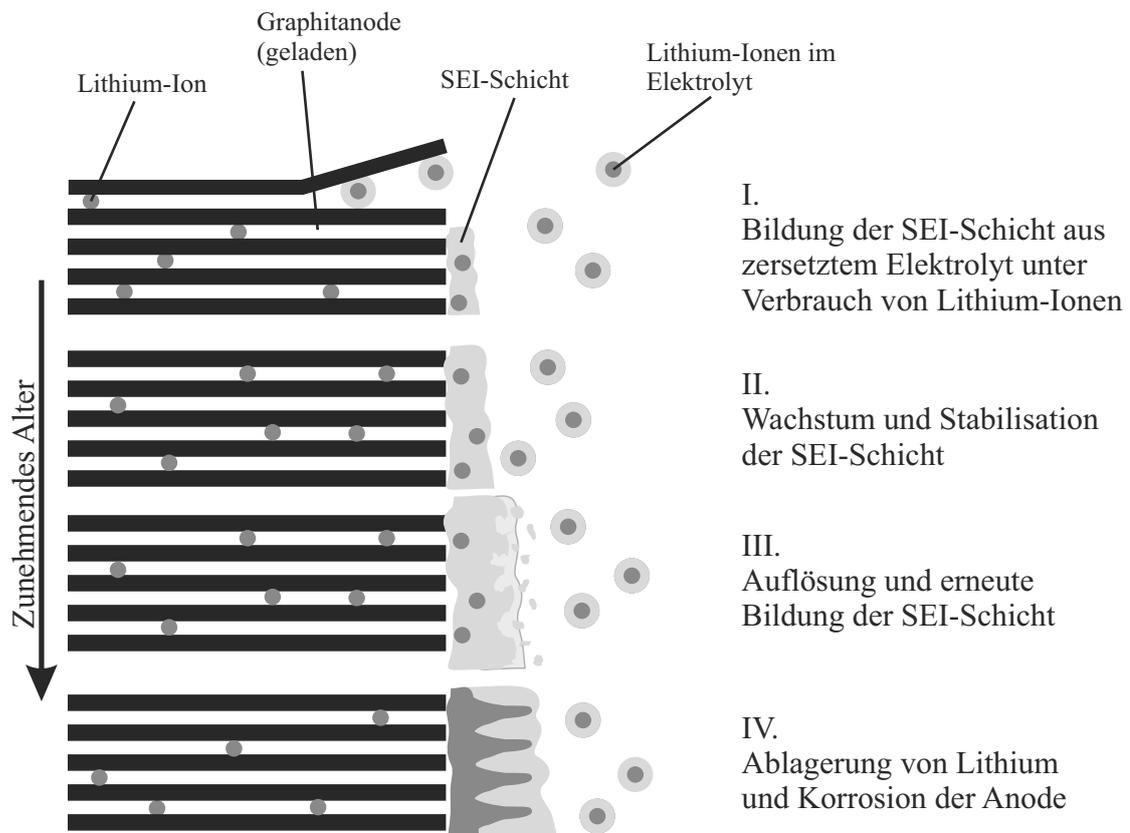


Abbildung 3.10: Abläufe bei der Bildung der SEI-Schicht [59]

weiterer Zyklisierung stabilisiert sich die Schicht, jedoch werden weiterhin Ionen unter Kapazitätsverlust verbraucht, da die SEI-Schicht weiterhin wächst. Die Wachstumsgeschwindigkeit der Schicht ist nach den ersten Zyklen jedoch deutlich reduziert. Sie breitet sich im Laufe des Lebenszyklus bis zu einem geringen Maße in die poröse Anode aus und reduziert dabei die Aufnahmefähigkeit von Ionen. Dies ist eine weitere Ursache für den fortschreitenden Kapazitätsverlust im Lauf eines Zellenlebens. Im Zug einer zunehmend dicker werdenden SEI-Schicht und ihrer veränderten Eigenschaften über dem Alter steigt auch der Innenwiderstand der Zellen an. Diese Abläufe sind in Abbildung 3.10 bis zu Abschnitt II beschrieben [59].

Bei Temperaturen ab etwa 60°C beginnt sich die SEI-Schicht zum Teil aufzulösen und wieder aufzubauen. Dabei wird ihre Ionenleitfähigkeit verringert und während des Wiederaufbaus Ionen verbraucht. Die Interkalation der Ionen in die Anode hat eine Volumenänderung der Anode zur Folge. Dabei werden Teile der Anodengrenzfläche zum Elektrolyten unter der SEI-Schicht freigelegt. Dort kommt es erneut unter Verwendung von Lithium-Ionen und Elektrolytbestandteilen zur Bildung der SEI-Schicht. In Abbildung

3.10 Abschnitt III-IV sind diese Vorgänge beispielhaft dargestellt. Dies wird auch als einer der Gründe für Kapazitätsverlust und Innenwiderstandswachstum über der Lebenszeit bei Lithium-Ionen-Zellen angesehen [51, 59].

Zusammenfassend beschleunigen vor allem erhöhte Temperatur und hohe Spannungslage alle Altersvorgänge in der Zelle. Hohe Temperaturen reduzieren zumindest den Innenwiderstand, eine erhöhte Spannungslage hat ausschließlich negative Auswirkungen auf die Zelleigenschaften. Im Bezug auf den Ladevorgang von Elektrofahrzeugen muss vor allem Wert auf die Spannungslage der Zellen gelegt werden. Vergleicht man den Verlauf von P_{batt} und SoC aus Abbildung 3.11 während des Fahrbetriebs mit dem Verlauf während des Ladens, ist eindeutig zu erkennen, dass die Batterie mit deutlich mehr Zyklen und deutlich größeren Strompulsen belastet wird als während des Ladebetriebs. Die Ladeströme bewegen sich im Bereich von C_1 , was für eine Traktionsbatterie, vor allem im Vergleich mit der starken Pulsung während des Fahrbetriebs, unkritisch ist. Die Untersuchung der Auswirkungen eines reduzierten Ladestroms auf die Alterung einer Traktionsbatterie über der gesamten Lebensdauer sind nicht Bestandteil dieser Arbeit.

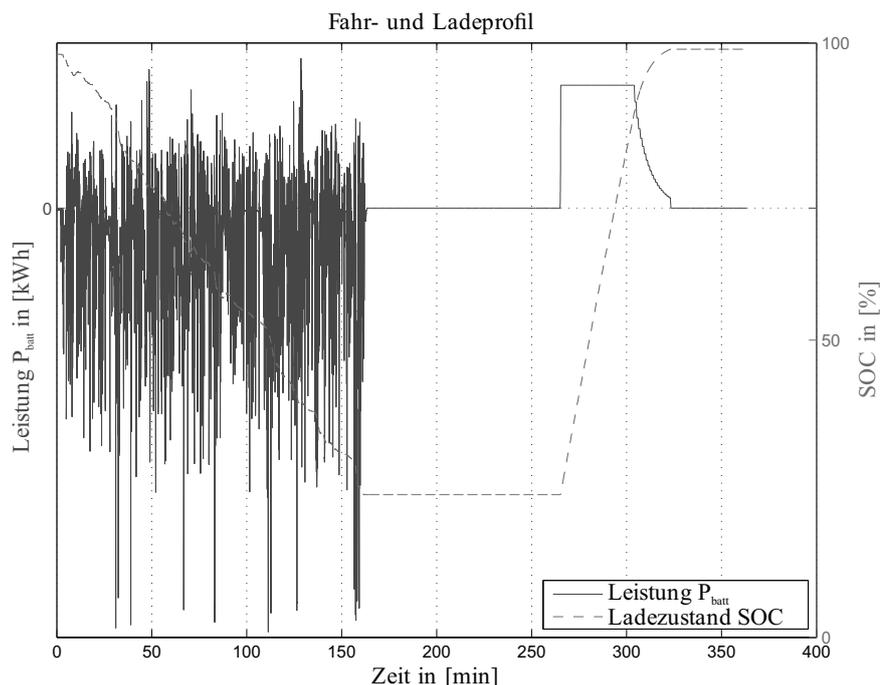


Abbildung 3.11: Fahr- und Ladeprofil von P_{batt} und SoC mit Ladepausen vor und nach dem Ladevorgang (Simulation erfolgt mit dem Modell aus Kapitel 5.1.1 und Abbildung 5.7)

Wird hingegen das Fahrzeug sofort nach dem Verbinden mit der Ladeinfrastruktur ge-

laden, so befindet sich die Batterie die meiste Zeit bei 100% SoC, also bei der höchstmöglichen nicht sicherheitskritischen Spannungslage [16]. Weiterhin hat ein früher Ladebeginn eine im Schnitt deutlich höhere Batterietemperatur zur Folge als ein verzögerter Ladevorgang, da sich die Batterie während der Standzeit des Fahrzeugs aufgrund der Außentemperatur nur relativ langsam abkühlt. Die Auswirkungen eines verzögerten Ladebeginns von t_1 auf t_2 sind in Abbildung 3.12 schematisch dargestellt. Durchschnittlicher Ladezustand sowie die durchschnittliche Batterietemperatur von Verlauf 2 sinken gegenüber Verlauf 1. Beides hat eine reduzierte kalendarische Alterung zur Folge und ist mit vergleichsweise wenig Aufwand bei der entsprechenden Adaption des Ladevorgangs verbunden. Das Hauptaugenmerk dieser Arbeit liegt darin, die Spannungslage der Zellen, also den Ladezustand, sowie die Batterietemperatur, während sich das Fahrzeug nicht im Fahrbetrieb befindet, zu reduzieren und damit einer zusätzlichen Degradation der Traktionsbatterie aufgrund einer Ladeanreizfunktion entgegenzuwirken.

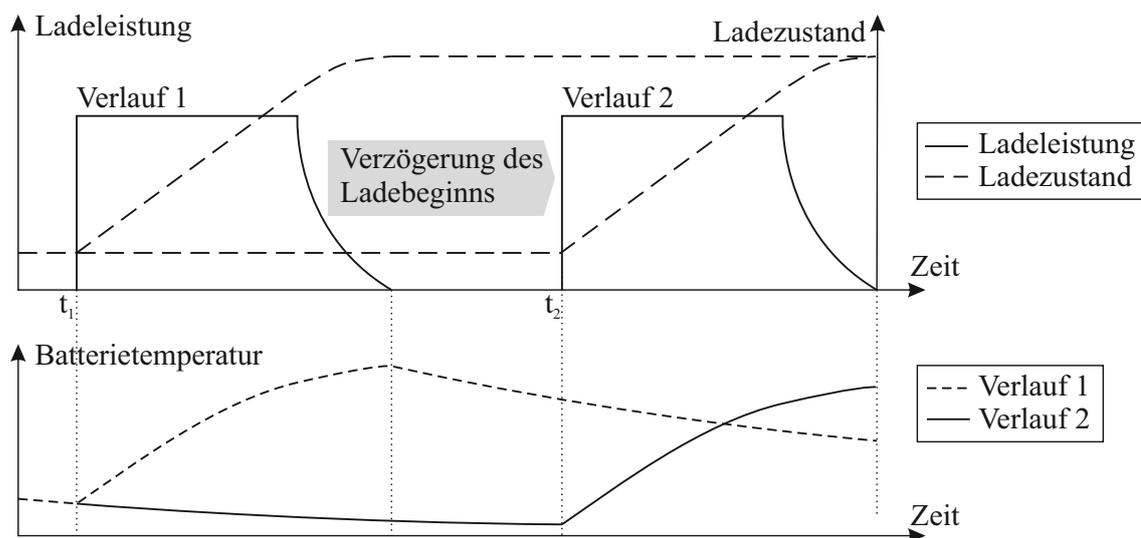


Abbildung 3.12: Verzögerung des Ladebeginns und Auswirkungen auf den Verlauf von Ladezustand und Batterietemperatur

Kapitel 4

Stand der Technik

Im Hinblick auf die strengen CO_2 -Verordnungen unterschiedlicher Gesetzgeber muss der CO_2 -Ausstoß vor allem im leistungsstark motorisierten Premiumsegment reduziert werden. Da der Kunde keine oder nur wenig Abstriche in puncto Reichweite und Motorisierung in Kauf nehmen will, führt dies zu immer größer werdenden Energiespeichern. Damit tritt auch der Ladevorgang weiter in den Vordergrund. Insbesondere die Entwicklung von Hybriden zu Plug-In Hybriden erweitert den Fokus einer Optimierung des Ladevorgangs von reinen Elektrofahrzeugen mehr in Richtung Hybride. Im Folgenden wird ein Überblick aktuell im Feld befindlicher Elektrofahrzeuge und entsprechender Ladeinfrastruktur gegeben. Weiterhin wird ein Standard zur Kommunikation eines Fahrzeugs mit einem Backend seitens des Energieversorgers beleuchtet. Anhand dieses Überblicks sollen technische Problemstellungen abgeleitet und bereits vorhandene Lösungen bzw. Lösungsansätze aufgezeigt werden. Daraus leitet sich schließlich der Mehrwert dieser Arbeit ab.

4.1 Laden eines Elektrofahrzeugs

Abbildung 4.1 zeigt eine Auflistung von Ladeleistungen einiger aktuell auf dem Markt befindlicher Elektrofahrzeuge (Stand 21.10.2013). Die Ladeleistungen errechnen sich aus den vom Hersteller angegebenen Kapazitäten in $[kWh]$ und der benötigten Ladedauer in h . Dabei wurden evtl. Verluste aufgrund des temperaturabhängigen Wirkungsgrads nicht berücksichtigt. Weiterhin ist für die Berechnung der Ladeleistung die kürzeste vom Hersteller angegebene Ladezeit verwendet worden.

Die Auflistung ist dabei stark durch das in den Medien hervorgerufene Interesse an den

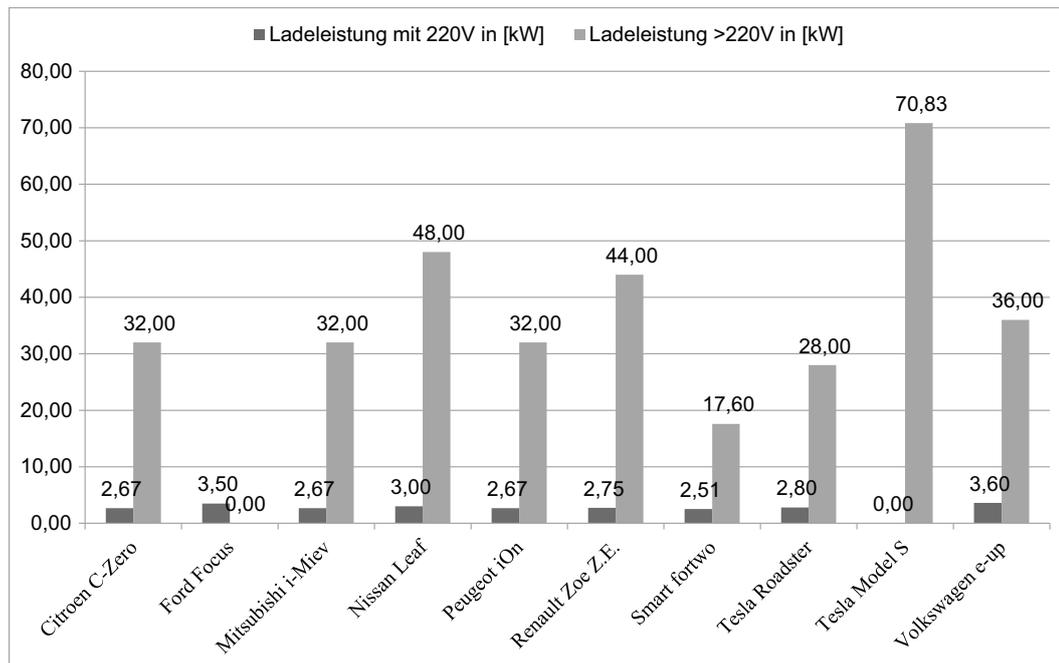


Abbildung 4.1: Ladeleistungen bezogen auf 220V und $\geq 220V$ Anschlussspannung [2, 63]

ausgewählten Modellen beeinflusst. Es besteht kein Anspruch auf Vollständigkeit, sondern lediglich die Absicht einen Überblick aktuell anwendbarer Ladeleistungen aufzuzeigen. Wie in Abbildung 4.1 zu sehen, bewegen sich die Ladeleistungen für Anschlüsse bis 220V im Bereich von etwa 3,5kW. Betrachtet man die Ladeleistungen für einen Anschluss mit mehr als 220V, so wird das Leistungspotential bereits in Serie produzierter Elektrofahrzeuge deutlich. Die Ladeleistungen beginnen bei etwa 17kW und haben ihr Maximum bei etwa 70kW. Der Kunde wird Elektrofahrzeuge zwangsläufig an Fahrzeugen mit herkömmlichem Antrieb bewerten. Daher stellen aus Kundensicht die deutlich längeren Aufenthalte während des Ladevorgangs einen grundlegenden Nachteil dar [48]. Durch eine bessere Infrastruktur von Ladesäulen mit Leistungen über 3,5kW erhöht sich die Attraktivität des Kaufs eines Elektrofahrzeugs zusätzlich.

Eine hohe Ladeleistung wie sie in Abbildung 4.1 für eine Anschlussspannung mit mehr als 220V beschrieben wird, erscheint nur dann sinnvoll, wenn auch entsprechende Ladesäulen vorhanden sind. Es soll nicht Teil dieser Arbeit sein, zu klären, welche Technologiebranche hier in Vorleistungen gehen muss. Dass es ausreichend Ladesäulen sowie entsprechend große Stückzahlen an verkauften Elektrofahrzeugen geben muss, steht außer Frage [39]. Im Folgenden dient hauptsächlich die deutsche Ladeinfrastruktur als Datengrundlage und als Basis referenzierter Literatur.

Aktuell ist das Netz an Ladesäulen in Deutschland sehr grobmaschig. Zum einen sind die entwickelten Geschäftsmodelle für Ladesäulen aus nicht öffentlicher Hand noch unrentabel [53] und zum anderen sind öffentliche Ladesäulen mit hohen Kosten verbunden [21]. Ladesäulen mit mehr als $3,5\text{kW}$ werden erst rentabel, wenn genügend Elektrofahrzeuge im Feld sind, jedoch können sie an Parkplätzen einen Parkanreiz bieten und damit durch Parkgebühren unter Umständen finanziert werden [55].

Die längsten Standzeiten von Fahrzeugen allgemein sind zu Hause. Diese Tendenz verschiebt sich mit zunehmender Größe der Stadt mehr in Richtung abseits des Hauses bzw. der Wohnung. Anhand britischer und amerikanischer Feldversuche wurde festgestellt, das vornehmlich zu Hause und am Arbeitsplatz geladen wird. Über das Nutzverhalten in Deutschland gibt es nur wenige Daten, jedoch kann zum jetzigen Zeitpunkt davon ausgegangen werden, dass anhand der amerikanischen und britischen Feldversuche sowie den Informationen über Standzeiten ein ähnliches Verhalten auch in Deutschland wahrscheinlich ist [21]. Jedoch ist der Ausbau bereits vorhandener Stromnetze für eine Nutzung von mehr als $3,5\text{kW}$ Ladeleistung für Haushalte von deutschen Energienetzbetreibern vorerst nicht geplant [53].

Zusammenfassend ist der zukünftige Ausbau eines Netzes leistungsstarker Ladesäulen in Deutschland unklar. Zum einen wird ein überwiegender Anteil der Elektrofahrzeuge zu Hause und am Arbeitsplatz geladen, gleichzeitig gibt es keine eindeutigen Bestrebungen den Ausbau dieser Netzabschnitte auf mehr als $3,5\text{kW}$ voranzutreiben. Die öffentlichen Ladesäulen werden kaum benutzt, jedoch werden in größeren Städten weniger Fahrzeuge direkt am Haus oder in der Garage geparkt. Vor allem in Metropolen sollte es also eine verstärkte Nutzung von öffentlichen Ladesäulen geben [39]. Es sind zwar einige Modelle mit Ladeleistungen über $3,5\text{kW}$ vorhanden, eine klare Tendenz wo und wie viele leistungsstarke Ladesäulen hingegen entstehen werden ist jedoch nicht zu erkennen. Die deutsche Regierung geht laut ihrem Fortschrittsbericht der Nationalen Plattform Elektromobilität davon aus, dass bis 2015 Ladeleistungen von 50kW und bis 2020 Ladeleistung von bis zu 100kW nutzbar sind. Laut dem Bericht existieren in Deutschland 2012 12 Schnellladesäulen mit einer Leistung von mehr als $3,5\text{kW}$ und weitere 20 sind in Planung [40].

Vermutlich wird die Entwicklung eines leistungsstarken Ladesäulennetzes im Zuge einzelner Technologieträger wie dem Tesla Model S vorangetrieben werden. Diese Fahrzeuge sind zwar nicht für den Massenmarkt bestimmt, da sie sehr kostspielig sind, jedoch sind sie aufgrund ihrer Positionierung im Premiumsegment prädestiniert für zusätzliche Investitionen seitens der Fahrzeughersteller, auch im Bereich des Netzausbaus zum Beispiel in Form von Kooperationen mit Energieversorgern. Diese Infrastruktur kann wiederum

von weniger premiumorientierten Herstellern genutzt und damit weiter gefördert werden. Weiterhin können Carsharing-Projekte dazu beitragen, die Ladeinfrastruktur auszubauen. Dabei kann das im Zuge des Projekts entstandene Ladesäulennetz auch von Fahrzeugen genutzt werden, welche nicht zur Carsharingflotte gehören.

Soll das Ziel von 1 Mio. Elektrofahrzeugen auf deutschen Straßen im Jahr 2020 erreicht werden [39], muss evtl. durch zusätzliche staatliche Förderung der Anstoß für einen rentablen Ausbau der Ladeinfrastruktur im Bereich hoher Ladeleistungen gegeben werden. Dann stellt sich die Frage, wie die Synergien zwischen Elektrofahrzeug und Energienetz genutzt werden können. Um Kosten im Bereich des Netzausbaus zu senken, kann durch Vermeidung von Stoßzeiten während des Ladevorgangs sowie einer effizienten Nutzung bei Energieüberschuss regenerativer Energien das Elektrofahrzeug effizienter in das Energienetz eingebunden werden

Um ein Elektrofahrzeug in ein intelligentes Stromnetz zu integrieren, muss eine Kommunikation zwischen Fahrzeug und Energieversorgungsnetz bzw. einem Backendsystem möglich sein. Der Fokus liegt hier auf dem Standard ISO 15118 [29]. Dieser dient dem im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Verfahren als Berechnungsgrundlage für eine adaptive Ladesteuerung und hat damit eine zentrale Bedeutung. Abbildung 4.2 zeigt grafisch einen Teil der Daten, welche dem Fahrzeug vor Beginn des Ladevorgangs übermittelt werden.

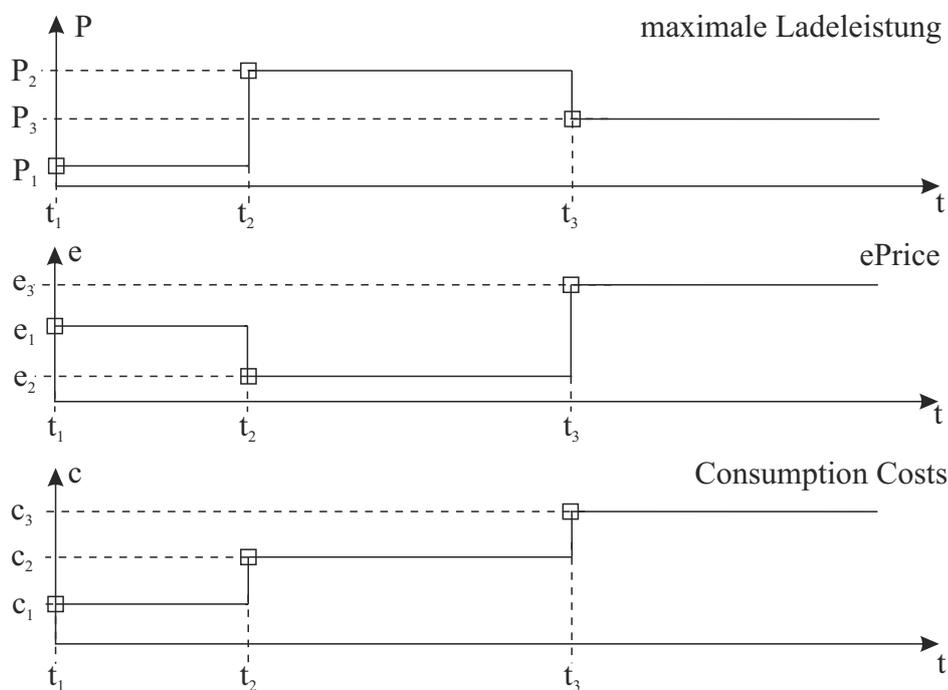


Abbildung 4.2: Beispieldarstellung des Ladeanreizes aus der ISO 15118 [29]

Wie Abbildung 4.2 zeigt, wird der Verlauf der Größen P , e und c aus der übermittelten Nachricht diskretisiert dargestellt. In diesem Beispiel erfolgt die Diskretisierung in 3 Zeitschritte. Dem Vektor

$$\vec{t} = \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ t_3 \end{bmatrix}$$

werden also die Informationen

$$\vec{P} = \begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \\ P_3 \end{bmatrix}, \quad \vec{e} = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \end{bmatrix} \quad \text{und} \quad \vec{c} = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{bmatrix}$$

zugeordnet. Dabei gibt der Wert P_x mit dem Index x des Vektor \vec{P} die maximal mögliche Ladeleistung während des Zeitraums $\Delta t_x = t_{x+1} - t_x$ mit dem Index x des Zeitvektors \vec{t} an und es gilt

$$P_x = \text{const.} \quad \text{im Zeitraum} \quad \Delta t_x = t_{x+1} - t_x \quad \text{und} \quad \{x \in \mathbb{N} \mid 1 \leq x \leq n\} \quad (4.1)$$

wobei der Zeitvektor \vec{t} die Dimension n besitzt. Der Wert \vec{e} bzw. *ePrice* entspricht einem relativen Anteil einer Kostenobergrenze. \vec{c} oder auch *Consumption Costs* kann eine von drei Informationsarten annehmen:

- Eine auf CO_2 -Emissionen bezogene Größe
- Ein relativer Anteil einer Kostenobergrenze (wie \vec{a})
- Ein bestimmter Anteil an erneuerbaren Energien des Energiemix.

In der Regel werden diese Informationen in einer Ladeanreizmatrix

$$A = \begin{bmatrix} t_1 & p_1 & e_1 & c_1 \\ t_2 & p_2 & e_2 & c_2 \\ t_3 & p_3 & e_3 & c_3 \end{bmatrix}$$

zusammengefasst.

Die Werte \vec{e} und \vec{c} entsprechen Ladeanreizen, an die sich das Fahrzeug während des Ladevorgangs halten kann. Welche Rahmenbedingungen für den Ladeanreiz gelten müssen, damit dieser als Berechnungsgrundlage dienen kann, wird in Kapitel 5 genauer erläutert. Es soll hier die Feststellung genügen, dass der Standard ISO 15118 eine Grundlage für eine adaptive Ladesteuerung nach dem in dieser Arbeit beschriebenen Verfahren

bietet. Wenn der Ladealgorithmus ausschließlich die übermittelten Ladeanreize und die vom Fahrzeugnutzer eingegebene Abfahrtszeit als Randbedingungen erhält, werden dem Fahrzeugbesitzer die maximal möglichen Vorteile zugeschrieben und für den Energie-netzbetreiber bedeutet dies die geringste Abweichung von seinem für die Ladevorgänge prognostizierten Lastgang. Der Bereich des resultierenden Ladeverlaufs anhand des Anreizes \vec{e} ist an Abbildung 4.3 grau gekennzeichnet.

Für die folgenden Betrachtungen soll der Ladeanreiz wie ein Strompreis gehandhabt werden. Aus Sicht des Fahrzeugnutzers ist dies sinnvoll, da somit der Vorteil eines ladeanreizgeführten Ladevorgangs leichter vermittelbar ist. Welche Informationen in der realen Anwendung verwendet werden, ist noch nicht bekannt und wird vom entsprechenden Anwendungsfall abhängen. Der Ladealgorithmus muss hierbei nur geringfügig angepasst werden. Bezogen auf das Beispiel in Abbildung 4.3 erfolgt der Ladevorgang ohne Einfluss des Batteriezustands somit nur in der Zeit des niedrigsten Ladeanreizes e_2 . Um eine verstärkte Degradation der Batterie aufgrund der Ladeanreize zu vermeiden, wird in dieser Arbeit jedoch als zusätzliche Randbedingung zur Berechnung des Ladeverlaufs der Batteriezustand eingeführt.

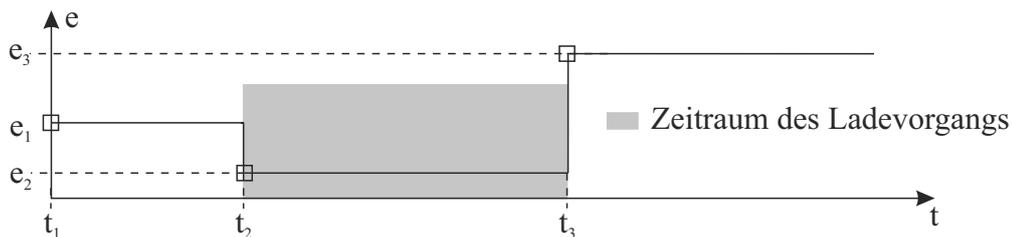


Abbildung 4.3: Resultierender Ladevorgang anhand des Ladeanreizes \vec{e}

4.2 Technische Herausforderungen

Ladeleistungen jenseits des haushaltsüblichen Anschlusses von etwa $3,5\text{kW}$ sind die Voraussetzung für den praktikablen Umgang im Alltag mit hybridisierten oder rein elektrischen Antrieben, welche Traktionsbatterien für elektrische Reichweiten ab 100km verbaut haben. Abbildung 4.1 in Kapitel 4.1 zeigt bereits verfügbare Fahrzeuge mit deutlich größerer Ladeleistung als $3,5\text{kW}$. Für eine Ladekommunikation notwendiges Kommunikationsprotokoll ist im Rahmen von ISO 15118 ebenfalls standardisiert worden. Lediglich die Ladesäuleninfrastruktur ist noch nicht flächendeckend ausgebaut und beschränkt sich meist auf Ladeleistungen von $3,5\text{kW}$. Aufgrund steigender Nachfrage und damit einem wachsenden Wunsch nach kürzeren Ladezeiten, wird sich dies jedoch ändern.

Um das volle Potential integrierter Elektrofahrzeuge in das Energieversorgungssystem ausnutzen zu können, sind damit die Grundvoraussetzungen wie die beidseitige Kommunikation zwischen Fahrzeug und Ladesäule sowie ein standardisiertes Kommunikationsprotokoll in Form von ISO 15118 bereits jetzt oder in naher Zukunft vorhanden, jedoch ergeben sich bei der Umsetzung einige technische Herausforderungen. Die Grundlagen hierzu sind bereits in Kapitel 2 und 3 ausführlich diskutiert worden. Hier soll eine kurze Zusammenfassung die Aussagen beider Abschnitte in den Kontext aktueller Möglichkeiten setzen. Abbildung 4.4 zeigt den grundlegenden Interessenskonflikt, welcher sich im Rahmen einer V2G-Anwendung ergibt.

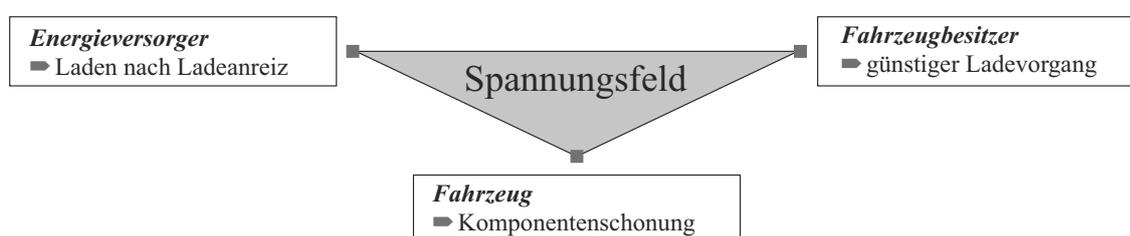


Abbildung 4.4: Interessenskonflikt zwischen Energieversorger, Fahrzeugbesitzer und Fahrzeug

Die aus Fahrzeugsicht bereits heute schon möglichen hohen Ladeleistungen führen bei entsprechend ausgebautem Ladesäulennetz und entsprechenden Stückzahlen bei der Fahrzeugproduktion zu Netzengpässen. Durch anreizgesteuertes Laden ermöglicht durch das Kommunikationsprotokoll des Standards ISO 15118 kann der Energieversorger diesen Engpässen entgegenwirken und zusätzlich die Funktionalität nutzen, um Energieüberschüsse erneuerbarer Energien abzubauen. Den Ladevorgang an den Ladeanreiz anzupassen kann unter Umständen zu einer erhöhten Alterung der Batterie führen, insbesondere wenn dadurch die durchschnittliche Zellspannung steigt. Der Fahrzeugnutzer wird anhand der Anreiztabelle zwar entlohnt, muss aber unter Umständen durch frühzeitig gealterte Komponenten Reparaturkosten bereitstellen.

Im folgenden Abschnitt werden einige bereits existierende Ansätze vorgestellt, welche diesen Interessenskonflikt untersuchen bzw. bereits entsprechende Lösung darstellen.

4.3 Bestehende Ansätze und Lösungen

Um das Spannungsfeld aus Abbildung 4.4 aufzulösen, gibt es bereits einige Arbeiten und Projekte, die eine Lösung oder nähere Untersuchung des Problems im Fokus haben.

Im Rahmen von [44] wird die Alterung von Lithium-Ionen-Zellen im Bezug auf ihre An-

wendung im normalen Fahrbetrieb kombiniert mit V2G Funktionalität untersucht. Als stärkster Alterungsfaktor wird hier der Energiedurchsatz genannt, wobei im V2G-Betrieb der Kapazitätsverlust im Vergleich zum Fahrbetrieb deutlich geringer ausfiel. Hauptursache hierfür ist der niedrigere und kaum gepulste Stromverlauf während der V2G-Phase. In [64] steht der Einfluss unterschiedlicher Außentemperaturprofile auf die Kosten eines V2G-Betriebs im Fokus. Sinkt der elektrische Wirkungsgrad während des Fahrbetriebs, so erhöht sich auch der Energiedurchsatz während des V2G-Betriebs, womit eine verstärkte Alterung einher geht. Weiterhin wird in dieser Arbeit festgestellt, dass eine hohe Außentemperatur in Kombination mit großen SoC-Hüben zu verstärkter Alterung führt. Beide Arbeiten gehen auf die Problematik einer zusätzlichen Belastung der Batterie durch Lade- und Rückspeisevorgänge abhängig von Temperatur und SoC-Hub ein. Eine Möglichkeit diesen Problemen entgegenzuwirken wird in den folgenden Arbeiten erläutert.

Der Artikel [7] beschreibt ein Verfahren für eine ganzheitliche Optimierung der Ladekurve bezüglich Kosten aus Strompreis, des Kraftstoffpreises und der Kosten aus dem Batterieverschleiß mit einem Algorithmus zur Mehrzieloptimierung. Dabei wird zum einen der Energieverbrauch aus Lade- und Fahrphase des gesamten Fahrzeugsystems minimiert und zum anderen die Alterung der Batterie. Das hier benutzte Alterungsmodell betrachtet keine temperaturabhängigen Einflüsse, sondern ausschließlich Einflüsse aufgrund hohen SoCs und Ladestroms. In [24] wird ebenfalls eine Optimierung des Ladeverlaufs anhand der Stromkosten und der Kosten durch Alterung durchgeführt, jedoch ohne dabei den Einfluss der Fahrphase miteinzubeziehen. Für das in dieser Arbeit verwendete Alterungsmodell sind einige Annahmen zur Reduktion der Komplexität getroffen worden. Dabei sind die einzelnen Alterungseinflüsse wie Temperatur, SoC und Zyklentiefe voneinander unabhängig. Auch in [36] ist das Ziel eine Gesamtoptimierung bezüglich des Ladeverlaufs mit Hilfe eines genetischen Optimierungsalgorithmus. Die Simulation umfasst auch den Fahrbetrieb, welcher anhand einer Energiebilanz und dem dadurch nötigen SoC-Hub mit in das Alterungsmodell der Zelle einfließt. Die Alterung wird in diesem Modell von der Lade-/Entladetiefe, dem durchschnittlichen SoC und der Temperatur beeinflusst. Dabei wird die Temperatur als konstant über dem Lade-/Entladevorgang angenommen und der Innenwiderstand als temperaturunabhängig. Weiterhin bezieht sich die Optimierung auf einen ganzen Tag. Für ein gutes Ergebnis müssen Fahrstrecke, Fahrdauer und der Strompreis für den ganzen Tag möglichst exakt vorhersagbar sein. [34] beschreibt die Integration eines Elektrofahrzeugs in das Energieversorgungsnetz unter Berücksichtigung der Netzlast und damit dem an das Fahrzeug übermittelten Ladeanreiz sowie der Batteriealterung. Mit diesen Eingangsgrößen wird eine Ladeoptimierung vorgenommen. Dieses Verfahren wurde im Rahmen einer Reihenhausssiedlung mit zwei Elektrofahrzeugen ge-

testet. Das Alterungsmodell betrachtet rein zyklische Alterung.

Die beschriebenen Arbeiten umfassen zwar eine ganzheitliche Optimierung anhand von Ladeanreiz und Batteriealterung, benutzen jedoch keine temperaturabhängigen Berechnungsmodelle zur Bestimmung des Ladeverlaufs oder basieren auf nicht ressourcenschonenden Verfahren, welche für eine im Fahrzeug laufende Anwendung nicht geeignet sind. Weiterhin wird eine adaptive Anpassung der Ladekurve basierend auf dem Ladeanreiz und vor allem dem Batteriezustand nicht über einem gesamten Lebenszyklus betrachtet. Es gilt also die Lücke zwischen aufwendigen Modellen sowie Optimierungsalgorithmen und einer im Fahrzeug laufenden über einem Lebenszyklus adaptierbaren Anwendung zu schließen.

Kapitel 5

Ladeoptimierung

Der Entwicklungsprozess des in dieser Arbeit vorgestellten Verfahrens lässt sich in drei Abschnitte einteilen. Abbildung 5.1 zeigt den logischen Zusammenhang der einzelnen Abschnitte. Das Ergebnis dieser Arbeit ist in Abschnitt II dargestellt. Um die Traktionsbatterie über dem Lebenszyklus adaptiv schonen zu können, muss die ursprüngliche Ladeanreizinformation mit der zusätzlichen Information über den Batteriezustand kombiniert werden. Dabei wird das Erreichen des Ziel-SoCs zur Reduzierung der durchschnittlichen Zellspannung und damit zur Schonung der Traktionsbatterie verzögert. Basis dieses Verfahrens ist ein Algorithmus zur Kostenoptimierung anhand eines Ladeanreizes bzw. einer Tariftabelle aus Abschnitt I.

Diese Arbeit umfasst die Entwicklung und das Testen des Algorithmus im Rahmen einer

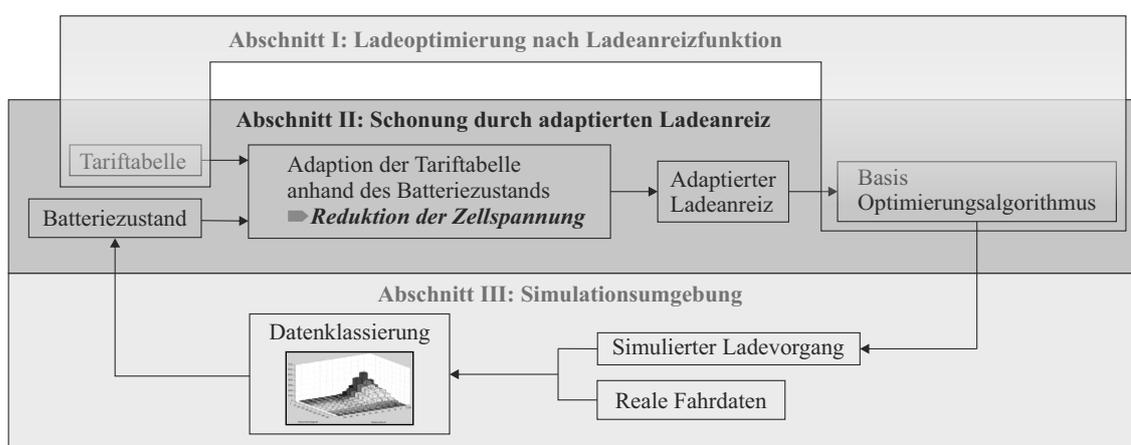


Abbildung 5.1: Übersicht des technischen Zusammenhangs der einzelnen Arbeitspakete dieser Arbeit

Simulationsumgebung basierend auf einer seriennahen Softwarestruktur. Da der Algorithmus zur Ladeoptimierung nach Tarifen aus Abschnitt II von Abbildung 5.1 bereits in Fahrzeugen eingesetzt wird, erfolgt keine Änderung des Algorithmus. Damit ist der Wunsch einer seriennahen Umsetzung erfüllt. Der entsprechende MATLAB Referenzcode der im Fahrzeug eingesetzten Ladeoptimierung auf Basis der Ladeanreizfunktion ist die Basis für das umgesetzte Verfahren aus Abschnitt II von Abbildung 5.1 sowie die entwickelte Simulationsumgebung aus Abschnitt III. Weiterhin ist das umgesetzte Verfahren in dieser Arbeit nicht sehr rechenintensiv und kann damit leicht auf ein Steuergerät portiert werden.

Um das Verfahren aus Abschnitt II aufwandsarm in die bestehende Softwarestruktur des Abschnitts I zu integrieren, wird zur Adaption des Ladevorgangs lediglich die Tarifinformation angepasst. Das ursprüngliche Optimierungsverfahren muss dabei nicht verändert werden. Im dritten Abschnitt ist eine Simulationsumgebung zum Testen des Verfahrens mit nahezu realen Daten entwickelt worden. Dabei wird im Rahmen dieser Simulationsumgebung mit Hilfe einer Erweiterung um ein Batterie- und Temperaturmodell des ursprünglichen Optimierungsalgorithmus aus Abschnitt I und realen Fahrdaten eine Datengrundlage generiert, welche als Basis für eine Batteriezustandsbestimmung dient. Damit kann eine Adaption des Ladeverlaufs mit dem entwickelten Verfahren über dem gesamten Lebenszyklus der Batterie unter nahezu realen Bedingungen überprüft und ausgelegt werden.

Der bereits im Fahrzeug umgesetzte Basisalgorithmus aus Abschnitt I umfasst lediglich eine rudimentäre Berechnung des SoCs, da die exakte Berechnung von einem anderen Softwaremodul im Fahrzeug übernommen wird. Aus diesem Grund ist es für die Anwendung in der Simulationsumgebung nötig die Ladeverlaufsprognose um Batterie- und Temperaturmodelle zu erweitern, jedoch unter der Prämisse das Verfahren onboard im Fahrzeug mit entsprechend begrenzter Rechenleistung gewährleisten zu können.

In Abbildung 5.2 sind grundlegende Größen für die folgenden Kapitel definiert. P_L beschreibt die Leistung, mit der die Batterie geladen wird. Der Zeitpunkt, in dem das Fahrzeug durch das Ladekabel mit der Ladesäule verbunden wird, ist mit t_{PI} definiert. t_{BoC} bzw. t_{EoC} beschreiben den Beginn und das Ende des Energieflusses zwischen Ladesäule und Traktionsbatterie. SoC_{Start} gibt den Ladezustand zum Zeitpunkt t_{PI} an und SoC_{Ziel} den gewünschten Ladezustand zum Zeitpunkt t_{DT} . Δt_{PT} beschreibt die Dauer, in der das Fahrzeug mit der Ladestation verbunden ist.

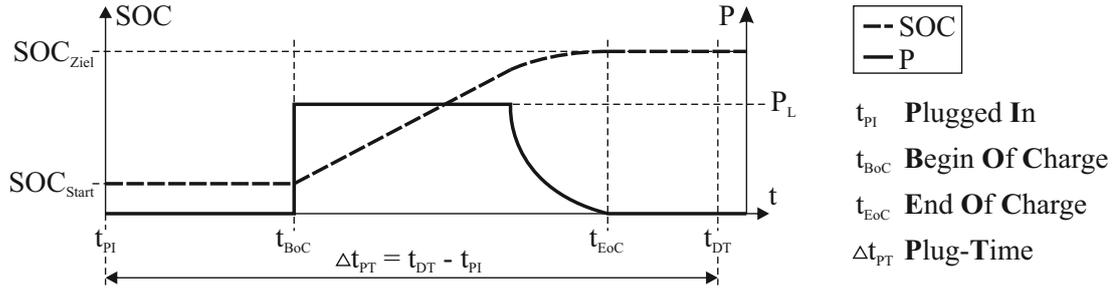


Abbildung 5.2: Definition grundlegender Größen anhand eines Standardladevorgangs

5.1 Berechnung der Ladeverlaufsprognose

Im folgenden Kapitel wird näher auf die verwendeten Berechnungsmodelle zur Bestimmung des Ladeverlaufs eingegangen. Die Funktion zur Berechnung der Ladeverlaufsprognose setzt sich aus zwei Berechnungsabläufen zusammen mit jeweils einem Modell und berechnet die jeweiligen Größen für einen Zeitschritt $\Delta t_x = t_{x+1} - t_x$. x beschreibt den Index eines Zeitsegments, wie es in Abbildung 4.2 und dem Zusammenhang

$$P_x = const. \quad \text{im Zeitraum} \quad \Delta t_x = t_{x+1} - t_x \quad \text{und} \quad \{x \in \mathbb{N} \mid 1 \leq x \leq n\}$$

aus Kapitel 4.1 dargestellt ist. Abbildung 5.3 zeigt die einzelnen Teile der verwendeten Funktion. In Berechnungsablauf I wird ein Batteriemodell zur Bestimmung des Ladezustands SoC und in Berechnungsablauf II ein Modell zur Bestimmung der Batterietemperatur T_{batt} verwendet. Basis dieser Funktionen sind zum einen die Batterie- bzw. OCV¹-Kennlinie und ein Kennfeld des Batterieinnenwiderstands R_i über dem SoC und der Batterietemperatur T_{batt} . Die Kennlinie des effektiven Energieinhalts $E_{batt,eff}$ über SoC ergibt sich aus dem Flächeninhalt unter der OCV-Kennlinie.

Um eine Prognose des Ladeverlaufs bis zum Erreichen der Abfahrtszeit anhand einer vorgegebenen Ladeleistung P_L machen zu können, sind Batterie- und Temperaturmodelle notwendig. Beide tauschen über eine Schnittstelle Temperatur- und SoC-abhängige Größen aus. Die Basis zur Berechnung der Ladeverlaufsprognose bildet die Vorgehensweise in Abbildung 3.3 und Gleichung 3.3 aus Kapitel 3.1. Da die in Kapitel 4.1 beschriebenen Anreiztabellen ebenfalls eine bestimmte maximal nutzbare Leistung P über einem Zeitraum Δt angeben und diese in diesem Zeitraum konstant ist wie Gleichung 4.1 zeigt, bietet sich eine Herangehensweise über die Berechnung einer Energiemenge aufgrund konstanter Leistung an. Um die effektive Ladeenergie

$$\Delta E_{batt,eff,x+1} = \Delta t_x \cdot P_{L,x} \cdot \eta_x$$

¹ocv aus englisch open circuit voltage = Leerlaufspannung

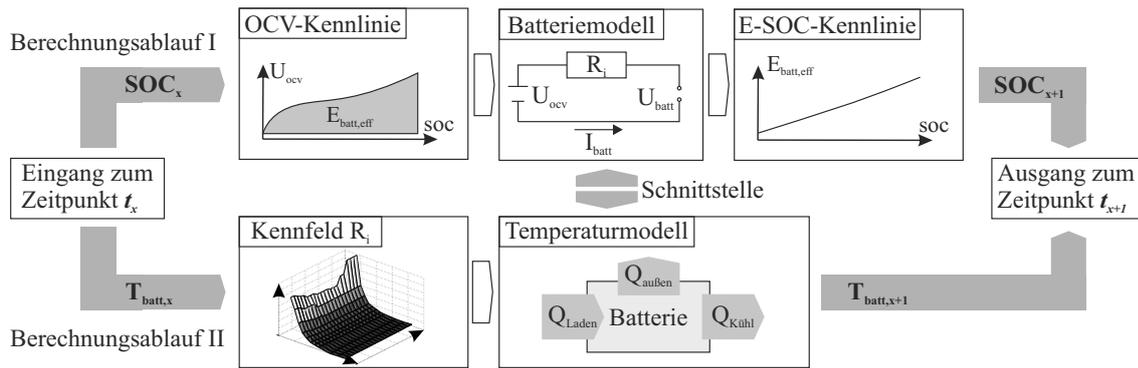


Abbildung 5.3: Übersicht von Modellen und Kennlinien der Funktion zur Berechnung des SoCs

zu bestimmen, muss neben der Dauer Δt_x , in der die konstante Ladeleistung $P_{L,x}$ gilt, auch der Ladewirkungsgrad

$$\eta_x = 1 - \frac{R_{i,x} \cdot I_{batt,x}^2}{P_{L,x}} \quad (5.1)$$

mit einbezogen werden. Der Wirkungsgrad bezieht sich lediglich auf die Verluste durch den Batterieinnenwiderstand und lässt sich aus Gleichung 3.5 und 3.6 in Kapitel 3.2.2 herleiten. Damit müssen zum einen der Ladestrom $I_{batt,x}$ und zum anderen der Innenwiderstand $R_{i,x}$ jeweils für das Zeitsegment x bekannt sein. Diese beiden Größen werden wie in Abbildung 5.3 dargestellt durch die Schnittstelle beider Berechnungsabläufe ausgetauscht. Die Berechnung und der Aufbau dieser beiden Abläufe werden im Folgenden genauer erläutert.

5.1.1 Ladezustandsberechnung

Das verwendete Batteriemodell ist in Abbildung 5.4 dargestellt. Da es sich bei diesem Verfahren lediglich um die Berechnung des Ladevorgangs handelt, ist es ausreichend den Batterieinnenwiderstand R_i als rein ohm'schen Anteil zu verstehen. Während eines Ladevorgangs sind dynamische Effekte, wie sie in Kapitel 3.2.1 in Abbildung 3.6 beschrieben sind, von geringerer Relevanz. Weiterhin muss die Umsetzbarkeit auf einem fahrzeuginternen Steuergerät gewährleistet sein. Somit ist ein rechenintensives Batteriemodell nicht praktikabel. Die berechneten Daten aus dem Batteriemodell werden zu einem späteren Zeitpunkt klassiert, worauf in Kapitel 5.4.2 genauer eingegangen wird. Eine höhere Genauigkeit als die Größe der Klassengrenzen ist daher nicht nötig. Die Klassierung der Daten wird in Kapitel 5.4 näher behandelt.

Anhand der OCV-Kennlinie und des Ladezustands SoC_x wird die Ruhespannung $U_{ocv,x}$

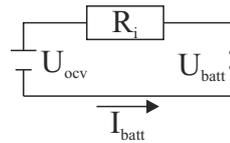


Abbildung 5.4: Prinzipdarstellung des verwendeten Batteriemodells

bestimmt. Aufgrund des verwendeten Batteriemodells gilt

$$U_{batt} = U_{ocv} + R_i \cdot I_{batt} \quad (5.2)$$

und mit dem allgemeinen Zusammenhang

$$P_L = U_{batt} \cdot I_{batt}$$

kann der Batteriestrom

$$I_{batt,x} = \frac{-U_{ocv,x} + \sqrt{U_{ocv,x}^2 + 4R_{i,x} \cdot P_{L,x}}}{2R_{i,x}}$$

berechnet werden. Damit sind alle Größen für den Berechnungsablauf I aus Abbildung 5.3 vorhanden und der Ladezustand kann anhand des in Abbildung 5.5 dargestellten Algorithmus bestimmt werden. Dabei wird über die OCV-Kennlinie die aktuelle Ruhespannung U_{ocv} bestimmt, woraus sich anhand der Zusammenhänge des Batteriemodells die Batteriespannung U_{batt} und der Strom I_{batt} berechnen. Mithilfe des Innenwiderstands R_i aus dem Temperaturmodell kann die effektive Ladeenergie $E_{batt,eff}$ und damit anhand der zweiten Kennlinie E_{batt} über SoC der Ladezustand SoC_{x+1} bestimmt werden. Diese Schleife wird so lange durchlaufen, bis der Ziel- SoC zur Abfahrtszeit erreicht ist.

Während des Ladevorgangs wird mit konstanter Leistung geladen, bis die maximale Spannung $U_{ocv,max}$ erreicht wird. Ab diesem Zeitpunkt erfolgt der weitere Ladevorgang mit konstanter Spannung $U_{batt} = U_{ocv,max}$ wie Abbildung 5.5 zeigt, bis der Abschaltstrom $I_{abschalt}$ aus Gleichung 3.7 erreicht ist. In Abbildung 3.9 aus Kapitel 3.2.2 sind diese Zusammenhänge grafisch dargestellt.

Folgende Annahmen sind getroffen worden, um das System im Rahmen begrenzter Rechenleistungen von Steuergeräten einsetzbar zu machen

- Hysterese der Kennlinie wird vernachlässigt
- R_i wird als rein ohm'scher Widerstand betrachtet und bleibt mit zunehmendem Alter konstant
- Kennlinie und Nennkapazität zur Beschreibung der Zelleigenschaften im Modell ändern sich nicht durch Alterung

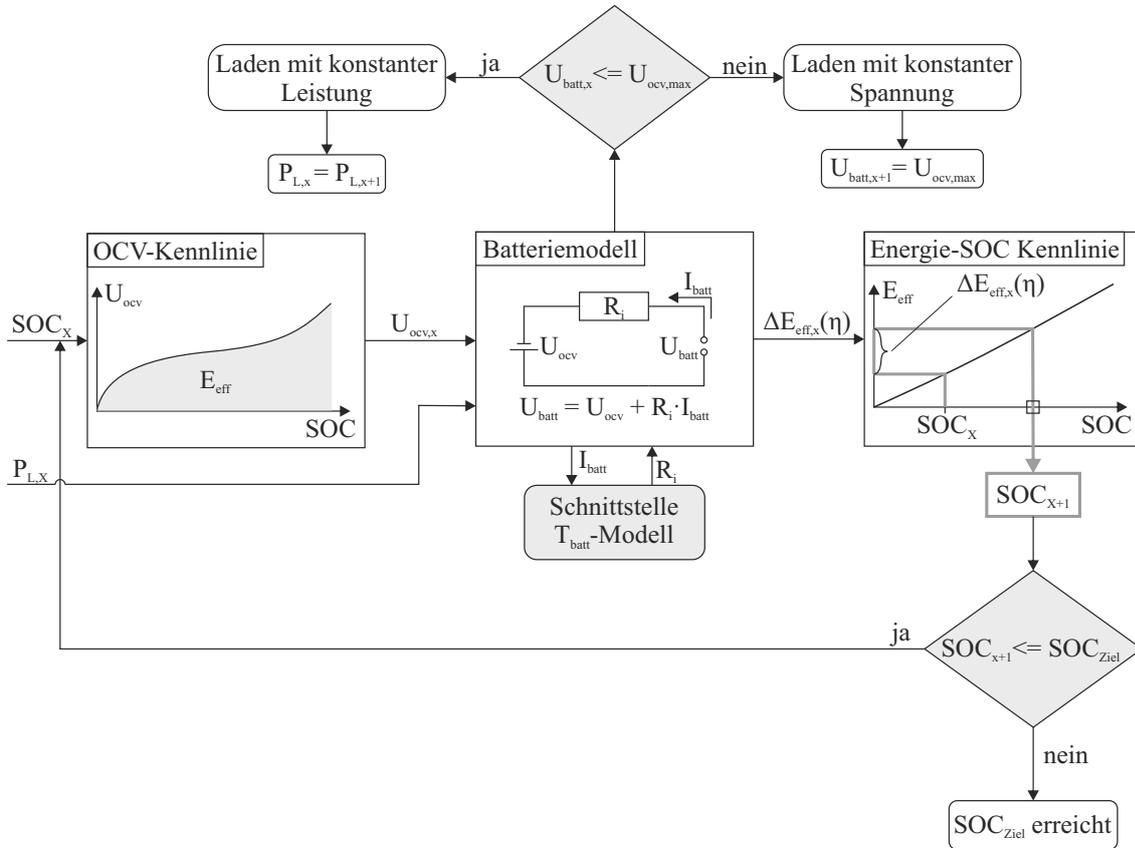


Abbildung 5.5: Ablaufplan des Algorithmus zur Bestimmung des Ladezustands

Umsetzung der Konstant-Spannungs-Phase

Um den Verlauf einer realen Ladekurve korrekt nachzubilden, muss die Phase, in der mit konstanter Spannung geladen wird, ebenfalls simuliert werden. Vor allem im Hinblick auf Ladeleistungen im Bereich von 22kW hat diese Phase einen großen Anteil am gesamten Ladevorgang. Die grundlegenden Zusammenhänge sind in Abbildung 3.9 aus Kapitel 3.2.1 beschrieben. Im Folgenden soll auf die Umsetzung in der Funktion zur Berechnung des SoC näher eingegangen werden.

Um die Ladephase konstanter Spannung abzubilden, sind im Rahmen dieser Arbeit zwei Möglichkeiten erarbeitet worden. Zum einen der gleiche segmentweise Rechenablauf, wie er für die Berechnung der Phase konstanter Leistung benutzt wird, und zum anderen ein analytischer Ansatz. Dieser beruht auf der Annahme eines linearen Kennlinienverlaufs während der Phase konstanter Spannung. In Abbildung 5.6 ist dieser Bereich und die zugehörige Steigung der Geraden g_{cv} abgebildet.

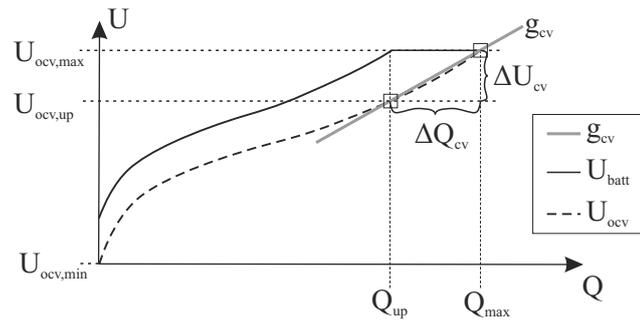


Abbildung 5.6: Linearisierung der Kennlinie während der Phase konstanter Spannung

Die Steigung

$$m_{cv} = \frac{U_{ocv,max} - U_{ocv,up}}{Q_{max} - Q_{up}} = \frac{\Delta U_{cv}}{\Delta Q_{cv}}$$

der Geradengleichung

$$U_{ocv} = Q \cdot m_{cv} + U_{ocv,up} \quad (5.3)$$

kann anhand der Werte am Umschaltzeitpunkt up und der Kennlinie bestimmt werden. Für die Phase konstanter Spannung gilt

$$U_{batt} = U_{ocv,max}$$

Setzt man dies, Gleichung 5.3 und den Zusammenhang

$$I = \frac{dQ}{dt} \quad \text{sowie} \quad U_{batt} = U_{ocv,max}$$

in Gleichung 5.2 ein, ergibt sich für $R_i = konst.$ folgende Differentialgleichung

$$\frac{dQ}{dt} + Q \cdot \frac{m_{cv}}{R_i} = \frac{U_{ocv,max} - U_{ocv,up}}{R_i} \quad (5.4)$$

Löst man Gleichung 5.4 mit Hilfe des Zusammenhangs

$$\Delta Q_{cv} = Q_{max} - Q_{up}$$

aus Abbildung 5.6 kann

$$Q(t) = (1 - e^{-t \cdot \frac{m_{cv}}{R_i}}) \cdot \Delta Q_{cv} \quad (5.5)$$

berechnet werden. Die Größen P_L und I_{batt} lassen sich mit den Zusammenhängen

$$I_{batt} = \frac{dQ(t)}{dt} \quad \text{sowie} \quad P_L = U_{batt} \cdot I_{batt}$$

aus Gleichung 5.5 bestimmen.

Abbildung 5.7 links zeigt den Verlauf von Ladeleistung P_L und SoC. In Anlehnung an vorhandene Messdaten sind als Randbedingungen für die Berechnung eine Kapazität von 50Ah sowie ein Abschaltstrom von 3A gewählt worden. Daten über den Innenwiderstand unterliegen der Geheimhaltung, befinden sich jedoch im Rahmen üblicher Literaturangaben. Im Bereich konstanter Leistung berechnet sich der Verlauf mit der numerischen Methode aus Abbildung 5.5. Für die Phase konstanter Spannung ist Gleichung 5.5 herangezogen worden. Die rechte Seite von Abbildung 5.7 zeigt die gemessene Batterieeingangsleistung eines Laders und die entsprechend dazu berechnete Größe. Hier ist für die Phase konstanter Leistung der Mittelwert der Messgrößen in diesem Bereich gewählt. Diese bewegt sich in etwa bei 10kW. Der Verlauf im Bereich konstanter Spannung deckt sich sehr gut mit den Messdaten. Zu diesem Zeitpunkt stand nur eine Messauswertung eines prototypischen Laders zur Verfügung. Daher auch die Streuung der Ladeleistung sowie der geringe Ladeleistungswert von 10kW im Vergleich zu 22kW der Simulation. Die niedrigere Ladeleistung ist der Grund für die kürzere Phase konstanter Spannung. Die Skalierung der Zeitachse der Messdaten wurde aus patentrechtlichen Gründen entfernt. Für den Zweck einer anschaulichen Gegenüberstellung von berechneter und gemessener Ladekurve ist die Zeitachse jedoch nicht relevant.

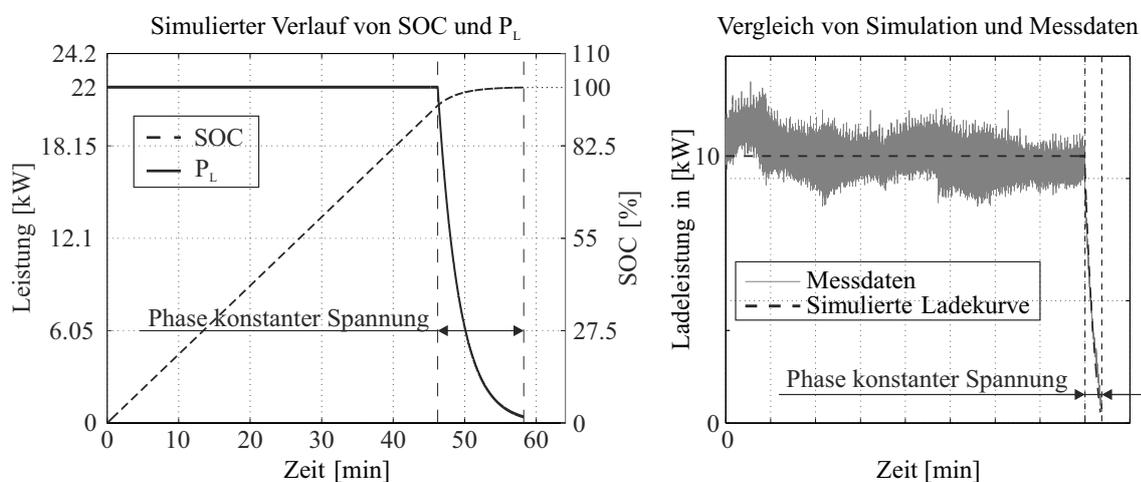


Abbildung 5.7: Verlauf von SoC und Ladeleistung anhand der analytischen Berechnung von $Q(t)$

Der Beginn der Phase konstanter Spannung bewegt sich in der Regel über einem SoC von etwa 50%, damit ist die Abweichung durch die Linearisierung der Geraden g_{cv} gering, da die Batteriekennlinie in diesem Bereich einen linearen Verlauf aufweist, wie in Abbildung 5.6 zu sehen ist. Steigen die Ladeleistungen jedoch auf Werte im Bereich von 30-40kW und darüber an, so nimmt die Abweichung zu, da der Umschaltzeitpunkt cp bei einem niedrigeren SoC erreicht wird. Der Spannungsabfall $I_{batt} \cdot R_i$ wird mit steigendem Strom größer

und führt daher zu zu einem Umschaltzeitpunkt unterhalb von 50% SoC. Der Kennlinienverlauf kann dann nicht mehr linear beschrieben werden. Weiterhin kann die Ungenauigkeit des analytischen Ansatzes generell durch einen nichtlinearen Kennlinienverlauf über dem gesamten SoC-Bereich erhöht werden. Der Innenwiderstand R_i wird während dieser Phase als konstant angenommen, was wiederum zu einer Ungenauigkeit des Verfahrens führt, da sich vor allem die Temperatur der Batterie in dieser Zeit ändert.

Es hat sich bei der Umsetzung der SoC-Funktion herausgestellt, dass die Kombination eines numerischen Verfahrens, wie es für die Berechnung während konstanter Leistung verwendet wird, mit einem analytischen Verfahren, für die Berechnung während konstanter Spannung, nicht sinnvoll ist. Das Verfahren ist nicht in die Ladezustandsberechnung integriert, da mit dem numerischen Verfahren bei identischem Rechenaufwand die gleiche Genauigkeit, wie in Abbildung 5.7 dargestellt, erzielt werden kann. Für den Bereich konstanter Spannung muss bei der Verwendung des numerischen Verfahrens lediglich die Bedingung $U_{ocv,max} = U_{batt}$ gelten. Der Berechnungsalgorithmus selber muss dabei nicht geändert werden. Eine einheitliche Berechnungsmethode sowie die gleiche Berechnungsgenauigkeit bei gleichem Rechenaufwand sprechen damit gegen das analytische Verfahren, welches damit auch nicht umgesetzt ist.

5.1.2 Batterietemperaturberechnung

Der Berechnungsablauf II aus Abbildung 5.3 zur Bestimmung der Batterietemperatur beruht auf dem 1. Satz der Thermodynamik. Dabei wird eine Bilanzhülle um die Traktionsbatterie geschlossen und anhand des Wärmeeintrags Q_{laden} durch den Batterieinnenwiderstand R_i und den Ladestrom I_{batt} , des Wärmeaustauschs Q_{um} mit der Umgebung und der Wärmeabfuhr $Q_{Kühl}$ durch das fahrzeuginterne Kühlsystem ein Temperaturzuwachs ΔT_{batt} für den Zeitschritt Δt berechnet. Der erste Hauptsatz der Thermodynamik

$$\Delta U = \Delta Q + \Delta W \quad [23] \quad (5.6)$$

besagt, dass die Änderung der inneren Energie U eines Systems gleich der zugeführten Wärme Q und der am System verrichteten Arbeit W sein muss. Da an der Batterie keine Arbeit verrichtet wird, sich aber die Temperatur T_{batt} und damit auch die innere Energie

$$\Delta U = m_{batt} \cdot c_{p,batt} \cdot \Delta T_{batt} \quad [23]$$

ändert, ergibt sich aus Gleichung 5.6

$$m_{batt} \cdot c_{p,batt} \cdot \Delta T_{batt} = Q_{laden} + Q_{kühl} + Q_{um}$$

und in differentieller Form bezogen auf die Zeit t

$$m_{batt} \cdot c_{p,batt} \cdot \frac{dT_{batt}}{dt} = \dot{Q}_{laden} + \dot{Q}_{kühl} + \dot{Q}_{um} \quad (5.7)$$

mit m_{batt} als Masse der Batterie und $c_{p,batt}$ als spezifische Wärmekapazität. Die einzelnen Wärmeströme

$$\dot{Q}_{laden} = R_i \cdot I_{batt}^2, \quad \dot{Q}_{kühl} = -P_k \quad \text{und} \quad \dot{Q}_{um} = -\alpha_w \cdot A_{batt} \cdot (T_{batt} - T_a) \quad (5.8)$$

beschreiben dabei eine Wärmeleistung, welche sich zum einen aus dem Innenwiderstand R_i der Batterie und dem Ladestrom I_{batt} zusammensetzt. Dies entspricht der Verlustleistung aufgrund des Innenwiderstands während des Ladevorgangs. Zum anderen wird der Wärmestrom $\dot{Q}_{kühl}$ aufgrund aktiver Kühlung im Fahrzeug durch eine negative Kühlleistung P_k beschrieben. Das negative Vorzeichen ergibt sich, da der Wärmestrom aus dem System abgeführt wird. Die Kühlleistung wird anhand der Batterietemperatur aus einer Kennlinie bestimmt. Diese beruht dabei auf einem fahrzeuginternen Kühlsystem, welches aus wettbewerbsdifferenzierenden Gründen hier nicht weiter erläutert werden kann. Den Austausch von Wärme mit der Umgebung beschreibt der Wärmestrom \dot{Q}_{um} . Je nach Differenz zwischen Batterietemperatur T_{batt} und Umgebungstemperatur T_{um} ergibt sich ein positiver oder negativer Wärmestrom. Hierbei beschreibt α_w den Wärmeübergangskoeffizienten mit der Umgebung und A_{batt} die Kontaktfläche der Batterie mit der Umgebung. Abbildung 5.8 zeigt den Aufbau und einen Teil der berechneten Größen des Modells. Über das Innenwiderstandskennfeld wird anhand der Temperatur und des SoCs der aktuelle Batterieinnenwiderstand bestimmt. Der Innenwiderstand wird auch an den Berechnungszweig zur Bestimmung des Ladezustands weitergegeben. Mithilfe des Ladestroms I_{batt} wird anhand des vorliegenden Temperaturmodells die Temperatur nach dem Zeitschritt Δt bestimmt.

Folgende Annahmen sind bei der Erstellung dieses Systems getroffen worden:

- Die Temperaturverteilung innerhalb der Batterie ist homogen
- Der Wärmeübergang zwischen Umgebung und Außentemperatur umfasst keine aktiven Strömungsvorgänge
- I_{batt} , R_i , die Wärmekapazität $C_{p,batt}$, die Kühlleistung $\dot{Q}_{kühl}$ und die Außentemperatur T_{amb} sind im Zeitschritt Δt konstant
- Wärmeübergang durch Strahlung wird vernachlässigt

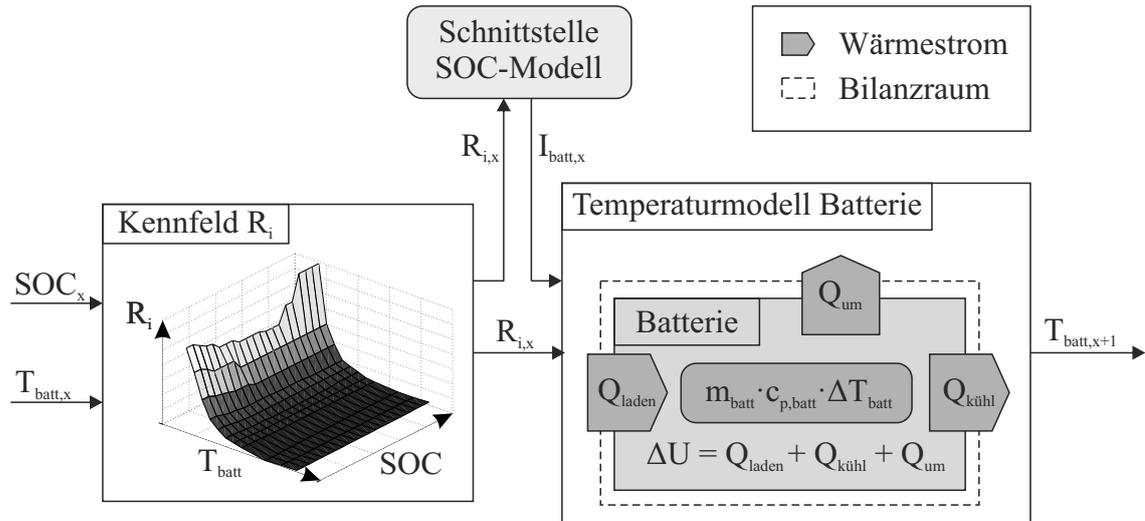


Abbildung 5.8: Aufbau des Temperaturmodells zur Berechnung von T_{batt}

- Die abgeführte Kühlleistung und der Zusammenhang mit Lader- und Leistungselektroniktemperatur des gesamten Fahrzeugsystems wird durch eine temperaturabhängige Kennlinie für P_{kuehl} abgebildet

Anhand der getroffenen Annahmen und der Gleichungen 5.7 und 5.8 kann die Differentialgleichung

$$m_{batt} \cdot c_{p,batt} \cdot \frac{dT_{batt}}{dt} = R_i \cdot I_{batt}^2 - \alpha_w \cdot A_{batt} \cdot (T_{batt} - T_a) - P_k \quad (5.9)$$

aufgestellt werden. Die Lösung der Differentialgleichung erfolgt numerisch nach dem Runge-Kutta Verfahren 4. Ordnung (RK-Verfahren). Da es sich bei dem Modell zur Berechnung des Ladezustands ebenfalls um einen numerischen Ansatz zur Lösung eines Systems nach dem Zeitschritt Δt handelt, bietet sich eine ähnliche Herangehensweise an. Mithilfe des RK-Verfahrens können für einfache Differentialgleichungen Anfangswertprobleme

$$y' = f(x, y), \quad y(x_0) = y_0$$

gelöst werden. Hierbei werden für bestimmte Stützstellen einer Schrittweite h Näherungswerte x_i und y_i berechnet. Durch eine geeignete Wahl von zusätzlichen Zwischenschritten dargestellt in Tabelle 5.1 und die daraus resultierenden Stützpunkte

$$x_1 = x_0 + h \quad \text{und} \quad y_1 = y_0 + \frac{1}{6}(k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4)$$

kann die Genauigkeit erhöht werden [11].

Tabelle 5.1: Zusätzliche Zwischenschritte beim Runge-Kutta Verfahren 4. Ordnung

x	y	$k = h \cdot f(x, y)$
x_0	y_0	k_1
$x_0 + \frac{h}{2}$	$y_0 + \frac{k_1}{2}$	k_2
$x_0 + \frac{h}{2}$	$y_0 + \frac{k_2}{2}$	k_3
$x_0 + h$	$y_0 + k_3$	k_4

Stellt man Gleichung 5.9 entsprechend um und betrachtet diese für einen Zeitschritt Δt kann mit dem daraus resultierenden Zusammenhang

$$\Delta T_{batt} = \left[\frac{R_i \cdot I_{batt}^2 - \alpha_w \cdot A_{batt} \cdot (T_{batt} - T_a) - P_k}{m_{batt} \cdot c_{p,batt}} \right] \cdot \Delta t$$

Gleichung 5.9 nach dem RK-Verfahren schrittweise gelöst werden.

5.1.3 Verifikation der Modelle

Die Verifikation der angewendeten Modelle erfolgt anhand real gemessener Ladevorgänge. Das Modell ist mit den zur Messung verwendeten Fahrzeugbatterie- und Kühlsystemdaten parametrisiert worden. Als Startwerte dienen der Ladezustand und die Batterietemperatur zu Beginn der Messung. Anhand der Ladeleistung der Messung werden Batterietemperatur und Ladezustand jeweils für einen Zeitschritt $\Delta t = 3 \text{ min}$ mit den Modellen berechnet. Die Größe von Δt leitet sich aus der Diskretisierung des Ladeverlaufs ab und hängt von der gewünschten Genauigkeit und der verfügbaren Rechenleistung ab. Bezogen auf die spätere Klassierung des simulierten Ladeverlaufs in Kapitel 5.4.2 hat sich $\Delta t = 3 \text{ min}$ als bester Kompromiss zwischen simuliertem Fehler und Rechenleistung erwiesen. Die Verifikation der Modelle erfolgt mit MATLAB. Abbildung 5.9 und 5.10 zeigen den Verlauf von Messung und simulierten Daten. Simulation und Messdaten werden durch gestrichelte und durchgezogene Linien unterschieden. Zwischen SoC und T_{batt} erfolgt die Unterscheidung anhand der Liniendicke. Aufgrund einer geringen Abtastfrequenz weisen einige Temperaturverläufe der Messungen einen stufigen Verlauf auf.

Abbildung 5.9 zeigt Mess- und Simulationsdaten eines Ladevorgangs beginnend bei etwa 30°C und 7% SoC sowie für das rechte Bild beginnend mit etwa 26°C und 10% SoC. Der Temperaturverlauf ist maßgeblich von Innenwiderstand und Ladestrom abhängig. Die Nichtlinearität am Anfang des Temperaturverlaufs ist durch die Abhängigkeit des Innenwiderstands von SoC und Temperatur begründet. In diesem SoC- und Temperaturbereich steigt der Innenwiderstand, hauptsächlich beeinflusst durch den SoC, kontinuierlich an.

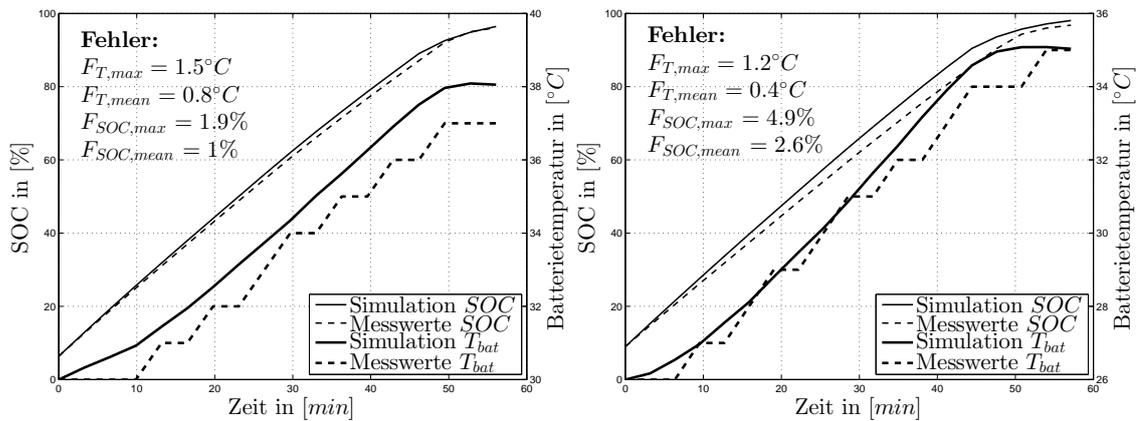


Abbildung 5.9: Ladevorgang mit einer warmen Batterie

Damit steigt der Gradient des Temperaturverlaufs. Am Ende des Ladevorgangs beginnt die Phase konstanter Spannung, wodurch der Ladestrom abfällt und damit sinkt auch der Wärmestrom aufgrund der Verlustleistung. Der Ladezustand verhält sich bis zum Beginn der Phase konstanter Spannung linear. Erst mit sinkendem Ladestrom geht der SoC-Verlauf in einen nichtlinearen Verlauf über.

Die Abweichungen der simulierten Daten sind in einem annehmbaren Bereich, da die Klassengrößen der späteren Klassierung der Simulationsdaten für den Temperaturverlauf ein Delta von 5 bis 10°C aufweisen sowie für den SoC-Verlauf bei einem Delta von 10% SoC liegen. Der maximale Fehler $F_{T,max}$ für die Temperaturdaten in Kapitel 5.4.2 und $F_{SoC,max}$ für den Ladeverlauf sowie der durchschnittliche Fehler $F_{T,mean}$ bzw. $F_{SoC,mean}$ sind deutlich unter den entsprechenden Klassengrenzen wie die Auflistung in den beiden Abbildungen zeigen. Gleichzeitig erweist sich damit die Größe der Segmentierung von $\Delta t = 3\text{min}$ als ausreichend, da die eben genannten Abweichungen im Bezug auf die Klassengrenzen toleriert werden können.

Abbildung 5.10 zeigt die Auswertung der Simulation anhand zweier Ladevorgänge bei tiefen Temperaturen. Zu Beginn des linken Ladevorgangs weist die Batterie eine Temperatur $T_{batt} = -18^{\circ}\text{C}$ und einen Ladezustand von 30% auf sowie für das rechte Bild eine Starttemperatur von $T_{batt} = -12^{\circ}\text{C}$ und einen Anfangsladezustand von 15%. Die Ursache für den vorliegenden Verlauf von Temperatur und Ladezustand ist vornehmlich im Verhalten des Ladestroms begründet. Aufgrund der niedrigen Temperatur beginnt der Ladevorgang mit geringerem Ladestrom, welcher mit zunehmender Temperatur also sinkendem Innenwiderstand steigt. Daher ergibt sich ein nichtlinear Ladeverlauf zu Beginn des Ladevorgangs. Hierbei wirken zwei Effekte auf den Verlauf des Ladezustands ein. Zum einen

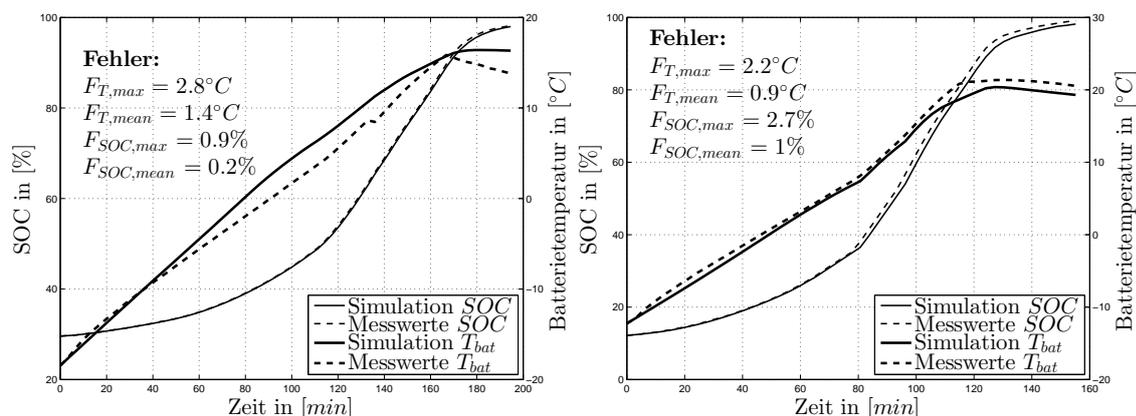


Abbildung 5.10: Ladevorgang mit einer kalten Batterie

ist bei diesen tiefen Temperaturen der Innenwiderstand sehr groß, damit ergibt sich eine hohe Verlustleistung, womit der Temperaturgradient zwar relativ hoch ist aber gleichzeitig der Innenwiderstand mit zunehmender Temperatur fällt. Zum anderen steigt mit sinkendem Innenwiderstand gleichzeitig der Ladestrom an, da der Spannungsabfall aufgrund des fallenden Innenwiderstands sinkt. Die kleiner werdende Verlustleistung führt zu einer Erhöhung des SoC-Gradientens. Die Kennlinie der Kühlleistung gibt bei diesen Temperaturen eine negative Kühlleistung, also eine Wärmezufuhr vor. Diese sinkt wiederum mit zunehmender Temperatur. Auch hier sind die Abweichungen im Rahmen der Toleranz, wie in der Auflistung der Fehler im linken und rechten Bild der Abbildung 5.10 zu sehen ist.

Anhand dieser Beschreibung ist ersichtlich, dass eine exakte Modellierung eines Systems aus Batterie und entsprechendem Temperaturmodell sehr aufwendig und analytisch kaum darstellbar ist. Dabei beschreibt das Laden einer Batterie mit quasi konstanter Leistung einen eher unkritischen Fall. Im Gegensatz dazu ist die Berechnung all dieser Größen während des Fahrbetriebs aufgrund der hohen und häufigen Strompulse um ein Vielfaches komplizierter. In diesem Fall muss auch das Batteriemodell deutlich aufwendiger gestaltet werden, da dynamische Effekte innerhalb der Zellen eine große Rolle spielen. Um den Rechenaufwand gering zu halten und damit die Anwendbarkeit innerhalb eines Steuergeräts gewährleisten zu können, sind nichtlineare Abhängigkeiten wie der Innenwiderstand oder das Kühlsystem des Fahrzeugs in Kennfelder bzw. Kennlinien beschrieben. Trotz dieser Vereinfachungen ist eine ausreichende Genauigkeit bei der Berechnung eines Ladeverlaufs unter tiefen sowie hohen Temperaturen erreicht worden.

Mithilfe der eben beschriebenen Modelle wird durch Prognose des Ladeverlaufs über-

prüft, ob auf Basis der entsprechenden Ladeanreizfunktion der Ziel-SoC noch zur gewünschten Abfahrtszeit erreicht wird. Im folgenden Kapitel wird die Vorgehensweise bei der Anpassung des Ladevorgangs anhand einer Ladeanreizfunktion beschrieben.

5.2 Ladeoptimierung nach einer Ladeanreizfunktion

Ausgangspunkt einer adaptiven Ladesteuerung basierend auf Ladeanreizen und Alterszustand der Traktionsbatterie ist die Ladeoptimierung ausschließlich nach einem Ladeanreiz im Sinne der ISO 15118. Dieser Algorithmus ist bereits Bestandteil eines Softwaremoduls, welches in Serienfahrzeugen Verwendung findet. In Abbildung 5.11 sind die initialen Randbedingungen Abfahrtszeit t_{DT} ², die anhand der fahrzeuginternen Komponenten, der Ladesäule und des Ladekabels ermittelte maximal mögliche Ladeleistung P_{max} und die Ladeanreiztabelle

$$A = \begin{bmatrix} t_{A,1} & P_{A,1} & a_{A,1} \\ t_{A,2} & P_{A,2} & a_{A,2} \\ t_{A,3} & P_{A,3} & a_{A,3} \end{bmatrix} \quad (5.10)$$

vor Beginn des Ladevorgangs dargestellt. Anhand dieser in Abbildung 5.11 gezeigten Größen wird die Berechnung eines optimierten Ladevorgangs anhand eines Ladeanreizes durchgeführt. Diese Größen haben nicht den Anspruch den logischen Zusammenhang zwischen Stromtarif und entsprechender Leistung darzustellen, sondern sollen als Grundlage für den theoretischen Ablauf der Berechnung dienen.

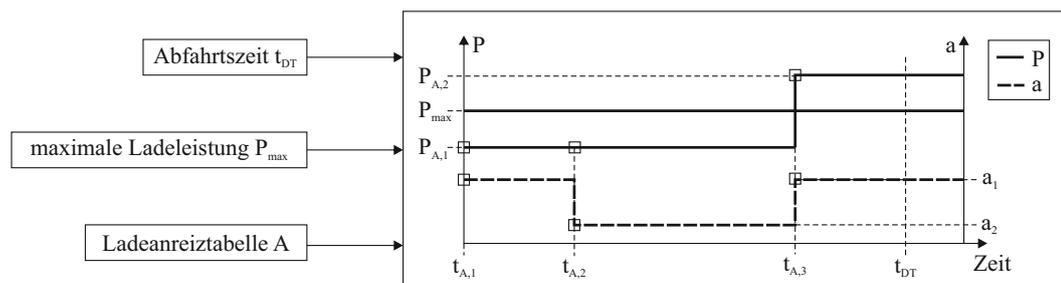


Abbildung 5.11: Initiale Informationen über vorhandene Leistung und Ladeanreiz

Abbildung 5.12 zeigt den Programmablauf der iterativen Optimierung nach einer Ladeanreiztabelle. Zu Beginn wird eine initiale Ladezustandsberechnung durchgeführt. Anhand der physikalisch maximal möglichen Leistung der Informationen von Ladeanreiztabelle - Ladesäule - Fahrzeug und unter Ausschluss des Anreizes \vec{a} wird der Verlauf des SoCs

²DT aus englisch **d**e**p**arture **t**ime = Abfahrtszeit

berechnet. Der berechnete Ladevorgang beginnt bei t_1 und endet, sobald SoC_{Ziel} erreicht ist. Der Verlauf dieser initialen Berechnung ist in Abbildung 5.13 abgebildet.

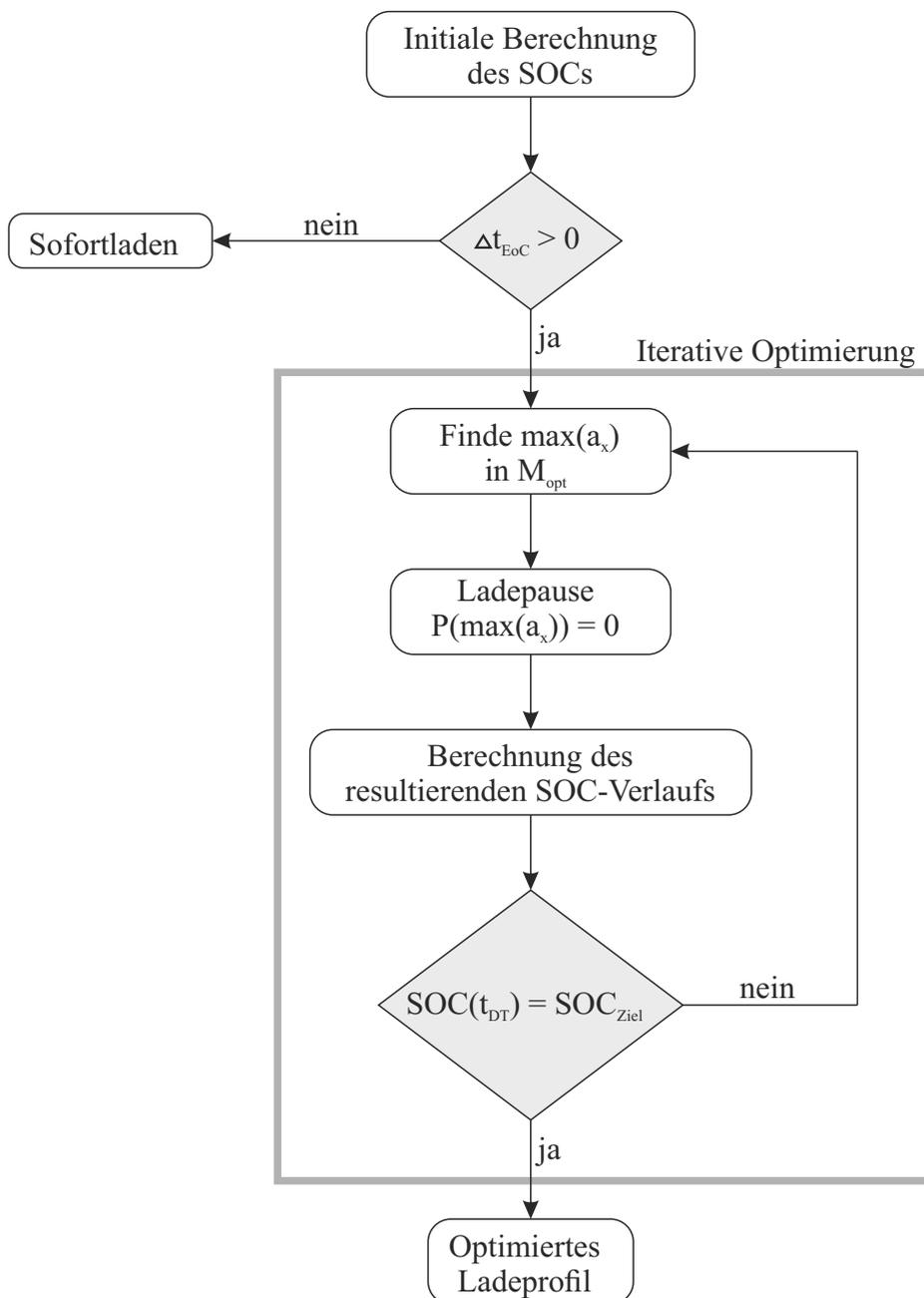


Abbildung 5.12: Prinzipieller Ablauf der Optimierung nach Ladeanreizen

Wird der Ziel-SoC unter diesen Bedingungen vor der gewünschten Abfahrtszeit t_{DT} erreicht, bzw. gilt für die Differenz

$$\Delta t_{EoC} = t_{DT} - t_{EoC} \quad \text{und} \quad \Delta t_{EoC} > 0$$

ist Optimierungspotential vorhanden. Reicht die maximal mögliche Leistung nicht aus den Ziel-SoC zur Abfahrtszeit zu erreichen, wird bei $t_{BoC} = t_{PI}$ mit dem Ladevorgang begonnen und mit maximal möglicher Leistung geladen. Dieser Fall entspricht einem Standardladevorgang ohne eine intelligente Ladesteuerung bzw. wird oft *Sofortladen* genannt. Die Ladeverlaufsprognose wird mit den in Abschnitt 5.1 eingeführten Modellen durchgeführt.

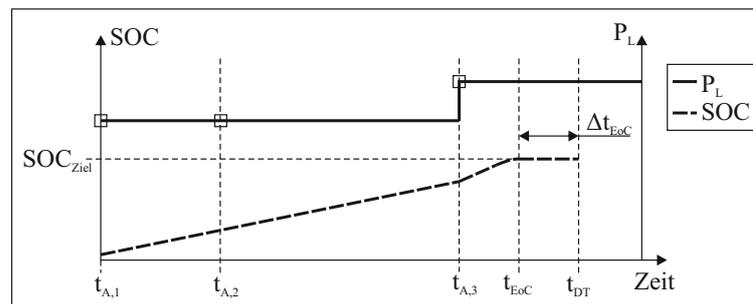


Abbildung 5.13: Initiale SoC-Berechnung zur Bestimmung des Optimierungspotentials

Abbildung 5.14 zeigt grafisch die Datenmatrix M_{opt} und das schrittweise Einfügen von Ladepausen. Dies gilt nur im Fall, dass Optimierungspotential vorhanden ist, also $\Delta t_{EoC} > 0$. Die Informationen aus Abbildung 5.13 werden um eine Diskretisierung des Zeitraums Δt_{PT} um zusätzliche Stützstellen t_x mit $\{x \in \mathfrak{R} \mid 1 \leq x \leq n\}$ erweitert. Hierbei werden die ursprünglichen Stützstellen des Zeitvektor \vec{t} der Anreiztabelle A beibehalten. Damit gilt in diesem Fall

$$t_{A,1} = t_1 \quad , \quad t_{A,2} = t_3 \quad \text{und} \quad t_{A,3} = t_7 .$$

Die Anzahl n der Stützstellen ergibt sich aus der gewählten Segmentgröße und der Abfahrtszeit. Die zusätzlichen Stützstellen dienen zur genaueren schrittweisen Berechnung des Ladeverlaufs. Durch die Erweiterung um Stützstellen kommen identische Werte für P_x und a_x hinzu. Die Genauigkeit der Ladeverlaufsprognose steigt mit der Anzahl der Stützstellen. In diesem Beispiel wird jedoch aus Gründen besserer Darstellbarkeit $n = 8$ definiert. Die übermittelte Ladeanreiztabelle 5.10 wird damit auf $n = 8$ Stützstellen er-

weitert. Die somit erstellte Datenmatrix

$$M_{opt} = \begin{bmatrix} t_1 & P_{A,1} & a_1 \\ t_2 & P_{A,1} & a_1 \\ t_3 & P_{A,1} & a_2 \\ t_4 & P_{A,1} & a_2 \\ t_5 & P_{A,1} & a_2 \\ t_6 & P_{A,1} & a_2 \\ t_7 & P_{max} & a_1 \\ t_8 & P_{max} & a_1 \\ t_{DT} & P_{max} & a_1 \end{bmatrix}$$

dient als Basis für den Optimierungsvorgang. Die erste Spalte umfasst den Zeitvektor mit der erweiterten Diskretisierung. In der zweiten Spalte steht die resultierende Ladeleistung \vec{P}_L . Diese setzt sich aus dem Minimum der physikalisch möglichen Fahrzeug- bzw. Ladesäulenleistung und der übertragenen Leistungen aus der Anreiztabelle A zusammen. In der dritten Spalte stehen die Ladeanreizwerte aus der Anreiztabelle A . Anhand des Anreizvektors \vec{a} wird durch eine Maximumsbildung der größte Ladeanreiz-Wert gesucht. Hierbei wird bei mehreren gefundenen Einträgen immer der kleinste Index gewählt. Dadurch wird prinzipiell ein später Ladebeginn priorisiert, was zu geringerer Zellspannung führt. Die Nummerierung der einzelnen Zeitsegmente in Abbildung 5.14 zeigt die Priorisierung beginnend mit 1, nach der Ladepausen eingefügt werden.

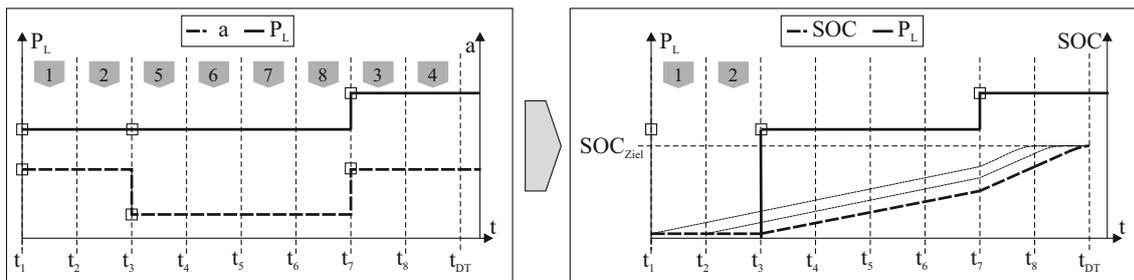


Abbildung 5.14: Diskretisierung des Zeitraums und Einfügen von Ladepausen

Betrachtet man das Beispiel aus Abbildung 5.14, so wird im ersten iterativen Optimierungsschritt das Zeitsegment mit dem Index 1 bearbeitet. Die Ladeoptimierung anhand der Ladeanreize fügt an der Stelle des gefundenen Index eine Ladepause ein. Daraufhin wird für alle übrigen Zeitsegmente der Ladezustand erneut berechnet. Dies wird wiederholt, bis der Ziel-SoC zur Abfahrtszeit erreicht ist. In Abbildung 5.14 ist auf der rechten Seite der iterative Optimierungsvorgang für dieses Beispiel aufgezeigt. Die Berechnung

des Ladeprofils erfolgt anhand der in Kapitel 5.1 beschriebenen Modelle. Dabei entspricht ein Zeitsegment aus Abbildung 5.14 einem Zeitschritt Δt innerhalb der Modellberechnungen.

5.3 Schonung durch Adaption der Ladeanreizfunktion

Um die Lebensdauer der Batterie zu erhöhen bzw. die Alterungseffekte zu reduzieren, muss neben der Betriebsstrategie während des Fahrens auch die Ladestrategie angepasst werden. Das hier entwickelte Verfahren reduziert die durchschnittliche Zellspannung während das Fahrzeug mit einer Ladesäule verbunden ist. Die Auswirkungen einer hohen Zellspannung sind in Kapitel 3.3 beschrieben. Um die Zellspannung zu reduzieren werden Zeitsegmente, welche näher an der gewünschten Abfahrtszeit liegen, höher priorisiert. Damit wird der Beginn des Ladevorgangs verzögert.

Wie in den vorigen Kapiteln erläutert, richtet sich die Ladefunktion nach Zeitsegmenten, in denen es laut Ladeanreizfunktion besonders sinnvoll ist zu laden. Im schlimmsten Fall wird aufgrund der Ladeanreizfunktion die Batterie zusätzlich belastet. Um dem entgegenzuwirken, muss zusätzlich zur Ladeanreizfunktion eine weitere Gewichtung bestimmter Zeitsegmente eingeführt werden.

5.3.1 Gewichtungsfunktion

Die Schonung der Batterie während des Ladevorgangs erfolgt anhand des in Abbildung 5.15 dargestellten Ablaufs. Durch die Multiplikation einer zusätzlichen Gewichtung mit der ursprünglichen Ladeanreizfunktion wird die Priorität nach der Ladeanreizfunktion zu laden, mehr in Richtung eines schonenden Ladevorgangs hin verschoben. Mit Hilfe der Regulierungsgröße kann diese Adaption je nach Zustand der Batterie geregelt werden. Diese Größe wird in Kapitel 5.3.2 erläutert.

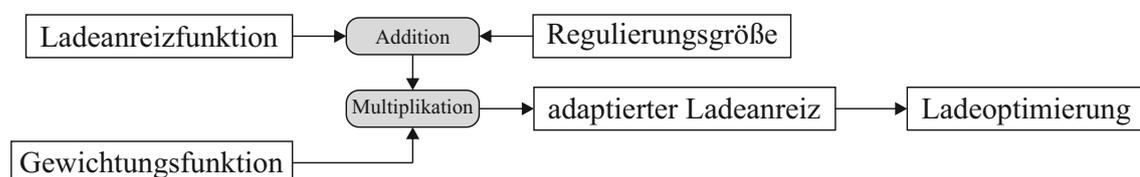


Abbildung 5.15: Integration der Gewichtungsfunktion in den Ablauf

Abbildung 5.16 zeigt den Verlauf der Gewichtungsfunktion. Die Steigung dieser Funktion wird auf Basis der Ladeanreizfunktion bestimmt. Anhand dieser Informationen werden

die Werte g_{min} und g_{max} berechnet. Der Zeitraum Δt_a , in dem die Gewichtungsfunktion gültig ist, entspricht der Gültigkeitsdauer der Ladeanreizfunktion. Aufgrund des Verlaufs der Gewichtungsfunktion wird nach der Multiplikation mit der Ladeanreizfunktion eine Tendenz mit sinkenden Werten in Richtung der Abfahrtszeit in den ursprünglichen Ladeanreiz eingepreist. Da sich der Algorithmus zur Ladeoptimierung mit höchster Priorität nach dem geringsten Wert der Ladeanreizfunktion richtet, werden spätere Zeitsegmente durch die Multiplikation von Gewichtungsfunktion und Ladeanreizfunktion höher priorisiert.

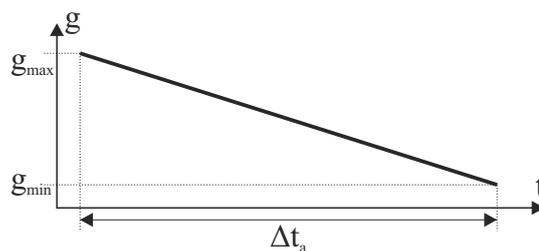


Abbildung 5.16: Gewichtungsfunktion zur Adaption der Ladeanreizfunktion

In Abbildung 5.17 ist die Veränderung des ursprünglichen Ladeanreizes a durch die Gewichtungsfunktion g dargestellt. Die Gewichtungsfunktion beschreibt für jedes Zeitsegment t_x einen Gewichtungsfaktor g_x , welcher mit dem entsprechenden Ladeanreiz a_x multipliziert wird. Der Algorithmus zur Berechnung des Ladeverlaufs richtet sich nach dem adaptierten Ladeanreiz

$$a_{g,x} = a_x \cdot g_x .$$

Der Zeitraum, in dem geladen wird, ist in Abbildung 5.17 grau markiert. Nach dem sich aufgrund der Gewichtungsfunktion die Priorität der einzelnen Segmente in Richtung der Abfahrtszeit t_{DT} hin erhöht hat, wird innerhalb des letzten Zeitsegments geladen. Anschaulich beschrieben sind die beiden ursprünglichen Ladeanreize a_2 und a_3 am günstigsten. Dort wird also priorisiert geladen. Durch die Multiplikation des Ladeanreizes mit der Gewichtung ist es nun aus Sicht des Algorithmus günstiger die Zeitsegmente mit den adaptierten Ladeanreizen $a_{g,3}$ und $a_{g,5}$ zu priorisieren. Durch die Verzögerung des Vollladens wird der durchschnittliche SoC reduziert, was damit zu einer Schonung der Batterie führt. Δa_{min} beschreibt die kleinste Differenz aller Kombinationen der Ladeanreizwerte.

Der nächste Schritt umfasst nun die exakte Bestimmung der Geradengleichung der Gewichtungsfunktion auf Basis der Ladeanreizfunktion. Ist die Alterung der Traktionsbatterie noch nicht weit fortgeschritten und damit noch keine Schonung nötig, so darf die Gewichtung keinen Einfluss auf den Ladeverlauf berechnen aus den ursprünglichen Lade-

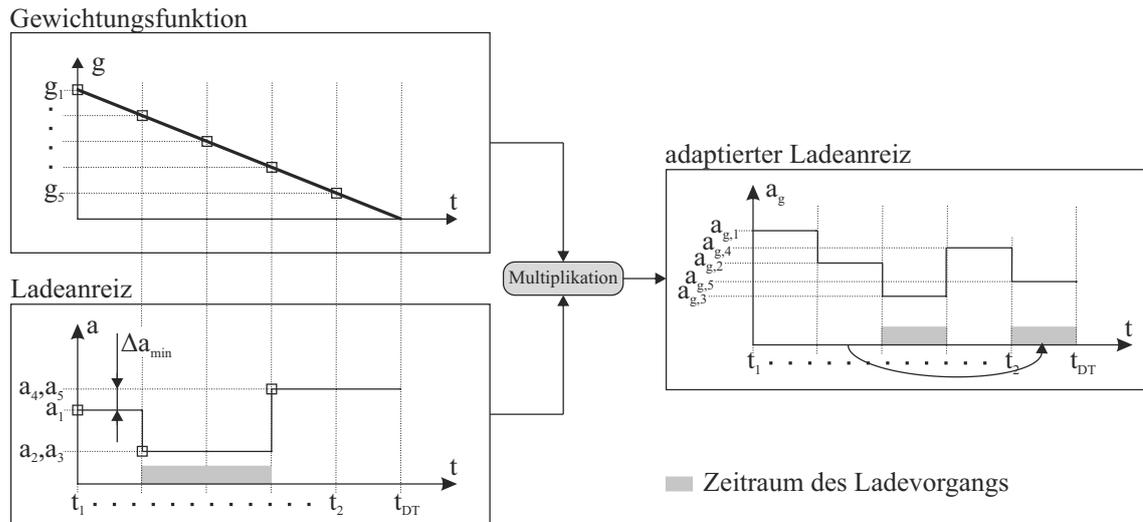


Abbildung 5.17: Einfluß der Gewichtungsfunktion auf den Ladeanreiz

anreizen haben. Die Priorisierung, also Laden nach dem billigsten Ladeanreiz, darf mit der initialen Multiplikation von Ladeanreiz und Gewichtung nicht verändert werden. Es ist also nötig einen definierten Startpunkt der Ladeadaption zu finden.

In Abbildung 5.18 ist die Verschiebung des Ladeanreizpaares a_3 und a_4 durch die Gewichtungsfunktion genauer beschrieben. Durch die Multiplikation mit der Gewichtungsfunktion verringert sich die ursprüngliche Differenz Δa_{34} zwischen a_3 und a_4 auf $\Delta a_{g,34}$. Damit steigt die Priorität des adaptierten Anreizes $a_{g,4}$ gegenüber $a_{g,3}$. Um die ursprüngliche Priorisierung beizubehalten, muss die Gewichtungsfunktion so gewählt werden, dass in diesem konkreten Beispiel die Differenz $\Delta a_{g,34} = 0$ nicht unterschreitet. Wäre $\Delta a_{g,34} < 0$, so hätte sich die Reihenfolge der Priorität verändert.

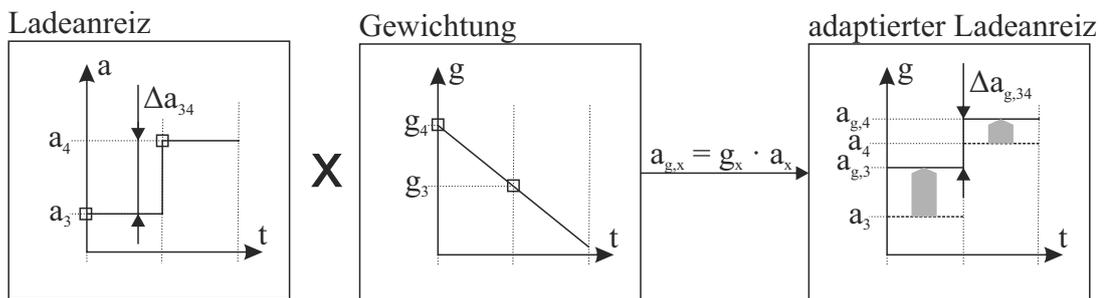


Abbildung 5.18: Verschiebung der Ladeanreizpriorität aufgrund der Gewichtung

Mit diesem Prinzip kann die maximale Gewichtung g_{max} anhand der kleinsten Differenz aller Kombinationen der Ladeanreize Δa_{min} ausgelegt werden. Im Beispiel aus Abbildung

5.17 wird

$$g_{max} = \frac{a_4}{a_1} \quad \text{mit} \quad \Delta a_{min} = a_4 - a_1$$

berechnet. Mit der Steigung

$$m_g = \frac{(g_{max} - g_{min})}{t_{DT}}$$

ergibt sich die Geradengleichung für die Gewichtungsfunktion

$$g(t) = -t \cdot m_g + g_{max}.$$

Somit kann für jedes Zeitsegment t_x eine Gewichtung $g_x = g(t_x)$ berechnet werden. Die damit bestimmte Gewichtungsfunktion verändert für keine der möglichen Ladeanreizkombinationen die Priorität für den Algorithmus zur Ladeverlaufsberechnung. Es ist also ein definierter Ausgangspunkt zur folgenden weiteren Adaption des Ladevorgangs gefunden. Die Adaption erfolgt anhand einer Regulierungsgröße, welche im nächsten Kapitel eingeführt wird.

5.3.2 Adaption des Ladevorgangs

Im folgenden Abschnitt wird eine Regulierungsgröße r eingeführt, welche dazu dient den Einfluss der einzelnen Gewichte auf den Ladeanreiz zu regeln. Das vorige Kapitel beschreibt die Wirkungsweise einer Gewichtung g auf einen Ladeanreiz a und legt einen definierten Ausgangspunkt auf Basis der übermittelten Tariftabelle fest. Um nun je nach Zustand der Batterie den Vollladezeitpunkt Richtung Abfahrtszeit zu verschieben und damit den durchschnittlichen Ladezustand zu reduzieren, muss anhand der Regulierungsgröße r die Stärke der Gewichtung regelbar sein.

Abbildung 5.19 zeigt die Ladeanreizfunktion aus Kapitel 5.3.1, welche mit der Regulierungsgröße r zu einer neuen Ladeanreizfunktion a_r addiert wird. Jeder Eintrag des Ladeanreizes wird dabei mit dem gleichen Wert r addiert. Die Priorisierung in Richtung Abfahrtszeit erfolgt jedoch durch die Gewichtungsfunktion g , da der Wert von g mit zunehmendem Index x bzw. der Zeit t abnimmt. Somit ist g monoton fallend. Wird nun jeder Wert $a_{r,x}$ mit dem Index x des neuen Ladeanreizes a_r mit jedem Wert g_x mit dem Index x der Gewichtungsfunktion g multipliziert, ergibt sich eine Priorisierung in Richtung Abfahrtszeit. Je größer r gewählt wird, desto geringer ist der Einfluss der ursprünglichen Ladeanreizfunktion a auf den resultierenden Ladeanreiz a_r . Gleichzeitig wird der Einfluss von g auf a_r größer, da lediglich a von r beeinflusst wird, die Gewichtungsfunktion jedoch unverändert bleibt. Mit dem neuen Ladeanreiz

$$a_{r,x} = a_x + r$$

und der Gewichtungsfunktion $g(t_x)$ wird der adaptierte Ladeanreiz

$$a_{g,x} = (a_x + r) \cdot g_x$$

für den Index x berechnet. Der Verlauf von a_g ist bei maximalem r aufgrund der Gewichtung g monoton fallend. Damit sind ursprüngliche Minima von a dem monoton fallenden Verlauf von g in der neuen Ladeanreizfunktion a_g gewichen. Der letzte Wert von a_g ist somit bei maximalem r der niedrigste und alle anderen folgen zunehmend.

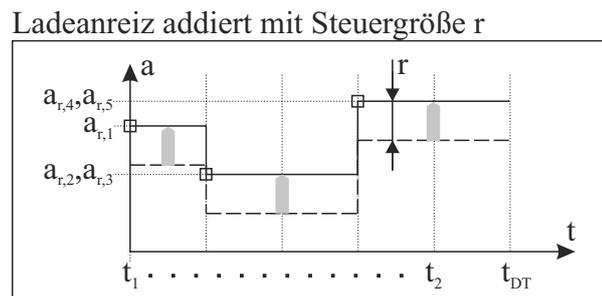


Abbildung 5.19: Addition der Regulierungsgröße r mit dem Ladeanreiz a

Ziel der Adaption des Ladeanreizes ist es, eine regelbare Verschiebung des Ladeverlaufs in Richtung Abfahrtszeit zu erreichen. Mithilfe der Regulierungsgröße r kann der Einfluss der Gewichtung auf die Ladeanreizfunktion ausgehend vom initialen Ausgangspunkt kontinuierlich erhöht werden. Um zu erreichen, dass sich der Ladeverlauf verschiebt, müssen nach Adaption des Ladeanreizes durch die Gewichtung und die Regelgröße zum Beispiel die Werte $a_{g,4}$ und $a_{g,5}$ in Abbildung 5.17 einen geringeren bzw. gleichen Wert aufweisen als $a_{g,2}$ und $a_{g,3}$. Um die Priorität allgemein von der Stelle x_k nach x_m zu verschieben, wird mit der Bedingung

$$a_{g,x_k} = a_{g,x_m}$$

und dem Zusammenhang 5.3.2 die Stellgröße

$$r_{x_k,x_m} = \frac{a_{x_k}g_{x_k} - a_{x_m}g_{x_m}}{g_{x_m} - g_{x_k}}$$

für die Verschiebung von x_k nach x_m berechnet. Somit ist es möglich für jede Kombination die entsprechende Regulierungsgröße zu berechnen. Daraus ergibt sich die Regulierungsmatrix M_r in Abbildung 5.20. Da nicht alle Kombinationen wie zum Beispiel $[b, c]$ zu einer tatsächlichen Verschiebung der Ladekurve führen, müssen diese gefiltert werden. Diese Kombinationen sind in der Matrixdarstellung in Abbildung 5.20 mit einem dunkelgrauen Balken markiert. Anhand der Zeitsegmente, in denen geladen wird, können die relevanten Regulierungsgrößen bestimmt werden. Diese Kombinationen sind schwarz umrandet.

In diesem Beispiel führt die Stellgröße r_{be} zur Verschiebung eines Ladesegments von $[b]$ zu $[e]$. Für jeden Eintrag des Regulierungsvektors \vec{r} muss der Ladeverlauf neu berechnet werden, da sich die Prioritäten der einzelnen Segmente des Ladeanreizes geändert haben.

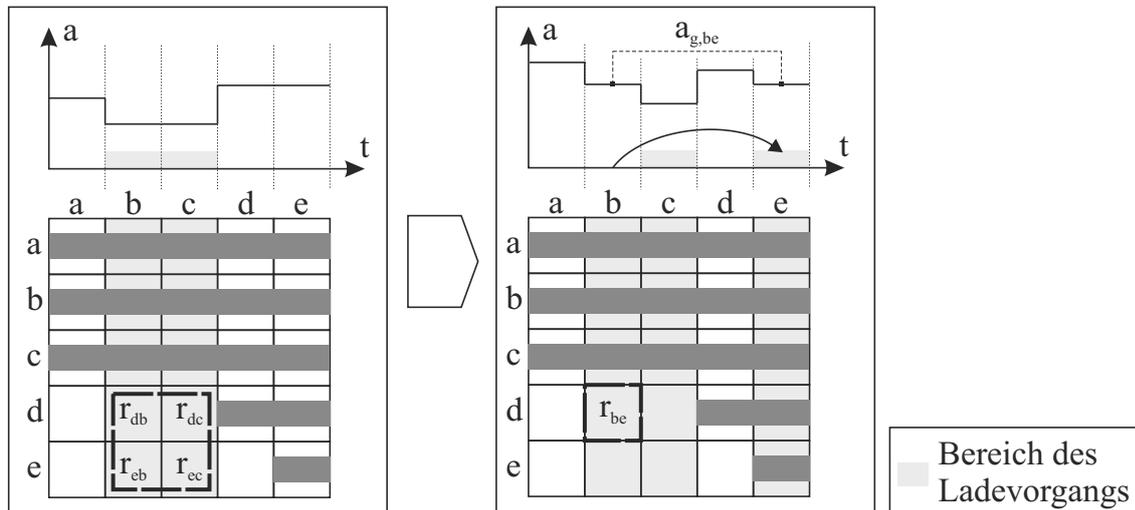


Abbildung 5.20: Regulierungsmatrix M_r aus Regulierungsgrößen der Ladeanreizkombinationen

Alle relevanten Regulierungsgrößen werden in einem Vektor \vec{r} abgelegt. Jeder dieser Einträge führt zu einer Verschiebung eines Ladesegments in Richtung Abfahrtszeit. Mit diesem Verfahren kann jeder Verlauf eines Ladeanreizes, sofern er aus mehr als einem Zeitsegment besteht, analysiert und adaptiert werden.

Die Dimensionen der Regulierungsmatrix $M_r = M(n \times n)$ sowie des Regulierungsvektors \vec{r} entsprechen der Anzahl n der Zeitsegmente, wie die grafische Darstellung der Matrix in Abbildung 5.20 zeigt. Da die Anzahl der Zeitsegmente nur durch die vorhandene Rechenleistung limitiert ist, wird die Dimension von Regulierungsmatrix und -vektor auf 8 Einträge begrenzt. Mit größer werdender Dimension steigt auch die notwendige Rechenleistung im Fahrzeug. Die Dimension $n = 8$ hat sich aus Erfahrungswerten während der Verifikation des Verfahrens anhand der Simulationsumgebung und in ersten Implementierungsversuchen in ein Steuergerät ergeben. Darauf wird in Kapitel 5.4 näher eingegangen. Werden die Einträge des Regulierungsvektors \vec{r} auf den Zustand der Batterie bezogen, kann damit eine altersspezifischen Adaption des Ladeverlaufs anhand einer Tariftabelle vorgenommen werden. Je größer die Regulierungsgröße $r_{k,m}$, desto stärker ist der Einfluss der Gewichtungsfunktion g auf die Ladeanreizfunktion a und je später wird der Zeitpunkt der Vollladung erreicht. Dieses Vorgehen wird anhand der Simulationsumgebung näher

erläutert. Die Einträge des Regulierungsvektors

$$\vec{r} = \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 & r_4 & r_5 & r_6 & r_7 & r_8 \end{bmatrix}$$

entsprechen somit einer Schonung von 0% bis 100%. Diese Schonungsskala wird in dieser Arbeit **BatteryProtectionIndex** oder BPI genannt und dient als zentrale Größe zur Steuerung der Batterieschonung. Die Schonung bezieht sich auf keinen Absolutwert sondern immer auf die ursprüngliche Ladeanreizfunktion. Wird der Vollladezeitpunkt schon durch eine entsprechende Ladeanreizfunktion erst zur Abfahrtszeit erreicht, so wäre bei einem BPI = 1 schon die maximal mögliche Schonung erreicht, da es in diesem Fall keine weiteren Abstufungen geben kann.

Anwendungsbeispiel

Im Folgenden soll Anhand des Ladeanreizes

$$A = \begin{bmatrix} 0 & P_L & a_1 \\ 50 & P_L & a_2 \\ 70 & P_L & a_1 \\ 100 & P_L & a_3 \\ 130 & P_L & a_1 \\ 170 & P_L & a_4 \\ 230 & P_L & a_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 22000 & 15 \\ 50 & 22000 & 9 \\ 70 & 22000 & 15 \\ 100 & 22000 & 7 \\ 130 & 22000 & 15 \\ 170 & 22000 & 10 \\ 230 & 22000 & 15 \end{bmatrix}$$

beispielhaft die Adaption durch den Regulierungsvektor \vec{r} aufgezeigt werden. In Abbildung 5.21 sind für den Ladeanreiz A vier Ladeverlaufsberechnungen mit unterschiedlichem BPI durchgeführt worden. Jedes Zeitsegment hat eine Dauer von $\Delta t_x = 3 \text{ min}$. Im oberen Teil jedes Quadranten ist der ursprüngliche Ladeanreizverlauf gestrichelt sowie der adaptierte Ladeanreiz mit durchgezogener Linie dargestellt. Zusätzlich gibt eine waagerechte dünne Linie den Ladeanreizwert $a_{g,DT}$ zum Zeitpunkt der Abfahrtszeit t_{DT} an. Damit wird verdeutlicht, wie die Priorität dieses Zeitsegments zunimmt, also günstiger wird. Der untere Teil jedes Quadranten zeigt den Verlauf des Ladezustands SoC und der Ladeleistung P_L .

Abbildung 5.21 (a) zeigt den Ausgangszustand des adaptierten Ladeanreizes. Die Gewichtungsfunktion ist mit der ursprünglichen Ladeanreizfunktion multipliziert worden, jedoch führt dieser initiale Schritt zu keiner Veränderung der Priorisierung im Bezug auf die ursprüngliche Ladeanreizfunktion. Es wird zu den günstigsten Zeiten geladen. In Quadrant (b) und (c) wird der BPI bzw. die Steuergröße erhöht, wodurch der Einfluss der Gewichtungsfunktion auf den ursprünglichen Ladeanreiz weiter zunimmt. Der Ladeverlauf

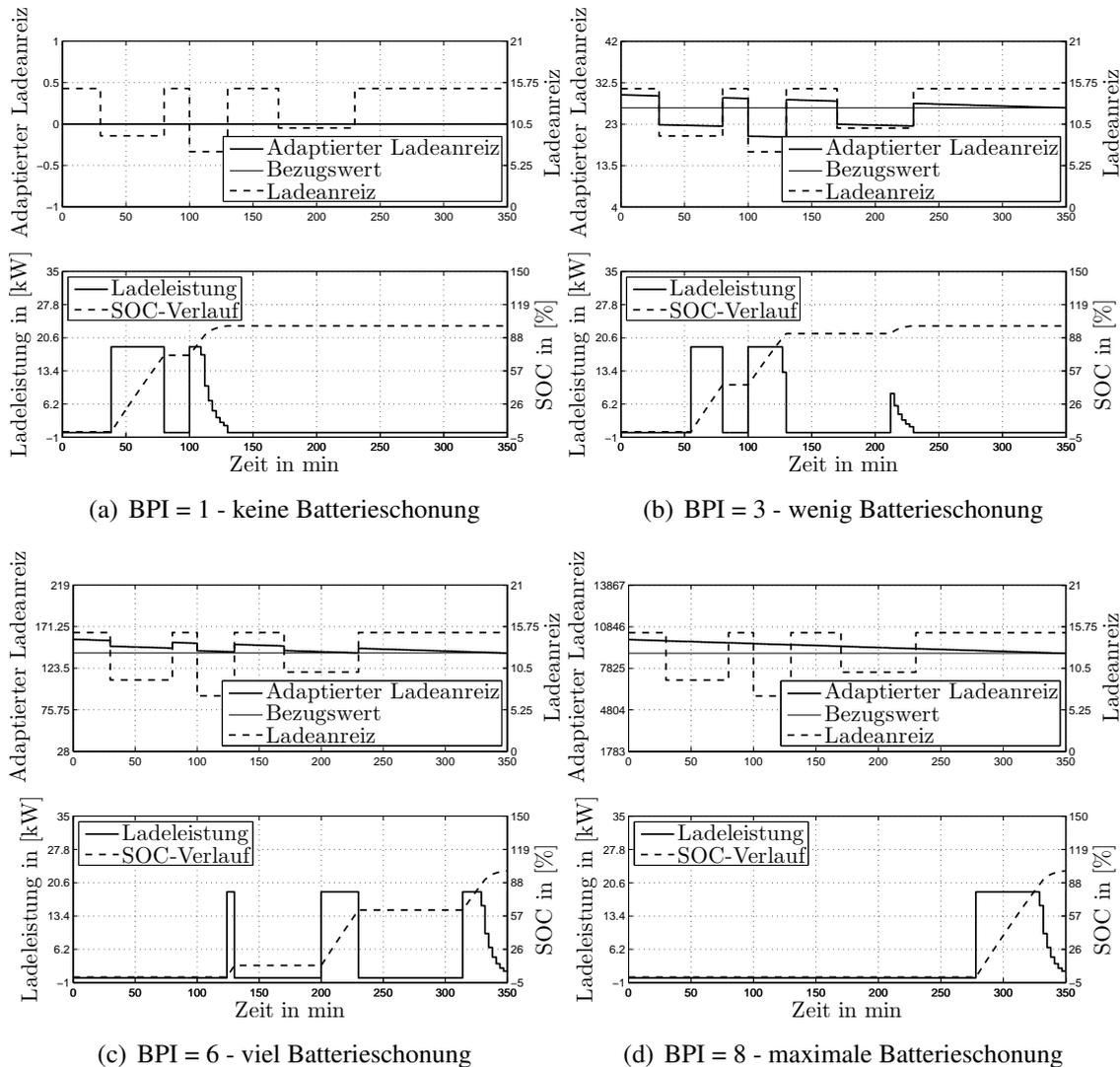


Abbildung 5.21: Adaptierter Ladeverlauf einer alternden Batterie auf Basis eines Ladeanreizes

verschiebt sich damit zunehmend in Richtung Abfahrtszeit. In Quadrant (d) wird maximal geschont und somit kommt der ursprünglichen Ladeanreizfunktion keine Bedeutung mehr zu, sondern ausschließlich der Gewichtungsfunktion. Das letzte Zeitsegment besitzt nun die höchste Priorität und der Ladezustand weist den geringsten Ladezustand gemittelt über Δt_{DT} auf.

5.4 Simulation auf Basis realer Fahrdaten

Um das in dieser Arbeit vorgestellte Verfahren zur Ladeoptimierung anhand einer realistischen Alterung der Traktionsbatterie unter fahrzeugnahen Bedingungen fahrzeugextern zu verifizieren und zu parametrieren, ist eine Simulationsumgebung nach dem prinzipiellen Aufbau aus Abbildung 5.22 in MATLAB/Simulink entwickelt worden. Im Folgenden werden die einzelnen Schritte aus Abbildung 5.22 beschrieben.

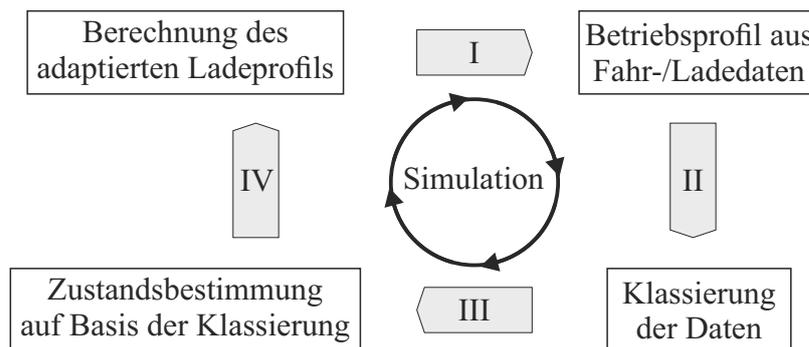


Abbildung 5.22: Grundlegender Aufbau der Simulationsumgebung

In Schritt I wird anhand des hier gezeigten Verfahrens und der beschriebenen Modelle in Kapitel 5.1 ein Ladeverlauf berechnet, welcher mit realen Fahrdaten zu einem Betriebsprofil kombiniert wird. Das Profil deckt einen bestimmten Zeitraum, wie zum Beispiel einen Tag realer Nutzung des Fahrzeugs, ab. Diese Daten werden in Schritt II klassiert und in einer Datenmatrix, welche in Kapitel 5.4.2 genauer erläutert wird, gespeichert. Schritt III gewichtet die Anzahl der Einträge in jedem Feld der Matrix und summiert diese auf, um daraus einen Kapazitätsverlust anhand der erfahrenen Belastung aufgrund des Betriebsprofils zu bestimmen. Schritt IV gibt den bisherigen Kapazitätsverlust an den Berechnungsalgorithmus zurück, welcher die ursprüngliche Ladeanreizfunktion anhand des Kapazitätsverlustes adaptiert. Damit kann innerhalb der Berechnung des Ladeverlaufs anhand des adaptierten Ladeanreizes ein batterieschonender Einfluss auf die Ladeverlaufsberechnung genommen werden. Das definierte Betriebsprofil wird während der Simulation so lange durchlaufen, bis eine bestimmte Laufleistung erreicht ist. Das Betriebsprofil ist während der Simulation nicht statisch, sondern kann durch wechselnde Ladeanreizfunktionen angepasst werden. Somit kann der Schonungsalgorithmus auf diese Bedingungen getestet werden. Das Verfahren bezieht sich ausschließlich auf die Batteriekapazität als Maß für den Zustand der Batterie und verwendet keine Informationen über den Innenwiderstand. Zum Zeitpunkt der Arbeit konnte noch keine klare Aussage zu realen Alterungstests bezüglich des Innenwiderstands gemacht werden, da diese noch nicht

abgeschlossen waren.

Ziel dieser Simulationsumgebung ist es nicht eine absolute Aussage über den Verlust von Kapazität anhand bestimmter Fahrprofile zu machen, sondern viel mehr eine Möglichkeit darzustellen, das entwickelte Verfahren in einer fahrzeugnahen Simulationsumgebung zu testen und zu parametrieren sowie den fortschreitenden Kapazitätsverlust einer unter realer Benutzung stehenden Fahrzeugbatterie nachzubilden. Das Verfahren muss selbstständig und ohne Eingriffe mit wechselnden Ladeanreizfunktionen umgehen können und, unabhängig von der Ladeanreizfunktion, die gewünschte Restkapazität zu einer bestimmten Laufleistung im Rahmen der Möglichkeiten einer adaptierten Ladekurve gewährleisten. Hierzu ist es nötig die Alterung einer Fahrzeugbatterie auf Basis realer Daten und eines definierten, adaptierbaren Ladeverlaufs nachzubilden. Ob das Alterungsverhalten identisch ist mit real gemessenen Felddaten, ist nicht Gegenstand dieser Arbeit und kann für einen gesamten Lebenszyklus aufgrund der hohen Varianz an Fahrertypen, Ladeanreizfunktionen und Umwelteinflüssen nicht eindeutig geklärt werden. Eine Schonung der Traktionsbatterie erfolgt hierbei ausschließlich durch Anpassen der Ladekurve, während die Fahrdaten nicht verändert werden können.

5.4.1 Messdaten aus Fahrzeugerprobungen

Um auf Basis einer realistischen Datengrundlage die Restkapazität der Batterie zu bestimmen, sind neben einer korrekten Berechnung der Ladekurve reale Fahrdaten notwendig. Diese Daten stammen aus Erprobungsfahrten einer Baureihe mit rein elektrischem Antrieb. Die hier verwendeten Daten umfassen folgende Signale:

Tabelle 5.2: Erfasste Signale realer Fahrdaten und deren Abtastfrequenz

Signal	Abtastfrequenz
Zeitstempel t	1Hz / 10Hz
Batteriespannung U_{batt}	10Hz
Batteriestrom I_{batt}	10Hz
Ladezustand SoC	10Hz
Batterietemperatur T_{batt}	1Hz
Kilometerstand odo	1Hz

Jedes Signal hat seinen eigenen Zeitstempel, daher tritt t mit 1 und 10 Hz auf. Diese Daten wurden mit im Fahrzeug verbauter Messtechnik aufgezeichnet. Auf die Konfiguration der Messtechnik konnte im Rahmen der Arbeit kein Einfluss genommen werden.

Der Klassierungsvorgang der Daten in der Simulationsumgebung entspricht dem gleichen Softwaremodul, welches in den bereits erwähnten Erprobungsfahrzeugen eingesetzt wird. Um eine einfache Integration des in dieser Arbeit vorgestellten Verfahrens in eine Fahrzeugsoftware zu ermöglichen, wird dieses Modul nicht geändert. Damit ergibt sich für die Klassierung eine Abtastrate von 20 Hz. Diese Konfiguration wird mit den gleichen Abtastraten in der Erprobung von den hier verwendeten Fahrzeugen eingesetzt. Basierend auf Erfahrungswerten wird damit eine Genauigkeit erreicht, welche entsprechend der Klassengrenzen den Verlauf und die daraus resultierende Belastung der Messdaten korrekt wiedergibt.

Die Fahrprofile, welche in der Simulationsumgebung in Kombination mit der berechneten Ladekurve als Betriebsprofile zu einer Alterung der Batterie führen, sind auf Autobahn, Landstraße und in der Stadt erstellt worden. Auf die Art und Weise, wie das Fahrzeug bewegt wurde, konnte während dieser Arbeit kein Einfluss genommen werden. Im Vordergrund stand die beschleunigte Alterung der Traktionsbatterie und anderer Hochvoltkomponenten.

5.4.2 Klassierung und Bewertung der Belastungen

Voraussetzung für die Adaption des Ladeverlaufs ist den aktuellen Zustand der Traktionsbatterie zu kennen. Hauptfokus dieser Arbeit liegt auf der Reduktion von Ladezustand und Temperatur gemittelt über der Lebensdauer, um damit der kalendarischen Alterung der Traktionsbatterie entgegenzuwirken. Auf Basis bereits im Fahrzeug erprobter Algorithmen zur Erfassung von Belastungen, werden die generierten Daten aus berechneter Ladekurve und realem Fahrprofil aus der Simulationsumgebung klassiert. Teil dieser Arbeit ist es, eine Schnittstelle zu dem bereits vorhandenen Klassierungsalgorithmus zu definieren und innerhalb der Simulationsumgebung umzusetzen. Die Verwendung des bereits in Serienfahrzeugen erprobten Klassierungsalgorithmus erleichtert eine spätere Umsetzung des Verfahrens auf Basis dieser Klassierung.

Abbildung 5.23 zeigt das prinzipielle Vorgehen des Klassierungsalgorithmus. Die Abtastfrequenz ist bestimmt durch $\Delta t_k = t_{x+1} - t_x$. Für jeden Abtastzeitpunkt werden die Werte in der entsprechenden Klasse des Kollektivs gespeichert. In Abbildung 5.23 links ist beispielhaft der Verlauf von SoC und T_{batt} während eines Ladevorgangs abgebildet. Der Ladevorgang beginnt zum Zeitpunkt t_{BoC} . Zum Zeitpunkt t_x und t_{x+1} werden die Werte T_{batt} und SoC abgetastet. Je nach Klassierung des Kollektivs auf der rechten Seite werden Abtastvorgang I und II in die jeweilige Klasse einsortiert sowie in der entsprechenden Klasse um einen Zähler hochgezählt. Dabei schädigen hell eingefärbten Bereiche die

Komponente stärker als dunkel eingefärbte.

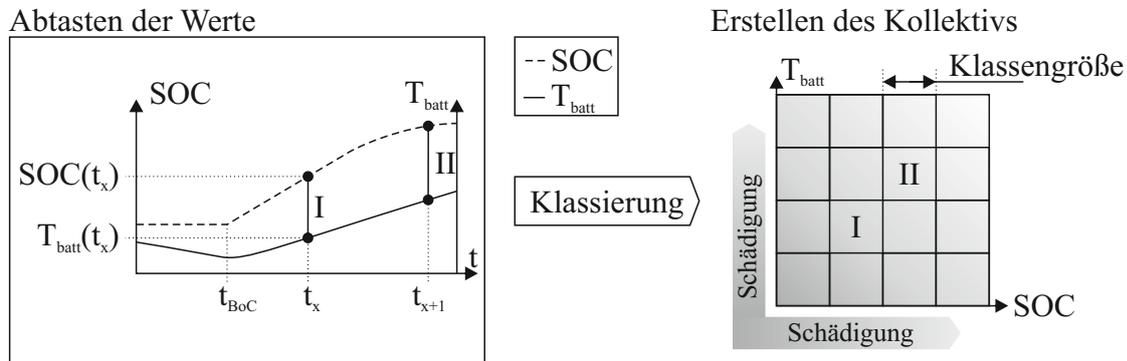


Abbildung 5.23: Prinzip des Klassierungsalgorithmus

Abbildung 5.24 zeigt ein grafisch ausgewertetes Kollektiv und seinen Schwerpunkt. Die klassierten Komponentenzustände umfassen Temperatur und Ladezustand. Der Schwerpunkt eines Kollektivs bezieht sich auf die Anzahl der Einträge jeder Klasse und gibt den Mittelwerte der Einträge bezogen auf die Fläche wieder. Nimmt die Belastung der Komponente ab, so bewegt sich der Schwerpunkt des Kollektivs in Richtung eines weniger schädigenden Bereichs der Klassierungsmatrix. Der Schwerpunkt hat keine technische Bedeutung sondern dient lediglich zum besseren Verständnis sowie zum besseren Vergleich unterschiedlicher Kollektivverteilungen.

Das hier gezeigte Kollektiv entspricht also einer moderaten Belastung. Die hier klassierten Komponentenzustände bewegen sich zu großem Teil zwischen 20 und 40 °C. Die Hauptanteile des durchschnittlichen SoCs liegen bei über 90%, zwischen 60 und 70% sowie unter 30%.

Die Klassierung der schädigenden Größen erlaubt es über der gesamten Lebensdauer einer Komponente einen Fingerabdruck über deren erfahrene Belastung zu erstellen. Somit kann während der Simulation zu jedem Zeitpunkt eine Aussage über den aktuellen Zustand der Komponente getroffen werden.

Um das Kollektiv auswerten zu können, müssen die einzelnen Klassen und deren Zählerstände gewichtet und in eine physikalische Größe umgerechnet werden. Die dafür notwendigen Gewichtungsfaktoren sind auf einen definierten Zeitraum bezogen und entsprechen zum Beispiel einem bestimmten Kapazitätsverlust pro Sekunden. Die Einträge in einem Kollektiv ergeben eine Verweildauer der Komponente in der entsprechenden Klasse. Für jeden Kollektiveintrag wird die Anzahl der Einträge mit dem entsprechenden Gewichtungsfaktor multipliziert und somit für jede Klasse ein Kapazitätsverlust bestimmt. Diese werden zu einem Gesamtkapazitätsverlust aufsummiert. Im Falle des in Abbildung

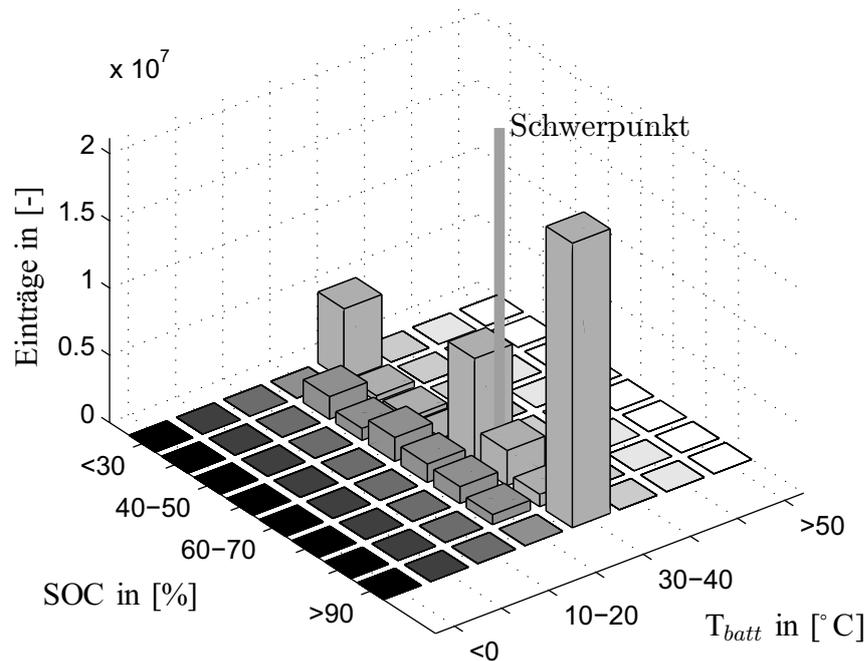


Abbildung 5.24: Beispiel eines SoC-Temperatur Kollektivs

5.24 gezeigten Batteriekollektivs $SoC - T_{batt}$ erfolgt die Definition der einzelnen Gewichtungsfaktoren anhand von Belastungstests des Batteriezulieferers, worauf hier aufgrund von Geheimhaltungsrichtlinien nicht genauer eingegangen werden kann.

Mit Hilfe dieser Datenklassierung kann ressourcenschonend die erfahrene Belastung eines kompletten Lebenszyklus erfasst werden. Die zu klassierenden Daten werden im Rahmen der Simulationsumgebung in Form von Betriebsprofilen generiert. Im folgenden Abschnitt steht die Erstellung dieser Datengrundlage für das Kollektiv bestehend aus Fahr- und Ladevorgang im Fokus.

5.4.3 Generierung realistischer Belastungsdaten

Die Traktionsbatterie unterliegt während des Fahr- sowie während des Ladevorgangs einer daraus resultierenden Belastung. Um einen realistischen Verlauf der Komponententalterung während eines Lebenszyklus zu generieren, muss die Datengrundlage den Lade- und vor allem den Fahrvorgang umfassen. Beides wird in Form eines Betriebsprofils im Rahmen der Simulationsumgebung kombiniert. Anhand der in Kapitel 5.1 gezeigten Modelle wird basierend auf einer Ladeanreizfunktion ein adaptierbarer Ladeverlauf berechnet. Das Betriebsprofil kombiniert diesen Ladeverlauf mit Daten von kundennah bewegten Fahrzeugen im Straßenverkehr. Werden die Daten des daraus entstandenen Betriebsprofils

klassiert, so spiegelt das Kollektiv die Benutzung des Fahrzeugs für die Laufleistung des Fahrprofils sowie des Ladevorgangs wieder. Dieser Vorgang kann, bis eine gewünschte Gesamtleistung oder bis 80% der Nennkapazität der Traktionsbatterie C_{nenn} erreicht ist, wiederholt werden. 80% von C_{nenn} entspricht der garantierten Kapazität nach einem bestimmten Zeitraum und wird hier als C_{min} bezeichnet. Wie groß der Zeitraum ist, bis die Laufleistung erreicht ist, hängt vor allem vom Nutzerverhalten ab. Im Rahmen der Simulation soll nicht erörtert werden, ob eine garantierte Kapazität nach zum Beispiel 10 Jahren noch vorhanden ist, sondern es soll ein realistisches Alterungsverhalten simuliert werden. Und da dies auf realen Fahrdaten basiert, dient als Bezugsgröße die Laufleistung L .

Abbildung 5.25 zeigt den Aufbau eines Betriebsprofils am Beispiel von SoC- und Leistungsverlauf, wie es in der Simulationsumgebung verwendet wird. Das Betriebsprofil wird aus Fahrdaten und einem Ladeverlauf zusammengesetzt. Die Schnittstelle zwischen den beiden Bereichen übergibt die Anfangsbedingungen bestehend aus Batterietemperatur sowie Ladezustand für den Start der Ladeverlaufsrechnung.

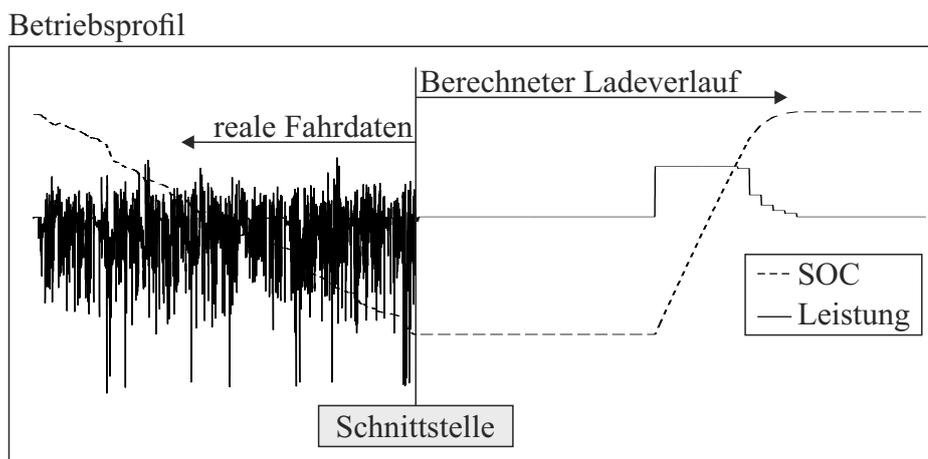


Abbildung 5.25: Aufbau eines Betriebsprofils am Beispiel von SoC- und Leistungsverlauf

Die Daten des Betriebsprofils werden klassiert und in einem Datenkollektiv gespeichert. Dieses Kollektiv entspricht der Kilometerlaufleistung der Daten des Fahrprofils und kombiniert die Belastungsdaten aus Lade- und Fahrprofil. In jedem Simulationsschritt wird dieser Vorgang wiederholt, bis der Zielwert erreicht ist. Dieser entspricht 80 % der Nennkapazität zu einer definierten Laufleistung L_{Ziel} . Während der Simulation wird dabei ständig überwacht, ob die Ladekurve adaptiert werden muss, um den Zielwert zu erreichen. Somit ist nicht nur eine realistische Datengrundlage vorhanden, sondern die fortschreitende Alterung der Batterie auf Basis realer Belastungsdaten kann ebenso simuliert wer-

den. Damit ist es möglich während des Alterungsprozesses schonend in die Ladestrategie einzugreifen und somit die grundlegenden Funktionen des Verfahrens anhand der Simulationsumgebung für den Einsatz in einem Fahrzeug zu verifizieren.

5.4.4 Implementierung des adaptiven Verfahrens in einer fahrzeugnahen Simulationsumgebung

In den vorigen Kapiteln sind die drei Bestandteile der Simulationsumgebung aus Abbildung 5.22 *Betriebsprofil*, *Datenklassierung* und *Zustandsbestimmung* erläutert worden. Das folgende Kapitel zeigt die Implementierung und den Ablauf der Simulationsumgebung im Detail. Die Hauptaufgabe besteht darin durch die Simulation einer realistischen Alterung der Traktionsbatterie eine fahrzeugnahe Testumgebung für das Verfahren darzustellen und es in diesem Rahmen bezüglich seiner grundlegenden Funktion zu verifizieren. Dies umfasst das selbstständige Adaptieren der Ladekurve entsprechend des Zustands der Batterie, um den Zielwert zu erreichen.

Abbildung 5.26 zeigt den Ablaufplan der Simulationsumgebung. Im ersten Schritt wird anhand von Ladeanreizfunktion und BPI mit dem Algorithmus aus Kapitel 5.2 ein Ladeprofil auf Basis der Ladeanreizfunktion errechnet. Dieses Profil entspricht zu Beginn der Simulation reinen Ladens nach Ladeanreiz, da die Traktionsbatterie noch nicht gealtert ist. Das dabei verwendete Softwaremodul ist bereits in Serienfahrzeugen erprobt. Das errechnete Ladeprofil wird im nächsten Schritt mit einem Fahrprofil zum Betriebsprofil kombiniert, woraus sich der Batteriezustand anhand der klassierten und gewichteten Daten berechnet. Durch eine Extrapolation der bisherigen Alterung und der zurückgelegten Laufleistung wird überprüft, ob mit diesem Schadensgradienten C_{min} zur Ziellaufleistung erreicht werden kann. Ist dies nicht der Fall, so wird der BPI erhöht und eine neue Ladekurve wird berechnet.

Während der Simulation kann eine neue Ladeanreizfunktion beliebig oft in die Simulation eingespeist werden. Anhand des prognostizierten Verlaufs der Restkapazität wird für die neue Ladeanreizfunktion eine BPI-Stufe bestimmt, welche den Schadensgradienten entsprechend des Zustands der Traktionsbatterie anpasst. Für jede neu übermittelte Ladeanreizfunktion muss der Ladeverlauf für alle BPI-Stufen berechnet werden. In Kombination mit dem Fahrprofil werden diese Daten für jede BPI-Stufe klassiert, um daraus den Restkapazitätsverlauf zu prognostizieren. Zur Reduktion des Rechenaufwands ist die Anzahl der BPI-Stufen auf acht begrenzt. Anhand erster Implementierungsversuche auf einem prototypischen Steuergerät konnte damit eine Rechendauer von weniger als 5 Mi-

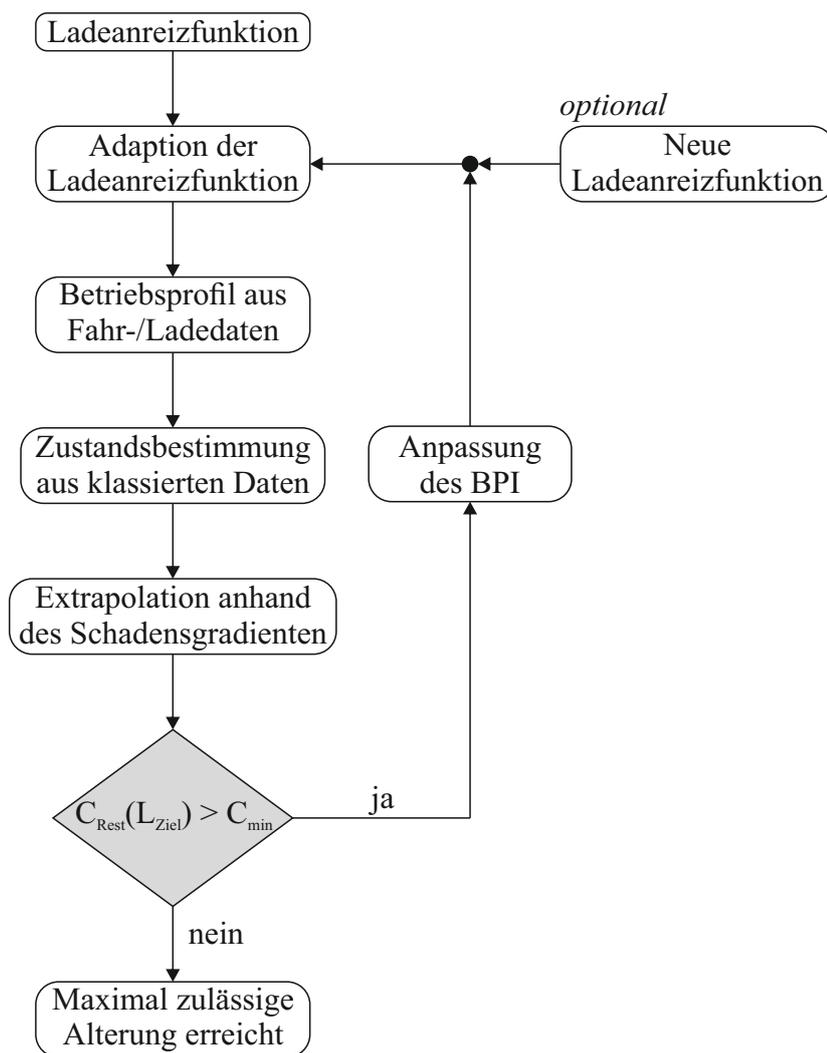


Abbildung 5.26: Ablauf eines Simulationsschrittes

nutzen erreicht werden.

Abbildung 5.27 zeigt den Verlauf der Restkapazität bis zur Laufleistung L . Es wird davon ausgegangen, dass die Restkapazität über der Laufleistung wie in Abbildung 5.27 dargestellt linear abnimmt. Dies ist insofern richtig, da sich das Fahrverhalten des realen Fahrzeugnutzers nach einer bestimmten Zeit wiederholt und der hier berechnete Kapazitätsverlust ausschließlich auf den klassierten Daten von Fahr- und Ladeprofil basiert. Die Größe von ΔL_r muss im realen Anwendungsfall im Fahrzeug anhand von Felddaten ermittelt werden. Im Fall der Simulationsumgebung entspricht ΔL_r der Laufleistung eines Fahrprofils. L_p gibt die prognostizierte Laufleistung mit der garantierten Kapazität

$$C_{min} = 0,8 \cdot C_{nenn}$$

unter Annahme des aktuellen Schadensgradienten

$$m_s = \frac{\Delta C_r}{\Delta L_r}$$

an. Der Schadensgradient m_s beschreibt den Kapazitätsverlust in Amperestunden über der Laufleistung in Kilometern und hängt direkt mit der Belastung aus dem generierten Betriebsprofil zusammen. Da über den Ladevorgang kein Einfluss auf die Fahrweise des Fahrzeugnutzer genommen werden kann, ist der BPI die einzige Stellgröße um den Betrag des Schadensgradienten zu reduzieren.

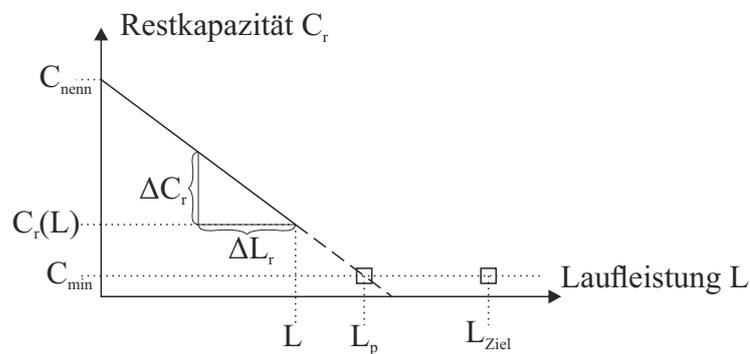


Abbildung 5.27: Definition des Schadensgradienten

In Abbildung 5.27 wird anhand des Schadensgradienten m_s prognostiziert, dass C_{min} vor der Ziellaufleistung L_{Ziel} erreicht wird. Um dem entgegenzuwirken, muss der BPI erhöht werden. Dadurch verliert die Ladeanreizfunktion gegenüber der Gewichtungsfunktion an Relevanz. Besteht die Ladeanreizfunktion aus einem Stromtarif, ist die Abdeckung von Zeiten billigen Stroms geringer als bei einem niedrigen BPI bzw. einer neuen Batterie. Ziel muss es sein, bei einem Ladevorgang eine möglichst hohe Abdeckung von Zeiten billigen Stroms zu erreichen und gleichzeitig C_{min} bei L_{Ziel} zu gewährleisten. Unter Berücksichtigung der Ladeanreizfunktion wird eine zulässige Alterung akzeptiert.

Da der Verlauf der Ladeanreizfunktion nicht vorhersagbar ist, muss das Verfahren für jede neu übermittelte Ladenreizfunktion C_{min} vor L_{Ziel} gewährleisten können. Um die Adaption des BPIs so zu wählen, dass der Zielwert am Ende des Lebenszyklus erreicht wird, muss für jede neu übermittelte Ladeanreizfunktion die Adaption über der gesamten Lebensdauer berechnet werden. Mit der hier entwickelten Simulationsumgebung ist dies zwar möglich, jedoch für den Einsatz in einem Fahrzeugsteuergerät zu aufwendig und würde zu einer mehrstündigen Verzögerung des Ladevorgangs führen. Es gibt durch den BPI zwar eine Stellgröße, welche den Ladevorgang schonend gestaltet, jedoch keinen Zusammenhang zwischen BPI-Stufe und der Laufleistung. Um anhand der BPI-Stufen die

Ladekurve über der gesamten Laufleistung korrekt adaptieren zu können, wird im Rahmen der Simulationsumgebung eine maximal mögliche Schädigung in Form eines Worst-Case Szenarios anhand der Dauerläuferdaten und einer definierten Ladeanreizfunktion ermittelt. Die daraus bestimmten maximalen und minimalen Schädigungsgradienten sind im Fahrzeug fest codiert und ergeben damit ein Betriebsfenster, im Rahmen dessen der Zielwert immer erreicht werden kann und welches unabhängig von der übermittelten Ladeanreizfunktion ist.

Definition eines Worst-Case Szenarios

Das Worst-Case Szenario muss so definiert sein, dass die Traktionsbatterie maximal belastet wird. Anhand der in Kapitel 3 vorgestellten Zusammenhänge erfolgt dies durch hohe Temperatur und hohen Ladezustand. Basierend auf diesen Kriterien ist zum einen das Fahrprofil mit der höchsten Durchschnittstemperatur und dem größten SoC-Hub aus den zur Verfügung stehenden Dauerläufer Fahrdaten ausgewählt worden. Zum anderen muss das Ladeprofil aufgrund der Ladeanreizfunktion zu einer maximalen Schädigung basierend auf den Kriterien in Kapitel 3 führen. Damit ergeben sich die in Tabelle 5.3 beschriebenen Parameter und die in Abbildung 5.28 dargestellte Ladeanreizfunktion.

Parameter	Wert	Begründung
Abfahrtszeit t_{DT}	600 min	Erfahrungswert
Ladeleistung P_L	22 kW	Entspricht maximaler Ladeleistung der Fahrzeuge, welche als Datengrundlage gedient haben
$t_{BoC} = t_{PI}$	-	Sofortiger Ladebeginn und damit höchster durchschnittlicher Ladezustand
Außentemperatur t_a	30°	Annahmen aus Fahrversuchen

Tabelle 5.3: Parametrierung des Worst-Case Ladeverlaufs

Diese Parameter sind hauptsächlich Erfahrungswerte und dienen als Beispiel zur Parametrierung des Simulationsablaufs. Wird das Verfahren in einem Serienfahrzeug umgesetzt, so müssen die Parameter des Worst-Case Szenarios aus Daten von bereits in Kundenhand befindlichen Fahrzeugen generiert werden. Es muss statistisch sichergestellt sein, dass das Worst-Case Szenario einem realen, maximalen Belastungsfall entspricht. Zum Zeitpunkt der Arbeit standen dem Autor nicht genügend aussagekräftige Daten aus in Kundenhand befindlichen Fahrzeugen zur Verfügung. Somit erfolgt die Validierung der Umsetzbarkeit

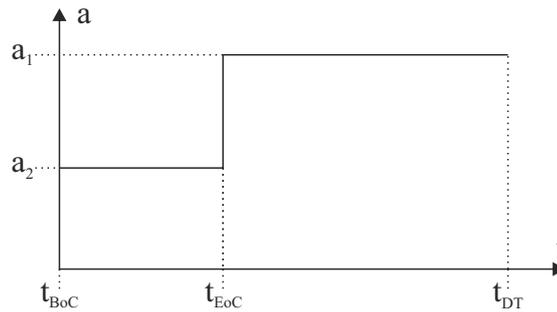


Abbildung 5.28: Darstellung des Worst-Case Ladeanreizes

des Verfahrens anhand der in Tabelle 5.3 und Abbildung 5.28 beschriebenen Erfahrungswerte, welche auf Erprobungsfahrten basieren

Definition eines Betriebsfensters

Erfolgt die Berechnung des Ladeverlaufs basierend auf der Ladeanreizfunktion in Abbildung 5.28, ergibt sich aufgrund des sofortigen Ladebeginns mit maximaler Leistung ein hoher durchschnittlicher SoC sowie eine hohe durchschnittliche Batterietemperatur. In Kombination mit einem maximal schädlichen Fahrprofil sowie einer hohen Außentemperatur wird daraus der größte mögliche Schädigungsgradient

$$m_{s,max} = \frac{\Delta C_1}{\Delta L_1} ,$$

wie in Abbildung 5.29 dargestellt berechnet. Erfolgt das Laden anhand dieses Szenarios mit maximaler Schonung, erhält man daraus den kleinsten Schädigungsgradient

$$m_{s,min} = \frac{\Delta C_2}{\Delta L_2}$$

dieses Szenarios. Unter diesen Annahmen gibt es keine größere Schädigung als $m_{s,max}$ und bei maximaler Schonung sind alle möglichen Schädigungsgradienten kleiner als $m_{s,min}$. Es kann zwar möglich sein, dass Schädigungsgradienten bestimmter Szenarios größer sind als $m_{s,min}$, jedoch nicht wenn die Schonung dieser Szenarios maximiert wird. Damit kann garantiert werden, dass es für jedes Szenario einen Schadensgradienten gibt, der es ermöglicht das Betriebsfenster über der Laufleistung einzuhalten. Mit Hilfe dieser Randbedingungen wird eine Schadensparabel p_s bestimmt. Unter Annahme eines Polynoms

$$y_p(x) = ax^3 + bx^2 + cx + d$$

dritten Grades und der vier Randbedingungen

$$\begin{aligned}y_p(x=0) &= C_{nenn} \\y_p(x=L_{Ziel}) &= C_{min} \\y'_p(x=0) &= m_{s,max} \\y'_p(x=L_{Ziel}) &= m_{s,min}\end{aligned}$$

können die Koeffizienten

$$\begin{aligned}\alpha &= \frac{-2 \cdot (C_{min} - C_{nenn})}{L_{Ziel}^3} - \frac{m_{s,max}}{L_{Ziel}^2} - \frac{m_{s,min}}{L_{Ziel}^2} \\ \beta &= \frac{3 \cdot (C_{min} - C_{nenn})}{L_{Ziel}^2} + \frac{2m_{s,max}}{L_{Ziel}} + \frac{m_{s,min}}{L_{Ziel}} \\ \gamma &= -m_{s,max} \\ \delta &= C_{nenn}\end{aligned}$$

der Schadensparabel aus Abbildung 5.29

$$p_s(L) = \alpha L^3 + \beta L^2 + \gamma L + \delta$$

bestimmt werden.

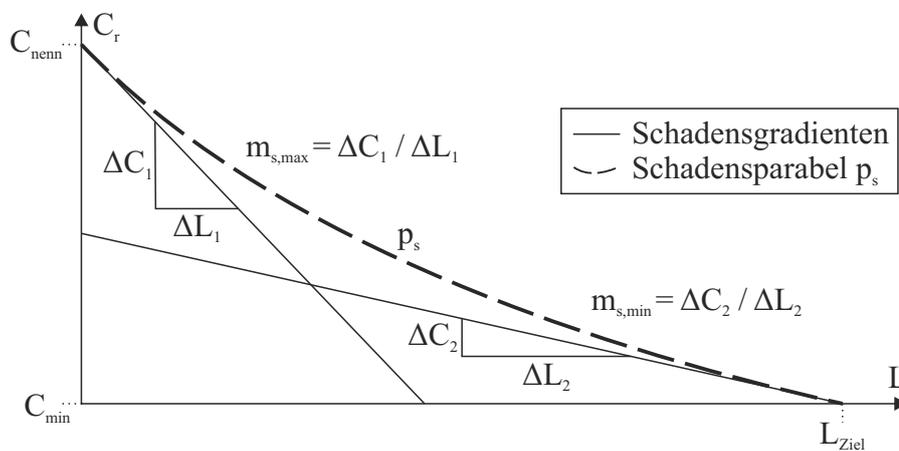


Abbildung 5.29: Definition der Schadensparabel anhand von $m_{s,max}$ und $m_{s,min}$ basierend auf einem Worst-Case Szenario

Alle Tangenten der Parabel p_s haben damit eine Steigung zwischen $m_{s,max}$ und $m_{s,min}$. Wird während der Adaption die Bedingung

$$C_r(L) \geq p_s(L)$$

eingehalten, so ist es über der gesamten Laufleistung L zu jeder Zeit möglich mit maximalem BPI, also kleinstem Schadensgradient m_s , die Ziellaufleistung L_{Ziel} mit $C_r(L_{Ziel}) = C_{min}$ zu erreichen. Damit definiert die Schadensparabel p_s ein Betriebsfenster, welches eine zusätzliche Schädigung durch eine Ladeanreizfunktion zwar in Kauf nimmt, jedoch den Zielwert gewährleistet.

Abbildung 5.30 zeigt das Worst-Case Szenario für minimale und maximale Schonung sowie die entsprechenden Schadensgradienten zur Bestimmung der Schadensparabel. Die obere Darstellung zeigt den Ladeverlauf für $BPI = 1$ bzw. $BPI = BPI_{min}$ und damit minimale Schonung. In diesem Fall wird direkt nach Ende des Fahrprofils geladen. Im zweiten Fall wird mit maximaler Schonung also $BPI = 8$ bzw. $BPI = BPI_{max}$ geladen, wodurch sich der Ladebeginn zum spätest möglichen Zeitpunkt hin verschiebt.

Für beide Fälle ist in der unteren Darstellung eine Gerade mit dem jeweiligen Schadensgradient abgebildet. Aus diesen beiden Geraden wird, wie in Abbildung 5.29 gezeigt, die Schadensparabel p_s bestimmt.

Auf Basis eines Worst-Case Szenarios ist in Form der Schadensparabel ein Betriebsfenster definiert, in dessen Rahmen die Schädigung des Ladevorgangs in Kombination mit einem Fahrprofil nie Werte erreicht, welche zu einer Alterung außerhalb des Betriebsfensters führen. Das Betriebsfenster ist dabei über der gesamten Laufleistung gültig. Gleichzeitig wird mit jeder neu übermittelten Ladeanreizfunktion die Adaption mit minimaler Schonung bzw. maximaler Abdeckung der Ladeanreizfunktion begonnen. Lässt es der bisherige Altersverlauf zu bzw. ist die noch verbleibenden Restkapazität größer als die Grenze definiert durch die Schadensparabel, wird rein nach Tarifen geladen. Damit wird zu aller erst die Ladeanreizfunktion priorisiert und Schritt für Schritt anhand der Schadensparabel adaptiert, bis eine ausreichende Schonung zur Erfüllung des Zielwerts gefunden ist. Der Verlauf der Schadensparabel gewichtet somit über der gesamten Lebensdauer hinweg die Priorisierung zwischen „Schonung“ und „Laden nach Tarifen“. Damit ist ein Bezug vom aktuellen Zustand der Batterie zur gesamten zulässigen Alterung der Traktionsbatterie während des Lebenszyklus hergestellt. Basierend hierauf kann die Ladeanreizfunktion so adaptiert werden, dass der Zielwert erreicht wird.

Das folgende Kapitel umfasst die Auswertungen und Ergebnisse aus der Simulationsumgebung. Hierbei wird näher auf das Verfahren im Rahmen einer fahrzeugnahen Umsetzung eingegangen sowie das Verhalten mit wechselnden Ladeanreizfunktionen untersucht.

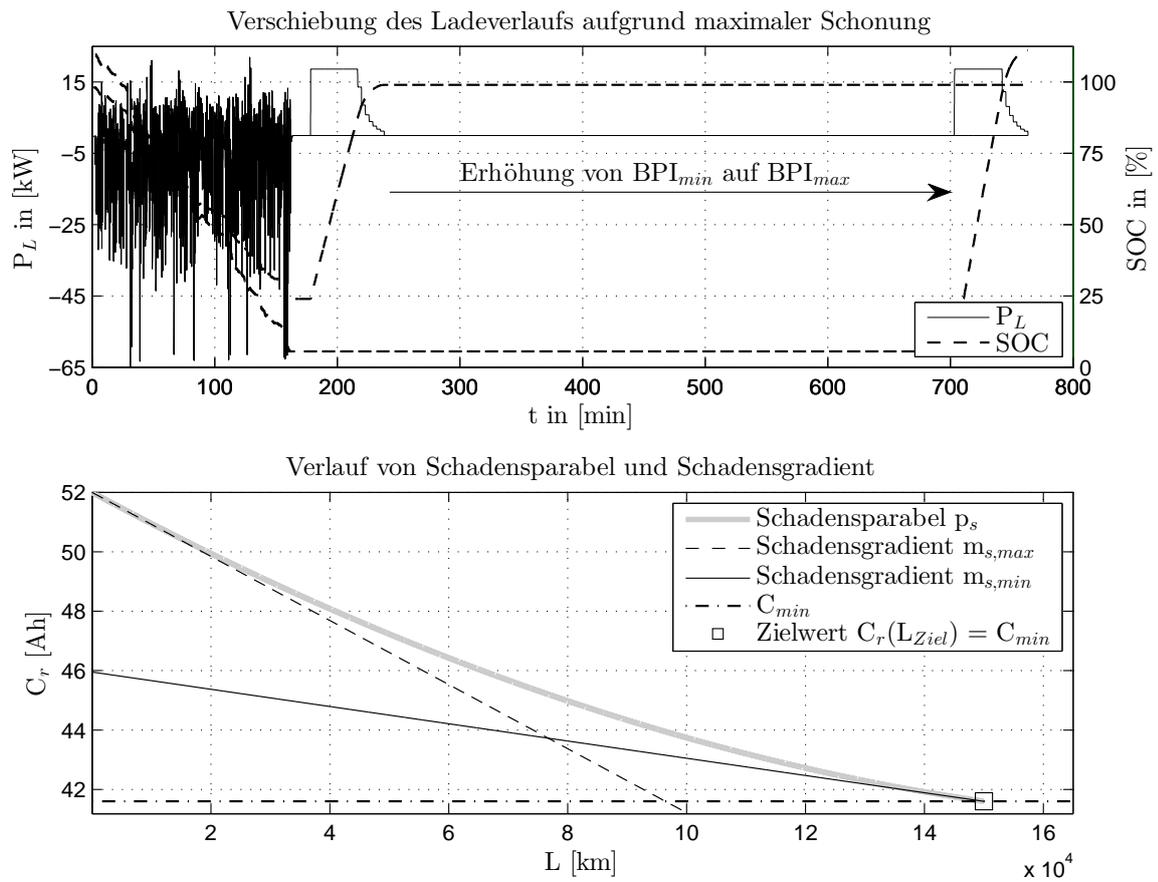


Abbildung 5.30: Verlauf des Worst-Case Szenarios bei maximalem und minimalem Schadensgradient

Kapitel 6

Auswertung und Ergebnisse

Das in dieser Arbeit vorgestellte Verfahren ist in eine Simulationsumgebung implementiert worden, um anhand einer simulierten Alterung der Traktionsbatterie den Funktionsnachweise des Verfahrens zu erbringen. Im Folgenden werden die Auswertungen und Ergebnisse vorgestellt.

In Kapitel 6.1 wird die zustandsabhängige Adaption des Ladevorgangs einer alternden Traktionsbatterie beschrieben. Dies erfolgt anhand einer schrittweisen Erhöhung der Priorität eines verzögernden Ladebeginns gegenüber der Ladeanreizfunktion. Auf Basis der Schadensparabel wird dabei die Stärke der Adaption ermittelt. Die Ladeanreizfunktion ist hierbei über der gesamten Laufleistung konstant. Anhand der kontinuierlichen Verzögerung des Ladebeginns und der damit einher gehenden Reduzierung des durchschnittlichen Ladezustands, wird die Verlagerung des Schwerpunkts der klassierten Daten beschrieben. Weiterhin erläutert das Kapitel den Einfluss eines verzögerten Ladebeginns auf den Temperaturverlauf und die damit zusammenhängenden Auswirkungen auf die Alterung der Traktionsbatterie.

Kapitel 6.2 umfasst eine Adaption des Ladeverlaufs bei wechselnder Ladeanreizfunktion, um zu zeigen, wie das Verfahren auf sich ändernde Bedingungen selbständig und ohne äußere Einflüsse reagiert. Dies ist vor allem im Hinblick auf den Einsatz in Kundenhand relevant, da hier auf Seiten des Fahrzeugherstellers nicht mehr eingegriffen werden kann und damit unabhängig von der übermittelten Ladeanreizfunktion eine frühzeitige Alterung vermieden werden soll.

6.1 Zustandsabhängige Adaption des Ladevorgangs

In diesem Kapitel wird das Verfahren im Rahmen der Simulationsumgebung an der in Abbildung 6.1 gezeigten Ladeanreizfunktion

$$A = \begin{bmatrix} t_1 & P_1 & a_1 \\ t_2 & P_1 & a_2 \\ t_3 & P_1 & a_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 22 & 10 \\ 60 & 22 & 5 \\ 160 & 22 & 10 \end{bmatrix}$$

erläutert. Der Zeitvektor \vec{t} ist in Minuten, der Ladeleistungsvektor \vec{P}_{AC} in Kilowatt und der Ladeanreizvektor \vec{a} einheitenlos angegeben. Die Werte von \vec{a} entsprechen keiner realen Größe, sondern dienen lediglich einer Priorisierung bestimmter Zeitbereiche. Zum Entstehungszeitpunkt dieses Dokuments lagen keine allgemeinen Angaben über die Größenordnung bzw. die Einheit von Ladeanreizfunktionen vor. Als Informationsquelle dient die ISO 15118 [29].

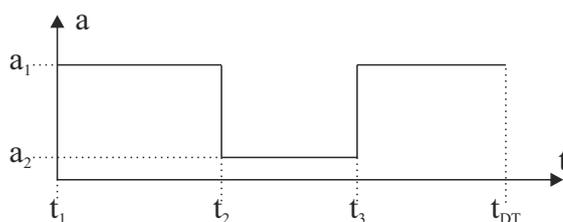


Abbildung 6.1: Verlauf der in diesem Kapitel verwendeten Ladeanreizfunktion

Im Folgenden werden für jede beschriebene BPI-Stufe zwei Abbildungen dargestellt. Die erste enthält zum einen das Betriebsprofil, welches den Fahrverlauf und die adaptierte Ladeanreizfunktion umfasst, sowie den Verlauf der Restkapazität. Die zweite Abbildung zeigt Ladezustand, Batterietemperatur und die daraus klassierte Datenmatrix. Anhand der klassierten Daten wird mit Hilfe der Gewichtungsfaktoren der bisherige Kapazitätsverlust berechnet.

Beginn des Lebenszyklus der Traktionsbatterie - BPI = 1

Der in Abbildung 6.2 gezeigte Zustand der Traktionsbatterie beschreibt den Beginn ihres Lebenszyklus. Die Laufleistung L liegt bei 103 km und die Restkapazität C_r entspricht $C_{nenn} = 52Ah$. Die Abbildung zeigt den Verlauf der adaptierten Ladeanreizfunktion und Batterieleistung für Fahr- und Ladeprofil sowie die aktuelle Restkapazität. Anfang und Ende des Ladeverlaufs liegen im Minimum der Ladeanreizfunktion und befinden sich damit zwischen den Werten t_2 und t_3 aus Abbildung 6.1. Da in diesem Alterszustand

der Traktionsbatterie die Schonung während der Berechnung des Ladeverlaufs nicht berücksichtigt wird, lädt das Fahrzeug genau in diesem Bereich der Ladeanreizfunktion. Ausschließlich die Ladeanreizfunktion beeinflusst den Ladeverlauf bei gutem Batteriezustand. Anhand der kombinierten Daten aus Ladeverlauf und Fahrprofil wird der Schadensgradient m_s und damit der prognostizierte Kapazitätsverlauf $C_{r,p}$ bestimmt. $C_{r,p}$ schneidet die Schadensparabel p_s im nächsten Adaptionspunkt wie Abbildung 6.2 zeigt. Wird die Laufleistung dieses Punktes erreicht, erfolgt eine Erhöhung des BPIs bis ein neuer Schnittpunkt gefunden ist.

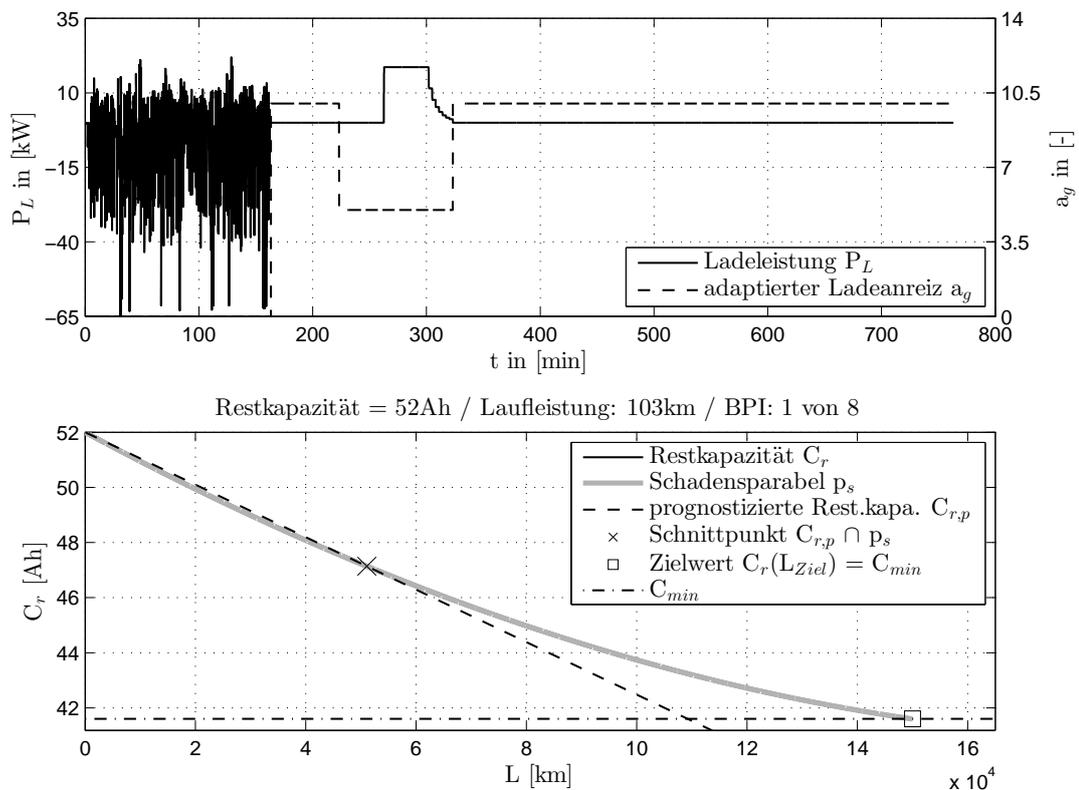


Abbildung 6.2: Verlauf von P_L und a_g sowie C_r zu Beginn des Lebenszyklus

In Abbildung 6.3 ist der passende Verlauf zu Abbildung 6.2 von Ladezustand und Batterietemperatur sowie die daraus klassierten Daten dargestellt. Während des Ladevorgangs wird die Traktionsbatterie aufgrund der ohm'schen Verluste und des damit einhergehenden Wärmeeintrags deutlich erwärmt. Im Bereich konstanter Spannung kühlt die Batterie stärker ab, als nach dem Ladevorgang. Der Grund hierfür ist die reduzierte Ladeleistung während der CV-Phase und einer gleichzeitigen Aufrechterhaltung der Kühlung. Diese Applizierung beruht auf fahrzeuginternen Angaben. Allgemein bewegt sich die Temperatur während dieses Ladevorgangs zwischen 20 und 40 °C. Wie in Abbildung 6.3 zu sehen

ist, befinden sich in diesen Klassen damit auch alle Einträge des Kollektivs. Die stetig sinkende Batterietemperatur nach Ende des Ladevorgangs lässt sich anhand der Außentemperatur erklären. Diese beträgt $20\text{ }^{\circ}\text{C}$ und führt dadurch zu einem Wärmeaustausch zwischen der Umgebung und der mit ihr in Kontakt stehenden Batterieoberfläche.

Betrachtet man die grafische Auswertung des Datenkollektivs in Abbildung 6.3, ist deutlich ein Peak bei über 90% SoC festzustellen. Dies spiegelt sich im Verlauf des SoCs wieder, da dieser ab $t \geq 300\text{min}$ 100% erreicht und die Abfahrtszeit bei etwa 750 min liegt. Damit befindet sich der Ladezustand den größten Teil der Zeit bei 100%. Der zweite deutlich kleinere Peak im Bereich niedrigen SoCs ergibt sich aus der kurzen Phase zwischen dem Ende des Fahrprofils und dem Beginn des Ladevorgangs. In diesem Bereich befindet sich der Ladezustand bei etwa 25% SoC. Betrachtet man den Schwerpunkt des Datenkollektivs, ist deutlich der Einfluss des größten Peaks zu erkennen. Der Schwerpunkt bewegt sich im Bereich über 80% und damit langfristig betrachtet in einem schädigenden Bereich. Da sich die Batterie am Anfang ihres Lebenszyklus befindet, wird diese Schädigung während des Ladens zum Vorteil eines kostengünstigen Stromtarifs mittelfristig akzeptiert.

Mitte des Lebenszyklus der Traktionsbatterie - BPI = 5

Mit fortschreitendem Alter nimmt der zulässige Schadensgradienten ab, da die Schonung der Traktionsbatterie an Bedeutung gewinnt. Der in Abbildung 6.4 dargestellte Zustand der Traktionsbatterie beschreibt ein moderates Alter. Die erfahrene Laufleistung liegt bei 82503 km und die verbleibende Restkapazität bei 44,8 Ah. Um den Zielwert bei der bisherigen Alterung zu erreichen, ist der BPI für diesen Zustand auf 5 angestiegen. Aufgrund der adaptierten Ladeanreizfunktion hat sich ein Teil des Ladevorgangs hin zur Abfahrtszeit verschoben. Damit sind diese Bereiche höher priorisiert als zuvor. Der Ladeverlauf teilt sich damit auf, wodurch der durchschnittliche SoC und die Temperatur der Batterie reduziert werden. Somit sinkt der Schadensgradient m_s und die Schonung der Traktionsbatterie steigt.

Wie Abbildung 6.5 zeigt, reduziert ein verzögertes Ladeende nicht ausschließlich den durchschnittlichen Ladezustand sondern führt ebenfalls zu einer durchschnittlich niedrigeren Temperatur. Da die Außentemperatur im Stand in der Regel keine große Kühlwirkung auf die Traktionsbatterie hat, kann der Wärmeeintrag durch den Ladevorgang nur sehr langsam kompensiert werden. Wird also gleich zu Beginn geladen, führt der Wärmeeintrag des Ladevorgangs zu einer Erhöhung der Temperatur und die vergleichsweise geringe Differenz zur Umgebungstemperatur lässt die Batterietemperatur nur langsam

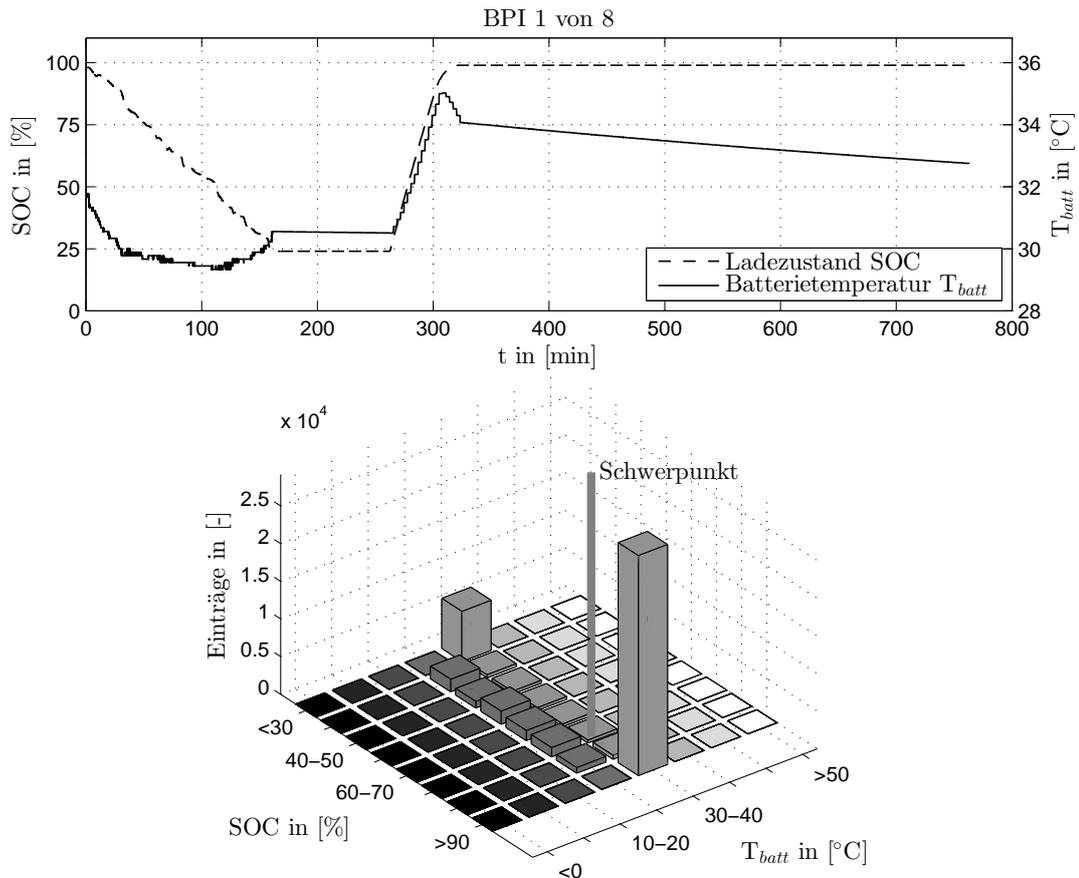


Abbildung 6.3: Verlauf von Temperatur und SoC sowie Verteilung des aktuellen Kollektivs zu Beginn des Lebenszyklus

sinken.

Der Schwerpunkt des Datenkollektivs in Abbildung 6.5 ist somit in Richtung niedrigeren SoCs sowie geringerer Batterietemperatur gewandert. Zum einen da der durchschnittliche SoC durch Teilung des Ladevorgangs reduziert wird, und zum anderen aufgrund eines geringeren Wärmeeintrags zu Beginn der Ladephase. Damit erhalten schädigende Klassen des Kollektiv im Bereich höheren SoCs und höherer Temperatur weniger Einträge und der Schadensgradient wird reduziert.

Ende des Lebenszyklus der Traktionsbatterie - BPI = 7

Befindet sich die Traktionsbatterie am Ende ihres Lebenszyklus und ist damit der Zielwert $C_r(L_{Ziel}) = C_{min}$ erreicht, wird während der Berechnung des Ladevorgangs aufgrund des hohen BPIs die Ladeanreizfunktion kaum berücksichtigt. Die Schonung der Batterie

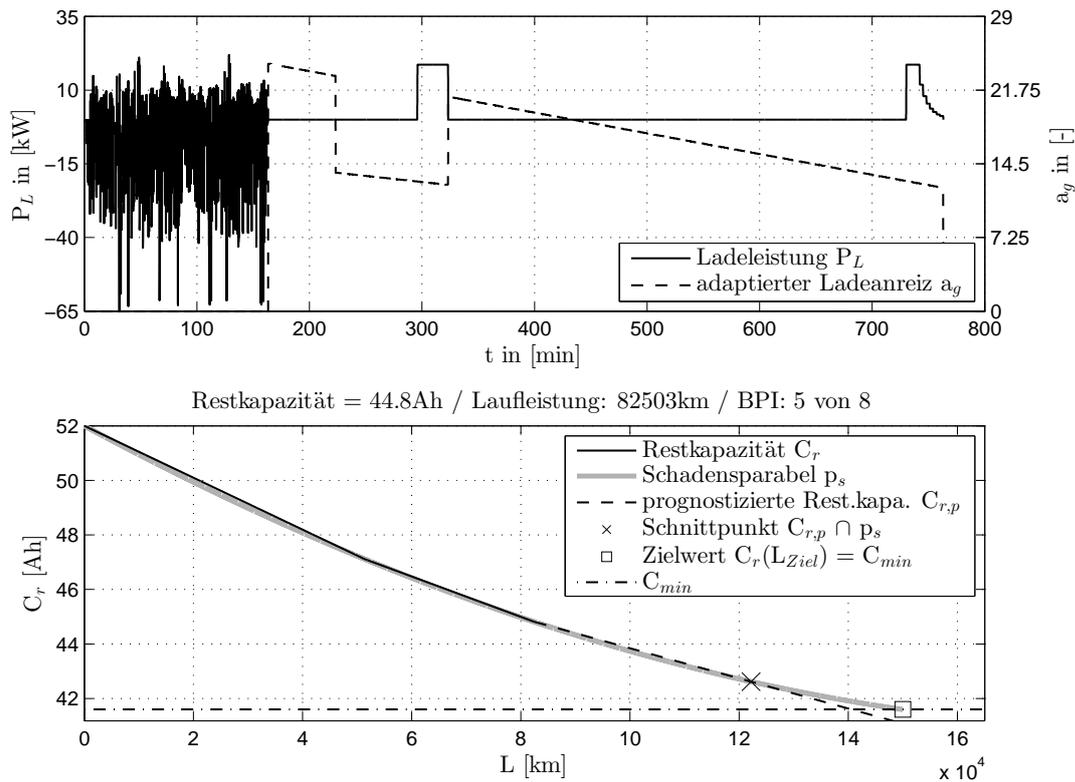


Abbildung 6.4: Verlauf von P_L und a_g sowie C_r in der Mitte des Lebenszyklus

erfährt in diesem Zustand eine höhere Priorisierung als günstige Tarife der ursprünglichen Ladeanreizfunktion. Wie in Abbildung 6.6 zu sehen ist, werden anstatt dem ursprünglichen Minimum der Ladeanreizfunktion nun zu einem großen Teil die neuen günstigen Bereiche am Ende der Funktion genutzt, wodurch sich der Ladevorgang weiter in Richtung Abfahrtszeit verschiebt. Damit sinken durchschnittliche Temperatur sowie Ladezustand weiter und somit reduziert sich der Schadensgradient ebenfalls. In diesem Zustand der Traktionsbatterie ist eine BPI-Stufe von 7 ausreichend, um den Zielwert zu erreichen. Betrachtet man den gesamten Verlauf von C_r , so markieren die Unstetigkeiten des Verlaufs jeweils eine Erhöhung des BPIs und damit eine Reduktion des Schadensgradienten.

In Abbildung 6.7 sind die Auswirkungen des niedrigen durchschnittlichen SoCs sowie gesunkener durchschnittlicher Temperatur aufgrund des verzögerten Ladebeginns auf die Verteilung der Einträge innerhalb des Datenkollektivs zu sehen. Am Anfang des Lebenszyklus befand sich im Bereich über 90% SoC ein großer Peak. Diesem stehen jetzt mehrere kleinere in niedrigeren SoC-Bereichen gegenüber. Die Anzahl der Einträge in der Temperaturklassen $[20 - 30]^\circ\text{C}$ ist deutlich gestiegen. Die Verteilung der Einträge des Datenkollektivs ist damit gleichmäßiger und weist keine einzelnen Peak-Werte in schä-

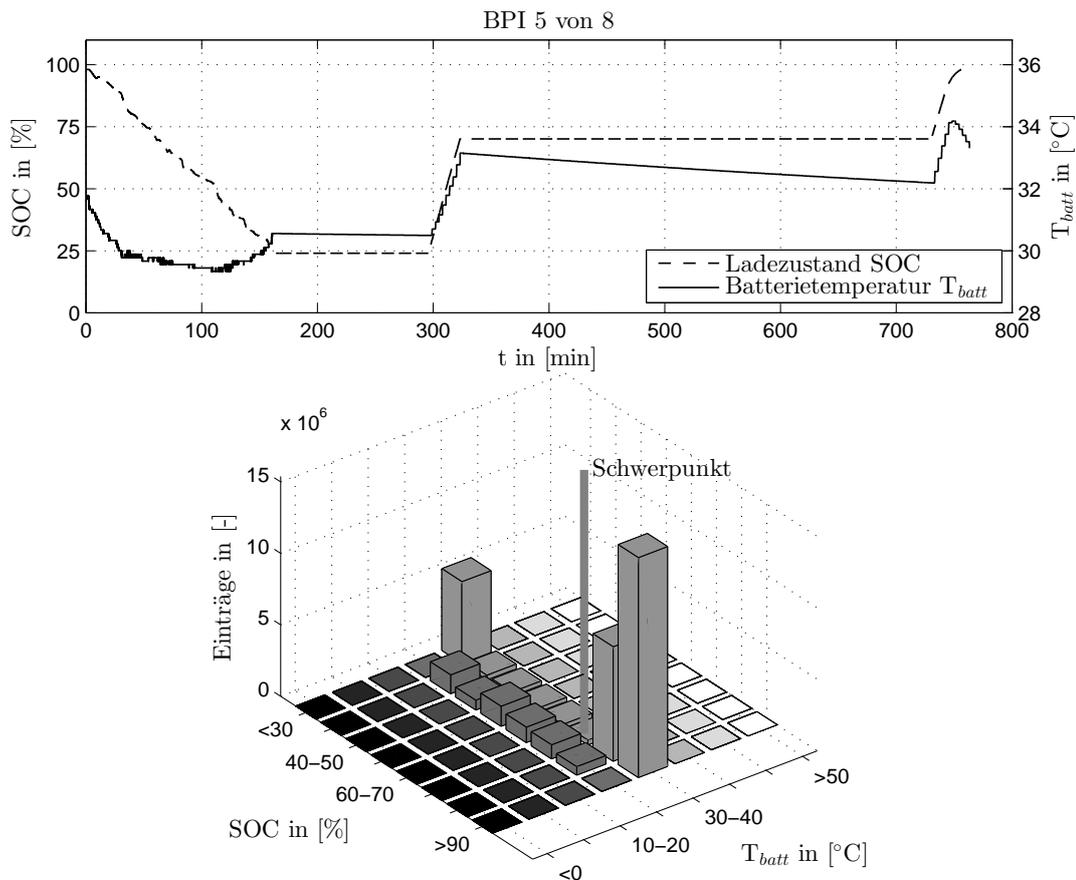


Abbildung 6.5: Verlauf von Temperatur und SoC sowie Verteilung des aktuellen Kollektivs in der Mitte des Lebenszyklus

digenden Bereichen auf. Die Adaption des Ladevorgangs hat somit zu einer insgesamt geringeren Belastung geführt als im Vergleich zu Beginn des Lebenszyklus, wie Abbildung 6.3 zeigt

Bezüglich reduzierter Alterung und verzögertem Ladebeginn ist die Schonung der Traktionsbatterie nicht der einzige Synergieeffekt. Wird erst kurz vor Abfahrt der größte Teil des Wärmeeintrags erbracht, so kann vor allem bei niedrigen Außentemperaturen die Batterietemperatur zu Beginn des Fahrvorgangs erhöht werden. Dies führt zu einem niedrigeren Innenwiderstand und zu einer besseren Leistungsabgabe während der ersten Kilometer nach dem Start.

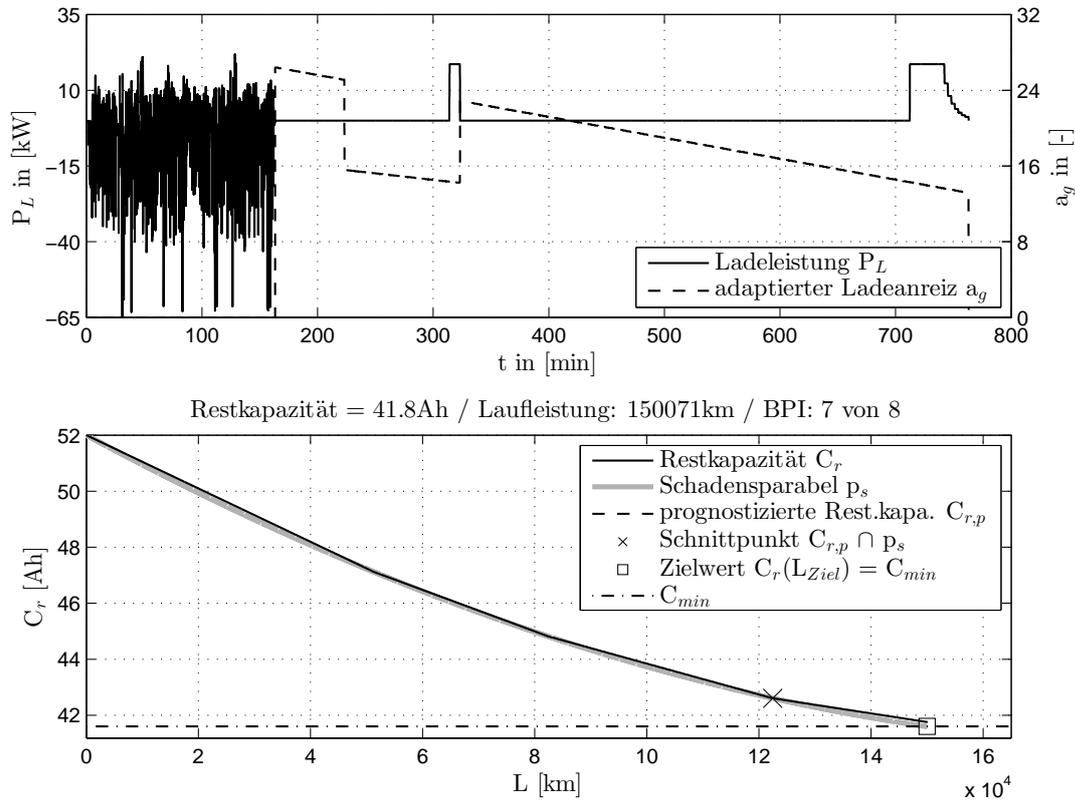


Abbildung 6.6: Verlauf von P_L und a_g sowie C_r am Ende des Lebenszyklus

6.2 Adaption unter wechselnden Ladeanreizfunktionen

In diesem Kapitel ist der Fokus auf wechselnde Ladeanreizfunktionen gerichtet. Hierbei wird gezeigt, wie das Verfahren auf neue Ladeanreizfunktionen reagiert. Während der Simulation wird eine neue Ladeanreizfunktion eingespeist, wodurch das Verfahren für jede BPI Stufe des neuen Ladeanreizes eine Ladeverlaufsprognose durchführt und diese klassiert. Anhand dieser Daten findet die Berechnung des Schadensgradienten jeder BPI-Stufe statt. Damit wird der prognostizierte Verlauf der Kapazität berechnet und ein Schnittpunkt mit der Schadensparabel bestimmt. Dieser Schnittpunkt gibt vor, ab wann eine erneute Anpassung des BPIs durchgeführt werden muss. Der Verlauf von C_r unterschreitet dabei nie die Werte der Schadensparabel unabhängig von der übermittelten Ladeanreizfunktion. Dabei beginnt die Adaption der neu übermittelten Ladeanreizfunktion stets mit der niedrigsten BPI-Stufe, um dann kontinuierlich die Stufe zu erhöhen, bis ein Schnittpunkt von $C_{r,p}$ mit der Schadensparabel p_s gefunden wird. Im Folgenden beschreibt die verwendete Abbildung zum einen den Verlauf der ursprünglichen Ladeanreizfunktion sowie deren Adaption. Dabei ist auf den Verlauf der Ladeleistung verzichtet worden. Der Opti-

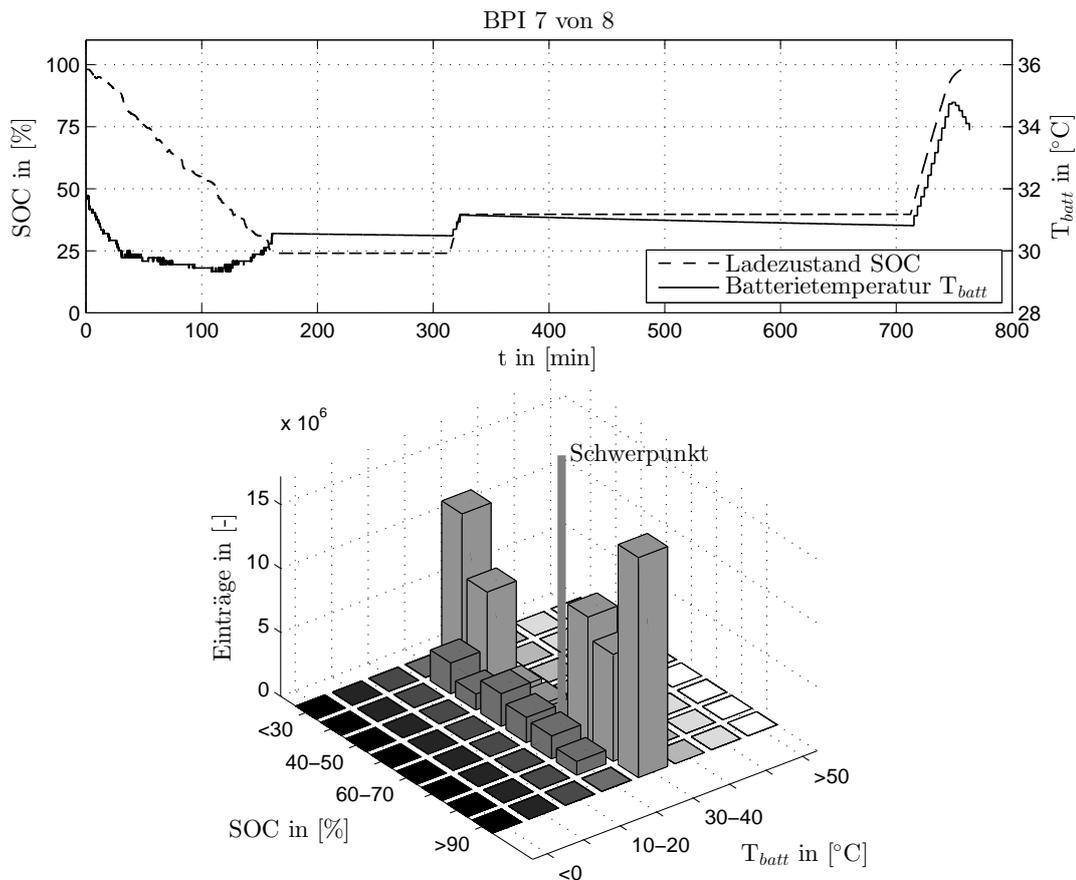


Abbildung 6.7: Verlauf von Temperatur und SoC sowie Verteilung des aktuellen Kollektivs am Ende des Lebenszyklus

mierungsalgorithmus zur Berechnung des Ladeverlaufs anhand einer Ladeanreizfunktion richtet sich nach wie vor nach dem niedrigsten Wert der adaptierten Ladeanreizfunktion und priorisiert alle anderen Zeitsegmente vom niedrigsten an aufsteigend. Dieses Verhalten ist in Kapitel 6.1 bereits erläutert worden. Zum anderen stellt der untere Teil der Abbildung wieder den Verlauf von C_r über L dar.¹

Abbildung 6.8 zeigt den Beginn der Simulation. In diesem Zustand ist die Ladeanreizfunktion nicht adaptiert worden. Aus diesem Grund verteilt sich der Ladevorgang auf die drei günstigen Abschnitte der Ladeanreizfunktion. Anhand des Schadensgradienten berechnet sich der prognostizierte Kapazitätsverlauf $C_{r,p}$, mit Hilfe dessen ein Schnittpunkt mit p_s bestimmt wird. Findet keine neue Übermittlung einer Ladeanreizfunktion statt,

¹In manchen Fällen wird keine Adaption der Ladeanreizfunktion durchgeführt, da diese im Bezug auf den aktuellen Batteriezustand als nicht schädigend klassiert wird. Der Verlauf beider Ladeanreize ist dann identisch. In diesem Fall wird die adaptierte Ladeanreizfunktion als waagerechte Linie dargestellt.

findet bis zu diesem Schnittpunkt keine neue Adaption statt.

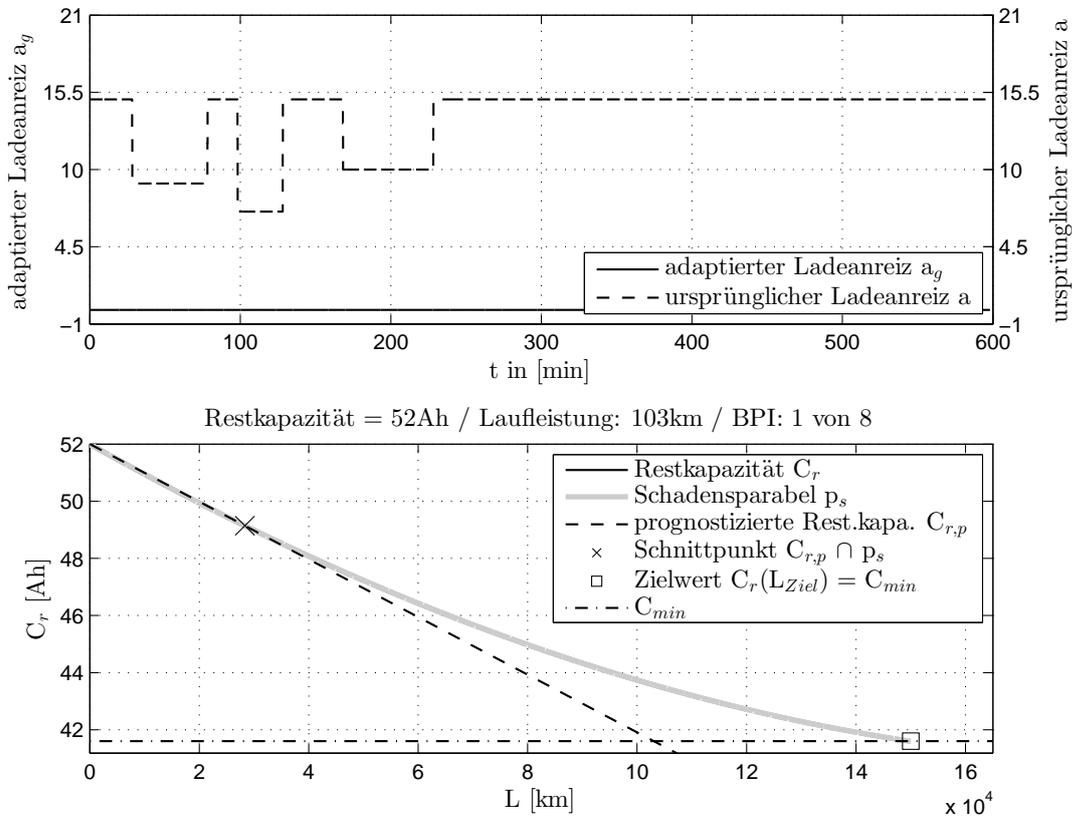


Abbildung 6.8: Beginn des Lebenszyklus

Befindet sich ein Fahrzeug mit diesem Verfahren in Kundenhand, so würde eine neue Ladeanreizfunktion sehr viel öfter übermittelt werden. Hier entspricht der Zeitraum einem halben Lebenszyklus. In der Realität liegt dieser Zeitraum im Bereich eines Tages oder weniger Stunden. Für diese kurzen Übermittlungsintervalle wäre die Darstellung nicht mehr anschaulich. Das Prinzip einer neuen Ausrichtung der Adaption bleibt jedoch bei dem hier gewählten Übermittlungsintervall gleich, lässt sich aber deutlich anschaulicher darstellen.

Der Schnittpunkt aus Abbildung 6.8 ist in Abbildung 6.9 bereits überschritten worden und eine weitere Adaption ist erfolgt. Es ist deutlich zu erkennen, wie sich die adaptierte Ladeanreizfunktion gegenüber der ursprüngliche Funktion verändert. Die Erhöhung des BPIs führt zu einer stärkeren Priorisierung von Bereichen am Ende der Funktion, welche somit bei der Ladeverlaufsberechnung bevorzugt werden. Damit verschiebt sich der Ladevorgang in Richtung Abfahrtszeit und der durchschnittliche Ladezustand sowie die durchschnittliche Temperatur sinken. Die Folge ist eine stärkere Schonung der Traktions-

batterie.

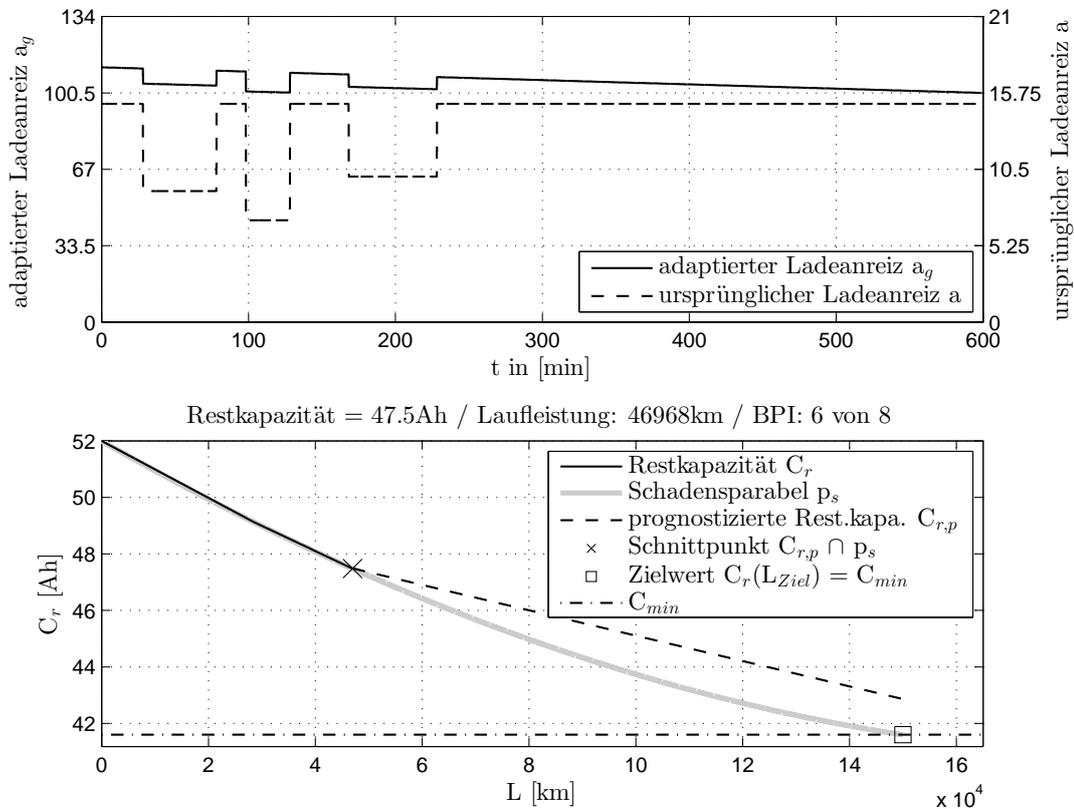


Abbildung 6.9: Starke Adaption der Ladeanreizfunktion in der Mitte des Lebenszyklus

Der prognostizierte Verlauf der Kapazität $C_{r,p}$ hat in diesem Fall seinen Schnittpunkt mit der Schadensparabel p_s außerhalb der Darstellung und damit hinter dem Zielwert. Findet keine neue Übermittlung einer Ladeanreizfunktion statt, kann mit diesem BPI bis zum Ende des Lebenszyklus geladen werden. In diesem Beispiel erfolgt hingegen eine Aktualisierung der Ladeanreizfunktion bei einer Laufleistung von $L = 90000\text{km}$.

Abbildung 6.10 zeigt den Verlauf der neuen Ladeanreizfunktion. Diese entspricht dem Worst-Case Szenario. Aufgrund dieser Wahl wird der Ladevorgang direkt nach Ende des Fahrprofils begonnen, wodurch der Verlauf von Ladezustand und Temperatur die Traktionsbatterie maximal schädigen. Da die vorhergehende Ladeanreizfunktion einen relativ niedrigen Schadensgradienten aufweist, befindet sich die aktuelle Restkapazität C_r deutlich oberhalb der Schadensparabel. Somit findet trotz ihres hohen Schadensgradienten zu Beginn keine Adaption der neu übermittelten Ladeanreizfunktion statt.

In Abbildung 6.11 ist der erste Schnittpunkt nach Übermittlung der neuen Ladeanreizfunktion erreicht. Da sich die Traktionsbatterie bereits im letzten Drittel ihres Lebenszyklus

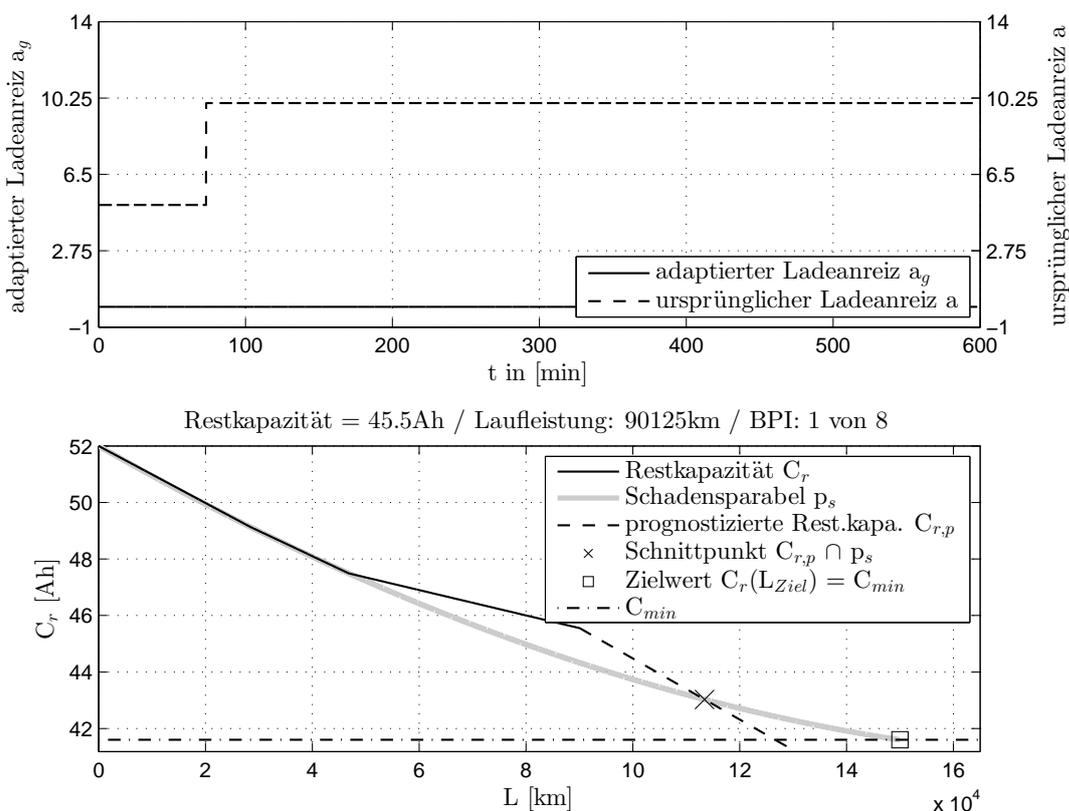


Abbildung 6.10: Neu übermittelte Ladeanreizfunktion entspricht dem Worst-Case Szenario

klus befindet und der Zielwert unter allen Umständen erreicht werden muss, ist eine starke Adaption der Ladeanreizfunktion notwendig. Dies ist an der deutlichen Priorisierung in Richtung Abfahrtszeit zu sehen. Im nächsten Schritt erfolgt wieder die Auswahl eines geeigneten BPI anhand des Schnittpunkts von $C_{r,p}$ und p_s .

Abbildung 6.12 zeigt den Zustand der Traktionsbatterie am Ende des Lebenszyklus. Um den Zielwert mit dem Worst-Case Szenario noch zu erreichen, muss die Ladeanreizfunktion anhand des maximalen BPIs von 8 adaptiert werden. Damit hat die ursprüngliche Ladeanreizfunktion keinen Einfluss mehr und somit entspricht die adaptierte Ladeanreizfunktion vollständig der Gewichtungsgerechten. Betrachtet man den Verlauf von C_r in Abbildung 6.12 ist die nahezu gleiche Steigung von p_s und C_r kurz vor Erreichen des Zielwertes auffällig. In diesem Zustand ist die Traktionsbatterie bereits stark gealtert und somit muss zur Erfüllung des Zielwertes maximal geschont werden. Da die Ladeanreizfunktion dem Worst-Case Szenario entspricht, ist deren Schadensgradient identisch mit der Steigung der Schadensparabel am Ziel-Wert.

Anzumerken ist der steigende Absolutwert des resultierenden Ladeanreizes mit zuneh-

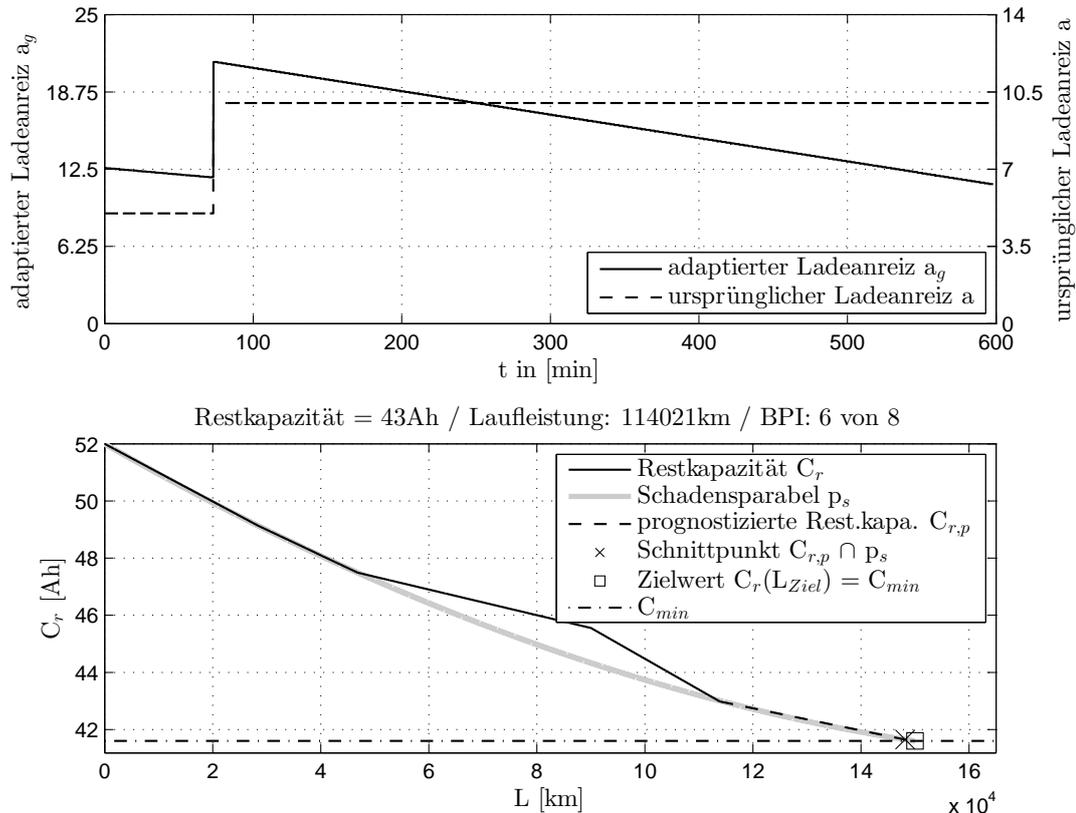


Abbildung 6.11: Starke Adaption des Worst-Case Szenarios am Ende des Lebenszyklus

mendem BPI in den Abbildungen 6.8 bis 6.11. Da die Regulierungsgröße r auf den ursprünglichen Ladeanreiz addiert wird, steigt zwar der Absolutwert des resultierenden Ladeanreizes, jedoch verschieben sich ebenfalls die Verhältnisse der Einträge des resultierenden Ladeanreizes relativ zueinander. Der Algorithmus zur Auswertung der Ladeanreize reagiert lediglich auf die relativen Werte und somit kann eine Verschiebung des Ladeverlaufs erreicht werden.

Anhand des in diesem Kapitel gezeigten Beispiels für eine Aktualisierung der Ladeanreizfunktion wird deutlich, dass sich unabhängig vom Verlauf der Ladeanreizfunktion stets eine Adaptionstufe einstellt, welche den Verlauf der Restkapazität C_r oberhalb der Schadensparabel hält. Damit kann gewährleistet werden, dass selbst kurz vor Erreichen des Lebensdauerendes eine stark schädigende Ladeanreizfunktion nicht zu einem frühzeitigen Ausfall der Traktionsbatterie führt.

Es wird jedoch nicht ausgeschlossen, dass eine Traktionsbatterie vor Erreichen des Zielwertes ausfällt. Hat die Komponente durch Umwelteinflüsse oder stark belastende Fahrprofile bereits zu einem frühen Zeitpunkt während ihres Lebenszyklus so starken Scha-

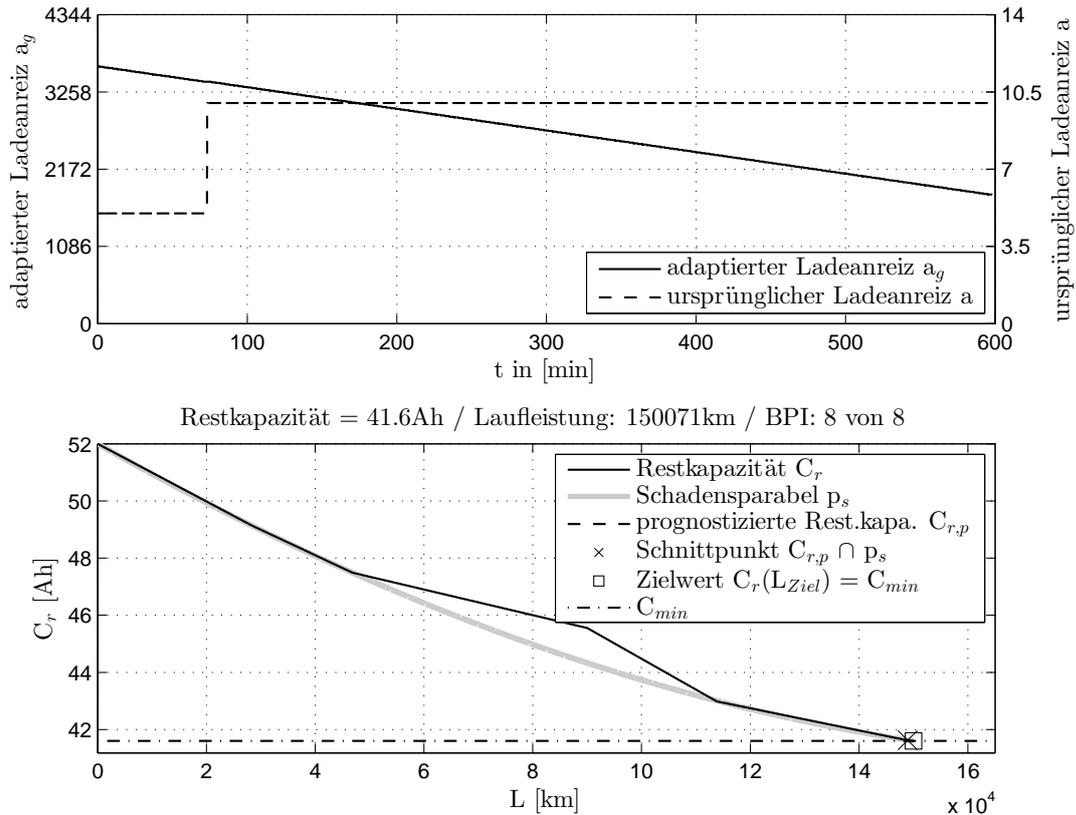


Abbildung 6.12: Zielwert wird am Ende des Lebenszyklus erreicht

den genommen, dass selbst eine maximale Schonungsstufe während des Ladens zu keinem akzeptablen Schadensgradienten führt, kann der Zielwert nicht erreicht werden. Die Schonung der Traktionsbatterie bewegt sich bei diesem Verfahren immer im Bereich des Ladevorgangs und des Optimierungspotentials aufgrund der eingegebenen Abfahrtszeit. Wird keine Abfahrtszeit eingegeben oder ist diese sehr zeitnah, geht der Algorithmus von einer schnellstmöglichen Ladung aus und somit ist kein oder nur geringer Spielraum für eine Verschiebung des Ladevorgangs vorhanden.

Kapitel 7

Zusammenfassung und Ausblick

Auf die mit diesem Verfahren zu lösende Problemstellung und auf das Verfahren selbst soll in diesem Kapitel noch ein Mal zusammenfassend eingegangen werden. Ziel ist es einen Überblick von der ursprünglichen Ausgangssituation, über die Umsetzung bis hin zu den Ergebnissen aufzuzeigen. Weiterhin wird ein Ausblick auf die Integration des Verfahrens in ein seriennahes Steuergerät sowie dessen weitere Optimierung gegeben.

7.1 Zusammenfassung

Ziel dieser Arbeit ist es ein Verfahren zu entwickeln, welches zum einen die Informationen aus den übertragenen Daten von Energieversorger zu Fahrzeug in Form einer Ladeanreizfunktion verarbeitet und zum anderen dabei gleichzeitig eine damit verbundene verstärkte Alterung der Traktionsbatterie verhindert. Die schrittweise Adaption des Ladevorgangs anhand der Ladeanreizfunktion ist dabei bedingt durch den aktuellen Zustand der Traktionsbatterie.

Im ersten Schritt wird die übermittelte Ladeanreizfunktion analysiert und mit Hilfe eines in dieser Arbeit entwickelten Algorithmus ein **BatteryProtectionIndex** erstellt. Der BPI erlaubt es unabhängig vom Verlauf der Ladeanreizfunktion sequentiell Zeitsegmente der ursprünglichen Ladeanreizfunktion hin zur Abfahrtszeit höher zu priorisieren. Wird die adaptierte Ladeanreizfunktion an ein Softwaremodul zur Optimierung des Ladeverlaufs basierend auf Ladeanreizfunktionen übermittelt, so verschiebt sich der Ladevorgang mit zunehmendem BPI in Richtung der Abfahrtszeit. Dadurch reduziert sich der durchschnittliche Ladezustand sowie die durchschnittliche Temperatur und die Traktionsbatterie wird geschont. Der Algorithmus setzt hierbei eine Definition der Ladeanreizfunktionen nach

ISO 15118 voraus.

Im zweiten Schritt wird anhand dieser adaptierten Ladeanreizfunktion der Ladeverlauf mit Hilfe eines kennlinienbasierten Batterie- und Temperaturmodells für jeden BPI berechnet. Dabei ist ein bereits in Serie befindlicher Algorithmus zur Ladeoptimierung anhand von Ladeanreizen um diese Modelle erweitert worden. Damit ist für alle BPI-Stufen der resultierende Verlauf von Ladezustand und Temperatur bekannt. Zur Bestimmung des Batteriezustands erfolgt eine Klassierung des gesamten bisherigen Verlaufs von Ladezustand und Temperatur über dem Lebenszyklus der Traktionsbatterie. Der Klassierungsalgorithmus wird bereits in Seriensoftware eingesetzt und berechnet durch Gewichtungsfaktoren aus Alterungstests des Batteriezulieferers einen Kapazitätsverlust. Basierend auf den berechneten Daten jeder einzelnen BPI-Stufe, wird durch Klassierung der Daten jeder Stufe eine Prognose erstellt, wie sich der Kapazitätsverlust erhöht, wenn mit aktueller Ladeanreizfunktion und der jeweiligen BPI-Stufe weiter geladen wird. Um zu jedem Zeitpunkt der Lebensdauer die Ladeanreizfunktion so adaptieren zu können, dass bei einer bestimmten Laufleistung eine bestimmte Restkapazität am Ende der Lebensdauer erreicht wird, muss eine Bezugsgröße eingeführt werden.

Die Definition eines Worst-Case Szenarios erlaubt es eine Schadensgrenze, hier Schadensparabel genannt, zu erstellen, welche über der gesamten Lebensdauer der Traktionsbatterie nicht unterschritten werden darf. Damit ist ein Bezug zur zulässigen Alterung über der gesamten Lebensdauer hergestellt. Anhand dieser Schadensparabel und des prognostizierten Verlaufs der Restkapazität wird der BPI für den aktuellen Zustand der Traktionsbatterie bestimmt. Hiermit wird unabhängig von der Ladeanreizfunktion über der gesamten Laufleistung die Einhaltung eines Rahmens zur Regulierung des Kapazitätsverlusts sichergestellt. Je älter die Traktionsbatterie, desto geringer fällt der Einfluss der Ladeanreizfunktion auf den Ladeverlauf zu Gunsten eines schonenden Ladeverlaufs aus.

Um einen Funktionsnachweis dieses Verfahrens zu erbringen und entsprechende Parameter zu verifizieren, ist eine Simulationsumgebung erstellt worden. Im Rahmen dieser Simulationsumgebung wird mit Hilfe von Daten aus Erprobungsfahrten das Verfahren getestet. Damit kann das korrekte Verhalten auf wechselnde Ladeanreizfunktionen nachgewiesen werden. Ein weiteres umgesetztes Ziel der Simulationsumgebung ist die Nachbildung eines realistischen Alterungsvorgangs der Traktionsbatterie. Durch die Kombination von Fahr- und Ladeprofilen sowie deren fortlaufender Ergänzung lässt sich die fortschreitende Alterung einer Traktionsbatterie über dem gesamten Lebenszyklus nachbilden. Zentraler Baustein ist dabei die Klassierung der Daten über dem gesamten Lebenszyklus. Anhand der kontinuierlich sinkenden Kapazität wird die Adaption des Lade-

vorgangs vorgenommen.

Basierend auf den in dieser Arbeit durchgeführten Tests erstellt das Verfahren unabhängig von der übermittelten Ladeanreizfunktion eine adaptierte Version der ursprünglichen Ladeanreizfunktion. Diese dient als universelle Schnittstelle zu einem Softwaremodul zur Optimierung des Ladeverlaufs anhand von Ladeanreizfunktionen nach dem Standard 15118. Somit kann die hier gezeigte altersbedingten Adaption des Ladeverlaufs aufwandsarm in eine bereits existierende Softwarestruktur integriert werden. Nötig hierzu sind lediglich ein Optimierungsmodul auf Basis von Ladeanreizen sowie eine Zustandsbestimmung der Batterie basierend auf der bereits erfahrenen Belastung.

7.2 Ausblick

Eine Möglichkeit das Verfahren weiter zu optimieren besteht in der Anpassung der Schadensparabel. In der jetzigen Konstellation ist die Schadensparabel anhand des Worst-Case Szenarios definiert worden. Der Kompromiss zwischen Abdeckung der Ladeanreizfunktion und dem Erreichen des Zielwertes ist nicht optimiert, da die Auslegung des Verfahrens im ersten Ansatz sehr konservativ gegenüber der Abdeckung des Ladeanreizes und zu Gunsten des Bauteilschutzes gewählt ist. Kann die Güte des Adaptionvorgangs bestimmt werden, so ist durch Variation der Funktionsparameter der Schadensparabel bzw. einer ganz neuen Funktion eine Optimierung durchführbar.

Eine Möglichkeit die Qualität q des Adaptionvorgangs zu bestimmen, ist die Auswertung der zeitlichen Verteilung des Ladevorgangs bezogen auf die entsprechenden Werte der ursprünglichen Ladeanreizfunktion. Damit wird ein Bezug zu realen Vergünstigungen in Form der Tarife der Ladeanreizfunktion hergestellt. Die grau eingefärbten Flächen in Abbildung 7.1 setzen sich aus Beginn und Ende des Ladevorgangs sowie des entsprechenden Wertes der Ladeanreizfunktion zusammen. Die Adaption der Ladeanreizfunktion anhand des BPIs führt zu einer Aufteilung der Ladekurve und verschiebt diese in Richtung Abfahrtszeit wie in Abbildung 7.1 rechts dargestellt. Dabei wird das Laden während weniger günstiger Tarife in Kauf genommen. Für jeden Ladeabschnitt wird die Fläche unter dem entsprechenden Wert der ursprünglichen Ladeanreizfunktion bestimmt.

Sobald eine neue Ladeanreizfunktion übermittelt wird, erfolgt die Berechnung der Fläche $A_{opt}(L)$ wie in Abbildung 7.1 links dargestellt. Dieser Wert gibt die maximal mögliche Abdeckung des am höchsten priorisierten Bereichs der Ladeanreizfunktion mit dem nötigen Ladeverlauf an. Wird die Traktionsbatterie nicht geschont ist die Fläche minimal, da stets der niedrigste Wert aus der Ladeanreizfunktion bei der Berechnung des Ladever-

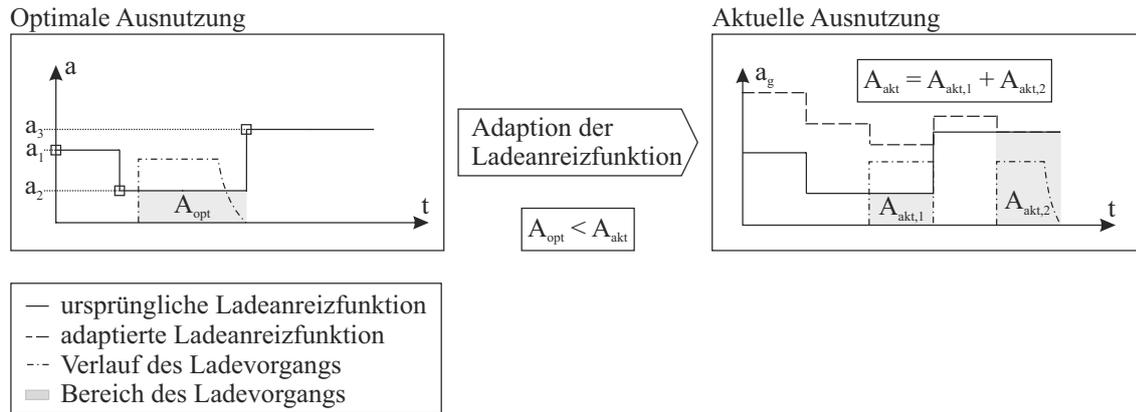


Abbildung 7.1: Bestimmung des Qualitätswertes

laufs priorisiert wird. Dieser Ladeverlauf ist aus Sicht eines Stromtarifs der günstigste. Zum anderen wird während der Simulation für jede BPI-Stufe die aktuelle Fläche berechnet. Abbildung 7.1 zeigt die aktuelle Fläche A_{akt} für eine bestimmten $BPI > 1$. Nach jedem Simulationsschritt werden die Flächen aufsummiert und schließlich der Qualitätswert

$$q = \frac{\sum_{L=0}^{L_{Ziel}} A_{opt}(L)}{\sum_{L=0}^{L_{Ziel}} A_{akt}(L)}$$

bestimmt. Dieser setzt sich aus der Summe aller Flächen bei keiner Schonung A_{opt} und der Summe alle Flächen bei kontinuierlicher Schonung A_{akt} zusammen. Anhand diesen Wertes kann das Verfahren bewertet und weiter optimiert werden.

Bevor eine Integration des Verfahrens in ein Seriensteuergerät erfolgt, müssen im Rahmen der entwickelten Simulationsumgebung weitere Tests durchgeführt werden. Zum einen muss die im oberen Abschnitt dieses Kapitels beschriebene Optimierung der Schadensparabel erfolgen und zum anderen sind weitere Testfälle mit wechselnden Ladearreizefunktion in kleineren Aktualisierungsintervallen nötig.

Der nächste Entwicklungsschritt ist die Vorbereitung des Verfahrens zur Integration in ein Steuergerät für den Einsatz im Fahrzeug. Da das Verfahren zu großen Teilen auf Seriensoftware beruht, ist die Softwareintegration des Moduls zur Adaption des Ladearreizes gut umsetzbar. Abbildung 7.2 zeigt den Aufbau des Seriensoftwarestands und die nötigen Erweiterungen für eine Integration des Verfahrens.

Hinzu kommt als neues Softwaremodul zum einen die Berechnung des BPI anhand der Analyse des Ladearreizes in Form des **BatteryProtectionModules** und zum anderen eine Schnittstelle zur Übergabe des adaptierten Ladearreizes an das Standard-

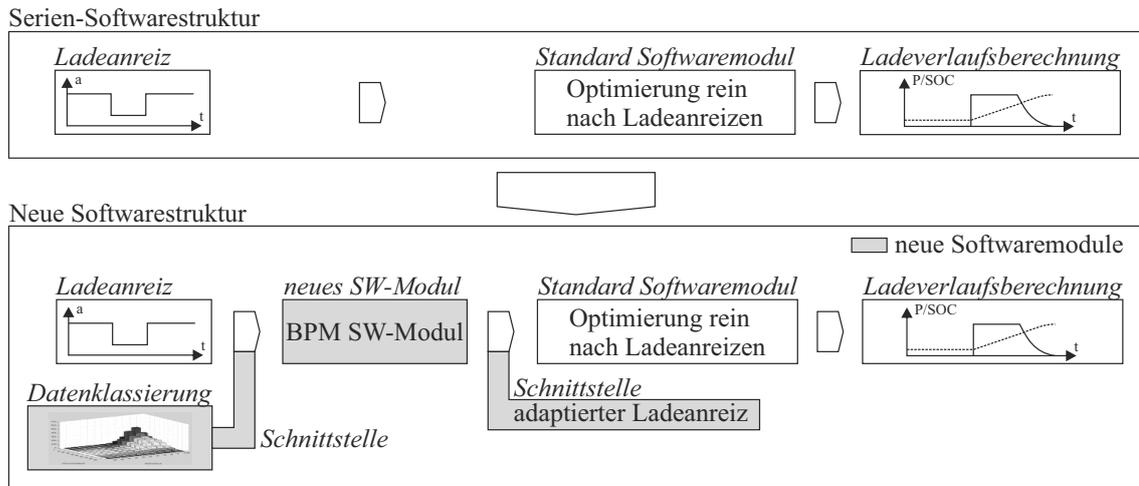


Abbildung 7.2: Integration des Verfahrens in bereits bestehende Softwarestrukturen

Optimierungsmodul zur Ladeverlaufsberechnung anhand von Ladeanreizen. Das Modul zur Datenklassierung befindet sich bereits in der Seriensoftware, jedoch gibt es keine Verknüpfung zum Bereich der Ladeoptimierung. Diese muss ebenfalls in Form einer Schnittstelle ergänzt werden.

Der in Abbildung 7.2 gezeigte Stand der Seriensoftwarestruktur ist angelehnt an die Struktur der Testfahrzeuge, deren Daten in dieser Arbeit verwendet wurden. Im Allgemeinen hat jedoch jedes Fahrzeug zur Berechnung eines optimierten Ladeverlaufs anhand einer Ladeanreizfunktion herstellerunabhängig ein Softwaremodul, welches die Ladeanreize analysiert und nach dem niedrigsten Wert priorisiert. Die Verwendung des Standards ISO 15118 impliziert ein solches Vorgehen. Das hier gezeigte Verfahren adaptiert lediglich die Ladeanreizfunktion mit Hilfe von Informationen über den Zustand der Traktionsbatterie basierend auf der bisher erfahrenen Belastung. Diese Informationen sind in der Regel ebenfalls zentraler Bestandteil einer rudimentären Batteriediagnose. Somit besteht eine hohe Wahrscheinlichkeit eines geringen Integrationsaufwands in eine allgemeine Ladeoptimierung anhand von Ladeanreizen basierend auf dem Standard ISO 15118.

Literaturverzeichnis

- [1] ABRAHAM, D., S. KAWAUCHI und D. DEES: *Modeling the impedance versus voltage characteristics of LiNi_{0.8}Co_{0.15}Al_{0.05}O₂*. *Electrochimica Acta*, 53(5):2121–2129, Jan. 2008.
- [2] ADAC: *Elektroautos: Marktübersicht/Kenndaten*. Techn. Ber., ADAC, München, Apr. 2013.
- [3] AGSTEN, M., S. SCHLEGEL und D. WESTERMANN: *Lastmanagementpotential Elektrofahrzeuge*. *at - Automatisierungstechnik*, 59(3), Jan. 2011.
- [4] AMINE, K., C. CHEN, J. LIU, M. HAMMOND, A. JANSEN, D. DEES, I. BLOOM, D. VISSERS und G. HENRIKSEN: *Factors responsible for impedance rise in high power lithium ion batteries*. *Journal of Power Sources*, 97-98:684–687, Juli 2001.
- [5] ANDERSSON, S.-L., A. ELOFSSON, M. GALUS, L. GÖRANSSON, S. KARLSSON, F. JOHNSON und G. ANDERSSON: *Plug-in hybrid electric vehicles as regulating power providers: Case studies of Sweden and Germany*. *Energy Policy*, 38(6):2751–2762, Juni 2010.
- [6] ANDRE, D., M. MEILER, K. STEINER, C. WIMMER, T. SOCZKA-GUTH und D. SAUER: *Characterization of high-power lithium-ion batteries by electrochemical impedance spectroscopy. I. Experimental investigation*. *Journal of Power Sources*, 196(12):5334–5341, Juni 2011.
- [7] BASHASH, S., S. MOURA und H. FATHY: *Charge trajectory optimization of plug-in hybrid electric vehicles for energy cost reduction and battery health enhancement*. In: *American Control Conference (ACC), 2010*, S. 5824–5831, 2010.
- [8] BERGVELD, H., D. DANILOV, P. NOTTEN, V. POP, P. REGTIEN und P. NOTTEN: *BATTERIES | Adaptive State-of-Charge Determination*. In: *Encyclopedia of Electrochemical Power Sources*, S. 459–477. Elsevier, 2009.

- [9] BIERE, D., D. DALLINGER und M. WIETSCHER: *Ökonomische Analyse der Erstanwender von Elektrofahrzeugen*. Zeitschrift für Energiewirtschaft, 33(2):173–181, Juli 2009.
- [10] BMU: *Die EU-Verordnung zur Verminderung der CO₂-Emissionen von Personenkraftwagen*. Techn. Ber., Europäische Union, Berlin, Apr. 2009.
- [11] BRONSTEIN, I. N. und K. A. SEMENDJAJEW: *Taschenbuch der Mathematik*. Deutsch, Thun [u.a.], 2001.
- [12] CRASTAN, V.: *Chemische Energiespeicher*. In: *Elektrische Energieversorgung 2*, S. 467–487. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2012.
- [13] DKE: *Die deutsche Normungsroadmap*. Techn. Ber., Frankfurt, 2010.
- [14] DYKE, K., N. SCHOFIELD und M. BARNES: *The Impact of Transport Electrification on Electrical Networks*. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 57(12):3917–3926, 2010.
- [15] E-LAAD: *Open Charge Point Protocol*. www.ocpp.nl, abgerufen: Mai 2014.
- [16] ECKER, D.-P. M. und P. D. R. N. D. U. SAUER: *8. Batterietechnik Lithium-Ionen-Batterien*. MTZ - Motortechnische Zeitschrift, 74(1):66–70, Jan. 2013.
- [17] FISCHER, P. und P. HOFER: *Lexikon der Informatik*. Springer, Berlin; Heidelberg [u.a.], 2011.
- [18] FREY, H.: *Lastmanagement mit intelligenten Tarifen*. e & i Elektrotechnik und Informationstechnik, 126(10):358–364, Okt. 2009.
- [19] FULLER, T. F., M. DOYLE und J. NEWMAN: *Relaxation Phenomena in Lithium-Ion-Insertion Cells*. Journal of The Electrochemical Society, 141(4):982–990, Apr. 1994.
- [20] GITTE, C., J. HARTMANN und H. SCHMECK: *Kooperativer Ansatz zur Erschließung des vollen Lastverschiebungspotenzials von Elektrofahrzeugen*. In: HEISS, H.-U., P. PEPPER, H. SCHLINGLOFF und J. SCHNEIDER (Hrsg.): *GI-Edition - INFORMATIK 2011 Informatik schafft Communities*, Bd. 192 d. Reihe *Lecture Notes in Informatics*, S. 267, 2011.
- [21] GNANN, T., P. PLÖTZ und M. WIETSCHER: *Brauchen Wir Öffentliche Ladesäulen für Elektromobilität?*. ATZagenda, 1(1):70–73, Dez. 2012.

- [22] GUILLE, C. und G. GROSS: *Design of a Conceptual Framework for the V2G Implementation*. In: *IEEE Energy 2030 Conference, 2008. ENERGY 2008*, S. 1–3, 2008.
- [23] HAHNE, E.: *Technische Thermodynamik: Einfuehrung und Anwendung*. Oldenbourg, Muenchen; Wien, 2004.
- [24] HOKE, A., A. BRISSETTE, D. MAKSIMOVIC, A. PRATT und K. SMITH: *Electric vehicle charge optimization including effects of lithium-ion battery degradation*. S. 1–8. IEEE, Sep. 2011.
- [25] HUBJECT: *OICP - Open Intercharge Protocol*. www.hubject.com, abgerufen: Mai 2014.
- [26] HUGGINS, R.: *Advanced Batteries: Materials Science Aspects*. Springer, 2009 Aufl., Dez. 2008.
- [27] HUTSON, C., G. VENAYAGAMOORTHY und K. CORZINE: *Intelligent Scheduling of Hybrid and Electric Vehicle Storage Capacity in a Parking Lot for Profit Maximization in Grid Power Transactions*. In: *IEEE Energy 2030 Conference, 2008. ENERGY 2008*, S. 1–8, 2008.
- [28] IEEE: *IEEE Standard for Broadband over Power Line Networks: Medium Access Control and Physical Layer Specifications*. Standard, 2010.
- [29] ISO/IEC: *15118-1 Vehicle to grid communication interface – Part 1: General information and use-case definition*, 2013.
- [30] KEMPTON, W. und S. E. LETENDRE: *Electric vehicles as a new power source for electric utilities*. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2(3):157–175, Sep. 1997.
- [31] KEMPTON, W. und J. TOMIĆ: *Vehicle-to-grid power fundamentals: Calculating capacity and net revenue*. *Journal of Power Sources*, 144(1):268–279, Juni 2005.
- [32] KEMPTON, W., J. TOMIC, S. LETENDRE, A. BROOKS und T. LIPMAN: *Vehicle-to-Grid Power: Battery, Hybrid, and Fuel Cell Vehicles as Resources for Distributed Electric Power in California*. Juni 2001.
- [33] KRAMER, B., S. CHAKRABORTY und B. KROPOSKI: *A review of plug-in vehicles and vehicle-to-grid capability*. In: *34th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics, 2008. IECON 2008*, S. 2278–2283, 2008.

- [34] LINK, J.: *Elektromobilität und erneuerbare Energien: Lokal optimierter Einsatz von netzgekoppelten Fahrzeugen*. Doktorarbeit, Shaker, Aachen, 2012.
- [35] LUND, H. und W. KEMPTON: *Integration of renewable energy into the transport and electricity sectors through V2G*. *Energy Policy*, 36(9):3578–3587, Sep. 2008.
- [36] LUNZ, B., H. WALZ und D. U. SAUER: *Optimizing vehicle-to-grid charging strategies using genetic algorithms under the consideration of battery aging*. In: *Vehicle Power and Propulsion Conference*, S. 1–7, Chicago, IL, Sep. 2011. IEEE.
- [37] MOMMA, T., M. MATSUNAGA, D. MUKOYAMA und T. OSAKA: *Ac impedance analysis of lithium ion battery under temperature control*. *Journal of Power Sources*, 216:304–307, Okt. 2012.
- [38] MÜLTIN, M., F. ALLERDING und H. SCHMECK: *Integration of Electric Vehicles in Smart Homes - An ICT-Based Solution for V2G Scenarios*. In: *Innovative Smart Grid Technologies (ISGT), 2012 IEEE PES*, S. 1–8, Jan. 2012.
- [39] NPE: *Fortschrittsbericht der Nationalen Plattform Elektromobilität (Zweiter Bericht)*. Techn. Ber. 2, Bundesregierung Deutschland, Mai 2011.
- [40] NPE: *Fortschrittsbericht der Nationalen Plattform Elektromobilität (Dritter Bericht)*. Techn. Ber. 3, Bundesregierung Deutschland, Berlin, Juni 2012.
- [41] OSAKA, T., T. MOMMA, D. MUKOYAMA und H. NARA: *Proposal of novel equivalent circuit for electrochemical impedance analysis of commercially available lithium ion battery*. *Journal of Power Sources*, 205:483–486, Mai 2012.
- [42] PAETZ, A.-G., T. KASCHUB, M. KOPP, P. JOCHEM und W. FICHTNER: *Monetäre Anreize zur Steuerung der Ladelast von Elektrofahrzeugen – eine modellgestützte Optimierung*. *Zeitschrift für Energiewirtschaft*, 37(1):1–12, Okt. 2012.
- [43] PARK, H. E., C. H. HONG und W. Y. YOON: *The effect of internal resistance on dendritic growth on lithium metal electrodes in the lithium secondary batteries*. *Journal of Power Sources*, 178(2):765–768, Apr. 2008.
- [44] PETERSON, S. B., J. APT und J. WHITACRE: *Lithium-ion battery cell degradation resulting from realistic vehicle and vehicle-to-grid utilization*. *Journal of Power Sources*, 195(8):2385–2392, Apr. 2010.

- [45] PLETT, G.: *High-Performance Battery-Pack Power Estimation Using a Dynamic Cell Model*. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 53(5):1586–1593, Sep. 2004.
- [46] PRADA, E., D. DI DOMENICO, Y. CREFF, J. BERNARD, V. SAUVANT-MOYNOT und F. HUET: *Physics-based modelling of LiFePO₄-graphite Li-ion batteries for power and capacity fade predictions: Application to calendar aging of PHEV and EV*. S. 301–308. IEEE, Okt. 2012.
- [47] PREGGER, T., D. LUCA DE TENA, S. SCHMID, B. WILLE-HAUSSMANN, T. POLLOK und T. SOWA: *Optimierte Integration der Elektromobilität in das Stromversorgungssystem bei hohen Anteilen erneuerbarer Energien*. Zeitschrift für Energiewirtschaft, Aug. 2013.
- [48] PROFF, H. und M. FOJCIK: *Elektromobilität 2010 Wahrnehmung, Kaufpräferenzen und Preisbereitschaft potentieller E-Fahrzeug-Kunden*. Techn. Ber., CAMA - Center of Automotive Management, Duisburg, Nov. 2010.
- [49] ROOS, E. und K. MAILE: *Werkstoffkunde für Ingenieure*. Springer, Jan. 2011.
- [50] RÖTH, T., A. KAMPKER, U. REISGEN, K. HAMEYER, R. W. DONCKER, T. STOLZE, A. VETTER, J. HAGEDORN, D. U. SAUER und D. MÜLLER: *Entwicklung von elektrofahrzeugspezifischen Systemen*. In: KAMPKER, A., D. VALLÉE und A. SCHNETTLER (Hrsg.): *Elektromobilität*, S. 235–334. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2013.
- [51] SAUER, U.-P. D. R. N. D. U. und D.-I. J. KOWAL: *7. Batterietechnik Grundlagen und Übersicht*. MTZ - Motortechnische Zeitschrift, 73(12):1000–1005, Dez. 2012.
- [52] SCHALKWIJK, W. v. und B. SCROSATI: *Advances in Lithium-Ion Batteries*. Springer, Juni 2002.
- [53] SCHLOTT, S.: *Lückenhaftes Ladenetz*. ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift, 114(1):28–35, Jan. 2012.
- [54] SCHÖNFELDER, M., D. PATHMAPERUMA, U. REINER, W. FICHTNER und H. SCHMECK: *Elektromobilität : eine Chance zur verbesserten Netzintegration Erneuerbarer Energien*. Umweltwirtschaftsforum : UWF. - Heidelberg : Springer Spektrum, ISSN 0943-3481, ZDB-ID 11382302. - Vol. 17.2009, 4, p. 373-380, 2009.

- [55] SCHROEDER, A. und T. TRABER: *The economics of fast charging infrastructure for electric vehicles*. Energy Policy, 43:136–144, Apr. 2012.
- [56] TILLMETZ, P. D. W.: *Lithium-Ionen-Batterien*. ATZelektronik, 3(5):44–49, Sep. 2008.
- [57] TOMIĆ, J. und W. KEMPTON: *Using fleets of electric-drive vehicles for grid support*. Journal of Power Sources, 168(2):459–468, Juni 2007.
- [58] TSOUKALAS, L. und R. GAO: *From smart grids to an energy internet: Assumptions, architectures and requirements*. In: *Third International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, 2008. DRPT 2008*, S. 94–98, 2008.
- [59] VETTER, J., P. NOVÁK, M. WAGNER, C. VEIT, K.-C. MÖLLER, J. BESENHARD, M. WINTER, M. WOHLFAHRT-MEHRENS, C. VOGLER und A. HAMMOUCHE: *Ageing mechanisms in lithium-ion batteries*. Journal of Power Sources, 147(1–2):269–281, Sep. 2005.
- [60] WAAG, W., S. KÄBITZ und D. U. SAUER: *Experimental investigation of the lithium-ion battery impedance characteristic at various conditions and aging states and its influence on the application*. Applied Energy, 102:885–897, Feb. 2013.
- [61] WESTERMANN, D., M. AGSTEN und S. SCHLEGEL: *Empirical BEV model for power flow analysis and demand side management purposes*. In: *Modern Electric Power Systems (MEPS), 2010 Proceedings of the International Symposium*, S. 1–6, 2010.
- [62] WEYDANZ, W. und A. JOSSEN: *Moderne Akkumulatoren richtig einsetzen*. Reichardt Verlag, 1. Aufl., Jan. 2006.
- [63] WIKIPEDIA: *Liste von Elektroautos in Serienproduktion*, Okt. 2013. http://de.wikipedia.org/wiki/Liste_von_Elektroautos_in_Serienproduktion.
- [64] ZHOU, J. und P. NOTTEN: *Studies on the degradation of Li-ion batteries by the use of microreference electrodes*. Journal of Power Sources, 177(2):553–560, März 2008.
- [65] ZHU, Y., Y. LI, M. BETTGE und D. P. ABRAHAM: *Electrolyte additive combinations that enhance performance of high-capacity $\text{Li}_{1.2}\text{Ni}_{0.15}\text{Mn}_{0.55}\text{Co}_{0.1}\text{O}_2$ -graphite cells*. Electrochimica Acta, März 2013.