



Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik

Big Data Alterungsanalyse von Fahrzeugantriebsbatterien zur Klassifizierung für stationäre Anwendungen

Der Einfluss der Fahrweise auf die Battery 2nd Life Verwendung

Tam T. Nguyen, M. Sc.

Vollständiger Abdruck der von der Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik der
Technischen Universität München zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)

genehmigten Dissertation.

Vorsitzender: Prof. Dr.-Ing. Erwin Biebl

Prüfende der Dissertation:

1. Prof. Dr.-Ing. Andreas Jossen
2. Prof. Dr.-Ing. Benedikt Schmülling

Die Dissertation wurde am 19.06.2019 bei der Technischen Universität München eingereicht und durch
die Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik am 24.10.2019 angenommen.

Vorwort und Danksagung

Vielen lieben Dank an alle, die mich bei der Anfertigung der vorliegenden Arbeit unterstützt haben.

Mein Dank gilt insbesondere meiner Familie, meinen Freunden, meinen Kollegen am Lehrstuhl für Elektrische Energiespeichertechnik, meinen Kollegen bei der BMW Group, meinen Masteranden Paul Friedrich, Jakob Kränzl, Alexander Graf und Prateek Banerjee, meiner Alma Mater TUM und vor allem meinen Betreuern Herrn Professor Andreas Jossen und Herrn Søren Mohr. Ohne deren Befürwortung meines Promotionsvorhabens wäre diese Arbeit nicht möglich gewesen. Dank gilt auch Herrn Professor Benedikt Schmülling für die Übernahme des Koreferats und Herrn Professor Erwin Biebl für die Leitung der mündlichen Prüfung.

Ich fühle mich geehrt, dass ich auf Lehrstuhlseite sowohl die „alten Hasen“ (Martin Brand, Peter Keil, TUM CREATEler, und . . . , und . . . , und . . .) als auch die nach mir gekommen wissenschaftlichen EES Mitarbeiter kennenlernen durfte.

Danke auch für die großartige Doktorandenzeit bei der BMW Group. Es war eine erlebnisreiche und spannende Zeit, die wir Doktoranden aus den unterschiedlichsten Fachgebieten gemeinsam verbringen durften.

Die kurzen 3 Jahre mit Euch habe ich sehr genossen, deshalb möchte ich mich für all die Gespräche, Ratschläge, Unterstützung und Ideen bedanken.

München, 17. Dezember 2019

Tam T. Nguyen

Kurzfassung

Die vorliegende Dissertation beleuchtet den Betrieb von vollelektrischen Fahrzeugen. Fokus ist der daraus resultierende Einfluss der betrieblichen Belastung auf den Alterungsprozess der Lithium-Ionen-Batterie. Die Fahrzeugantriebsbatterie ist derzeit der wesentliche Kostentreiber von Elektrofahrzeugen. Dementsprechend ist die Batterielebensdauer von großer Bedeutung, um Elektromobilität erfolgreich im kommerziellen Markt zu etablieren. Vorangegangene Studien weisen darauf hin, dass die Lebensdauer durch die Zweitverwendung in einer stationären Anwendung mit milderem Lastprofil verlängert werden kann. Unmittelbar vor dem Eintritt des Phänomens der nichtlinearen Alterung führt eine Lastreduktion zur Verzögerung eines Kapazitätseinbruchs. Das bedeutet durch die Überführung in eine *Battery Second Life* Anwendung, unterliegt der Speicher nicht mehr den strapaziösen Bedingungen im Fahrzeug. Infolgedessen kann der Fahrzeugspeicher länger betrieben werden. Die Lebensdauer und auch die Wertschöpfungskette werden erweitert. Im Second Life gibt es jedoch eine Vielzahl von unterschiedlichen Anwendungen mit divergenten Belastungscharakteristika. Ziel der Arbeit ist deshalb die Ermittlung der geeignetsten Second Life Anwendungen. Die vorangegangene Belastung des gebrauchten Speichers im Fahrzeug spielt eine entscheidende Rolle und stellt daher einen Schwerpunkt neben der Untersuchung im Stationärbetrieb dar.

Mittels eines entwickelten Big Data Ansatzes kann das Alterungsverhalten eines Speichers untersucht und bewertet werden. Durch Online-Auslese und Klassifizierung von Zustandsgrößen, kann der Alterungsverlauf ohne Ausbau des Speichers überwacht werden. Durch die Big Data Methode können alle Fahrzeuge in sieben Cluster sortiert werden. Die allozierten Fahrertypen in den Clustern 0 – 6 unterscheiden sich bezüglich ihres Alterungsverhaltens. Je nach Ermüdung eignet sich eine stationäre Anwendung besser als eine andere stationäre Anwendung. Deshalb werden im Rahmen der Arbeit die wirtschaftlich interessantesten Anwendungen Photovoltaik Stromspeicher, Bereitstellung von Primärregelleistung, Intraday Handel, Lastspitzenmanagement, Unterbrechungsfreie Stromversorgung und sequentielles Multi-Use (auf Basis der drei Erstgenannten) untersucht. Die Arbeit bedient sich mehrerer erarbeiteter Elemente zur Analyse und Bewertung der Batteriebelastung sowohl im mobilen als auch im stationären Betrieb. In diesem Zusammenhang wird aufgezeigt, welche Variablen zur Betriebsanalyse dienen und die Belastungscharakteristika umfassend beschreiben.

Abschließend wird eine dreistufiges Konzept zur Klassifikation eines gebrauchten Speichers vorgestellt. Es besteht aus den Teilen 1. *Matching*, 2. *Mapping* und 3. *Maximising*. Im Rahmen der Methode wird für einen Speicher erst ein Anwendungstyp ausgesucht. Danach verbleibt die Zuordnung zu einer bestimmten Anwendung und die als letztes ausstehende Optimierung der Betriebsstrategie nach den Kriterien Alterungsminimierung, Ertragsmaximierung und Effizienzmaximierung. Bei der Klassifizierung wird demnach auf Basis der historischen Fahr- bzw. Batteriebetriebsweise des Speichers die Anwendung ausgesucht, die unter technischen und ökonomischen Gesichtspunkten die beste Vereinbarung von Lebensdauer und Erträgen erzielt. Auf diese Weise kann eine nachhaltige Wertschöpfungskette gewährleistet werden. Zugleich wird sichergestellt, dass die gewonnenen Erträge die anfänglichen Investitionskosten des gebrauchten Speichers übersteigen. Darüber hinaus erlaubt die Klassifikation einen besonders wirtschaftlichen Betrieb der stationären Anwendung.

Executive Summary

The aim of this doctoral thesis is to study the driving load on electric vehicles and the resulting effects on battery ageing. The battery pack is currently the major cost driver for these vehicles. Thus, battery durability is an important lever to economically establish electric mobility in the mass market. Further, monitoring and minimisation of battery degradation are key elements in order to make battery electric vehicles more attractive for customers through increasing lifespan.

A developed Big Data approach allows to identify the driving behaviour of existing battery electric vehicle drivers. In this context, the historical distribution of state of charge, temperature and current in the form of histograms is analysed on pack level. Furthermore, the state of health of the battery pack can later be estimated by taking into account its history. The state of health, with correlated information about the past load profile on the traction battery, is of great interest in order to estimate how long the battery can further be operated: Either continued operation in the vehicle or as part of a stationary second life system. A second life approach is more advisable, due to reduced stress on the pack, when there is less energy and less power available in the battery than at the beginning of its lifetime. Implemented in a battery energy storage system, they are capable to fulfil diverse applications. As part of this work, the stationary applications photovoltaic storage system, primary control reserve, intraday trading, peak shaving, uninterruptible power supply and sequential multi-use (of the first three) are examined. This work employs a number of developed tools in order to analyse and assess the battery load during driving and stationary application. In this context it is explained which variables are able to comprehensively describe the load characteristics.

Finally, a three-stage concept for how to classify a used battery is introduced. It consists of the stages *1. Matching*, *2. Mapping* and *3. Maximising*. Following the method, first an application type is selected and second an application is mapped for a used battery, through techno-economic evaluation. In the last stage, the operating strategy is optimised according to the criteria of minimising ageing, maximising profit and increasing system efficiency. By taking into account the historical data, the concept therefore classifies a battery with the application, which allows the agreement of lifetime and profit from technical and economic viewpoint. It enables a sustainable value chain and ensures that the profit during the Battery Second Life exceeds the initial investment and occurring running costs of the battery energy storage system at the same time. Furthermore, it allows a particularly economical operation of the stationary application.

Publications

Conference Contributions

Nguyen, T. T., Bauer, M., Jossen, A., Lygeros, J.: Evaluating frequency regulation operated on two stationary energy storage systems with batteries from electric vehicles 12th International Renewable Energy Storage Conference (IRES), Düsseldorf, March 2018 (Poster & Oral Presentation).

Nguyen, T. T.; Mrowca, A.; Moser, B.; Jossen, A.: Analysing the driving load on electric vehicles using unsupervised segmentation models as enabler to determine the time of battery replacement and assess driving mileage: 13th International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER), Monaco, April 2018 (Oral Presentation).

Nguyen, T. T.; Naumann, M.; Truong, C.N.; Jossen, A.: Techno-economic evaluation of energy storage systems built from EV batteries – Prospective revenues in different stationary applications: 3rd International Conference on Power and Renewable Energy (ICPRE), Berlin, September 2018 (Oral Presentation).

Nguyen, T. T.: Stationärer Betrieb von BMWi-Fahrzeugbatterien: 12. Fachkonferenz Lithium-Batterien der Springer Fachmedien München GmbH, Frankfurt/ Sulzbach, Januar 2019 (Oral Presentation).

Nguyen, T.T.: Techno-Ökonomische Bewertung von Antriebsbatterien aus Elektrofahrzeugen: Battery-World 2020 der WEKA FACHMEDIEN GmbH, München, Januar 2020 (Oral Presentation).

Peer-Reviewed Contributions (Co-Author)

Sabine Arnold, Tam Nguyen, Raghavendra Arunachala, Andreas Jossen: Study of Inhomogeneity in Large Fomate Li-Ion Cells with different Multiphysics Models, Comsol Conference, 2015.

Wolf, P.; Mrowca, A.; Nguyen, T.T.; Bäker, B.; Günnemann, S.: Pre-ignition Detection Using Deep Neural Networks: A Step Towards Data-driven Automotive Diagnostics: Twenty-first International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), IEEE, 2018.

Kraenzl, Jakob; Nguyen, T.T.; Jossen, A.: Investigating Stationary Storage Applications and their Impact on Battery Aging: Fourteenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER), IEEE, 2019).

Peer-Reviewed Scientific Reports

Nguyen, T. T.; Mrowca, A.; Moser, B.; Jossen, A.: Analysing the driving load on electric vehicles using unsupervised segmentation models as enabler to determine the time of battery replacement and assess driving mileage: Thirteenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER), IEEE, 2018.

Nguyen, T. T.* and Bauer, M.*, Jossen, A., Lygeros, J.: Evaluating frequency regulation operated on two stationary energy storage systems with batteries from electric vehicles: Journ. of Energy Procedia 155, p. 32 – 43, 2018.

*These authors contributed equally to this project and should be considered joint first authors.

Nguyen, T. T.; Naumann, M.; Truong, C.N.; Jossen, A.: Techno-economic evaluation of energy storage systems built from EV batteries – Prospective revenues in different stationary applications: Third International Conference on Power and Renewable Energy (ICPRE), IEEE, 2018.

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis	III
Formelzeichen	V
1 Einleitung	1
1.1 Motivation	1
1.2 Zielsetzung	3
1.3 Aufbau	4
1.4 Publikationen und zugrunde liegende Arbeiten	6
2 Grundlagen der Lithium-Ionen Zellalterung	7
2.1 Unterscheidung kalendarische und zyklische Alterung	8
2.2 Lithium-Plating	9
2.3 Elektrolytzersetzung	10
2.4 Solid-Electrolyte-Interphase Wachstum	10
2.5 Zusammenfassung und Übersicht über Alterungsmechanismen	11
2.6 Alterungszustand SOH und nichtlineare Alterung	13
2.7 End of Life (EOL) Kriterium	16
2.8 Stand der Technik in Alterungsbestimmung im automobilen Umfeld	17
3 Data Mining Methodik	19
3.1 Erschließung der Datenbasis	19
3.2 Preprocessing und angewandte Clustering Algorithmen	22
3.2.1 Preprocessing	23
3.2.2 Data Mining versus Machine Learning	23
3.2.3 Auswahl des geeigneten Clusteringverfahrens	24
3.2.4 K-Means und DBSCAN	27
3.2.5 Interpretation und Optimierung mithilfe des Silhouettes	28
3.3 Bestimmende Einflussfaktoren auf Clustering Gruppen und Güte	29
3.4 Allozierte gegenwärtige Fahrertypen und Batteriebetriebsweisen	32
3.5 Zusammenfassende Bewertung	38
4 Betriebsanalyse stationärer Anwendungen in der Industrie	43
4.1 Methodik	43
4.1.1 Messungen mittels stationären Energiespeichertestsystems	45
4.1.2 Techno-ökonomische Simulationen mittels SimSES	47
4.2 Photovoltaik (PV) Stromspeicher	49
4.2.1 PV Stromspeicher Anforderungen	49
4.2.2 PV Stromspeicher Anwendungsbeispiele in der Literatur	49
4.2.3 Auswertung mittels SimSES (PV Stromspeicher)	50

4.3	Bereitstellung von Primärregelleistung (PCR)	52
4.3.1	PCR Anforderungen	53
4.3.2	PCR Anwendungsbeispiele in der Literatur	53
4.3.3	Auswertung mittels Speicherprototypen (PCR)	54
4.4	Peak Shaving (PS)	57
4.4.1	Peak Shaving Anforderungen	57
4.4.2	Peak Shaving Anwendungsbeispiele in der Literatur	58
4.4.3	Auswertung mittels Speicherprototypen (PS)	58
4.5	Unterbrechungsfreie Stromversorgung (UPS)	61
4.5.1	UPS Anforderungen	61
4.5.2	UPS Anwendungsbeispiele in der Literatur	62
4.5.3	Auswertung mittels Speicherprototypen (UPS)	62
4.6	Multi-Use	65
4.6.1	Multi-Use Anforderungen	66
4.6.2	Multi-Use Anwendungsbeispiele in der Literatur	66
4.6.3	Auswertung mittels SimSES (Multi-Use)	67
4.7	Vergleichende Alterungsabschätzung	69
4.7.1	Aufbau eines semi-empirischen Alterungsmodells	69
4.7.2	Validierung des semi-empirischen Alterungsmodells	71
4.7.3	Berücksichtigung der Pfadabhängigkeit im Alterungsmodell	77
4.7.4	Auswertung stationärer Anwendungen mittels Alterungsmodell	78
4.7.5	Einfluss von Kältemittelkühlung auf die Alterung	81
4.8	Zusammenfassung und Bewertung	84
5	Matching Verfahren zur Alterungsbewertung und Battery 2nd Life Zuordnung	87
5.1	Alterungsbewertung	87
5.2	Gewichtetes Clustering	90
5.3	Alterung und Ertrag von Fahrzeugspeichern im Stationärspeicherbetrieb	97
5.3.1	Ertrag durch die Photovoltaik Stromspeicher Anwendung	97
5.3.2	Ertrag durch die Bereitstellung von Primärregelleistung Anwendung	98
5.3.3	Ertrag durch die Peak Shaving Anwendung	99
5.3.4	Ertrag durch die Unterbrechungsfreie Stromversorgung Anwendung	100
5.3.5	Ertrag durch die Multi-Use Anwendung	101
5.3.6	Vergleich von Alterung und Ertrag in den Anwendungen	101
5.4	Ermittlung der geeigneten Second Life Anwendung für einen gebrauchten Speicher	104
5.5	Zusammenfassende Bewertung	110
6	Schlussfolgerung und Ausblick	113
6.1	Schlussfolgerung	113
6.2	Ausblick	117
	Literaturverzeichnis	119

Abkürzungsverzeichnis

1st Life	Fahrzeugleben, Ersteinsatz / First Life
2nd Life	Zweitleben, Zweitverwendung / Battery 2nd Life, Second Life
BEV	Batterieelektrisches Fahrzeug / battery electric vehicle
BESS	stationäres Batteriespeichersystem / stationary battery energy storage system
BMS	Batteriemanagementsystem / battery management system
BOL	Auslieferungszeitpunkt einer Batterie / begin of life
C-Rate	Maß für die Stromrate (Lade- oder Entladerate) bezogen auf die maximale Kapazität
DBSCAN	DBSCAN Algorithmus / density-based spatial clustering of applications with noise
DOD	Entladetiefe - entnommene Kapazität, bezogen auf Gesamtkapazität / depth of discharge
EC	Ersatzschaltbild / equivalent circuit
EFC	Anzahl äquivalenter Vollzyklen / equivalent full cycles
EPEX SPOT	Europäische Strombörse für Handel am Spotmarkt / European Exchange Spot market
ENTSO-E	European Network of Transmission System Operators for Electricity
EOL	Lebensdauerende / end of life
HEV	Hybridfahrzeug / hybrid electric vehicle
HLZ	Hochlastzeitfenster / peak load (time) window
HVS	Hochvoltspeicher (aus der Automobilbranche) / high-voltage battery
ICEV	Fahrzeug mit Verbrennungsmotor / internal combustion engine vehicle
IDM	Intraday Handel / intraday continuous market
IGBT	Bipolartransistor mit isolierter Gate-Elektrode / insulated-gate bipolar transistor
KDD	Datenanalyseprozess mittels Data Mining Verfahren / Knowledge Discovery in Databases
Li-Ionen	Lithium-Ionen
OCV	Ruhespannung / open circuit voltage
OEM	Originalgerätehersteller / original equipment manufacturer
PCR	Primärregelleistung / primary control reserve
PS	Lastspitzenmanagement, Peak Shaving / peak shaving
PV	Photovoltaik
REX	Reichweitenverlängerung / range extender

SCR	Sekundärregelleistung / secondary control reserve
SOC	Ladezustand - derzeitige Kapazität, bezogen auf die verfügbare Kapazität / state of charge
SOH	Alterungszustand / state of health
TUM	Technische Universität München / Technical University of Munich
ÜNB	Übertragungsnetzbetreiber
UPS	Unterbrechungsfreie Stromversorgung / uninterruptible power supply

Formelzeichen

a	Modellierung der Temperaturabhängigkeit []
b	Modellierung der Zeitabhängigkeit []
c	Modellierung der SOC-Abhängigkeit []
C_{energy}	Energiekosten / energy costs in €
CF	Cashflow / cash flow in €
C_m	maximal entnehmbare Kapazität in Ah
C_N	Nominal-, Nennkapazität in Ah
$Consumption$	Jahresarbeit, jährlicher Verbrauch / annual consumption in kWh
$D_{\text{cal},j}$	errechneter kalendarischer Degradationswert in % Alterung pro Jahr
$D_{\text{cyc},j}$	errechneter zyklischer Degradationswert in % Alterung pro Jahr
$dist(A,o)$	Distanz zwischen Clusterzentrum A und Objekt []
$dist(B,o)$	Distanz zwischen Clusterzentrum B und Objekt []
η	Effizienz / efficiency []
E_{losses}	Energieverluste in Wh
$E_{\text{in-stored}}$	eingespeicherte Energie in Wh
ϵ	Maximaler zulässiger Radius zum nächsten Nachbarobjekt []
i	Zinssatz / interest rate []
LF	Lastfaktor []
m	Indexzahl des einzusortierenden Objekts []
$\min\ points$	Mindestanzahl an Objekten eines Clusters []
n_C	Clusteranzahl []
P_1	Ladeleistung in W
P_2	Entladeleistung in W
P_{peak}	Peakleistung, maximale Leistung in W
P_{avg}	Durchschnittsleistung, gemittelte Leistung in W
P_{PCR}	angebotene Primärreserve / angebotene Leistung beim PCR in kW
PP	Leistungspreis / performance price in € pro kW
$profit$	kumulierte Erträge / accumulated profits in €

R_{savings}	Ersparnisse / savings in €
$R_{\text{remunerations}}$	Einspeisevergütung / feed-in remuneration in €
S	Geometrischer Schwerpunkt bzw. auch Eckenschwerpunkt genannt []
S_{kal}	kalendarische Schädigung []
S_{zykl}	zyklische Schädigung []
s_C	Silhouettenkoeffizient []
$s(o)$	Silhouette eines Objekts o []
t	Dauer, Zeit in Tagen bzw. Jahren
$t_{\text{rel,Betrieb}}$	relative Betriebsdauer in h
t_{op}	Betriebszeit, Zeit in Betrieb in h
t_{total}	Gesamtzeit, Gesamtdauer in h
U_N	Nennspannung in V
w_{ageing}	Gewichtung wenn sich ein Attribut direkt auf die Alterung auswirkt []
w_{normal}	Gewichtung wenn sich ein Attribut indirekt auf die Alterung auswirkt []
w_{op}	Gewichtung bestimmt durch durchschnittlichen Zeitanteil im Betrieb []
w_{noop}	Gewichtung bestimmt durch durchschnittlichen Zeitanteil im Standby []
w_{cal}	Gewichtung bestimmt durch durchschnittlichen Anteil kalendarischer Alterung []
w_{cyc}	Gewichtung bestimmt durch durchschnittlichen Anteil zyklischer Alterung []
W_{total}	Gesamtladungsdurchsatz in Ah
W_f	zu beaufschlagender Gewichtungsfaktor beim gewichteten Clustering []
WP	Arbeitspreis / work price in € pro kWh

1 Einleitung

Gebrauchte Batterien aus Elektrofahrzeugen, auch Second Life (2nd Life) Batterien genannt, bergen das Potential besonders nutzbringend für die Energiewende zu sein. Nach dem First Life (1st Life) Einsatz kommt das verbleibende Energie- und Leistungsvermögen eines Fahrzeugspeichers hier insbesondere der Mobilität und der Netzinfrastruktur der Zukunft zugute [1–3].

Lithium-Ionen (Li-Ionen) Batterien sind erstens sehr teure Produkte aus wertvollen Bestandteilen [4]. Es gilt deshalb deren möglichst langlebige Nutzung und darüber hinaus die Möglichkeit der Erweiterung der Wertschöpfungskette im Second Life zu bewerten. Zweitens können Li-Ionen Batterien dazu beitragen beim Ausbau von mehr Erneuerbaren Energien das Netz zu stabilisieren [5]. Sie ebnen gleichzeitig den Weg zu einer dezentralisierten und dadurch autarken Energieinfrastruktur hin zu mehr Elektromobilität [2]. Ein stellvertretender Trend hierfür ist beispielsweise der Ausbau von Ladesäulen für EVs inklusive Zwischenspeicher zur Entlastung des Netzes [6].

Bei der Integration von Erneuerbaren Energien erweisen sich Stationärspeicher aus Fahrzeugantriebsbatterien deshalb zusammenfassend als nützlich, um zuverlässig und langanhaltend ein ausgeglichenes Verhältnis von Energieangebot und -nachfrage zu gewährleisten [7–9].

Im Zuge der zunehmenden Marktdurchdringung von EVs, ist zu erwarten, dass Li-Ionen Batterien nach Nutzung im Fahrzeug zukünftig in hoher Stückzahl verfügbar sein werden. Bezug nehmend auf dem Bloomberg New Energy Finance Bericht [10] wird die weltweite Nachfrage nach Li-Ionen Batterien für EVs von 19 GWh in 2015 um über 500% auf 123 GWh in 2020 ansteigen, bzw. um über 2000% auf 408 GWh in 2025. Anstelle einer Entsorgung, kann der Speicher als Teil eines stationären Energiespeichersystems, bzw. engl. stationary battery energy storage system (BESS), weiter verwendet werden. Dadurch wird er in einer weniger strapaziösen Anwendung eingesetzt und der Produktlebenszyklus des noch leistungsfähigen Fahrzeugspeichers kann verlängert werden [11]. In diversen Pilotprojekten werden BESS weltweit in stationären Anwendungen getestet [12]. Fokus dieser Arbeit ist die Untersuchung der bestmöglichen Anwendung für einen Speicher nach dessen Nutzung im batterieelektrischen Fahrzeug (BEV). Mittelpunkt der Arbeit ist deshalb die Abgrenzung verschiedener Belastungsszenarien im First Life und der milden Lastprofile im Second Life.

1.1 Motivation

Um eine passende Stationäranwendung zu ermitteln, spielt die vorangegangene Belastung der Batterie im Fahrzeug eine entscheidende Rolle und stellt daher einen Schwerpunkt neben der Untersuchung im Stationärbetrieb dar. Hierbei gilt es zu beachten, dass das Fahrprofil eines BEVs sich grundlegend von dem eines konventionell betriebenen Fahrzeugs (ICEV) unterscheidet. Dies lässt sich zum Einem dadurch erklären, dass BEVs oft als Zweitfahrzeug erworben werden. Hinzu kommt eine weitverbreitete sog. *Reichweitenangst*, die psychologisch begründet daher rührt, dass ICEVs pro Tankladung noch

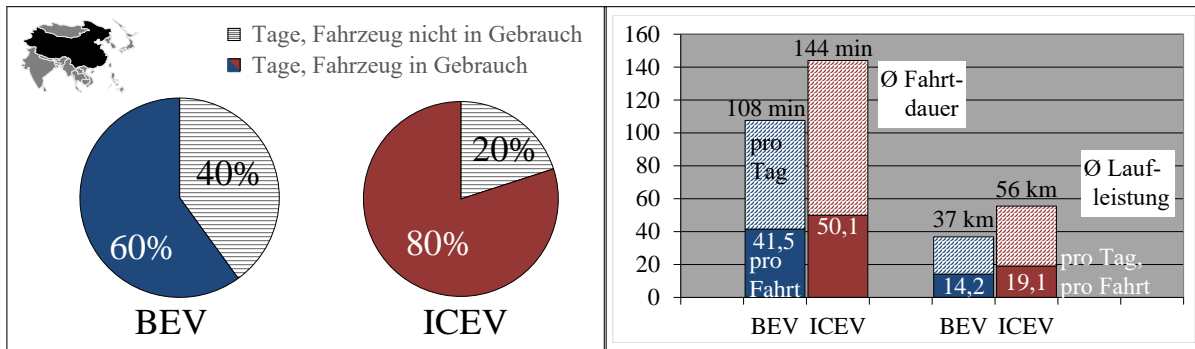


Abbildung 1.1: Prozentsatz der Tage, die ein Fahrzeug in Gebrauch ist; Vergleich eines BEV und eines ICEV Fahrers auf Basis BMW Group-interner Studien in China* (vgl. Tabelle 1.1).

Abbildung 1.2: Ø Fahrtzeit in min und Ø Laufleistung in km eines BEV und ICEV Fahrers pro Fahrt (gefällt) und pro Tag (schattiert) in China* (vgl. Tabelle 1.1).

Tabelle 1.1: Beobachtungen über BEV Fahrer am Beispiel von China auf Basis unternehmensinterner Studien.

Elektromobilität spezifische Merkmale	Wert	Beschreibung
Ladehäufigkeit	2 – 3 Tage	Übersicht über das Ladeverhalten *auf Basis BMW Group-interner Studien, die in China mit über 180 voll elektrischen EVs durchgeführt worden sind. Die aufgezeichneten Daten beinhalten in Summe über 800.000 Fahrtkilometer, 60.000 Fahrten und 14.000 Ladevorgänge.
km-Anzahl zw. zwei Ladevorgängen	55 – 65 km	
Gebrauch Ladesäule	84,3 %	
Ladezustand zum Ladestart	60 – 70 %	
Ladezustand zum Ladeende	90 – 100 %	
Reichweitenangst	<20 % Ladezustand	Bei 99 % aller Fahrten ist der Ladezustand zum Fahrtbeginn über 20 %
Median ΔT_{Cell}	1 °C	Abschätzung der Zellvariation innerhalb eines Batteriepacks anhand einer explorativen Datenanalyse von zwei BEVs mit einem Datenset über den Zeitverlauf einer Woche.
Mittlere ΔT_{Cell}	0,9 – 1,07 °C	
Max. T_{Cell}	33 °C	
Min. T_{Cell}	25 °C	

eine vielfach weitere Strecke im Vergleich zu BEVs zurücklegen. Die folgenden Abbildungen 1.1 und 1.2 sowie Tabelle 1.1 greifen einige der wesentlichen Unterschiede auf und dienen als Einstieg in die Analyse des First Life.

BEV Fahrer in Peking legen im Durchschnitt mit 37 km pro Tag bzw. 14,2 km pro Fahrt weniger Kilometer zurück, im Vergleich zu ICEV Fahrern (56 km und 19,1 km). Sie verbringen mit 108 min pro Tag und 41,4 min pro Fahrt weniger Zeit im Fahrzeug. Die Fahrtzeit ist bei ICEV Fahrern im Schnitt mehr als eine halbe Stunde länger pro Tag. Dementsprechend ist das BEV Fahrzeug weniger Tage in Gebrauch als die meisten ICEV Fahrzeuge. BEV Fahrzeuge sind 60 % der Tage in Gebrauch, während ICEV Fahrzeuge 80 % der Tage mindestens einmal pro Tag im Einsatz sind.

Weiterhin wurde beobachtet, dass BEVs etwa alle zwei bis drei Tage nachgeladen werden. Zwischen zwei Ladevorgängen legt das BEV im Durchschnitt 55 bis 65 km zurück. Der BEV Fahrer bevorzugt in China Ladestationen (84,3 %) gegenüber anderen Lademöglichkeiten wie beispielsweise der Haussteckdose. Der häufigste Ladezustandsbereich (SOC-Bereich) zum Ladestart beträgt 60–70 % und zum

Ladeende 90–100 %. Demgegenüber kommen Ladezustände (SOC) unterhalb von 20 % SOC kaum vor. Es ist eine sogenannte Reichweitenangst bei SOC zwischen 0 – 20 % zu beobachten. Aus diesem Grund beträgt der SOC bei 99 % aller Fahrten mindestens 20 %. Die beobachtete mittlere Zellvariation des Temperaturunterschieds liegt zwischen 0,9 – 1,07 °C innerhalb eines Speicherpacks, wobei die maximal festgestellte Zelltemperatur 33 °C und minimal festgestellte Zelltemperatur 25 °C sind. Der Median des Temperaturunterschieds ist 1 °C. Die Zellvariation Beobachtungen basieren auf einwöchigen Zellmessungen in drei BEV Fahrzeugen aus Peking derselbigen internen BMW Group-Studie*.

Aufgrund dieser wesentlichen Unterschiede, darf das Fahrverhalten eines ICEV Fahrers nicht direkt auf das Fahrverhalten eines BEV Fahrers übertragen werden und muss deshalb explizit untersucht werden.

1.2 Zielsetzung

In der Literatur ist der Übergang des Energiespeichers vom ersten in den zweiten Lebenszyklus noch nicht klar definiert oder bemessen. Lediglich eine Empfehlung die Speicher ab einer Restkapazität von 80 % einer anderen Belastung, zum Beispiel, in einer stationären Anwendung auszusetzen, ist formuliert. Hierdurch soll eine Änderung des Alterungsverhaltens bzw. eine beschleunigte Alterung (nichtlineare Alterung) vermieden werden [13–20].

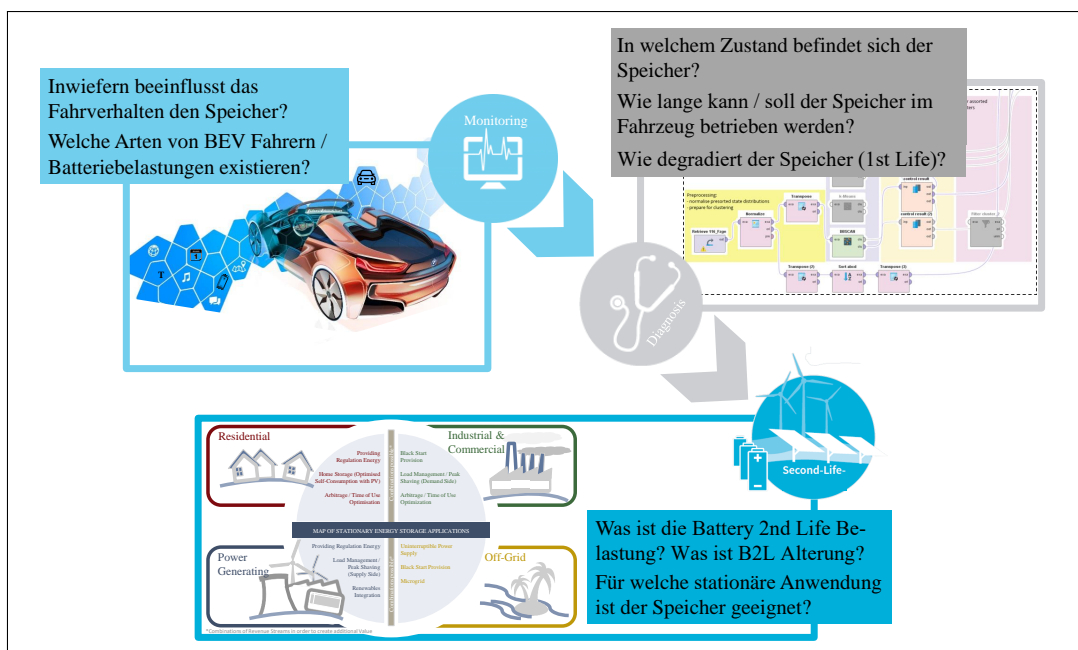


Abbildung 1.3: Schematische Darstellung der Forschungsfragen, die sich auf drei Themenbereiche erstrecken.

Wie in Abbildung 1.3 dargestellt, ergeben sich vor dem obigen Hintergrund mehrere Forschungsfragen. Die Forschungsfragen können entlang der Wertschöpfungskette eines Fahrzeugspeichers angeordnet werden. Abbildung 1.3 unterteilt den Gebrauch des Fahrzeugspeichers in drei Phasen. In der ersten Phase (vgl. Abbildung 1.3, Monitoring) werden die kapazitiven Alterungseinbußen durch den Gebrauch im Fahrzeug untersucht. Es wird beleuchtet inwiefern das Fahrverhalten des Autofahrers den Batterie-

zustand beeinflusst und damit welche Alterungseinwirkung Belastungen auf den Fahrzeugspeicher nach sich ziehen. Außerdem wird untersucht welche ähnlichen Fahrergruppen existieren.

In der zweiten Phase (vgl. die Abbildung 1.3, Diagnose) wird der Zustand des Fahrzeugspeichers analysiert und ermittelt. Gegenstand der Untersuchungen ist festzustellen, in welchem Zustand der Speicher ist, bevor er in einem Stationärspeicher wieder verwendet wird und wie lange er im Fahrzeug betrieben werden kann. Weiterhin besteht die Möglichkeit, dass unterschiedliches Fahrverhalten in Summe trotzdem ähnliche Alterung über der Zeit hervorrufen kann. Dies soll in dieser Arbeit evaluiert werden.

Die dritte und letzte Phase folgt in Abbildung 1.3 mit dem Fokus auf die Verwendung im Second Life. Nach dem First Life kann ein Fahrzeugspeicher weiter zyklisiert werden und durch den Einsatz in verschiedenen Anwendungen unterschiedliche Erträge erzielen. Der Betrieb als dezentraler Zwischenspeicher zielt ab, Erträge im zweiten Lebenszyklus zu generieren, die erstens Fixkosten für Einrichtung und Instandhaltung übersteigen und zweitens langfristig Stromkosten einsparen.

Das Ertragspotential eines Anwendungsfalles hängt direkt vom SOH Wert und der verbleibenden Lebensdauer ab [21–24]. Hieraus zeichnet sich die zu untersuchende Forschungsfrage ab: Wann ist es am sinnvollsten einen Fahrzeugspeicher nach dem First Life in einen stationären Betrieb zu überführen? Und welche stationäre Anwendung erbringt den höchsten Ertrag bei alleiniger Betrachtung der Habenseite?

1.3 Aufbau

Zusammenfassend ist es das Ziel des Promotionsvorhabens den oben genannten Übergang des Fahrzeugspeichers zwischen Nutzung im Fahrzeug und Nutzung im BESS zu untersuchen.

Hierfür dienen im Fahrzeug geloggte Batteriedaten als Bewertungsbasis für die Batteriealterung. Sie werden während dem ersten Lebenszyklus gemessen. Zur Ermittlung der relevanten Zustandsgrößen wird in Kapitel 2 auf Alterungsmechanismen eingegangen, die typischerweise bei Li-Ionen Zellen und bei der vorliegenden Zellchemie auftreten. Bedingungen, die Alterungsprozesse zumal beschleunigen und nichtlineare Alterung provozieren, werden aufgezeigt. Außerdem wird zusätzlich darauf eingegangen, wie derzeit die kapazitätsbezogene Alterung im automobilen Umfeld bestimmt wird.

Die Fahrweise bzw. die Batteriebetriebsweise korreliert mit dem Einfluss auf Alterung und der Alterungsgeschwindigkeit. Mithilfe der in Kapitel 3 vorgestellten Data Analytics Methoden wird der Alterungsverlauf von einer Vielzahl an Fahrzeugspeichern untersucht und überwacht. Bei der Onlineauslese und Klassifizierung der Zustandsgrößen ist es nicht nötig den Speicher auszubauen. Durch ein dort beschriebenes Clustering-Verfahren können gegenwärtige Gruppen von Fahrer Typen abgeleitet werden, die sich bezüglich der Batteriealterung innerhalb eines gefundenen Clusters ähneln und sich von Fahrzeugen aus anderen Clustern unterscheiden.

Kapitel 4 behandelt den fortgeführten Second Life Betrieb des Fahrzeugspeichers als Teil eines BESS in verschieden industriellen Anwendungsszenarien. Die Anwendungen PV Stromspeicher, Frequenzregulierung, Peak Shaving und Unterbrechungsfreie Stromversorgung werden vorgestellt. Ein Querschnitt über alle vorgestellten Anwendungen zu existierender Literatur gibt Aufschluss darüber, wo Erfahrungswerte bisher fehlen. Fokus ist anschließend deren betriebliche Belastung und der damit verbundene Stress für den Speicher. Zur Betriebsanalyse werden Messungen an einem Testsystem und Simulationen durchgeführt. Die vom Anwendungsfall abhängige, resultierende Alterung fließt dann in das nächste

Kapitel ein.

Kapitel 5 vereint die Inhalte aus Kapitel 2, 3 und 4 und kombiniert damit die Nutzung des Fahrzeugspeichers im First Life mit dem Second Life. Es wird evaluiert, welche stationäre Anwendung im zweiten Lebenszyklus aus technischen Gesichtspunkten am sinnvollsten ist. Die abschließende Empfehlung wird außerdem durch ökonomische Ertragsanalysen der verschiedenen Anwendungen ergänzt. Es wird ein Matching Verfahren vorgestellt, das sich aus den Ergebnissen der vorangegangenen Kapiteln bedient, um die geeignetste Second Life Anwendung aus technischer und wirtschaftlicher Sicht für einen gebrauchten Speicher zu ermitteln.

Kapitel 6 schließt die Arbeit mit Schlussfolgerung und Ausblick ab, wobei die Schlussfolgerung insbesondere darauf abzielt die weiter oben gestellten Forschungsfragen zu beantworten. In Abbildung 1.4 ist eine Übersicht über den Aufbau und die in der Arbeit erarbeiteten Bestandteile dargestellt.

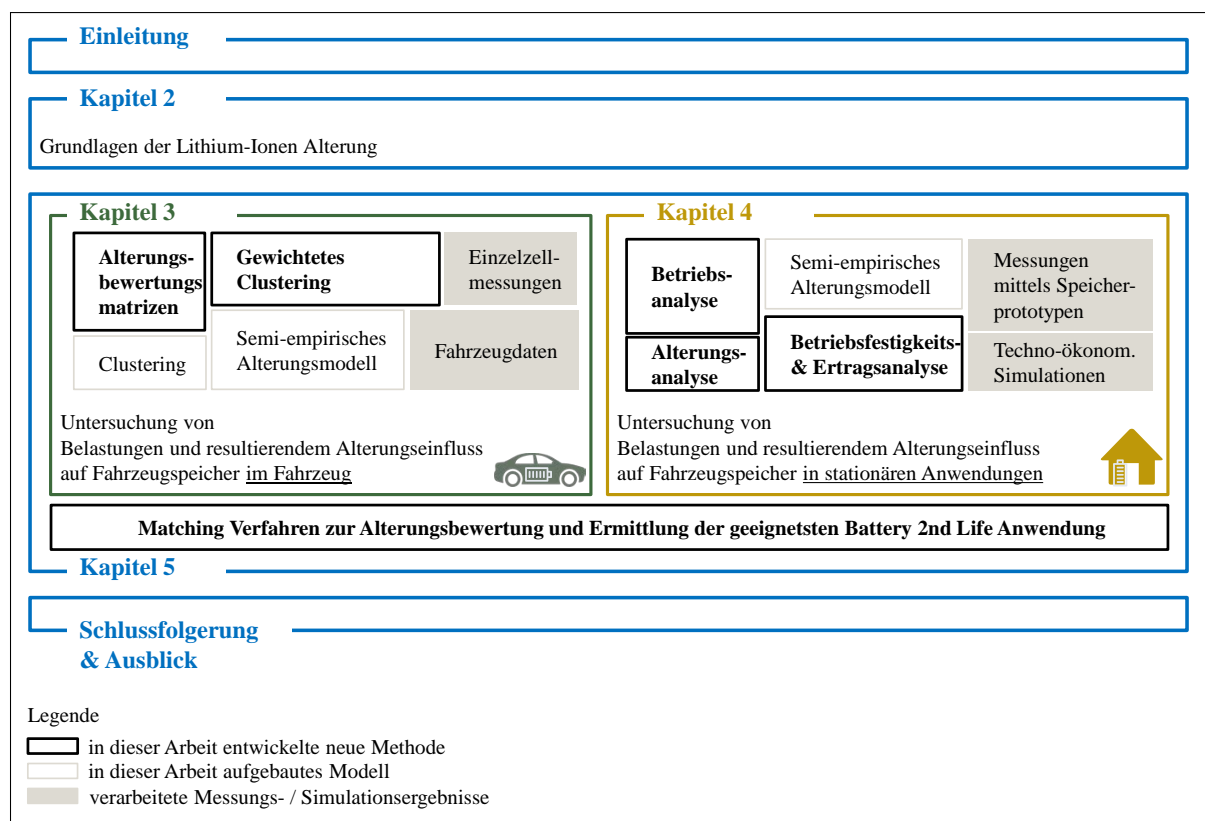


Abbildung 1.4: Aufbau und Bestandteile der Arbeit, bestehend aus verarbeiteten Messungs- / Simulationsergebnissen, aufgebauten Modellen und entwickelten neuen Methoden. Die Arbeit unterteilt sich in die Untersuchung des Speichers im Fahrzeug (Kapitel 3) und in stationären Anwendungen (Kapitel 4). Kapitel 5 kombiniert die Nutzung des Fahrzeugspeichers im First Life mit dem Second Life.

1.4 Publikationen und zugrunde liegende Arbeiten

Teile dieser Arbeit wurden in [25–29] präsentiert und publiziert. In [25] wird der hier verwendete Data Mining Ansatz das erste Mal vorgestellt. Im Gegensatz dazu, behandeln [26; 27; 29] den Betrieb im Second Life. Folgende unterstützende studentische Arbeiten wurden im Rahmen der Promotion betreut: [30–33].

2 Grundlagen der Lithium-Ionen Zellalterung

Li-Ionen Zellen weisen eine LeistungseinbuÙe über die Zeit auf. Sie sind empfindlich gegenüber Einflüssen und Umgebungsbedingungen abseits ihres optimalen Betriebsbereichs. Wie stark der Einfluss ist und bei welchen Zuständen ein beschleunigter Alterungsprozess auftritt, ist abhängig vom Fahrzeugverhalten, vom Zelldesign [34] und von der jeweiligen Zellchemie [35–37]. Abbildung 2.1 schlüsselt die Ursachen, die Alterungsmechanismen begünstigen, stichpunktartig auf. Batteriestressfaktoren wie Temperatur, Stromstärke bzw. *C-Rate* und Entladetiefe (*DOD*) beschleunigen Alterungsmechanismen in unterschiedlichem Ausmaß [38]. Weiterhin kann ein nachteiliger SOC während der Lagerung auch die Alterung beschleunigen. Diese Stressfaktoren und damit das Fahr-, Lade- und Lagerverhalten führen zu Kapazitätsverlust (Abnahme der speicherbaren Energiemenge), Innenwiderstandszunahme sowie einer höheren Selbstentladung [35; 39–41]. Eine daraus resultierende höhere Polarisierung hat eine LeistungseinbuÙe des Fahrzeugspeichers zur Folge. Die Ursachen sowie deren ausgelösten Alterungsmechanismen können anschließend drei Degradationsarten zugeschrieben werden: Verlust von aktivem Lithium, Verlust von Kathodenmaterial und Verlust von Anodenmaterial [42].

In diesem Kapitel werden die Alterungsmechanismen vorgestellt, die eine Kapazitätsabnahme und / oder eine Innenwiderstandszunahme verursachen (in Abbildung 2.1 als Alterungseffekte deklariert). Des Weiteren werden die Begriffe kalendarische und zyklische Alterung, sowie das Batterielebensende (EOL) eines Fahrzeugspeichers erklärt.

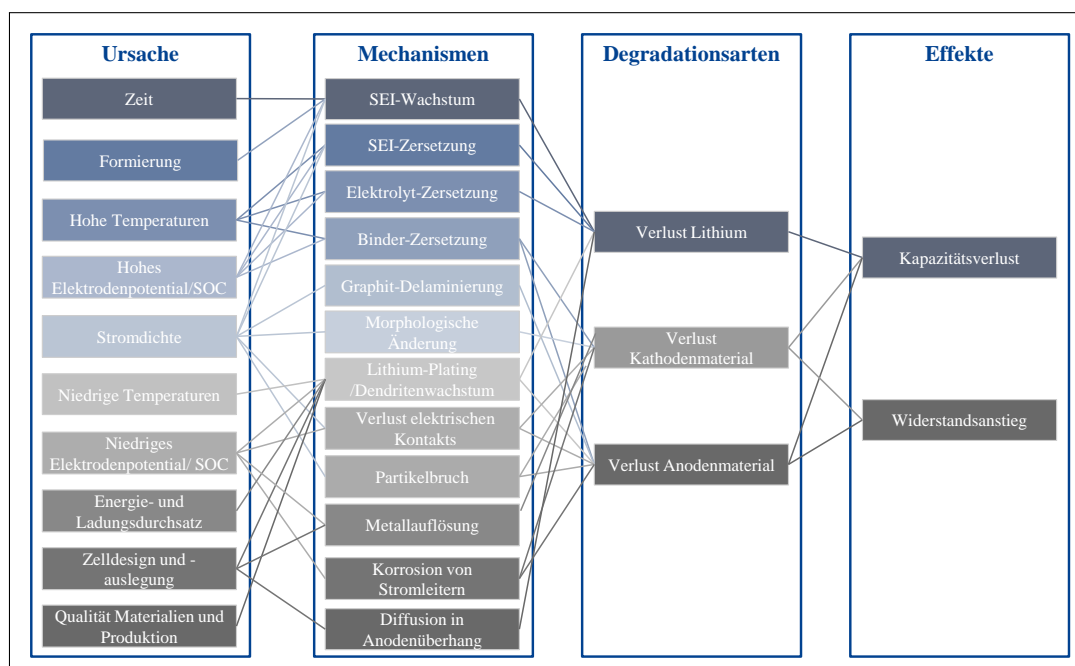


Abbildung 2.1: Übersicht über Alterungsmechanismen, die zu Kapazitätsverlust und zur Innenwiderstandszunahme führen (auf Basis von [43]).

2.1 Unterscheidung kalendarische und zyklische Alterung

In der Regel wird allgemein zwischen zwei Arten von Alterung unterschieden, um Alterungsmechanismen in Li-Ionen Zellen zu beschreiben [44]: *kalendarische Alterung* bezeichnet die Alterung, die immerzu stattfindet. Dies ist auch der Fall, wenn die Zelle nicht angeschlossen, also nicht in Betrieb ist, zum Beispiel bei Lagerung. Erhöhte kalendarische Alterung wird insbesondere durch nachteilige SOC und hohe Temperaturen begünstigt [16; 45–51]. Ein nachteiliger SOC bedeutet hier ein Lagerungsladezustand bei dem beschleunigte Alterung auftritt. Dies ist zellchemieabhängig und wird im weiteren Verlauf näher erläutert.

Folgerichtig beschreibt zyklische Alterung die Alterung im Betrieb, entweder bei einem Ladungsdurchsatz in negativer oder positiver Richtung (im Folgenden Entladung bzw. Ladung) [52]. Zyklische Alterung tritt beschleunigt bei hohen C-Raten, DOD oder Temperaturen auf [53].

Abbildung 2.2 veranschaulicht die Vielzahl an Alterungsmechanismen, die an Anode, Kathode, Separator oder Stromableitern vorkommen. Alterungsmechanismen, die Materialbestandteile irreversibel beschädigen, sind meistens der zyklischen Alterung zuzuschreiben, während Reaktionen des Elektrolyts mit dem Aktivmaterial eher der kalendarischen Alterung zugerechnet werden können [54].

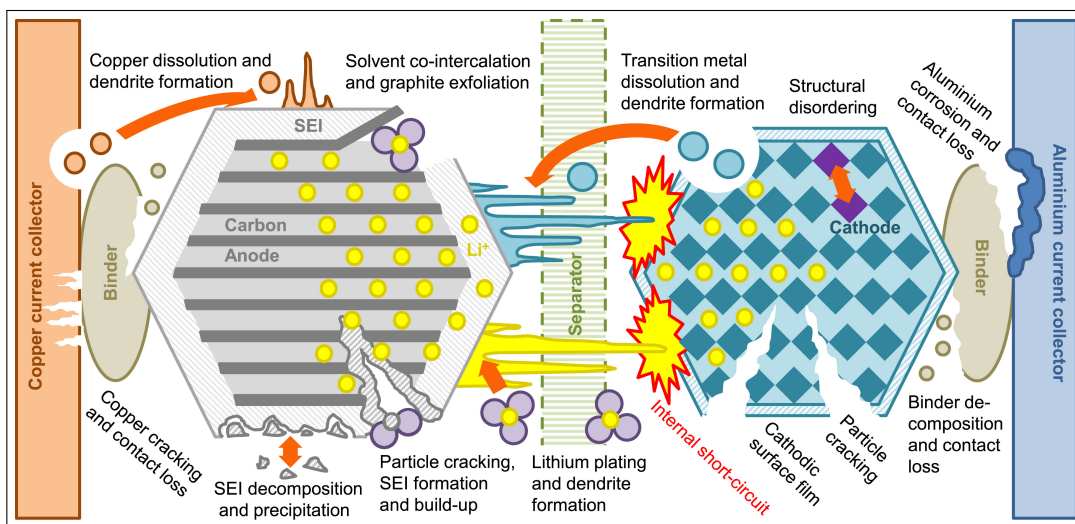


Abbildung 2.2: Schematische Darstellung der Alterungsmechanismen von Li-Ionen Zellen [43].

Trotz abweichender Zellchemie, lässt sich Alterung in Li-Ionen Zellen auf ein paar wesentliche Alterungsmechanismen zurückführen. Einer der zentralen Punkte ist die chemische Stabilität der Solid-Electrolyte-Interphase (SEI). In Verbindung mit einer hohen Reaktivität von Lithium im lithiierten Graphit spielt die SEI eine wichtige Rolle. Sie beeinflusst die Stabilität der Zelle (zusammen mit dem gewählten Elektrolytmaterial, Additiven und dem resultierenden Reinheitsgrad) [55].

Daher wird auf die Hauptalterungsphänomene Lithium-Plating, Elektrolytzersetzung und SEI-Wachstum, die hauptsächlich für die fortführende Leistungseinbuße der Li-Ionen Zelle verantwortlich sind, eingegangen. Sie werden im Folgenden beschrieben.

2.2 Lithium-Plating

Lithium-Plating ist die Bildung metallischen Lithiums im Inneren der Zelle. Während des Ladens transferieren Li-Ionen idealerweise vollständig in die Schichtstruktur der Graphitanode [56]. Es kann jedoch vorkommen, dass es nicht zur Einlagerung (bzw. Interkalation), sondern stattdessen zur Abscheidung, kommt. Es wird als Ablagerung von metallischem Lithium zwischen Anodenoberfläche und Elektrolyten beschrieben [35]. Nach Auffassung von Legrand [57] sind dafür zwei verschiedene Prozesse ursächlich: ein limitierter Ladungsdurchtritt (gehemmter Ladungsdurchtritt, u.a. definiert über Butler-Volmer Gleichung [58]) oder eine limitierte Festkörperdiffusion der Li-Ionen im Partikel (vergleichbar mit einem „Lithium-Stau“ nahe der Graphitoberfläche, da im Vergleich zur Anzahl der ankommenden Li-Ionen nicht ausreichend Li-Ionen in die tieferen Graphitschichten im Inneren nachrücken). Dabei unterscheidet man zwischen reversiblen und irreversiblen Lithium-Plating. Demnach sind also parasitäre Reaktionen an der Anode für den Verlust von zyklisierbarem Lithium (verfügbares aktives Lithium) ursächlich [35]. Weiterhin kann die Zelle durch die Ablagerungen sichtbar dicker werden [59; 60]. Ursache für die Ablagerungen ist ein niedriges Potential der Graphitelektrode unter 0 V gegen Li/Li+ [61]. Zum Beispiel beim Schnellladen bei geringen Temperaturen kann es zu einer hohen Polarisierung der Anode kommen [62]. Bei starker Polarisierung der Anode liegen die Potentiale von Graphit und metallischem Lithium nahe beieinander und anstatt zu interkalieren, scheidet sich das Li-Ion als Li-Metall ab [63]. Maßgeblich für die Entstehung von Lithium-Plating ist jedoch auch das Zusammenspiel der Bedingungen: geringe Temperatur, hoher SOC und hohe Laderate [64]. Es wird im Allgemeinen zwar angenommen, dass unter diesen Bedingungen Li-Ablagerungen wahrscheinlicher auftreten. Dennoch führen aber beispielsweise niedrige Temperaturen nicht zwingend zu Li-Plating, wenn bestimmte SOC- und Ladegrenzen nicht überschritten werden [64].

Weiterhin wird zwischen zwei Arten von Lithium-Plating unterschieden [60]. Bei reversiblen Lithium-Plating können sich die entstandenen Li-Ablagerungen nach dem Ladevorgang teilweise wieder auflösen. Es kommt zu einem Relaxationsprozess bei dem Lithium in das Graphit interkaliert und das Anodenpotential exponentiell positiv gegenüber Li/Li+ geht [65; 66]. Bei irreversiblen Lithium-Plating bilden sich bei hohen Strömen viele kleine nadelartige Dendrite, bei geringeren Strömen weniger, dafür große Dendrite an der Anodenoberfläche [63; 67]. Diese, unter Verbrauch von Aktivmaterial, entstehenden Dendriten führen zum Kontaktverlust und sind zusätzlich sehr porös und zerbrechlich. So kann sich Dendritenmaterial ablösen. Das abgelagerte Lithiummaterial ist dann für den normalen Zyklisierungsvorgang verloren [68]. Beim Zerbrechen von Dendriten innerhalb der SEI können SEI-Regionen zerstört werden. Dies führt zum erneuten SEI-Wiederaufbau unter Verbrauch von Elektrolyt [35]. Effekte sind daher der Verlust von aktivem Lithium und Elektrolytverbrauch.

Lithium-Plating tritt insbesondere bei hohen C-Raten und weiterhin bei niedrigen Temperaturen (langsamer Ionentransport) auf [60]. Waldmann et al. [61] vermuten Lithium-Plating bereits unterhalb von 25 °C aufgrund der negativen Polarisierung von Li/Li+ bei niedrigen Temperaturen. Dementsprechend schreiben sie den Kapazitätsverlust bei Zyklisierung bei Temperaturen von -20 bis 25 °C dem Effekt des Lithium-Platings wegen geringem Anodenpotential zu, während Mangan Auflösung bei Kathodenmaterial mit Mangananteil und SEI Wachstum durch Temperaturen von 25 bis 70 °C hervorgerufen werden. Bei den durchgeführten Tests handelt es sich um Post-Mortem Analysen von Pouchzellen auf Basis von NMC / LMO Kathode und Graphit Anode [61].

Hinzu kommt, dass der Verlust von zyklisierbarem Lithium durch Lithium-Plating dafür ursächlich ist, dass sich die starke Alterungsrate nach den ersten Zyklen abschwächt [68]. Der Verlust führt dazu, dass

sich die SOC-Fenster der Elektroden gegeneinander verschieben. Dies hat zur Folge, dass der hohe SOC-Bereich der Anode elektrochemisch nicht mehr verfügbar ist (vgl. Abbildung 2.3). Die Alterungsrate nimmt daraufhin ab und die kapazitätsbezogene Lebensdauerkurve flacht wie in Abbildung 2.4 ab [68].

Darüber hinaus haben Schuster et al. [17] herausgefunden, dass insbesondere gealterte Zellen anfällig für Lithium-Plating sind.

2.3 Elektrolytzersetzung

Eine Elektrolytzersetzung geht mit mehreren Dekompositionsreaktionen einher, meist während der Zyklierung: Zum Einen können Übergangsmetallanteile wie zum Beispiel Nickel, Kobalt und Mangan sich durch Oxidation des flüssigen Elektrolyten aus der Kathode abscheiden (Migration von löslicher Spezies) [69]. Zum Anderen wird auch bei den ohnehin unerwünschten Nebenreaktionen Lithium-Plating und SEI-Wachstum auch Elektrolyt aufgewendet. Bei der Elektrolytzersetzung werden neben Aktivmaterial auch additive Salze und Lösungsmittel verbraucht. Eine weiterführende Elektrolytzersetzung kann sogar zur lokalen Austrocknung führen. Dies resultiert wiederum in einer inhomogenen Stromverteilung [51]. Als Drittes kommt hinzu, dass sich unter Oxidation von Elektrolytmaterial Deckschichten bilden, beispielsweise die sog. Solid-Permeable-Interphase (SPI) auf NCA Kathoden an der Grenzfläche von Elektrolyt und Kathode [70]. Die SPI ist der SEI ähnlich, ist aber nicht vollständig elektrisch isolierend. Aus diesem Grund wird der Elektrolyt an der kathodischen Grenzschicht oxidiert. Die parasitäre Reduktion oder Oxidation des flüssigen Elektrolyts wirkt sich nachweislich negativ auf Kapazität und damit die Lebensdauer aus [71]. Außerdem wird vermutet, dass diese Oxidationsprodukte sogar - das folgende als Drittes dargestellte Hauptalterungsphänomen - SEI Wachstum katalysieren [11; 15; 61; 72–77]. Im Anschluss an die Reaktion können schließlich gasförmige Produkte entstehen, die zusätzlich den Innendruck der Zelle erhöhen [67; 78; 79]. Dies wiederum kann zu Kontaktverlusten führen, sodass der Strompfad innerhalb der Zelle unterbrochen ist.

Die Elektrolytzersetzung und die Folgeeffekte werden durch erhöhte Temperaturen und hohe Ladezustände begünstigt [35]. Dabei kommt es zu irreversiblen Strukturänderungen des Aktivmaterials [80].

2.4 Solid-Electrolyte-Interphase Wachstum

Die Solid-Electrolyte-Interphase (SEI) ist eine Grenzschicht zwischen Elektrolyt und Elektrode, in diesem Fall zwischen dem Elektrolyten und der Anode [81]. Die passive Grenzschicht entsteht bei der initialen Ladung (sog. Formierung) der Zelle und den ersten Zyklen [82]. Die SEI entsteht aus Zersetzungsprodukten des Elektrolyten und aktivem Lithium und wächst mit fortschreitendem Alterungszustand der Zelle [83; 84]. Eine ideale SEI ist semi-permeabel: Sie ist durchlässig für Li-Ionen, weist gleichzeitig aber eine geringe Elektronenleitfähigkeit auf und ist undurchlässig für den Elektrolyten und dessen Bestandteile. Sie dient in Li-Ionen Batterien daher als Schutz vor weiterer Elektrolytzersetzung und Abbau von Anodenmaterial [35; 85]. Vor der Interkalation, also der Einlagerung beim Laden in die Anode, durchlaufen Li-Ionen die SEI (ionischer Transport). Mit höherem Alterungszustand und Abnutzung der Zelle, kann die SEI Deckschicht in die Poren der Elektroden und des Separators gelangen und diese verstopfen. Die verstopften Poren und der Verlust von Aktivmaterial resultieren wiederum in Kapazitätsverlust und Innenwiderstandsanstieg [35].

Insbesondere bei hohen Ladezuständen kommt es aufgrund der elektrochemischen Instabilität klassischer Flüssigelektrolyte (EMC/DMC-basiert) bei niedrigem Anodenpotential zur Deckschichtbildung [86; 87]. Dies bedeutet, die SEI kann in diesem Zuge dicker werden, oder wird an Stellen neu ausgebildet, an denen poröses SEI-Material abgesplittert oder eingerissen ist. Bei diesem Prozess wird allerdings aktives Lithium aufgewendet [55; 88–91]. Nach Röder et al. [90] ist der Verlust von zyklisierbaren Lithium aufgrund von SEI Wachstum die vordergründige Ursache einer Kapazitätsabnahme durch kalendarische Alterung. Im Vergleich zu einer neuen Zelle bei Auslieferungszustand, ist die SEI bei einer alten Zelle weitaus dicker. Neben der resultierenden Kapazitätsabnahme geht das SEI Wachstum mit einem Impedanzanstieg einher, da es den Li-Ionen bei einer Dickenzunahme erschwert wird, die SEI zu passivieren [35]. Aufgrund der zunehmenden Oberfläche der SEI erhöht sich zudem die Wahrscheinlichkeit von Nebenreaktionen und die Eintrittstemperatur bei der sich Teile der SEI exotherm zersetzen verringert sich. Der Grund dafür ist, dass die SEI mit dem Elektrolyten reagiert [71; 92].

2.5 Zusammenfassung und Übersicht über Alterungsmechanismen

Alterungsmechanismen treten verstärkt auf, wenn das Potential, in dem die Zelle betrieben wird, nahe oder sogar abseits der Lade- und Entladeschlussspannung der Zelle liegt [76; 93]. Bei Potentialen nahe der Grenzbereiche nimmt die thermodynamische Stabilität der Zellbestandteile ab (vgl. Abbildung 2.3) [16; 45; 46; 57]. Insbesondere Lithium-Plating, Elektrolytzersetzung und SEI-Wachstum sind vordergründig für die irreversible Degradation der Zelle ursächlich, da Aktivmaterial sowie zyklisierbares Lithium verbraucht wird [35; 94; 95]. Die Zelldegradation geht mit Kapazitätsabnahme und Innenwiderstandszunahme einher.

Hinzu kommt eine Vielzahl weiterer Alterungsmechanismen: Sie sind in Tabelle 2.1 inklusive ihrer beschleunigenden Voraussetzungen beschrieben. Aufgrund der Vielzahl an Publikation über Alterungsuntersuchungen mit unterschiedlicher Zellchemie soll an dieser Stelle nicht auf jede Einzelne näher eingegangen werden. Zur Vollständigkeit werden die Alterungsmechanismen bezogen auf die vorliegende Zellchemie der untersuchten Fahrzeugspeicher aber aufgeführt.

Bei dieser Arbeit liegt der Fokus deshalb insbesondere auf Li-Ionen Zellen auf Basis von NMC/LMO/NCA-Kathoden gegenüber Graphit-Anoden mit 3,7 V Nennspannung. Ausgangsbasis für die Untersuchungen ist ein seriell und parallel verschalteter Fahrzeugspeicher aus 96 Einzelzellen mit 60 Ah Nennkapazität. Die Alterungsrate und damit die resultierende Alterung aus kalendarischer und zyklischer Alterung ist eine zustandsabhängige Größe. Das zellabhängige Schädigungsausmaß bei den jeweiligen unterschiedlichen Bedingungen wird später in Kapitel 5 nach Aufbau eines Alterungsmodells näher erläutert und ist in Tabelle 5.1 und 5.2 aufgeführt.

	Alterungsmechanismen	Alterungsbeschleuniger
Graphit-Anode	Lithium-Plating	↓ T, ↑ C-Rate, ↑ SOC [57; 60; 68; 96] Zellbalancing, Auslegung
	Elektrolytzerersetzung SEI-Wachstum SEI-Zersetzung	übermäßige Zyklierung [35; 96–100] ↑ T, ↑ SOC, ↑ Lagerungspotential [35; 101] ↑ T, ↑ SOC [82; 84]
Separator	Morphologische Änderung der Elektroden Co-Interkalation von Solventen, Gasbildung	↓ T, , ↑ C-Rate [35; 77] ↑ C-Rate, ↑ &↓ SOC [102; 103] Überladung [35]
	Porenblockierung (Separator und Elektroden)	↑ T, ↑ SOC [35; 72; 104]
NMC-LMO-NCA-Kathode	Auflösung von Li-Mangan-Spinell im Elektrolyten	↑ T [80; 105–108]
	Partikelbruch durch mechanischen Stress	↑ C-Rate, ↑ DOD [59; 109–112]
	Auflösung von Übergangsmetallen	↑ T, ↑ Kathodenpotential [16; 45–50; 113]
	Isolation von Elektrodenmaterial	↑ C-Rate, ↑ DOD [35]
	Binder-Zersetzung	↑ T, ↑ SOC [35]
	Ablösung und Korrosion der Stromableiter	Tiefentladung, ↓ SOC, ↑ C-Rate [114]

Tabelle 2.1: Übersicht Alterungsmechanismen und deren Voraussetzungen für eine beschleunigte Degradation.

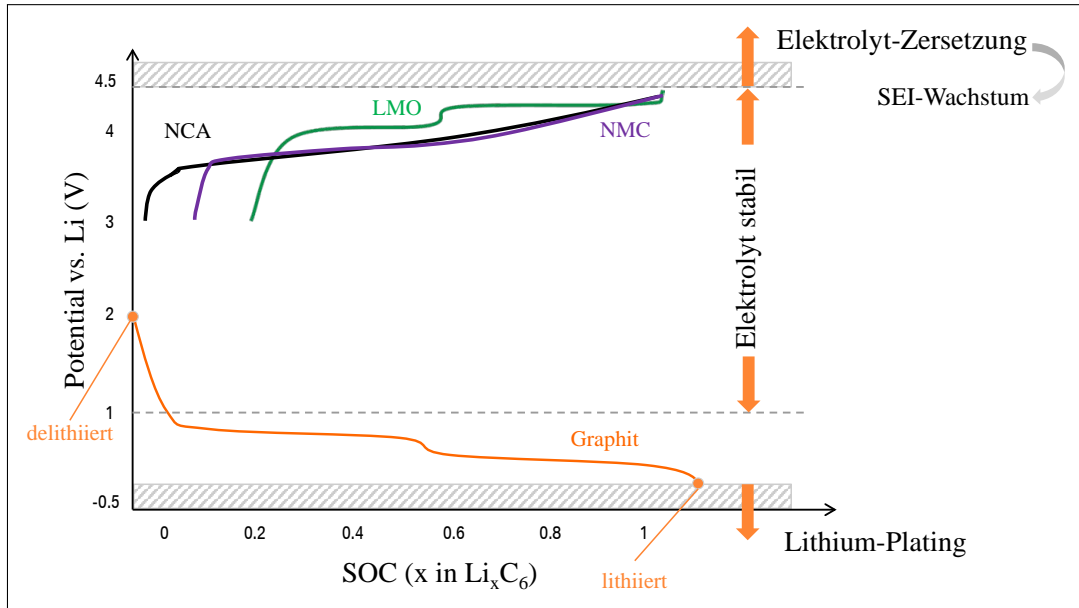


Abbildung 2.3: Schematische Darstellung der Ruhepotentiale von Anode und Kathode gegenüber Li/Li+ sowie eingezeichneter Bereich in dem der Elektrolyt noch thermodynamisch stabil ist. Das Betriebsfenster reicht somit über den Bereich in dem der Elektrolyt stabil ist hinaus. Außerhalb dieses Potentialbereichs treten die Alterungsmechanismen Elektrolytzersetzung, SEI-Wachstum und Lithium-Plating vermehrt auf.

2.6 Alterungszustand SOH und nichtlineare Alterung

Der Alterungszustand *SOH* wird im Rahmen dieser Arbeit wie folgt definiert:

$$SOH = \frac{C_m}{C_N} \cdot 100\% \quad (2.1)$$

Der SOH dient als Mittel, um die aktuell maximal entnehmbare Kapazität in Bezug auf seine ursprünglich verfügbare Kapazität (Nennkapazität) bei Auslieferung zu beschreiben. Der SOH bildet daher auch die aufgetretene Alterung nach einer definierten Zeit oder Zyklenzahl in einer Zelle, einem Pack oder Speicher ab.

Meist unterhalb einer Restkapazität von 80% zeigen Studien einen sprunghaften Anstieg der Alterungsgeschwindigkeit, zum Beispiel mit NCA- [13; 14], NMC- [15–18] und NCA/NMC [19] Kathoden gegenüber Graphitanoden. Der bei kalendarischer Alterung übliche annähernd lineare Alterungsverlauf (SEI-Wachstum, Verlust von Graphitaktivmaterial) schlägt abrupt um in einen nichtlinearen Alterungsverlauf, wie bei Abbildung 2.4 in rot eingezeichnet [17]. Die Leistungskurve der Zelle erfährt einen deutlichen Knick und eine nichtlineare, beschleunigte Alterung tritt auf [17]. Bei Post-Mortem Analysen wurden an der Anode Mikrorisse und Ablagerungen von metallischem Lithium entdeckt, während die Kathode kaum Veränderungen aufzeigte [55]. Das Phänomen ist deshalb wahrscheinlich auf Alterungsmechanismen, die an der Anode auftreten, zurückzuführen - offenbar durch Lithium-Plating provoziert [13; 15; 55; 76; 109]. Bei hohen SOH ist die Kapazitätsdegradation noch harmlos, bei Post-Mortem Untersuchungen [115] aber wurde herausgefunden, dass manche Graphitanodenregionen mehr Aktivmaterial verlieren bzw. schneller altern als andere Regionen. Die lokalen Unterschiede sind zu dem

Zeitpunkt kaum wahrnehmbar. Grund dafür ist, dass in ungleichmäßig komprimierten Bereichen in der Zelle Lithium-Plating auftritt [115]. Hat der nichtlineare SOH-Übergang eingesetzt, wird vermutet, dass Lithium-Plating fortlaufend auftritt, obwohl nur bei moderaten Stromraten und Temperaturen zyklisiert wird. Gründe dafür sind erhöhte Überspannungen, eine verminderte Kapazität der Graphitanode aufgrund von Vorschädigungen und inhomogene Alterung während des First Life [76; 116]. Auch eine verminderte Ionenleitfähigkeit, beispielsweise durch wachsende Deckschichten, sowie der Verlust von Anodenaktivmaterial begünstigen Lithium-Plating in gealterten Zellen bereits bei moderaten Strömen [117].

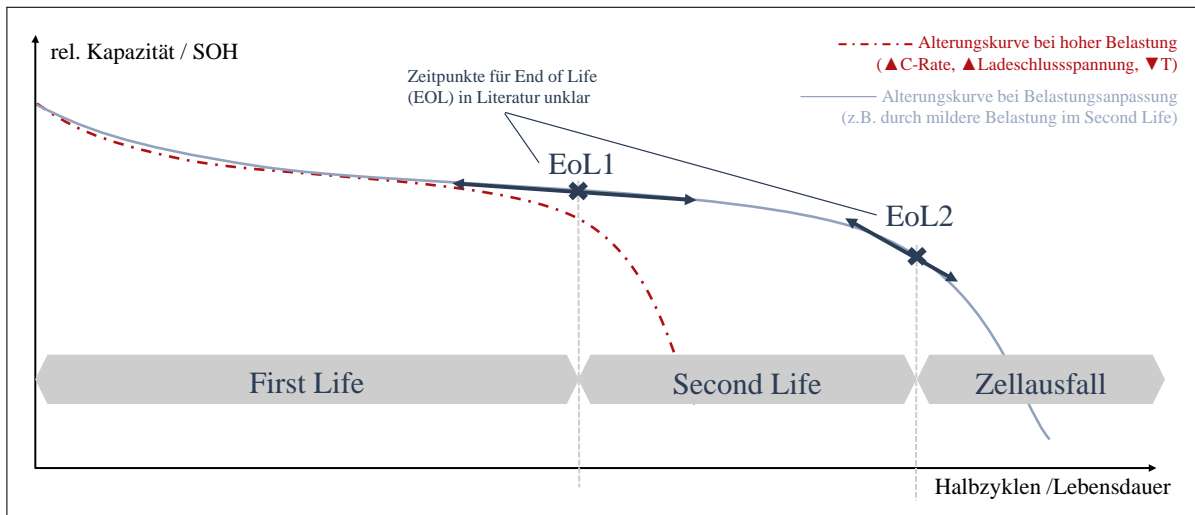


Abbildung 2.4: Darstellung einer schematischen Alterungskurve erstens bei starker Beanspruchung (gestrichelt) und zweitens bei Anpassung der Belastung durch Lastreduktion bevor EoL1 eintritt (durchgehend). Nichtlineare Alterung beschreibt den abrupten Leistungsabfall am Ende der Lebensdauerkurven; die Alterungskurve lässt sich in die Abschnitte First Life, Second Life und Zellausfall unterteilen. Das Ende eines Abschnitts wird durch den EoL1 und den EoL2 impliziert.

Demgegenüber wurde festgestellt, dass die nichtlineare Alterung verzögert und sogar vermieden werden kann, indem die Last vor dem Leistungsknick angepasst wurde [20]. Eine Lastreduktion, beispielsweise durch Begrenzung der Laderate, des Spannungshubs und der Betrieb im zellspezifischen Temperaturoptimum, brächte eine längere Lebenszeit für die Zelle mit sich [20]. Das Lebensdauerende des Speichers, sog. End of Life (EOL), kann dadurch auf einen späteren Zeitpunkt verschoben werden. Dies erlaubt einen längeren Produktlebenszyklus des Fahrzeugspeichers. Wie in Kapitel 1 angesprochen, ist die Vermeidung von nichtlinearer Alterung durch rechtzeitige Überführung in eine mildere stationäre Anwendung die Zielstellung dieser Arbeit. Ein milderes Lastprofil bedeutet eine weniger strapaziöse Belastung als im Fahrzeugbetrieb, beispielsweise durch niedrigere C-Raten, zuträgliche Temperaturen und vor allem niedrigere DOD. Insbesondere kleinere Entladehübe lassen sich einfacher als beim Fahrzeugbetrieb realisieren, da der Speicher bei den meisten stationären Anwendungen mit dem Netz verbunden ist, um zwischenzeitlich die Möglichkeit zu nutzen, nachzuladen.

Dieser Ansatz würde also bedeuten, dass trotz einer strapaziösen vorangegangenen Belastung, nichtlineare Alterung nicht auftritt bzw. ein verzögerter Leistungseinbruch erst bei geringeren SOHs auftritt. Im Rahmen dieser Arbeit wird der Nichteintritt von nichtlinearer Alterung und damit die Vermeidung eines Einbruchs der verwendbaren Kapazität durch eine stationäre Anwendung vorausgesetzt. Dies wird auf Basis der dargestellten Zyklentestexperimente aus Abbildung 2.5 angenommen. Die Abbildung zeigt

drei gebrauchte Fahrzeugspeichermodule, die nach Anwendung im Fahrzeug ausgebaut und in einer Klimakammer bei 25 Grad Celsius bei jeweils stationärtypischen C-Raten von $\frac{1}{3}C$, $\frac{1}{2}C$ und $1C$ zyklisiert werden. Die gebrauchten Module machen während der Tests im Speziellen jeweils 2685 Vollzyklen von 85 % auf 71,3 % SOH, 1618 Zyklen (84,1 % auf 78,2 % SOH) und 1118 Zyklen (84,2 % auf 79,7 % SOH). Die Module stammen alle aus dem gleichen Speicherverbund und weisen nach Testende keine Anzeichen von nichtlinearer Alterung auf. Die Zyklentests ergeben etwa 9,2 % Differenz zwischen der Restkapazitäten der Module mit $\frac{1}{3}C$ und $1C$ Zyklisierung. Dies weist darauf hin, dass zyklische Alterung neben der kalendarischen Alterung auch bei niedrigen C-Raten und resultierendem DOD bei gleicher Zeit noch bemerkbar ist.

Da die Historie des Fahrzeugspeichers unbekannt ist, werden 1000 vorangegangene Zyklen angenommen. Stattdessen wird der Kapazitätsverlauf mehrerer Zellen aus Fahrzyklentests als Indiz und zum Vergleich in 12 Jahren geraffter Zeit abgebildet. Jeweils zwei Fahrzyklentest bei 60 °C und 25 °C sind dargestellt. Zum Vergleich ist außerdem eine Testreihe bei einer Zyklisierung mit $\frac{1}{3}C$ bei 25 °C aufgezeichnet. Es wird gezeigt, dass das Alterungsverhalten bei allen drei Modultests mit unterschiedlicher Stromstärke trotz starker Voralterung annähernd linear ist. Der SOH der Fahrzeugmodule betrug zu Beginn der Second Life Zyklentests etwa 85 %. In Konsistenz mit Abbildung 2.5 wird dieser SOH-Zeitpunkt EOL1 oder auch Beginn des Second Life (BOL2) genannt [11].

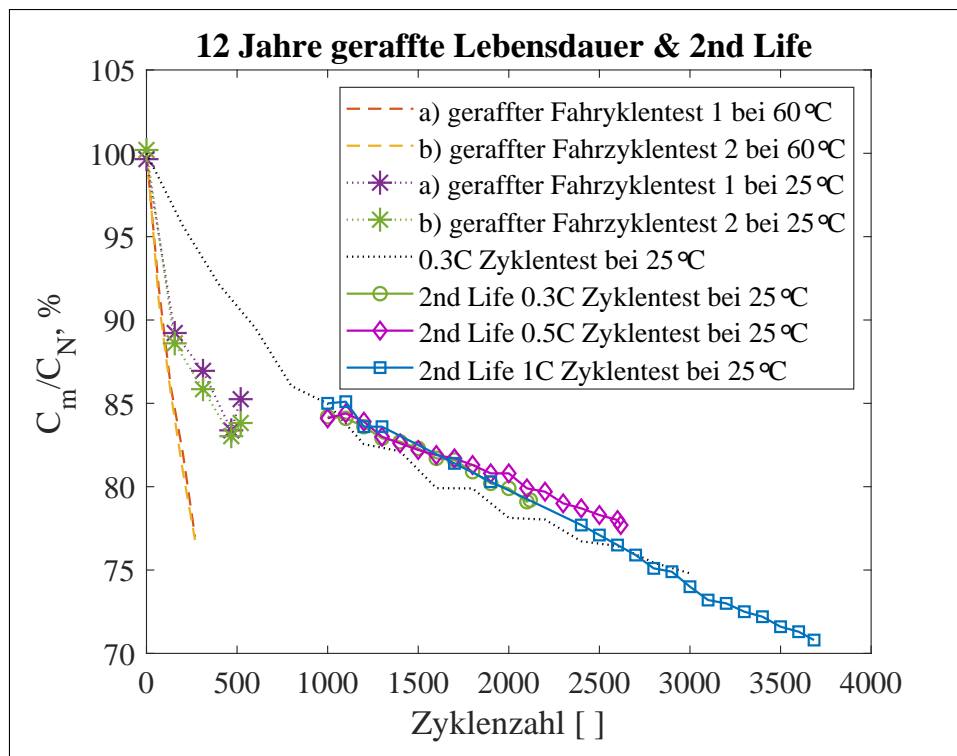


Abbildung 2.5: Ergebnisse aus Zyklentests dreier gebrauchter Second Life Module aus einem Speicherverbund mit etwa 85 % Restkapazität bei Annahme von 1000 Zyklen während dem First Life; Alle drei Zyklentests mit jeweils $\frac{1}{3}C$, $\frac{1}{2}C$ und $1C$ C-Rate zeigen einen linearen Alterungsverlauf; Der Alterungsverlauf von vier gerafften Fahrzyklentests (identische Fahrzyklentests 1 und 2) und ein Zyklentest mit $\frac{1}{3}C$ und 100 % BOL dienen als Vergleich.

2.7 End of Life (EOL) Kriterium

Bisher gibt es keine einschlägige Literatur, die den Beginn von nichtlinearer Alterung einwandfrei und für jede gängige Zellchemie bei 80 % SOH belegt. Langzeitfeldtests über das Alterungsverhalten im Fahrzeug sind bislang nur limitiert vorhanden, da Li-Ionen Zellen erst seit 2010 im Automobilbereich als Großserienprodukt eingesetzt werden [118]. BEVs machen seit 2019 ein Prozent des Anteils an den Gesamtneuzulassungen in Deutschland aus [118]. Bis auf wenige Ausnahmen [20; 119; 120] betrachten Studien mit Zellalterungstests meist eine Zyklisierung bis 80 % SOH und selten bis SOHs unterhalb von 50 %, die relevant für die Lebensdauer im Second Life sind.

Stattdessen geben mehreren Publikationen einen C_{EOL1} Richtwert zwischen 80 % und 70 % an [121–127]. Dieser Restkapazitätswert beruht auf den Garantiebedingungen der meisten Fahrzeughersteller. Sie sehen meist eine Betriebszeit von 8 Jahren vor [128], teilweise begrenzt durch 100.000 [129; 130] bzw. 160.000 Kilometern [131] Laufleistung. Aufgrund dessen wird eine Empfehlung zum Batterieausbau nach 8 bis 10 Jahren je nach Betriebsweise durch die OEMs erwartet. Grund hierfür ist, dass der Speicher wegen der Kapazitätseinbuße und dem erhöhten Innenwiderstand nicht mehr den hohen Leistungsanforderungen im Fahrzeug genügt.

Neubauer et al. erwarten sogar Fahrzeugspeicher mit lediglich $C_{EOL1}=50\%$ [132] bzw. $C_{EOL1}=40\%$ [133] für den Second Life Markt nach einem 15 jährigen Einsatz im Fahrzeug. Dieser C_{EOL1} bzw. C_{BOL2} erscheint als eher zu niedrig angesetzt, da sich zum Beispiel eine gegensätzliche Definition nach Teil 4 in der Norm DIN 43539 wiederfindet: „Akkumulatoren; Prüfungen; Ortsfeste Zellen und Batterien“ [134]. Das Regelwerk greift einen SOH bei Unterschreiten der Speicherfähigkeit auf weniger als 80 % der Nennkapazität auf. Der definierte Wert für das EOL hänge zusätzlich erwartungsgemäß stark von der Anwendung ab [135]. Außerdem sieht auch das amerikanische Regelwerk „Electric Vehicle Battery Test Procedures Manual“ des USABC einen C_{EOL1} Richtwert von 80 % vor [136]. Saxena et al. [137] schlägt statt eines definierten Werts einen auf die Betriebsweise bezogenen EOL1 vor. Das Lebensdauerende sollte entsprechend den täglichen Mobilitätsanforderungen des Nutzers geregelt werden. So genügen 80 % Restkapazität dem täglichen Fahrtweg von mehr als 85 % aller U.S. Fahrer. Durchschnittlich für 15 % der U.S. Fahrer wird die verbliebene Kapazität den Bedürfnissen an Reichweite nicht mehr gerecht. Das 70–80 % EOL Kriterium ist für den Großteil der U.S. Fahrer also zu konservativ gewählt und erscheint mehr einer übertriebenen Reichweitenangst geschuldet. Saxena et al. [137] erklären, dass die meisten Verbraucher selbst mit Restkapazitäten unter 70 % noch auskämen, zumal es in Zukunft vermutlich mehr Möglichkeiten zum zwischenzeitlichen Nachladen geben wird. Sie erwarten, dass das EOL1 Kriterium in Zukunft vom nachlassenden Energievermögen als vom Leistungsvermögen des Speichers bestimmt wird.

Stroe et al. [138] vermuten, dass eine Verdreifachung des Innenwiderstands nach etwa drei Jahren Lebensdauer entscheidender ist als die Kapazitätseinbuße. Sie beträgt nur 20 % nach 5,8 Jahren. Der Innenwiderstand soll beim EOL1 Kriterium gegenüber dem kapazitätsbezogenen EOL überwiegen. Sie basieren ihre Ergebnisse auf Simulationen und beschleunigten Alterungstests mit WLTC-Fahrzyklus-Lastprofil an einer NMC-basierten Li-Ionen Zelle.

Im Gegensatz dazu, fehlt ein definiertes End of Life 2 Kriterium, das mit einem gewissen Kapazitätswert verknüpft ist. Ein einheitlich definiertes Lebensende nach dem Second Life Betrieb, weil Anforderungen an die Fahrzeugbatterie im weniger fordernden Stationärbetrieb nicht mehr erfüllt sind, wurde in der Literatur bisher nicht formuliert. Neubauer et al., beispielsweise, nimmt wegen bisher fehlender

Literatur einen EOL2 bei 50 % SOH an [126]. Das Umweltbundesamt nennt ein Lebensdauerende für Sekundärbatterien aus der Unterhaltungselektronik bei 60 % [139]. Weiterhin werden 30–20 % für Erneuerbare Energiesysteme und je nach Auslegung 80–60 % Kapazität am Lebensdauerende als Anforderung für Batterien in Unterbrechungsfreien Stromversorgungs- (UPS), Notstrom- und Notbeleuchtungsanlagen erwähnt [140]. Die unterschiedlichen C_{EOL2} im Bereich zwischen 20 % bis 60 % zeigen auf, dass ein einheitlich definiertes Lebensdauerende nach Second Life Betrieb nicht anzuraten wäre. Das Lebensdauerende muss folglich für jede Second Life Anwendung individuell bestimmt werden. Das bedingt, dass die Kosten für den Verlust der Leistung abgeschätzt werden müssen und die Zeit bis zur Wartung oder Ersatz der Batterie berücksichtigt werden muss [140].

2.8 Stand der Technik in Alterungsbestimmung im automobilen Umfeld

Das Verfahren mit dem der SOH-Wert bestimmt wird, ist bei den verschiedenen Fahrzeugherstellern unterschiedlich [136]. Rezvaniziani et al. [141] diskutieren in einem Reviewpaper mehrere unterschiedliche Ansätze, um für EVs den SOH zu überwachen und zu prognostizieren. Sie geben eine umfassende Übersicht über bisher eingesetzte SOH Schätzverfahren. Sie unterscheiden zwischen physikalisch-modellbasierten und daten-basierten Ansätzen. Eine dritte Variante verbindet außerdem beide Ansätze.

Einerseits kann die verbliebene Restkapazität bzw. kapazitätsbezogene SOH intern vom Batteriemanagementsystem (BMS) berechnet werden. Sie kann über die Anzeige im Bordcomputer abgelesen werden. Diese Variante wird auch als Onlinebestimmung bezeichnet. Allerdings ist der angezeigte SOH-Wert ungenau, da Messungen während der Fahrt zur Ermittlung verwendet werden. Entsprechend unterschiedlich ist der Wert je nach letzter Fahrweise. Das bedeutet, dass sich die Berechnung des SOH auf die Belastung während der letzten Fahrt bezieht. Es besteht eine Unsicherheit über das Batterieverhalten und der innerbetrieblichen Eigenschaften, da elektrochemische Prozesse meist nicht-linearer und zeitabhängiger Natur sind. Diese Beeinträchtigung aufgrund der Dynamik der Betriebsparameter in einer Zelle erschweren die genaue Bestimmung des SOH [141].

Eine weitere Möglichkeit besteht darin, den Fahrzeugspeicher von außen (gegensätzlich der Onlinebestimmung also hier *offline*), zu bestimmen. Teils kann die Kapazität während einem Serviceeinsatz gemessen werden. Bei dieser direkten Messmethode, die dem sog. *Coulomb Counting* ähnlich ist, wird die freigesetzte Ladungsmenge bei einem Entladevorgang gemessen und mit der Nennkapazität verglichen [142]. Bisher ist diese externe Kapazitätsbestimmung erstens noch aufwendig und zweitens auch anfällig für Fehler. Der Fehler beträgt etwa 10 % [142]. Es ist schwierig reproduzierbare Messungen durchzuführen, da die momentane Kapazität des Fahrzeugspeichers von vielen Einflussfaktoren, z.B. Temperatur und Ladespannung, abhängig ist [143]. Um den Zustand des Speichers zuverlässig zu erfassen, wird bei dieser Methode bislang eine vollständige Entladung und anschließende Vollladung durchgeführt. Für den Entladevorgang werden sämtliche Nebenverbraucher wie Klimaanlage, Sitzheizung und heizbare Heckscheibe eingesetzt. Dies stellt bisher noch einen unnötigen Energieverbrauch dar. Die Energieverschwendung könnte aber durch geplante Vehicle2Grid Konzepten in Zukunft abgelöst werden. Hinzu kommt, dass diese Art der Kapazitätsmessung viel Zeit beansprucht. Es handelt sich

um etwa neun bis zehn Stunden, da BEV Speicher zunehmend höhere Energiekapazitäten haben, und insbesondere das Laden bei geringen Stromstärken viel Zeit benötigt. Der Vollzyklus in Entlade- und Laderichtung begünstigt außerdem beschleunigte Alterungsprozesse. Das Ergebnis bildet lediglich eine Momentaufnahme der Kapazität ab, da der SOH bereits nach erneuter Aufladung abweichen kann. Bei dem Verfahren wird der Fahrzeugspeicher als *Black Box* behandelt. Es werden keine Einzelzellspannungen gemessen, um dadurch Einzelzellfehler oder Einzelzellausfälle zu ermitteln. Aus dem ermittelten SOH-Wert geht nicht hervor, wie der Fahrzeugspeicher seit Auslieferung betrieben wurde oder welche Einflüsse sich besonders in der zu erwartbaren Lebensdauer bemerkbar machen. Diese Defizite sollen durch den vorgeschlagenen Ansatz in dieser Arbeit angegangen werden.

In den folgenden Kapiteln wird zur Degradationsbewertung ein kombinierter Ansatz gewählt. Es wird ein Data Mining Modell entwickelt, das durch Betrachtung alterungsrelevanter Attribute mit einem Alterungsmodell verknüpft wird. Auf diese Weise wird bei einem daten-basierten Ansatz auch die Fahrzeughistorie und dessen zu erwartender Lebensdauerungsverlauf für die Zuordnung zu einer Second Life Anwendung berücksichtigt. Wie bei [141] als Anforderungen an eine Lösung im Ausblick aufgezeigt, werden sowohl äußere Betriebszustände wie Verkehr, Geschwindigkeit, Gefälle und Temperatur als auch die Fahrweise (aggressiv, gemäßigt, ökonomisch) in Betracht gezogen. Anhand einem daten-basierten Ansatz, der auf Wissen aus Alterungsmessreihen zurückgreift, können Aussagen zu Haltbarkeit gemacht werden. Dies ermöglicht die SOH Bestimmung zu einem bestimmten Zeitpunkt, eine dynamische SOH Bestimmung und eine statistische Signifikanz durch simultane Vergleichbarkeit einer hohen Anzahl von EVs. Gleichzeitig erlaubt der Ansatz Aussagen über die Sicherheit unter Annahme korrekter Online-messungen. Durch Überwachung alterungskritischer Parameter lässt sich das Risiko von Zellausfällen abschätzen.

3 Data Mining Methodik

Im Folgenden wird Gebrauch von *Data Mining* Verfahren zur Alterungsbewertung von Fahrzeugantriebsbatterien gemacht. Der Begriff Data Mining beschreibt die systematische Auswertung großer Datenmengen zur Bestimmung bestimmter Regelmäßigkeiten, Gesetzmäßigkeiten und immanenter Zusammenhänge. Dies erfolgt durch Anwendung mathematischer und rechnergestützter Algorithmen auf große Datenbestände bzw. *Big Data* [144]. Der Data Mining Prozess, der Wissen aus Datenbanken extrahiert wird auch *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) genannt [145].

In der Literatur sind datenverarbeitende Verfahren im automobilen Umfeld meist dem Bereich des Autonomen Fahrens zuzuschreiben. Data Mining wird dort zur Wegplanung oder Routenoptimierung angewendet, z.B. in Studien von A.H.S. Lai and N.H.C. Yung [146], He et al. [147] und Mouhcine et al. [148]. Es gibt nur wenige Beispiele in der Literatur die Fahrzeugspeicherprobleme mit Data Mining adressieren, wie das Batterie-Logistik-Modell von X. Zhang and G. Wang [149] zur Standortkoordination von Batterien zwischen Ladestationen und Batterieaustauschstationen (sog. battery swapping stations). Die Publikation beruht auf der Annahme, dass BEV Speicherpacks in einem zukünftigen Ökosystem nach Entladung allgemein ausgetauscht werden. Es existieren außerdem mehrere datenbasierte Studien, die Support Vector Machines (SVM) [150], [151], Relevance Vector Mashines (RVM) [127] oder erweiterte Kalman Filter (EKF) [152] zur SOH-Echtzeitabschätzung verwenden. Diese Studien haben meist gemeinsam, dass sie zur On-board SOH-Diagnose konzipiert sind. Sie werden im Fahrzeug implementiert und verarbeiten während der Fahrt gemessene Daten zur SOH-Berechnung für ein einzelnes Fahrzeug. Die vorgestellte Methode ähnelt am meisten dem Ansatz von Nuhic et al. [153] und You et al. [154], die ähnliche Muster in der Nutzungshistorie von Batterien erkennen.

Indessen evaluiert diese Arbeit nach bestem Wissen die Batterielebensdauer das erste Mal von einer Vielzahl von BEVs unter Verwendung eines umfangreichen Felddatensatzes. Eine aktuelle Studie von Mora-Alvarez et al. [155] vergleicht Stromverbrauchsprofile von Haushalten mit einem ähnlichen Ansatz.

3.1 Erschließung der Datenbasis

Bei dem online verfügbaren Datenbestand, sog. *Data Lake*, handelt es sich um Teleservice bzw. Last-State-Call Daten, die im BEV während der Fahrt und bei Stillstand stets geloggt werden. Es handelt sich dabei also um Histogramme, und nicht wie üblich um Zeitreihen. Die Datenerfassung geht bis ins Jahr 2013 zurück, sodass für ein bestimmtes Fahrzeug im besten Fall Daten von bis zu sechs Jahren vorliegen. Die Daten eines Fahrzeugs selbst sind von Beginn an in pseudonymisierter Form, also nicht auf einen bestimmten Fahrzeugnutzer zurück schließbar. Die Datenübertragung erfolgt meistens in einem einwöchigen Rhythmus, wobei aber ein Tag bis zu 100 Tagen zwischen zwei Messungen liegen kann. Dies ist von dem Erfolg der Datenübertragung des Fahrzeugs abhängig. Die Messzeitpunkte werden geloggt. Mithilfe der übermittelten Daten im Größenbereich von mehreren zehn Millionen Fahrzeugeinträgen kann erörtert werden, welche betrieblichen Belastungen ein bestimmtes Batteriepack während seines ersten Lebenszyklus erfährt. Eine Data Mining Methodik, bzw. das wissenschaftliche Vorgehen, Wissen

aus Datenquellen zu extrahieren und Schlussfolgerungen über Alterung aus Fahrzeugdaten zu ziehen, wird im folgenden Kapitel vorgestellt.

Datenbasis sind tabellarische Einträge über u.a. Auslesedatum, Fahrzeugalter in Jahren, Kilometeranzahl und Verkaufsland wie in Tabelle 3.1 abgebildet. Dementsprechend kann es sich bei den Einträgen um numerische Werte oder um Texte handeln. Stressfaktoren für die Batterie werden durch die Einträge im rechten Teil der Tabelle beschrieben. Sie entsprechen der Aufenthaltszeit eines BEVs in vordefinierten Bedingungen und werden in Histogrammform abgespeichert, stellen also die kumulierte Gesamtzeit in verschiedenen Strom-, Temperatur- und Ladezustandskategorien dar. Die Verteilung der dreidimensionalen Histogramme in Strom- Temperatur- und Ladezustandskategorie ist in Abbildung 3.1 aufgezeichnet, auch Merkmalsvektoren genannt [156]. Die Kategorien sind in Tabelle 3.2 zusammengefasst. Für die unteren Beispielinträge aus Tabelle 3.1 sind die jeweiligen Kategorien für SOC, Strom und Temperatur also 6, 2 und 5. Eine Zahl für die Häufigkeit in dem jeweiligen Stressfaktorenraum wird also pro sekundlicher Messung gemessen und hochgezählt. Dadurch kann während der Datenerfassung die Komplexität reduziert werden.

Tabelle 3.1: Beispielauszug der geloggeten Dateneinträge: Fahrzeugalter in Jahren, Kilometeranzahl in km, Verkaufsland und korrelierte I-, T- und SOC-Zustände in Stunden.

	Auslesedatum	Fahrzeugalter	Kilometeranzahl	Verkaufsland	Stat SOC6 I2 T5	...
BEV 1	17.05.18 09:47	2,25	16050	ROK	1594,6	...
BEV 2	16.05.18 15:59	0,32	2241	RC	9,7	...
BEV 3	16.05.18 15:49	3,15	4610	D	464,6	...
BEV 1	16.05.18 13:05	2,25	16000	ROK	1590,1	...
...

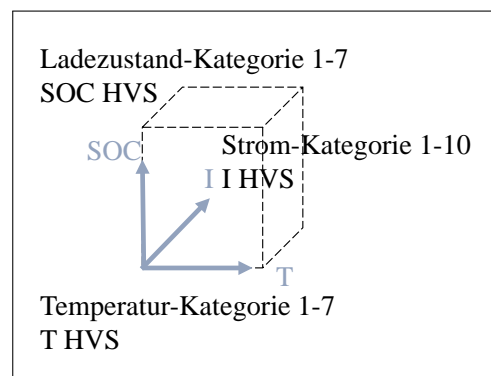


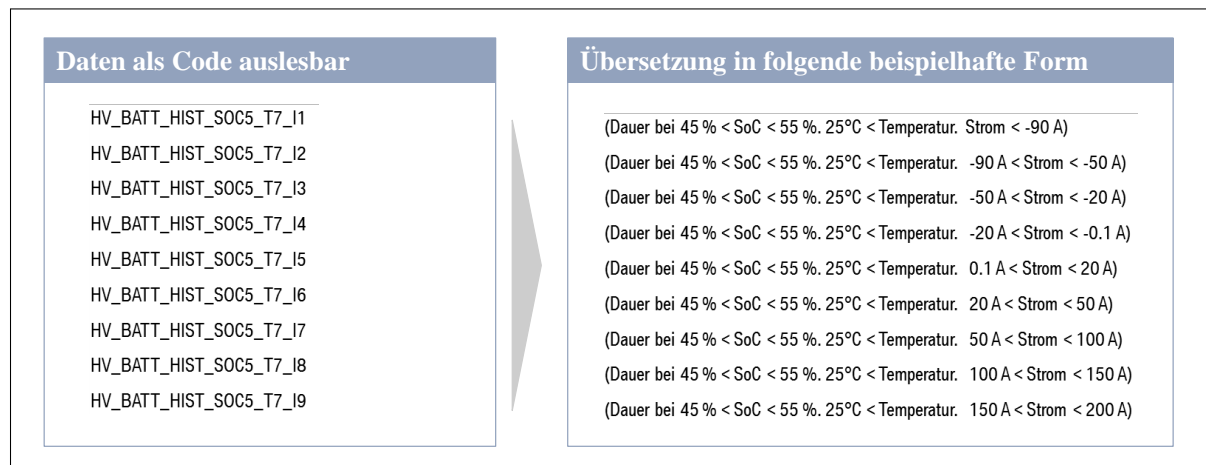
Abbildung 3.1: Schematische Darstellung eines dreidimensionalen Histogramms, das die bezogenen I-, T- und SOC-Kategorien veranschaulicht.

Die mittlere Zelltemperatur wird durch vier externe Temperatursensoren pro Batteriemodul ermittelt. Die SOC-Kategorien reichen von unter 10 % bis über 95 %, die Strom-Kategorien von -150 A (Entladen) bis über 90 A (Laden) und die Temperaturkategorien von unter 0 °C bis über 40 °C. Dementsprechend werden die pseudonymisierten Fahrzeugdaten zuerst als Code ausgelesen und müssen dann wie in dem Beispiel von Abbildung 3.2 zur Auswertung übersetzt werden. Ergebnis sind diskretisierte, kumulierte Zeitpunkte sortiert nach Ladezustand, Stromstärke und Temperatur. Dadurch werden drei relevante Datendimensionen für die Alterungsbestimmung erfasst. Die zeitliche Dimension kann wie in Abbildung 3.3 rückwirkend über mehrere Einträge verteilt über die Zeit ermittelt werden.

Tabelle 3.2: Vordefinierte I-, T- und SOC-Kategorien der zu analysierenden Daten.

	Ladezustand SOC	Strom I	Temperatur T
Histogramm Kategorie 1	SOC < 10%	I < -150 A	T < 0 °C
Histogramm Kategorie 2	10% < SOC < 30%	-150 A < I < -120 A	0 °C < T < 10 °C
Histogramm Kategorie 3	30% < SOC < 50%	-120 A < I < -90 A	10 °C < T < 20 °C
Histogramm Kategorie 4	50% < SOC < 70%	-90 A < I < -60 A	20 °C < T < 27,5 °C
Histogramm Kategorie 5	70% < SOC < 90%	-60 A < I < -30 A	27,5 °C < T < 32,5 °C
Histogramm Kategorie 6	90% < SOC < 95%	-30 A < I < 0 A	32,5 °C < T < 40 °C
Histogramm Kategorie 7	95% < SOC	0 A < I < 30 A	40 °C < T
Histogramm Kategorie 8		30 A < I < 60 A	
Histogramm Kategorie 9		60 A < I < 90 A	
Histogramm Kategorie 10		90 A < I	

Die in Abbildung 3.3 dargestellte zeitliche Dimension erlaubt bei der Zielstellung, die geeignetste Second Life Anwendung für einen gebrauchten Speicher zu finden, die inhärente *Pfadabhängigkeit* der Alterung zu berücksichtigen. Diese Pfadabhängigkeit wird im Abschnitt 4.7.1 zur Alterungsmodellierung näher erläutert und dessen Implementierung im Modell aufgezeigt.

**Abbildung 3.2:** Übersetzung der als Code ausgelesenen Daten in diskretisierte, kumulierte Zeitpunkte sortiert nach Ladezustand, Stromstärke und Temperatur.

Eine der größten Herausforderungen ist mitunter die Bestimmung zentraler Alterungszusammenhänge für die große Menge an Daten und Fahrzeugeinheiten aus einer globalen Datenbank für die gesamte elektrische OEM-Fahrzeugflotte. Jedes Fahrzeug verfügt mit fortschreitender Zeit über eine zunehmende Anzahl an pseudonymisierten, gespeicherten Fahrzeugeinträgen. Bei einer klassischen Betrachtung führt, trotz Reduktion auf ein Fahrzeugtyp und eine Zellchemie, die Anzahl der zu untersuchenden Fahrzeugeinträge multipliziert mit der Anzahl der möglichen Einflussgrößenkombinationen (Permutationszusammenhang) zur Untersuchung einer schwer bewältigbaren Kenngrößenanzahl. Es werden Daten von insgesamt über 20.000 BEVs gleichen Typs analysiert. Die etwa 300 gemessenen Parameter pro Fahrzeug bei einem Auslesevorgang haben direkten oder indirekten Einfluss auf die Alterungsbestimmung (z.B. Stromrate vs. Kühlung an ja/nein). Deshalb haben die Parameter, im Data Mining Bereich auch

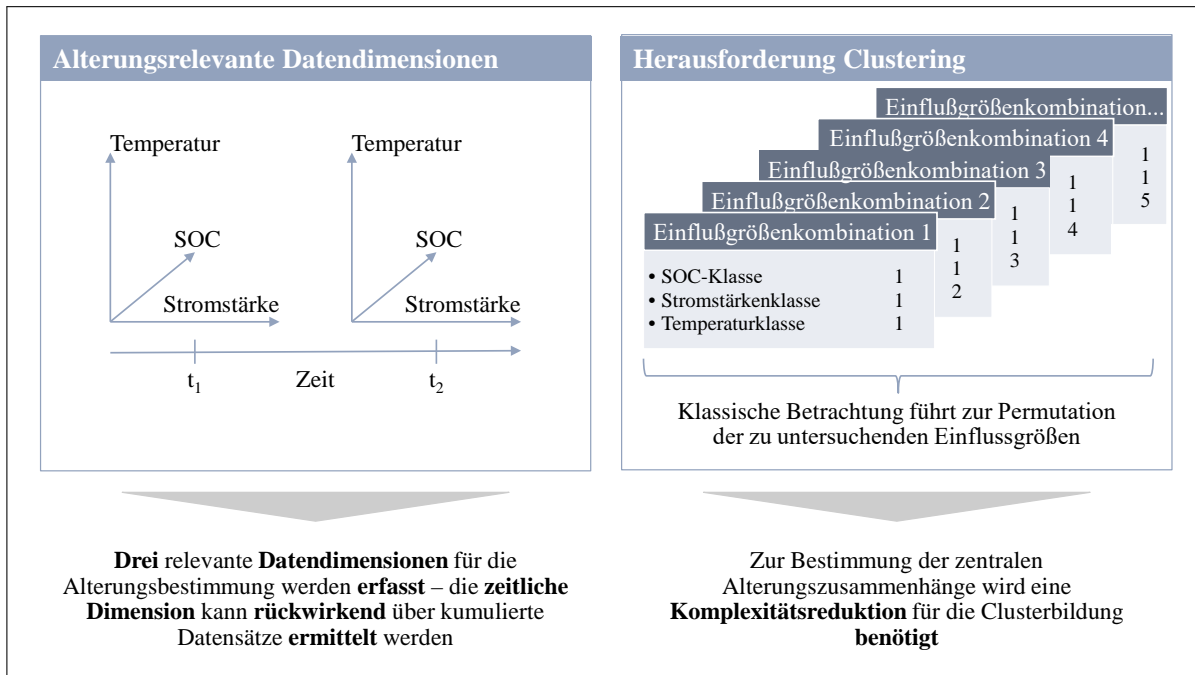


Abbildung 3.3: Schematische Darstellung der Erschließung der Datenbasis.

Merkmale oder Attribute genannt, unterschiedliche Relevanz für die im weiteren Verlauf vorgestellten Data Mining Verfahren. Die Datenaufzeichnung erfolgt mit variablenabhängigen Messintervallen. Sie werden meistens wöchentlich über die gesamte Lebensdauer übermittelt (z.B. Dauer eines SOC<>T<>I Zustands in Stunden vs. Aktueller SOC in %).

Um die Daten sinnvoll zu verarbeiten, wird das Problem folgendermaßen formuliert: Es wird Gebrauch gemacht von der Zeitverteilung eines Fahrzeugs in die verschiedenen dreidimensionalen Histogrammzustände - normiert auf die Gesamtzeit desjenigen Fahrzeugs. Allein dadurch kann ein vierdimensionales Problem in ein eindimensionales Problem überführt werden. Die Komplexität wird dadurch erheblich reduziert. Diese Nutzung vordefinierter Histogramm Kategorien und die prozentuale Verteilung der Gesamtzeit pro Fahrzeug ermöglicht ein akzeptables Komplexitätsmanagement.

Die verbleibenden zwei Dimensionen - zu betrachtender Parameter bzw. in Zusammenhang mit Data Analytics auch *Attribut* oder *Merkmal* genannt - und aufgetretene Häufigkeit des Parameters in Stunden oder Minuten dienen dem folgenden Ansatz nach einem Preprocessing als Input. Hierdurch können die Fahrzeuge in verschiedene Gruppen mit typischen Fahrverhalten unterteilt werden. Die sich unterscheidenden Typen des Fahrverhaltens können hinsichtlich Fahrgeschwindigkeit, Ladeverhalten und Umgebungstemperatur unterteilt werden, wobei Fahrzeuge, die in der gleichen Region verkauft werden, wie zu erwarten Parallelen aufweisen.

3.2 Preprocessing und angewandte Clustering Algorithmen

Der folgende Abschnitt behandelt die Vorverarbeitung sowie die Ableitung des Data Mining Modells.

3.2.1 Preprocessing

Vor dem *Clustering* Verfahren müssen die in Tabelle 3.1 vorgestellten Daten eine umfangreiche Vorverarbeitung, ein sog. *Preprocessing*, durchlaufen. Teil des Preprocessings ist die Datenbereinigung, das sog. *Data Cleansing* (vgl. Abbildung 3.4). Lediglich die BMS-Daten, die relevant für Zellalterung sind, werden ausgewählt und Attributen für das Clustering zugeordnet. Dabei muss beachtet werden, dass es sich bei den Daten entweder um *char* Datentypen wie zum Beispiel Verkaufsort oder um *decimal* Datentypen wie die Kilometeranzahl handelt. Beide Datentypen werden während dem Preprocessing in Python 2.7.13 getrennt gehandhabt. Um die größeren Datenmengen zu bewältigen, werden die Daten in einzelne Sheets aufgeteilt und nach dem Data Cleansing zu einer Gesamtaufstellung vereint. Anschließend werden alle für Zellalterung irrelevanten Signale extrahiert. Von 1259 gemessenen Parametern verbleiben danach 456 relevante Parameter. Außerdem werden im Anschluss alle korrupten Einträge aussortiert und entfernt. Beispielsweise wird ein Eintrag zu einem bestimmten Auslesedatum als korrupt deklariert, wenn einer der 456 relevanten Parameter eine physikalische Unregelmäßigkeit aufweist oder fehlerhaft (z.B. Not a Number) abgespeichert wurde. Darunter fallen absteigende oder zurückgesetzte Histogramme im Vergleich zu einem früheren Auslesedatum sowie u.a. Fahrzeugeinträge, die sich unverhältnismäßig zur vergangenen Zeit um mehr als 30% von den Vorgängereinträgen unterscheiden.

Fehlende Werte werden auf Basis von linearen Zusammenhängen rekonstruiert.

Des Weiteren werden die Daten sämtlicher Fahrzeuge mit verbautem Range Extender (REX) und überholtem Softwarestand separiert und nicht verwendet, da angenommen wird, dass die Fahrzeuge aufgrund diesen Umstands sich anders verhalten könnten. Schließlich verbleiben etwa 11 Millionen zu verarbeitende Objekte (obs), wobei sich die Objektanzahl aus der Anzahl der Fahrzeugeinträge aller Fahrzeuge multipliziert mit der Anzahl der relevanten Parameter ergibt. Nahezu jedes der über 20.000 untersuchten Fahrzeuge verbleibt mit mindestens einem gültigen Fahrzeugeintrag für die Weiterverarbeitung. Die nach dem Preprocessing verbleibenden Daten werden schließlich in Cluster gruppiert. Abbildung 3.5 fasst den Ablauf mit Preprocessing, Clustering und Clusterdefinition zusammen.

3.2.2 Data Mining versus Machine Learning

Anstatt eines Maschine Learning Ansatzes (vgl. Methode A in Abbildung 3.5) bei dem ein Modell trainiert würde einen präzisen SOH zu prädictieren u.a. durch automatisches Erkennen und Erlernen von Korrelationen, wird ein Data Mining Ansatz gewählt. Beim Data Mining steht die Berechnung eines Musters im Fokus, beispielsweise durch ein Verfahren oder einen Algorithmus [157]. Es werden vorab keine Fakten benötigt, wie z.B. Fahrmuster oder zugehörige SOH, und der Algorithmus wird durch einen Menschen vorgegeben. Das heißt, hier lernt nicht die Maschine sondern der Mensch steuert das Lernen [157]. Es handelt sich um einen prozeduralen Ansatz [158]. Entsprechend wird Methode B aus Abbildung 3.5 und 3.6 angewandt. Hierdurch werden die Alterungsparameter in Form von

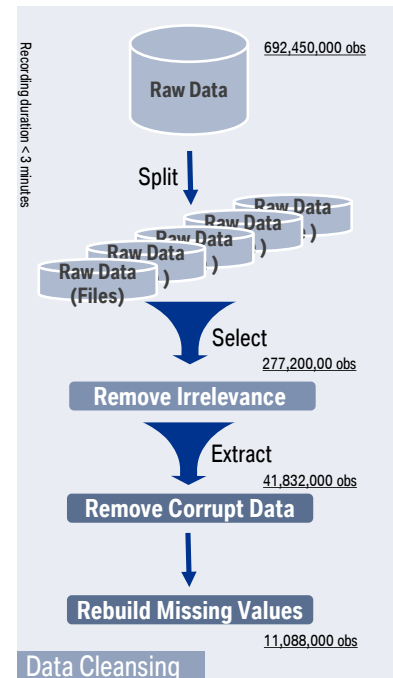


Abbildung 3.4: Schematische Darstellung der Datenbereinigung bzw. Data Cleansing, die maßgeblich für die resultierenden Data Mining Ergebnisse ist, inkl. Anzahl der zu verarbeitenden Objekte (obs).



Abbildung 3.5: Schematische Darstellung der Data Mining and Analytics Vorgehensweise bestehend aus Preprocessing, Clustering und Clusterdefinition.

Häufigkeitsverteilungsfunktionen direkt in Cluster überführt. Ein Informationsverlust durch Übergabe des Problems in einen eindimensionalen SOH wird umgangen (siehe Abbildung 3.6). Dadurch wird vermieden, dass das Problem auf einen SOH-Wert vereinfacht wird, bei dem es schwierig oder gar unmöglich ist, die betriebliche Historie zurückzurechnen.

Es werden Clustering Algorithmen aus dem Data Mining Bereich angewandt, um Zusammenhänge zwischen verschiedenen Batteriebetriebsweisen zu beleuchten und direkt miteinander zu vergleichen. Hierdurch wird die Pfadabhängigkeit des Alterungszustandes, also die Abhängigkeit von Schädigungsausmaß zum Alterungszustand berücksichtigt.

3.2.3 Auswahl des geeigneten Clusteringverfahrens

Die Clustering Methoden zielen darauf ab, Gruppen von Fahrzeugen zu finden, deren Belastung ähnlich ist. Gleichzeitig sind diese Fahrzeuge unähnlich zu Objekten aus anderen Clustern. Clustering ist allgemein ein Verfahren, um Informationen aus nicht kategorisierten Daten (sog. *unlabelled data*) zu gewinnen (vgl. [144]). Da die Gruppen *a priori* nicht bekannt sind, wird das Verfahren auch *Unsupervised Clustering* genannt [158]. Insbesondere Ähnlichkeiten der Verteilung von SOC-, I- und T-Zuständen in Hinblick auf Redundanz und Analogie sollen miteinander korreliert werden, während Anomalien auf Unähnlichkeit hinweisen. Zwei Zustandsverteilungen bei denen Redundanz, Analogie und Anomalie erkannt wird, sind im Zweidimensionalen beispielhaft in Abbildung 3.7 dargestellt.

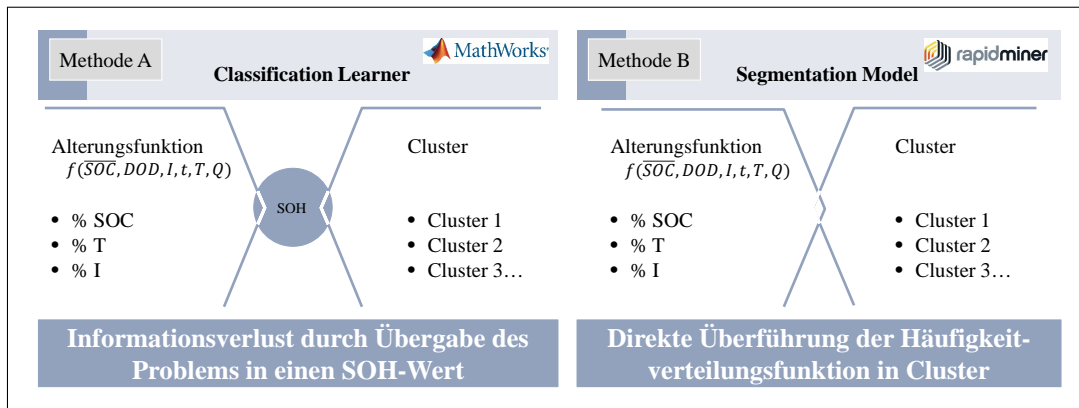


Abbildung 3.6: Schematische Darstellung zweier Methoden: Methode A Maschine Learning vs. Methode B Data Mining and Analytics.

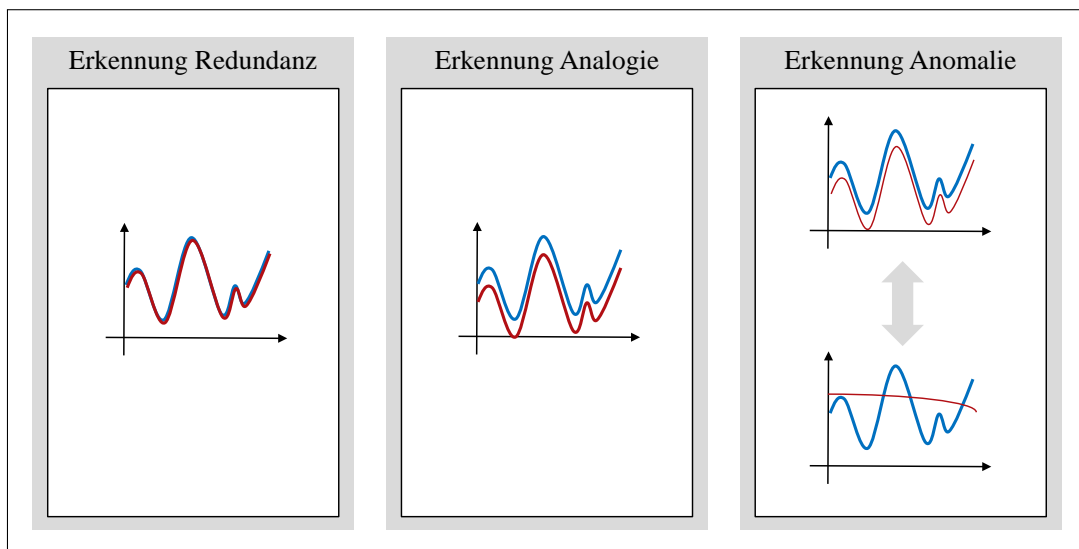


Abbildung 3.7: Hauptziel beim Clustering ist es Redundanzen, Analogien und Anomalien zu erkennen, miteinander zu korrelieren und entsprechend in Cluster zu gruppieren.

In der Literatur gibt es eine Vielzahl von Clustering Verfahren. Die Auswahl der Clustering Art sind durch Struktur und Inhalt der zu untersuchenden Datenbasis bestimmt. Han et al. [144] und Backhaus et al. [159] geben eine Übersicht über bestehende Data Mining Verfahren. Einige dieser Clustering Algorithmen inklusive deren Clustering Strategie sind in Abbildung 3.8 dargestellt. Die oben beschriebene Datenbasis weist weder hierarchische Strukturen noch naturähnliche Zusammenhänge auf. Die Daten haben vielmehr räumliche Züge und werden daher mit dichte-basierten und iterativen Verfahren analysiert.

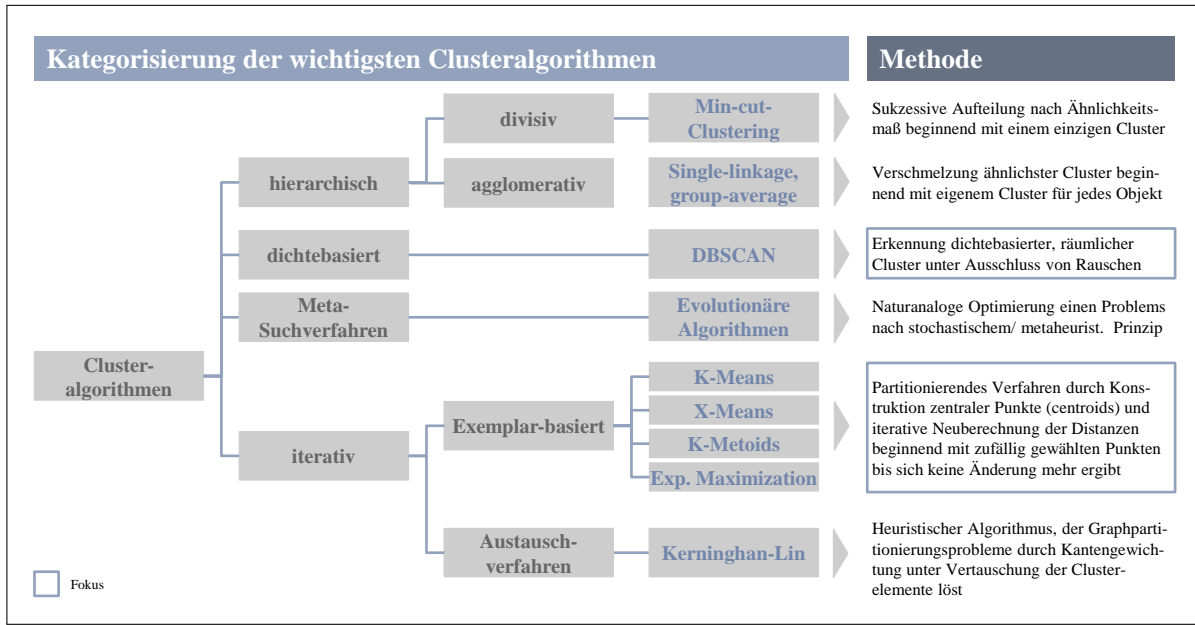


Abbildung 3.8: Schematischer Überblick über Clustering Algorithmen und Klassifizierung (auf Basis von [159]).

3.2.4 K-Means und DBSCAN

Im Zuge der Anwendung von dichte-basierten und iterativen Clusteringverfahren wird jeweils ein Segmentierungsmodell (*segmentation model*) mithilfe der Software RapidMiner Studio 7.5 erstellt. Die zwei Algorithmen *K-Means* von MacQueen [160] und *Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*, kurz *DBSCAN*, von Ester [161] ergeben belastbare Ergebnisse mit den zuvor beschriebenen Daten. Die Ergebnisse werden mittels Berechnung einer Güterzahl verglichen und im nächsten Abschnitt vorgestellt. Die jeweiligen Clusteringstrategien sind in Abbildung 3.9 veranschaulicht, mit jeweils einer Darstellung von K-Means oben und von DBSCAN unten. Die Abbildung

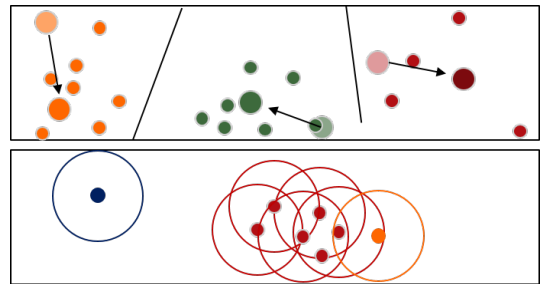


Abbildung 3.9: Skizzierte Veranschaulichung der Clusteringstrategie von K-Means (oben) von J. MacQueen [160] und DBSCAN (unten) von M. Ester et al. [161].

zeigt die Minimierung der Abweichung zu den Clusterzentren (vgl. große farbige Punkte in Abbildung 3.9) bei K-Means und den dichte-basierten Ansatz bei DBSCAN. Bei den kleinen farbigen Punkte in Abbildung 3.9 handelt es sich um die Objekte, also die Fahrzeuge, die in Cluster einsortiert werden sollen. Bei Eintragung des Datensatzes in ein zweidimensionales Koordinatensystem entsprechen Attributsindex der Abszisse und die Häufigkeit des Auftretens des jeweiligen Attributs der vertikalen Achse.

Grundsätzlich ordnet K-Means ähnliche Objekte einer vorher bekannten Anzahl K von Clustern zu. Die errechnete Ähnlichkeit beruht auf dem Abstand von Clusterzentrum zum Objekt o , das in einer Iteration einsortiert wird [160]. In diesem Fall wird für die Abstandsberechnung die *Euklidische Distanz* herangezogen. Für jede Iteration wird abhängig von allen bereits einsortierten Objekten ein neues Clusterzentrum berechnet und die Distanz zueinander neu überprüft. Im ersten Iterationsschritt wird ein Clusterzentrum zufällig gesetzt [160]. Das initiale Clusterzentrum kann aber auch als Eingangsparameter vordefiniert werden. Nach einer vorher gesetzten Iterationsanzahl werden schließlich alle Objekte einem Cluster zugeordnet.

Ein beispielhafter Ablauf des K-Means Algorithmus für die Sortierung der Objekte o in drei Cluster $K = 3$ mit den Clusterzentren A, B und C ist im Folgenden zusammengefasst:

- 1.) Clusteranzahl $K = 3$ sowie Anzahl der Iterationsschritte festlegen.
- 2.) Initiale Clusterzentren werden entweder zufällig oder vordefiniert gesetzt (siehe blasse große Punkte in Abbildung 3.9).
- 3.) Euklidische Distanz aller Objekte zu den nächstgelegenen Clusterzentren A, B und C berechnen: $dist(A, o)$, $dist(B, o)$, $dist(C, o)$ (nach [162]).
- 4.) Alle Objekte jeweils dem Clusterzentrum zuordnen, das die kleinste Distanz zwischen Objekt und Clusterzentrum aufweist: $arg \min dist(C_k, o)$.
- 5.) Geometrischen Schwerpunkt bzw. Eckenschwerpunkt S über alle zugeordneten Objekte o_m für ein Cluster berechnen: $S = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m o_i$ (nach [163]). Anschließend berechneten Schwerpunkt als neues Clusterzentrum setzen.
- 6.) Schritte 3. bis 5. für vordefinierte Anzahl an Iterationsschritten wiederholen.

DBSCAN indes verfährt mit einem dichte-basierten Ansatz ohne des Inputs der Clusteranzahl. Cluster sind demnach als eine Gruppe von Objekten o definiert, die räumlich in naher Nachbarschaft zueinander liegen. Es wird davon ausgegangen, dass die Dichte von sortierten Objekten innerhalb eines Clusters höher ist als an anderen Orten im Zustandsraum [161]. Das heißt, ein Cluster wird für einen mit Objekten dicht-besiedelten Raum erkannt und zugeteilt. Anhand zwei veränderlichen Eingangsparametern: dem maximalen Radius zum nächsten Nachbarobjekt $epsilon$ und der minimalen Anzahl an Objekten in einer Nachbarschaft innerhalb eines Clusters $min\ points$, wird schließlich eine sog. *Grenzdichte* ermittelt [161]. Mit der Grenzdichte werden dünn besiedelte Cluster identifiziert. Objekte, die diesen Grenzwert in ihrer Umgebung nicht erreichen, werden als Rauschen aussortiert [161].

- 1.) Zufällig ein Objekt im Zustandsraum auswählen.
- 2.) Alle benachbarten Objekte, also $dist(o,o) \leq epsilon$, mittels dem maximalen Radius $epsilon$ prüfen (siehe Umkreis der Objekte in Abbildung 3.9 unten). Prüfen ob es sich bei dem Objekt um
 - (a) ein Clusterzentrum handelt: $dist(o,o) < epsilon$ und $N_{epsilon} \geq min\ points$.
 - (b) ein Grenzobjekt handelt: $dist(o,o) = epsilon$ führt zur Evaluierung der nächstliegenden Objekte.
 - (c) Rauschen handelt: $dist(o,o) > epsilon$ führt zur Aussortierung als Ausreißer.
- 3.) Schritte 1. und 2. wiederholen bis alle Objekte geprüft wurden.

Andere Clusteringverfahren aus der gleichen Kategorie wie u.a. X-Means, K-Metoids und Expectation Maximization Clustering waren bei dem gewählten Datensatz indes unterlegen. Das heißt, die Clusteringergebnisse sind bei diesen Algorithmen auf Basis der berechneten Gütezahl schlechter (Vorstellung des Silhouettes im folgenden Abschnitt). Aus diesem Grund wird im Weitergehenden mit K-Means und DBSCAN weiter verfahren.

3.2.5 Interpretation und Optimierung mithilfe des Silhouettes

Gemäß der Forschungsarbeit von Kaufmann & Rousseeuw [164] und Rousseeuw [165] wird weiterhin ein sogenannter *Silhouette* $s(o)$ eines Objekts o ermittelt. Der Parameter berechnet sich wie folgt aus den euklidischen Abständen zwischen einem Objekt o und den nächstliegenden Clusterzentren, beispielsweise Clusterzentrum A und B :

$$s(o) = \frac{dist(B,o) - dist(A,o)}{\max\{dist(A,o), dist(B,o)\}}. \quad (3.1)$$

Auf diese Weise lässt sich in dieser vereinfachten Version mit zwei Clustern A und B abschätzen, ob das Objekt korrekterweise in Cluster A einsortiert wurde ($s(o) > 0$) oder besser in Cluster B einsortiert werden sollte ($s(o) < 0$). Bei einer höheren Anzahl an Clustern, kann $s(o) < 0$ auch bedeuten, dass das Objekt o besser zu anderen Clustern inklusive Cluster B passt. Demnach dient der Silhouette zur Interpretation und Optimierung des Clusterings. Mithilfe des Silhouette lässt sich der Einfluss von Eingangsparametern und die Clustering Effizienz durch Vergleich unterschiedlicher Eingabekombinationen abschätzen. $s(o)$ stellt zusammenfassend einen Index für die Clustering Güte dar.

Des Weiteren, liefert der Silhouettenkoeffizient, engl. *silhouette coefficient*, den durchschnittlichen Wert für alle Silhouettes eines Clusters oder des gesamten Datensatzes. Der Silhouettenkoeffizient (sog. *silhouette coefficient*) berechnet sich nach der folgenden Formel bezogen auf die Objektanzahl n_C in einem Cluster oder im gesamten Datensatz:

$$s_C = \frac{1}{n_C} \sum_{o \in C} s(o). \quad (3.2)$$

Silhouette und Silhouettenkoeffizient nehmen Werte zwischen -1 und $+1$ ein. Bereits Werte um die $0,7$ sind bei Betrachtung anderer Anwendungsbeispiele [156] sehr gute Silhouetten und Silhouettenkoeffizienten. Meistens nehmen sie Werte zwischen $0,3$ bis $0,5$ an. Demgegenüber deuten negative Werte darauf hin, dass ein einzelnes Objekt oder mehrere Objekte eines Clusters nach Heuristik besser dem benachbarten Cluster zugeordnet werden können. Der Silhouettenkoeffizient dient damit zur Interpretation der Heuristik des K-Means Clusterings und zur Bestimmung des besten Wertes von K [156].

3.3 Bestimmende Einflussfaktoren auf Clustering Gruppen und Güte

Die Clusteringergebnisse sind beispielhaft in Abbildung 3.10 dargestellt. Tabelle 3.3 enthält die berechneten Silhouettenkoeffizienten pro Cluster sowie für den gesamten Datensatz abhängig von den veränderlichen Eingangsparametern: K , $epsilon$ und $min\ points$. Weiterhin wird die Anzahl der Ausreißer pro Clustering in der *Ausreißer*-Zeile angegeben. Ausreißer könnten auf Fahrzeuge hindeuten, die anders als die restlichen Fahrzeuge betrieben werden wie zum Beispiel Ausstellungsfahrzeuge oder Carsharing Fahrzeuge. Der DBSCAN Algorithmus besitzt die Besonderheit Ausreißer in einem eigenen *Cluster 0* auszuweisen. Entsprechend der Silhouettenformel ergeben sich für die Objekte aus Cluster 0 Silhouettenkoeffizienten mit negativen Werten. Der K-Means Algorithmus benötigt eine voreingestellte Clusteranzahl K und vorgegebene Anzahl an Iterationen. Der DBSCAN Algorithmus verwendet indes den maximalen Radius $epsilon$ zum nächstgelegenen benachbarten Objekt sowie die minimale Objektanzahl $min\ points$ in einem Cluster als vordefinierte Eingangsparameter.

Zusammenfassend ergeben sich nach Auswertung für den K-Means Algorithmus folgende Vor- und Nachteile:

- + Findet zuverlässig Cluster für verschiedene und vordefinierte Clusteranzahl.
- + Clustering Güte verbessert sich mit höherer Iterationszahl, verbleibt aber unverändert jenseits von 100 Iterationen.
- + Geringe Anzahl an Ausreißern, die einen Silhouettenkoeffizienten kleiner Eins aufweisen.
- + Exklusiver Clustering Algorithmus, d.h. alle Fahrzeuge sind nach dem Clustering genau einem der Cluster zugeordnet.
- Ergebnisse sind empfindlich ggü. Ausreißern.
- Findet nur konvexe Cluster, d.h. nicht anwendbar für Mengen bei denen eine Verbindungsstrecke zweier beliebiger Punkte im Vektorraum nicht mehr ganz in der Menge liegt.

Tabelle 3.3: Errechnete Silhouettenkoeffizienten auf den gesamten vorgestellten Datensatz nach Preprocessing für unterschiedliche Algorithmus-Eingangsparameter jeweils für K-Means (oben) und DBSCAN (unten)

K-Means							
K	K=15	K=10	K=9	K=8	K=7	K=6	K=5
$\emptyset s_c$ Datensatz	0,253	0,235	0,269	0,258	0,297	0,297	0,288
Ausreißer	8/115	5/115	5/115	3/115	1/115	4/115	4/115
$\emptyset s_c$ Cluster 0	0,255	0,382	0,359	0,274	0,342	0,292	0,009
$\emptyset s_c$ Cluster 1	0,228	0,541	0,228	0,346	0,276	0,344	0,325
$\emptyset s_c$ Cluster 2	0,358	0,251	0,069	0,126	0,431	0,366	0,219
$\emptyset s_c$ Cluster 3	0,321	0,256	0,372	0	0,366	0,187	0,293
$\emptyset s_c$ Cluster 4	0,42	0,293	0	0,194	0,19	0,284	0,362
$\emptyset s_c$ Cluster 5	0	0,15	0,422	0,401	0	0,03	0,03
$\emptyset s_c$ Cluster 6	0,037	0,141	0,26	0,205	0,28		
$\emptyset s_c$ Cluster 7	0,532	0,286	0,07	0,326			
$\emptyset s_c$ Cluster 8	0,194	0,131	0				
$\emptyset s_c$ Cluster 9	0,188	0					
$\emptyset s_c$ Cluster 10	0,32						
$\emptyset s_c$ Cluster 11	0,096						
$\emptyset s_c$ Cluster 12	0,209						
$\emptyset s_c$ Cluster 13	0,511						
$\emptyset s_c$ Cluster 14	0,24						

- (a) K-Means; Auf Basis berechneter Silhouetten und Anzahl an Ausreißern:
Auswahl des K-Means Algorithmus mit Clusteranzahl K=7 zur weiteren Bearbeitung des Datensatzes.

DBSCAN							
<i>epsilon</i>	0,9	0,9	0,1	0,1	0,1	0,4 0,5 0,8	0,1
<i>minpoints</i>	2	3	2	3	5	2 3 5	2 3 5
$\emptyset s_c$ Datensatz	0,133	0,076	0,136	0,088	0,008	NaN	
Ausreißer	52/115	59/115	48/115	67/115	67/115	0/115	>70/115
$\emptyset s_c$ Cluster 0	-0,449	-0,381	-0,473	-0,343	-0,348	NaN	
$\emptyset s_c$ Cluster 1	0,491	1,0	0,466	0,682		0,729	1,0
$\emptyset s_c$ Cluster 2	0,998	0,197	0,998	1,0	1,0		
$\emptyset s_c$ Cluster 3	1,0	1,0	1,0	0,24	0,29		
$\emptyset s_c$ Cluster 4	0,632	0,181	0,632	1,0	0,532		
$\emptyset s_c$ Cluster 5	0,197	0,419	0,176	0,187	0,414		
$\emptyset s_c$ Cluster 6	1,0	0,819	1,0	0,824			
$\emptyset s_c$ Cluster 7	0,090	0,665	0,09	0,665			
$\emptyset s_c$ Cluster 8	0,419	0,593	0,824				
$\emptyset s_c$ Cluster 9	0,819	0,675	0,999				
$\emptyset s_c$ Cluster 10	0,999		0,998				
$\emptyset s_c$ Cluster 11	0,998		0,351				
$\emptyset s_c$ Cluster 12	0,593						
$\emptyset s_c$ Cluster 13	0,394						
$\emptyset s_c$ Cluster 14	0,999						

- (b) DBSCAN

Die gemachten Beobachtungen für den DBSCAN Algorithmus sind indes im Folgenden aufgeschlüsselt:

- + Findet effizient Cluster auch für einen umfangreichen Datensatz (schnell und korrekt) .
- + Findet Cluster hoher Güte (Silhouettenkoeffizient > 0.5).
- + Findet insbesondere Ausreißer und sortiert sie in Cluster 0 aus.
- + Keine Vorgabe einer festgelegten Clusteranzahl nötig.
- Ergebnisse sind empfindlich ggü. gewählten Eingangsparametern.
- Hohe Anzahl an Ausreißern (Objekte mit Silhouettenkoeffizient kleiner Null).

Beide Cluster-Algorithmen werden nacheinander für den vorgestellten Data Mining Ansatz angewandt. Für die letztendliche Sortierung der Fahrzeuge in Cluster wird K-Means gegenüber DBSCAN in Hinblick auf die Anzahl der Ausreißer bei dem beschriebenen Datensatz favorisiert, da der Algorithmus darauf abzielt für jedes Fahrzeug ein ihm zugeordnetes Cluster zu finden. Aus diesem Grund handelt es sich bei K-Means um einen exklusiven Clustering Algorithmus (sog. exklusiver Algorithmus). Jedoch erlaubt der DBSCAN-Algorithmus in Kombination mit der Berechnung des zugehörigen Silhouettenkoeffizienten die Abschätzung der optimalen Clusteranzahl für den vorliegenden Datensatz. Da für das DBSCAN-Verfahren keine festgelegte Clusteranzahl vorgegeben werden muss, erlauben zuerst mehrere DBSCAN-Durchläufe einen optimalen Wertebereich der Clusteranzahl. Es wird die Clusteranzahl mit dem höchsten Silhouettenkoeffizienten ermittelt, die dem K-Means Algorithmus als vordefinierte Inputvariable dient.

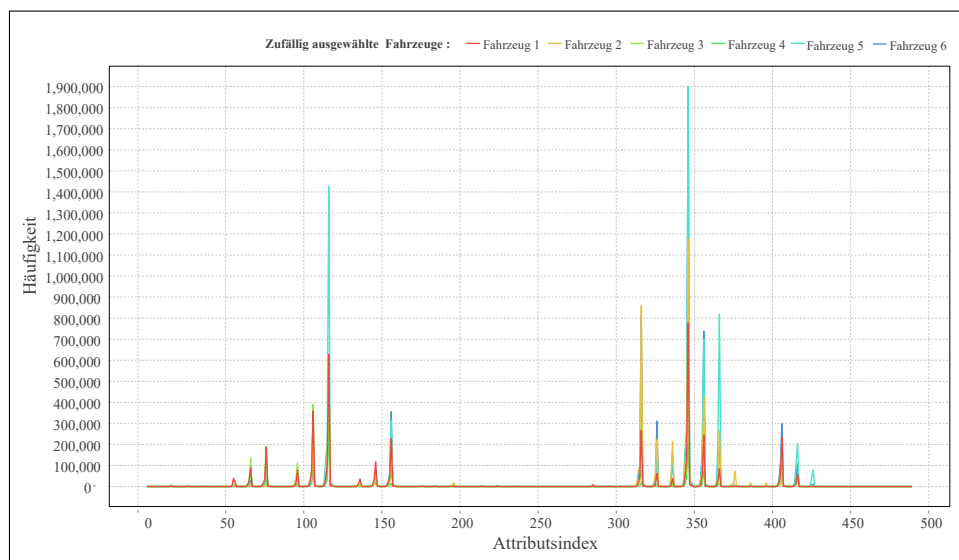


Abbildung 3.10: Beispielplot, der die Verteilung der Zeit ggü. der Anzahl der betrachteten Clustering Attribute von sieben Fahrzeugen, die dem gleichen Cluster zugeordnet sind, aufzeigt

Zur Veranschaulichung zeigt Abbildung 3.11 exemplarisch die zeitliche Verteilung von sieben Fahrzeugen in verschiedene SOC-, I-, T-Zustandskombinationen, die als Clusteringkriterien sog. Attribute ausgewählt wurden. Die sechs zufällig ausgesuchten Fahrzeuge wurden alle einem identifizierten gemeinsamen

Cluster zugeordnet. Die Abszisse stellt den Attributsindex dar, entsprechend den zuvor beschriebenen korrelierten Zustandskombinationen in denen sich ein Fahrzeug befinden kann. In dem Beispiel ist der Attributsindex eine Zahl zwischen 0 und 459. Entsprechend wurden 456 Attribute als Clustering Kriterien vor dem Clustering ausgewählt. Die vertikale Achse beschreibt die Häufigkeit, wie oft ein einzelner korrelierter Zustand bei dem Fahrzeug auftritt. In Abbildung 3.10 befinden sich die Häufigkeitsspitzen bei denselben Attributindizes. Die Fahrzeuge haben also die meiste Zeit in den gleichen Histogrammzuständen verbracht. Die Zeit in einem verbrachten Zustand wird vor dem Clustering auf die Gesamtfahrzeit normiert. Auf diese Weise können Fahrzeuge mit ähnlicher Betriebsweise aber unterschiedlicher Laufleistung miteinander verglichen werden.

Mithilfe von dreidimensionalen Graphen inklusive Farbe als vierte Dimension lassen sich die Fahrzeuge beschreiben, die wie in Abbildung 3.11 in ein gemeinsames Cluster fallen. Abbildung 3.11 stellt ein Teilmenge an Fahrzeugen dar, die zusammen Cluster 2 zugeordnet sind. Die gesamte Aufenthaltszeit in Zuständen mit vordefinierter Temperatur-, Strom- und SOC-Kategorie sind jeweils auf x-, y- und z-Achse aufgetragen. Ergänzend indiziert die Farbe die normierte Dauer, die das Fahrzeug in dem Zustand verbracht hat, bezogen auf die Gesamtzeit. Die identifizierten gebräuchlichen Fahrertypen werden im nächsten Abschnitt vorgestellt.

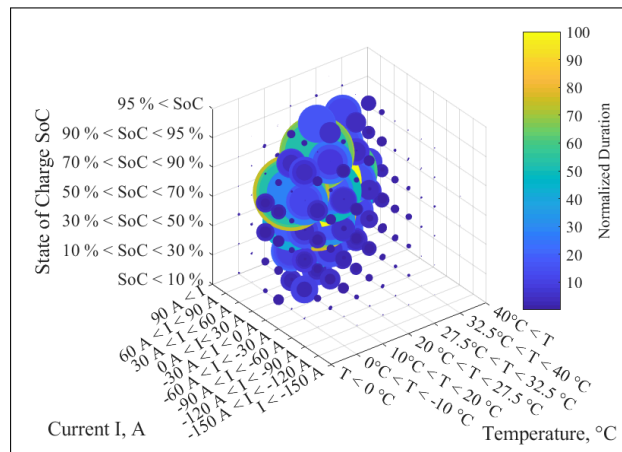


Abbildung 3.11: Dreidimensionaler Häufigkeitsverteilungsplot beschreibt die Aufenthaltszeit in korrelierten SOC-, I-, T-Zuständen.

3.4 Allozierte gegenwärtige Fahrertypen und Batteriebetriebsweisen

Mithilfe des in Abschnitt 3.2 vorgestellten Segmentation Modells auf Basis des K-Means Algorithmus ergeben sich sieben Cluster. Nach sorgfältiger Auswahl von Attributen und Eingangsparametern mithilfe des Silhouettes, findet K-Means folgende Fahrertypen bzw. charakteristische Batteriebetriebsweisen, die sich voneinander abgrenzen lassen.

Abbildung 3.12 zeigt die Betriebsweise des ersten Clusters 0. Die Farbe dient wiederum als Mittel um Häufigkeit zu veranschaulichen. Der linke Teil der Abbildung stellt die Batteriebelastung während der Fahrt (Entladung) oder während der Ladung dar. Der rechte Teil beschreibt die Standzeit (Standby- bzw. Parkmodus). Es sind jeweils zugehörige Temperatur-, SOC- sowie Stromverteilung (während der Fahrt) von zehn zufällig gewählten Fahrzeugen des Clusters 0 grafisch aufgezeichnet. Die häufigsten Temperatur<>SOC-Kombinationen sind exemplarisch für ein Fahrzeug unten rechts in sog. *Heatmaps* dargestellt. Die folgenden Cluster 0 – 6 sind Ergebnis des K-Means Clusterings.

Cluster 0 in Abbildung 3.12 weist ein warm gemäßigtes Klima, beispielsweise in Japan und Korea, mit kalten Wintern und warmen Sommern auf. Die Zelltemperatur befindet sich meistens während des Betriebs bei 0 – 27,5 °C und im Stand bei 10 – 30 °C. Hier muss beachtet werden, dass das Kühlsystem des Fahrzeugspeichers nur während der Fahrt aktiv ist. Cluster 0 indiziert außerdem im Gegensatz

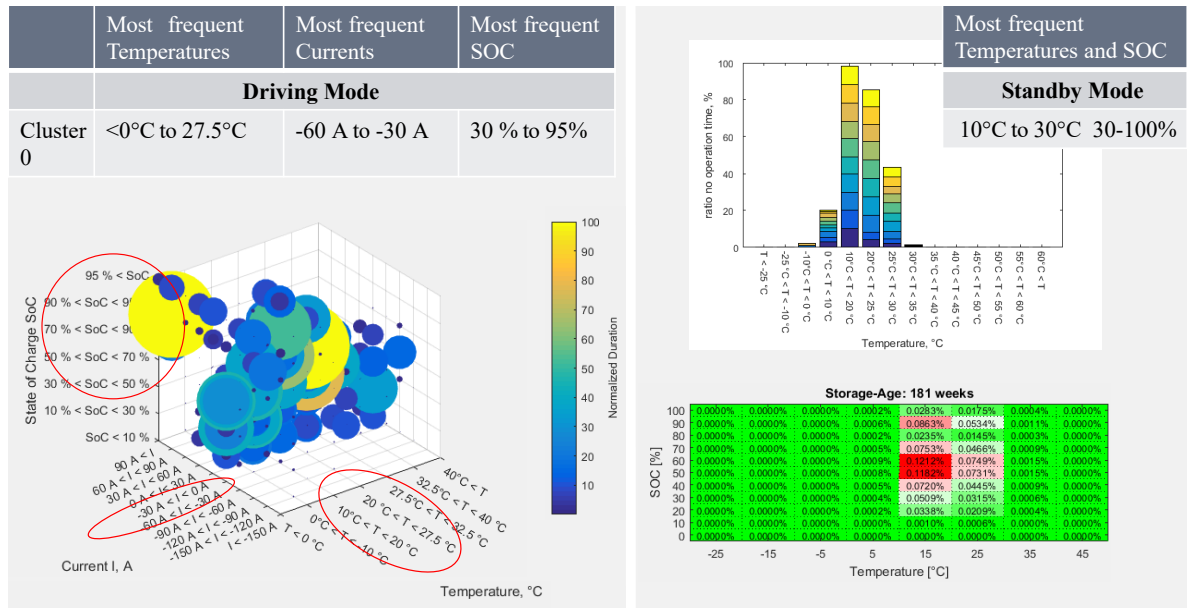


Abbildung 3.12: Allozierter Fahrertyp mittels Cluster 0: Pendler, der wenig auf Schnellstraßen fährt und in Ländern mit warm gemäßigtes Ostseitenklima unterwegs ist. Dieser Fahrertyp lässt den SOC seines Fahrzeugs selten auf SOC < 30 % sinken.

zu den folgenden Fahrertypen weniger Reichweitenangst. Der SOC liegt die meiste Zeit zwischen 30 – 100 % SOC. Die Strombelastung liegt im Mittel bei 1C (Entladung) und bei etwa 0,5C (Ladung).

Entsprechend der Charakteristika handelt es sich um Pendlertypen mit wenig starker Beschleunigung, die in einer Region mit gemäßigten Ostseitenklima fahren. Der Fahrertyp hat weniger Reichweitenangst als die anderen Fahrertypen, denn er lässt seinen SOC auch auf geringe Ladezustände mit Mittel auf bis zu 30 % SOC sinken.

Cluster 1 in Abbildung 3.13 weist im starken Kontrast zum vorherigen Cluster höhere Temperaturen von 32,5 – 40 °C während Betrieb und 10 – 35 °C im Stand auf. Die Stromrate beträgt bei Fahrt meist 1,5C bzw. 0,5C beim Laden. Der SOC liegt die meiste Zeit zwischen 80 – 100 %. Daraus lassen sich ein Betrieb in einer subtropischen Klimaregion auf Schnellstraßen und eine stark ausgeprägte Reichweitenangst (vgl. Erklärung von Reichweitenangst in Publikation [166]) ableiten. Die höhere Entladerate ließe sich auf kurze Autobahnfahrten, Überlandfahrten oder hügelige Gegenden zurückführen. Da sich durch die Daten leider kein Entladeprofilverlauf ermitteln lässt, kann nicht näher aufgelöst werden um welches Streckenprofil es sich handelt.

Es könnte sich hierbei um dynamische Fahrer handeln, die kurze Autobahnfahrten bevorzugen und ihr Fahrzeug in warmen Klimaregionen betreiben. Das Klima passt gut mit den beobachteten Verkaufsländern dieser Fahrzeuge überein wie z.B. wärmere Regionen in den USA, Südafrika und Hongkong. Aufgrund einer stark ausgeprägten Reichweitenangst laden sie bei jeder Möglichkeit ihre Fahrzeugbatterie nach, da die Fahrzeuge selbst während der Fahrt hohe SOC aufweisen. Grund hierfür könnte eine schlecht ausgebaute Lade-Infrastruktur sein.

Die Fahrzeuge aus Cluster 2 in Abbildung 3.14 verbringen im Stand die meiste Zeit bei Temperaturen von 10 – 20 °C. Die Temperaturen sind ausgeglichen über das Jahr hinweg. Dies könnte an der Nähe

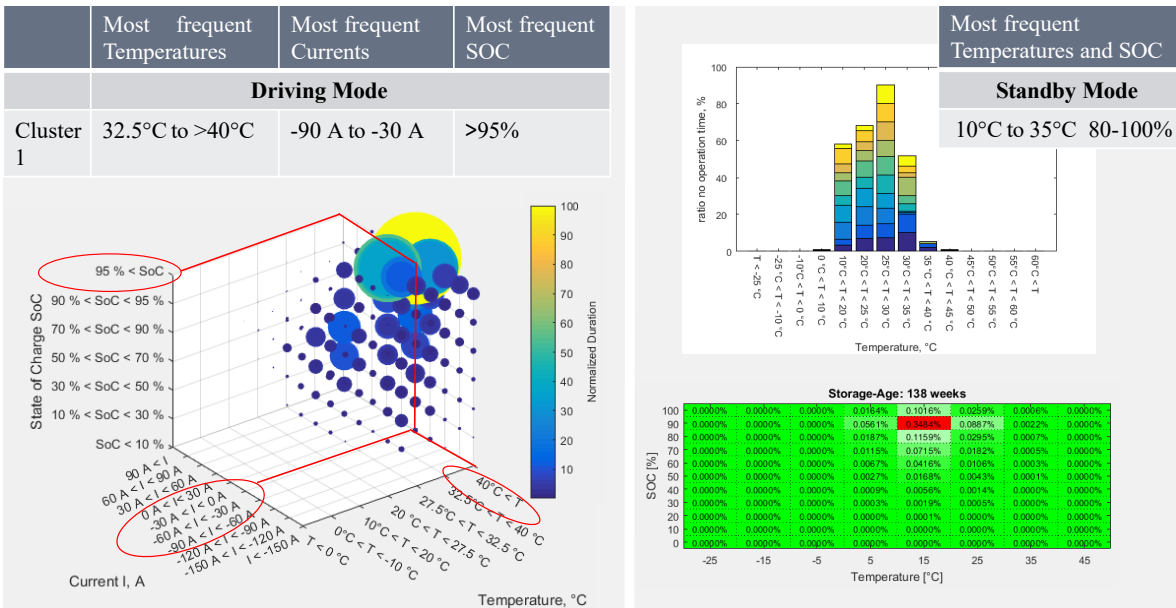


Abbildung 3.13: Allozierter Fahrertyp mittels Cluster 1:
 Dynamischer Fahrer, der auf Schnellstraßen in heißen Ländern sein Fahrzeug nutzt und sein Fahrzeug ständig nachlädt, vermutlich wegen Reichweitenangst und einer schlecht ausgebauten Ladeinfrastruktur.

zum Meer liegen. Diese Fahrzeuge wurden zum Beispiel in den Niederlande, Großbritannien, Frankreich und Korea verkauft. Der Ladezustand befindet sich meistens in der oberen SOC-Hälfte zwischen 40 – 95 %. Während der Fahrt steigen die Temperaturen bis auf etwa 32,5 – 40 °C an. Die Stromraten liegen bei etwa 1,5 (Entladung) und 0,5C (Laden).

Den Charakteristika zufolge handelt es sich hierbei um einen dynamischen Fahrertypen, der in einem kühl gemäßigten Klima lebt und der den Ladezustand meistens in der oberen SOC-Hälfte zyklisiert. Es ist eine nicht so starke Reichweitenangst wie bei Cluster 1 zu erkennen und es ist annehmbar, dass auch diese Fahrzeuge auf Schnellstraßen fahren.

Cluster 3 aus Abbildung 3.15 hat im Gegensatz zu den vorherigen Cluster im Stand etwas kühlere Temperaturwerte von 0 – 20 °C. Erstaunlicherweise haben diese Fahrzeuge aber deutlich erhöhte Temperaturen im Betrieb, auch bei Überprüfung weiterer zufällig ausgewählten 60 Fahrzeuge. Die Temperaturen liegen hier meistens bei 32,5 – 40 °C während der Fahrt und im Stand jedoch bei 0 – 20 °C. Das Cluster hat weiterhin für den Ladezustand meistens Werte in der oberen SOC-Hälfte bei 60 – 100 %. Die Strombelastung während der Fahrt beträgt meistens etwa 1,5C und 0,5C beim Laden.

Der Temperaturverteilung im Stand und den Verkaufsländern zufolge, handelt es sich um Fahrertypen in Ländern mit Seeklima, wie beispielsweise Niederlande, Großbritannien und Belgien. Dieser Fahrertyp hat Strecken mit Beschleunigung und demonstriert Züge von Reichweitenangst [166].

Fahrertypen aus Cluster 4 in Abbildung 3.16 beanspruchen ihre Fahrzeugbatterie hinsichtlich korrelierter Temperature, Stromrate und Entladetiefe am stärksten. Die Temperaturen befinden sich zumeist bei 0 – 27,5 °C während der Fahrt und bei 10 – 20 °C im Stand, wobei die Temperatur über das Jahr hinweg sogar auch Temperaturen über 30 °C annimmt. Diese Fahrzeuge kommen vorwiegend aus

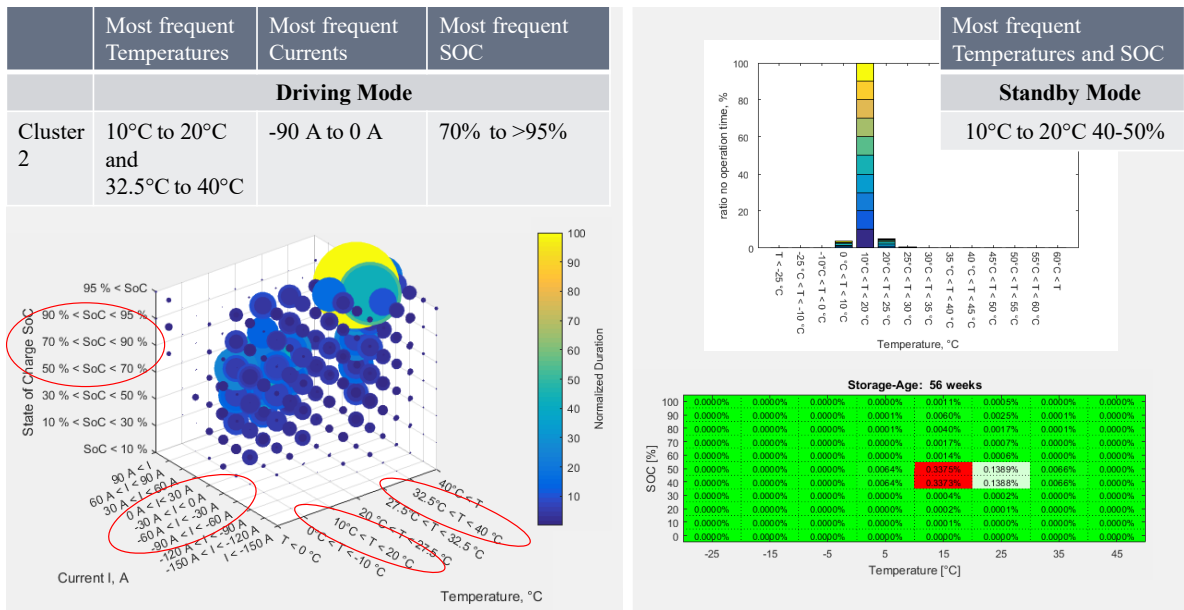


Abbildung 3.14: Allozierter Fahrertyp mittels Cluster 2: Dynamischer Fahrer, der in einem kühl gemäßigten Klima teilweise auf Schnellstraßen fährt und den Fahrzeugspeicher meistens in der oberen SOC-Hälfte zyklisiert.

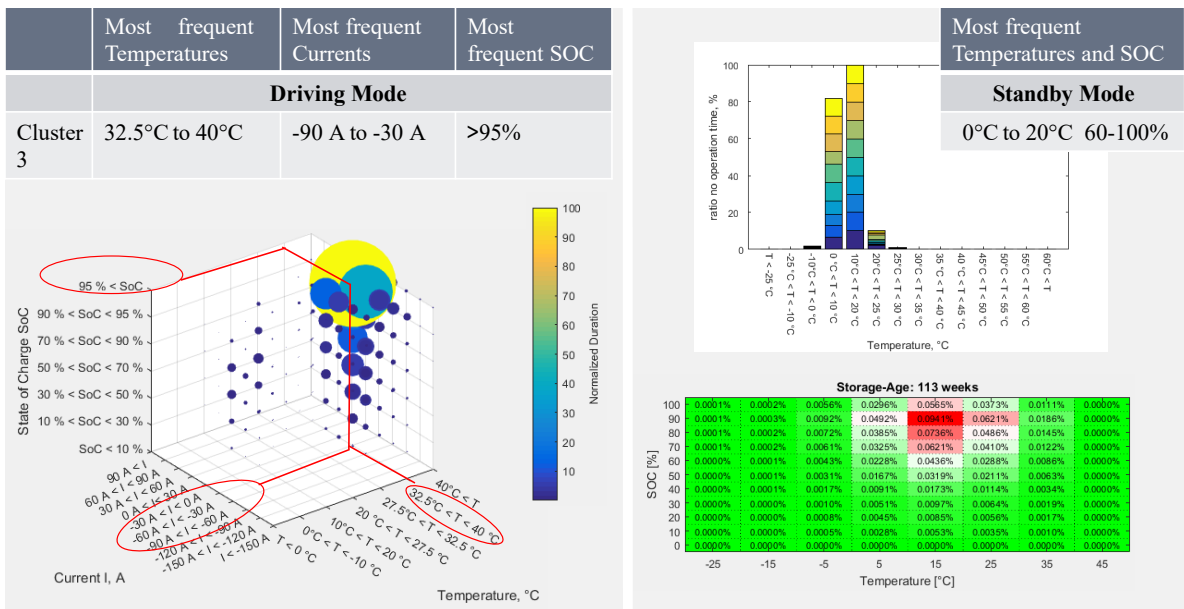


Abbildung 3.15: Allozierter Fahrertyp mittels Cluster 3: Dynamischer Fahrer, der auf Schnellstraßen fährt und in Ländern mit europäischem Seeklima unterwegs ist. Dieser Fahrertyp lädt ständig sein Fahrzeug nach, vermutlich wegen Reichweitenangst oder einer schlecht ausgebauten Ladeinfrastruktur.

Ländern mit Übergangs-, Ostseiten- und Seeklima wie beispielsweise Deutschland, Großbritannien oder Korea. Der angefahrene SOC-Bereich ist mit 10 – 100% breiter, was wiederum größere DOD indiziert. Insbesondere die Strombelastung ist höher als bei anderen Fahrertypen. Sie reicht bis zu 2,5C während der Fahrt und weist auf sportliches bis aggressives Fahren mit häufigen starken Beschleunigungen und hohen Geschwindigkeiten, z.B. auf Autobahnen und Schnellstraßen, hin. Im diesem Fall hier könnten auch einige Nebenaggregate wie Heizung, Klimaanlage, Entertainment- (Navigationssystem, Radio) und sonstige Komfortfunktionen (Sitzheizung, Heckscheibenbeheizung) eingeschaltet sein [167]. Sie erhöhen den Verbrauch und die momentane Strombelastung. Die Laderate beträgt wie bei allen anderen Fahrertypen derzeit noch 0,5C.

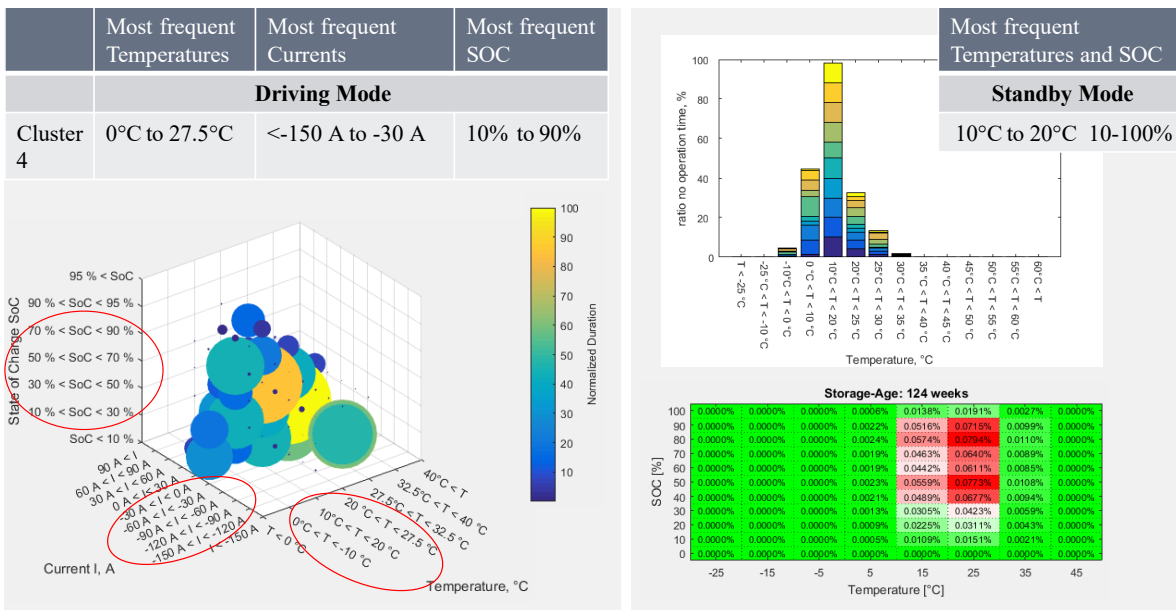


Abbildung 3.16: Allozierter Fahrertyp mittels Cluster 4: Aggressiver Fahrer, der auf Schnellstraßen fährt und in Ländern mit europäischem Seeklima unterwegs ist. Dieser Fahrertyp reizt die Reichweite seines Fahrzeugs aus und lässt tiefe Zyklen zu.

Anhand der Charakteristika lässt sich ein aggressiver Fahrer ableiten, der auf Schnellstraßen in Ländern mit Übergangsklima fährt. Dieser Fahrertyp lädt nach Möglichkeit bei SOC unterhalb von 60% sein Fahrzeug nach, vermutlich wegen Reichweitenangst und / oder einer schlecht ausgebauten Ladeinfrastruktur.

In Abbildung 3.17 ist Cluster 5 dargestellt. Charakteristische Merkmale sind häufige Temperaturen bei etwa 10 – 27,5°C im Betrieb und 0 – 20°C im Stand. Es gibt Temperaturen über das Jahr hinweg zwischen minimal –10°C bis maximal 30°C. Sowohl im Stand als auch während der Fahrt befindet sich der SOC meist zwischen 40 – 95% mit Tendenz im mittleren SOC-Bereich zwischen 40 – 50%. Die Strombelastung liegt meistens bei 0,5C (Laden und Entladen). Die charakteristischen Merkmale deuten auf gemäßigtes Übergangsklima, Stadtfahrten (kaum Beschleunigung) und einer leichten Reichweitenangst hin. Das rechte Balkendiagramm aus Abbildung 3.17 unterstreicht aufgrund der starken Gleichverteilung der zehn Fahrzeuge zusätzlich die Ähnlichkeit innerhalb des Clusters.

Bei Interpretation der Teilgrafiken lässt sich deshalb folgender Fahrertyp ableiten: Bei Fahrern aus

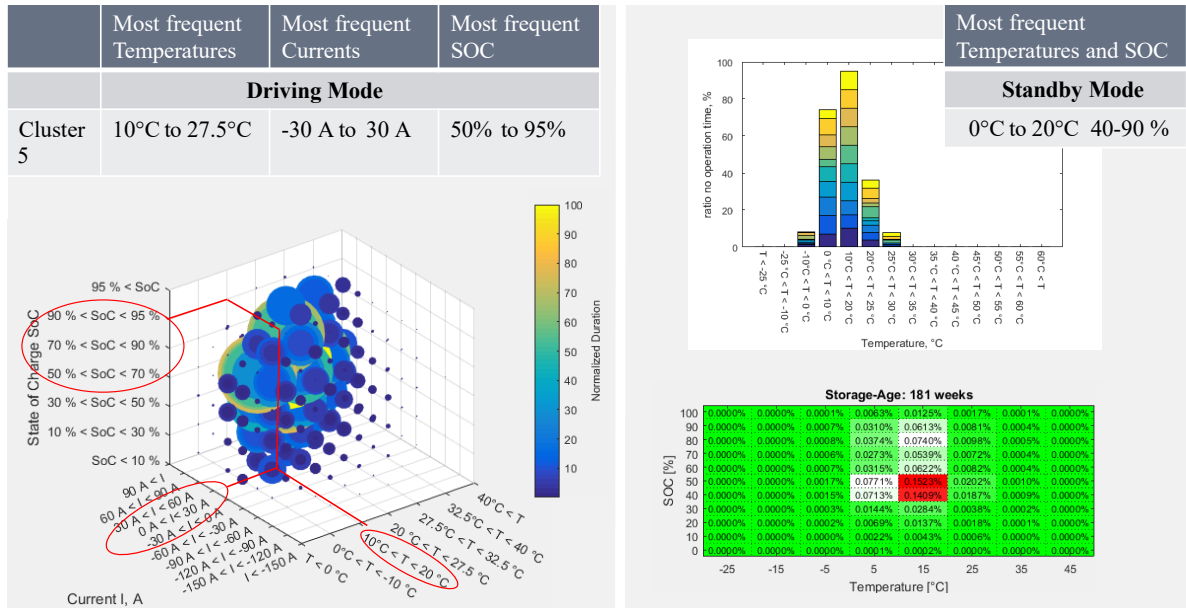


Abbildung 3.17: Allozierter Fahrertyp mittels Cluster 5: Pendler mit entspannter Fahrweise, der in einem gemäßigten Klima wie beispielsweise in Europa fährt und den SOC nicht auf geringe Werte sinken lässt.

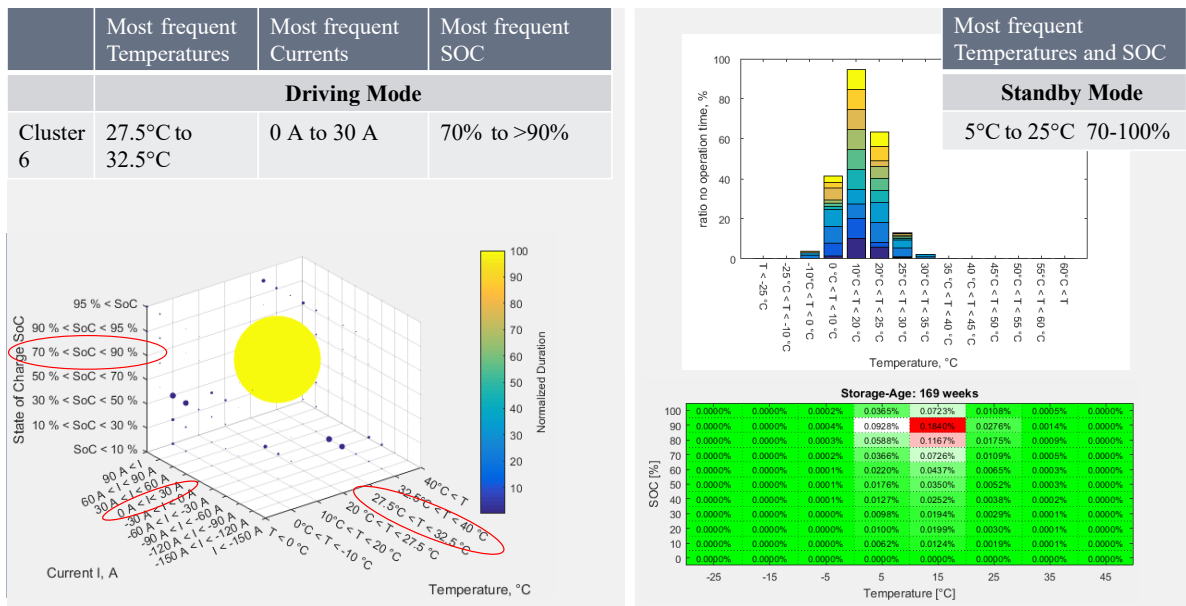


Abbildung 3.18: Allozierter Fahrertyp mittels Cluster 6: Gelegenheitsfahrer, der auf Schnellstraßen fährt und in Ländern mit warm gemäßigtem Klima unterwegs ist. Dieser Fahrertyp scheint sein Fahrzeug nur wenig zu gebrauchen.

Cluster 5 scheint es sich um Pendler mit entspannter Fahrweise zu handeln, die in einem gemäßigten Klima wie beispielsweise in Europa fahren und den SOC nicht auf geringe Werte sinken lassen.

Fahrzeuge des letzten Clusters 6 aus Abbildung 3.18 verbringen die meiste Zeit bei Temperaturen zwischen 27,5 – 32,5 °C bei Betrieb und 5 – 25 °C im Stand. Der SOC-Bereich dieses Fahrertypen befindet sich zwischen 70 – 100 %. Die Strombelastung beim Entladen ist marginal und die Stromrate beim Laden beträgt bis zu 0,5C.

Dieser letzte Fahrertyp scheint sein Fahrzeug wenig zu gebrauchen. Es könnte sich um Gelegenheitsfahrer von Flotten-, Ausstellungs- und Mietfahrzeugen handeln. Die Fahrzeuge befinden sich in einer warm gemäßigten Klimaregion wie Mitteleuropa bei Ladezuständen im oberen SOC-Drittel, was für häufiges Nachladen und kurze Strecken spricht. Strombelastungen sind fast nur in Laderichtung merklich.

3.5 Zusammenfassende Bewertung

Aufgrund des Aufbaus, der Eigenschaften und Vielzahl der untersuchten Fahrzeugdatensätze, eignen sich Unsupervised Clustering Verfahren zur Datenanalyse und -auswertung (Data Mining). Die vorgestellte Data Mining Methodik bestehend aus Preprocessing (Data Cleansing, Attributauswahl und Normierung / Transformation), K-Means Clustering und Auswertung ist in Abbildung 3.19 zusammengefasst.

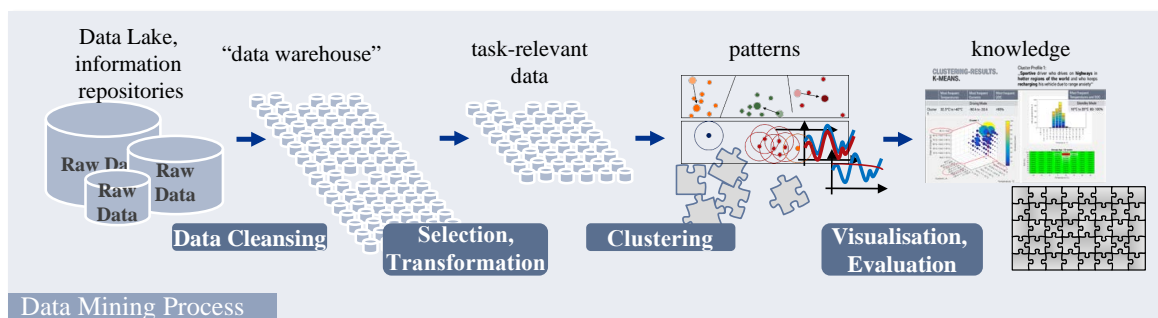


Abbildung 3.19: Data Mining bzw. KDD-Prozess, bestehend aus den Teilschritten Data Cleansing, Attributauswahl, Transformation / Normierung, K-Means Clustering und Auswertung. Bei der Untersuchung bedient man sich von Daten aus dem Data Lake. Bei den Teilschritten werden die Daten in eine Datenbank, in einen aufgabenrelevanten Datensatz, in Muster bzw. hier in Cluster 0 – 6 und in Wissen über die Belastung im First Life umgewandelt (Prozessmodell nach Fayyad et al. [145], Darstellung nach [158]).

Anhand der Verfahren K-Means und DBSCAN lässt sich ein erweiterter Fahrzeugdatensatz mit vielen Dimensionen in einer vertretbaren Zeit analysieren und in charakteristische Cluster aufteilen. Die Rechenzeit beträgt an einem Intel(R) Xeon(R) CPU ES-1630 @ 3,70 GHz – Prozessor mit 32 GB installiertem Arbeitsspeicher für ein Clustering inklusive Berechnung aller Silhouetten knapp fünf Stunden. Das Preprocessing stellt den größten Teil der Datenanalyse dar. Beispielsweise die Identifikation korrupter Einzelwerte und die Datenformatierung des Modellinputs durch Transponieren oder Trennen der Rohdaten und zugehörigem Header beansprucht aufgrund der Datenmenge einen maßgeblichen Anteil. Wie bei anderen vergleichbaren Data Mining Projekten, wird etwa 50 bis 70 % der Zeit und des Aufwands auf die Datenvorverarbeitung verwendet, 20 bis 30 % auf ein allgemeines Verständnis der Daten, während lediglich 10 bis 20 % zur Modellierung und Evaluation und 5 bis 10 %

für die Anwendung anfallen [168]. Das Preprocessing hat deshalb eine große Bedeutung und darf nicht vernachlässigt werden.

K-Means als Clustermethode findet eine zuverlässige Clusterverteilung für unterschiedliche Clusteranzahl, ist aber empfindlich ggü. Ausreißern und benötigt die Clusteranzahl und die Iterationszahl als Eingangsparameter. DBSCAN als Clustermethode findet effizient Cluster beliebiger Form bei auch umfangreichen Datensätzen (schnell und korrekt), kann aber nicht jedem Fahrzeug ein Cluster zuordnen und benötigt den Clusterradius als Eingangsparameter.

Zur Evaluation und Optimierung des K-Means Clusterings eignet sich die Berechnung des Silhouette Koeffizienten als Performance Index. Der Silhouettenkoeffizient dient zur Interpretation der Heuristik eines Clusterings und zur Bestimmung des besten Wertes von K [156]. Es bilden sich für den untersuchten umfangreichen Datensatz aus über 20.000 Fahrzeugen sieben voneinander trennbare Cluster unterschiedlicher Batteriebetriebsweise heraus. Die allozierten Fahrertypen sind in Tabelle 3.5 zusammengefasst. Es soll jedoch deutlich an dieser Stelle herausgestellt werden, dass es vor allem Mischformen von Fahrern gibt, die auf Basis der Betriebsweise nicht immer eindeutig einem Cluster zugeordnet werden können. Die vorgestellten Fahrertypen bilden daher nur voneinander abgrenzbare Charakterzüge ab. Ein zugeordnetes Cluster bildet demnach einen Trend ab, zu welcher Betriebsweise ein Fahrzeug kategorisiert werden kann. Diese Mischformen von Fahrertypen veranschaulicht zum Beispiel Abbildung 3.20. Dargestellt ist die Verteilung einer erweiterten Anzahl von über 1000 Fahrzeugen in die verschiedene Cluster. Es sind jeweils auch die naheliegenden ähnlichen Clusternachbarn links und rechts der horizontalen Skala ablesbar. Bei dicht aneinanderliegenden Clustern wie Cluster 0 und 1, Cluster 3 und 4, Cluster 4 und 5, sowie Cluster 5 und 6 mit nah benachbarten Objekten, ist ein zugehöriger Fahrertyp nicht immer einwandfrei bestimmbar. Diese Mischformen bedürfen einer Einzelbetrachtung des Fahrverhaltens über der Zeit.

Die Performance für den Clusteringalgorithmus kann durch Hinzunahme der Standbyzeiten (Standzeiten mit Strom gleich Null) weiter verbessert werden, da insbesondere die kalendarische Alterung während der Standzeit einen großen Anteil an der Gesamalterung einnimmt. Der maximale festgestellte Silhouette Koeffizient eines Fahrzeugobjekts verbessert sich dabei von 0,505 auf 0,971 um 48 %, auch wenn der Silhouette Koeffizient für den Gesamtdatensatz sich leicht von 0,297 auf 0,277 reduziert. Die Vergrößerung eines Datensatzes beispielsweise von etwa 100 auf 20.000 Fahrzeuge bringt keine besseren Ergebnisse. Die sich kaum verändernden Silhouettes sprechen dafür, dass die Anzahl von 100 zufällig ausgewählten Fahrzeugen bereits stochastisch genug Aussagekraft hat, um differenzierbare Clustergruppen zu finden.

Folglich sollten so viele alterungsrelevante – aber voneinander unabhängige Clusteringkriterien wie möglich einbezogen werden, wodurch sich die Cluster folglich mehr voneinander absetzen. Neben der Wahl spezieller Parameter, die Einfluss auf die Zellalterung haben, wird auf diesem Kapitel aufbauend der Ansatz des gewichteten Clusterings vorgestellt. Bei dieser Methode wird das hier präsentierte Data Mining Modell mit einem Alterungsmodell gekoppelt - also einer alterungsbasierten Unterteilung in ähnliche Gruppen (siehe Kapitel 5).

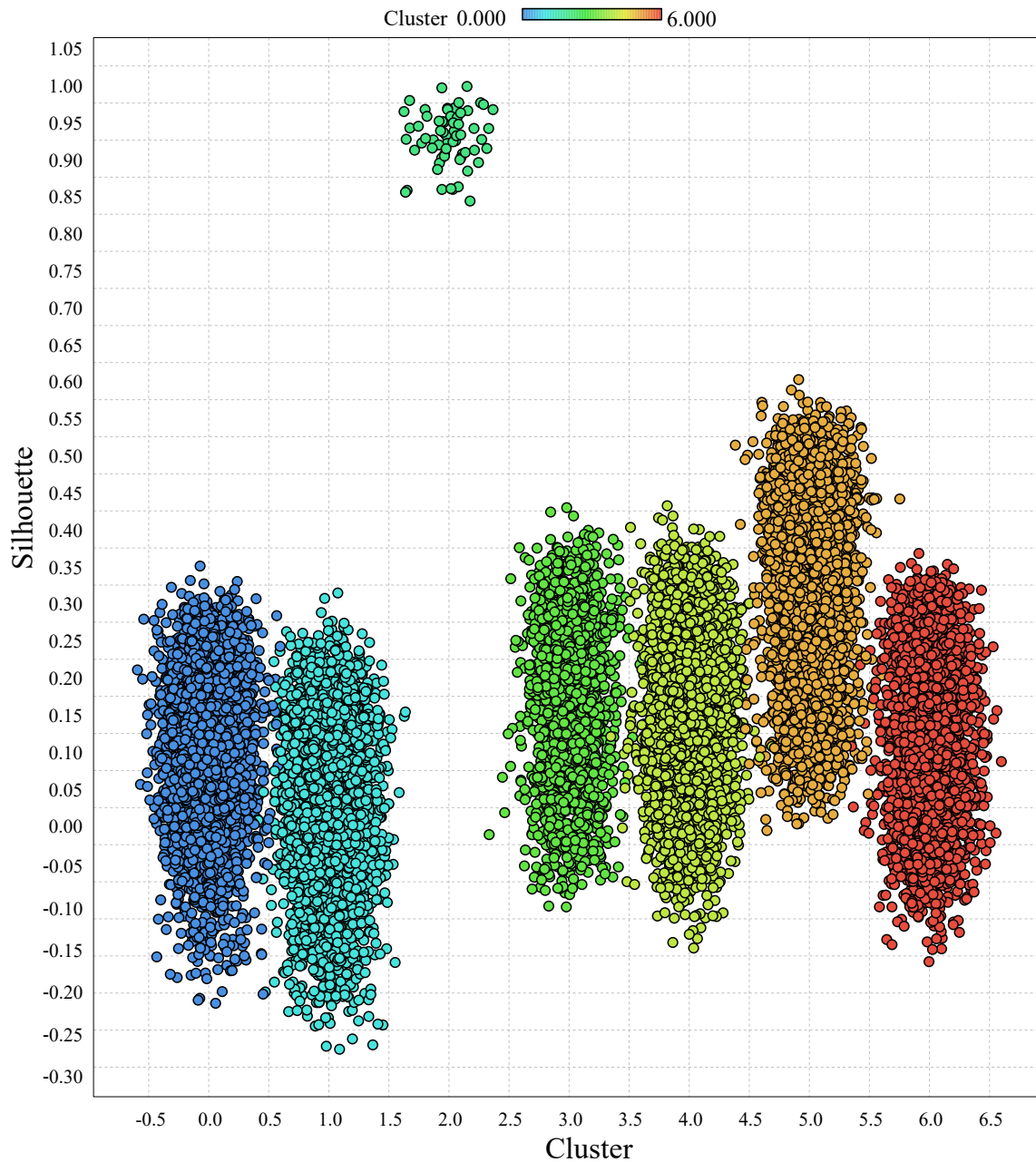


Abbildung 3.20: Verteilung einer erweiterten Anzahl von Fahrzeugen in die verschiedenen Cluster. Dargestellt sind jeweils auch die naheliegenden ähnlichen Clusteringnachbarn links und rechts der horizontalen Skala. Bei dicht aneinanderliegenden Clustern wie Cluster 0 und 1, Cluster 3 und 4, Cluster 4 und 5, sowie Cluster 5 und 6 mit nah benachbarten Objekten, ist ein zugehöriger Fahrertyp nicht immer einwandfrei bestimmbar.

Tabelle 3.5: Übersicht über alle allozierten Fahrertypen von Cluster 0 bis 6; Aufgeführt sind die Temperatur-, Strom- und SOC-Bereiche in denen die BEV Fahrzeuge die meiste Zeit verbringen; die Zustandsverteilungen sind links in Fahrbetrieb / Ladung und rechts Standby / Parken unterteilt.

	Fahrbetrieb / Laden			Standby / Parken	
	häufigste Temperaturen	häufigste Stromraten	häufigste SOC	häufigste Temperaturen	häufigste SOC
Cluster 0	<0 – 27,5 °C	–60 A – –30 A	30 – 95 %	10 – 30 °C	30 – 100 %
Cluster 1	32,5 – >40 °C	–90 A – –30 A	>95 %	10 – 35 °C	80 – 100 %
Cluster 2	10 – 20 °C und 32,5 – 40 °C	–90 A – 0 A	70 – >95 %	0 – 20 °C	40 – 90 %
Cluster 3	32,5 – 40 °C	–90 A – –30 A	>95 %	0 – 20 °C	60 – 100 %
Cluster 4	0 – 27,5 °C	<–150 A – –30 A	10 – 90 %	10 – 20 °C	10 – 100 %
Cluster 5	10 – 27,5 °C	–30 A – 30 A	50 – 95 %	0 – 20 °C	50 – 90 %
Cluster 6	27,5 – 32,5 °C	0 A – 30 A	70 – 90 %	0 – 25 °C	70 – 100 %

4 Betriebsanalyse stationärer Anwendungen in der Industrie

Nachdem im letzten Kapitel mithilfe eines Data Mining Modells mehrere verschiedene Batteriebetriebsweisen im Fahrzeug festgestellt wurden, liegt in diesem Kapitel der Fokus auf stationäre Anwendungen. Es folgt also die Betriebsanalyse im Second Life auf die Betriebsanalyse im First Life. Insbesondere wird Wert auf den kommerziellen Betrieb von industriellen BESS nach Benutzung im Fahrzeug gelegt. Ziel ist die Erörterung und Darstellung der betrieblichen Belastung in der stationären Anwendung sowie deren Einfluss auf die verbleibende Lebensdauer des Fahrzeugspeichers. Eine konsistente Aufschlüsselung der Speicherbelastung bezüglich Lastprofil, Systemantwort, SOC-Verlauf, Temperaturverlauf und Energiedurchsatz in den verschiedenen Anwendungen führt in einen zusammenfassenden Vergleich aller Betriebsweisen über.

4.1 Methodik

Zur techno-ökonomischen Betriebsanalyse werden erstens Messungen anhand eines industriellen BESS Prototypen und zweitens techno-ökonomische Simulationen durchgeführt. Stand der Technik ist, dass Lastprofile für netzgekoppelte BESS Anwendungen derzeit wenig, und meist unzureichend beschrieben, vorhanden sind [169; 170]. Insbesondere Wissen über das real gemessene Betriebsverhalten von Stationärspeichern sowie Methoden zur Betriebsanalyse sind rar in der Literatur (Vgl. Abschnitte 4.2.2, 4.3.2, 4.4.2, 4.5.2 und 4.6.2). Standardisierte Lastprofile einiger BESS Anwendungen würden die Lebensdauerabschätzung und techno-ökonomische Bewertung von Speichern aus BESS vereinfachen. Aus diesem Grund werden typische Lastprofile, deren Systemantwort inklusive Alterungsabschätzung und dahinter liegenden Methodiken dargestellt. Hierfür werden die vielversprechendsten Anwendungen aus der Literatur [11; 171–175] in Hinblick auf Popularität, Marktvolumen und Profitabilität verglichen. Die charakteristischen Lastprofile und das resultierende Betriebsverhalten des Fahrzeugspeichers sollen bei unterschiedlichen Stationäranwendungen analysiert werden. Betriebliche Parameter wie typische Stromstärken, SOC und Temperaturen, auf die sich der Speicher aufwärmt, sollen durch Messungen und präzise Simulationen erörtert werden.

Neben Strom- bzw. Leistungs-, SOC- und Temperaturverlauf, gehört weiterhin die Ermittlung folgender aufgelisteter Variablen zur Analyse. Die entwickelte Methodik hinter den zu untersuchenden Zustandsgrößen wurde in der Publikation [26] teilweise veröffentlicht.

- Strom- bzw. Leistungs-, SOC- und Temperaturverlauf $I(t)$ bzw. $P(t)$, $SOC(t)$, $T(t)$
- Maximale Lade-/ Entladeleistung $P_{\text{peak},1}$ / $P_{\text{peak},2}$

$$P_{\text{peak},1,2} = \max(P_1, P_2). \quad (4.1)$$

- Lastfaktor LF

$$LF = \frac{P_{\text{avg}}}{P_{\text{peak},2}}. \quad (4.2)$$

- Relative Betriebsdauer $t_{\text{rel,Betrieb}}$

$$t_{\text{rel,Betrieb}} = \frac{t_{\text{op}}}{t_{\text{total}}}. \quad (4.3)$$

- Mittlere Effizienz η

$$\eta = 1 - \frac{E_{\text{losses}}}{E_{\text{in-stored}}}. \quad (4.4)$$

- Anzahl äquivalenter Vollzyklen EFC

$$EFC = \frac{W_{\text{total}}}{2 \cdot U_N \cdot C_N} = \frac{\int_0^t |I \cdot U| dt}{2 \cdot U_N \cdot C_N}. \quad (4.5)$$

Strom, SOC und Temperatur sind vorrangig heranzuziehen, um Degradation und resultierende prognostizierte Lebensdauer abzuschätzen. Dabei wirkt sich sowohl die Höhe als auch Dauer und Dynamik der Einflussgrößen entscheidend auf die Haltbarkeit der Speicher aus.

Die maximal gemessene Leistung in Lade- und Entladerichtung gibt einen Anhaltspunkt, um abzuschätzen, ob das System ausreichend groß ausgelegt und ob die Betriebsstrategie im Zweifel angepasst werden sollte. Ist die Spitzenleistung um ein Vielfaches höher als die Nennleistung des Systems, ist mit einem schnelleren Verschleiß zu rechnen und es muss beachtet werden, ob das System dauerhaft sicher betrieben werden kann. Unter der Nennleistung des Systems wird die in Abbildung 4.1 angegebene Leistung verstanden, die das System oder die Anlage aufnehmen oder abgeben kann. Es handelt sich um die maximal erreichbare Leistung, die im Dauerbetrieb erreichbar ist.

Der Lastfaktor beschreibt die Leistungsfluktuation eines Verbrauchers ausschließlich der Standby-Zeiten. Er indiziert wie effizient Energie genutzt wird und berechnet sich aus dem Verhältnis von Durchschnittsleistung zu Peakleistung. Ein hoher Lastfaktor, also eine geringe Abweichung von Durchschnittsleistung zu Peakleistung, deutet im Speziellen bei der Peak Shaving Anwendung auf geringere Energiekosten hin (vgl. Kapitel 4.4). Dies ist daher zu beachten, um ein System wirtschaftlich zu betreiben. Beim Glätten von Lastspitzen durch Peak Shaving, wird der Lastfaktor erhöht.

Die relative Betriebsdauer beschreibt den Anteil der Zeit, die das BESS über einen bestimmten Zeitraum in Betrieb ist. Es wird das Verhältnis aus Betriebsdauer zum gesamten betrachteten Zeitintervall berechnet. Ist die relative Betriebsdauer sehr gering führt Nachladen, um zum Beispiel Selbstentladung und SOC-Unterschiede innerhalb eines BESS auszugleichen, unter Teillast zu hohen Energieverlusten. Wie beim Lastfaktor ist eine höhere Betriebsdauer meist energetisch sinnvoller, da die Leistungselektronik in vorteilhafteren Arbeitspunkten betrieben werden kann.

Die mittlere Energieeffizienz ergibt sich aus der Differenz aus 1 und dem Verhältnis von energetischen Verlusten E_{losses} zu eingespeicherter Energie $E_{\text{in-stored}}$. Eine höhere Systemeffizienz impliziert, dass

weniger Energie in Form von Abwärme verloren geht.

Die Anzahl äquivalenter Vollzyklen (EFC) geht aus dem Quotienten aus Gesamtladungsdurchsatz W_{total} und doppelten Nennenergieinhalt hervor. Der Nennenergieinhalt kommt mit dem Faktor zwei vor, um den gesamten Ladungsdurchsatz in positiver als auch negativer Richtung während Ladung und Entladung abzubilden. Je mehr äquivalente Vollzyklen ein Speicher während seiner Lebensdauer erreicht, desto nachhaltiger profitiert ein Verbraucher von dem Fahrzeugspeicher, da diese EFC auch den gesamten Energiedurchsatz wiedergeben.

Alle obigen Faktoren verstehen sich in Summe als Betriebsverhalten und Leistungsindikatoren für den Energiespeicher unter Stress und beschreiben eine jeweilige Belastung während der stationären Anwendung. Betriebsverhalten und Leistungsindikatoren sind zusätzlich stark von Aufbau, Verschaltung und Steuerung des Gesamtsystems abhängig. Anwendung und implizites Betriebsverhalten können aber in ihren Grundzügen charakteristisch mit den folgenden in diesem Kapitel vorgestellten Mitteln evaluiert werden. Die konsistente Aufschlüsselung der Speicherbelastung führt schlussendlich zu den bestimmenden Faktoren der Alterung und soll daher resümierend erläutert werden.

4.1.1 Messungen mittels stationären Energiespeichertestsystems

Bei dem Prototypen handelt es sich um ein Li-Ionen Energiespeichersystem, das aus gebrauchten Fahrzeugspeichern aufgebaut ist. Das System wurde bereits in mehreren anderen Veröffentlichungen [3; 26; 176] vorgestellt und für Stationärspeichermessungen betrieben. Abbildung 4.1 zeigt das BESS, das für die Messungen in Betrieb genommen wurde und listet rechts einen Auszug über die Systemmerkmale auf. Es werden lediglich die fünf 60 Ah Speicher, im Folgenden *HVS1*, *2*, *5*, *6* und *HVS7* in Betrieb genommen. Die Speicher werden als Ganzes inklusive Schütze und Kühlsystem aus dem Fahrzeug ausgebaut und im BESS über die Leistungselektronik ans Netzwerk verschaltet.



Abbildung 4.1: Für Messungen in Betrieb genommener Prototyp eines stationären 55 kW / 176 kWh Energiespeichersystems, aufgebaut aus gebrauchten Fahrzeugspeichern. Das Testsystem steht auf dem BMW Group Werksgelände in München und weist folgende Merkmale in der rechten Tabelle auf (auf Basis von [176]).

Parameter	Wert
Spannungsbereich	259 V – 403 V
Maximale Stromrate	120 A (bis zu 2C)
Anzahl der Speicher	7
SOC Bereich	0 – 100 %, abhängig von der Dauer der Leistungsanforderung
Systemtopologie	5 x 60 A h Speicher (2014), 2 x 94 A h Speicher (2016)
Spannung AC-Netzseite	3-phasig 400 V
Spannung DC-Bus	510 V – 720 V
Leistungselektronik	1 x AC/DC-Wandler, 4 x DC/DC-Wandler
Nennleistung System	55 kW
Energieinhalt Speicher	176 kWh (5 x 21,6 kWh), (2 x 33 kWh)
Kühlsystem	2 x 60 Ah (Kältemittel), 2 x 94 Ah (Kältemittel), 3 x 60 Ah (Luft)

Vier der 60 Ah Speicher und zwei 94 Ah Speicher sind jeweils in drei Paaren parallel an einen DC/DC-Wandler angeschlossen. Ein 60 Ah-Speicher ist an den vierten DC/DC-Wandler gekoppelt. Diese sind über eine Gleichspannungsschiene mit einem AC/DC-Wandler verbunden, der wiederum mit einem Transformator 3-phasig an das Niederspannungsnetz gekoppelt ist. Die Nennleistung des AC/DC-Wandlers und somit des Gesamtsystems beträgt 55 kW. Der Nennenergieinhalt des Systems beträgt 174 kWh. Vier der Speicher können über eine Kältemittelkühlung auf einem bestimmten Temperaturniveau gehalten werden. Die verbleibenden Speicher werden nicht aktiv, sondern nur passiv mit Umgebungsluft gekühlt. Beim Aufbau des Testsystems war es essentiell eine möglichst vielseitige Topologie zu erstellen, um somit den Speicher mit verschiedenen Konfigurationen nutzen zu können [31].

Nach Inbetriebnahme des Testspeichers, folgt die Betriebsanalyse, die Parameter zur Alterungsabschätzung liefert (Vgl. Abbildung 4.2). Nach Betriebsanalyse aller zu untersuchenden Anwendungen und deren Alterungsabschätzung folgt Vergleich und Auswertung aller Anwendungen.

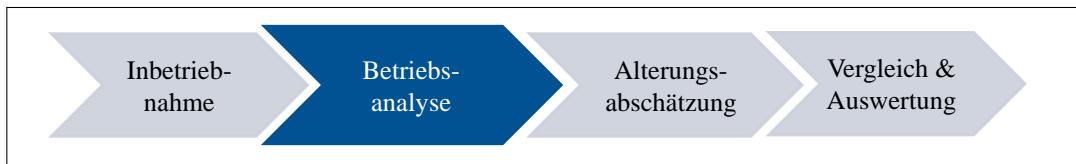


Abbildung 4.2: Schematische Darstellung des Untersuchungsablaufs bestehend aus Inbetriebnahme, Betriebsanalyse, Alterungsabschätzung und Vergleich und Auswertung.

Für die Tests und Simulationen werden deutsche Standardlastprofile z.B. Lastprofil eines privaten Haushalts mit Photovoltaik-Anlage für Photovoltaik-Stromspeicher, Frequenzgang in Deutschland für Primärregelleistung und existierende Lastprofile eines Arbeitsgebäudes für Peak Shaving und das Lastprofil eines 3D-Druckers für Unterbrechungsfreie Stromversorgung herangezogen. Die erstellten Standardlastprofile dienen als Input und können als einfach strukturierte CSV-Datei mit sekundlich abgespeicherten Leistungswerten an den BESS übermittelt werden. Die Leistungswerte werden als Simulation an die Steuerung des BESS übergeben. Aus zeitlichen und organisatorischen Gründen kann das BESS nicht über mehrere Jahre hinweg für Messungen betrieben werden. Das Testsystem wird stetig weiterentwickelt und es gibt Hardware- und Softwareanpassungen bei denen das System nicht zur Verfügung steht, sodass es für lang andauernde Messungen nicht genutzt werden kann. Aus diesem Grund ist für jede Anwendung ein Betrieb über eine Woche hinweg vorgesehen. Es wird angenommen, dass sekundliche Messungen über eine Woche hinweg das Betriebsverhalten ausreichend beschreiben und abbilden können [177; 178].

Die stationären Anwendungen Primärregelleistung, Peak Shaving und Unterbrechungsfreie Stromversorgung werden mittels Messungen an dem in Abbildung 4.1 gezeigten Prototypen untersucht. Bei den Primärregelleistungstests werden die fünf Speicher HVS1, 2, 5, 6 und 7 symmetrisch entladen und geladen. Sie werden über die DC/DC-Wandler angesteuert. Das hat zur Folge, dass beispielsweise HVS5, der im Gegensatz zu den anderen Speichern einzeln mit einem DC/DC-Wandler verschaltet ist, aufgrund der Lastverteilung höhere Stromraten erfährt. Die Auswirkung der Verschaltung und der dadurch resultierenden Lastverteilung soll durch die Messungen evaluiert werden. Demgegenüber unterscheidet sich die Entladelogik bei den Anwendungen Peak Shaving und Unterbrechungsfreie Stromversorgung. Aufgrund des schlechten Teillastwirkungsgrads der Leistungselektronik werden bei einer Entladung nur so viele DC/DC-Wandler mit einbezogen, wie tatsächlich für die Leistungsanforderungen benötigt

werden. Es wird zuerst der DC/DC-Wandler verwendet, der die meiste Leistung aufnehmen bzw. abgeben kann. Bei einer höheren benötigten Leistung wird nach einer kurzen Verzögerungszeit ein weiterer DC/DC-Wandler zugeschaltet. Die Solleistung wird unter allen verwendeten Wandlern nach verfügbarer Kapazität und aktuellem SOC der gekoppelten Speicher aufgeteilt. HVS mit höherer Speicherkapazität werden somit bevorzugt entladen, sowie auch Speicher mit einem aktuell höheren SOC [31].

Das BESS kann auch per Remote bedient werden. Neben der Vorgabe von Leistungswerten können über eine Benutzeroberfläche außerdem einzelne Leistungselektronik-Komponenten angesteuert werden. Wird ein DC/DC-Wandler hochgefahren, wird damit auch der Strang mit den angekoppelten Fahrzeugspeichern aktiviert. Bei Zuschaltung des ans Netz gekoppelten AC/DC-Wandlers, wird der Gleichspannungszwischenkreis aufgebaut. Es kann daraufhin Energie zwischen den einzelnen Speichern und dem Netz ausgetauscht werden. Ebenfalls können SOC Grenzen und die Option der Kältemittelkühlung für jeden Speicher eingestellt werden. Die Kühlung tritt bei einem vorgegebenem Schwellwert in Kraft. Ein Fehlermanagement greift bei systemkritischen Fehlern mit Abschaltung ein, und gibt Warnungen über die Benutzeroberfläche an den Benutzer aus [31].

Mit einem ModBusLogger werden schlussendlich die Betriebsdaten aller Speicher sekundlich geloggt und abgespeichert. Für die spätere Alterungsbewertung in Kapitel 5 kann zum Schluss auf die erzeugten Speicherdaten zurückgegriffen werden und diese in ein semi-empirisches Alterungsmodell zur Degradationsabschätzung eingepflegt werden.

4.1.2 Techno-ökonomische Simulationen mittels SimSES

Zusätzlich wird Gebrauch von dem bestehenden Simulationstool SimSES zur techno-ökonomischen Simulation stationärer Energiespeichersysteme gemacht. Es dient als Ergänzung zur Betriebsanalyse der weiteren Stationäranwendungen Photovoltaik Stromspeicher und Multi-Use (s. Kapitel 4.2 und 4.6). Das verwendete BESS Simulationsmodell ist aus mehreren Submodellen aufgebaut: Batterieersatzschaltbildmodell (EC), semi-empirisches Alterungsmodell, das kalendarische und zyklische Alterung berücksichtigt, Leistungselektronikmodell sowie ein thermisches Modell für das Gesamtsystem [179]. Die Submodelle sind miteinander gekoppelt, um die komplexen Wechselwirkungen abzubilden und das Systembetriebsverhalten so genau wie möglich zu beschreiben. Abbildung 4.3 zeigt die Simulationsumgebung mit all seinen Submodellen. Weitere Informationen zum verwendeten Leistungsflussmodell können den Arbeiten [179] und [180] entnommen werden.

In Tabelle 4.1 sind zusammenfassend Eingabeparameter sowie Annahmen für Strom- und Leistungspreise der verschiedenen zu untersuchenden Anwendungen aufgelistet. In Deutschland übliche Haushalts- und Stromverbrauchsgrößen können aus dem Stromspiegel für Deutschland 2017 [181] entnommen werden. Die Vergütung für Speicherleistungen in positiver und negativer Richtung bei unterschiedlichen Anwendungsfällen ist insbesondere für den Vergleich potentiell generierbarer Erträge eines Fahrzeugspeichers in unterschiedlichen Anwendungen relevant. Zur Berechnung der Cashflows wird später in Kapitel 5 in Abschnitt 5.3 auf die in Tabelle 4.1 genannten wirtschaftlichen Größen zurückgegriffen. Sie dienen der vergleichenden Ertragsanalyse der betrachteten Anwendungen.

Das Simulationsmodell ist konsequenterweise mit physikalischen Charakteristika des gleichen 22 kWh Li-Ionen Speichers parametrisiert, der auch in Kapitel 2 und Kapitel 3 betrachtet wurde. Das Modell berechnet Leistungsflüsse und speichert für jeden Anwendungsfall alle Ergebnisse in Zeitreihen. Die Temperatur wird dabei zur Vereinfachung konstant bei 25 °C Normaltemperatur gehalten, weshalb sich

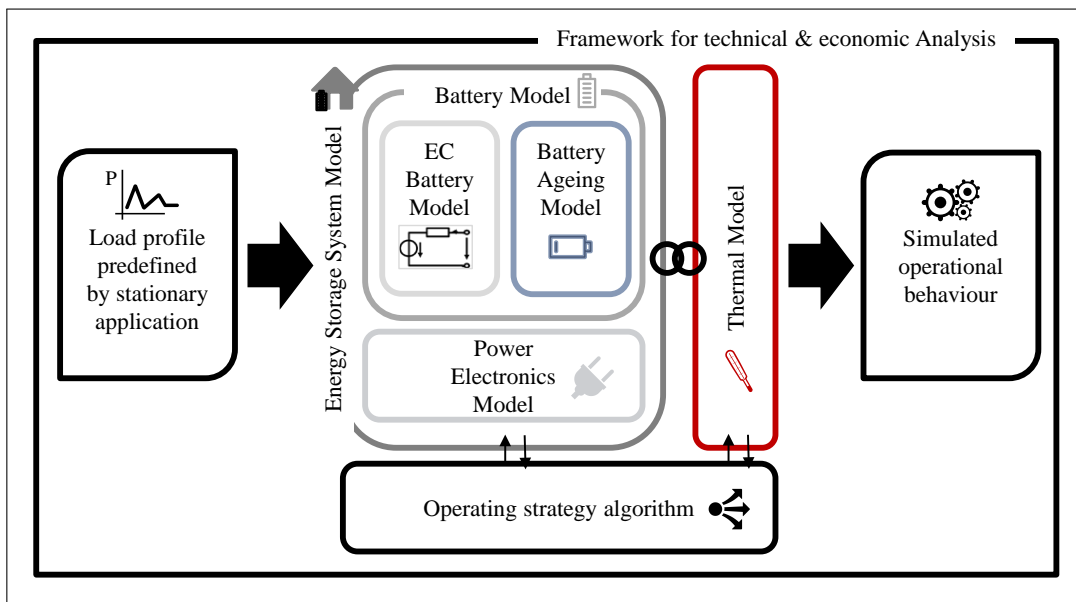


Abbildung 4.3: Schematische Darstellung der Simulationsumgebung zur technischen und ökonomischen Betriebsanalyse; auf Basis von [26].

Tabelle 4.1: Eingabeparameter und Annahmen bezüglich Speicher und simulierter Anwendungsfälle PV Stromspeicher, Intraday Handel, PCR und Multi-Use auf Basis der drei Vorgenannten)

Technologie	Li-Ion	Leistung-zu-Energie Verhältnis P/E	1 : 2,5
Nominale Energie	22 kWh (Pooling beim PCR-Betrieb)	Frequenzgang	auf Basis vom Frequenzgang in 2015 (repetitiv)
Start-SOH	50 – 100 %	PCR Vergütung	auf Basis von Raten in 2017
Simulierter Zeitraum	20 Jahre		<ul style="list-style-type: none"> • Minimalpreisszenario • Maximalpreisszenario • Gewinn der wöchentl. Ausschreibung
Modellinput: Batteriespeicher		Modellinput: Primärregelleistung	
Installierte PV Peakleistung	8 kWp (übliche Größe) [182]	Hierarchie der stat. Anwendungen (in der Regelstrategie implementiert)	1. Primärregelleistung
Jahreslast	7 MWh (übliche Größe) [181]		2. PV Stromspeicher
Strompreisszenario	lineare Extrapolation der historischen Strompreise [183]		3. Intraday Handel
Einspeisevergütung	12,20 ct./kWh (Q1/18) [184; 185]		
Modellinput: PV Stromspeicher		Modellinput: Multi-Use	
IDM Strompreis	auf Basis von Strompreisen in 2017		
Modellinput: Intraday Handel (IDM)			

für die Auswertungen mittels SimSES die Darstellung des Temperaturverlaufs erübrigt.

Ein wichtiges Submodell zur anschließenden Alterungsabschätzung, stellt das in die Simulationsumgebung eingebettete semi-empirische Alterungsmodell dar. Alle Speicherdaten, sowohl durch direkte Messung, als auch aus simulativ gewonnenen Speicherdaten, werden in Form von Zeitreihen mit stündlichen Mittelwerten für SOC, Ladungsdurchsatz und C-Rate an das Alterungsmodell übergeben. Das Alterungsmodell berechnet anschließend separat die resultierende kalendarische und zyklische Alterung [30]. Es wird der Kapazitätsverlust während einer simulierten Betriebsdauer von 20 Jahren abgeschätzt, wissentlich, dass die verbleibende Lebensdauer nicht ausreichen könnte, beispielsweise für gealterte Speicher mit C_{EOL1} gleich 50% SOH. Es sollte hierbei außerdem berücksichtigt werden, dass die technischen Simulationen für den fehlerfreien Betrieb nichtlineare Alterung, Einzelzellausfälle sowie Versagen technischer Komponenten nur eingeschränkt berücksichtigen.

4.2 Photovoltaik (PV) Stromspeicher

Eine Kombination aus einer PV Anlage und einem Stromspeicher zu einer dezentralen Strom erzeugenden Einheit ermöglicht eine effizientere Stromversorgung als eine Anlage ohne Speicher [186]. Überschüssige Solarenergie wird im BESS eingespeichert und anschließend aufgewendet, sobald die Haushaltslast die Erzeugungsleistung der PV Anlage übersteigt. So kann der Verbraucher insbesondere auch noch nach Sonnenuntergang von seiner zuvor erzeugten Solarenergie zehren und seinen Eigenverbrauch damit erhöhen. Er gewinnt an Autarkie [187]. Das ergibt neben den Vorteilen für den BESS Betreiber auch eine Entlastung für das Stromnetz bei Wahl einer intelligenten Betriebsstrategie. Durch netzdienliches Einspeichern zum Beispiel, muss die PV Anlage nicht mit maximaler Einspeiseleistung laufen, was wiederum der thermischen Überlastung von Betriebsmitteln entgegenwirkt.

4.2.1 PV Stromspeicher Anforderungen

Als Anforderung an den PV Stromspeicher ergibt sich deshalb, eine Reduktion der maximalen Leistungsabgabe der PV Anlage am Netzanschlusspunkt. Solarenergie kann effizienter durch den Stromspeicher genutzt werden. Es soll die typische Erzeugungsspitze zur Mittagszeit vermieden werden, die sonst an das Netz gegeben würde. Durch Erhöhung des Eigenverbrauchs kann gleichzeitig auch die Lastspitze am Abend verringert werden. Es gelten in Deutschland die einschlägigen Regelwerke zum Netzanschluss von Bezugs- und Erzeugungsanlagen in den VDE Anwendungsregeln VDE-AR-N 4105 [188], VDE-AR-N 4110, VDE-AR-N 4100 [189] und in den technischen Regelwerken TAB Niederspannung [190] sowie die europäischen Network Codes. Die Normen sehen vor, dass Stromspeicher bei kurzzeitigen Spannungseinbrüchen oder -erhöhungen am Netz bleiben und dieses unterstützen [191].

4.2.2 PV Stromspeicher Anwendungsbeispiele in der Literatur

Diverse Arbeiten beschäftigen sich mit verschiedenen Anwendungsfällen von BESS zur Eigenverbrauchserhöhung durch einen PV Stromspeicher. Diese werden im Folgenden aufgezeigt.

Pimm et al. [192] demonstrieren unter Annahme perfekter Netzlastvorhersage mit einem Monte Carlo Algorithmus, dass kleine 2 kWh PV Stromspeicher helfen können Lastspitzen zu Zeiten mit hohem

PV Durchsatz zu reduzieren. Es werden die Ergebnisse eines thermo-elektrischen Simulationsmodells vorgestellt. Das Modell berechnet die resultierende Verbrauchslast von Haushalten mit PV Anlage am Niederspannungsnetz unter Berücksichtigung von verschiedenen Jahreszeiten. Sie gehen von durchschnittlichen Lasten zwischen 0,1 kW bis maximal 0,84 kW innerhalb eines Tagesverlaufs je nach Jahreszeit aus. Die berechneten Lastspitzen betragen 0,78 kW (Werktag) bzw. 0,76 kW (Wochenende) im Sommer oder 0,84 kW (Werktag) bzw. 0,82 kW (Wochenende) im Winter. Die resultierende Peakleistung für das BESS richtet sich nach Wahl der Grenze, ab welcher es Strom freigibt um die Verbrauchslast zu reduzieren. Dies ist vergleichbar mit der später beschriebenen Peak Shaving Anwendung. Je nach Leistungsgrenze, ergeben die Simulationsergebnisse SOC-Bereiche zwischen 0 – 100 % SOC (auf Basis von 100 Haushalten mit je einem 2 kWh Stromspeicher umgerechnet 0,6 kW maximale Entladeleistung) und 50 – 100 % SOC (auf Basis von 100 Haushalten mit je einem 2 kWh Stromspeicher umgerechnet 0,3 kW maximale Entladeleistung). Pimm et al. ermitteln maximale Laderaten von 0,33C und maximale Entladeraten von 1C für PV Stromspeicher.

Fischhaber et al. [11] simulieren die PV Stromspeicher Anwendung an einem 10 kWh BESS mit 9,6 kW PV Peakleistung in Garmisch-Patenkirchen. Zusätzlicher Stromabnehmer ist neben dem Mehrpersonenhaushalt auch ein 37 kWh BEV. Beim Betrieb befindet sich das BESS zumeist bei mittleren bis hohen SOC. Es gibt tiefe Zyklen mit 70 – 90 % DOD und 200–300 EFC pro Jahr. Die entladene Energiemenge beträgt im Mittel 5,6 kWh, steigt im Sommer aber auf 7 kWh pro Tag. Das BESS hat auf Basis des gezeigten Sommer Lastprofils einen hohen Nutzungsgrad (>60 %), der sich im Winter auf <20 % verringert.

Naumann [193] simuliert den Betrieb eines 5 kWh BESS auf Basis von 26650 LFP/C-Zellen. Der PV Stromspeicher besitzt eine PV-Anlage mit 10 kW PV Peakleistung. Der jährliche Strombedarf des betrachteten Haushalts beträgt 4400 kWh. Durch techno-ökonomische Simulation ermittelt Naumann folgende Betriebsparameter: mittlere C-Raten von 0,11C, meistens eine Zyklisierung über den gesamten SOC-Bereich von 0 – 100 %, eine durchschnittliche Systemeffizienz von 90,9 % und eine relative Betriebsdauer von 37,1 %. Über das Alterungsverhalten werden folgende Angaben gemacht: 4786,2 EFC und ein Kapazitätsverlust von 25,7 % nach 20 Jahren aufgrund Verlust von Aktivmaterial. Gleichzeitig steigt der Innenwiderstand um 26,1 %.

4.2.3 Auswertung mittels SimSES (PV Stromspeicher)

Das PV Stromspeicher Betriebsverhalten wird durch das techno-ökonomische Simulationstool SimSES simuliert. Bei der Anwendung wird von einem typischen Mietshaus mit vier bis sechs Parteien und einer 8 kWp Photovoltaik Installation auf dem Dach ausgegangen. Der Stromspeicher besteht in diesem Anwendungsfall aus einem einzelnen 22 kWh Li-Ionen Fahrzeugspeicher. Aufgrund der äußerst volatilen Preisstrukturen im Heimspeicherbereich, wird das ökonomische Modell für den Anwendungsfall mit vier verschiedenen Strompreisszenarien durchgeführt. Auf diese Weise können mehrere mögliche Preisspannen für Strombezug und Einspeisevergütung bewertet werden.

Das ermittelte Lastprofil aus Abbildung 4.4 stimmt im Vergleich zu anderen Publikationen bezüglich Leistungsgröße am besten mit den Ergebnissen von Fischhaber et al. [11] überein, was auf die ähnlichen Systemgrößen zurückzuführen ist. Es sind ähnlich große Leistungsgradienten und durchschnittliche C-Raten wie bei Fischhaber et al. erkennbar. Sie liegen zwischen 0,1C bis maximal 0,5C.

Insgesamt ist die Dynamik des Lastprofils und der SOC-Verlauf aus Abbildung 4.5 repräsentativ für die vorgestellten Arbeiten aus der Literatur zu PV Stromspeichern. Sie haben folgende charakteristische Merkmale für die PV Stromspeicher Anwendung gemeinsam: tiefe Entladezyklen; hohen Leistungsgradienten; hohe Anzahl an Betriebsstunden; stark fluktuierender SOC-Verlauf über alle SOC-Bereiche. Der DOD beträgt bei Entladung zumeist 55 – 65 %, wobei ein starker Hebel hierbei die Dimensionierung des BESS einnimmt.

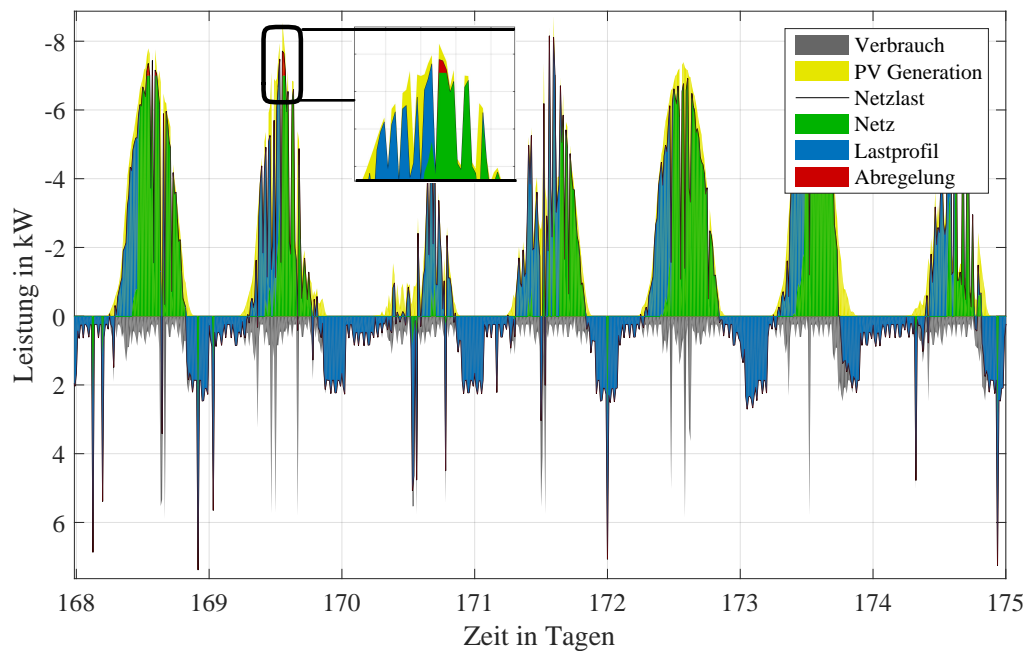


Abbildung 4.4: Einwöchiges PV Stromspeicher Lastprofil mit generierter PV Leistung, Verbrauch und resultierender Netzlastkennlinie: Lastprofil mit tiefen Entladezyklen und hohen Leistungsgradienten; hohe Anzahl an Betriebsstunden mit \varnothing 0,1 C-Rate bis max. 0,2C. Aufgrund von gesetzlichen Regelungen kann bei voller Batterie nicht die gesamte Leistung ans Netz weiter gegeben werden. Es wird nur ein vertraglich geregelter Anteil ans Netz abgegeben und das BESS wird für die restliche Leistung in rot abregelt (durch Simulation).

Tabelle 4.2: Leistungs- und Energiebezüge während einer charakteristischen PV Stromspeicher Woche (durch Simulation).

Maximale Lastspitze $P_{\text{peak},1}$	4,40 kW
Maximale Ladeleistung Speicher $P_{\text{peak},2}$	4,23 kW
Lastfaktor LF	24 %
Relative Betriebsdauer $t_{\text{rel,Betrieb}}$ (Winterwoche / Sommerwoche / \varnothing)	32,6 % / 83,7 % / 64,8 %
Mittlere Energieeffizienz η	86,2 %
Anzahl äquivalenter Vollzyklen EFC (20 a)	4000 – 6000 abh. von Sonneneinstrahlung

Tabelle 4.2 greift schließlich aus den Simulationsergebnissen abgeleitete Betriebsparameter und Leistungsindikatoren auf, deren Berechnung in Abschnitt 4.1 erläutert ist. Die PV Stromspeicher Anwendung hat zusammen mit PCR und Multi-Use die vergleichsweise höchste Anzahl an EFC. Dies liegt bei der

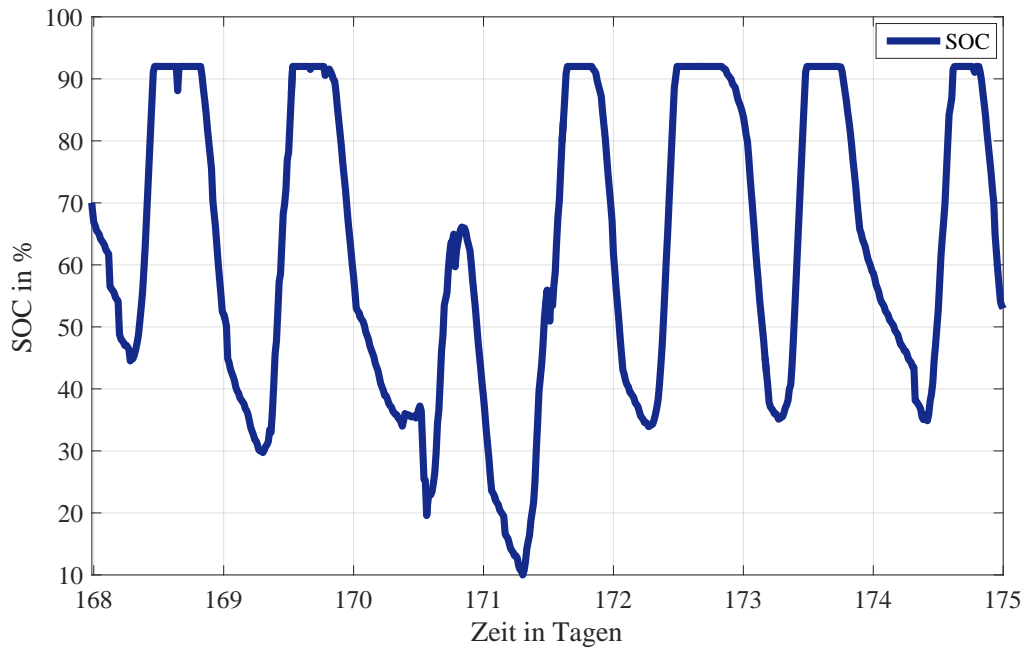


Abbildung 4.5: SOC-Verlauf des PV Stromspeichers: Stark fluktuierend zwischen 10 und 90 % (durch Simulation).

Anwendung zum einen an der beobachtbar hohen relativen Betriebsdauer von 64,8 %, einem nennenswert großen Lastfaktor von 24 % und damit mittleren C-Raten bei hohem Ladungsdurchsatz. Als weitere Ursache kommt die zumeist tiefe Zyklisierung hinzu.

4.3 Bereitstellung von Primärregelleistung (PCR)

Die im Folgenden vorgestellte Anwendung Bereitstellung von Regelleistung unterscheidet sich stark von PV Stromspeichern bezüglich der betrieblichen Belastung. Bei der Anwendung Primärregelleistung, oder engl. primary control reserve (PCR), reagiert ein dezentrales BESS auf Frequenzschwankungen im Stromnetz und kompensiert diese. Der jeweilige Netzbetreiber vergütet diese Dienstleistung. Dies ist der Fall, wenn die Netzfrequenz im europäischen Verbund um mehr als 0,01 Hz von 50 Hz abweicht, weil Stromerzeugung und Strombedarf nicht übereinstimmen. Der Bereich von $\Delta = \pm 10$ mHz wird als Totband bezeichnet und es muss keine Regelung der Netzfrequenz stattfinden. Bei Netzfrequenzen innerhalb des Totbands kann der Speicher in netzdienlicher Richtung nachgeladen oder auf einen bestimmten SOC entladen werden. Je nach Abweichung der Netzfrequenz wird negative oder positive Primärregelleistung bereitgestellt, sobald die Netzfrequenz das Totband zwischen 49,99 Hz und 50,01 Hz verlässt [194].

Überwiegt bei Aktivierung von Regelennergie beispielsweise die Stromerzeugung wegen mehr volatiler Energiequellen durch Erneuerbare Energien, so erhöht sich die Netzfrequenz. Ist der Leistungsbedarf größer als das Leistungsangebot im Falle von Störungen wie Kraftwerksausfällen, so verringert sich die Netzfrequenz. Ein BESS kann hier mithilfe von Regelennergie zur Netzstabilität beitragen. Er bezieht dafür bei Diskrepanz Leistung oder gibt Leistung ab und nimmt dabei an Regelleistungs- und Spotmärkten teil. Diese netzdienliche Leistung wird dem BESS Betreiber von Übertragungsnetzbetreibern (ÜNB) nach einem vorgegebenen Leistungspreis vergütet. Voraussetzung für die Teilnahme am

Regelleistungsmarkt ist jedoch der Gewinn einer regulierten Ausschreibung [194–196].

Um jederzeit sowohl negative als positive Regelleistung für die Energiereserve vorhalten zu können, werden BESS bei PCR meistens im mittleren SOC-Bereich gehalten. Verlassen die Speicher ein vorgegebenes SOC-Band, gibt es die Möglichkeit durch Teilnahme am Intraday Handel (IDM) Strom zu kaufen oder zu verkaufen, um je nach Frequenzgang stets handlungsfähig zu sein. Die alleinstehende Intraday Handel Anwendung, auch Arbitrage oder Stromhandel genannt, wird nicht weiter betrachtet, da sie in der Form nicht profitabel betrieben werden kann. Die Aussagen stützen sich auf Simulationen mit deutschen Strompreisen von 2017. Die alleinstehende IDM Anwendung konnte nicht genügend Ertrag generieren, um beispielsweise einmalige Markteintrittskosten von 25.000 € und jährliche Gebühren von 5.000 € mindestens zu kompensieren [197]. Eine Ausnahme wäre, wenn Strompreise sehr genau vorhergesagt werden könnten. Die Profitabilität könnte in anderen Ländern weitaus günstiger sein. In den USA zum Beispiel, steigt der Strompreis teilweise um das Fünffache je nach Uhrzeit, Jahreszeit und Versorgungsgebiet [198].

4.3.1 PCR Anforderungen

In Deutschland geht der Teilnahme am Regelleistungsmarkt eine sog. *Präqualifikation* voraus, bei der geprüft wird, ob ein BESS zuverlässig nach spätestens 30 s die angemeldete Leistung vollständig aktivieren kann. Aufgrund der kurzen Aktivierungszeit, sollte das BESS weiterhin in der Lage sein in kurzer Zeit Leistung zur Verfügung zu stellen. Außerdem muss das BESS in der Lage sein diese Leistungsreserve für 30 Minuten, davon 15 Minuten durchgehend, vorzuhalten. Die Entgeltabrechnung erfolgt für den Zeitraum von einer Woche bis zur erneuten Ausschreibung. Die Mindestmenge, die ein BESS an Regelleistung zur Präqualifizierung benötigt, beträgt 1 MW. Der Gesetzgeber erlaubt aber auch die Leistungserbringung von Systemen im Verbund, sog. Pooling [194–196; 199]. Der Prozess der Präqualifikation kann in einem Regeldokument vom Verband der Netzbetreiber VDN e.V. im Anhang nachgelesen werden (TransmissionCode 2007: Netz- und Systemregeln der deutschen Übertragungsnetzbetreiber [200]).

4.3.2 PCR Anwendungsbeispiele in der Literatur

Waffenschmidt et al. [201] simulieren das Batterieverhalten eines BESS mit 1 MW angebotener PCR und 2 MWh Energieinhalt. Sie stellen fest, dass ein Nachladen durch IDM auch mit aktivem Lademanagement von Nöten ist. Weiterhin stellen sie etwa 256 EFC pro Jahr bei PCR Betrieb fest, was bei einer Zyklenhaltbarkeit von 5000 EFC ca. einer Lebensdauer von 20 Jahren für die angenommen Speicher entspräche.

Greenwood et al. [202] erörtern mithilfe eines *Hardware in the loop* Prüfstands die Performance eines BESS während einer PCR Anwendung in den UK. Sie untersuchen zwei Fälle: erstens unter Annahme eines weiten Totbands von $50 \pm 0,05$ Hz und zweitens eines schmalen Totbands von $50 \pm 0,015$ Hz. Sie verwenden Frequenzdaten aus 2014 und 2015 in UK. Der Prüfstand besteht aus einem Netzwerk Simulator, realen Leistungselektronik Komponenten und einer Nachbildung eines 39 Ah / 156 Wh BESS in Form einer Last mit Netzanschluss zur Energiehausspeicherung (Batterieemulator). Diese Speichernachbildung als DC-Quelle hat den Vorteil, dass Experimente reproduzierbar wiederholt werden können. Der Aufbau wird drei Stunden betrieben und die Messungen ergeben ein kontinuierliches PCR Lastprofil mit maximal 1,6 kW (breites Totband) bzw. 1,9 kW (schmales Totband) Lade- und

Entladeleistung. Die C-Raten sind nicht angegeben. Der SOC befindet sich meist im mittleren Bereich zwischen 48 % und 51 % (breites Totband) bzw. zwischen 42 % und 53 % SOC.

Fleer et al. [203] finden mittels eines Energieflussmodells für ein 2 MWh BESS und 1 MW angebotener PCR 207 bis 254 EFC pro Jahr heraus. Um Alterung und den Zukauf von Strom am Strommarkt gering zu halten, empfehlen sie den SOC nahe bei 50 % zu halten. Die Simulationsergebnisse weisen auf inwiefern Lademanagement und das freigegebene SOC Fenster den durchschnittlichen SOC und die SOC-Verteilung beeinflussen. Im Ausblick möchten sie den Einfluss der Entladetiefe auf die Lebensdauer durch ein Alterungsmodell untersuchen, welches in dieser Arbeit nicht berücksichtigt ist.

Fischhaber et al. [11] stellen mittels PCR Simulation eines 200 kW / 200 kWh BESS beim Betrieb zumeist mittlere SOC bei 50 % fest. Es werden selten SOC > 80 % bzw. < 20 % erreicht. Der maximale festgestellte DOD liegt bei 90 %. Die mittlere Entladeleistung entspricht die meiste Zeit 34 kW. Bei der PCR Anwendung macht das BESS etwa 383 EFC pro Jahr.

PCR Simulationen von Stroe et al. [204–207] eines 400 kW / 100 kWh BESS auf Basis von LFP-Zellen ergeben folgende Betriebscharakteristika: Speichertemperaturen um die 25 °C, flache Zyklisierung mit einem DOD von meistens 5 % und C-Raten um 0,125C bis maximal 0,5C. Der SOC befindet sich die meiste Zeit bei 90 %, da bei dieser PCR Anwendung in Dänemark nur die positive Regelung der Netzfrequenz betrachtet wird. Als Simulationseingang wird ein einjähriger realer Frequenzgang herangezogen.

Koller et al. [177; 178] sind nach bestem Wissen die einzige Gruppe, die das Betriebsverhalten eines BESS während PCR, Peak Shaving und Microgrid Anwendung durch Messergebnisse beschreiben. Das BESS auf Basis von Li-Ionenzellen ist 1000 kW / 580 kWh groß (davon 250 kWh nutzbarer Kapazität bei 1000 kW Maximalleistung). Während einem einwöchigen PCR Test beträgt die Lade- und Entladerate eines Speichers durchschnittlich 0,2C bis maximal 0,6C. Der maximale DOD ist bei der Betriebsstrategie mit festen Nachlade- und Entladegrenzen (45 % und 65 % SOC-Limit) mit 15 % DOD höher als bei einer Betriebsstrategie mit einem dynamisch einzustellenden mittleren SOC. Der DOD ist bei der zweiten Betriebsstrategievariante maximal 10 %. Der Lastprofilverlauf ist kontinuierlich fluktuierend. Die anderen Anwendungen Peak Shaving und Microgrid (Frequenzhaltung während Inselbetrieb) werden nicht weiter detailliert. Der Betrieb scheint bei Betrachtung von Dimensionierung des Speicher und den geforderten Lastprofilen nur als Teil einer Multi-Use Anwendung ökonomisch. Die Messergebnisse sind nicht für das Betriebsverhalten eines Speichers während einzelner stationären Anwendung repräsentativ.

4.3.3 Auswertung mittels Speicherprototypen (PCR)

Für die Betriebsanalyse der PCR Anwendung wird auf den oben vorgestellten Prototypen zurückgegriffen. Bei einem Feldtest im Sommer 2017 erbringt der Speicherprototyp Primärregelleistung für das angebundene Hausnetz des BMW Group Standorts.

Alle im BESS verbauten Fahrzeugspeicher werden während diesem Versuch luftgekühlt. Die Kältemittelkühlung ist deaktiviert. Auf Basis des aktuellen Hausfrequenzgangs ergibt sich die zu erfüllende Leistungskennlinie. Die Kennlinie ist abhängig von Frequenzabweichung, angebotener Leistung und implementierter Betriebsstrategie inklusive des Lademanagements.

Dennoch ist ein für PCR charakteristisches Lastprofil und eine resultierende Systemantwort für Leistung, SOC und Temperatur ableitbar. Bei Betrachtung des einwöchigen PCR Lastprofils sowie der resultieren-

den Systemantwort in Abbildung 4.6 ist auffällig, dass die Belastung äußerst kontinuierlich ist und stark fluktuiert. Innerhalb der einwöchigen Felddatenmessung gibt es nur vereinzelt hohe Leistungsgradienten mit Stromstärken von maximal 0,75C. Der Leistungsverlauf zeigt eine hohe Anzahl an Betriebsstunden mit durchschnittlichen C-Raten von 0,04C bis 0,08C.

Diese Merkmale von Kontinuität und milder Belastung spiegeln sich weiterhin in dem SOC-Verlauf in Abbildung 4.7 wider. Die DOD sind meistens flach im Bereich von 10 % bis maximal 20 %. Bei HVS5, des Testsystems, beträgt der DOD meistens 20 % bis maximal 30 %, da er im Gegensatz zu den anderen Speicherpaaren alleine an einem DC/DC-Wandler angeschlossen ist. Alle fünf Speicher HVS1, 2, 5, 6 und HVS7 bewegen sich während der Woche in einem SOC-Bereich zwischen 20 und 60 % SOC. Die Speichertemperaturen aus Abbildung 4.8 pendeln während der Hochsommerwoche zwischen 22-38 °C, wobei der maximale Temperaturunterschied zwischen den Speichern etwa 4 °C beträgt.

Die hier durch reale Messungen gewonnenen PCR Merkmale über Lastprofil, Systemantwort und Temperatur sind zu diesem Detailgrad neu und bisher nur in [26] veröffentlicht. Zu diesem Zeitpunkt gibt es keine realen PCR Anwendungen, die in der Literatur mit Messergebnissen veröffentlicht sind. Simulationsergebnisse aus der Literatur können nun real gemessenen Betriebsparametern gegenüber gestellt werden. Die flache Zyklisierung um den mittleren SOC mit vielen Betriebsstunden stimmt mit Ergebnissen aus der Literatur überein.

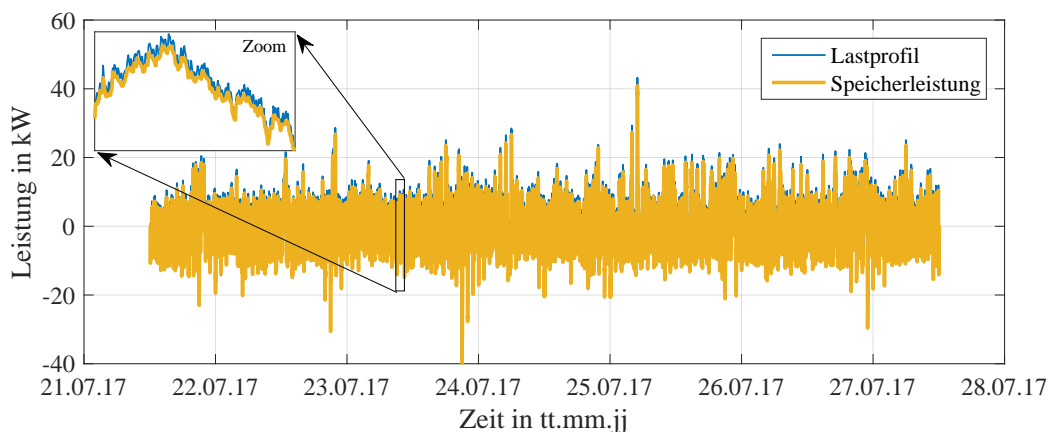


Abbildung 4.6: Einwöchiges PCR Lastprofil mit resultierender Systemantwort: Kontinuierliches, fluktuierendes Lastprofil; nur vereinzelt hohe Leistungsgradienten; hohe Anzahl an Betriebsstunden mit \varnothing 0,04-0,08 C-Rate und maximal $\frac{3}{4}$ C-Rate (auf Basis von [31]).

Tabelle 4.3: Leistungs- und Energiebezüge während einer charakteristischen PCR Woche.

Maximale Lastspitze $P_{\text{peak},1}$	39,86 kW
Maximale Ladeleistung Speicher $P_{\text{peak},2}$	40,91 kW
Lastfaktor LF	ca. 8 %
Relative Betriebsdauer $t_{\text{rel,Betrieb}}$	70,4 – 73,3 % abhängig von Verschaltung
Mittlere Energieeffizienz η	93 %
Anzahl äquivalenter Vollzyklen EFC (20 a)	ca. 2000 – 5500 abhängig von Verschaltung

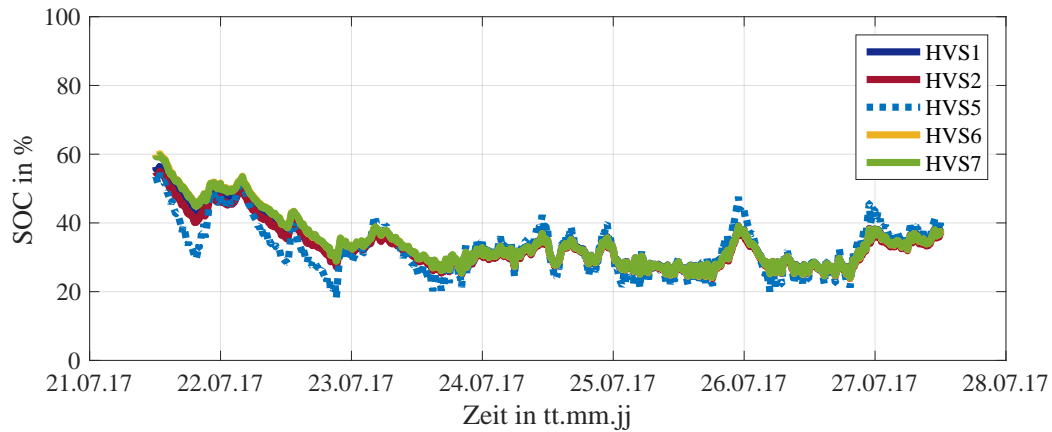


Abbildung 4.7: SOC-Verlauf bei PCR: Meistens im mittleren SOC-Bereich zwischen 20 – 60 %; flache DOD zwischen 20 – 30 % (auf Basis von [31]).

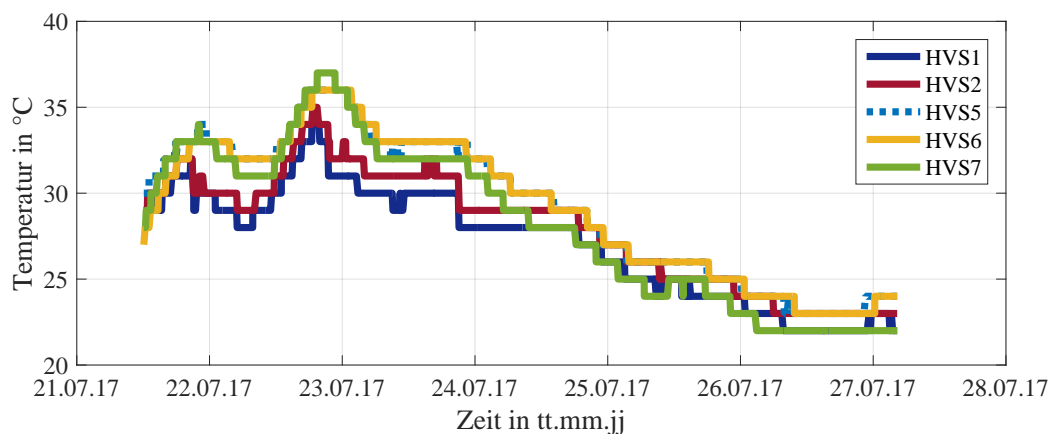


Abbildung 4.8: Temperaturverlauf bei PCR: Temperatur ist von Umgebungstemperatur abhängig (siehe Tagesverläufe); genaue Umgebungstemperatur wurde leider nicht geloggt; Dennoch ist erkennbar, dass der Betrieb die durchschnittliche Temperatur an den Speichern minimal steigert (auf Basis von [31]).

Tabelle 4.3 fasst die abgeleiteten Leistungs- und Energiebezüge zusammen. Die maximale Lade- und Entladeleistung des Speichers erreicht mit ca. ± 40 kW nur 73 % der Nennleistung des BESS. PCR hat die höchste relative Betriebsdauer im Vergleich mit allen anderen Anwendungen. Ursache dafür ist die auffällig starke Kontinuität des Lastprofils. Dies spiegelt sich wiederum in der mittleren Energieeffizienz wider. Insgesamt kann die zugeführte Netzenergie bei dieser Anwendung besonders effektiv genutzt werden. Grund dafür ist die hohe relative Betriebsdauer, die dem optimalen Betrieb der im BESS verbauten Transformatoren zugute kommt.

4.4 Peak Shaving (PS)

Das Merkmal hohe Leistungsbezüge hat die nächste Anwendung gemeinsam mit der PV Stromspeicher Anwendung. Anders verhält es sich mit dem Nutzungsgrad. Peak Shaving bezeichnet in der Energiewirtschaft das Glätten von Lastspitzen von industriellen oder gewerblichen Verbrauchern. Das Glätten erhöht einerseits die Stromnetzstabilität und andererseits vermindert das Lastspitzenmanagement Strombezugskosten. In der Industrie gibt es für Großverbraucher üblicherweise Sondertarife, die u. a. den Leistungspreis bei Maximallast betrachten. Der Leistungspreis wird durch die größte vorkommende Leistungsspitze in einem Abrechnungsraum bestimmt und macht deshalb einen Großteil der Gesamtkosten des bezogenen Stromes aus. Die Netzbetreiber ziehen für die Entgeltberechnung die maximal geforderte Leistung im Mittel innerhalb eines 15-minütigen Zeitintervalls heran. Der ermittelte Leistungspreis bestimmt die zu zahlende Spitzenlast für den gesamten Abrechnungszeitraum [31; 208; 209]. Die Abrechnung erfolgt in Deutschland dabei üblicherweise einmal pro Jahr. Es gibt zwei Varianten von Peak Shaving [210]. Die erste Variante reduziert Leistungsspitzen bei Betrachtung des Lastgangs eines ganzen Jahres. Die zweite Variante glättet Leistungsspitzen in sog. Hochlastzeitfenstern (HLZ), die in Deutschland zwei Mal am Tag für ein bis viereinhalb Stunden vorkommen [210]. Der Nutzungsgrad des BESS kann sich durch Anwendung von Peak Shaving in HLZ um mehrere Stunden erhöhen.

Peak Shaving kann sowohl aus Verbrauchersicht als auch aus Erzeugersicht durchgeführt werden. Verbraucherseitiges Peak Shaving beschreibt eine Lastreduktion oder einen Lastabwurf des industriellen Verbrauchers. Erzeugerseitiges Peak Shaving schaltet zusätzliche Energiequellen z.B. ein BESS zu, um die Last für das Stromnetz zu reduzieren. Bei der folgenden Betriebsanalyse mittels eines Speicherprototypen wird erzeugerseitiges Peak Shaving mithilfe eines BESS untersucht.

4.4.1 Peak Shaving Anforderungen

Ein stationärer Energiespeicher kann dazu genutzt werden, Lastspitzen während Spitzenzeiten zu glätten. Das bedeutet, dass das BESS einen Teil der höchsten Stromleistung, die ein Verbraucher zu Hochlastzeiten vom Netz beziehen möchte, abdeckt. Ziel ist es, den Leistungspreis für den Endverbraucher zu verringern und dadurch Stromkosten einzusparen.

Ein hoher Leistungsbedarf des Verbrauchers wird durch Entladen des Energiespeichers überbrückt, d.h. die Lastspitzen werden geglättet. Bei geringer Leistungsanforderung bzw. niedriger Last wird der Energiespeicher nachgeladen [211]. Peak Shaving erfüllt mehrere Anforderungen aus denen sowohl Netzbetreiber als auch Endverbraucher Vorteile ziehen.

Für Netzbetreiber ist das Gleichgewicht zwischen Energieangebot und Energieverbrauch essentiell. Bei Diskrepanz von produzierter und benötigter Energie kann es zu Instabilitäten im Netz, zu Spannungs-

schwankungen bis hin zum Ausfall des Netzes kommen. Peak Shaving kann diese Unausgeglichenheit durch Anpassung der Energienachfrage dämpfen. Da in dieser Arbeit verbraucherseitiges Peak Shaving betrachtet werden soll, liegt der Fokus auf die Stromkosteneinsparung.

4.4.2 Peak Shaving Anwendungsbeispiele in der Literatur

Park et al. [211] erörtern einen Anwendungsfall mit 3000 Haushalten und einem 270 kWh BESS um den jährlichen Spitzenleistungsbedarf um 9 % zu reduzieren. Ihre Simulationsergebnisse ergeben, dass das BESS abhängig von der Peak Shaving Grenze lediglich an vier bis elf Tagen im Jahr in Betrieb sind. Für sie ergab die Installation mehrere Speicher aus techno-ökonomischer Sicht keine Vorteile, da der Speicherpreis mit umgerechnet 388 Euro pro kWh angesetzt wurde. Außerdem könnte der Betrieb der Anwendung auch in HLZ mehr Erträge erzielen.

Lin et al. [186] entwickeln, wie oben genannt bei PV Stromspeicher, eine Regelstrategie, um neben Eigenverbrauchsoptimierung durch einen PV Stromspeicher zusätzlich Peak Shaving zugunsten des Netzes zu betreiben. Bei Betrieb von Peak Shaving ermitteln sie Zyklisierungen im Bereich von 20 % bis 85 % SOC. Der vormals mittlere SOC verschiebt sich für den Peak Shaving Betrieb auf einen höheren SOC auf durchschnittlich etwa 70 %.

Fischhaber et al. [11] laden in einem Rechenbeispiel fünf aufeinanderfolgende BMW i3 durch ein Schnellladesystem bestehend aus Schnellladesäule und Pufferspeicher. Der BMW i3 hat einen Energieinhalt von 21,6 kWh und der Pufferspeicher ist 52 bis 65 kWh groß. Für dieses Fallbeispiel nehmen sie etwa 3504 bis 4380 EFC pro Jahr an. In der Realität ist jedoch von einer niedrigeren Zyklenzahl auszugehen, da Ladesäulen derzeit noch nicht ausgelastet werden. Das in dem Fallbeispiel simulierte Lastprofil entspräche am ehesten der Peak Shaving Anwendung.

4.4.3 Auswertung mittels Speicherprototypen (PS)

Bei dem Feldtest im Sommer 2018 läuft der Speicherprototyp eine Leistungskurve mit vorher ermittelter Peak Shaving Grenze ab. Die Leistungskurve basiert auf einem skalierten Lastgang eines Bürogebäudes, das mit der Last mehrerer Ladestationen überlagert ist.

Die Speicher HVS1 und 2 werden während dem Versuch mit Kältemittel gekühlt (vgl. Abbildung 4.1). Die restlichen Speicher HVS5, 6 und 7 sind luftgekühlt. Die Betriebsstrategie sieht vor, dass Stränge mit höherer Gesamtkapazität pro DC/DC Wandler beim Entladen bevorzugt werden. HVS5 ist im Gegensatz zu den anderen Speicherpaaren alleine an einen DC/DC Wandler angeschlossen. Die Speicherpaare an jedem Umrichter werden symmetrisch ge- und entladen. Die Nennleistung der DC/DC-Wandler der Speicher 5-7 beträgt dabei nur 20 kW. HVS1 und 2 sind an einen 40 kW Umrichter angeschlossen und werden somit bevorzugt in Betrieb genommen.

Das einwöchige PS Lastprofil in Abbildung 4.9 zeigt ähnlich hohe Leistungsgradienten wie bei der PV Stromspeicheranwendung. Hinzu kommt eine erstaunlich geringe Anzahl an Betriebsstunden mit \varnothing 0,2 – 0,3 C-Rate und maximal 0,9 C-Rate bei reinem PS Betrieb ohne zusätzliche Zyklisierung in speziell vorgegebenen Hochlastzeitfenstern.

Aufgrund des Betriebs zumeist im Standby, befindet sich entsprechend Abbildung 4.9 der SOC durchgän-

gig im hohen SOC-Bereich. Der SOC sinkt bei Betrieb bis auf 30 % SOC. Anhand der unterschiedlichen Verschaltung eines einzelnen Speichers oder eines Speicherpaares an verschieden große Umrichter, lässt sich der Einfluss der Verschaltung auf die Betriebsgrößen von HVS1, 2, 5, 6 und 7 vergleichen. Die Speichertemperaturen aus Abbildung 4.11 sind stark von der schwarz eingezeichneten Umgebungstemperatur abhängig. Durch Kühlung können die Temperaturen an den Speichern auf unterhalb 25 °C gehalten werden. Der seltene Betrieb hat folglich durch wenig Selbsterwärmung insgesamt kaum Einfluss auf die Temperatur in den Speichern.

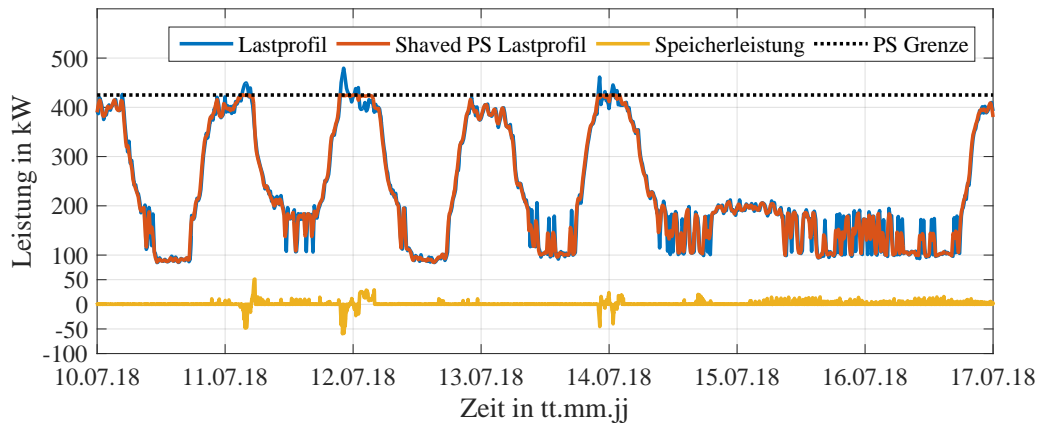


Abbildung 4.9: Einwöchiges PS Lastprofil, shaved PS Lastprofil und resultierende Systemantwort: Hohe Leistungsgradienten und oft im Standby; geringe Anzahl an Betriebsstunden mit \varnothing 0,2-0,3 C-Rate und maximal 0,9 C-Rate (auf Basis von [31]).

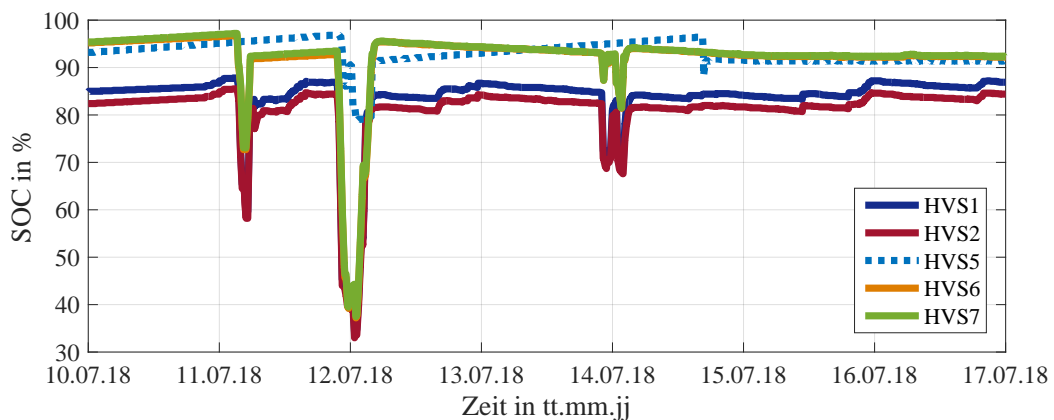


Abbildung 4.10: SOC-Verlauf bei PS: Durchgängig im hohen SOC-Bereich; der SOC sinkt bei Betrieb bis auf 30 % SOC (auf Basis von [31]).

Es wurden hier das erste Mal PCR Betriebsparameter gemessen. In Übereinstimmung mit Lin et al. [186] befindet sich der durchschnittliche SOC für den Peak Shaving Betrieb im höheren SOC Bereich zwischen 70 – 90 % je nach Einstellung der Betriebsstrategie.

In Tabelle 4.4 sind abschließend die Leistungs- und Energiebezüge der PS Anwendung dargestellt. Kennzeichnend für PS sind hohe C-Raten sowie der hohe Lastfaktor, da PS vergleichsweise zu PCR wenige Betriebsstunden aufweist. Tritt jedoch das Ereignis auf, dass eine Lastspitze geglättet wird,

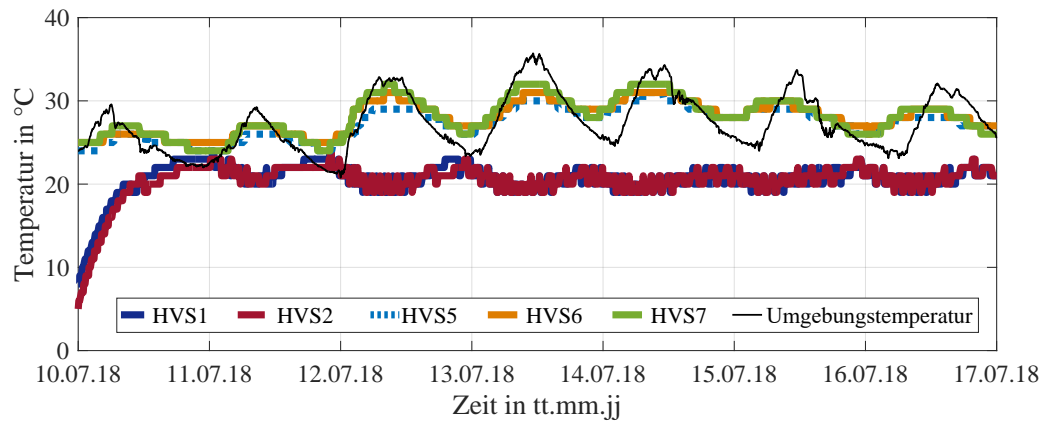


Abbildung 4.11: Temperaturverlauf bei PS: Temperatur ist von Umgebungstemperatur abhängig; seltener Betrieb hat kaum Einfluss auf Temperatur an den Speichern (auf Basis von [31]).

Tabelle 4.4: Leistungs- und Energiebezüge während einer charakteristischen PS Woche.

Maximale Lastspitze $P_{\text{peak},1}$ (ohne Speicher / mit Speicher)	479,44 kW / 425,44 kW
Maximale Ladeleistung Speicher $P_{\text{peak},2}$	51,24 kW
Lastfaktor LF (vorher / nachher)	47,9 % 54,0 %
Relative Betriebsdauer $t_{\text{rel,Betrieb}}$	0,9 – 6,3 % abhängig von Verschaltung
Mittlere Energieeffizienz η	84,6 %
Anzahl äquivalenter Vollzyklen EFC (20 a)	350 – 1200 abhängig von Verschaltung

ist der Leistungsbezug umso höher. Durch PS Betrieb steigt der Lastfaktor des Lastgangs um 6,1 Prozentpunkte von 47,9 % auf 54,0 % an. Dadurch können Energiekosten und Leistungskosten für ein Gebäude oder eine Anlage eingespart werden.

4.5 Unterbrechungsfreie Stromversorgung (UPS)

Die nächste Anwendung unterscheidet sich wiederum grundlegend von den vorangegangenen Anwendungen PV Stromspeicher, PCR und PS. Eine Unterbrechungsfreie Stromversorgung ist eine Notstromversorgung, die bei Stromausfällen und Spannungsschwankungen greift. Beispielsweise bei Krankenhäusern und IT Servern sorgen UPSs für eine stabile und zuverlässige Energieversorgung im Fehlerfall. Weitere Beispiele sind Kommunikationsanlagen (Funkmasten) und Produktionsanlagen (Werke), bei welchen ein unterbrechungsfreier Betrieb unabdingbar ist und UPS unterstützend Anwendung finden [212; 213]. Das BESS unterstützt das Netz hier im Fehlerfall durch die Bereitstellung von Strom. Dabei kann das BESS auf verschiedene Arten in das Netzwerk integriert werden: Offline, netzinteraktiv oder online. Offline UPS ist die einfachste und kostengünstigste Lösung [212]. Bei dieser Art gibt es auf dem AC-Bus einen Schalter, der im Fehlerfall vom Netz trennt und der Last das BESS zuschaltet [214]. Bei der netzinteraktiven UPS werden interne UPS Komponenten durch einen Inverter- / Umrichter-Aufbau ersetzt. Der Inverter bzw. Umrichter verwertet die Netzspannung und ist daher direkt mit dem Ausgang verbunden. Im Vergleich zur Offline UPS beträgt die Umschaltdauer zwischen Netzbetrieb und Batteriebetrieb dadurch nur 2 ms bis 4 ms anstatt 4 ms bis 10 ms [212]. Bei der Online-USV gibt es nicht mehr das Umschalten zwischen UPS- und Netzbetrieb, da der Strom im Normalbetrieb über den UPS-Strang fließt [212; 214]. Über den Umrichter werden die Speicher geladen und im Fehlerfall die entladene Energie für den Verbraucher umgewandelt [214]. Die Inbetriebnahme des Speicherprototypen umfasst keine schaltungstechnische Implementierung einer UPS. Stattdessen lässt sich der Betrieb mittels eines UPS Lastprofils am ehesten einer netzinteraktiven UPS zuordnen, da die Speicher über einen Wechselrichter bidirektional und parallel ans Netz angebunden sind. Es gibt keinen Schalter, der aktiv zwischen Netz- und Batteriebetrieb umschaltet und es wird lediglich der batteriebetriebene Betrieb betrachtet [31].

4.5.1 UPS Anforderungen

Entsprechend der Aufgabe von UPS Systemen gelten gesteigerte Anforderungen bezüglich Zuverlässigkeit im Vergleich zu anderen Anwendungen. Hier ist essentiell, dass das System immer und möglichst schnell im Fehlerfall greift und die ursprüngliche Stromversorgung durch das Netz für eine kurze Zeit überbrückt. Deshalb sind schnelle Umschaltzeiten zwischen Netz- und Batteriebetrieb eine zweite wichtige Anforderung, um Schäden an den Betriebsmitteln zu vermeiden. Weil es in Deutschland nur sehr wenige kurze Stromeinbrüche gibt, der Speicher bei der Anwendung also meist im Standbybetrieb ist, ist weiterhin das Geringhalten von Verlusten durch Nebenverbraucher und damit die Systemeffizienz ein wichtiger Faktor [215]. Es wird eine Leistungsüberdimensionierung von 25 % empfohlen, um eventuelle Lastspitzen abdecken zu können [216; 217].

4.5.2 UPS Anwendungsbeispiele in der Literatur

Ohshima et al. [218] simulieren und testen mit einem 3kW-BESS einen 2 ms Spannungseinbruch. Bei dem beschriebenen Fehlerfall greift eine UPS Anwendung. Bei ihren Simulationen handelt es sich um einen größeren 50kW-BESS. Kritische Lasten werden bei dem Spannungseinbruch vom Netz getrennt und durch die UPS Anwendung versorgt. Es wird beschrieben, dass die UPS Anwendung zu versorgende kritischen Lasten, wie beispielsweise Computersysteme, ohne Schäden unterstützt. Jedoch gibt es nur wenig Informationen über das BESS Betriebsverhalten.

Kazufumi et al. [219] simulieren einen einwöchigen Betrieb dreier verbundener Inselsysteme bestehend aus einer eigenen Stromerzeugungseinheit, einem Verbraucher und je einem BESS mit 50 kWh, 25 kWh und 25 kWh, die zur UPS verwendet werden. Die BESS dienen dafür die Diskrepanz zwischen Stromangebot und Nachfrage ohne Stromausfall zu überwinden. Es werden zwei Fälle betrachtet: erstens ohne Energieaustausch und zweitens mit Energieaustausch zwischen den Inselsystemen. Durch die Möglichkeit des Energieaustauschs sollen die BESS anfänglich kleiner ausgelegt werden. Alle BESS entladen sich innerhalb eines Tages von maximal 70 % SOC auf bis zu 20 % SOC. Die Simulationen zeigen beim größeren BESS 0,2C maximale Entladerate und 0,02C Laderate. Die beiden kleineren BESS der anderen zwei Inselsysteme werden in Laderichtung stärker beansprucht. Die Simulationen zeigen 0,072C maximale Entladerate und 0,156C Laderate. Die Lastprofile lassen sich durch geringe Leistungsbezüge aufgrund von Überdimensionierung charakterisieren. Der hohe Nutzungsgrad ist für Inselsysteme typisch.

Ushirokawa et al. [220] simulieren auch die UPS Anwendung in einem Inselsystem aus 10 kW und 2 kW Windgenerator, 2 x 10 kW PV, Last durch zwei Gebäude und einem 100 kWh BESS. Während der PV Einspeisung fluktuiert die Batterieleistung stark zwischen ± 9 kW. Die Simulationsergebnisse zeigen ähnlich tiefe Zyklen wie bei der PV Stromspeicher Anwendung bei Inselbetrieb (100 – 30 % SOC). Bei kontinuierlichem Strombezug aus dem Netz (online UPS) wird dieser Effekt abgeschwächt (80 – 40 % SOC). Zusätzlich belegt auch ein eintägiger Feldtest mit Bleibatterien, dass bei Hinzunahme einer stetigen Energieversorgung geringere Lade- und Entladeraten auftreten. Es fehlen aber genauere Information über den kleineren Systemaufbau mit dem die Tests gemacht wurden, um die C-raten abschätzen zu können.

Des Weiteren gibt es eine Publikation von Stan et al. [221] über UPS. Zwar ermitteln sie ihre Ergebnisse nur anhand eines künstlich erzeugten UPS-Lastprofils, sie messen aber die Auswirkung unterschiedlicher Belastungen an einer LFP-Zelle, einer LTO-Zelle und an einer Zelle eines Bleiakkumulators. Sie folgern, dass Li-Ionentechnologien gegenüber Bleiakkumulatoren für UPS in Zukunft aufgrund von Handhabung und Sicherheit wettbewerbsfähig sein werden.

Darüber hinaus gibt es Firmen, die UPS Lösungen anbieten und aufgrund von Vermarktung wenig Details über die betriebliche Belastung der Batterie preisgeben (z.B. General Electric [222] und Schneider Electric [223]). Es gibt zum Beispiel Produktblätter, um insbesondere für Kunden eine technische Lösung durch allgemeine Anwendungsbeispiele näher zu bringen.

4.5.3 Auswertung mittels Speicherprototypen (UPS)

Die Messungen aus den Feldtests im Sommer 2018 beziehen sich aufgrund der geringen Betriebszeit während UPS auf einen Betriebstag. Es wird angenommen, dass maximal einmal im Jahr ein Stromausfall vorkommt. Für die anschließende Alterungsabschätzung über 20 Jahre Laufzeit wird für die restliche Zeit ein Betrieb im Standby angenommen. Zu diesen Zeiten gleicht das BESS lediglich seine

Energieverluste, beispielsweise wegen Selbstentladung, aus, um stets im vollgeladenen Zustand zur Verfügung zu stehen.

Bei dem Lastgang aus Abbildung 4.12 handelt es sich um den eines 3D-Druckers mit 10 W-Leistung, der mit USV abgesichert wird. Insbesondere 3D-Drucker sind von Stromausfällen betroffen, da selbst ein kurzer Stromausfall die Qualität des zu fertigenden Bauteiles irreparabel und signifikant verschlechtern kann [224]. Durch das Absichern der Anlage mit einer USV wird der wirtschaftliche Schaden verringert. Das ursprünglich dreistündige Lastprofil ist der Größe des Speicherprototypen mit 55 kW Nennleistung entsprechend hoch skaliert. Der resultierende Tageslastgang ist aus den vorhandenen Daten abgeleitet und erweitert. Es besteht aus vier aufeinanderfolgenden Phasen: Standby-Phase, Aufwärm-Phase, Betriebs-Phase, und Abschaltungs-Phase.

Beim Test der UPS wird ein 12,1-minütiger Stromausfall simuliert. In diesem Zeitraum greift das BESS ein und deckt anstelle des Netzes die benötigte Stromversorgung. Das resultierende Lastprofil ist in rot als Speicherleistung eingezeichnet. Die Stromausfallzeit basiert auf einer Studie, die die Ausfallzeit pro Stromkunde pro Jahr in 2016 mit 12,1 Minuten angibt [225]. Das deutsche Stromnetz ist im weltweiten Vergleich zuverlässig. Die durchschnittliche Ausfallzeit pro Jahr pro Stromkunde sank von 15,3 Minuten in 2015 auf die angenommenen 12,1 Minuten in 2016 [225].

Tabelle 4.5: Übersicht über durchschnittliche Unterbrechungsdauer und durchschnittliche Häufigkeit der Stromausfälle in Deutschland von 2015 – 2017; Unter Berücksichtigung von Versorgungsunterbrechungen pro Stromkunde inklusive der auf höhere Gewalt zurückgeführten Ereignisse, beispielsweise Stürme und Orkane (auf Basis von [225]). Bei dem UPS-Test wurde die durchschnittliche Unterbrechungsdauer von 2016 herangezogen, die zum Zeitpunkt der Tests die aktuellste Größe aus der Störungs- und Verfügbarkeitsstatistik, Berichtsjahr 2017 war [225].

Statistik zu Stromausfällen in Deutschland		
	∅ Unterbrechungsdauer	∅ Häufigkeit
2015	15,3 min pro Jahr	0,29 Ausfälle pro Jahr
2016	12,1 min pro Jahr	0,24 Ausfälle pro Jahr
2017	20,0 min pro Jahr	0,28 Ausfälle pro Jahr

Abbildung 4.13 beschreibt wie zuvor den SOC-Verlauf während der eintägigen UPS Anwendung. Das BESS befindet sich fast ausschließlich im Standby. Dies spiegelt sich wiederum im SOC wider. Er liegt die meiste Zeit bei etwa 90 – 95 % und sinkt lediglich im Fehlerfall auf bis zu 73 %. Direkt beim Stromausfall sind hohe Leistungsgradienten von 50 kW beobachtbar. Die durchschnittliche C-Rate liegt zwischen 0,2C – 0,35C und beträgt maximal 0,9C. Die unterschiedliche Entladetiefe von 10 – 12,5 % bei HVS1 und HVS2 entgegen etwa 3 % DOD bei HVS6 und 7 ist in der gleich verteilten Entladelogik wie bei PS oben begründet. HVS5 wird dabei nicht in Betrieb genommen. HVS1 und HVS2 erreichen nach dem Nachladen ihren ursprünglichen Ladezustand. Dies ist vermutlich der Speichersoftware geschuldet, die die Ladeschlussgrenze dynamisch festlegt. Dem SOC-Verlauf ist die Varianz des unterschiedlichen "Vollladezustands" der Speicher zu entnehmen. Dieser verändert sich auch im Ruhezustand. Die Speicher können nach Erreichen dieser Ladeschlussgrenze aufgrund der Steuerung nicht auf einen höheren SOC aufgeladen werden.

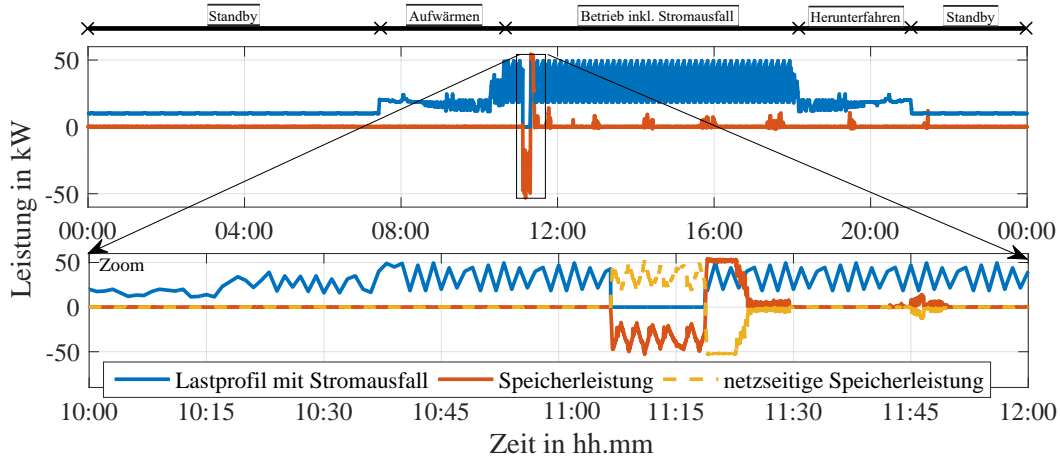


Abbildung 4.12: Tagesausschnitt eines einwöchigen UPS Lastprofils mit resultierender Systemantwort sowie Vergrößerung des 12,1-minütigen Stromausfalls: Fast ausschließlich Standbybetrieb; im Fehlerfall hohe Leistungsgradienten; Betrieb nur im Fehlerfall mit \varnothing 0,2 – 0,35 C-Rate und maximal 0,9 C-Rate (auf Basis von [31]).

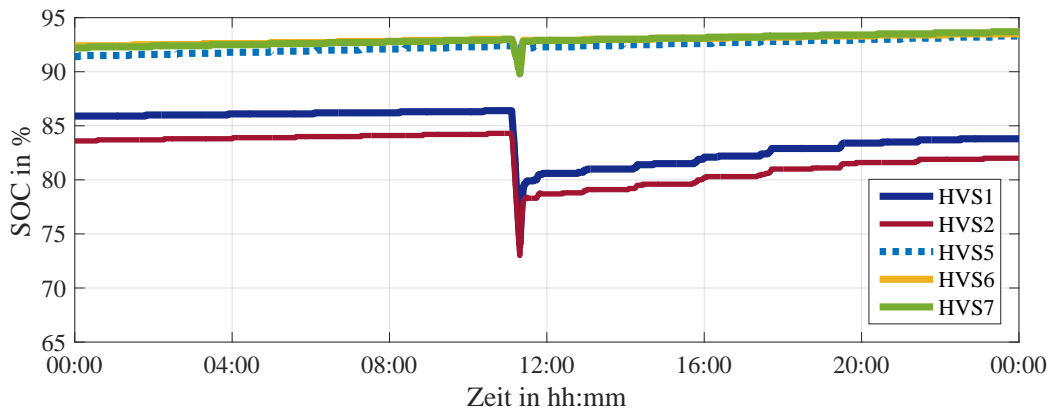


Abbildung 4.13: SOC-Verlauf bei UPS: Durchgängig im hohen SOC-Bereich; der SOC sinkt bei Betrieb bis auf 73% SOC aufgrund des nur 12-minütigen Stromausfalls; auf Basis von [31].

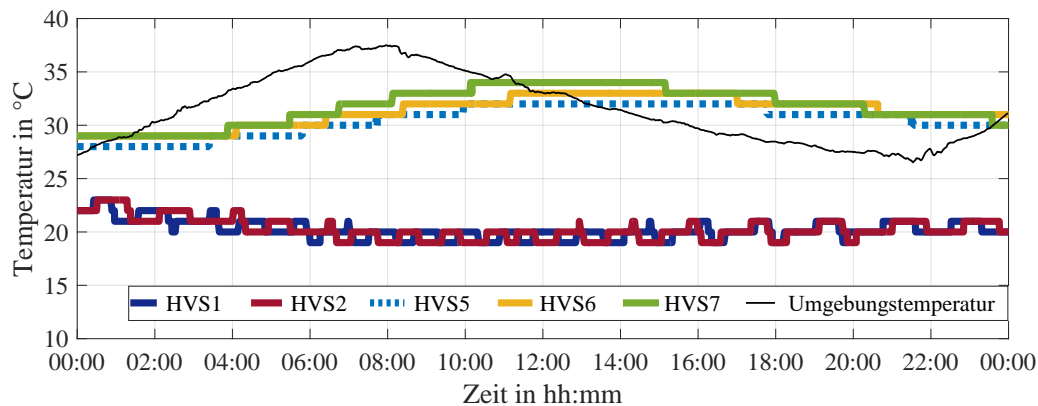


Abbildung 4.14: Temperaturverlauf bei UPS: Temperatur ist von Umgebungstemperatur abhängig; Der Speicher ist kaum in Betrieb und daher keine Einflussnahme auf die Temperatur an den Speichern (auf Basis von [31]).

Abbildung 4.14 zeigt den Temperaturunterschied zwischen Kältemittel gekühlten und nicht Kältemittel gekühlten Speichern auf. Die lediglich Luft gekühlten Speicher gleichen sich stark dem Verlauf der Umgebungstemperatur in schwarz an. Während des Sommertags führt das Aufheizen des Betongehäuses auf Temperaturen bis zu $37,5\text{ °C}$ mit einer Verzögerung von etwa vier Stunden zu einem Aufheizen der Speicher auf maximal $32 - 34\text{ °C}$. Innerhalb von Tag und Nacht schwankt die Temperatur um $4 - 5\text{ °C}$. Der UPS Betrieb selbst scheint keine sichtbaren Auswirkungen auf die Speichertemperatur zu haben.

Die untersuchte UPS Anwendung hat mit der Arbeit von Ushirokawa et al. [220] die hohen Leistungsgradienten gemeinsam. Jedoch unterscheidet sich die Häufigkeit und Länge der Ausfälle voneinander, da andere Stromausfalldauern und Stromausfallhäufigkeiten pro Jahr angenommen wurden. Die hier gewonnen Betriebsparameter bei Deckung eines Stromausfalls während Betrieb einer 3D-Druckeranlage sind neu und ergänzen bestehende Literatur.

In Tabelle 4.6 sind Leistungs- und Energiebezüge während des UPS-Betriebs zusammengefasst. Kennzeichnend für UPS ist das distinktive Ereignis des Stromausfalls bei der das BESS das Netz vertritt. Zu diesem Zeitpunkt beträgt die maximale Lastspitze $53,16\text{ kW}$. Die restliche Betriebszeit verbringt das BESS im Standby. Dies führt zu einer geringen relativen Betriebsdauer gemessen über den Tag bzw. noch geringer über die Woche (vgl. $0 - 5,3\% / 0 - 0,76\%$). Dies wirkt sich auch auf die Anzahl an EFC über 20 Jahre hinweg aus, wobei die Anzahl stark von der Netzstabilität des zu untersuchenden Landes ist. Das Netz in Deutschland (\emptyset Stromausfalldauer von $13,5\text{ min}$ in 2014) ist zum Beispiel zuverlässiger als das Stromnetz in Belgien und Frankreich (\emptyset Stromausfalldauer von $26,15\text{ min}$ und $51,5\text{ min}$ in 2014) [226]. Die mittlere Energieeffizienz fällt daher entsprechend gering aus. Effizienz wird aber bei UPS Anwendungen zumeist vernachlässigt, da die störungsfreie Notstromversorgung im Vordergrund steht.

Tabelle 4.6: Leistungs- und Energiebezüge während UPS an einem charakteristischen Tag mit Stromausfall in Deutschland.

Maximale Lastspitze $P_{\text{peak},1}$	$53,16\text{ kW}$
Maximale Ladeleistung Speicher $P_{\text{peak},2}$	$51,62\text{ kW}$
Lastfaktor LF	35%
Relative Betriebsdauer $t_{\text{rel,Betrieb}}$ (d / Woche)	$0 - 5,3\% / 0 - 0,76\%$
Mittlere Energieeffizienz η	ca. 0% da fast ausschließlich Standbybetrieb
Anzahl äquivalenter Vollzyklen EFC (20 a)	$5 - 70$ abhängig von Anzahl der Ausfälle

4.6 Multi-Use

Neben den oben genannten einzelnen Anwendungen besteht auch die Möglichkeit mehrere Anwendungen auf einem BESS zu betreiben. Dies hat den Vorteil, dass das System eine weitere zweite, dritte oder vierte Anwendung in Zeitslots ausführt, in denen die erste Anwendung ohnehin im Standbymodus wäre. Es wird in diesem Fall also von der sequentiellen Multi-Use Anwendung ausgegangen. Auf diese Weise kann die relative Betriebsdauer und Systemeffizienz erhöht werden [227; 228]. Das BESS kann je nach Höhe der Vergütung der einzelnen Anwendungen zeitlich flexibler eingesetzt werden. Durch den höheren Durchsatz bei passender intelligenter Betriebsstrategie, erzielt das BESS in der Regel höhere Erträge [227–229]. Auf diese Weise können anfängliche Investitionskosten und laufende Betriebskosten

des BESS schneller kompensiert werden [228]. Aufgrund des höheren Profits bei gleichbleibenden Investitionskosten, ist dann ein positiver Return of Invest in kürzerer Zeit erreichbar.

4.6.1 Multi-Use Anforderungen

Aufgrund der sequentiellen Hinzunahme von weiteren Anwendungen, erhöht sich auch die Komplexität der Anforderungen, die das BESS gleichzeitig erfüllen muss. Es muss konform mit den Regularien der einzelnen Anwendungen sein. Die Optimierungsziele der Einzelanwendungen können miteinander verflochten sein oder sich sogar widersprechen. Zudem können Speichereigenschaften, beispielsweise Strom- vs. Energiekapazität und Systemzuverlässigkeit vs. niedrige Speicherkosten, miteinander in Konflikt stehen [229]. Deshalb stellt die Multi-Use Anwendung eine große Herausforderung für die Auslegung und Betriebsstrategie dar. Sie sollte erstens betrieblich miteinander kombinierbare Anwendungen verbinden und zweitens für den kombinierten Betrieb die Erträge für den Betreiber in Summe maximieren.

4.6.2 Multi-Use Anwendungsbeispiele in der Literatur

In der Literatur gibt es wenige Projekte mit Betriebsdaten, die eine sequentielle Multi-Use Strategie verfolgen, um die Profitabilität zu erhöhen.

Beim Santa Rita Jail Projekt in Dublin, Kalifornien [230–232] versorgen eine 1,2 MW PV, 11,5 kW Windturbinen, 1 MW Brennstoffzelle und 2 x 1,2 MW Dieselgeneratoren und ein BESS bestehend aus 4 x 500 kW Batteriecontainern ein Microgrid. Das 2 MW / 4 MWh BESS mit 1:2 P:E Verhältnis basiert auf LFP Zellen, die luftgekühlt werden. Es wird für mehrere Anwendungen, darunter Peak Shaving, Eigenverbrauchserhöhung, Arbitrage und UPS verwendet. Beispielsweise wird 80 % der Kapazität für Peak Shaving aufgewendet, wobei die restlichen 20 % Kapazität als Backup für UPS vorgehalten werden. Während der einwöchigen Peak Shaving Anwendung soll die Last eines Gebäudes reduziert bzw. vom BESS getragen werden. Die mittlere Temperatur betrug während der Woche 22 – 29 °C. Es wird nicht näher beschrieben, wo diese Temperaturen gemessen werden. Eine einwöchige Messung zeigt zumeist eine 1 – 1,5 MW Entladeleistung und Laderaten von etwa 0,5 MW. Das BESS wird während eines Tages im Juli zur Eigenverbrauchserhöhung eines Gebäudes eingesetzt. Die PV Anlage und die Brennstoffzelle sind in Betrieb. Leistungsmessungen zeigen einen hohen Nutzungsgrad des Speichers sowie maximal 0,225C Entladerate und 0,2C Laderate.

Das Tehachapi Wind Energy Storage Projekt in Kalifornien [233–235] ist die derzeit am ausführlichsten dokumentierte und frei zugängliche Quelle über gemessene Betriebsgrößen in stationären Anwendungen. Das BESS wird vordergründig zur Integration von Windenergie verwendet. Ein 380 MW Windpark aus etwa 5000 Windturbinen wird durch ein 32 MWh / 8 MW BESS, bestehend aus vier 8 MWh / 2 MW Strängen, unterstützt. Das BESS soll für 12 weitere Anwendungen, darunter Multi-Use, funktionsfähig gemacht werden. Sie werden in [236] näher erläutert. Es werden acht verschiedene *Hardware in the loop* Tests mit unterschiedlichem Lastprofil durchgeführt um die jeweilige Systemantwort des BESSs zu beurteilen. Von diesen werden die Hardware-in-the-loop Ergebnisse von drei Anwendungen untenstehend zusammengefasst.

Das Betriebsverhalten der Anwendung Spannungshaltung durch Bereitstellung von Blindleistung (Generierung von Blindleistung bei niedriger Netzspannung und Blindleistungsabnahme bei hoher Netzspannung durch das BESS) ist auf Basis des siebenwöchigen Lastprofils mit der Peak Shaving

Anwendung vergleichbar. Es treten steile 8000 kW Leistungsgradienten in positiver und negativer Richtung auf. Die Peaks kommen meist ein- bis zweimal am Tag vor, halten aber vier bis sechs Stunden an. Es folgt ein Einpendeln auf einen vordefinierten SOC. Außerdem wird ein dreiwöchiger Laststeuerungsbetrieb zur Überwindung des Unterschieds zwischen Stromangebot und Nachfrage (ähnlich UPS im Inselbetrieb) beschrieben. Er ähnelt der oben erwähnten Spannungshaltung im Leistungsverlauf. Auch das Windpeakshifting oder die BESS Anwendung als Pufferspeicher kann auf Basis des Lastgangs unter Peak Shaving-ähnlichen Anwendungen aufgezählt werden. Zusammenfassend haben die vorangegangenen Anwendungen hohe mehrstündige Leistungsgradienten gemeinsam. Jedoch ist der Nutzungsgrad mit über 50 % relativer Betriebsdauer hoch.

Ähnlich hohe Leistungsgradienten aber einen geringeren Nutzungsgrad weist ein zweiwöchiger Strompreis Arbitrage Betrieb an dem Speicher auf. Der Leistungsverlauf zeigt etwa einstündige Leistungsmaxima von 8000 kW, die ein- bis zweimal am Tag auftreten. Außerdem wird ein dreiwöchiger Laststeuerungsbetrieb beschrieben, der der Arbitrage Anwendung und oben erwähnten Spannungshaltung im Leistungsverlauf ähnelt.

Bei der Integration von Windenergie zeigt ein zweiwöchiger SOC-Verlauf teils sehr tiefe Zyklen mit bis zu 90 % DOD. Die hohe zyklische Speicherbeanspruchung ist den Lade- und Entladehuben bei PV Stromspeichern zur Eigenverbrauchserhöhung am ähnlichsten. Außerdem ist auch der Nutzungsgrad ähnlich hoch wie bei PV Stromspeichern.

4.6.3 Auswertung mittels SimSES (Multi-Use)

Die letzte zu untersuchende Anwendung stellt die Kombination der Anwendungen PCR, PV Stromspeicher und IDM dar. In der implementierten Betriebsstrategie (vgl. Hierarchie der stationären Anwendungen in Tabelle 4.1) hat die Bedienung von PCR stets Vorrang, da die Anwendung derzeit die höchsten Erträge pro kWh erzielt. Ein weiterer Grund, der aufzuführen ist, ist die Vermeidung von Strafzahlungen im Falle einer Nichterfüllung, wenn Regelenergie nicht bereitgestellt wird. Im schlimmsten Fall kann ein BESS Betreiber vom Markt ausgeschlossen werden, wenn dieser seine Verpflichtungen nicht erfüllt [237]. Es folgen nachrangig die Anwendungen PV Stromspeicher und IDM in dieser Reihenfolge. Die Anwendungen werden genutzt, um das BESS in dem SOC-Bereich um etwa 55 % für PCR zu halten. Die Simulationen nehmen die gleichen Annahmen der Einzelanwendungen aus Tabelle 4.1 als Basis. Außerdem beschreibt Tabelle 4.1 die implementierte Anwendungshierarchie auf der rechten Seite.

Das Lastprofil während Multi-Use in Abbildung 4.15 ähnelt stark dem von PCR, da diese vorrangig aufgrund von Profitabilität durchgeführt wird. Weiterhin ist wie bei PCR ein kontinuierliches, fluktuierendes Lastprofil mit nur vereinzelt hohen Leistungsgradienten beobachtbar. Auffällig ist eine hohe Anzahl an Betriebsstunden mit \varnothing 0,07C-Rate und maximal 0,5C-Rate.

Der zugehörige SOC Verlauf während Multi-Use aus Abbildung 4.16 zeigt den Ladezustand meistens im mittleren SOC-Bereich zwischen 35 % und 60 %, vergleichbar mit dem SOC-Bereich während PCR aus Abbildung 4.7. Die vergleichbar stärkere fluktuierende Zyklisierung als bei alleiniger PCR resultiert in einem DOD von 3 % bis maximal 20 %. Das liegt daran, dass das BESS im Totband die PV Stromspeicher Anwendung betreibt. Die DOD haben dadurch während Multi-Use ein breiteres Spektrum als bei alleiniger PCR.

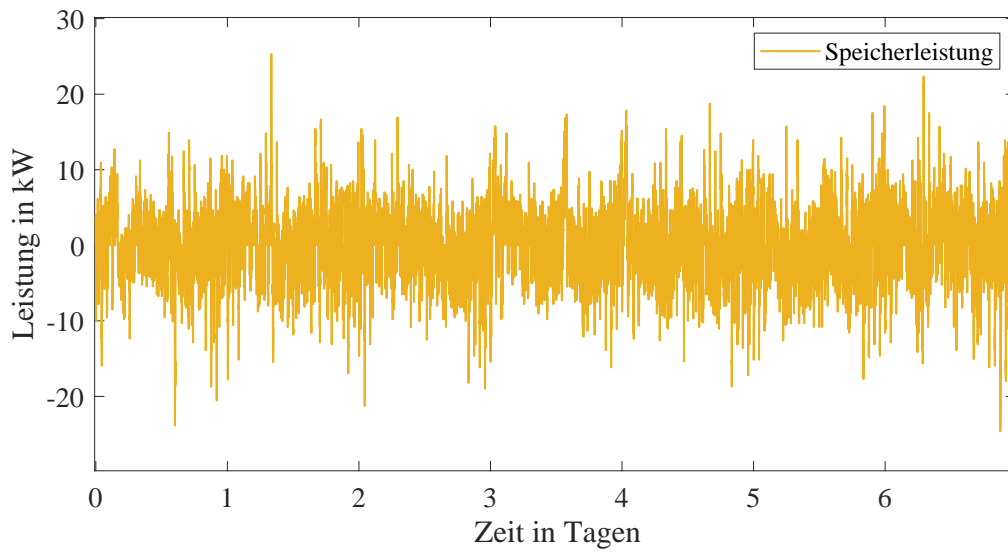


Abbildung 4.15: Einwöchiger Multi-Use Betrieb (PCR, PV Stromspeicher und IDM): Ähnliches Belastungsprofil wie bei der PCR Anwendung, die vorrangig aufgrund von Profitabilität durchgeführt wird; Kontinuierliches, fluktuierendes Lastprofil; nur vereinzelt hohe Leistungsgradienten; hohe Anzahl an Betriebsstunden mit \varnothing 0,07 C-Rate und maximal 0,5 C-Rate (durch Simulation).

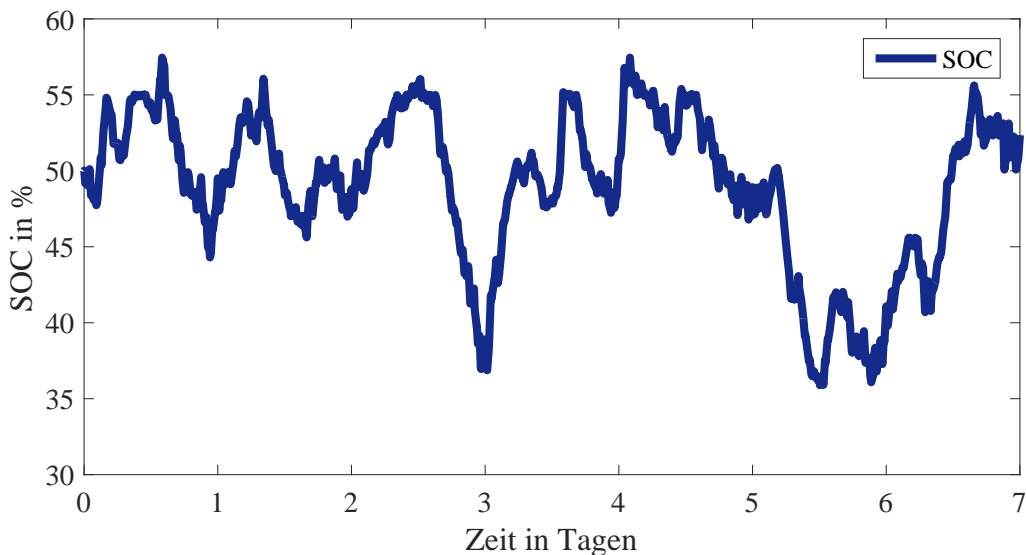


Abbildung 4.16: SOC-Verlauf bei Multi-Use Betrieb (PCR, PV Stromspeicher und IDM): Meistens im mittleren SOC-Bereich zwischen 20 und 60 % (durch Simulation).

Tabelle 4.7 fasst die Leistungs- und Energiebezüge während Multi-Use zusammen. Die Werte weisen wie der Strom- und Temperaturverlauf starke Ähnlichkeit mit denen von PCR auf. Einziger Unterschied ist die etwas höhere relative Betriebsdauer durch den sequentiellen Betrieb mehrerer Anwendungen.

Entsprechend der Literatur in 4.6.2 gibt es zu diesem Zeitpunkt keine veröffentlichten repräsentativen Betriebsparameter für Multi-Use. Die obigen Ergebnisse sind daher als Indikatoren für den Betrieb während einer Multi-Use Anwendung anzusehen, bei der vorrangig PCR, durchgeführt wird. Zur Vergleichbarkeit mit den obigen vorgestellten einzelnen Anwendungen wird ein einwöchiger Zeitausschnitt der Simulationsergebnisse dargestellt.

Tabelle 4.7: Leistungs- und Energiebezüge während einer charakteristischen Multi-Use Woche (durch Simulation).

Maximale Lastspitze $P_{\text{peak},1}$	25,32 kW
Maximale Ladeleistung Speicher $P_{\text{peak},2}$	24,62 kW
Lastfaktor LF	12,63 %
Relative Betriebsdauer $t_{\text{rel,Betrieb}}$	ca. 80,8 % abhängig von Betriebsstrategie
Mittlere Energieeffizienz η	84,6 %
Anzahl äquivalenter Vollzyklen EFC (20 a)	ca. 2000 – 5500 abh. von Verschaltung

4.7 Vergleichende Alterungsabschätzung

Mithilfe eines semi-empirischen Alterungsmodells wird im Folgenden jeweils kalendarische und zyklische Alterung separat berechnet. Auf diese Weise kann die Lebensdauer eines im BESS verbauten Fahrzeugspeichers für eine bestimmte Anwendung abgeschätzt werden. In einer vorangegangenen studentischen Arbeit [30] wurde festgestellt, dass sich sowohl ein empirisches als auch ein semi-empirisches Alterungsmodell gleichermaßen zur Lebensdauerabschätzung eignen. Im Folgenden wird der Aufbau des semi-empirischen Alterungsmodells kurz wiedergegeben. Eine ausführlichere Beschreibung des Aufbaus findet sich auch in [30].

4.7.1 Aufbau eines semi-empirischen Alterungsmodells

Das Alterungsmodell basiert auf Messdaten beschleunigten Alterungstests. Jeweils drei Zellen pro Messpunkt wurden für 1080 Tage in Klimakammern eingelagert oder zyklisiert. Es handelt sich bei den Li-Ionen Zellen um die gleichen Zellen aus der NMC/LMO/NCA-Kathodenkombination, die auch in den Fahrzeugspeicherpacks verbaut sind, die bei dieser Arbeit betrachtet werden. Die Messreihen enthalten jeweils gemittelte Kapazitätswerte für 10, 25, 33, 40 und 50 °C- Einlagerung bei 20, 50, 80 und 100 % SOC. Eine 60 °C-Messreihe enthält außerdem Messungen für jeweils 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 und 100 % konstanten SOC.

Die zyklischen Messreihen enthalten indessen eine 0 °C Messreihe bei Zyklisierung mit 1/3C – 1/3C und 1/3C – 3C (Ladung – Entladung). Darüber hinaus wird die Restkapazität bei Zyklisierung mit 1/3C – 1/3C, 1/3C – 3C, 1C – 1C, 2C – 1/3C und 2C – 3C bei jeweils 10, 17, 25 und 40 °C dargestellt. Alle zyklischen Messreihen setzten 100 % DOD voraus. Grundsätzlich nähert das Modell mittels mehrerer

physikalischer Funktionen die Messreihen unter Minimierung der Abweichung an.

Zur Abschätzung der kalendarischen Alterung berechnet das Modell eine kalendarische Schädigung. Jeweils eine Abhängigkeit von SOC, Temperatur und Lagerzeit geht in die Berechnung der kalendarischen Schädigung S_{kal} mit ein. Die Abhängigkeiten sind demnach wie folgt:

$$S_{\text{kal}} = f(T, \text{SOC}, t). \quad (4.6)$$

Vor Modellierung der zyklischen Alterung, werden die zyklischen Messdaten von der kalendarischen Alterung bereinigt. Die zyklische Schädigung S_{zykl} wird anschließend durch den Gesamtladungsdurchsatz, bezogene C-Rate und Temperatur beeinflusst. Das Modell berücksichtigt Ströme in Lade- und Entladerichtung gleich. Entsprechend den obigen Abhängigkeiten der kalendarischen Alterung, ergeben sich folgende Abhängigkeiten für die zyklischen Alterung:

$$S_{\text{zykl}} = f(Q(t), T, I). \quad (4.7)$$

Zur Modellierung der Zeitabhängigkeit und Temperaturabhängigkeit wird jeweils eine Exponentialfunktion $S = a_{\text{kal}} \cdot t^{b_{\text{kal}}}$ und eine Arrhenius-Funktion $a_{\text{kal}} = c_{\text{kal}}(\text{SOC}, T) \cdot e^{\frac{-E_{\text{A,kal}}}{RT}} \cdot t^b$ herangezogen (vgl. Abbildung 4.17 und 4.18). Unter anderem verwendet folgende Arbeit [238] die Exponentialfunktion zur Abbildung der Zeitabhängigkeit und folgende Arbeiten [40; 89; 238–242] die Arrhenius-Funktion zur Abbildung der Temperaturabhängigkeit. Entgegen vieler Ansätze aus der Literatur [238–243] wird die SOC-Abhängigkeit durch eine temperaturabhängige polynomiale Funktion $c_{\text{kal}}(\text{SOC}) = c_1 \cdot \text{SOC}^3 + c_2 \cdot \text{SOC}^2 + c_3 \cdot \text{SOC} + c_4$ angenähert (vgl. Abbildung 4.19). Dies ist in der Zellchemie begründet, die besonders gegenüber mittleren SOC empfindlich ist. Die resultierende kalendarische Alterungsfunktion wird wie folgt berechnet, wobei ein Zeitexponent $b = 0,66$ und eine Aktivierungsenergie $E_{\text{A,kal}} = 39,5 \frac{\text{kJ}}{\text{mol}}$ angenommen wird.

$$S_{\text{kal}} = c_{\text{kal}}(\text{SOC}, T) \cdot e^{\frac{-E_{\text{A,kal}}}{RT}} \cdot t^{b_{\text{kal}}}. \quad (4.8)$$

Der Einfluss des Ladungsdurchsatzes $S = a_{\text{zykl}} \cdot Q^{b_{\text{zykl}}}$ in der zyklischen Alterungsfunktion wird wie bei den Veröffentlichungen von Hoog et al. [238] und Lee et al. [244] durch einen temperaturabhängigen Exponenten $b_{\text{zykl}} = 604 \cdot e^{\frac{-16,6 \frac{\text{kJ}}{\text{mol}}}{RT}}$ modelliert (vgl. Abbildung 4.20 und 4.21). Die Temperaturabhängigkeit wird wie bei der kalendarischen Alterungsfunktion durch die Arrhenius-Funktion $a_{\text{zykl}} = c_{\text{zykl}}(I, T) \cdot e^{\frac{-E_{\text{A,zykl}}}{RT}}$ abgebildet (vgl. die Publikationen [40; 239; 242; 244–246]). Die Modellierung der Temperatur- und Stromstärkenabhängigkeit (Einheit in C-Rate) ist in Abbildung 4.22 und 4.23 dargestellt. Die Aktivierungsenergie wird mit $E_{\text{A,zykl}} = -49,0 \frac{\text{kJ}}{\text{mol}}$ angenommen. Die Schädigung durch die Höhe der C-Rate (vgl. Abbildung 4.24) wird durch einen linearen Zusammenhang implementiert. Dies gilt für Temperaturen bis zu 40 °C. Bei Temperaturen oberhalb von 40 °C konnte die Abhängigkeit am ehesten mit einem Polynom zweiten Grades angenähert werden. Demgegenüber werden in der Literatur simple Lookuptabellen [245] oder Exponentialfunktionen [242; 247] verwendet, die mit der beobachteten Stromabhängigkeit aber weniger übereinstimmen. Zusammen resultieren die

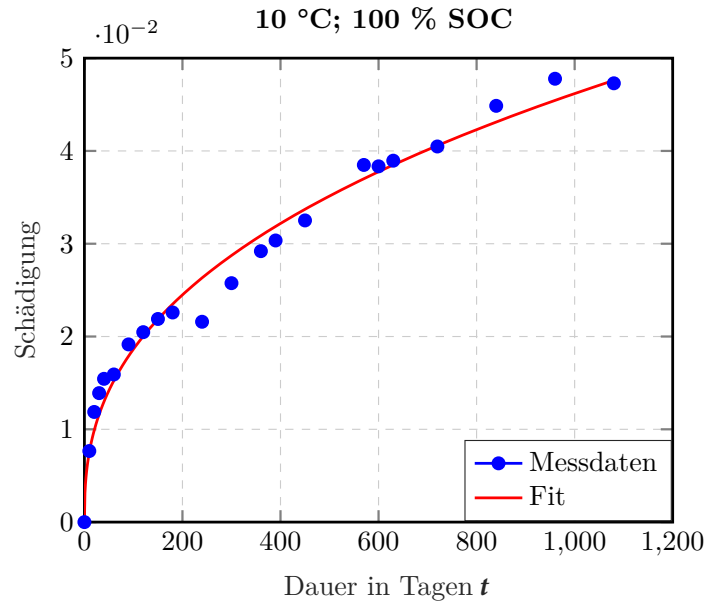


Abbildung 4.17: Fittingerggebnisse von $a \cdot t^b$ zur Messreihe bei 10 °C und 100 % SOC ; gefittete Exponential-Abhängigkeit [30].

Abhängigkeiten in folgender Gleichung für die zyklische Alterungsfunktion:

$$S_{\text{zykl}} = c_{\text{zykl}}(I, T) \cdot e^{\frac{-E_{A, \text{zykl}}}{RT}} \cdot Q^{b_{\text{zykl}}(T)}. \quad (4.9)$$

Die beiden Schädigungsraten lassen sich abschließend per Superposition addieren. Daraus ergibt sich folgende Alterungsfunktion:

$$S_{\text{ges}} = 1 - SOH = S_{\text{kal}} + S_{\text{zykl}}. \quad (4.10)$$

4.7.2 Validierung des semi-empirischen Alterungsmodells

Das semi-empirische Alterungsmodell wird schließlich mit Histogramm-Fahrdaten und Kapazitätstests von 70 Realfahrzeugen validiert (siehe Abbildung 4.26). Das Batteriealter der untersuchten Fahrzeuge beträgt maximal 3,5 Jahre. Beim Vergleich der Kapazitätstests mit den berechneten SOH durch das Alterungsmodell, ergibt sich eine durchschnittliche, absolute Abweichung von 1,58 %. Die empirische Standardabweichung beträgt 1,93 % [30]. Die absoluten Abweichungen sind jeweils auf die ursprünglich verfügbare Kapazität bezogen. Sie sind teilweise der Histogrammform des Modellinputs geschuldet (vgl. Erläuterungen über dreidimensionale Histogramme in Kapitel 3.1 sowie Abbildung 3.1 und Tabelle 3.2). Bei der Speicherung in Form eines Histogramms geht ein Teil der Information verloren, beispielsweise die zeitliche Dynamik des zu verarbeitenden Signals sowie der zugehörige DOD eines Entladevorgangs. So fehlt insbesondere die Abbildung des zeitlichen Stromverlaufs und das Ausmaß des Einflusses der Zyklentiefe (Lade- und Entladerichtung) für die Alterungsabschätzung. Demgegenüber lassen sich so erheblich mehr Datenreihen abspeichern.

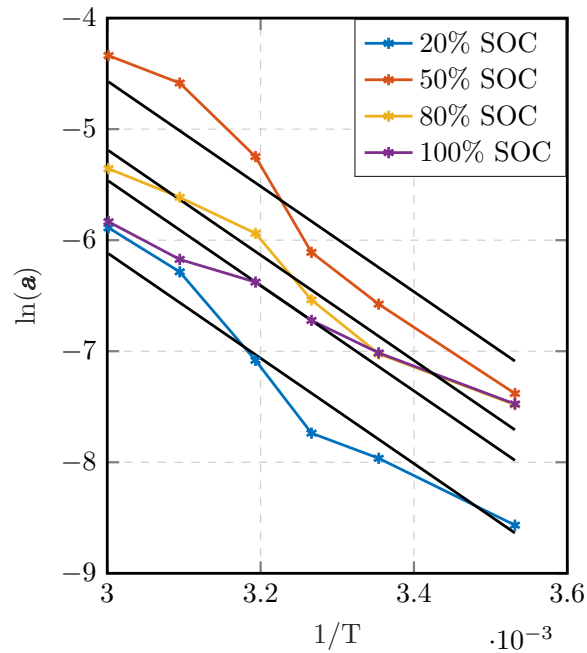


Abbildung 4.18: Logarithmische Darstellung der optimalen Fitting-Ergebnisse von a_{kal} über die inverse Temperatur in Kelvin; gefittete Arrhenius-Abhängigkeit in schwarz [30].

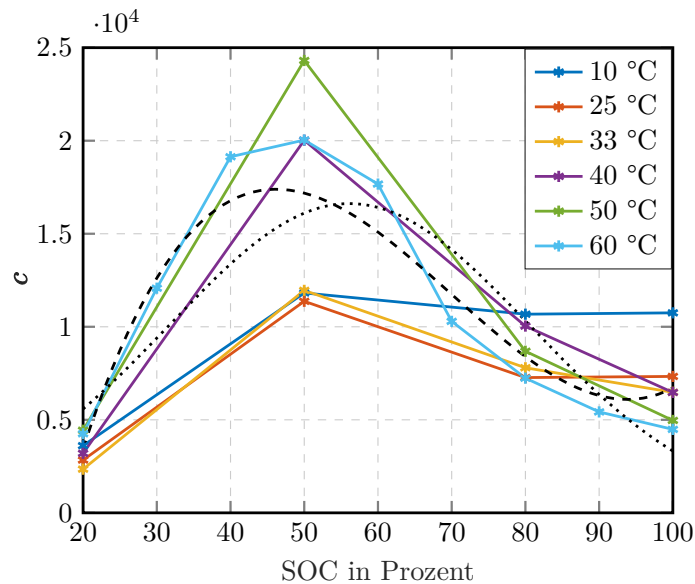


Abbildung 4.19: Fitting-Ergebnisse für die SOC-Abhängigkeit c_{kal} angenähert durch ein Polynom dritten Grades (schwarz gestrichelt) und eine Gaußkurve (schwarz gepunktet) [30].

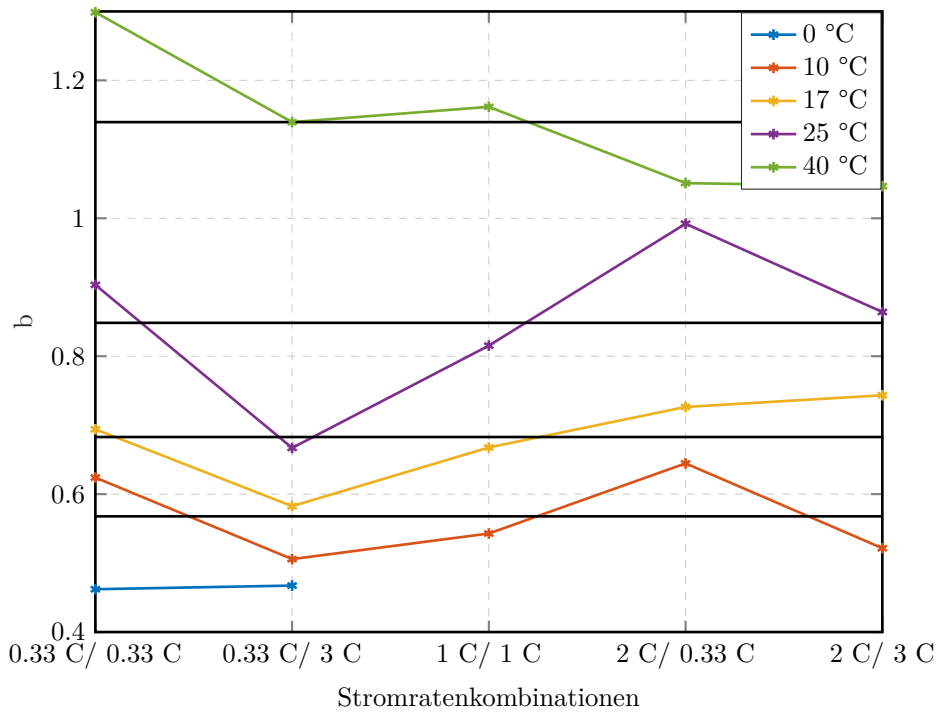


Abbildung 4.20: Fitting-Ergebnisse des Exponenten b_{zykl} für die Ladungsdurchsatz-Abhängigkeit $Q^{b_{\text{zykl}}}$ mit Temperaturmittelwerten in schwarz [30].

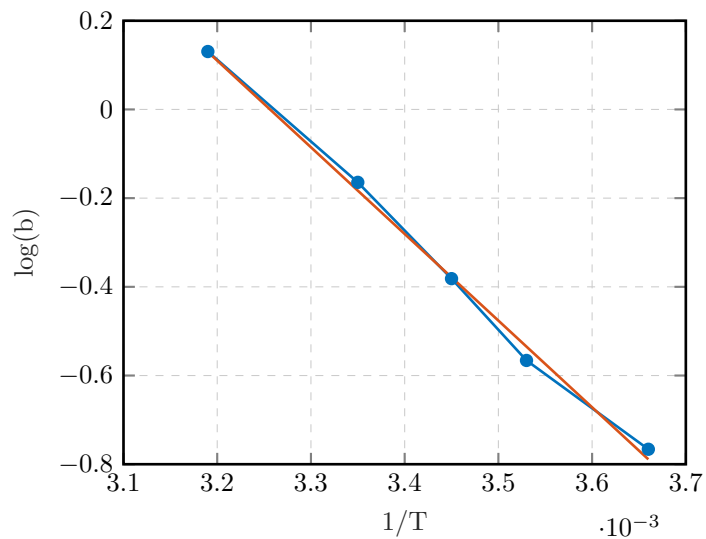


Abbildung 4.21: Logarithmische Darstellung der gemittelten Exponenten b_{zykl} des Ladungsdurchsatzes über die inverse Temperatur T in Kelvin mit gefitteter Arrhenius-Abhängigkeit in rot [30].

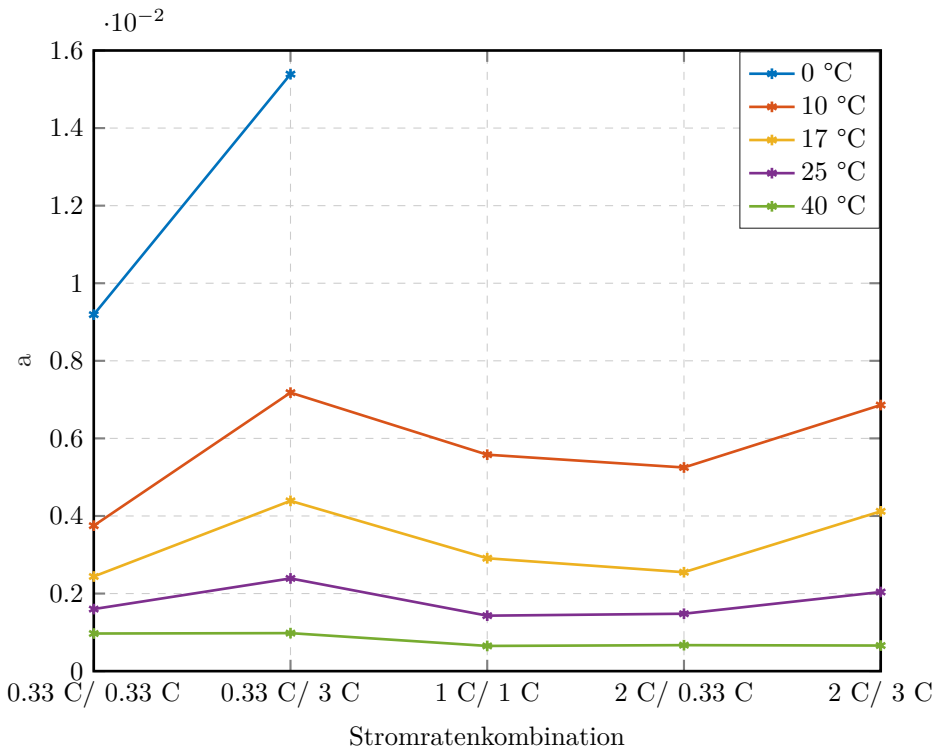


Abbildung 4.22: Fittingergebnisse von a_{zykl} für die temperaturabhängige Stromraten-Abhängigkeit [30].

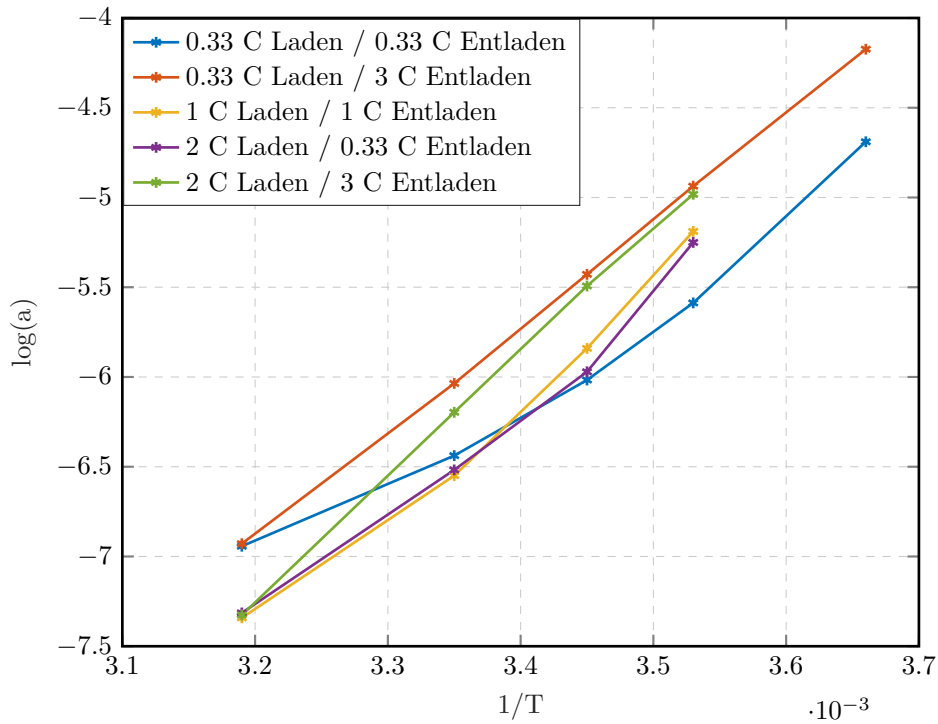
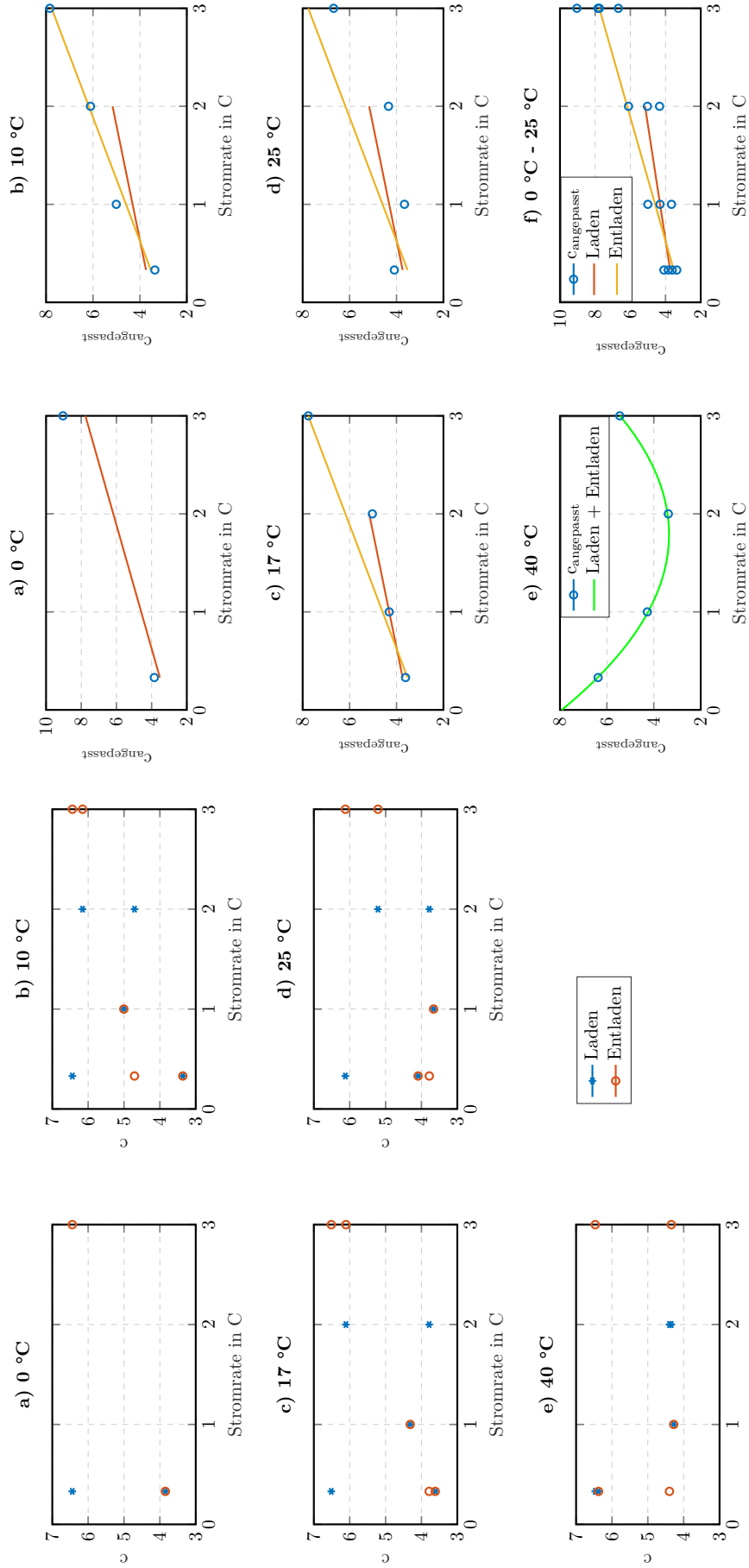


Abbildung 4.23: Logarithmische Darstellung von a_{zykl} mit temperaturabhängigem Exponenten der Stromrate über die inverse Temperatur T in Kelvin [30].

Abbildung 4.24: Fitting-Ergebnisse für die Modellvariable c_{zykl} des zyklischen Fittings mit einer Arrhenius-Abhängigkeit und einem temperaturabhängigem Exponenten des Ladungsdurchsatzes [30]. Die Stromrichtungs-entkoppelten Messpunkte (I) sind links dargestellt, während rechts die zugehörige Modellierung zu sehen ist (II). Für Temperaturen bis zu 40 °C wird die Abhängigkeit mit einem linearen Zusammenhang modelliert. Bei Temperaturen oberhalb von 40 °C konnte die Abhängigkeit am ehesten mit einem Polynom zweiten Grades angenähert werden.



(I) Stromrichtungs-entkoppelte Messpunkte

(II) Annäherung über einen linearen Zusammenhang für $T < 40$ °C, bzw. über eine Polynomfunktion für $T \geq 40$ °C.

Außerdem werden Ergebnisse des Alterungsmodells mit den kalendarischen und zyklischen Messreihen verglichen. Bei Vergleich des Modells mit den Messdaten ergibt sich insgesamt eine durchschnittliche, absolute Abweichung von 1,76 %. Die durchschnittliche, maximale Abweichung bei einer Messreihe beträgt 3,56 %. Bei alleiniger Betrachtung der kalendarischen Alterungsfunktion sind die Werte etwas niedriger. Die durchschnittliche, absolute und durchschnittliche, maximale Abweichung betragen hier 0,76 % und 1,85 %.

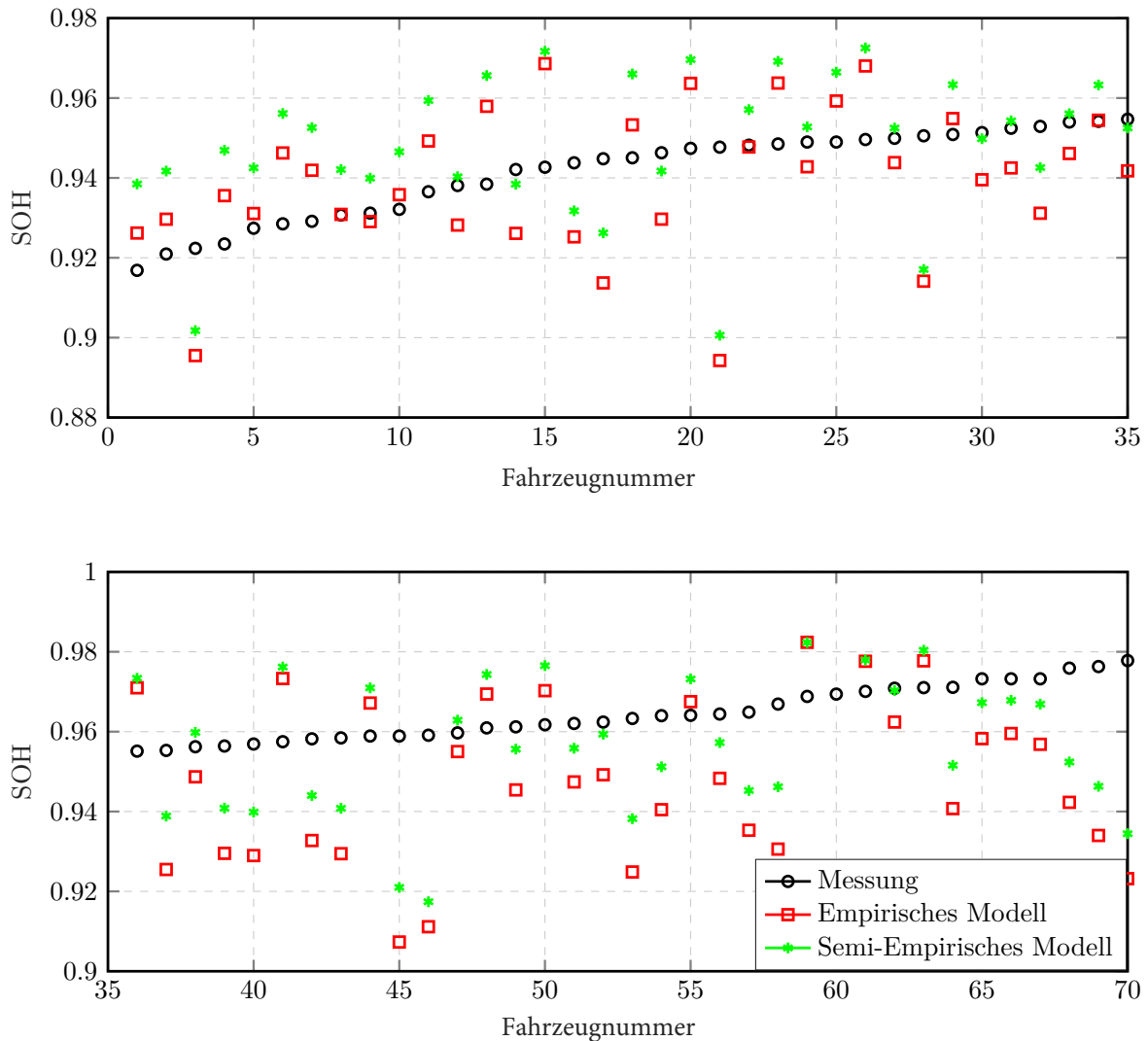


Abbildung 4.26: Vergleich von Alterungsabschätzungen mittels semi-empirischen Alterungsmodell und Kapazitätsmessungen an Realfahrzeugen (auf Basis von [30]). Darüber hinaus wurde in [30] auch ein empirisches Modell aufgebaut, dessen Ergebnisse in den Graphen zur Information inkludiert ist.

4.7.3 Berücksichtigung der Pfadabhängigkeit im Alterungsmodell

Bei der Alterungsfunktion in den Gleichungen 4.8 – 4.10 muss beachtet werden, dass auch der gegenwärtig vorliegende SOH die Degradation beeinflusst. Das heißt, die Stärke der Schädigung ist neben den zuvor genannten Abhängigkeiten auch vom Alterungszustand der Zelle abhängig [20]. Die kalendarische Alterungsberechnung erfolgt inkrementell in Zeitintervallen Δt , beim zyklischen Anteil in Ladungsdurchsatzintervallen ΔAh , um die sog. inhärente *Pfadabhängigkeit* des Alterungsverhaltens mit abzubilden [117]. Sowohl die kalendarische als auch die zyklische Alterung sind nichtlinear und abhängig vom Start-SOH der Zelle. Um eine Schädigung im Zeitintervall Δt_2 zu bestimmen, muss deshalb zuvor der Start-SOH SOH_1 bekannt sein (vgl. Zeitpunkt (1) in Abbildung 4.27). Über die inverse kalendarische Alterungsfunktion

$$\Delta t'_1 = f_2^{-1}(SOH_1) \quad (4.11)$$

lässt sich eine bereits verstrichene Lagerungszeit $\Delta t'_1$ für die neuen Alterungsbedingungen bestimmen (vgl. Zeitpunkt (2) in Abbildung 4.27). Schließlich lässt sich anhand der gesamten vergangenen Lagerzeit $\Delta t = \Delta t'_1 + \Delta t_2$ die resultierende Alterung $S = S_1 + S_2$ berechnen (vgl. Zeitpunkt (3) in Abbildung 4.27). Der SOH_2 ergibt sich zu $SOH_2 = 1 - (S_1 + S_2)$. Äquivalent dazu lässt sich der zyklische Anteil der Voralterung über die inverse zyklische Alterungsfunktion $\Delta Q'_1 = f_2^{-1}(SOH_1)$ und einen bekannten Ladungsdurchsatz berechnen. Die kalendarische und zyklische Alterung berechnen sich zusammenfassend aus den Formeln:

$$S_{\text{kal},2} = f(SOH_1, T, SOC, \Delta t'_1 + \Delta t_2) = S_{\text{kal},1}(\Delta t_1) + \Delta S_{\text{kal},2}(\Delta t_2). \quad (4.12)$$

$$S_{\text{zykl},2} = f(SOH_1, T, I, \Delta Q'_1 + \Delta Q_2) = S_{\text{zykl},1}(\Delta Q_1) + \Delta S_{\text{zykl},2}(\Delta Q_2). \quad (4.13)$$

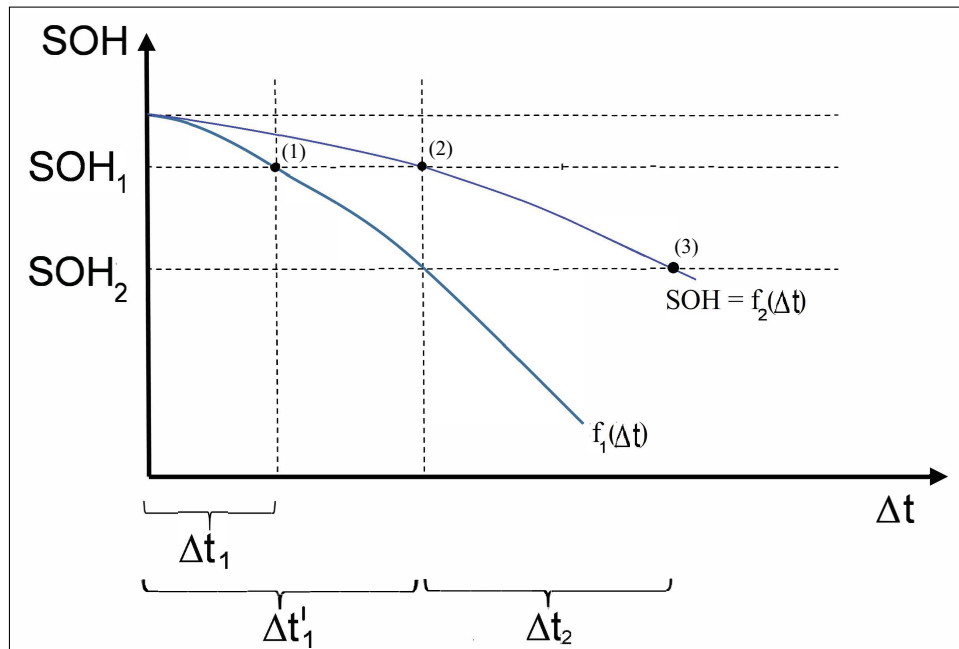


Abbildung 4.27: Bestimmung der kalendarischen Alterung mittels einem semi-empirischen Alterungsmodell unter Berücksichtigung der Pfadabhängigkeit (auf Basis von [31]).

Somit können sich ändernde Betriebsparameter möglichst genau miteinbezogen werden und auf diese Weise kann die zeitliche Auflösung mit den zugrunde liegenden Alterungsmechanismen korreliert werden [248]. Dies ermöglicht die Beobachtung der Degradationsarten Verlust von aktiven Lithium, Kathodenmaterial und / oder Anodenmaterial aus Kapitel 2 in Abbildung 2.1 über der Zeit. Dubarry et al. [117] stellen für $\text{LiMn}_{1/3}\text{Ni}_{1/3}\text{Co}_{1/3}\text{O}_2 + \text{LiMn}_2\text{O}_4$ -Li-Ionenzellen mittels inkrementeller Kapazitätsermittlung zwei Phasen der Alterung fest. Während der ersten Phasen vermuten Dubarry et al., dass Lithiumverlust die Kapazitätsabnahme verursacht. Er tritt als Folge von parasitären Reaktionen auf den Elektrodenflächen auf. Der Verlust von aktiven Lithium geht hier mit dem zunehmenden SEI-Wachstum mit fortschreitendem Alterungszustand

der Zelle einher. Um diesen Effekt jedoch näher zu beleuchten, sind diesbezüglich weitere Untersuchungen nötig [117]. Gleichzeitig induziert die fortlaufende Deckschichtbildung auch Aktivmaterialverlust und behindert den Ionentransport (Grenzübergangskinetik) [35]. Beides treibt während der zweiten Phase wiederum weiteren Kapazitätsverlust voran. Abbildung 4.28 fasst den angenommenen quantitativen Beitrag am Kapazitätsverlust über der Anzahl an Zyklen durch die Degradationsarten und weiterer Eigenschaften zusammen. Die Kapazitätsabnahme folgt in der ersten Phasen einem linearen zyklischen Alterungsverlauf aufgrund des Verlusts von aktivem Lithium. Es ist derzeit jedoch noch unklar inwiefern der Verlust von Lithium und der Verlust von Aktivmaterial quantitativ zusammenhängen. Jedoch ist der Lithium-Verlust in der Regel dominanter und das vor allem auf der Anodenseite [35]. Die Kapazitätsabnahme nimmt außerdem aufgrund von größerer Polarisation mit höherer Zyklenzahl zu. Aus der Abbildung geht hervor, dass sie für höhere Stromraten auch zunimmt.

Grund für die nichtlineare Zunahme der Alterungsrate ist vermutlich Lithium-Plating, das einen Kreislauf einleitet bei dem weiteres zyklisierbares Lithium und Graphitaktivmaterial verloren geht [115]. Es handelt sich um den Beginn der nichtlinearen Alterung. Zur Vermeidung oder Verzögerung von nichtlinearer Alterung ist es also von erheblicher Bedeutung die vorangegangene betriebliche Belastung und damit die Pfadabhängigkeit der Alterung zu untersuchen [20].

4.7.4 Auswertung stationärer Anwendungen mittels Alterungsmodell

Anhand des vorgestellten semi-empirischen Alterungsmodells wird im Folgenden die Alterung für die getesteten Anwendungen am Stationärspeicherprototypen aus Kapitel 4.1.1 bestimmt. Die Auswertung der drei Anwendungsfälle bezüglich Lastprofil, Systemantwort, SOC-Verlauf, Temperaturverlauf und Energiedurchsatz ist jeweils in Kapitel 4.3.3, 4.4.3 und 4.5.3 beschrieben. Für die Ergebnisse durch Simulation, ist das gleiche Alterungsmodell wie in Abbildung 4.3 bereits in der Simulationsumgebung eingebettet. Die Alterung wird dort unmittelbar bei jedem Simulationsschritt berechnet und wird daher nicht nochmal explizit getrennt ausgewiesen. Für die real gemessenen Anwendungen PCR, PS und UPS gilt es die Alterung wie folgt zu bestimmen.

Das Alterungsmodell selbst ist mit Messdaten bis maximal kleiner 70 % Restkapazität parametrisiert.

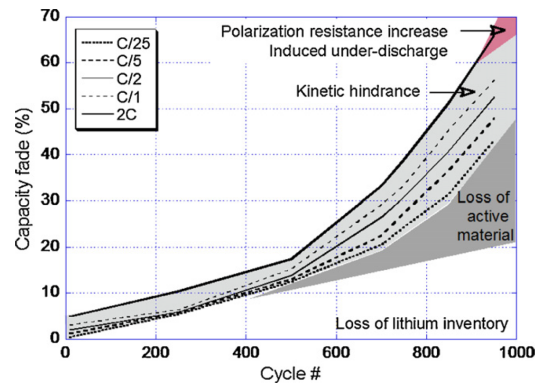


Abbildung 4.28: Modellierter quantitativer Beitrag verschiedener Degradationsarten und unterschiedlicher Alterungseigenschaften zur Kapazitätsabnahme; aufgetragen über der Anzahl an Zyklen [117].

Es ist nicht für geringere SOH darüber hinaus validiert. Es wird angenommen, dass Stromraten und Spannungsfenster beim Stationärbetrieb weitaus weniger strapaziös sind als bei der Anwendung im Fahrzeug, sodass Alterung unter Standardbedingungen nichtlineare Alterung verzögern oder sogar vermeiden können [20].

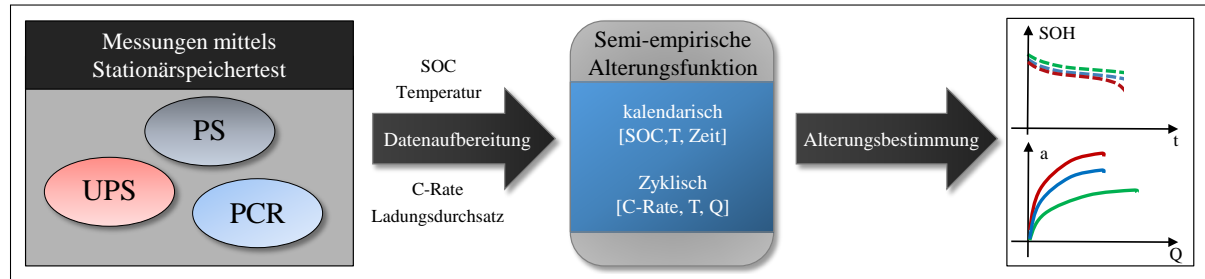


Abbildung 4.29: Ablauf der Alterungsabschätzung beginnend mit Messungen mittels Speicherprototypen, Datenaufbereitung und Alterungsbestimmung mittels einem semi-empirischen Alterungsmodell (auf Basis von [31]).

Um die Alterung für einen Betrieb über mehrere Jahre bei der jeweiligen Anwendung abzuschätzen, soll auch der jahreszeitliche Temperatureinfluss berücksichtigt werden. Hierfür werden die durchschnittlichen Speichertemperaturen aus Tabelle 4.8 herangezogen. Es wird der Temperaturunterschied zwischen verschiedener Jahreszeiten berücksichtigt. Während einer Jahreszeit wird die Temperatur als konstant angenommen.

Da die Tests der drei Anwendungsfälle im Sommer durchgeführt werden, werden für die restlichen Jahreszeiten folgende Annahmen getroffen. Diese werden gesondert aus der Durchschnittstemperatur in München [249] und Wintertemperaturdaten während PCR [26] eines anderen Speicherprototyps abgeleitet. Der anderer Stationärspeicher steht in Woodcliff Lake, New Jersey in den USA, das ein ähnliches Temperaturprofil wie München hat. Wegen der hohen relativen Betriebsdauer während PCR wird dort im Winter eine durchschnittliche Speichertemperatur von 12 °C ermittelt. Dementsprechend wird für PCR in Deutschland die gleiche durchschnittliche Speichertemperatur im Winter angenommen. Die Temperatur für Herbst und Frühling liegt 9 bzw. $9,5\text{ Grad Celsius}$ über der im Winter. Diese Differenz wird zur Ermittlung der Temperaturen zu diesen beiden Jahreszeiten verwendet. PS und UPS werden aufgrund der geringeren relativen Betriebsdauer im Vergleich zu PCR niedrigere Speichertemperaturen zugewiesen. Bei PS handelt es sich um eine Verringerung der Temperatur um 3 °C gegenüber PCR; bei UPS sind es 6 °C weniger.

Tabelle 4.8: Herangezogene Durchschnittstemperatur in München sowie durchschnittliche Speichertemperaturen zu verschiedenen Jahreszeiten [31; 249]

	München	PCR	PS	UPS
Sommer	$16,5\text{ °C}$	aus Tests	aus Tests	aus Tests
Herbst	$8,5\text{ °C}$	$21,5\text{ °C}$	$18,5\text{ °C}$	$15,5\text{ °C}$
Winter	$-1,0\text{ °C}$	$12,0\text{ °C}$	$7,5\text{ °C}$	$5,0\text{ °C}$
Frühling	$8,0\text{ °C}$	$21,0\text{ °C}$	$18,0\text{ °C}$	$15,0\text{ °C}$

Der genau berechnete Alterungsverlauf ist in [31] veröffentlicht. Tabelle 4.9 stellt eine Zusammenfassung über das Betriebsverhalten aller untersuchten Anwendungen dar. Die Tabelle ermöglicht den Vergleich folgender Belastungscharakteristika in den untersuchten stationären Anwendungen: relative Betriebsdauer, C-Rate, SOC, Temperatur, Beschreibung des Belastungsprofils und Effizienz. Die mittels des

Alterungsmodells ermittelte Degradation ist am Ende der Tabelle resümiert. Die Alterung ist unter der Annahme berechnet, dass das BESS für alle Anwendungen lediglich durch Umgebungsluft luftgekühlt wurde.

Die stärkste Gesamalterung nach 20 Jahren störungsfreien Betrieb ist bei Multi-Use beobachtbar. Hier büßt der SOH bei angenommen 100 % Start-SOH etwa bis zu 72 Prozentpunkte ein. Verantwortlich dafür sind die hohe Anzahl an Betriebsstunden und ein damit verbundener hoher Ladungsdurchsatz. Hinzu kommt die Zyklisierung ausschließlich im mittleren SOC-Bereich, der sich zellchemiespezifisch in diesem Fall negativ auf die kalendarische Alterung auswirkt. Kalendarische Alterung nimmt einen großen Anteil an der Gesamalterung ein (82 – 89 % kalendarischer Anteil).

In ähnlichem Maße wie bei Multi-Use mit vorrangig PCR führen die gleichen Faktoren während reiner PCR zu erhöhter Alterung. Grund hierfür ist der hohe Nutzungsgrade. Hier fällt der SOH um bis zu 56 %. Bei beiden Anwendungen führt die hohe Auslastung zu einer hohen Anzahl an Vollzyklen von 2000 – 5500 EFC. Das Last- oder Belastungsprofil ist gekennzeichnet durch schnell wechselnde und alternierende Leistungsbezüge. Der SOC-Verlauf während PCR ist kontinuierlicher im Vergleich zu den restlichen Anwendungen.

PV Stromspeicher haben einen ähnlich großen Anteil von kalendarischer und zyklischer Alterung. Der SOH verringert sich nach 20 Jahren um etwa 49 %. Das Belastungsprofil ist strapaziös aufgrund der hohen Anzahl an Betriebsstunden bei gleichzeitiger tiefer Zyklisierung mit mittlerer Stromrate von \varnothing 0,2C bis maximal 0,5C. Dies hat den Vorteil, dass vor allem die Wandler in einem annähernd optimalen Arbeitspunkt betrieben werden und resultiert in einer Energieeffizienz um 86 %. Sowohl Ausnutzung als auch Zyklisierung fallen entsprechend der Jahreszeit sehr unterschiedlich aus. So sinkt die Anzahl an Betriebsstunden im Winter und die Zyklisierung fällt flacher aus.

Bei PS und UPS beträgt die Gesamalterung nur etwa 27 und 21 %. Bei UPS wird ein jährlicher 12,1-minütiger Stromausfall angenommen. Allerdings wurden vor allem Verluste durch den Dauerverbrauch der Leistungselektronik und den Ladungsausgleich festgestellt. Bei einer optimierten Betriebsstrategie und Steuerungslogik für das Nachladen könnte die Gesamalterung vermutlich stark verringert werden. Die beiden Anwendungen weisen einige Übereinstimmungen in den Belastungscharakteristika auf. Beispielsweise sind die durchschnittlichen C-Raten von 0,2 – 0,3C sowie 0,9C im Maximum identisch. Nur die Betriebsstunden sind bei PS höher, da bei UPS der Betrieb erst mit einem distinktiven Ereignis einhergeht (hier die Deckung eines Stromausfalls). Bei beiden Anwendungen werden die Speicher, deshalb bei hohen SOC betrieben. Sie stellen ein gegenteiliges Konzept zu PCR dar, was gegen eine Betriebsweise im Verbund durch Multi-Use spräche.

Bei allen Anwendungen ist keine starke Abhängigkeit von Selbsterwärmung zur Betriebsweise erkennbar. Vielmehr ist die Umgebungstemperatur, insbesondere während heißen Sommern für erhöhte Speichertemperaturen verantwortlich. Nur der allgemein stattfindende Betrieb selbst scheint zu einem Offset von 13 °C zu führen (vgl. Unterschied zwischen Speichertemperaturen (luftgekühlt) und Umgebungstemperatur in Abbildung 4.14). Dies kann sich wiederum zugunsten zur Verringerung von Lithium-Plating im Winter auswirken, da zum Beispiel bei angenommen -1 °C in München im Winter,

die Speichertemperatur bei 12 °C liegt. Denn aufgrund der negativen Polarisierung von Li/Li+, tritt Lithium-Plating insbesondere bei niedrigen Temperaturen in Kombination mit hohen C-Raten auf [60].

Die Gesamalterung ist größtenteils von der zyklischen Alterung abhängig. Der zyklische Anteil nimmt primär mit mehr Betriebsstunden zu, während der kalendarische Anteil mit zunehmender Temperatur und Verbleib im ungünstigen mittleren SOC-Fenster ansteigt. Die mittlere Effizienz sinkt bei Anwendungen mit viel Inaktivität bzw. Standbybetrieb der Speicher. Grund dafür ist, dass sich die Leistungselektronik zum Nachladen die meiste Zeit im Teillastbetrieb befindet. Die Leistungselektronik wird dabei in unvorteilhaften Arbeitspunkten bedient und macht zusammen mit Diensten zur Ladungserhaltung und zum Ladungsausgleich den größten Anteil der Nebenenergieverbräuche aus.

Die Alterung ließe sich für alle Anwendungen aber bei optimierten Betrieb durch Anpassung der Betriebsstrategie deutlich verbessern. Beispielsweise eine Zyklisierung in einem günstigeren SOC-Bereich, soweit es die Regularien erlauben. weiterhin kann die Verwendung von Kühlung die Degradation reduzieren, auch in Hinblick auf eine längere Lebensdauer. Folgende Publikationen stellen mehrere Referenzen zu verschiedenen Betriebsstrategien und Optimierungsmöglichkeiten bezüglich Wirtschaftlichkeit und Lebensdauer für die vorgestellten Anwendungen dar [23; 206; 207; 250–264].

4.7.5 Einfluss von Kältemittelkühlung auf die Alterung

Im Folgenden wird der Einfluss und die Sinnhaftigkeit von Kältemittelkühlung für BESS knapp beleuchtet. Der Anschluss des Kältemittels wurde zu einem späteren Zeitpunkt während der Untersuchungen installiert und ist deshalb nur für manche Messungen am Prototypen verfügbar. Das Kühlsystem ist in den Fahrzeugspeichern integriert und ist während der UPS und PS Messungen beispielsweise für einen Teil der Speicher aktiviert, um den Unterschied von kältemittelgekühlten gegenüber luftgekühlten Speichern zu untersuchen. Alle Speicher sind passiv luftgekühlt durch einen Ventilator im Betongebäude in dem sich das BESS befindet. Neben der natürlichen Konvektion durch den Ventilator sind HVS1 und HVS2 außerdem kältemittelgekühlt (vgl. Tabelle aus Abbildung 4.1) Aus diesem Grund fokussiert sich die Auswertung in diesem Abschnitt auf diese beiden Anwendungen.

Bei den Messungen, die im Sommer stattgefunden haben, wird das Kühlsystem ab einer voreingestellten Grenztemperatur von 25 °C automatisch eingeschaltet. Die Speichertemperatur wird dabei durch die Kältemittelkühlung auf etwa 20 – 22 °C herabgesenkt. Es werden die Temperaturprofile der kältemittelgekühlten Speicher mit denen der luftgekühlten Speicher verglichen.

Aus den gemessenen Zeitreihen ergeben sich folgende Unterschiede für das System zwischen kältemittelgekühlten und luftgekühlten Speichern: Die jährliche Durchschnittstemperatur kann bei UPS von 16,7 °C auf 14,0 °C um 2,7 °C abgesenkt werden. Bei PS beträgt der Temperaturunterschied 1,8 °C. Die durchschnittliche Temperatur wird hier von 18,1 °C auf 16,3 °C herabgesetzt. Hierdurch kann der durchschnittliche Anteil an kalendarischer Alterung und damit die Gesamalterung verringert werden. In Tabelle 4.10 zusammengefasst, verringert sich der durchschnittliche Kapazitätsabnahme durch kalendarische Alterung bei UPS von 20,3 % auf 14,7 % und bei PS von 20,4 % auf 17,5 %.

Zusätzlich zeigt Abbildung 4.30 den Anteil an kalendarischer Alterung verteilt auf die vier Jahreszeiten. Bei Betrachtung der linken Seite fällt auf, dass ohne Kältemittelkühlung bereits 57 % der gesamten jährlichen kalendarischen Alterung in den Sommermonaten stattfindet. Die restlichen Anteile verteilen sich zu 19 % auf Herbst, zu 16 % auf Frühling und zu 8 % auf den Winter. Die Kältemittelkühlung wirkt

	PV Stromspeicher	PCR	PS	UPS	Multi-Use
Relative Betriebsdauer	64,8 %, hohe Anzahl an Betriebsstunden	70 %, hohe Anzahl an Betriebsstunden	ca. 5 %, geringe Anzahl an Betriebsstunden	~0 %, Betrieb nur im Fehlerfall	84,6 %, höchste Anzahl an Betriebsstunden
C-Rate	\varnothing 0,20C maximal 0,5C	\varnothing 0,04 – 0,08C maximal 1/3C	\varnothing 0,20 – 0,30C maximal 0,9C	\varnothing 0,20 – 0,35C maximal 0,9C	\varnothing 0,07C maximal 0,5C
SOC	Stark fluktuierend zwischen 10 – 90 % SOC	Mittlerer SOC, zwischen 20 – 60 % SOC	Durchgehend hoher SOC, im Betrieb Absinken bis auf 30 %	Durchgehend hoher SOC	Mittlerer SOC, zwischen 20 – 60 %
Temperatur	Abhängig von Umgebungstemperatur, Betrieb steigert die \varnothing -Temperatur der Speicher minimal	Abhängig von Umgebungstemperatur, Betrieb steigert die \varnothing -Temperatur der Speicher minimal	Abhängig von Umgebungstemperatur, seltener Betrieb hat kaum Einfluss auf Speicher	Abhängig von Umgebungstemperatur, kaum Nutzung \rightarrow Betrieb hat kaum Einfluss	Abhängig von Umgebungstemperatur, Betrieb steigert die \varnothing -Temperatur der Speicher minimal
Belastungsprofil	Hohe Leistungsgradienten, tiefe Zyklisierung	Kontinuierliches Lastprofil nur vereinzelt hohe Leistungsgradienten	Hohe Leistungsgradienten, oft im Standby	Fast ausschließlich Standby, im Fehlerfall max. Belastung in Ent- und Ladrichtung	Kontinuierliches Lastprofil nur vereinzelt hohe Leistungsgradienten
Effizienz	~86 %, Systemverluste durch hohe Ausnutzung, kaum Standby Betrieb	93 %, Systemverluste durch hohe Ausnutzung, kaum Standby Betrieb	85 %, hohe Standby Zeiten führen zu mehr Nebenverbräuchen	Durch fast ausschließlich Standby enorme Verluste durch Ladungsungleich	~96 %, Systemverluste durch hohe Ausnutzung, kaum Standby Betrieb
Kalendarische Alterung (Anteil)	48 – 55 %	50 – 67 %	75 – 88 %	~100 %	82 – 89 %
Zyklische Alterung (Anteil)	45 – 52 %	33 – 50 %	12 – 25 %	~0 %	11 – 18 %
Maximale Gesamalterung (20a)	~49 % Hohe Alterung durch viele Betriebsstunden mit mittlerer Belastung	~56 % Hohe Alterung durch kontinuierlich geringe Belastung	~27 % Geringe Alterung, wegen wenig Betriebsstunden, aber hohe Belastung	~21 % Hohe Alterung, fast ausschließlich kal. Alterung, vernachlässigbare Anzahl an Betriebsstunden	~72 % Hohe Alterung durch kontinuierlich geringe Belastung mit hoher Betriebsstundenanzahl

Tabelle 4.9: Belastungscharakteristika und ermitteltes Alterungsverhalten (Teile auf Basis von [26; 31]).

Tabelle 4.10: Temperaturunterschied zwischen luftgekühlten und kältemittelgekühlten Speichern und der Einfluss auf die kalendarische Alterung bei den Anwendungen PS und UPS; Die Tabelle listet die jährlichen Durchschnittswerte für Temperatur, SOC und die resultierende Kapazitätsabnahme durch kalendarische Alterung für alle fünf betriebenen Speicher des BESS Prototypen auf (auf Basis von [31]).

		Ø Temperatur (Jahresdurchschnitt)	Ø SOC	Ø kal. Alterung nach 20 Jahren
PS	luftgekühlt	18,1 °C	88,3 %	0,204
	kältemittelgekühlt	16,3 °C		0,175
UPS	luftgekühlt	16,7 °C	88,4 %	0,203
	kältemittelgekühlt	14,0 °C		0,147

sich positiv auf die Alterung aus und reduziert diese in den Sommermonaten, sowohl in relativer als auch absoluter Hinsicht. Der jahreszeitliche Anteil des Sommers an der Gesamalterung kann auf 38 % gesenkt werden. Zudem verringert sich die Gesamalterung im Vergleich zum luftgekühlten Betrieb nach 20 Jahren durchschnittlich um etwa 5,6 % bei UPS und um 2,9 % bei PS. Bei PCR ist der positive Effekt noch ausgeprägter – die jährliche Durchschnittstemperatur beträgt bei der Anwendung 20,7 °C. Jedoch ist PCR in Tabelle 4.10 nicht aufgeführt, da während den Messungen das Kühlsystem noch nicht in Betrieb war.

Demgegenüber stehen der Kältemittelverbrauch, der Leistungsverbrauch und die Kosten des Kühlsystems. Aus diesem Grund bedarf es noch weiterer Untersuchungen, ob die Installation einer Kältemittelkühlung zur Verminderung der kalendarischen Alterung lohnenswert ist.

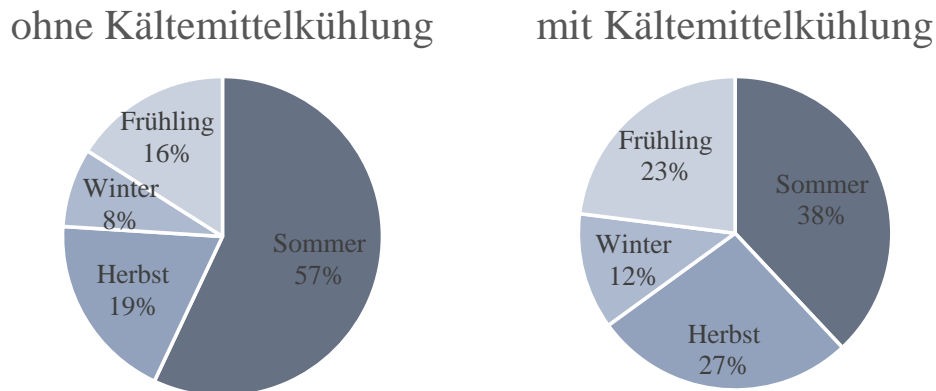


Abbildung 4.30: Anteil der Jahreszeiten an kalendarischer Alterung im Standby mit und ohne Kältemittelkühlung (auf Basis von [31]).

4.8 Zusammenfassung und Bewertung

Obige Betriebsanalysen ergänzen den derzeitigen Stand der Technik um Wissen über das Betriebsverhalten für die Anwendungen PV Stromspeicher, Primärregelleistung, IDM, sequentielles Multi-Use der drei vorangegangenen sowie Peak Shaving und UPS. Durch den Betrieb eines BESS Prototypen und durch techno-ökonomische Simulationen können deren Belastungscharakteristika ermittelt werden. Es werden insbesondere Erfahrungswerte auf System- und Packebene durch reale Systemmessungen geschaffen. Die Betriebsgrößen werden also durch reale Messungen und durch Simulationsergebnisse beschrieben. Zudem zeigt die Betrachtung auf Packebene auf, inwiefern Betriebsgrößen sich je nach Verschaltung unterscheiden (vgl. HVS1, 2, 3, 6, 7). Dazu gehört der Einfluss der Anzahl von verschalteten Fahrzeugspeichern pro Strang (ein oder zwei Speicher pro Umrichter). Zudem sind auch variierende Größen des AC/DC Wandlers bemerkbar.

Die erfassten Betriebsgrößen aufgezeichnet in Zeitreihen sind essentiell für die darauf folgende Alterungsabschätzung. Sie geben Auskunft über lebensdauerrelevante Größen wie Strom-, DOD- und Temperaturbelastung (Minima, Maxima sowie Dynamik durch deren Verlauf). Die Lade- und Entladevorgänge bestimmen den Energiefluss im System und dadurch den unterschiedlichen Stress für die Speicher.

So ist feststellbar, dass der zyklische Anteil die entscheidendere Rolle bei der Bewertung der Belastung spielt. Beispielsweise differenzieren sich die Anwendungen PV Stromspeicher, PCR und Multi-Use entweder durch eine hohe relative Betriebsdauer, durch vergleichsweise hohe C-Raten oder durch einer Kombination aus beiden Belastungscharakteristika. Allgemein ist eine Korrelation zwischen hoher Betriebsstundenanzahl, hoher Systemeffizienz und erhöhter Alterung erkennbar. Kalendarische Alterung wird insbesondere durch hohe Umgebungstemperaturen getrieben. Der BESS Betrieb selbst hat fast keinen Einfluss auf die Speichertemperaturen. Kältemittelkühlung wirkt sich durch Verringern der Speichertemperaturen positiv auf die Gesamalterung aus.

Das gewonnene Wissen ermöglicht die sinnvolle wirtschaftliche Auslegung und Optimierung der Betriebsstrategie (z.B. Anpassung der Absatzstrategie, zellspezifischen Betriebstemperatur und des SOC-Fensters). In Hinblick auf die Optimierung sollte allerdings beachtet werden, dass zugleich immer auch die länderspezifischen Regeln zum Betrieb der stationären Anwendung eingehalten werden müssen. Beispielsweise Thorbergsson et al. [265] führen einige verschiedene Betriebsstrategien für die PCR Anwendung auf, die für den dänischen Energiemarkt gültig sind. Resch et al. [22] geben eine detaillierte Übersicht über Betriebsstrategien für die Anwendungen PV Stromspeicher, Peak Shaving und PCR in Deutschland. Über die in der Übersicht referenzierten Betriebsstrategien hinaus, thematisieren folgende Publikationen die Optimierung der Betriebsstrategie für die Anwendungen PV Stromspeicher [23; 250–257], Peak Shaving [256], Microgrid [258] und deutsche PCR [206; 207; 259; 260]. Die deutsche PCR Betriebsstrategien sind auch für Belgien, Niederlande, Frankreich, Schweiz und Österreich gültig [266]. Die Veröffentlichungen [261–264] thematisieren im Speziellen die Optimierung der Betriebsstrategie in stationären Anwendungen nach Lebensdauer.

Schließlich erfolgt erstmals eine ausführliche Auswertung und Vereinfachung auf miteinander charakteristisch ähnliche Anwendungen auf Basis des Lastprofils und der resultierenden Systemantwort. So lassen sich stationäre Anwendungen schließlich in verschiedene Kategorien in Tabelle 4.11 unterteilen. Ausgangsbasis sind die in der Arbeit untersuchten Anwendungen PV Stromspeicher, Peak Shaving, PCR, Multi-Use und UPS. Weitere hier nicht näher untersuchte Anwendungen [11; 173; 236; 267–269]

ergänzen die Übersicht, u.a. die Anwendung als Pufferspeicher für Schnellladesäulen in der kürzlich erschienenen Arbeit von Casals et al. [269]. Die Zuordnung der weiteren Anwendungen basiert auf Bewertung unterschiedlicher Lastprofile und Untersuchungen aus der Literatur. Die Anwendungen der gleichen Kategorie stimmen hinsichtlich der betrachteten Betriebsgrößen überein. Demnach ist auch die resultierende Alterungsrate und damit die prognostizierte Lebensdauer bei diesen Anwendungen gleich.

Tabelle 4.11: Abgeleitete Zuordnung charakteristisch ähnlicher stationärer Anwendungen. Auf Basis der Zuordnung nach Betriebsweise wird eine ähnliche Alterungsrate schlussgefolgert. Zuordnung oben nicht untersuchter Anwendungen basiert auf Bewertung unterschiedlicher Lastprofile und Untersuchungen aus der Literatur [11; 173; 236; 267–269].

Anwendungen mit hohem Leistungsbezug und hoher Betriebsdauer	Anwendungen mit hohem Leistungsbezug und geringer Betriebsdauer	Anwendungen mit kontinuierlich geringer Last	Anwendungen mit distinktivem Ereignis
<ul style="list-style-type: none"> • PV Strompeicher • Integration Erneuerbarer (Windenergie) • Pufferspeicher Ladesäule • UPS im Inselbetrieb • Arbitrage (Kontinuierlicher Intraday, Intraday 15min-Auktion) 	<ul style="list-style-type: none"> • Peak Shaving • Sekundärregelung (SCR) • Arbitrage (Day-Ahead Auktion) 	<ul style="list-style-type: none"> • PCR • Multi-Use mit vorrangig PCR 	<ul style="list-style-type: none"> • UPS im Netzbetrieb (Backup) • Schwarzstart

5 Matching Verfahren zur Alterungsbewertung und Battery 2nd Life Zuordnung

Das nächste Kapitel vereint die Inhalte aus Kapitel 2, 3 und 4 und kombiniert damit die Nutzung des Fahrzeugspeichers im First Life mit der Weiterverwendung im Second Life. Zunächst wird im folgenden Abschnitt die Data Mining Methodik aus Kapitel 3 mittels den Erkenntnissen über Zellalterung aus Kapitel 2 zu einem *gewichteten Clustering Verfahren* weiterentwickelt. Ein wesentlicher Bestandteil des gewichteten Clustering Verfahrens ist die als nächstes vorgestellte Alterungsbewertung.

5.1 Alterungsbewertung

Im Allgemeinen ist es schwierig, Erkenntnisse zu verschiedenen festgestellten Alterungsphänomenen aus der Literatur direkt auf das Alterungsverhalten einer vorliegenden Zelle zu übertragen. Das liegt mitunter daran, dass Alterung direkt mit der Zellchemie zusammenhängt [35]. Des Weiteren beeinflussen neben Aktivmaterial und Elektrolytzusammensetzung auch Elektrodendesign, Fertigungsqualität sowie Verunreinigungen die Alterungsgeschwindigkeit und resultierende Lebensdauer entscheidend [35; 141; 270]. Stand der Technik ist ausführliche Zellmessungen durchzuführen, um kalendarisches und zyklisches Alterungsverhalten bei unterschiedlichsten Bedingungen abschätzen zu können. Auf diese Weise können die Einflussfaktoren Temperatur, durchschnittlicher SOC und Lade- / Entladerate auf die Ermüdung beleuchtet werden [35; 39; 40]. Die Untersuchungsergebnisse lassen sich schließlich in Alterungsmodelle implementieren um eine resultierende Degradation pro Zeit oder pro Ladungsdurchsatz errechnen zu können.

Als Nächstes wird eine neue Methode der Alterungsbewertung auf Basis von Zellmessungen vorgestellt. Es sind die gleichen Zellmessungen, die dem semi-empirischen Alterungsmodell als Grundlage dienen. Die kalendarischen Messergebnisse werden entsprechend Tabelle 5.1 in durchschnittliche Kapazitätsänderungen in Prozent pro Jahr umgerechnet. Bei gleichem Vorgehen ergeben sich die Werte für die durchschnittliche Kapazitätsabnahme bei 60 °C. Die 60 °C-Testmatrix ist größer als für die restlichen Temperaturen 10–50 °C. Für die zyklischen Messreihen wird in Tabelle 5.2 die durchschnittliche Kapazitätsänderung pro Kiloamperestunde (kAh) angegeben. Die Umrechnung in Kapazitätsänderung in Prozent pro Jahr oder kAh ermöglicht eine alterungsabhängige Vergleichbarkeit über alle gemessenen Zustände hinweg. Die resultierenden aufgespannten Alterungsbewertungsmatrizen berücksichtigen den Einfluss von SOC, Temperatur und indirekt Zeit (kalendarische Bewertungsmatrix) sowie Temperatur, Stromrate und indirekt Ladungsdurchsatz (zyklische Bewertungsmatrix). Die angegebene durchschnittliche Kapazitätsabnahme bezieht sich in den Tabellen 5.1 und 5.2 auf 100 % SOH. Zur Berücksichtigung der Pfadabhängigkeit wird für jede Alterungsberechnung die jeweilige SOH-abhängige kalendarische und zyklische Bewertungsmatrix herangezogen. Das bedeutet, dass jeder Schädigungswert für jede Alterungsberechnung abhängig vom aktuellen SOH neu berechnet wird (Spline-Interpolation bei nicht gegebenen Messpunkten).

Tabelle 5.1: Durchschnittliche Kapazitätsabnahme in Prozent pro Jahr der kalendarischen Messreihen bei jeweils 10 °C, 25 °C, 33 °C, 40 °C, 50 °C und 60 °C und konstantem SOC bei jeweils 20 %, 30 %, 40 %, 50 %, 60 %, 70 %, 80 %, 90 % und 100 % SOC als kalendarische Bewertungsmatrix. Diese kalendarischen Schädigungswerte $S_{cal,i}$ beziehen sich hier beispielhaft auf 100 % SOH und dienen der folgenden Formel 5.1 als Input.

∅-Kapazitätsabnahme (%/a)	10 °C	25 °C	33 °C	40 °C	50 °C	60 °C
20 % SOC	0,72	1,15	1,63	3,37	7,81	11,28
30 % SOC	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	36,38
40 % SOC	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	58,18
50 % SOC	2,28	4,86	10,02	17,68	47,76	59,32
60 % SOC	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	55,23
70 % SOC	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	27,72
80 % SOC	1,81	3,04	5,86	9,23	11,42	15,69
90 % SOC	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	11,75
100 % SOC	1,69	3,07	4,43	5,85	6,59	9,96

Bei Betrachtung der kalendarischen Alterungsbewertungsmatrix wird ersichtlich, dass die Zelle insbesondere im mittleren SOC-Bereich um 40 und 50 % SOC empfindlich ist. Die Zelle weist bei solchen SOC insgesamt eine stärkere Alterung auf als bei anderen Ladezuständen. Indessen erscheint die Alterung im Vollzustand entgegen der Natur von den meisten Li-Ionen Zellen [35] günstiger und bei 20 % im Optimum. Hintergrund dafür ist, dass das Alterungsverhalten allgemein vom elektrochemischen Potential und damit vom SOC abhängig ist. Diese SOC-Abhängigkeit eines Kathodenmaterials kann bei Kathodenblenden, in dieser Arbeit ein NMC/LMO/NCA-Blend, zum Teil sogar gegenläufig sein. Das spezielle Mischungsverhältnis des Kathodenmaterials resultiert vermutlich in dem unüblichen Punkt maximaler Alterung, in diesem Fall in den mittleren SOC-Bereich.

Mit steigender Temperatur nimmt die Alterungsrate zu, insbesondere für Temperaturen $T > 40$ °C. Der Alterungseffekt folgt der Arrheniusgleichung, einer Exponentialfunktion, d.h. hohe Temperaturen tragen überproportional zur Alterung bei. Dennoch nimmt die Alterungsrate entgegen der RGT- bzw. Van 't Hoff'schen Faustregel [271] bei Temperaturen $T > 40$ °C stärker als gewohnt zu. Die Regel besagt bei Temperaturerhöhung von 10 K, verdoppelt sich etwa die Reaktionsgeschwindigkeit. Der sog. Q10-Wert ist bei Betrachtung der 40 und 50 °C-Werte hier sogar höher. Dies ist wahrscheinlich auf die chemische Auslösung von Mangan-Spinell im Elektrolyten zurückzuführen. Folgende Publikationen [48–50; 105–108; 272–279] beleuchten diesen Alterungseffekt näher. Mangan Spezies der Kathode lösen sich hierbei aus und migrieren zur Anode [279]. Darüber hinaus verhält sich der Alterungsverlauf näherungsweise linear für 10, 25 und 33 °C. Dieser Trend flacht ab für 40 und 50 °C. Bei 60 °C Temperatur ist die Lagerung im Vollladezustand hinsichtlich Alterung günstiger als bei 20 % SOC. Im Gegensatz dazu verschärft eine Temperaturniedrigung auf Temperaturen $T < 0$ °C eine Inaktivierung der Schichtoxide, d.h. in der Kathode ist weniger Kapazität zugänglich aufgrund von starken Überpotentialen [280].

Bei Betrachtung der zyklischen Alterungsbewertungsmatrix ist wiederum eine starke Temperaturabhängigkeit erkennbar. Zyklisierung bei erhöhten Temperaturen, von 10 °C aufwärts, resultiert für alle untersuchten Stromratenkombinationen in stärkerer Alterung aufgrund von zwei Ursachen.

Einerseits katalysieren Mangan Spezies weitere Elektrolytzersetzung und dadurch SEI Wachstum durch die oben erwähnte Manganauflösung. Andererseits bilden sich aufgrund des NCA und NCM bzw. NMC Anteils in der Kathode bei Zyklisierung bei erhöhten Temperaturen zwischen 25 – 40 °C Mikrorisse [279].

Tabelle 5.2: Durchschnittliche Kapazitätsabnahme in Prozent pro Kilo-Amperestunde-Ladungsdurchsatz der zyklischen Messreihen bei 0 °C, 10 °C, 17 °C, 25 °C und 40 °C und verschiedenen Lade-/Entladerate-Kombinationen als zyklische Bewertungsmatrix. Diese zyklischen Schädigungswerte $S_{cyc,i}$ beziehen sich hier beispielsweise auf 100 % und dienen der folgenden Formel 5.1 als Input.

∅-Kapazitätsabnahme (%/kAh)	1/3C – 1/3C	1/3C – 3C	1C – 1C	2C – 1/3C	2C – 3C
0 °C	0,046	0,065	N/A	N/A	N/A
10 °C	0,050	0,074	0,064	0,063	0,074
17 °C	0,063	0,089	0,067	0,061	0,078
25 °C	0,098	0,110	0,079	0,082	0,087
40 °C	0,314	0,284	0,186	0,201	0,173

Solche Mikrorisse und strukturelle Veränderungen der Kathode führen zu einer größeren Impedanz und einer phasenabhängig geringeren Kapazität.

Nach Post-Mortem Analysen von Lang et al. [279] spielt der Temperatureinfluss bei dem Effekt die Hauptrolle, während höhere Stromraten eine marginale Auswirkung haben. Bei den Mikrorissen geht aktives Lithium verloren. Grund hierfür ist, dass zuerst Elektrolyt in die Mikrorisse eindringt und sich dadurch neue Aktivoberflächen an der Kathode ausbilden. Teile der neu ausgebildeten Aktivoberfläche der schichtartigen Oxidteilchen reagieren wiederum mit dem Elektrolyten unter Verbrauch von Lithium aus dem Elektrolyten [102]. Dies hat eine Verschiebung der Anoden vs. Kathoden Potentialkurve zur Folge. Eine Verschiebung des Kathodenpotentials erhöht gleichzeitig die Ladeschlussspannung von Anode und Kathode. An der Kathode führt dies zu einer begünstigten Überladung und verstärkt zusätzlich den Effekt der Mikrorisse, die wiederum mit Verlust von aktiven Lithium und beschleunigter Kathodenalterung einhergehen.

Bezüglich des weniger dominanten Einflusses der Stromrate, lässt sich allgemein eine höhere Alterungsrate mit steigender Lade- und insbesondere steigender Entladerate beobachten. Grund hierfür ist, dass bei höheren Strömen und Temperaturen die Anzahl der Nebenreaktionen zunimmt. Die Alterung ist auf den Verlust von aktiven Lithium durch SEI-Wachstum bzw. Deckschichtbildung und SEI-Wiederaufbau zurückzuführen. Dies hat wiederum eine Verschiebung der Anoden vs. Kathoden Potentialkurve und dadurch eine Abnahme der Kapazität zur Folge [279].

Als Drittes verhält sich der Verlauf der Alterungsrate zunehmend flacher mit höherem Ladungsdurchsatz, wobei eine auffällig hohe Alterung zu Beginn bis etwa zu den ersten 50 kAh Ladungsdurchsatz zu erkennen ist. Grund dafür ist ein vermutlich noch nicht ganz abgeschlossener Formierungsprozess der Zelle für die ersten Zyklen [85]. Hinzu kommt der Einfluss der Entladetiefe. Er geht nicht direkt aus den Bewertungsmatrizen hervor, weil der DOD bei den zyklischen Messreihen stets 100 % ist. Durch bereitgestellte Ergebnisse aus Post-Mortem-Analysen inklusive Zellöffnung kann jedoch abgeleitet werden, dass die Entladestrombeständigkeit der Kathode mit zunehmender Ermüdung stärker abnimmt. Das bedeutet, dass die geringere Entladestrombeständigkeit bei höheren C-Raten dazu führt, dass die Kathode kapazitätslimitierend sein kann. Die größte Kapazität ist folglich bei geringen C-Raten zugänglich. Dementsprechend, je kleiner der angestrebte DOD ist, desto geringer sind die Kathodenverluste gewichtet bzw. desto geringer fällt die Kathodenermüdung auch aus [102]. Optimal für die Kathode ist also eine Zyklisierung mit möglichst geringen DOD und zugleich abseits des mittleren SOC-Bereichs.

Dennoch muss bei den obigen Aussagen über die zyklische Alterungsbewertungsmatrix beachtet werden, dass zyklische und kalendarische Alterung in den Messreihen und in der zyklischen Bewertungsmatrix

in Tabelle 5.2 überlagert sind. In diesem Zusammenhang sollte besonderes Augenmerk auf folgende Problematik gelegt werden: Die kalendarische Alterung hat aufgrund der längeren Zyklendauer bei Messreihen mit geringer Stromrate einen zunehmenden Einfluss auf die Gesamalterung.

Beim vorgestellten Alterungsmodell in Abschnitt 4.7.1 ist der kalendarische Anteil bei den zyklischen Messreihen jedoch abgezogen.

Die resultierenden Bewertungsmatrizen für kalendarische und zyklische Alterung liefern in dem folgenden Abschnitt die Basis für ein gewichtetes Clustering.

5.2 Gewichtetes Clustering

Auf Basis des Data Mining Konzepts aus Kapitel 3 wird die Clustering Methode unter Verwendung der Alterungsbewertungsmatrizen aus Abschnitt 5.1 zu einer gewichteten Clustering Methode weiterentwickelt. Ein Beispielauszug der Originaldaten, der mehrere Fahrzeugeinträge pro Fahrzeug enthält, wurde bereits in Kapitel 3.1 in Tabelle 3.1 vorgestellt. Nach dem Preprocessing ist jedes Fahrzeug zur Weiterverarbeitung nur noch einmal (letzter Fahrzeugeintrag) im Datensatz vorhanden. Die zu multiplizierenden Gewichtungsfaktoren aus den Matrizen ermöglichen auf diese Weise ein Clustering eines Fahrzeugs auf Basis seiner Betriebsweise relativ zum Ausmaß der Alterungsrate. Abbildung 5.1 zeigt die schematische Darstellung einer Beaufschlagung eines beispielhaften Parameters bzw. eines Clustering Attributes mit einem Gewichtungsfaktor nach vorangegangener Normierung der Häufigkeitsverteilung bezogen auf die Gesamtzeit des jeweiligen Fahrzeugs. Der zu multiplizierende Gewichtungsfaktor richtet sich nach dem Ausmaß der Schädigung, also eine durch den Zustand hervorgerufene durchschnittliche Kapazitätsänderung.

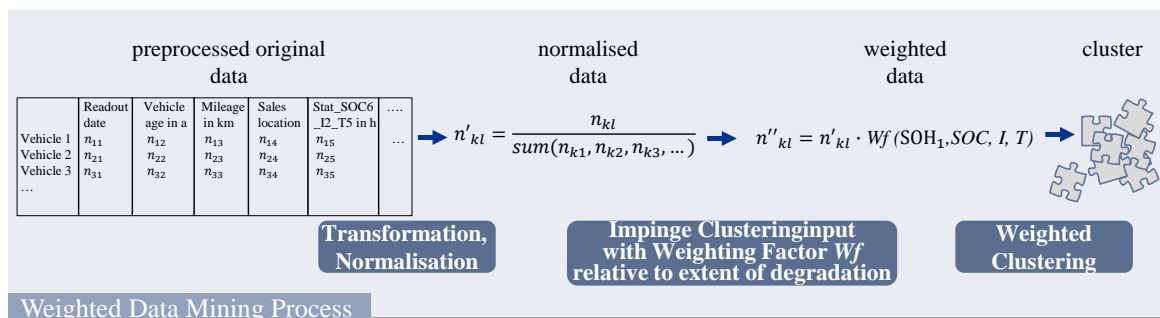


Abbildung 5.1: Schematische Darstellung des Weighted Data Mining Prozesses inklusive der Beaufschlagung eines Parameters bzw. Attributs n mit einem Gewichtungsfaktor Wf (siehe Formel 5.1) relativ zum Ausmaß der hervorgerufenen durchschnittlichen Kapazitätsänderung zu einem gewichteten Attribut n'' .

Der Gewichtungsfaktor Wf berechnet sich nach folgender Formel 5.1 und berücksichtigt die Bedeutung eines Attributs für die resultierende Alterung.

$$Wf(SOH_1, SOC, I, T) = w_{\text{ageing/normal}} \cdot w_{\text{op/no op}} \cdot \frac{\frac{w_{\text{cal}} \cdot S_{\text{cal}, j}}{\max_j |S_{\text{cal}, j}|} + \frac{w_{\text{cyc}} \cdot S_{\text{cyc}, j}}{\max_j |S_{\text{cyc}, j}|}}{\max \left(\frac{w_{\text{cal}} \cdot S_{\text{cal}, j}}{\max_j |S_{\text{cal}, j}|} + \frac{w_{\text{cyc}} \cdot S_{\text{cyc}, j}}{\max_j |S_{\text{cyc}, j}|} \right)} \quad (5.1)$$

Er berechnet sich aus den errechneten Schädigungswerten $S_{\text{cal}, j}$ und $S_{\text{cyc}, j}$ der Alterungsbewertungsmatrizen aus Abschnitt 5.1 und mehreren verschiedenen Gewichtungen. Durch die Gewichtungen wird berücksichtigt wie relevant der kalendarische Anteil (w_{cal}), der zyklische Anteil (w_{cyc}), die Zeit in Betrieb bzw. Standbyzeit ($w_{\text{op/no op}}$) für das nachfolgende Clustering ist. Die Gewichtung $w_{\text{ageing/normal}}$ bewertet außerdem, ob es sich bei dem Attribut um einen Parameter handelt, der direkten Einfluss wie ein dreidimensionales Histogramm `Stat_SOC6_I2_T5` oder indirekten Einfluss auf die Alterungsrate hat, beispielsweise der kumulierte Ladungsdurchsatz.

So werden Attribute mit direktem Alterungseinfluss ($w_{\text{ageing}} = 1,00$) im Vergleich zu Attributen mit indirekten Einfluss ($w_{\text{normal}} = 0,5$) doppelt gewertet. Einfach gewertet werden alle verbleibend selektierten Attribute, die kein dreidimensionales Histogramm sind und nicht die Standzeit abbilden. Dazu gehören beispielsweise entkoppelte Dauer in einer Stromklasse, kumulierte Ladung für Ladevorgänge und kumulierte Ladung für Entladevorgänge. Die Gewichtung $w_{\text{no op}} = 0,95$ im Vergleich zu $w_{\text{op}} = 0,05$ bezweckt ein Clustering mit stärkerem Fokus auf die verbrachte Zeit im Standby, da die Standzeit im Schnitt bis zu 95 % der Gesamtzeit beträgt. Außerdem liegt der Schwerpunkt auf den Attributen, die eine hohe kalendarische Alterung hervorrufen, da bei den meisten Fahrzeugen der Anteil an kalendarischer Alterung etwa 88 % im Vergleich zu 12 % Anteil zyklischer Alterung beträgt. Die berechneten Werte der Einzelgewichtungen sind schließlich wie bei Formel 5.1 auf den jeweiligen Maximalwert bezogen, um einen Gewichtungsfaktor Wf im Bereich zwischen Null und Eins zum Schluss zu erhalten. Wie bei der Superposition von kalendarischer und zyklischer Alterung, werden die Werte für kalendarische und zyklische Gewichtung aufsummiert.

Tabelle 5.3: Durchschnittswerte auf Basis einer Statistik von 100 Fahrzeugen über den Anteil an verbrachter Zeit im Standby und in Betrieb, Anteil der kalendarischen und zyklischen Alterung sowie Gewichtung abhängig davon, ob es sich um ein Attribut mit direkten Alterungseinfluss handelt.

Variable	Gewichtung	Beschreibung
w_{ageing}	1,00	Attribut wirkt sich direkt auf die Alterung aus und wird mit 1,0 gewichtet
w_{normal}	0,50	Attribut wirkt sich indirekt auf die Alterung aus und wird mit 0,5 gewichtet
w_{op}	0,05	Durchschnittlicher Zeitanteil im Betrieb
$w_{\text{no op}}$	0,95	Durchschnittlicher Zeitanteil im Standby
w_{cal}	0,88	Durchschnittlicher Anteil kalendarischer Alterung
w_{cyc}	0,12	Durchschnittlicher Anteil zyklischer Alterung

Der resultierende Gewichtungsfaktor Wf aus Schädigungswerten und unterschiedlichen Gewichtungen wird auf die Attribute beaufschlagt, die dem Clustering als Input dienen. Als Nächstes wird das gleiche K-Means Clustering Verfahren wie aus Kapitel 3 mit den gewichteten Attribute beim gewichteten Clustering durchgeführt. Der Gesamtdatensatz, also die Menge aller Fahrzeuge, verteilt sich wie in Abbildung 5.2 auf die einzelnen Cluster bzw. Teilmengen auf. Im Vergleich zu dem Verteilungsgraph aus Abbildung 3.19 mit nicht gewichteten Clustering sind einige Clusterbezeichnungen vertauscht, beispielsweise Cluster 6 und Cluster 2. Grund hierfür ist, dass der K-Means Algorithmus zu Beginn alle

Objekte den einzelnen Clustern zuordnet. Die Verteilung in die sieben Cluster bleibt jedoch größtmäßig erhalten. Aus Gründen der Vergleichbarkeit und zwecks leichter Kombination von Fahrertypen und resultierender Alterung sind die allozierten Fahrertypen aus Abbildung 3.12 – 3.18 nach der Logik des gewichteten Clusterings in Cluster 0 – 6 umbenannt. Die Graphen jedoch verändern sich nicht.

Es verringert sich der Silhouettenkoeffizient des Gesamtdatensatzes im Vergleich zum nicht gewichteten Clustering von 0,209 auf 0,178. Die Werte für die durchschnittlichen Silhouettenkoeffizienten sind in Tabelle 5.4 abgebildet. Der Güteverteilung sowie die zahlenmäßige Verteilung der Fahrzeuge in die sieben Cluster bleibt aber weitgehend erhalten. Lediglich einige Clusterbezeichnungen bzw. Nummerierungen sind vertauscht. Das Cluster mit dem niedrigsten Silhouettenwert verbessert sich indessen von 0,030 auf 0,056 im Vergleich zum nicht gewichteten Clustering. Doch die marginale Veränderung des Silhouettenkoeffizienten deutet darauf hin, dass Alterung nicht vollständig durch die herangezogenen Parameter bzw. Attribute abgebildet werden kann. Das Kollektiv an Alterungseffekten und deren Auswirkung ist eventuell zu komplex und kann durch die untersuchten Parameter nicht ganzheitlich dargestellt werden. Das liegt einerseits daran, dass z.B. die Erhöhung des Innenwiderstands nicht inkludiert ist. Andererseits ist die direkte Ermüdung von Bestandteilen wie Verlust von aktiven Lithium, Kathodenmaterial und Anodenmaterial nur durch direkte Messmethoden wie Post-Mortem-Analysen ermittelbar.

Tabelle 5.4: Durchschnittswerte des Silhouettenkoeffizienten beim nicht gewichteten Clustering aus Kapitel 3 im Vergleich mit gewichteten Clustering.

	nicht gewichtet	gewichtet
\emptyset Silhouettenkoeffizient Gesamtdatensatz	0,209	0,178
\emptyset Silhouettenkoeffizient Cluster 0	0,170	0,129
\emptyset Silhouettenkoeffizient Cluster 1	0,030	0,056
\emptyset Silhouettenkoeffizient Cluster 2	0,957	0,951
\emptyset Silhouettenkoeffizient Cluster 3	0,311	0,196
\emptyset Silhouettenkoeffizient Cluster 4	0,242	0,176
\emptyset Silhouettenkoeffizient Cluster 5	0,348	0,360
\emptyset Silhouettenkoeffizient Cluster 6	0,217	0,132

Mit den in Abbildung 5.2 dargestellten Teilmengendatensätzen bzw. Gruppen von ähnlichen Fahrzeugen, die in einem Cluster zusammengefasst sind, wird im Folgenden weitergearbeitet. Für jeweils zehn Fahrzeuge einer Teilmenge wird mittels des semi-empirischen Alterungsmodells aus Abschnitt 4.7.1 die aufgetretene Degradation abgeschätzt. Dies geschieht durch Überführung der Histogramm Daten jedes Fahrzeugs in eine resultierende Kapazitätsabnahme. Die Histogramm Daten enthalten Informationen über die Dauer in den möglichen Zustandsräumen aus Abbildung 3.1 während Stand- und Fahrt- bzw. Ladezeit. Die zehn Fahrzeuge eines Clusters werden vom ersten Eintrag beginnend nach jedem zehnten Fahrzeug zufällig ausgewählt. Die Alterungsberechnung wird zusätzlich für alle weiteren Zeiteinträge eines Fahrzeugs durchgeführt, wobei die Anzahl der Histogrammeinträge stark variiert. Besonders viele Fahrzeuge werden zum Beispiel bereits während dem Preprocessing aussortiert, weil die Aufzeichnung für die dreidimensionale Histogrammbelegung nicht erfolgreich war.

Die Alterung wird bei jedem der zehn Fahrzeuge für alle geloggten Zeiteinträge berechnet. Die Ergebnisse von Cluster 0 bis Cluster 6 sind in Abbildung 5.3 in verschiedenen Farben dargestellt. Auf der Abszisse ist der kumulierte Ladungsdurchsatz in Kiloamperstunden aufgetragen, während auf der Ordinate die berechnete Gesamtalterung dargestellt ist. Insgesamt ist eine klare Trennung der Cluster hier nur schwer ablesbar. Dies liegt zum Teil an einer erkennbar starken Streuung des Alterungsverhaltens bei

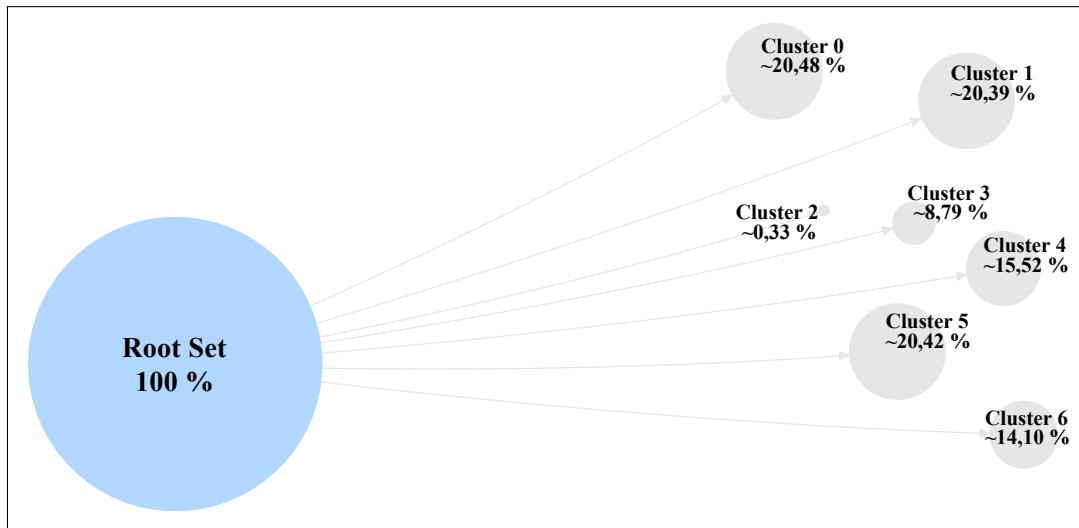


Abbildung 5.2: Aufteilung des Gesamtdatensatzes in die einzelnen Cluster bzw. Teilmengen bestehend aus unterschiedlich vielen Fahrzeugen.

Cluster 1, 3 und 5. Aus diesem Grund liefern linear interpolierte Trendlinien für jeweils ein Cluster unten rechts in Abbildung 5.3 das Ausmaß der Alterung für die in Abschnitt 3.4 allozierten Fahrertypen und Batteriebetriebsweisen. Durch Modellierung der einfachen linearen Regression für die verschiedenen Cluster ist eine Abgrenzung zwischen den Clustern erkennbar.

Die durch das Fahrverhalten eines Clusters hervorgerufene Alterung wird in Abbildung 5.4 näher untersucht. Hierfür wird ein Fahrzeug mit möglichst vielen Fahrzeugeinträgen zufällig ausgewählt, mindestens aber mit 50 Fahrzeugeinträgen. Die geplottete Fahrzeugspeicheralterung soll repräsentativ für die ermittelten Fahrertypen aus Abschnitt 3.4 stehen. Kalendarische (Punkte) und kumulierte (Asterisk) Alterung sind dabei gegenüber dem Ladungsdurchsatz aufgetragen. Es können vereinzelt Sprünge, beispielsweise bei Cluster 0, im Alterungsverlauf festgestellt werden. Sie sind auf längere Standzeiten in denen das Fahrzeug nicht bewegt wird, zurückzuführen. Der Grad der Ermüdung bzw. die unterschiedliche Alterungsrate ist im Folgenden beschrieben. Hierfür werden die Cluster der Höhe ihrer Alterungsrate nach in die Aufstellung i) – vii) sortiert.

Es ist für Cluster 2, 3 und 5 eine in etwa gleiche Alterungsrate beobachtbar. Das bedeutet, die hervorgerufene Alterung sowie der Alterungsverlauf bei den folgenden allozierten Fahrertypen ist bis zu 40 kWh etwa gleich. Sie weisen die geringste Alterungsrate im Vergleich zu den anderen Clustern auf und sind in den Stufen i) – iii) nach Alterungsrate aufgezählt:

i) Cluster 2:

Dynamischer Fahrer, der in einem kühl gemäßigten Klima teilweise auf Schnellstraßen fährt und den Fahrzeugspeicher meistens in der oberen SOC-Hälfte zyklisiert,

ii) Cluster 3:

Dynamischer Fahrer, der auf Schnellstraßen fährt und in Ländern mit mitteleuropäischem Seeklima unterwegs ist. Dieser Fahrertyp lädt ständig sein Fahrzeug nach, vermutlich wegen Reichweitenangst oder einer schlecht ausgebauten Ladeinfrastruktur,

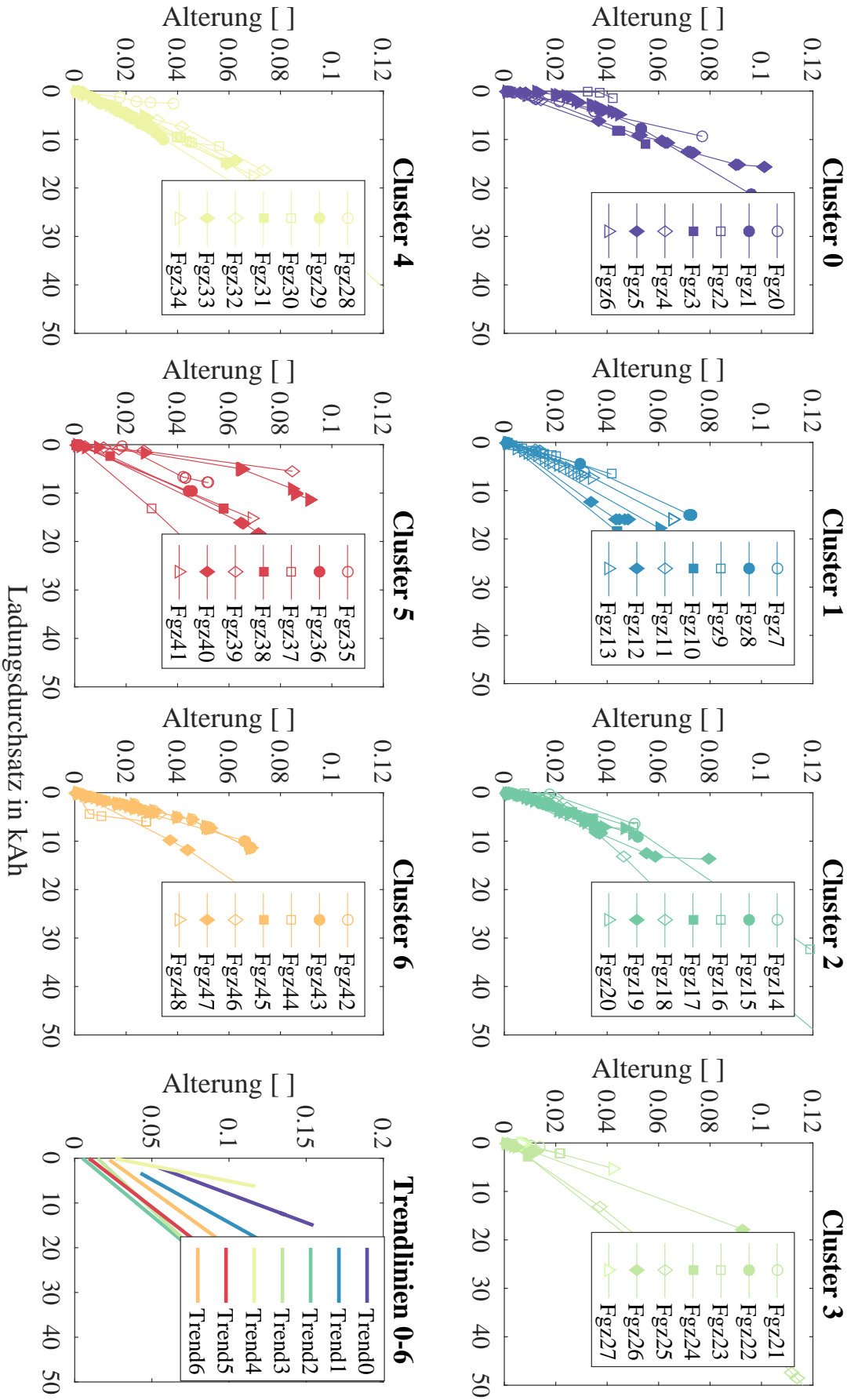


Abbildung 5.3: Hervorgehobene Alterung aufgetragen gegenüber des kumulierten Ladungsdurchsatzes von sieben zufällig ausgewählten Fahrzeugen für Cluster 0 – 6. Der Graph unten rechts enthält zusätzlich die linear interpolierte Regressionslinie jedes Clusters.

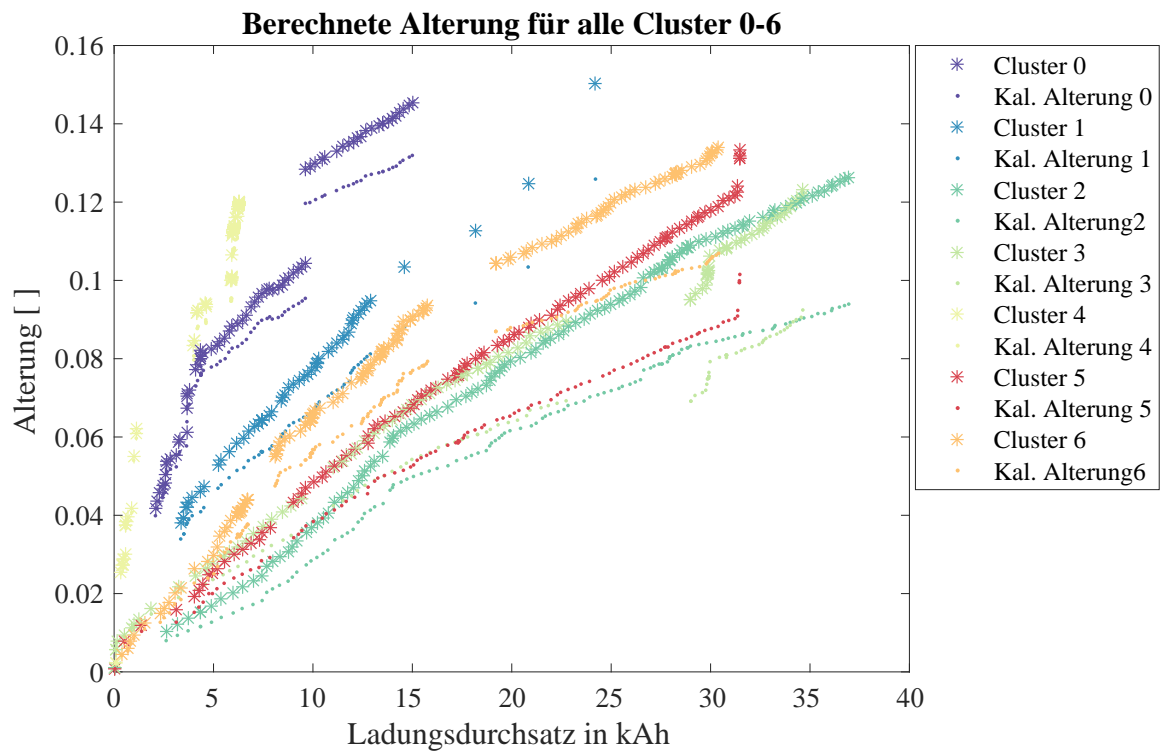


Abbildung 5.4: Alterungsrate (Ordinate) gegenüber Ladungsdurchsatz (Abszisse) in kWh eines repräsentativen Fahrzeugs aus den Clustern 0 bis 6. Aufgetragen ist die kalendarische Alterung (Punkte) sowie die Gesamalterung (Asterisk), die sowohl kalendarische als auch zyklische Alterung enthält.

iii) Cluster 5:

Pendler mit entspannter Fahrweise, der in einem gemäßigten Klima wie beispielsweise in Europa fährt und den SOC nicht auf geringe Werte sinken lässt. Dieser Fahrer verwendet kaum Schnellstraßen wie Autobahn oder Landstraße.

Diese Fahrertypen halten sich zumeist in alterungsunkritischen Zuständen auf, bzw. solche Fahrzeugbatterien unterliegen die meiste Zeit weniger stressigen Bedingungen. Die Entladeraten sind beispielsweise kleiner 1,5C und es werden vor allem nur mäßige Temperaturen im Speicher festgestellt. Insbesondere die Temperatur, die eine der alterungstreibenden Einflussfaktoren ist, ist bei diesen Fahrertypen moderater als bei den folgenden Fahrertypen. Sie beträgt für die Fahrertypen mit Stufe i) – iii) im Stand meistens 0 – 20 °C.

Cluster 5 bzw. Stufe iii) weist eine leicht höhere Alterung als Cluster 2 und 3 auf. Der Hauptgrund hierfür ist, dass die Temperatur im Vergleich zu Cluster 2 und 3 höher ist und der Ladezustand im ungünstigen mittleren SOC-Bereich liegt. Die Temperatur liegt während der Betriebs- und Standzeiten bei über 20 °C.

Bezüglich ausgeprägteren Ermüdungserscheinungen bzw. höherer Alterungsrate folgen auf i) – iii) Cluster 6, 1, 0 und 4 in dieser Reihenfolge in den Stufen iv) – vii).

Cluster 6 in Stufe iv) hat noch mehr Betriebszeit und Standzeit bei Temperaturen zwischen 20 – 25 °C als das vorangehende in Stufe iv), gut ablesbar an den Temperaturbalkendiagrammen in Abbildung 3.17 in Kapitel 3 auf der rechten Seite.

Es folgt Cluster 1 in Stufe v) mit vereinzelt vorkommenden Speichertemperaturen im Bereich 35 °C – 40 °C und 40 °C – 45 °C im Stand. Die restlichen 90 % der Standzeit beträgt die Temperatur zwischen 10 °C – 35 °C. Die Entladerate ist mittelgroß bis zu 1,5C und der Ladezustand befindet sich meist im unkritischen hohen SOC-Bereich, bei 80 – 100 % SOC.

Im Vergleich dazu ist die Alterungsrate von Cluster 0 in Stufe vi) um etwa 2 % SOH-Unterschied höher als bei Stufe vi), obwohl das Temperaturbalkendiagramm leicht in Richtung kühlerer Temperaturen versetzt ist. Auch die Entladerate ist meistens geringer mit bis zu 1C. Grund für die höhere Alterungsrate sind erstens tiefere Zyklen, beobachtbar in dem dreidimensionalen Graphen links und der zweidimensionalen Heatmap unten in Abbildung 3.12. Zweitens kommt die Zyklisierung vor allem im kritischen mittleren SOC-Bereich zwischen 40 – 60 % vor. Bereits bei 25 °C Lagerung ist die Alterung im Vergleich zu 20 % SOC um das 2,6-fache bei 80 % SOC und um das 4,2-fache bei 50 % SOC höher.

Demnach verbleibt Cluster 4 in Stufe vii) mit der höchsten Alterungsrate. Solche Fahrzeuge unterliegen den schädlichsten Bedingungen. Grund hierfür sind sehr tiefe Zyklen (10 – 100 %) inklusive Standzeiten bei mittlerem SOC und Speichertemperaturen bis zu 35 °C. Hinzu kommen die bisher höchsten Entladeraten von bis zu 2,5C. Es wird vermutet, dass vor allem ein Verlust an aktiven Lithium zum Kapazitätsverlust beiträgt. Das bedeutet, dass die zwischen Kathode und Anode beim Laden bzw. Entladen ausgetauschte Menge an Lithium mit fortschreitender Ermüdung eine Rolle für die Betriebsbedingungen im Second Life spielt [21]. Das zuvor aktive Lithium könnte zum Beispiel in der SEI, in inaktiven Partikeln oder durch Gradienten innerhalb von Partikeln blockiert sein.

iv) Cluster 6:

Gelegenheitsfahrer, der auf Schnellstraßen fährt und in Ländern mit europäischem Seeklima unterwegs ist. Dieser Fahrertyp reizt die Reichweite seines Fahrzeugs aus und lässt tiefe Zyklen zu.

- v) Cluster 1:
Dynamischer Fahrer, der auf Schnellstraßen in heißen Ländern sein Fahrzeug nutzt und sein Fahrzeug ständig nachlädt, vermutlich wegen Reichweitenangst und einer schlecht ausgebauten Ladeinfrastruktur.
- vi) Cluster 0:
Pendler, der wenig auf Schnellstraßen fährt und in Ländern mit warm gemäßigtes Ostseitenklima unterwegs ist. Dieser Fahrertyp lässt den SOC seines Fahrzeugs selten auf $\text{SOC} < 30\%$ sinken.
- vii) Cluster 4:
Aggressiver Fahrer, der auf Schnellstraßen und in Ländern mit europäischem Seeklima fährt. Dieser Fahrertyp reizt die Reichweite seines Fahrzeugs aus und lässt tiefe Zyklen zu.

5.3 Alterung und Ertrag von Fahrzeugspeichern im Stationärspeicherbetrieb

Einschätzungen über die wirtschaftliche Attraktivität einer Anwendung ergänzen die technischen Bewertungen jeder Anwendung aus Kapitel 4 im Folgenden. Hierfür werden die Energieflüsse mit Annahmen über die Vergütung einer Anwendung in eine Cashflow Betrachtung überführt. Die Energiefluss- und Cashflow Betrachtungen beziehen sich wieder auf den erwähnten mittelgroßen Serien-Fahrzeug-speicher mit 60 Ah und gelten für den deutschen Energiemarkt. Sie betrachten ausschließlich die positiven Cashflows, die derzeit erreicht werden können. Anfallende Kosten werden nicht betrachtet, da wesentliche Kostenpositionen nicht hinreichend genau für 20 Jahre vorhersagbar sind, beispielsweise Restwert eines Fahrzeugspeichers oder Installationskosten. Darunter fällt beispielsweise der Preis von Li-Ionen Fahrzeugspeichern in der Zukunft. Hinzu kommen Installationskosten, Wartungskosten, Kosten für den Austausch von gealterten Speichern oder von defekten Einzelkomponenten sowie laufende Betriebskosten. Insbesondere der Markt für gebrauchte Fahrzeugspeicher ist zu diesem Zeitpunkt noch nicht etabliert [11]. Entsprechend gestaltet sich die Annahme von Preisen für Second Life Speicher als extrem schwer vorhersagbar. Dies liegt zum Teil an dem noch jungen Fahrzeugspeichermarkt sowie an Batteriepreisprognosen, die teils konträre Preisentwicklungen signalisieren [11]. Die folgende wirtschaftliche Bewertung fokussiert sich daher auf die erzielbaren Gewinne, die bei einer Anwendung als kumulierte Erträge für einen Fahrzeugspeicher unter günstigen, progressiven Voraussetzungen abgeschöpft werden können.

5.3.1 Ertrag durch die Photovoltaik Stromspeicher Anwendung

Die täglichen Ersparnisse R_{savings} durch den Betrieb einer 8 kWp PV-Anlage und einem 22 kWh Stromspeicher berechnen sich aus dem Unterschied an Energiebezugskosten C_{energy} oder $C_{\text{energy,noBESS}}$ und der Einspeisevergütung $R_{\text{remunerations}}$ in € im Vergleich zum Szenario ohne Stromspeicher. Die Energiebezugskosten $C_{\text{energy}} = PP_{\text{PV}} \cdot \int_0^t P_{\text{grid-load}} dt$ ergeben sich aus dem Strompreis PP_{PV} in €/kWh und aus der vom Netz bezogenen Leistung an das BESS $P_{\text{grid-load}}$ in kW. Dies gilt analog für die Berechnung der Energiebezugskosten $C_{\text{energy,noBESS}}$ für ein System mit den gleichen technischen und wirtschaftlichen Annahmen, lediglich ohne ein BESS.

$$R_{\text{savings}} = (-C_{\text{energy}} + R_{\text{remunerations}}) - (-C_{\text{energy,noBESS}} + R_{\text{remunerations,noBESS}}) \quad (5.2)$$

Die Einsparungen während eines Jahres ergeben sich schließlich aus den aufsummierten täglichen Einsparungen. Die Jahreslast wird mit 7 MWh angenommen, was einem üblichen Verbrauch eines Gebäudes mit vier bis sechs Mietparteien entspricht [181]. Des Weiteren wird eine Einspeisevergütung von 12,20 ct. pro kWh geltend für Dachanlagen bis zu 10 kWp aus dem ersten Quartal des Jahres 2018 angenommen [184; 185]. Es wird der übliche Strompreis aus einem Sondertarif geltend für Haushalte mit < 10 MWh Jahresverbrauch angenommen. Zur Strompreisentwicklung wird ein um 4,55 % pro Jahr ansteigender Strompreis auf Basis einer linearen Extrapolation der historischen Strompreiswerte von 2004 bis 2017 herangezogen [181]. Weitere drei Strompreisszenarien werden in dem wissenschaftlichen Beitrag [26] von 2018 betrachtet. Auf diese Weise lässt sich der Einfluss unterschiedlicher Strompreisszenarien miteinander vergleichen.

5.3.2 Ertrag durch die Bereitstellung von Primärregelleistung Anwendung

In Deutschland wird die Primärreserve durch den Verbund der zentraleuropäischen Übertragungsnetzbetreiber ENTSO-E (European Network of Transmission System Operators for Electricity) wöchentlich ausgeschrieben [199]. Voraussetzung für eine Auktionsteilnahme und die Abgabe eines Angebots ist die bereits erwähnte Präqualifikation der Einheit. Hierfür ist ein Vertrag zur Teilnahme am PCR Markt mit dem jeweiligen ÜNB nötig. Vom BESS Betreiber wird in der Regel ein symmetrisches Angebotsband sowie eine Leistung inklusive Leistungspreis angeboten. Bezuschlagt werden alle Angebote die aus Sicht der ÜNBs bis zur Deckung des Regelenenergiebedarfs am wirtschaftlichsten sind [195].

Dementsprechend berechnet sich die Vergütung der Primärreserve R_{savings} aus dem Leistungspreis PP_{PCR} und der angebotenen Leistung P_{PCR} in Formel 5.3. Ein Arbeitspreis, beispielsweise wie bei der Abrechnung von PS, wird vom ÜNB nicht angeboten, da davon ausgegangen wird, dass sich positive und negative Leistung im Mittel über den Ausschreibungszeitraum ausgleichen und da sonst erhebliche Transaktionskosten anfallen würden. Für die Nachladestrategie über IDM wird bis zu 30 Minuten vor Stromzustellung Strom an der Strombörse EPEX (European Exchange) SPOT zugekauft oder verkauft [197]. Der Strom kann innerhalb von 15 Minuten ausgetauscht werden. Er geht anschließend in die Bilanz der Vergütungsrechnung mit Preisen von 2017 ein [197].

$$R_{\text{savings}} = PP_{\text{PCR}} \cdot P_{\text{PCR}} \tag{5.3}$$

Generell ist es mit Blick auf die historischen durchschnittlichen Leistungspreise in Abbildung 5.5 schwierig einen fortlaufenden Preistrend auszumachen. Der jährliche Leistungspreis zwischen den Jahren 2009 und 2017 unterliegt Schwankungen von $\pm 0,18\%$ bis zu $\pm 36,75\%$ [195]. Innerhalb 2018 sind die Schwankungen sogar zwischen $\pm 1,8\%$ und $\pm 49\%$ [195]. Insgesamt ist ein flach abnehmender Leistungspreis bei PCR anzunehmen, da in Zukunft immer mehr Mitbieter auf den Primärreserve Markt drängen und dies zu sinkenden Preisen führt [281].

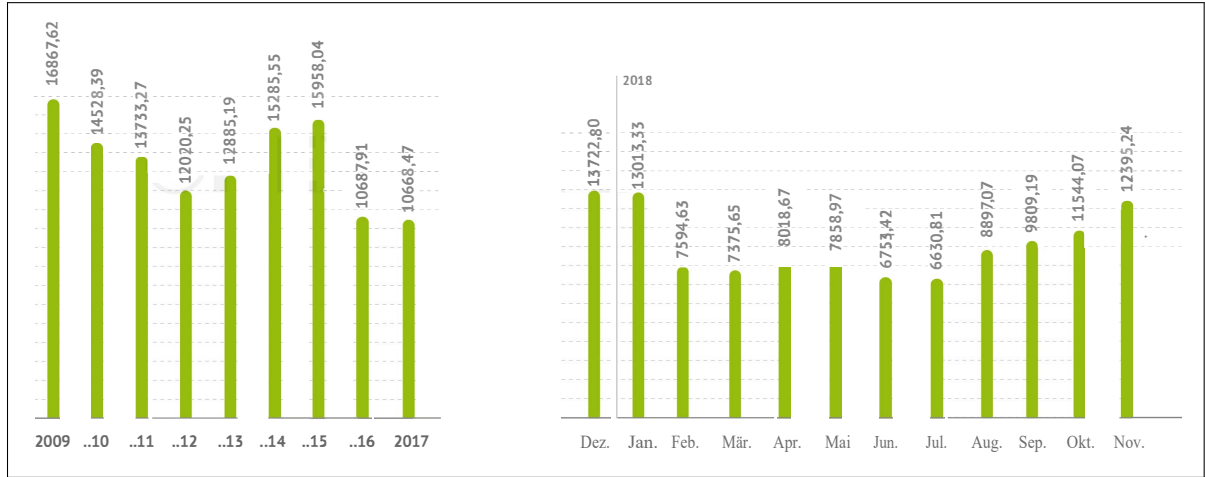


Abbildung 5.5: Trend des durchschnittlichen Leistungspreises pro Jahr in € pro MW für die Bereitstellung von Primärregelleistung in Deutschland zwischen 2009 bis 2018 [195]. Rechts sind die durchschnittlichen Leistungspreise pro Monat dargestellt. Sowohl durchschnittlicher Leistungspreis pro Monat als auch pro Jahr basieren auf durch Mittelung wöchentliche Leistungspreise.

5.3.3 Ertrag durch die Peak Shaving Anwendung

Beim Peak Shaving berechnen sich die jährlichen Einsparungen R_{savings} aus den jährlichen Entgelten, die ohne Peak Shaving bezahlt würden, abzüglich der jährlichen Entgelte mit Peak Shaving Betrieb durch ein BESS. Unterschieden wird zwischen den beiden Bepreisungsmodellen für allgemeines und individuelles Entgelt bei Betrieb in HLZ.

$$R_{\text{savings}} = (PP_{\text{PS}} \cdot P_{\text{peak,noPS}} + WP_{\text{PS}} \cdot \text{Consumption}) - (PP_{\text{PS}} \cdot P_{\text{peak,PS}} + WP_{\text{PS}} \cdot \text{Consumption}) \quad (5.4)$$

Das allgemeine Entgelt berechnet sich folgt:

$$\text{allgemeines Entgelt} = \text{Leistungspreis} \cdot \text{Jahreshöchstleistung} + \text{Arbeitspreis} \cdot \text{Jahresarbeit}. \quad (5.5)$$

Es ergibt sich aus einem Leistungspreis PP_{PS} inklusive zugehöriger Jahreshöchstleistung $P_{\text{peak,PS}}$ und dem zuvor angesprochenen Arbeitspreis WP inklusive Jahresarbeit Consumption , wobei die Einsparungen vor allem von dem geltenden Leistungspreis abhängig sind. Für die Berechnung wird der maximale, mittlere Leistungsbezug (Mittelungsintervall üblicherweise 15 Minuten) innerhalb des betrachteten Abrechnungszeitraums (z. B. ein Jahr) ermittelt und mit einem vom Energieversorgungsunternehmen vorgegebenen Faktor multipliziert [208]. Beispielsweise führt eine Lastspitze von 800 kW bei einem Leistungspreis von 60 €/kW so zu einem Leistungsentgelt von jährlich 48.000 €.

Bei der zweiten Variante, dem Peak Shaving in HLZ, berechnet sich das individuelle Entgelt zu:

$$\text{allgemeines Entgelt} = \text{Leistungspreis} \cdot \text{Höchstlast in HLZ} + \text{Arbeitspreis} \cdot \text{Jahresarbeit}, \quad (5.6)$$

wobei die Bezugsleistung innerhalb eines HLZ einen vorgegebenen Wert nicht überschreiten darf [208]. Das bedeutet, dass die maximal zulässige Leistung in diesem Fall auch höher als die Peak Shaving Grenze sein kann, sofern der höhere Leistungsbezug in den Niederlastzeiträumen (NLZ) ist. Die HLZ werden vom jeweiligen Energieversorgungsunternehmen vorgegeben. Es gilt außerdem die Bedingung,

dass das individuelle Entgelt größergleich dem 0,2-fachen allgemeinen Entgelt sein muss und die sog. Erheblichkeitsschwelle [282].

Sowohl Jahreshöchstleistung bzw. die maximal zulässige Höchstlast im HLZ und Jahresarbeit *Consumption* können sich innerhalb unterschiedlicher Peak Shaving Anwendungen stark voneinander unterscheiden, vergleichsweise stärker als bei anderen Anwendungen untereinander. Aus diesem Grund wird der Ertrag in dieser Anwendung nicht direkt mit den anderen Anwendungen verglichen. Jedoch wird die Vielfalt der Anwendung anhand einiger Varianten aufgezeigt und ein beispielhafte Kapitalertragsrechnung durchgeführt. Hierfür wird auf die mittels des Prototypen gewonnen Messdaten zurückgegriffen, um eine Größenordnung für dessen Wirtschaftlichkeit beim Peak Shaving zu erhalten.

Bezüglich Variantenvielfalt wird zunächst zwischen erzeugerseitigem und verbraucherseitigem Peak Shaving unterschieden (siehe Kapitel 4 in Abschnitt 4.4). Eine weitere Rolle spielt, für welche Art von Erzeuger oder Verbraucher Peak Shaving betrieben wird. Dabei kann es sich beispielsweise bei verbraucherseitigem PS um eine Produktionsanlage, ein Gewerbe oder ein Wohnhaus handeln. So ist die Last bei einer Produktionsanlage möglicherweise durchgängig bis in die Nacht, während ein Bürogebäude eine annähernd gaußverteilte Lastspitze um die Mittagszeit hat. Bei einem großen Wohnhaus hingegen sind morgens und abends meistens die größten Lastspitzen beobachtbar, wenn die Bewohner an Werktagen aufstehen und heimkehren [283]. Je nach Verbraucher, ist ein BESS mit unterschiedlicher Dimension für den Peak Shaving Betrieb zum Lastspitzenmanagement nötig. Dies reicht von kleinen BESS (5 – 12 kWh), über mittelgroße BESS (100 kWh), bis hin zu großen industriellen Speichern (einige MWh). Hinzu kommt die Peak Shaving Variante bei der nur die Lastspitzen in den HLZ für die Vergütung betrachtet werden. Die HLZ sind zu unterschiedlichen Uhrzeiten, abhängig von wechselnder Jahreszeit (v. a. Winter oder Frühling) sowie der Region in Deutschland bzw. zuständigem ÜNB [284]. Außerdem richtet sich der Leistungspreis nach der Spannungslage des Verbrauchers (z.B. Mittelspannung). Es wird also ersichtlich, dass sich Peak Shaving Anwendungen wirtschaftlich nur schwer vergleichen lassen.

Unter Annahme von einer Verringerung der Lastspitze von 479,44 kW auf 425,44 kW (siehe Kapitel 4 in Abschnitt 4.4.3) und einem Leistungspreis von 82 € pro kW pro Jahr aus 2019 [210] ergibt das eine Einsparung von 4.428 € pro Jahr. Grob überschlagen beträgt dies für eine angenommene Betriebszeit von 20 Jahren etwa 88.560€ Kapitalertrag bei insgesamt fünf eingesetzten Speichern. Das bedeute also 17.712 € Gewinn nach 20 Jahren pro Fahrzeugspeicher.

5.3.4 Ertrag durch die Unterbrechungsfreie Stromversorgung Anwendung

Die Bewertung und Bepreisung der Nutzung eines BESS als UPS gestaltet sich wie bei PS aufgrund der Vielfältigkeit der Anwendung ähnlich schwierig wie bei PS. UPS Anwendungen lassen sich ökonomisch schwer vergleichen bzw. sind in vielen Wegen quantifizierbar. Hinzu kommt, dass die Anwendung vordergründig zur Stromversorgungssicherheit eingesetzt wird und nicht wie sonst um bezifferbare Stromkosten zu senken. Außerdem wäre auch keine Hochrechnung des Werts auf mehrere Jahre Betriebszeit möglich, da Stromausfälle in Deutschland nur vereinzelt bis gar nicht auftreten. Die Anwendung wird deshalb genauso wie PS nicht in direkten Vergleich mit den Erträgen aus den anderen Anwendungen gestellt. Es empfiehlt sich eine Einzelbetrachtung, falls die Anwendung in Frage kommt.

Jedoch sollen die Kosten einiger Anwendungsfälle aus der Literatur im Folgenden als Richtgröße genannt

werden. Eine Studie [285] berechnet hierfür einen Wert VoLLs (Value of Lost Loads) in € pro kWh. Der Wert beschreibt den durchschnittlichen monetären Verlust eines Gewerbes oder eines Haushalts in einer Region Deutschlands pro zurückgehaltener Kilowattstunde Strom beispielsweise durch einen Stromausfall. Bei einem Gewerbe in Bayern entspräche dies 6,42 € pro kWh und bei einem Haushalt 9,50 € pro kWh. Der VoLLs-Wert berücksichtigt u.a. den Einfluss des örtlichen Gehaltsniveaus, der mittleren Arbeitsstundenzahl, die örtliche Arbeitslosenzahl und der durchschnittliche Stromverbrauch pro Kopf [285].

Für die Leistungswerte aus der Messung mit dem 50 kW Lastgang des 3D-Druckers entspricht dies bereits etwa 64,20 € und 95,00 € für den nur 12,1-minütigen Stromausfall. Allgemein lässt sich aber feststellen, dass insbesondere 3D-Drucker von Stromausfällen betroffen, da selbst ein kurzer Stromausfall die Qualität des zu fertigenden Bauteiles irreparabel und signifikant verschlechtern kann [224]. Aus diesem Grund kann der monetäre Verlust abhängig vom zu fertigenden Bauteil weitaus größer sein.

Abseits der Absicherung eines 3D-Druckers mit UPS, ist der monetäre Schaden eines Stromausfalls auch für eine ganze Stadt für die Uhrzeiten 06, 12 und 18 Uhr in der Studie [285] angegeben. Bei der Stadt München belaufen sich diese auf 7,02 Millionen, 16 Millionen und 12,78 Millionen € für einen einstündigen Stromausfall [285].

5.3.5 Ertrag durch die Multi-Use Anwendung

Für die Berechnung der Ersparnisse durch die Multi-Use Anwendung sind die gleichen Formeln 5.2 und 5.3 auf die verteilten Energieflüsse für PV Stromspeicher Anwendung, IDM und PCR anwendbar. Es werden zur Konsistenz die gleichen Preisannahmen für Einspeisevergütung, Strompreise und Leistungspreis angenommen wie für die Einzelanwendungen.

5.3.6 Vergleich von Alterung und Ertrag in den Anwendungen

Alle monatlichen Ersparnisse, die innerhalb eines Jahres in den verschiedenen Anwendungen erwirtschaftet werden, werden abschließend auf ein Jahr aufsummiert - wenn nicht die Abrechnung schon auf jährlicher Basis stattfindet. Die in der Zukunft liegenden Kapitalerträge werden mit folgender Formel 5.7 mit einem fixen Zinssatz von 4 % p.a. diskontiert. Es wird ein Inflationsrate von 2 % p.a. angesetzt. Beide Werte liegen in etwa in der Größenordnung von anderen Veröffentlichungen [286–289]. Der Realzins $i = \frac{1+Zinssatz}{1+Inflationsrate} - 1$ [290] ergibt sich dann zu 1,96 %. Die Abschreibungsdauer t ist wie die oben erwähnte Betriebsdauer auf 20 Jahre festgelegt, angelehnt an die übliche Abschreibungszeit von PV-Anlagen in Deutschland [291]. Denn für BESS fehlt bisher eine definierte Abschreibungsdauer [291]. Um zu ermitteln wie ertragreich der Fahrzeugspeicher in einer jeweiligen stationären Anwendung ist, wird die Summe aus den diskontierten jährlichen Cashflows $CF(t)$ gebildet.

$$profit = \sum_{t=years} CF(t) \cdot (1 + i)^{-t} \quad (5.7)$$

Die berechnete Ertragssumme *profit* bezogen auf die Energiekapazität eines Speichers entspricht dann den Kapitalerträgen, die ein Fahrzeugspeicher innerhalb von 20 Jahren unter Berücksichtigung von

abnehmender Kapazität durch Alterung insgesamt erwirtschaften kann. Der Wert stellt gleichzeitig den Deckungsbeitrag dar, der größer als die Summe aller Unkosten sein muss, um eine positive Rendite und einen positiven Return of Invest (ROI) zu erzielen. Unkosten können u.a. anfängliche Investitionskosten für BESS-Hardware sowie -Software sein. Hinzu kommen Installationskosten, Wartungskosten, Kosten für den Austausch von gealterten Speichern oder defekten Einzelkomponenten und laufende Betriebskosten [126].

Abbildung 5.7 zeigt schließlich das aus den Erträgen *profit* abgeleitete ökonomische Potential jeder Anwendung über die berechneten Kapitalerträge nach 20 Jahren pro Fahrzeugspeicher. Außerdem gibt die Anzahl an äquivalenten Vollzyklen erstens bezogen auf die Nennkapazität C_N und zweitens bezogen auf die EOL1-Kapazität C_{EOL1} Auskunft über die Zyklenfestigkeit. D.h. ein Fahrzeugspeicher, der mit $SOH = 80\%$ aus dem EV ausgebaut wird, könnte noch 2283 äquivalente Vollzyklen in den 20 Folgejahren im Battery Second Life schaffen, bezogen auf die 80 % Restkapazität beim Übergang von First zu Second Life. Außerdem ermöglicht die Berücksichtigung unterschiedlicher C_{EOL1} 100 %, 90 %, 80 %, 70 %, 60 % und 50 % (siehe Legende unten) die Evaluation der Fragestellung wann der Fahrzeugspeicher in eine stationäre Anwendung überführt werden soll.

Dennoch soll hier noch einmal angeführt werden, dass der Kapazitätsverlust während einer simulierten Lebensdauer von 20 Jahren abgeschätzt wird, wohl wissend, dass die verbleibende Lebensdauer des gebrauchten Speichers bei geringem Start-SOH nicht ausreichen könnte. Bei der Alterungsabschätzung wird davon ausgegangen, dass es weder zu Ausfällen auf Zell- noch auf Systemkomponentenebene über den gesamten Zeitraum kommt. Bei den Alterungssimulationen wird nichtlineare Alterung eingeschränkt berücksichtigt. Das Alterungsmodell ist nicht für $SOH < 40\%$ validiert. Es wird angenommen, dass die Stromraten und Spannungsfenster bei stationärer Anwendung weitaus geringer sind als bei Betrieb im Fahrzeug. Aufgrund dessen wird ein lineares Alterungsverhalten bei Standardbedingungen vorausgesetzt.

Abbildung 5.6 ergänzt die Betriebsanalyse in Kapitel 4 um eine dezidierte Alterungsanalyse der Fahrzeugspeicher in den verschiedenen Anwendungen. Die Methode erlaubt die Bewertung wie stark die Ermüdung in einer stationären Anwendung ist und bedient sich der Abschätzung wieviel Restkapazität dem Fahrzeugspeicher nach 20 Jahren störungsfreien stationären Betrieb verbleibt. Die Alterungsanalyse berücksichtigt wiederum unterschiedliche C_{EOL1} 100 %, 90 %, 80 %, 70 %, 60 % und 50 %. Außerdem gibt der Graph auf der rechten Seite von Abbildung 5.6 die Verteilung von kalendarischer und zyklischer Alterung wieder. Die Verteilung indiziert welche Schädigung ursächlicher für die resultierende Gesamalterung ist.

Zusammen komplettieren die Betriebsanalyse aus Kapitel 4, die Alterungsanalyse und die Zyklenfestigkeits- bzw. Ertragsanalyse eine Werkzeugkette zur Untersuchung des Betriebs von Fahrzeugspeichern in stationären Anwendungen, dargestellt in Abbildung 5.8. Die Vorgehensweisen dienen als Werkzeuge für eine umfassende Analyse des Gebrauchs im Second Life und dienen als Voraussicht wie sich ein Fahrzeugspeicher in einer der Anwendungen weiter verhalten wird. Sie beinhalten zum Beispiel u.a. die Variablen, die für eine Battery Second Life Verwendung zu untersuchen sind, falls eine neue Anwendung differenziert werden soll.

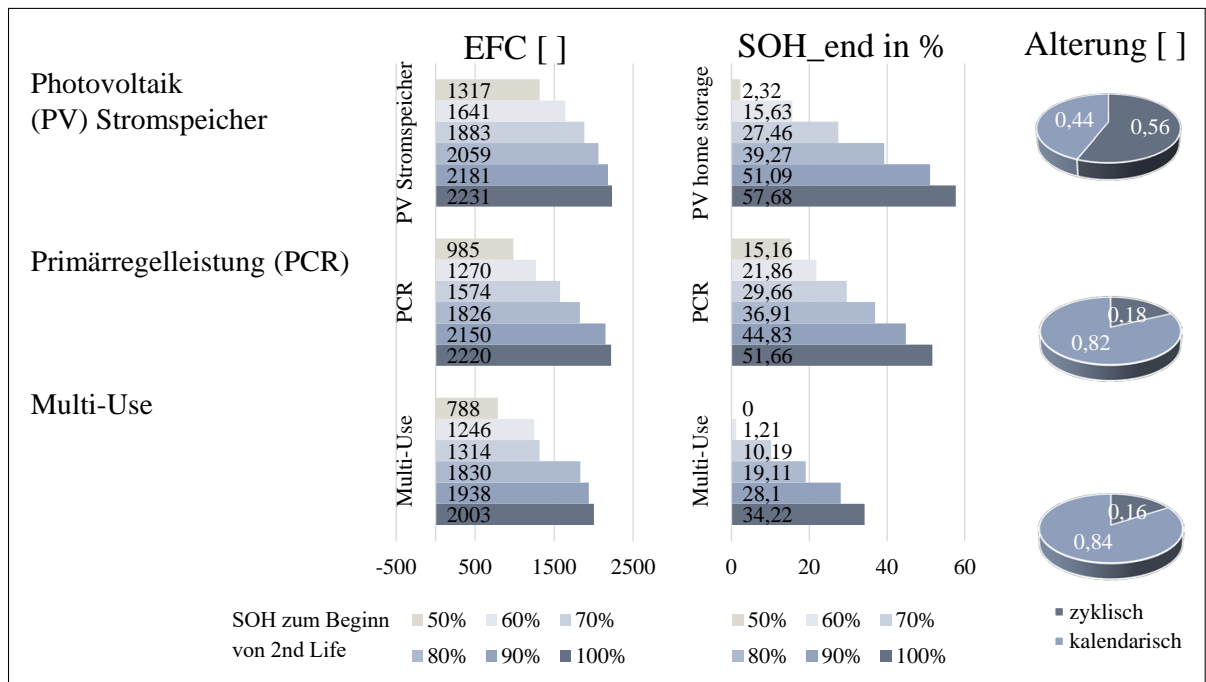


Abbildung 5.6: Vergleichende Alterungsanalyse für PV Stromspeicher, PCR und Multi-Use; enthält Anzahl an äquivalenten Vollzyklen EFC, SOH nach 20 Jahren störungsfreiem Betrieb und Anteil kalendarischer und zyklischer Alterung.

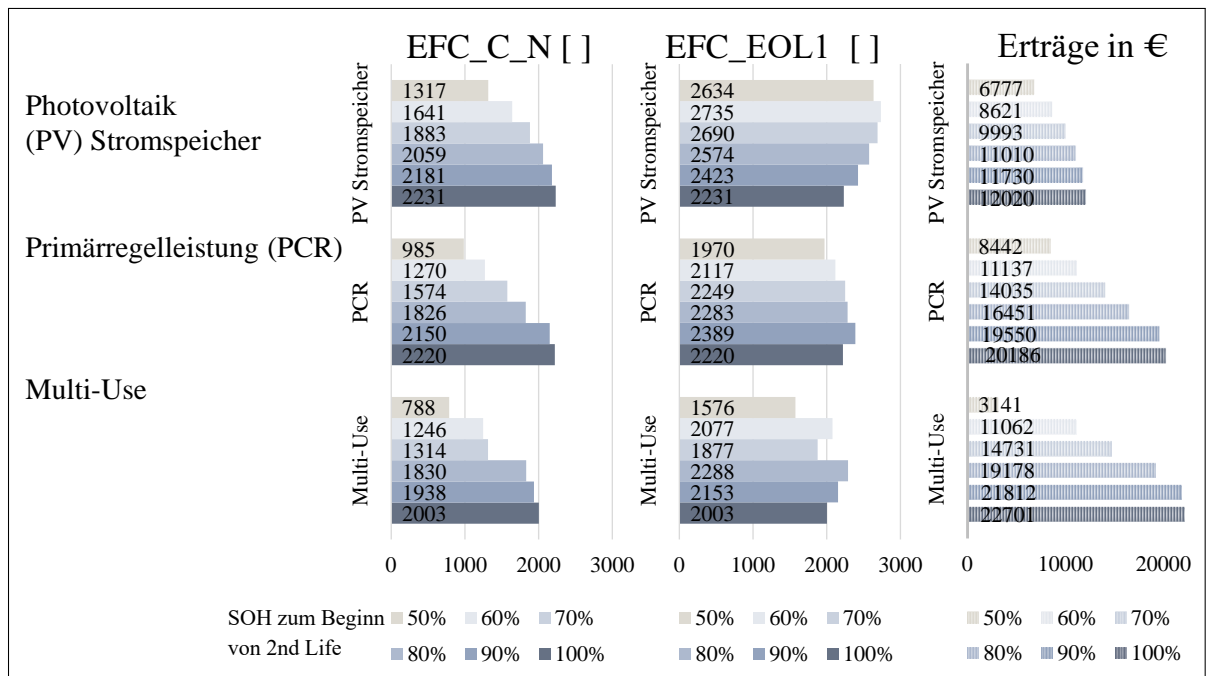


Abbildung 5.7: Vergleichende Zyklenfestigkeits- und Ertragsanalyse für PV Stromspeicher, PCR und Multi-Use; enthält Anzahl an äquivalenten Vollzyklen bezogen auf die Nennkapazität, Anzahl an äquivalenten Vollzyklen bezogen auf die EOL1-Kapazität C_{EOL1} und erwirtschaftete Kapitalerträge in € nach 20 Jahren störungsfreiem Betrieb.

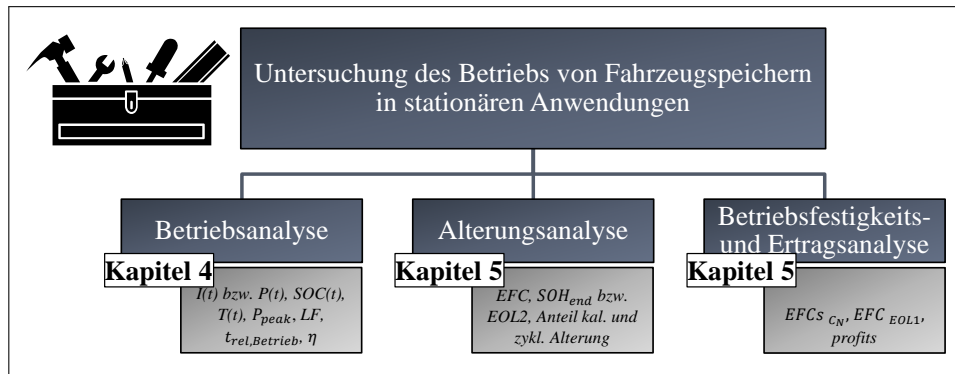


Abbildung 5.8: Werkzeugkette zur Untersuchung des Betriebs von Fahrzeugspeichern in stationären Anwendungen, bestehend aus einer Betriebsanalyse, einer Alterungsanalyse, einer Zyklenfestigkeits- und Ertragsanalyse sowie den jeweiligen zu betrachtenden Variablen.

5.4 Ermittlung der geeigneten Second Life Anwendung für einen gebrauchten Speicher

Zur Ermittlung einer geeigneten Second Life Anwendung für einen bestimmten gebrauchten Fahrzeugspeicher wird sich nun aller erarbeiteten Elemente der vorherigen Kapitel bedient. So sind neben Wissen über die Zellchemie, über das Fahrverhalten und über die Clusterzugehörigkeit auch Erfahrungswerte über das Betriebsverhalten, Alterungsverhalten und Ertragspotential (vgl. Betriebsanalyse, Alterungsanalyse und Ertragsanalyse) in den verschiedenen Second Life Anwendung zur Klassifikation relevant. Abbildung 5.9 führt diese erarbeiteten Elemente auf der linken Seite auf. Als Nächstes erfolgt eine Einstufung der Alterung auf Basis der Clusterzugehörigkeit.

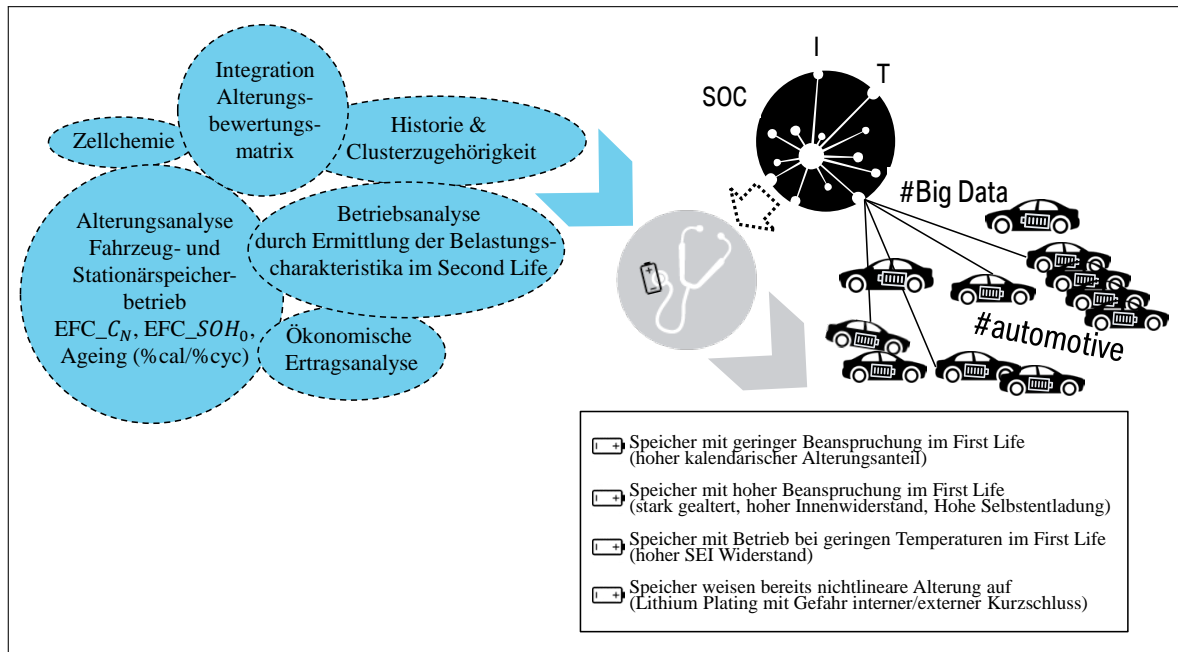


Abbildung 5.9: Einstufung gebrauchter Fahrzeugspeicher auf Basis der Clusterzugehörigkeit. Es wird sich der erarbeiteten Elementen aus den vorangegangenen Kapiteln bedient. Die Vorgehensweise ist Bestandteil der datenbasierten Batteriediagnose. Es erfolgt die Einstufung in Speicher mit geringer Beanspruchung, Speicher mit hoher Beanspruchung, Speicher mit Betrieb bei geringen Temperaturen und Speichern mit Vorschädigung, die evtl. bereits Anzeichen nichtlinearer Alterung aufweisen.

Wegen der Belastung im First Life gibt es beispielsweise Speicher mit nur geringer Beanspruchung (d.h. hier wird ein hoher kalendarischer Alterungsanteil vermutet). Dazu gehören Fahrzeuge der Cluster 2 und 5, die sich zumeist in alterungsunkritischen Zuständen aufhalten (vgl. Ergebnisse des ungewichteten Clustering in Abschnitt 5.9). Hier fallen die Stromraten gering und die Zyklen eher flach aus (z.B. geringe Ladeschlussspannung, hohe Entladeschlussspannung). Solche Fahrzeugspeicher können Anwendungen mit vergleichsweise hohem Leistungsbezug und hoher Betriebsdauer zugeordnet werden (vgl. Ergebnisse aus Betriebsanalyse in Kapitel 4). Darunter sind die Anwendungen PV Stromspeicher, Integration Erneuerbarer (z.B. von Windenergie), Pufferspeicher für (Schnell)Ladesäulen und die zwei Arten von Arbitrage mit kontinuierlichem Intraday (stündliche und viertelstündliche Produkte) und Intraday über 15-minütigen Auktionen (viertelstündliche Produkte) [197].

Weiterhin sind Fahrzeugspeicher identifizierbar, die bei vergleichsweise geringen Temperaturen betrieben werden, wie beispielsweise aus Cluster 3. Diese Fahrzeuge verbringen fast die Hälfte der Zeit bei Temperaturen zwischen 0 °C bis 10 °C. Solche Fahrzeuge neigen dazu einen erhöhten SEI-Widerstand zu haben. Es wird empfohlen die Speicher nach EOL1 in stationäre Anwendungen zu überführen, die eine geringe relative Betriebsdauer aufweisen, um die Verluste klein zu halten. Beispielsweise kommen hier Anwendungen wie Peak Shaving, SCR und Arbitrage (Variante mit Day-Ahead Auktion) [197] in Frage, die relative Betriebsdauern unter 50 % haben. Gleichzeitig ist darauf zu achten, dass die abgefragten Leistungen des Lastgangs nicht die üblichen Werte des Stationärbetriebs (max. 1C) übersteigen. Nach dem Ohmschen Gesetz soll auf diese Weise eine starke Erwärmung und damit eine beschleunigte Alterung der Speicher vermieden werden.

Als Drittes sind Speicher mit mittlerer bis hoher Beanspruchung im Fahrzeugleben registrierbar. Darunter sind Fahrzeuge aus den Clustern 1 und 6, die günstige Ladezustände im oberen SOC-Bereich, weniger tiefe Zyklen, teilweise hohe Temperaturen und mittlere Strombelastungen bis zu 1,5C aufweisen. Diese gestressten bis schwer beanspruchten Speicher eignen sich am besten für Anwendungen mit milder Weiterbelastung. Es wird empfohlen, sie anschließend lediglich für Anwendungen mit flachen Zyklen und niedriger Stromrate wie beispielsweise PCR und Multi-Use mit vorrangig PCR zu verwenden.

Als Letztes verbleiben Speicher, die während dem Fahrzeugleben den größten Belastungen ausgesetzt sind. Fahrzeuge der Cluster 0 und 4 zeigen die tiefsten Zyklen auf. Der Ladezustand befindet sich bei diesen BEVs meistens zwischen 30 – 100 % bzw. 10 – 100 % SOC. Hinzu kommt ein breites Temperaturspektrum bei Cluster 0 zwischen -10°C bis zu maximal 35°C im Stand. Die aggressiven Fahrer aus Cluster 4 erreichen sogar Stromraten bis zu 2,5C. Während der Fahrt erwärmen sich diese bis auf $27,5^{\circ}\text{C}$ auf. Bei diesen gealterten Fahrzeugspeichern ist das Risiko hoch für eine Vorschädigung durch Bildung von Lithium-Plating. Insbesondere bei Temperaturen unterhalb von 17°C und Stromraten größer 2C ist bereits bei Einzelzellmessungen nichtlineare Alterung beobachtbar. Es ist anzunehmen, dass der Verlust an aktivem Lithium den weiteren Kapazitätsverlust des Fahrzeugspeichers im Second Life bestimmen wird. Aus diesem Grund sind Betriebsbedingungen in einer Stationäranwendung, die zu weiteren Verlust von aktivem Lithium führen als kritisch zu bewerten. Die Fahrzeugspeicher sollten daher nach Möglichkeit nicht weiter verwendet werden.

Alle Fahrzeugspeicher durchlaufen eine Prüfung inklusive Spannungsmessung. Insbesondere Speicher aus Cluster 0 und 4 haben aufgrund von möglichen Vorschädigungen eine höhere Wahrscheinlichkeit die Prüftests nicht zu bestehen. Bei Ermüdung nimmt die Entladekapazität von Anode und Kathode ab, was über gestauchte Kurven des Anoden- und Kathodenpotentials feststellbar ist. Die Elektroden-Spannungsprofile verschieben sich dabei gegeneinander und die Elektrodenpartikel indizieren nach hohen Entladeraten in Rasterelektronenmikroskop-Aufnahmen eine aufgeraute Oberfläche bis hin zu starken morphologischen Veränderungen der früheren runden Partikelstruktur.

Abbildung 5.10 fasst die Einstufung der Fahrzeuge der jeweiligen Cluster 0 – 6 aus Kapitel 3 zusammen. Das veranschaulichte Matching, also eine Auswahl des passenden Second Life Anwendungstyps auf Basis von Historie und Alterung ist Teil eines abgeleiteten Matching Konzepts, das im Folgenden vorgestellt wird.

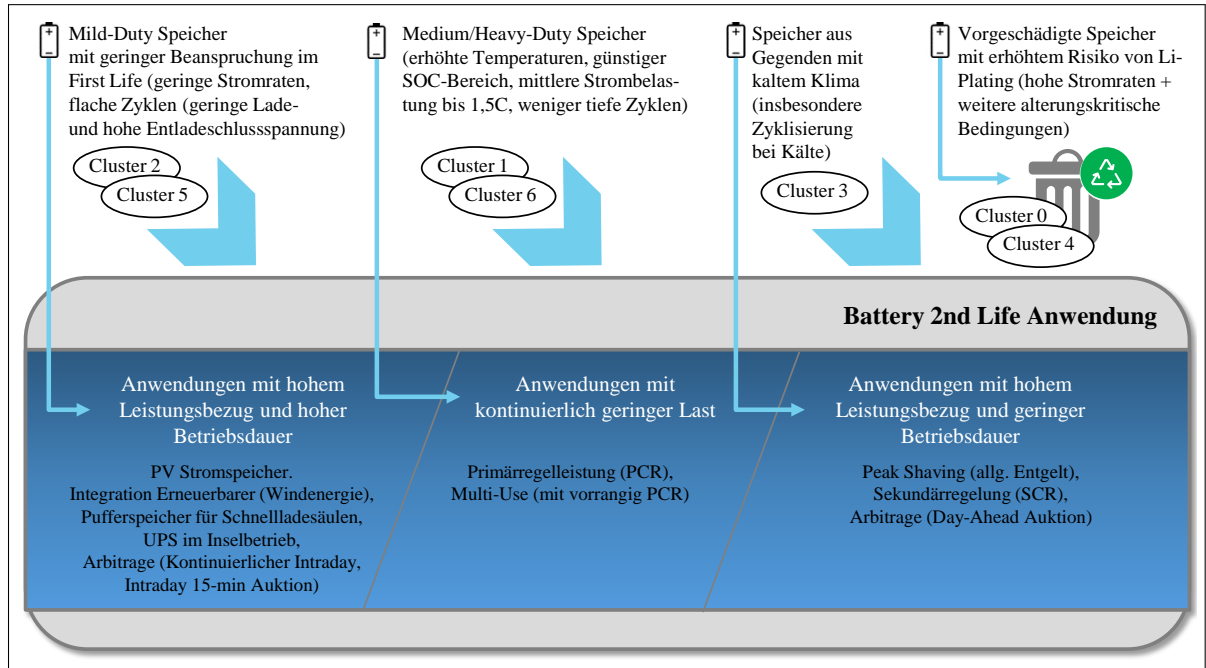


Abbildung 5.10: Einstufung der Fahrzeugspeicher nach Schweregrad der im 1st Life hervorgerufenen Ermüdung und Matching von Speicher und Anwendungstyp bzw. Auswahl des passenden Second Life Anwendungstyps für einen gebrauchten Speicher. Die Zuordnung berücksichtigt die Ergebnisse aus Tabelle 4.11 in Kapitel 4. Das Matching ist Teil des dreistufigen Konzepts zur Ermittlung der geeigneten 2nd Life Anwendung.

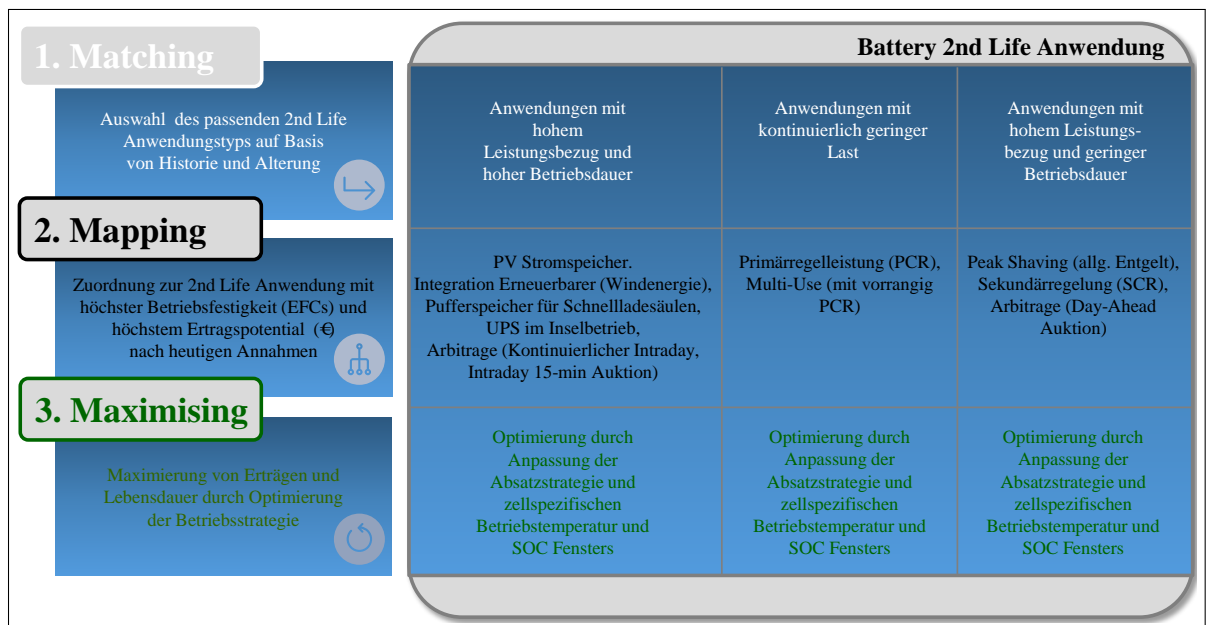


Abbildung 5.11: Dreistufiges Matching Konzept zur Bestimmung der passendsten 2nd Life Anwendung für einen gebrauchten Fahrzeugspeicher, bestehend aus 1. Matching, 2. Mapping und 3. Maximising.

Die Ermittlung der geeigneten Second Life Anwendung für einen gebrauchten Speicher lässt sich in drei nacheinander fortlaufende Einheiten aus Abbildung 5.11 unterteilen: Erstens *Matching*, zweitens *Mapping* und drittens *Maximising*.

Das vorausgegangene Matching bedient sich den Ergebnissen des gewichteten Clusterings und den Belastungscharakteristika der stationären Anwendungen durch Betriebsanalyse. Es vereint die beiden Lebenszyklen First und Second Life, indem ein passender Second Life Anwendungstyp für einen gebrauchten Speicher ausgewählt wird, der die prognostiziert längste Lebensdauer erlaubt. Folglich geschieht die Auswahl auf Basis von Historie und zu erwartendem zukünftigen Alterungsverhalten.

Als Zweites erfolgt das Mapping bzw. die Klassifizierung oder Zuordnung zu einer Second Life Anwendung die dem zuvor ausgewählten Anwendungstypen angehört. Bei der Zuordnung wird die Anwendung mit der zu erwartbar höchsten resultierenden Zyklfestigkeit und dem höchsten Ertragspotential (vgl. Zyklfestigkeits- und Ertragsanalyse aus Abschnitt 5.3.6) in Betracht gezogen. Vordergründig wird der Speicher dementsprechend einer Anwendung zugeordnet, die die meisten erwirtschaftbaren Kapitalerträge verspricht. Allerdings stellen Erträge und EOL1, also das Ende des Fahrzeuglebens, einen Zielkonflikt dar. Je höher der C_{EOL1} -Wert, desto tendenziell höher sind zumeist auch die zu erwartbaren Erträge. Ein weiteres auffallendes Resultat ist aber, dass der Unterschied in Ertrag zwischen 100 bis 80% anfänglichem C_{BOL2} ($BOL2 = EOL1$) weniger als 8,36 – 8,4%, 15,46 – 15,52% und 18,50 – 18,51% für jeweils PV Stromspeicher, Multi-Use und PCR beträgt. Weiterhin erlaubt die abgeschätzte Anzahl an zu erwartbaren äquivalenten Vollzyklen bezogen auf die Nennkapazität C_N und den EOL1 C_{EOL1} wie das Verhältnis von Zyklfestigkeit zu Erträgen in € ausfällt. Die Kombination der Ergebnisse aus Zyklfestigkeits- und Ertragsanalyse bilden einen Kompromiss des Zielkonflikts. Außerdem sollte die Zellchemie berücksichtigt werden, weil die Betriebsstrategie und eine Optimierung nach zellchemieabhängigen Alterungsverhalten unter Umständen im Widerspruch stehen können. So steht beispielsweise bei der PCR Anwendung die vorgesehene Einstellung auf einen mittleren SOC für die Regelung sowohl in positive und negative Frequenzrichtung im Gegensatz zur beschleunigten Alterung in diesem SOC-Bereich bei der hier untersuchten Zellchemie. Aus diesem Grund muss geprüft werden, ob die Anforderungen an einen Fahrzeugspeicher im BESS mit den Alterungseigenschaften der Zellchemie vereinbar sind. Die Zellchemie geht also mit in die Entscheidung für eine bestimmte stationäre Anwendung mit ein. Die Anforderungen, die durch die Belastungscharakteristika bestimmt sind, sind in Abbildung 5.12 für einige Anwendungen aufgeführt. Abbildung 5.13 zeigt im Gegensatz dazu Beispiele für einige vereinbare Zellchemien und Anwendungstypen.

Service	ESS requirement						
	High power	High energy	Long cycle life at partial cycle	Long cycle life at full cycle	Low cost/cycle	Fast response	Low self-discharge
Grid frequency regulation	X		X		X	X	X
Forecast Accuracy Improvement	X	X	X		X		
Wind power gradient reduction	X		X		X	X	
Black start		X					X
Energy arbitrage		X		X	X		X
Grid inertial response	X		X			X	X

Abbildung 5.12: Abgeleitete Anforderungen an ein BESS, bestimmt durch die Belastungscharakteristika einer Anwendung [292].

Applications		Li-ion battery chemistries						
		LCO	LMO	LNO	NCA	NMC	LF	PLTO
Stationary	Grid frequency regulation			✓		✓	✓	✓
	Forecast accuracy improvement				✓	✓	✓	
	Power gradient reduction	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Automotive	EV	✓	✓		✓	✓	✓	
	HEV	✓	✓		✓	✓	✓	✓
	PHEV		✓		✓	✓	✓	✓
Back-up	UPS			✓	✓	✓		

Abbildung 5.13: Auswahl eines stationären Anwendungstypen je nach Zellchemie des Fahrzeugspeichers [174].

Als Drittes verbleibt die Optimierungsschleife (3. Maximising) aus Abbildung 5.11. Diese Einheit beinhaltet die Anpassung der Betriebsstrategie nach Kriterien der Lebensdauerverlängerung, der Maximierung von Erträgen und der Minimierung von Energieverlusten. Je nach Anwendung sollte es Ziel sein, die Absatzstrategie zu verbessern, sodass mehr Erträge erwirtschaftet wird. Zugleich verspricht eine Verschiebung der Betriebstemperatur, des SOC-Bereichs und eine im Rahmen der Anwendung mögliche flachere Zyklisierung einen lebensdaueroptimierten Betrieb sowie wiederum mehr Erträge. So kann unter Beachtung der kalendarischen und zyklischen Bewertungsmatrizen aus Abschnitt 5.1 die Verschiebung der Betriebspunkte in die zellabhängigen Komfortzonen des Fahrzeugspeichers die Alterungsrate um ein Vielfaches reduzieren. Außerdem bietet der vorgestellte Ansatz der Alterungsanalyse, ob bei der Alterungsminimierung eher die kalendarische oder zyklische Alterung fokussiert werden sollte. Hinzu kommt das Bestreben das BESS möglichst verlustarm zu betreiben indem Speicher und insbesondere Leistungselektronik nahe den optimalen Betriebspunkten arbeiten. Diesbezüglich kann die vorgestellte Größe des Lastfaktors aus Kapitel 4 herangezogen werden. Der Lastfaktor ermöglicht es die Leistungsfluktuation eines Verbrauchers zu bewerten und mittels der Rückschlüsse die Leistungselektronik in vorteilhafteren Arbeitspunkten zu betreiben. Auf diese Weise können Energieverluste reduziert und die Energieeffizienz insgesamt erhöht werden.

Zuletzt zeigt Abbildung 5.14 eine beispielhafte Klassifizierung eines gebrauchten Speichers. Die Abbildung ist analog zur Abbildung 2.1 mit der Übersicht über Ursachen und begünstigten zusammenhängenden Alterungsmechanismen aufgebaut. In diesem Fall führt eine geringe Beanspruchung im Fahrzeugleben in Form von alterungsunkritischen Zuständen wie geringe Stromraten sowie reduzierte Lade- und Entladeschlussspannungen zur Auswahl einer Anwendung mit hohem Leistungsbezug und hoher Betriebsdauer im Battery Second Life (1. Matching). Der gebrauchte Speicher wird zum Beispiel aufgrund von erwartbar vielen Zyklen und hohen Erträgen der PV Stromspeicher Anwendung zugeordnet (2. Mapping). Bei der Anpassung der Betriebsstrategie gilt es nun die Erträge möglichst zu maximieren und die Alterung gleichzeitig gering zu halten (3. Maximising). Dies kann in diesem konkreten Beispiel durch eine optimierte Regelstrategie erfolgen, die abzielt die Deckung der Residuallast mit der Speicher-
verfügbarkeit zu vereinbaren. Ein weiterer Hebel ist die Minimierung von Ertragsverlusten aufgrund der Wirkleistungsbegrenzung. Hintergrund ist, dass in Deutschland je nach KfW-Förderungsvertrag nicht die gesamte PV-Leistung eingespeist werden darf [185]. Da nach einer vertraglich geregelten Leistung abgeregelt wird, entgehen dem PV Anlagenbetreiber Einspeisevergütungserträge [185]. Durch geschickten Einsatz lassen sich diese Abregelverluste begrenzen. Zusätzlich ist im Rahmen eines gezielten Betriebs des Speichers in seinen zellchemiespezifischen optimalen Betriebsbereichen eine beschleunigte Alterung vermeidbar.

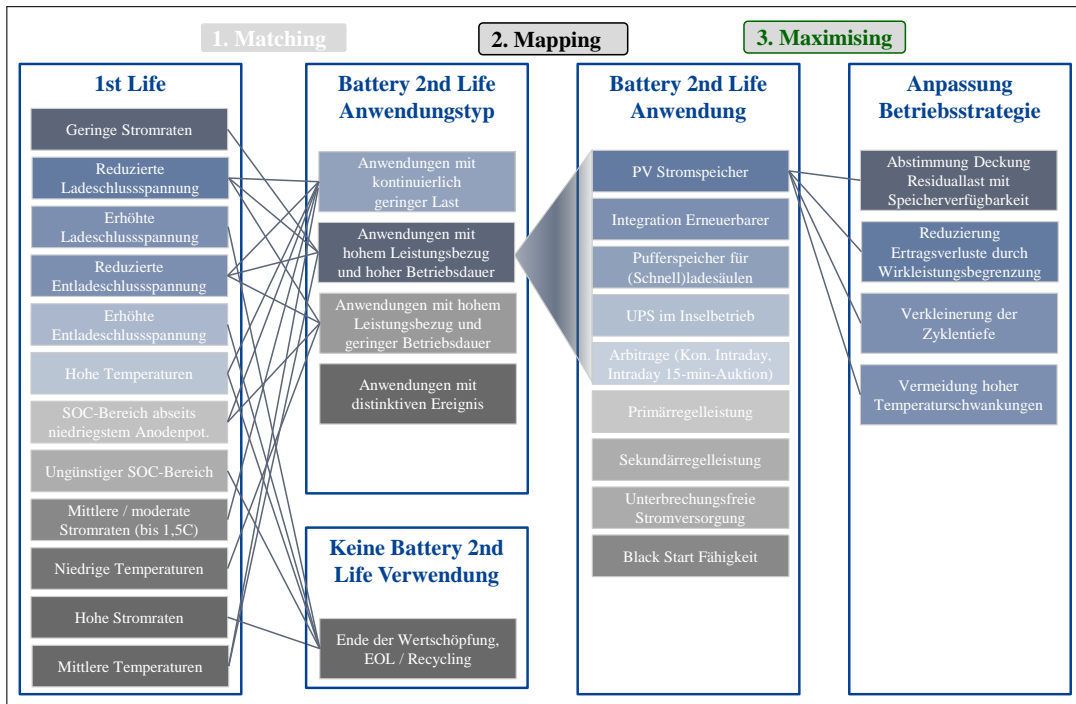


Abbildung 5.14: Beispielhafte Klassifizierung eines gebrauchten Fahrzeugspeichers. Dabei durchläuft die Klassifikation die drei vorgestellten Teileinheiten Matching, Mapping und Maximising.

5.5 Zusammenfassende Bewertung

Die Erstellung und Untersuchung der kalendarischen und zyklischen Bewertungsmatrix ermöglichen ein tieferes Verständnis des zellchemie-spezifischen Alterungsverhaltens. Insbesondere kann auf diese Weise direkt abgelesen werden, in welchen kombinierten SOC-I-T-Zuständen die Zelle empfindlich ist und bei welchen Zuständen die optimalen Betriebsbereiche liegen. Die Bewertungsmatrizen bestehen aus normierten Schädigungswerten, die den durchschnittlichen Kapazitätsverlust pro Jahr oder pro kWh Ladungsdurchsatz beziffern.

Zusammen mit unterschiedlichen Gewichtungen ergibt der jeweilige bezogene Schädigungswert einen resultierenden Gewichtungsfaktor W_f . Sie berücksichtigen die Bedeutung eines Attributs für die resultierende Alterung. Jedes einzelne Attribut wird mit einem errechneten Gewichtungsfaktor beaufschlagt und dient nunmehr als Input für das weiterentwickelte gewichtete Clustering. Im Vergleich zum vorherigen Clustering werden die Fahrzeuge nun nach ähnlichem Alterungsverhalten sortiert. Die Auswirkung der Fahr- bzw. Batteriebetriebsweise geht also in die Verteilung in die allozierten Fahrertypen mit ein.

Mithilfe des semi-emprischen Alterungsmodells wird als Nächstes die Fahrweise der allozierten Fahrertypen in unterschiedliche Alterungsraten i) – vii) übersetzt. Bei Cluster 2, 3 und 5 ist in etwa die gleiche Alterungsrate i) – iii) beobachtbar. Es folgen bezüglich ausgeprägteren Alterungserscheinungen die Cluster 6, 1, 0 und vier in folgender Reihenfolge in den Stufen iv) – vii).

In Abschnitt 5.3.6 wird angerissen wie die zu erwartenden Erträge für die untersuchten Anwendungen berechnet werden. Multi-Use mit vorrangig PCR bietet demnach derzeit das höchste ökonomische Ertragspotential, gefolgt von reiner PCR. Darauf folgt je nach Auslegung die Peak Shaving Anwendung.

Die Ertragssumme nach 20 Jahren reicht von etwa 16.000 – 19.000 € Gewinn pro Fahrzeugspeicher mit $C_{EOL1} = 80\%$ je nach Strompreisszenario. Im Gegensatz zu den vorher genannten Anwendungen zeigen PV Stromspeicher lediglich eine positive Rendite, wenn die Gesamtkosten (inkl. Installation und Wartung) nicht 6.000 – 11.000 € für $C_{EOL1} = 80\%$ übersteigen. Die Ertragsberechnung mit unterschiedliche Preisszenarien ermöglicht wiederum die Abschätzung in welcher Preisspanne die prognostizierte Ertragssumme pro Speicher liegt. Die ökonomische Bewertung der UPS Anwendung wird bei dem Vergleich außen vor gelassen, da die Bepreisung der Nutzung als UPS stark von dem monetären Verlust des Stromausfalls abhängig ist. Die zusammenfassende Ansicht der Alterungs- und Ertragskennzahlen stellen zusammen mit der Betriebsanalyse aus Kapitel 4 eine Werkzeugkette bestehend aus Betriebsanalyse, Alterungsanalyse sowie Zyklensfestigkeits- und Ertragsanalyse dar. Die Werkzeuge dienen der techno-ökonomischen Untersuchung des Betriebs von Fahrzeugspeichern in stationären Anwendungen. Weiterhin kann mithilfe des semi-empirischen Modells, der in der Literatur vorgeschlagene, aber nicht verifizierte EOL1 bei 80% SOH bestätigt werden. Grund dafür ist, dass sich die Ertragssumme in den Anwendungen für C_{EOL1} zwischen 100% bis 80% nur gering unterscheiden (etwa 2,41 bis maximal 15,52% mehr Ertrag bei $C_{EOL1} = 100\%$ als bei $C_{EOL1} = 80\%$). Jedoch soll hier eingeräumt werden, dass die technischen Simulationen begrenzt für die Vorhersage von nichtlinearer Alterung, Einzelzellausfälle und unvorhersehbare Ausfälle einzelner Komponenten gültig sind.

Abschnitt 5.4 bedient sich schließlich aller erarbeiteten Elemente der vorherigen Kapitel zur Ermittlung der geeignetsten Second Life Anwendung für einen bestimmten gebrauchten Speicher. Hierfür wird ein neues Konzept vorgestellt, das aus den Teilschritten 1. Matching, 2. Mapping und 3. Maximising besteht. Bei der Klassifizierung wird auf Basis der historischen Fahr- bzw. Batteriebetriebsweise des Speichers die Anwendung ausgesucht, die unter technischen und ökonomischen Gesichtspunkten die beste Vereinbarung von Lebensdauer und Erträgen erzielt. Auf diese Weise soll eine nachhaltige Wertschöpfungskette gewährleistet und zugleich sichergestellt werden, dass die gewonnenen Erträge die anfänglichen Investitionskosten des Speichers übersteigen und darüber hinaus einen besonders wirtschaftlichen Betrieb der stationären Anwendung erlauben.

In Erwägung von vergleichbaren Ansätzen existieren derzeit Veröffentlichungen über ökologische Lebenszyklusbewertungen von Fahrzeugbatterien, beispielsweise von Bobba et al. [120; 293] und Faria et al. [294]. Beide Publikationen stellen eine Life Cycle Assessment (LCA) Methode vor, die eine Bewertung von gebrauchten Fahrzeugbatterien für die Anwendung als PV Stromspeicher ermöglichen. Beide Methoden sind deshalb auf die Anwendung als PV Stromspeicher limitiert und berücksichtigen nicht weitere Anwendungsmöglichkeiten. Darüber hinaus wird die fehlende Einbeziehung der Historie eines gebrauchten Speichers bei beiden Ansätzen diskutiert. Demgegenüber ist die Untersuchung und die Bewertung des Einflusses der Belastung während des Fahrzeuglebens ein wesentlicher Bestandteil für die in dieser Dissertation vorgestellten Second Life Klassifizierung.

6 Schlussfolgerung und Ausblick

6.1 Schlussfolgerung

Zum Abschluss dieser Dissertation im Kontext „*Big Data Alterungsanalyse von Fahrzeugantriebsbatterien zur Klassifizierung für stationäre Anwendungen*“ sowie „*Einfluss der Fahrweise auf die Battery 2nd Life Verwendung*“ werden die anfangs formulierten Forschungsfragen in Kapitel 1 beantwortet. Die Einzelkapitel sind in den Abschnitten 2.5, 3.5, 4.8 und 5.5 zusammengefasst. Darüber hinaus werden neue Erkenntnisse bezüglich der anfangs formulierten Fragestellungen als Resümee festgehalten. Die Forschungsfragen sind entlang der Wertschöpfungskette des Fahrzeugspeichers in drei Phasen unterteilt. Abschnitt 6.2 empfiehlt weitere Forschungsgegenstände zum Thema Alterung von Fahrzeugantriebsbatterien.

Phase 1 - Monitoring:

Inwiefern beeinflusst das Fahrverhalten den Speicher?

Das Fahrverhalten bzw. detaillierter die Batteriebetriebsweise nimmt hauptsächlich über Umgebungstemperatur inklusive Selbstaufwärmung, Ladezustand, Zyklentiefe und Entladestrom Einfluss auf den Speicher. Der Einfluss macht sich durch Alterung in Form von Kapazitätsverlust und Impedanzerhöhung bemerkbar. Es wird festgestellt, dass dieser Alterungseinfluss von der Zellchemie abhängt. Der hier untersuchte Fahrzeugspeicher ist aus prismatischen LMO/NMC/NCA-Zellen aufgebaut. So kann die absolute Degradation des untersuchten Speichers kapazitätsbezogen um einen Faktor 4,22 pro Jahr schädlicher sein, bei Vergleich von Lagerung bei 50 % SOC anstatt 20 % SOC und 25 °C konstanter Temperatur. Zudem verschärft sich die Alterungsrate um den Faktor 2,06 bei Temperaturerhöhung von 25 °C auf 33 °C bzw. um 3,6 bei Temperaturerhöhung von 25 °C auf 40 °C (beides Degradationen bei 50 % SOC). Die zunehmende Alterung durch Temperaturerhöhung ist jedoch weniger ausgeprägt für günstigere SOC (u.a. Faktor 1,42 bzw. 2,93 bei Temperaturerhöhung von 25 °C auf 33 °C bzw. 40 °C). Ähnlich höhere Alterungsraten sind bei Vergleich von 25 °C auf 33 °C bzw. 40 °C Temperaturerhöhung bei 100 % SOC beobachtbar. Die absolute Kapazitätsabnahme erhöht sich hier um den Faktor 1,44 bzw. 1,91. D.h. insbesondere die Temperatur und der SOC stellen die größten Einflussfaktoren dar, da die kalendarische Alterung während dem Fahrzeugleben den größten Anteil der Gesamtalterung einnimmt. Hintergrund hierfür ist, dass sich das Fahrzeug in den meisten Fällen mit etwa 95 % der Zeit noch länger im Standby befindet als ICEV Fahrzeuge. Ein plausibler Grund hierfür könnte sein, dass BEVs derzeit vor allem noch als Zweitfahrzeug gekauft werden und für längere Strecken das konventionelle Fahrzeug bevorzugt wird. Bezüglich zyklischer Alterung wird festgestellt, dass eine Erhöhung der Laderate eine höhere Alterung als eine Erhöhung der Entladerate zur Folge hat. Jedoch wird beobachtet, dass derzeit kaum Fahrzeuge an Schnellladesäulen mit hoher Ladeleistung geladen werden. Bei Erhöhung der Entladerate von 1/3C auf 3C erhöht sich die Kapazitätsabnahme etwa um den Faktor 1,12 pro Kiloamperestunde Ladungsdurchsatz. Diese Abschätzungen sind nur für die untersuchte Zellchemie und die Zelle gültig. Je nach Zusammensetzung des Kathodenmaterials, tritt beschleunigte Alterung bei verschiedenen SOC auf. Zudem kann sich die Ausprägung der Alterung für

Zellen unterschiedlicher Zellchemie stark unterscheiden. Für einen Vergleich kann die Alterung mittels der vorgestellten kalendarischen und zyklischen Bewertungsmatrizen gegenüber gestellt werden.

Welche Arten von BEV Fahrern / Batteriebelastungen existieren?

Mittels der vorgestellten Data Mining Methode aus Kapitel 3, die in Kapitel 5 weiterentwickelt wird, können batterieelektrische Fahrzeuge in sieben allozierte Fahrertypen sortiert werden. Das sog. gewichtete Clustering Verfahren basiert auf dem K-MEANS Algorithmus und kann durch die vorgeschlagenen Maßnahmen und unter Betrachtung des Silhouettenkoeffizienten verbessert werden. Die allozierten Fahrertypen in folgenden Clustern 0 – 6 unterscheiden sich bezüglich ihres Alterungsverhaltens aufgrund unterschiedlichen Fahr- bzw. Batteriebetriebs. Bei Fahrern aus Cluster 0 handelt es sich vor allem um Pendler, die wenig auf Schnellstraßen fahren und in Ländern mit warm gemäßigten Ostseitenklima unterwegs sind. Dieser Fahrertyp lässt den SOC seines Fahrzeugs selten auf $SOC < 30\%$ sinken. Fahrer aus Cluster 1 sind dynamischer Fahrer, die auf Schnellstraßen in heißen Ländern ihr Fahrzeug nutzen und ihr Fahrzeug nach Möglichkeit immer nachladen, vermutlich wegen Reichweitenangst und einer schlecht ausgebauten Ladeinfrastruktur. Cluster 2 enthält dynamischer Fahrer, die in einem kühl gemäßigten Klima teilweise auf Schnellstraßen fahren und den Fahrzeugspeicher meistens in der oberen SOC-Hälfte zyklisieren. Fahrer des Clusters 3 sind vor allem dynamischer Fahrer, die auf Schnellstraßen fahren und in Ländern mit mitteleuropäischem Seeklima unterwegs sind. Dieser Fahrertyp lädt auch nach Möglichkeit sein Fahrzeug nach, vermutlich wegen Reichweitenangst oder einer schlecht ausgebauten Ladeinfrastruktur. Fahrer aus Cluster 4 sind aggressivere Fahrer mit den höchsten festgestellten Entladeraten. Sie fahren auf Schnellstraßen sind und in Ländern mit europäischem Seeklima unterwegs. Dieser Fahrertyp reizt die Reichweite seines Fahrzeugs aus und lässt tiefe Zyklen zu. Bei Fahrern aus Cluster 5 handelt es sich um Pendler mit entspannter Fahrweise, die in einem gemäßigten Klima wie beispielsweise in Europa fahren und den SOC nicht auf geringe Werte sinken lassen. Fahrer des letzten Clusters 6 sind Gelegenheitsfahrer, die auf Schnellstraßen fahren und in Ländern mit europäischem Seeklima unterwegs sind. Dieser Fahrertyp reizt die Reichweite seines Fahrzeugs aus und lässt tiefe Zyklen zu. Zum Schluss ist ein Einwand zu berücksichtigen. Es soll deutlich an dieser Stelle herausgestellt werden, dass es vor allem Mischformen von Fahrern gibt, die auf Basis der Betriebsweise nicht immer eindeutig einem Cluster zugeordnet werden können. Die vorgestellten Fahrertypen bilden daher nur voneinander abgrenzbare Charakterzüge ab. Ein zugeordnetes Cluster bildet demnach einen Trend ab zu welcher Betriebsweise ein Fahrzeug kategorisiert werden kann.

Phase 2 - Diagnosis:

In welchem Zustand befindet sich der Speicher?

Mittels einem online verfügbaren Datenbestands, der sich ungefähr in einem wöchentlichen Rhythmus aktualisiert, lässt sich nachvollziehen welchen Belastungen ein Speicher im Fahrzeug unterliegt. Bei den Flottenfahrzeugdaten in pseudonymisierter Form handelt es sich um Histogramme, die aufzeigen wie viel Zeit der Speicher in Zuständen mit verschiedenen Bedingungen bezüglich Strom, Temperatur und Ladezustand verbringt. Eine Zahl für die Häufigkeit in dem jeweiligen Stressfaktorenraum wird also pro sekundlicher Messung gemessen und aufsummiert. Diese Histogramme über das Fahrzeugleben bzw. die Zeitreihenmessungen aus dem Second Life dienen dem vorgestellten und validierten semi-empirischen Alterungsmodell als Input zur Alterungsabschätzung. Das Modell berücksichtigt die Abhängigkeit von Lagerzeit, Temperatur und SOC in der kalendarischen Alterungsfunktion durch jeweils eine Exponentialfunktion, eine Arrhenius-Funktion und eine temperaturabhängige Polynomfunktion. Der Einfluss des Ladungswechselsatzes in der zyklischen Alterungsfunktion wird durch einen temperaturabhängigen Exponenten modelliert. Außerdem ist das Alterungsmodell pfadabhängig, d.h. es berücksichtigt die

Voralterung eines Speichers bei der Alterungsberechnung mit ein.

Wie lange kann der Speicher im Fahrzeug betrieben werden?

Wie lange ein Speicher im Fahrzeug betrieben werden kann, ist eine äußerst komplexe Frage, da der EOL1 stark von der Belastung im First Life abhängig ist. Die Zeit- bzw. auch die SOH-Spanne in der sich der ideale Zeitpunkt des Ausbaus befindet, lässt sich allerdings durch technische und ökonomische Stellgrößen eingrenzen. Es werden Ertragsanalysen für Speicher mit $C_{EOL1} = 100\%$, $= 90\%$, $= 80\%$, $= 70\%$, $= 60\%$ und $= 50\%$ durchgeführt. Die Untersuchungen ergeben, dass sich der kumulierte Gewinn, den ein Fahrzeugspeicher innerhalb von angenommen 20 Jahren störungsfreier Betriebszeit erwirtschaften kann, nur gering für $C_{EOL1} = 100\%$ und $C_{EOL1} = 80\%$ unterscheidet. Dies gilt für alle untersuchten Anwendungen. So fällt die Ertragssumme nur zwischen 2,41 % bis maximal 15,52 % höher aus im Vergleich zur Verwendung eines Speichers mit 100 % SOH. Das heißt, dass die Mehreinnahmen durch eine höhere Anfangskapazität in keinem Verhältnis zur Benutzung im Fahrzeug stehen. Aus diesem Grund macht es wirtschaftlich Sinn einen Fahrzeugspeicher mindestens bis 80 % Restkapazität zu zyklisieren und erst danach im Battery Second Life zu verwenden. Allerdings gilt diese Einschränkung nicht für Speicher, die speziell für den Stationärspeicherbetrieb ausgelegt und entwickelt sind. Beispielsweise Li-Titanat Zellen [295] und Li-Eisenphosphat Zellen [296] könnten durch höhere kalendarische und zyklische Lebensdauern höhere Erträge als Fahrzeugspeicher erzielen.

Hinzu kommt, dass mit höherer Betriebszeit und somit geringerem SOH die Ausfallwahrscheinlichkeit der verbauten elektronischen Bauelemente zunimmt. Die Tatsache, dass elektronische Komponenten altern und deswegen ausfallen muss beim Verbau hingenommen werden. Bei der Entwicklung wird jedoch eine sog. Ausfallaffektanalyse durchgeführt und damit mögliche Ausfälle von Komponenten für die Sicherheit und Zuverlässigkeit berücksichtigt [297]. Im Automobilbereich gilt allgemein eine Auslegung für etwa 7.000 Stunden störungsfreien Betrieb nach der Norm ISO 26262-1:2018 "*Road vehicles – functional safety*" [298]. Für Komponenten, die das Laden und Entladen betreffen, wird eine Auslegung für mind. 1,8 Jahre bzw. etwa 16.000 Stunden Dauerbetrieb vorausgesetzt. Dies entspricht bei einer durchschnittlichen Fahrzeugbetriebszeit von 1,2 Stunden pro Tag (Fahrzeug befindet sich ca. 5 % der Zeit in Betrieb) etwa 36 Jahre Haltbarkeit im Fahrzeugleben. D.h. die Abwärtszeit der elektronischen Komponenten wird das Fahrzeugleben nicht begrenzen, sie wird im Second Life aber eine umso größere Rolle spielen. Insbesondere beim Betrieb von Anwendungen mit hoher Betriebsdauer (in Hinblick auf die Anwendungen PCR und PV Stromspeicher im Speziellen) muss hier Augenmerk gelegt werden, da Komponenten, wie beispielsweise Hochspannungsschütze, Leistungshalbleiter und Sensoren ursprünglich nicht für solch lange Betriebszeiten ausgelegt sind.

Darüber hinaus wird angenommen, dass tatsächlich nicht die gealterten Zellen die Überführung des Fahrzeugspeichers vom First Life in das Second Life implizieren, sondern vielmehr der Verbraucher und der aktuelle Gebraucht-speichermarkt den Ausgang der Fragestellung bestimmen.

Wie degradiert der Speicher im Fahrzeugleben?

Entsprechend den erfahrenen Belastungen der Speicher im Fahrzeugleben, lassen sich die allozierten Fahrertypen aus Cluster 0 – 6, vorgestellt in in Kapitel 3, mit dem semi-empirischen Alterungsmodell nach ihrem festgestellten Alterungsverhalten einstufen. Das Alterungsmodell ist pfadabhängig und berücksichtigt bei Berechnung des Alterungsverlaufs auch die Voralterung des Speichers. Die Fahrweisen werden in unterschiedliche Einstufungen bezüglich der Alterungsrate i) – vii) übersetzt. Die Ergebnisse sind in Abbildung 5.4 aus Abschnitt 5.2 dargestellt. Bei Cluster 2, 3 und 5 ist in etwa die gleiche Alterungsrate i) – iii) beobachtbar. Es folgen bezüglich ausgeprägteren Ermüdungserscheinungen die Cluster 6, 1, 0 und 4 in folgender Reihenfolge in den Stufen iv) – vii).

Phase 3 - Battery Second Life:**Was ist Battery Second Life Belastung? Was ist Battery Second Life Alterung?**

In Rahmen dieser Dissertation werden die stationären Anwendungen PV Stromspeicher, PCR, Peak Shaving, UPS und Multi-Use untersucht. Diese Anwendungen gelten auf Basis dem derzeitigen Stand der Technik hinsichtlich Popularität, Marktvolumen und Profitabilität am vielversprechendsten [11; 171–174] und decken gleichzeitig die unterschiedlichen Belastungsarten im Battery Second Life umfassend ab. Mithilfe der entwickelten Werkzeugkette, bestehend aus Betriebsanalyse, Alterungsanalyse sowie Zyklenfestigkeits- und Ertragsanalyse kann der Betrieb des Fahrzeugspeichers in den Anwendungen ausführlich untersucht werden. Des Weiteren werden auch die Unterschiede herausgearbeitet. Die Ergebnisse sind in den Abbildungen 4.9, 5.6 und 5.7 zusammengefasst. Zusammenfassend ist Multi-Use (mit vorrangig PCR) die ökonomisch sinnvollste Anwendung für den Einsatz von gebrauchten Fahrzeugbatterien. Allerdings ist eine lebensdaueroptimierte Betriebsstrategie eine erforderliche Bedingung. Im Kontext von Wirtschaftlichkeit inklusive Alterung im Battery Second Life erweist sich die PCR Anwendung als am vorteilhaftesten. Die vorhergehenden PCR Zeitreihensimulationen ergeben eine plausible 20-jährige Gebrauchsdauer mit Speichern mit initial 50 – 100 % SOH bei trotzdem hohen Erträgen. Im Gegensatz zu den vorher genannten Anwendungen zeigen PV Stromspeicher lediglich eine positive Rendite, wenn die Gesamtkosten (inkl. Installation und Wartung) nicht 6.000 – 11.000 € für $C_{EOL1}=80\%$ übersteigen.

Abschließend entsprechen die Belastungscharakteristika weitgehend der häufig gebräuchlichen Beschreibung über eine milde Belastung beim stationären Betrieb. Die Stromraten sind bei stationären Anwendungen selbst mit hohem Leistungsbezug nicht höher als die geläufigen 1C (max. 0,9C ist beobachtbar). Demgegenüber gibt es aber Anwendungen mit wiederkehrenden und zugleich tiefen Zyklen (siehe PV Stromspeicher und Peak Shaving im HLZ). Hinzu kommt, dass die Speichertemperatur stark von der Umgebungstemperatur abhängt und weniger von der Selbsterwärmung bei Betrieb beeinflusst wird. Das gilt vor allem für BESS, die im Freien stehen und dadurch starken jahreszeitlichen Temperaturschwankungen ausgesetzt sind. Hier sollte beim Kühlkonzept beachtet werden, dass die Speicher sich an sehr heißen Sommertagen auf bis 38 °C aufheizen können. Sowohl den tiefen Zyklen und der hohen Temperatur kann durch intelligente Dimensionierung und ein lebensdaueroptimierendes Kühlkonzept entgegen gesteuert werden.

Für welche stationäre Anwendung ist der Speicher geeignet?

Für welche Anwendung ein gebrauchter Fahrzeugspeicher schlussendlich geeignet ist hängt infolgedessen vom historischen Fahrverhalten (Entladungen), Ladeverhalten (Ladungen) und der Umgebungstemperatur ab. Alle erarbeiteten Instrumente aus Abbildung 5.9 zur umfassenden Analyse der zentralen Kenngrößen sind Bestandteil der datenbasierten Batteriediagnose und techno-ökonomischen Klassifikation. Es erfolgt die Einstufung in Speicher mit geringer Beanspruchung, Speicher mit hoher Beanspruchung, Speicher mit Betrieb bei geringen Temperaturen und Speichern mit Vorschädigung, die evtl. bereits Anzeichen nichtlinearer Alterung aufweisen. Im Rahmen des entwickelten dreistufigen Konzept zur Klassifikation, bestehend aus 1. Matching, 2. Mapping und 3. Maximising, wird für einen Speicher erst ein Anwendungstyp ausgesucht (Anwendungen mit hohem Leistungsbezug und hoher Betriebsdauer; Anwendungen mit kontinuierlich geringer Last, Anwendungen mit hohem Leistungsbezug und geringer Betriebsdauer; bis hin zum Recycling). Danach verbleibt die Zuordnung zu einer bestimmten Anwendung und die als letztes ausstehende Optimierung der Betriebsstrategie nach den Kriterien Alterungsminimierung, Ertragsmaximierung und Effizienzsteigerung.

Bei der Klassifizierung wird demnach auf Basis der historischen Fahr- bzw. Batteriebetriebsweise des Speichers die Anwendung ausgesucht, die aus technischen und ökonomischen Gesichtspunkten die beste Vereinbarung von Lebensdauer und Erträgen erzielt. Auf diese Weise wird eine nachhaltige Wertschöpfung gewährleistet und zugleich sichergestellt, dass die gewonnenen Erträge die anfänglichen Investitionskosten des Speichers übersteigen und darüber hinaus einen besonders wirtschaftlichen Betrieb der stationären Anwendung erlauben.

6.2 Ausblick

Das in dieser Dissertation vorgestellte Alterungsmodell beruht auf der Modellierung der kapazitätsbezogenen Ermüdung des Fahrzeugspeichers. Eine Erweiterung des Modells um das widerstandsbezogene Alterungsverhalten brächte klarer voneinander unterscheidbare Fahrzeugcluster. Der Einbezug der Widerstandserhöhung entspräche also einer zweiten Auswirkung (in der Informatik sog. Response), die durch die sog. Prädiktoren I, T und SOC hervorgerufen wird. Außerdem kann dadurch die Innenwiderstandszunahme direkt beziffert werden, was einen Mehrwert für die Klassifikation brächte. Darüber hinaus ermöglichen Zeitreihenmessungen im Vergleich zu Histogramm-Daten, mehr Aufschlüsse über den Verlauf von Einflussparametern. Dies erlaube es den Einfluss von umgebungsspezifischeren Parametern, wie beispielsweise Witterungsbedingungen (Wetter, Jahreszeit) und Streckenprofil (Topographie, Verkehrsaufkommen und Streckenzustand) nachzuvollziehen. Außerdem lohnt sich die weitere Betrachtung von besonders alten Fahrzeugen, um das Alterungsverhalten abseits von 60% SOH abzuschätzen und nichtlineare Alterung besser vorhersagen oder sogar die geschehenen Alterungsmechanismen zu Anteilen in Zahlen zu beschreiben. Auf diese Weise kann der EOL2 näher beleuchtet werden, unter der zusätzlichen Beachtung von Ausfallraten für elektronische Komponenten. In Hinblick auf das *Sustainability Assessment of Second Life Applications of Automotive Batteries* (SASLAB) Projekt [120; 293] könnte eine Fortführung der Forschungen und weiterer Zyklisierung von gebrauchten automotive Testzellen mit Second Life Belastung vielversprechende Ergebnisse erzielen.

Aus Stationärspeichersicht lohnt sich die nähere explizite Untersuchung der Anwendungen UPS und Pufferspeicher für Ladesäulen. Bezüglich dem schnellen Ausbau von Elektromobilität ist China derzeit sehr fortschrittlich. Aus diesem Grund könnten für das Land insbesondere Pufferspeicher wichtiger werden. Hier könnte die Speichereinrichtung einer Schnelladesäule in Kombination mit einem Pufferspeicher dem konventionell zentralisiert aufgebauten Energienetz im hohen Maße zu Gute kommen und Netzüberlastung entgegensteuern. Außerdem könnten in Zukunft Notstrom Anwendungen attraktiver werden, um beispielsweise regional isolierte Mobilfunkmasten oder Ähnliches bei Stromausfall elektrisch zu versorgen.

Literaturverzeichnis

- [1] M. Bowler. „Battery Second Use: A Framework for Evaluating the Combination of Two Value Chains“. Diss. Clemson University, 2014. URL: https://tigerprints.clemson.edu/all_dissertations/1378.
- [2] B. Gohla-Neudecker, V. S. Maiyappan, S. Juraschek und S. Mohr. „Battery 2 nd life: Presenting a benchmark stationary storage system as enabler for the global energy transition“. In: *2017 6th International Conference on Clean Electrical Power (ICCEP)*, S. 103–109.
- [3] B. Gohla-Neudecker, M. Bowler und S. Mohr. „Battery 2nd life: Leveraging the sustainability potential of EVs and renewable energy grid integration“. In: *2015 International Conference on Clean Electrical Power (ICCEP)*. 2015, S. 311–318.
- [4] A. Keeli und R. K. Sharma. „Optimal use of second life battery for peak load management and improving the life of the battery“. In: *2012 IEEE International Electric Vehicle Conference*. 2012, S. 1–6.
- [5] V. V. Viswanathan und M. Kintner-Meyer. „Second Use of Transportation Batteries: Maximizing the Value of Batteries for Transportation and Grid Services“. In: *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 60.7 (2011), S. 2963–2970.
- [6] H. Gibert Cruz, M. Cruz-Zambrano, L. Canals Casals, S. Castellà Dagà und P. Díaz Pinós. „Sunbatt: Use of a Second Life Battery System from PHEV in Stationary Applications“. In: 2015.
- [7] E. Cready, J. Lippert, J. Pihl und Weinstock, Irwin & Symons, Philip. *Technical and Economic Feasibility of Applying Used EV Batteries in Stationary Applications*. Hrsg. von University of North Texas Libraries, Digital Library. Albuquerque, New Mexico, 2003. (Stand: 13.02.2019).
- [8] S. Schoenung und W. Hassenzahl. „Long-vs. Short-Term Energy Storage Technologies Analysis A Life-Cycle Cost Study A Study for the DOE Energy Storage Systems Program“. In: *Sandia Report (2003)* (2003).
- [9] K. C. Divya und J. Østergaard. „Battery energy storage technology for power systems—An overview“. In: *Electric Power Systems Research* 79.4 (2009), S. 511–520.
- [10] Claire Curry. *Lithium-Ion Battery Costs and Market*. 2017. URL: <https://data.bloomberglp.com/bnef/sites/14/2017/07/BNEF-Lithium-ion-battery-costs-and-market.pdf>.
- [11] S. Fischhaber, A. Regett, S. F. Schuster und H. Hesse. *Second-Life Konzepte für Lithium-Ionen-Batterien: Analyse von Nachnutzungsanwendungen, ökonomischen und ökologischen Potenzialen*. Hrsg. von Begleit- und Wirkungsforschung Schaufenster Elektromobilität. 2016. URL: https://schaufenster-elektromobilitaet.org/media/media/documents/dokumente_der_begleit_und_wirkungsforschung/EP18_Second_Life.pdf.
- [12] Office of Electricity Delivery & Energy Reliability. *DOE Global Energy Storage Database*. Hrsg. von Sandia National Laboratories. 2019. (Stand: 13.02.2019).

- [13] K. Smith, J. Neubauer, E. Wood und Jun, M. & Pesaran, A. *Models for Battery Reliability and Lifetime: Applications in Design and Health Management*. Golden, Colorado, 2013. URL: digital.library.unt.edu/ark:/67531/metadc841262/.
- [14] P. Keil und A. Jossen. „Impact of Dynamic Driving Loads and Regenerative Braking on the Aging of Lithium-Ion Batteries in Electric Vehicles“. In: *Journal of The Electrochemical Society* 164.13 (2017), A3081–A3092.
- [15] Madeleine Ecker, Nerea Nieto, Stefan Käbitz, Johannes Schmalstieg, Holger Blanke, Alexander Warnecke und Dirk Uwe Sauer. „Calendar and cycle life study of Li(NiMnCo)O₂-based 18650 lithium-ion batteries“. In: *Journal of Power Sources* 248 (2014), S. 839–851.
- [16] I. Buchberger, S. Seidlmayer, A. Pokharel, M. Piana, J. Hattendorff, P. Kudejova, R. Gilles und H. A. Gasteiger. „Aging Analysis of Graphite/LiNi₁/3Mn₁/3Co₁/3O₂ Cells Using XRD, PGAA, and AC Impedance“. In: *Journal of The Electrochemical Society* 162.14 (2015), A2737–A2746.
- [17] S. Schuster, T. Bach, E. Fleder, J. Müller, M. Brand, G. SEXTL und A. Jossen. „Nonlinear aging characteristics of lithium-ion cells under different operational conditions“. In: *Journal of Energy Storage* 1 (2015), S. 44–53.
- [18] P. Keil, S. F. Schuster, J. Wilhelm, J. Travi, A. Hauser, R. C. Karl und A. Jossen. „Calendar Aging of Lithium-Ion Batteries: I. Impact of the Graphite Anode on Capacity Fade“. In: *Journal of The Electrochemical Society* 163.9 (2016), A1872–A1880.
- [19] D. A. Stevens, R. Y. Ying, R. Fathi, J. N. Reimers, J. E. Harlow und J. R. Dahn. „Using High Precision Coulometry Measurements to Compare the Degradation Mechanisms of NMC/LMO and NMC-Only Automotive Scale Pouch Cells“. In: *Journal of The Electrochemical Society* 161.9 (2014), A1364–A1370.
- [20] S. Schuster. „Investigations on the cyclic aging behavior of Li-ion cells - Reasons for an abrupt drop of capacity“. In: *28th International Electric Vehicle Symposium and Exhibition (EVS 28)*.
- [21] E. Martinez-Laserna, E. Sarasketa-Zabala, D.-I. Stroe, M. Swierczynski, A. Warnecke, J.-M. Timmermans, S. Goutam und P. Rodriguez. *Evaluation of Lithium-Ion Battery Second Life Performance and Degradation*. 2016.
- [22] M. Resch, J. Bühler, M. Klausen und A. Sumper. „Impact of operation strategies of large scale battery systems on distribution grid planning in Germany“. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 74 (2017), S. 1042–1063.
- [23] G. Merei, J. Moshövel, D. Magnor und D. U. Sauer. „Optimization of self-consumption and techno-economic analysis of PV-battery systems in commercial applications“. In: *Applied Energy* 168 (2016), S. 171–178.
- [24] R. Madlener und A. Kirmas. „Economic Viability of Second Use Electric Vehicle Batteries for Energy Storage in Residential Applications“. In: *Energy Procedia* 105 (2017), S. 3806–3815.
- [25] Nguyen, T. T. and Mrowca, A. and Moser, B. and Jossen, A. „Analysing the driving load on electric vehicles using unsupervised segmentation models as enabler to determine the time of battery replacement and assess driving mileage“. In: 2018 Thirteenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER).
- [26] T. T. Nguyen, M. Naumann, C. N. Truong und A. Jossen. „Techno-Economic Evaluation of Energy Storage Systems Built from EV Batteries - Prospective Revenues in Different Stationary Applications“. In: Bd. 64. 2018 Third International Conference on Power and Renewable Energy (ICPRE). 2018.

-
- [27] T. T. Nguyen, M. Bauer, A. Jossen und J. Lygeros. „Evaluating frequency regulation on two stationary energy storage systems with batteries from electric vehicles“. In: *Energy Procedia* 155 (2018), S. 32–43.
- [28] P. Wolf, A. Mrowca, T. T. Nguyen, B. Bäker und S. Günnemann. „Pre-ignition Detection Using Deep Neural Networks: A Step Towards Data-driven Automotive Diagnostics“. In: 2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). 2018.
- [29] J. Kränzl, T. T. Nguyen und A. Jossen, Hrsg. *Investigating Stationary Storage Applications and their Impact on Battery Aging*. 2019 Fourteenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER). 2019.
- [30] P. Friedrich. „Aufbau eines empirischen und eines semi-empirischen Alterungsmodells für Traktionsbatterien“. Masterarbeit. München: Technische Universität München.
- [31] J. Kränzl. „Untersuchung verschiedener Anwendungsfälle und deren Auswirkung auf Zellalterung anhand eines Stationärspeicherprototypen“. Masterarbeit. München: Technische Universität München.
- [32] P. Banerjee. „Data – Driven Battery Lifetime Prediction of Electric Vehicles“. Diss. München: Technische Universität München, 2018.
- [33] A. Graf. „Operational workload of lithium-ion cells at various stationary applications“. Hauptseminararbeit. München: Technische Universität München, 2018.
- [34] H. Berg. *Batteries for Electric Vehicles: Materials and Electrochemistry*. Cambridge: Cambridge University Press, 2015.
- [35] J. Vetter u. a. „Ageing mechanisms in lithium-ion batteries“. In: *Journal of Power Sources* 147.1-2 (2005), S. 269–281.
- [36] K. Smith, Y. Shi und S. Santhanagopalan. „Degradation mechanisms and lifetime prediction for lithium-ion batteries — A control perspective“. In: *2015 American Control Conference ACC*, S. 728–730.
- [37] S. Santhanagopalan, A. Pesaran, G.-H. Kim, J. Neubauer, K. Smith und M. Keyers. *Design and analysis of large lithium-Ion battery systems*. Power engineering. Boston: Artech House, 2015. URL: <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&scope=site&db=nlebk&AN=1155198>.
- [38] D.U. Sauer und H. Wenzl. „BATTERIES | Lifetime Prediction“. In: *Encyclopedia of Electrochemical Power Sources*. Hrsg. von Jürgen Garche. Amsterdam: Elsevier, 2009, S. 522–538.
- [39] K. L. Gering, S. V. Sazhin, D. K. Jamison, C. J. Michelbacher, B. Y. Liaw, M. Dubarry und M. Cugnet. „Investigation of path dependence in commercial lithium-ion cells chosen for plug-in hybrid vehicle duty cycle protocols“. In: *Journal of Power Sources* 196.7 (2011), S. 3395–3403.
- [40] I. Bloom u. a. „An accelerated calendar and cycle life study of Li-ion cells“. In: *Journal of Power Sources* 101.2 (2001), S. 238–247.
- [41] E. Redondo-Iglesias, P. Venet und S. Pelissier. „Impact of battery ageing on e-mobility energy efficiency“. In: *2017 Twelfth International Conference*, S. 1–6.
- [42] M. Kassem, J. Bernard, R. Revel, S. Pélissier, F. Duclaud und C. Delacourt. „Calendar aging of a graphite/LiFePO₄ cell“. In: *Journal of Power Sources* 208 (2012), S. 296–305.
- [43] C. R. Birkel, M. R. Roberts, E. McTurk, P. G. Bruce und D. A. Howey. „Degradation diagnostics for lithium ion cells“. In: *Journal of Power Sources* 341 (2017), S. 373–386.

- [44] Robert L. Fares und Michael E. Webber. „What are the tradeoffs between battery energy storage cycle life and calendar life in the energy arbitrage application?“ In: *Journal of Energy Storage* 16 (2018), S. 37–45.
- [45] Honghe Zheng, Qingna Sun, Gao Liu, Xiangyun Song und Vincent S. Battaglia. „Correlation between dissolution behavior and electrochemical cycling performance for LiNi_{1/3}Co_{1/3}Mn_{1/3}O₂-based cells“. In: *Journal of Power Sources* 207 (2012), S. 134–140.
- [46] Dennis Roman Gallus, René Schmitz, Ralf Wagner, Björn Hoffmann, Sascha Nowak, Isidora Cekic-Laskovic, Raphael Wilhelm Schmitz und Martin Winter. „The influence of different conducting salts on the metal dissolution and capacity fading of NCM cathode material“. In: *Electrochimica Acta* 134 (2014), S. 393–398.
- [47] J. A. Gilbert, I. A. Shkrob und D. P. Abraham. „Transition Metal Dissolution, Ion Migration, Electrocatalytic Reduction and Capacity Loss in Lithium-Ion Full Cells“. In: *Journal of The Electrochemical Society* 164.2 (2017), A389–A399.
- [48] S. Komaba, N. Kumagai, T. Sasaki und Y. Miki. „Manganese dissolution from lithium doped Li-Mn-O spinel cathode materials into electrolyte solution“. In: *Electrochemistry* 69.10 (2001), S. 784–787.
- [49] H. Oka, S. Kasahara, T. Okada, E. Iwata, M. Okada, T. Shoji, H. Ohki und T. Okuda. „Structural analysis of lithium-excess lithium manganate cathode materials by ⁷Li magic-angle spinning nuclear magnetic resonance spectroscopy“. In: *Solid State Ionics* 144.1-2 (2001), S. 19–29.
- [50] H. Yamane, T. Inoue, M. Fujita und M. Sano. „A causal study of the capacity fading of Li_{1.01}Mn_{1.99}O₄ cathode at 80°C, and the suppressing substances of its fading“. In: *Journal of Power Sources* 99.1-2 (2001), S. 60–65.
- [51] B. P. Matadi u. a. „Effects of Biphenyl Polymerization on Lithium Deposition in Commercial Graphite/NMC Lithium-Ion Pouch-Cells during Calendar Aging at High Temperature“. In: *Journal of The Electrochemical Society* 164.6 (2017), A1089–A1097.
- [52] M.A. Danzer, V. Liebau und F. Maglia. „14 - Aging of lithium-ion batteries for electric vehicles“. In: *Advances in Battery Technologies for Electric Vehicles*. Hrsg. von Bruno Scrosati, Jürgen Garche und Werner Tillmetz. Woodhead Publishing Series in Energy. Woodhead Publishing, 2015, S. 359–387.
- [53] P. Keil und A. Jossen. „Charging protocols for lithium-ion batteries and their impact on cycle life—An experimental study with different 18650 high-power cells“. In: *Journal of Energy Storage* 6 (2016), S. 125–141.
- [54] W. van Schalkwijk und B. Scrosati. *Advances in Lithium-Ion Batteries*. Springer, 2002. URL: <https://books.google.de/books?id=ixZIU0RFdBsC>.
- [55] M. Broussely, Ph. Biensan, F. Bonhomme, Ph. Blanchard, S. Herreyre, K. Nechev und R.J. Staniewicz. „Main aging mechanisms in Li ion batteries“. In: *Journal of Power Sources* 146.1 (2005), S. 90–96.
- [56] V. Zinth, C. von Lüders, M. Hofmann, J. Hattendorff, I. Buchberger, S. Erhard, J. Rebelo-Kornmeier, A. Jossen und R. Gilles. „Lithium plating in lithium-ion batteries at sub-ambient temperatures investigated by in situ neutron diffraction“. In: *Journal of Power Sources* 271 (2014), S. 152–159.

-
- [57] N. Legrand, B. Knosp, P. Desprez, F. Lopicque und S. Raël. „Physical characterization of the charging process of a Li-ion battery and prediction of Li plating by electrochemical modelling“. In: *Journal of Power Sources* 245 (2014), S. 208–216.
- [58] V. M. Schmidt. *Elektrochemische Verfahrenstechnik: Grundlagen, Reaktionstechnik, Prozessoptimierung : Grundlagen, Reaktionstechnik, Prozessoptimierung*. Weinheim, 2003.
- [59] B. Rieger, S.F. Schuster, S.V. Erhard, P.J. Osswald, A. Rheinfeld, C. Willmann und A. Jossen. „Multi-directional laser scanning as innovative method to detect local cell damage during fast charging of lithium-ion cells“. In: *Journal of Energy Storage* 8 (2016), S. 1–5.
- [60] Bernhard Bitzer und Andreas Gruhle. „A new method for detecting lithium plating by measuring the cell thickness“. In: *Journal of Power Sources* 262 (2014), S. 297–302.
- [61] Thomas Waldmann, Marcel Wilka, Michael Kasper, Meike Fleischhammer und Margret Wohlfahrt-Mehrens. „Temperature dependent ageing mechanisms in Lithium-ion batteries – A Post-Mortem study“. In: *Journal of Power Sources* 262 (2014), S. 129–135.
- [62] Q. Liu, C. Du, B. Shen, P. Zuo, X. Cheng, Y. Ma, G. Yin und Y. Gao. „Understanding undesirable anode lithium plating issues in lithium-ion batteries“. In: *RSC Adv* 6.91 (2016), S. 88683–88700.
- [63] Zhe Li, Jun Huang, Bor Yann Liaw, Viktor Metzler und Jianbo Zhang. „A review of lithium deposition in lithium-ion and lithium metal secondary batteries“. In: *Journal of Power Sources* 254 (2014), S. 168–182.
- [64] T. Waldmann, B. Hogg und M. Wohlfahrt-Mehrens. „Li plating as unwanted side reaction in commercial Li-ion cells – A review“. In: *Journal of Power Sources* 384 (2018), S. 107–124.
- [65] G. Pistoia, A. Antonini, R. Rosati und D. Zane. „Storage characteristics of cathodes for Li-ion batteries“. In: *Electrochimica Acta* 41.17 (1996), S. 2683–2689.
- [66] D. Guyomard und J. M. Tarascon. „Rechargeable $\text{Li}_1\text{xMn}_2\text{O}_4$ -Carbon Cells with a New Electrolyte Composition: Potentiostatic Studies and Application to Practical Cells“. In: *Journal of The Electrochemical Society* 140.11 (1993), S. 3071–3081.
- [67] P. Arora, R. E. White und M. Doyle. „Capacity Fade Mechanisms and Side Reactions in Lithium-Ion Batteries“. In: *Journal of The Electrochemical Society* 145.10 (1998), S. 3647–3667.
- [68] M. Petzl, M. Kasper und M. A. Danzer. „Lithium plating in a commercial lithium-ion battery – A low-temperature aging study“. In: *Journal of Power Sources* 275 (2015), S. 799–807.
- [69] A. Jarry, S. Gottis, Y.-S. Yu, J. Roque-Rosell, C. Kim, J. Cabana, J. Kerr und R. Kostecki. „The Formation Mechanism of Fluorescent Metal Complexes at the $\text{Li}_x\text{Ni}_{0.5}\text{Mn}_{1.5}\text{O}_4-\delta$ /Carbonate Ester Electrolyte Interface“. In: *Journal of the American Chemical Society* 137.10 (2015), S. 3533–3539.
- [70] K. Edström, T. Gustafsson und J. O Thomas. „The cathode–electrolyte interface in the Li-ion battery“. In: 50 (2004), S. 397–403.
- [71] R. P. Day, J. Xia, R. Petibon, J. Rucska, H. Wang, A. T. B. Wright und J. R. Dahn. „Differential Thermal Analysis of Li-Ion Cells as an Effective Probe of Liquid Electrolyte Evolution during Aging“. In: *Journal of The Electrochemical Society* 162.14 (2015), A2577–A2581.
- [72] Barbara Stiaszny, Jörg C. Ziegler, Elke E. Krauß, Mengjia Zhang, Jan P. Schmidt und Ellen Ivers-Tiffée. „Electrochemical characterization and post-mortem analysis of aged LiMn_2O_4 -NMC/graphite lithium ion batteries part II: Calendar aging“. In: *Journal of Power Sources* 258 (2014), S. 61–75.

- [73] Jiajun Wang, Yongji Tang, Jinli Yang, Ruying Li, Guoxian Liang und Xueliang Sun. „Nature of LiFePO₄ aging process: Roles of impurity phases“. In: *Journal of Power Sources* 238 (2013), S. 454–463.
- [74] Lucille Bodenes, Romain Naturel, Hervé Martinez, Rémi Dedryvère, Michel Menetrier, Laurence Croguennec, Jean-Paul Pérès, Cécile Tessier und Florent Fischer. „Lithium secondary batteries working at very high temperature: Capacity fade and understanding of aging mechanisms“. In: *Journal of Power Sources* 236 (2013), S. 265–275.
- [75] J. C. Burns, A. Kassam, N. N. Sinha, L. E. Downie, L. Solnickova, B. M. Way und J. R. Dahn. „Predicting and Extending the Lifetime of Li-Ion Batteries“. In: *Journal of The Electrochemical Society* 160.9 (2013), A1451–A1456.
- [76] Matilda Klett, Tommy Georgios Zavalis, Maria H. Kjell, Rakel Wreland Lindström, Mårten Behm und Göran Lindbergh. „Altered electrode degradation with temperature in LiFePO₄/mesocarbon microbead graphite cells diagnosed with impedance spectroscopy“. In: *Electrochimica Acta* 141 (2014), S. 173–181.
- [77] John Wang u. a. „Degradation of lithium ion batteries employing graphite negatives and nickel–cobalt–manganese oxide + spinel manganese oxide positives: Part 1, aging mechanisms and life estimation“. In: *Journal of Power Sources* 269 (2014), S. 937–948.
- [78] Kazuma Kumai, Hajime Miyashiro, Yo Kobayashi, Katsuhito Takei und Rikio Ishikawa. „Gas generation mechanism due to electrolyte decomposition in commercial lithium-ion cell“. In: *Journal of Power Sources* 81-82 (1999), S. 715–719.
- [79] A. Matasso, D. Wong, D. Wetz und F. Liu. „Effects of High-Rate Cycling on the Bulk Internal Pressure Rise and Capacity Degradation of Commercial LiCoO₂ Cells“. In: *Journal of The Electrochemical Society* 162.6 (2015), A885–A891.
- [80] M Wohlfahrt-Mehrens, C Vogler und J Garche. „Aging mechanisms of lithium cathode materials“. In: *Journal of Power Sources* 127.1 (2004), S. 58–64.
- [81] B. S. Parimalam, A. D. MacIntosh, R. Kadam und B. L. Lucht. „Decomposition Reactions of Anode Solid Electrolyte Interphase (SEI) Components with LiPF₆“. In: *The Journal of Physical Chemistry C* 121.41 (2017), S. 22733–22738.
- [82] R. Fong, U. von Sacken und J. R. Dahn. „Studies of Lithium Intercalation into Carbons Using Nonaqueous Electrochemical Cells“. In: *Journal of The Electrochemical Society* 137.7 (1990), S. 2009–2013.
- [83] V. A. Agubra und J. W. Fergus. „The formation and stability of the solid electrolyte interface on the graphite anode“. In: *Journal of Power Sources* 268 (2014), S. 153–162.
- [84] E. Peled und D. Golodnitsky. „SEI on Lithium, Graphite, disordered carbons and tin-based alloys“. In: *Lithium-Ion Batteries: SEI on lithium, graphite, disordered carbons and tin-based alloys*, S. 49–50.
- [85] I. A. Shkrob, Y. Zhu, T. W. Marin und D. Abraham. „Reduction of Carbonate Electrolytes and the Formation of Solid-Electrolyte Interface (SEI) in Lithium-Ion Batteries. 1. Spectroscopic Observations of Radical Intermediates Generated in One-Electron Reduction of Carbonates“. In: *The Journal of Physical Chemistry C* 117.38 (2013), S. 19255–19269.
- [86] M. Bauer, B. Rieger, S. Schindler, P. Keil, M. Wachtler, M. A. Danzer und A. Jossen. „Multi-phase formation induced by kinetic limitations in graphite-based lithium-ion cells: Analyzing the effects on dilation and voltage response“. In: *Journal of Energy Storage* 10 (2017), S. 1–10.

-
- [87] P. B. Balbuena und Y. Wang. *Lithium-Ion Batteries*. Imperial College Press, distributed by World Scientific Publishing CO, 2004.
- [88] S. P. Kim, A. van Duin und V. B. Shenoy. „Effect of electrolytes on the structure and evolution of the solid electrolyte interphase (SEI) in Li-ion batteries: A molecular dynamics study“. In: *Journal of Power Sources* 196.20 (2011), S. 8590–8597.
- [89] H. J. Ploehn, P. Ramadass und R. E. White. „Solvent Diffusion Model for Aging of Lithium-Ion Battery Cells“. In: *Journal of The Electrochemical Society* 151.3 (2004), A456–A462.
- [90] Patrick Röder, Barbara Stiaszny, Jörg C. Ziegler, Nilüfer Baba, Paul Lagaly und Hans-Dieter Wiemhöfer. „The impact of calendar aging on the thermal stability of a LiMn₂O₄-Li(0.3 Ni 0.3 Mn 0.3 Co)O₂ - graphite lithium-ion cell“. In: *Journal of Power Sources* 268 (2014), S. 315–325.
- [91] E. Sarasketa-Zabala, I. Gandiaga, L.M. Rodriguez-Martinez und I. Villarreal. „Calendar ageing analysis of a LiFePO₄/graphite cell with dynamic model validations: Towards realistic lifetime predictions“. In: *Journal of Power Sources* 272 (2014), S. 45–57.
- [92] L. O. Valøen und J. N. Reimers. „Transport Properties of LiPF₆-Based Li-Ion Battery Electrolytes“. In: *Journal of The Electrochemical Society* 152.5 (2005), A882–A891.
- [93] Jorge Vazquez-Arenas, Michael Fowler, Xiaofeng Mao und Shih-ken Chen. „Modeling of combined capacity fade with thermal effects for a cycled Li_xC₆-Li_yMn₂O₄ cell“. In: *Journal of Power Sources* 215 (2012), S. 28–35.
- [94] L. Yang, X. Cheng, Y. Ma, S. Lou, Y. Cui, T. Guan und G. Yin. „Changing of SEI Film and Electrochemical Properties about MCMB Electrodes during Long-Term Charge/Discharge Cycles“. In: *Journal of The Electrochemical Society* 160.11 (2013), A2093–A2099.
- [95] A. Farmann, W. Waag, A. Marongiu und D. U. Sauer. „Critical review of on-board capacity estimation techniques for lithium-ion batteries in electric and hybrid electric vehicles“. In: *Journal of Power Sources* 281 (2015), S. 114–130.
- [96] S.S. Zhang, K. Xu und T.R. Jow. „Study of the charging process of a LiCoO₂-based Li-ion battery“. In: *Journal of Power Sources* 160.2 (2006), S. 1349–1354.
- [97] C. Uhlmann, J. Illig, M. Ender, R. Schuster und E. Ivers-Tiffée. „In situ detection of lithium metal plating on graphite in experimental cells“. In: *Journal of Power Sources* 279 (2015), S. 428–438.
- [98] S. Schindler, M. Bauer, M. Petzl und Danzer M.A. „Voltage relaxation and impedance spectroscopy as in-operando methods for the detection of lithium plating on graphitic anodes in commercial lithium-ion cells“. In: *Journal of Power Sources* 304 (2016), S. 170–180.
- [99] M. Bauer, A. Jossen und M. A. Danzer. *Elektrische und mechanische Verfahren zur Detektion von Alterungseffekten in Lithium-Ionen-Batterien*. Universitätsbibliothek der TU München, 2017.
- [100] R. V. Bugga und M. C. Smart. „Lithium Plating Behavior in Lithium-Ion Cells“. In: *ECS Transactions* 25.36 (2010), S. 241–252.
- [101] M. Gauthier u. a. „Electrode–Electrolyte Interface in Li-Ion Batteries: Current Understanding and New Insights“. In: *The Journal of Physical Chemistry Letters* 6.22 (2015), S. 4653–4672.

- [102] Shoichiro Watanabe, Masahiro Kinoshita, Takashi Hosokawa, Kenichi Morigaki und Kensuke Nakura. „Capacity fade of $\text{LiAl}_y\text{Ni}_{1-x-y}\text{Co}_x\text{O}_2$ cathode for lithium-ion batteries during accelerated calendar and cycle life tests (surface analysis of $\text{LiAl}_y\text{Ni}_{1-x-y}\text{Co}_x\text{O}_2$ cathode after cycle tests in restricted depth of discharge ranges)“. In: *Journal of Power Sources* 258 (2014), S. 210–217.
- [103] Yuichi Itou und Yoshio Ukyo. „Performance of LiNiCoO_2 materials for advanced lithium-ion batteries“. In: *Journal of Power Sources* 146.1 (2005), S. 39–44.
- [104] S. Käbitz, J. B. Gerschler, M. Ecker, Y. Yurdagel, B. Emmermacher, D. André, T. Mitsch und D. U. Sauer. „Cycle and calendar life study of a graphite| $\text{LiNi}_{1/3}\text{Mn}_{1/3}\text{Co}_{1/3}\text{O}_2$ Li-ion high energy system. Part A: Full cell characterization“. In: *Journal of Power Sources* 239 (2013), S. 572–583.
- [105] Takayuki Aoshima, Kenji Okahara, Chikara Kiyohara und Kenji Shizuka. „Mechanisms of manganese spinels dissolution and capacity fade at high temperature“. In: *Journal of Power Sources* 97-98 (2001), S. 377–380.
- [106] D Aurbach, M.D Levi, K Gamulski, B Markovsky, G Salitra, E Levi, U Heider, L Heider und R Oesten. „Capacity fading of $\text{Li}_x\text{Mn}_2\text{O}_4$ spinel electrodes studied by XRD and electroanalytical techniques“. In: *Journal of Power Sources* 81-82 (1999), S. 472–479.
- [107] B. S. Haran, A. Durairajan, P. Ramadass, R. E. White und B. N. Popov. „Studies on capacity fade of spinel based Li-ion batteries“. In: *Proceedings of the Intersociety Energy Conversion Engineering Conference*. Bd. 2. 2001, S. 935–940.
- [108] E. Iwata, K.-. Takahashi, K. Maeda und T. Mouri. „Capacity failure on cycling or storage of lithium-ion batteries with Li-Mn-O ternary phases having spinel-framework structure and its possible solution“. In: *Journal of Power Sources* 81-82 (1999), S. 430–433. URL: www.scopus.com.
- [109] T. Ohzuku, Y. Iwakoshi und K. Sawai. „Formation of Lithium–Graphite Intercalation Compounds in Nonaqueous Electrolytes and Their Application as a Negative Electrode for a Lithium Ion (Shuttlecock) Cell“. In: *Journal of The Electrochemical Society* 140.9 (1993), S. 2490–2498.
- [110] M. Hahn, H. Buqa, P. W. Ruch, D. Goers, M. E. Spahr, J. Ufheil, P. Novák und R. Kötz. „A Dilatometric Study of Lithium Intercalation into Powder-Type Graphite Electrodes“. In: *Electrochemical and Solid-State Letters* 11.9 (2008), A151–A154.
- [111] W. Woodford, W. Carter und Y.-M. Chiang. „Design criteria for electrochemical shock resistant battery electrodes“. In: *Energy Environ. Sci.* 5 (2012), S. 8014–8024.
- [112] Won-Sub Yoon, Kyung Yoon Chung, James McBreen und Xiao-Qing Yang. „A comparative study on structural changes of $\text{LiCo}_{1/3}\text{Ni}_{1/3}\text{Mn}_{1/3}\text{O}_2$ and $\text{LiNi}_{0.8}\text{Co}_{0.15}\text{Al}_{0.05}\text{O}_2$ during first charge using in situ XRD“. In: *Electrochemistry Communications* 8.8 (2006), S. 1257–1262.
- [113] T. Joshi, K. Eom, G. Yushin und T. F. Fuller. „Effects of Dissolved Transition Metals on the Electrochemical Performance and SEI Growth in Lithium-Ion Batteries“. In: *Journal of The Electrochemical Society* 161.12 (2014), A1915–A1921.
- [114] Jae-Hun Kim, Sang Cheol Woo, Min-Sik Park, Ki Jae Kim, Taeun Yim, Jeom-Soo Kim und Young-Jun Kim. „Capacity fading mechanism of LiFePO_4 -based lithium secondary batteries for stationary energy storage“. In: *Journal of Power Sources* 229 (2013), S. 190–197.
- [115] Tobias C. Bach, Simon F. Schuster, Elena Fleder, Jana Müller, Martin J. Brand, Henning Lormann, Andreas Jossen und Gerhard Sextl. „Nonlinear aging of cylindrical lithium-ion cells linked to heterogeneous compression“. In: *Journal of Energy Storage* 5 (2016), S. 212–223.

-
- [116] E. Sarasketa-Zabala, I. Gandiaga, E. Martinez-Laserna, L. M. Rodriguez-Martinez und I. Villarreal. „Cycle ageing analysis of a LiFePO₄ /graphite cell with dynamic model validations: Towards realistic lifetime predictions“. In: *Journal of Power Sources* 275 (2015), S. 573–587.
- [117] M. Dubarry, B. Y. Liaw, M.-S. Chen, S.-S. Chyan, K.-C. Han, W.-T. Sie und S.-H. Wu. „Identifying battery aging mechanisms in large format Li ion cells“. In: *Journal of Power Sources* 196.7 (2011), S. 3420–3425.
- [118] Kraftfahrt-Bundesamt. *Neuzulassungen*. URL: https://www.kba.de/DE/Statistik/Fahrzeuge/Neuzulassungen/neuzulassungen_node.html (Stand: 13.02.2019).
- [119] I. Bloom, J. P. Christophersen, D. P. Abraham und K. L. Gering. „Differential voltage analyses of high-power lithium-ion cells: 3. Another anode phenomenon“. In: *Journal of Power Sources* 157.1 (2006), S. 537–542.
- [120] A. Podias, A. Pfrang, F. Di Persio, A. Kriston, S. Bobba, F. Mathieux, M. Messagie und L. Boon-Brett. „Sustainability Assessment of Second Use Applications of Automotive Batteries: Ageing of Li-Ion Battery Cells in Automotive and Grid-Scale Applications“. In: *World Electric Vehicle Journal* 9.2 (2018).
- [121] B. Williams und T. Lipman. „Analysis of the combined vehicle-and post-vehicle-use value of lithium-ion plug-in-vehicle propulsion batteries“. In: *University of California, Berkeley-Transportation Sustainability, 2012* (2011).
- [122] G. Pistoia. *Electric and Hybrid Vehicles: Power Sources, Models, Sustainability, Infrastructure and the Market*. Elsevier Science, 2010. URL: <https://books.google.de/books?id=0NF0fmJDjXcC>.
- [123] E. Wood, M. Alexander und T. H. Bradley. „Investigation of battery end-of-life conditions for plug-in hybrid electric vehicles“. In: *Journal of Power Sources* 196.11 (2011), S. 5147–5154.
- [124] Benedikt Lunz, Zexiong Yan, Jochen Bernhard Gerschler und Dirk Uwe Sauer. „Influence of plug-in hybrid electric vehicle charging strategies on charging and battery degradation costs“. In: *Energy Policy* 46 (2012), S. 511–519.
- [125] C. Heymans, S. Walker, S. Young und M. Fowler. „Economic analysis of second use electric vehicle batteries for residential energy storage and load-levelling“. In: *Energy Policy* 71 (2014), S. 22–30.
- [126] J. Neubauer und A. Pesaran. „The ability of battery second use strategies to impact plug-in electric vehicle prices and serve utility energy storage applications“. In: *Journal of Power Sources* 196.23 (2011), S. 10351–10358.
- [127] Peiyao Guo, Ze Cheng und Lei Yang. „A data-driven remaining capacity estimation approach for lithium-ion batteries based on charging health feature extraction“. In: *Journal of Power Sources* 412 (2019), S. 442–450.
- [128] E. Musk. *Infinite Mile Warranty*. URL: <https://www.tesla.com/blog/infinite-mile-warranty>.
- [129] BMW AG. *BMW i Battery Certificate (SA7AQ) für die Hochvolt-Batterie: Leistungen und Bedingungen*. URL: https://www.bmw.de/content/dam/bmw/marketDE/bmw_de/topics/offers-and-services/warranty/pdf/BMWi-Battery-Certificate.pdf.asset.1490193447915.pdf (Stand: 13.02.2019).
- [130] M. Jordan. *Gewusst ? Das Batteriezertifikat*. 2015. URL: <https://blog.mercedes-benz-passion.com/2015/05/gewusst-das-batteriezertifikat-mit-stern/>.

- [131] Volkswagen AG. *Der e-Golf: Preise, Ausstattungen, Technische Daten*. 2018. URL: https://cdn.volkswagen.at/media/Kwc_Basic.../e-golf-preisliste-09-2018-web.pdf.
- [132] J. Neubauer, A. Brooker und E. Wood. „Sensitivity of plug-in hybrid electric vehicle economics to drive patterns, electric range, energy management, and charge strategies“. In: *Journal of Power Sources* 236 (2013), S. 357–364.
- [133] J. Neubauer, A. Pesaran, B. Williams, M. Ferry und J. Eyer. „A Techno-Economic Analysis of PEV Battery Second Use: Repurposed-Battery Selling Price and Commercial and Industrial End-User Value“. In: *SAE Technical Paper*. SAE International, 2012. URL: <https://doi.org/10.4271/2012-01-0349>.
- [134] Norm DIN 43539-4. *Akkumulatoren; Prüfungen; Ortsfeste Zellen und Batterien*. 1984.
- [135] Verband der Elektrotechnik Elektronik Informationstechnik. *Kompendium: Li-Ionen-Batterien: im BMWi Förderprogramm IKT für Elektromobilität II: Smart Car – Smart Grid – Smart Traffic: Grundlagen, Bewertungskriterien, Gesetze und Normen*. URL: http://www.digitale-technologien.de/DT/Redaktion/DE/Downloads/Publikation/IKT-EM/ikt2-komp-lithium-ionen.pdf?__blob=publicationFile&v=4.
- [136] United States. Department of Energy, Idaho National Engineering, Environmental Laboratory, United States. Department of Energy. Office of Scientific und Technical Information. *USABC Electric Vehicle Battery Test Procedures Manual. Revision 3*. United States. Department of Energy, 1996. URL: <https://books.google.de/books?id=OQXejwEACAAJ>.
- [137] Samveg Saxena, Caroline Le Floch, Jason MacDonald und Scott Moura. „Quantifying EV battery end-of-life through analysis of travel needs with vehicle powertrain models“. In: *Journal of Power Sources* 282 (2015), S. 265–276.
- [138] D. Stroe, M. Swierczynski, S. K. Kær, E. M. Laserna und E. S. Zabala. „Accelerated aging of Lithium-ion batteries based on electric vehicle mission profile“. In: *2017 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)*. 2017, S. 5631–5637.
- [139] R. K. Falk Petrikowski, Matthias Jung, Elisabeth Steingrübner und Sandra Leuthold. „Ratgeber Batterien und Akkus“. In: (2012).
- [140] H. Wenzl. „Alterungsmechanismen und Lebensdauer“. Vorlesung Batteriesystemtechnik und Brennstoffzellen. Clausthal-Zellerfeld: Technische Universität Clausthal, 2012. URL: https://www.iee.tu-clausthal.de/fileadmin/downloads/Scripte/8_Lebensdauer_120115.pdf.
- [141] S. M. Rezvanizani, Z. Liu, Y. Chen und J. Lee. „Review and recent advances in battery health monitoring and prognostics technologies for electric vehicle (EV) safety and mobility“. In: *Journal of Power Sources* 256 (2014), S. 110–124.
- [142] M.S. Hossain Lipu, M.A. Hannan, Aini Hussain, M.M. Hoque, Pin J. Ker, M.H.M. Saad und Afida Ayob. „A review of state of health and remaining useful life estimation methods for lithium-ion battery in electric vehicles: Challenges and recommendations“. In: *Journal of Cleaner Production* 205 (2018), S. 115–133. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652618327793>.
- [143] John Cannarella und Craig B. Arnold. „State of health and charge measurements in lithium-ion batteries using mechanical stress“. In: *Journal of Power Sources* 269 (2014), S. 7–14.
- [144] J. Han, M. Kamber und J. Pei, Hrsg. *Data Mining (Third Edition)*. Third Edition. The Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems. Boston: Morgan Kaufmann, 2012.

-
- [145] U. M. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro und P. Smyth. „From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases“. In: *AI Magazine* 17 (1996), S. 37–54.
- [146] A. S. Lai und N. C. Yung. „Lane detection by orientation and length discrimination“. In: *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics. Part B, Cybernetics : a publication of the IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society* 30.4 (2000), S. 539–548.
- [147] R. He, W. Xu, J. Sun und B. Zu. „Balanced K-Means Algorithm for Partitioning Areas in Large-Scale Vehicle Routing Problem“. In: *2009 Third International Symposium on Intelligent Information Technology Application*, S. 87–90.
- [148] E. Mouhcine, K. Mansouri und Y. Mohamed. „An improved swarm optimization algorithm for vehicle path planning problem“. In: *2016 4th IEEE International Colloquium on Information Science and Technology (CIST)*, S. 707–712.
- [149] X. Zhang und G. Wang. „Optimal dispatch of electric vehicle batteries between battery swapping stations and charging stations“. In: *2016 IEEE Power and Energy*, S. 1–5.
- [150] V. Klass, M. Behm und G. Lindbergh. „A support vector machine-based state-of-health estimation method for lithium-ion batteries under electric vehicle operation“. In: *Journal of Power Sources* 270 (2014), S. 262–272.
- [151] H. Dong, X. Jin, Y. Lou und C. Wang. „Lithium-ion battery state of health monitoring and remaining useful life prediction based on support vector regression-particle filter“. In: *Journal of Power Sources* 271 (2014), S. 114–123.
- [152] Y. Zou, X. Hu, H. Ma und S. E. Li. „Combined State of Charge and State of Health estimation over lithium-ion battery cell cycle lifespan for electric vehicles“. In: *Journal of Power Sources* 273 (2015), S. 793–803.
- [153] A. Nuhic, T. Terzimehic, T. Soczka-Guth, M. Buchholz und K. Dietmayer. „Health diagnosis and remaining useful life prognostics of lithium-ion batteries using data-driven methods“. In: *Journal of Power Sources* 239 (2013), S. 680–688.
- [154] G.-w. You, S. Park und D. Oh. „Real-time state-of-health estimation for electric vehicle batteries: A data-driven approach“. In: *Applied Energy* 176 (2016), S. 92–103.
- [155] Milton Mora-Alvarez, Pedro Contreras-Ortiz, Xavier Serrano-Guerrero und Guillermo Escrivá-Escriva. „Characterization and Classification of Daily Electricity Consumption Profiles: Shape Factors and k-means Clustering Technique“. In: *IEEE 3rd International Conference 2018*.
- [156] M. Ester und J. Sander. *Knowledge Discovery in Databases: Techniken und Anwendungen*. 1. Aufl. Springer Berlin Heidelberg, 2000.
- [157] J. Han und M. Kamber. *Data mining: Concepts and techniques*. 3rd ed. Haryana, India und Burlington, MA: Elsevier, 2012.
- [158] Kröger Peer. „Knowledge Discovery in Databases“. Vorlesungsskript. München: Ludwig-Maximilians-Universität München, 2017. URL: http://www.dbs.ifi.lmu.de/Lehre/KDD/WS1718/01__Einleitung.pdf (Stand: 13.02.2019).
- [159] K. Backhaus, B. Erichson, W. Plinke und R. Weiber. *Multivariate Analysemethoden: Eine anwendungsorientierte Einführung*. 15., vollständig überarbeitete Auflage. Berlin: Springer Gabler, 2018. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-662-56655-8>.

- [160] J. MacQueen. „Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations“. In: *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability 1* (1967), S. 281–297.
- [161] M. Ester, H.-P. Kriegel, J. Sander und X. Xu. „A Density-based Algorithm for Discovering Clusters a Density-based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise“. In: *Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. KDD'96. AAAI Press, 1996, S. 226–231.
- [162] M. Deza und E. Deza. *Encyclopedia of distances*. [Online-ausg.] SpringerLink: Springer e-Books. Berlin [u.a.]: Springer, 2009.
- [163] A. Böge und G. Böge. *Technische Mechanik: Statik - Dynamik - Fluidmechanik - Festigkeitslehre ; mit 15 Tabellen, 22 Arbeitsplänen, 15 Lehrbeispielen und 47 Übungseinheiten*. 29., überarbeitete und erweiterte Auflage. SpringerLink : Bücher. Wiesbaden: Vieweg+Teubner Verlag / Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH, Wiesbaden, 2011.
- [164] L. Kaufman und P. J. Rousseeuw. *Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis*. Wiley Series in Probability and Statistics. Wiley, 2005.
- [165] P. J. Rousseeuw. „Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis“. In: *Journal of Computational and Applied Mathematics* 20 (1987), S. 53–65.
- [166] U. Eberle und R. von Helmlolt. „Sustainable transportation based on electric vehicle concepts: a brief overview“. In: *Energy Environ. Sci.* 3.6 (2010), S. 689–699. URL: <http://dx.doi.org/10.1039/C001674H>.
- [167] E. Rahimzei. *Ergebnispapier Nr. 6 - Wie kommen die Angaben über den Stromverbrauch und die Reichweite von Elektrofahrzeugen zustande?* Berlin, Deutschland, 2015. URL: https://schaufenster-elektromobilitaet.org/media/media/documents/dokumente_der_begleit_und_wirkungsforschung/Ergebnispapier_Nr_6_Wie_kommen_die_Angaben_ueber_den_Stromverbrauch_und_die_Reichweite_von_Elektromfahrzeugen_zustande.pdf (Stand: 13.02.2019).
- [168] P. Chapman, J. Clinton, R. Kerber, T. Khabaza, T. Reinartz, C. Shearer und R. Wirth. *CRISP-DM 1.0 Step-by-step data mining guide*. URL: <http://www.crisp-dm.org/CRISPWP-0800.pdf>.
- [169] X. Luo, J. Wang, M. Dooner und J. Clarke. „Overview of current development in electrical energy storage technologies and the application potential in power system operation“. In: *Applied Energy* 137 (2015), S. 511–536.
- [170] J. Fleer, S. Zurmühlen, J. Meyer, J. Badeda, P. Stenzel, J.-F. Hake und D. Uwe Sauer. „Price development and bidding strategies for battery energy storage systems on the primary control reserve market“. In: *Energy Procedia* 135 (2017), S. 143–157.
- [171] B. Battke, T. S. Schmidt, D. Grosspietsch und V. H. Hoffmann. „A review and probabilistic model of lifecycle costs of stationary batteries in multiple applications“. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 25 (2013), S. 240–250.
- [172] H. Hesse, M. Schimpe, D. Kucevic und A. Jossen. „Lithium-Ion Battery Storage for the Grid—A Review of Stationary Battery Storage System Design Tailored for Applications in Modern Power Grids“. In: *Energies* 10.12 (2017), S. 2107.
- [173] A. A. Akhil u. a. *DOE/EPRI Electricity Storage Handbook in Collaboration with NRECA*. 2016.

-
- [174] A. Stan, M. Swierczynski, D. Stroe, R. Teodorescu, S. J. Andreasen und K. Moth. „A comparative study of lithium ion to lead acid batteries for use in UPS applications“. In: *2014 IEEE 36th International Telecommunications Energy Conference (INTELEC)*. 2014, S. 1–8.
- [175] P. Kassing, A. Sumper, T. Müller und M. Heißwolf. „Battery storage systems feasibility study for revenue models in Germany“. In: *2017 International Conference on Modern Power Systems (MPS)*. 2017, S. 1–5.
- [176] B. Gohla-Neudecker, V. S. Maiyappan, S. Juraschek und S. Mohr. *Battery 2nd Life: Presenting a Benchmark Stationary Storage System as Enabler for the Global Energy Transition*. Piscataway, NJ: IEEE, 2017.
- [177] M. Koller, T. Borsche, A. Ulbig und G. Andersson. „Review of grid applications with the Zurich 1MW battery energy storage system“. In: *Electric Power Systems Research* 120 (2015), S. 128–135.
- [178] M. Koller, M. Gonzalez Vaya, A. Chacko, T. Borsche und A. Ulbig. „Primary control reserves provision with battery energy storage systems in the largest European ancillary services cooperation“. In: 2016.
- [179] M. Naumann, C. N. Truong, M. Schimpe, D. Kucevic, A. Jossen und H. C. Hesse. „SimSES: Software for techno-economic Simulation of Stationary Energy Storage Systems“. In: *International ETG Congress 2017*. 2017, S. 1–6.
- [180] C. N. Truong, M. Naumann, R. C. Karl, M. M⁴ller, A. Jossen und H. C. Hesse. „Economics of Residential Photovoltaic Battery Systems in Germany: The Case of TeslaTMs Powerwall“. In: *Batteries* 2.2 (2016). URL: <http://www.mdpi.com/2313-0105/2/2/14>.
- [181] A. Braun. *Stromspiegel für Deutschland 2017: Klimaschutz zu Hause*. Hrsg. von co2online gGmbH. Berlin, 2017. URL: https://www.stromspiegel.de/fileadmin/ssi/stromspiegel/Broschuere/Stromspiegel_2017_web.pdf (Stand: 13.02.2019).
- [182] Deutsche Übertragungsnetzbetreiber. *EEG-Anlagenstammdaten zur Jahresabrechnung 2017*. 2017. URL: <https://www.netztransparenz.de/EEG/Anlagenstammdaten> (Stand: 13.02.2019).
- [183] Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e.V. *BDEW-Strompreisanalyse Januar 2019*. Berlin, Deutschland, 2019. (Stand: 13.02.2019).
- [184] Photovoltaik4all. *Aktuelle EEG Vergütungssätze für Photovoltaikanlagen 2018 / 2019*. 2018. URL: <https://www.photovoltaik4all.de/aktuelle-eeg-verguetungssaetze-fuer-photovoltaikanlagen-2017> (Stand: 13.02.2019).
- [185] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie. *Gesetz für den Ausbau erneuerbarer Energien (Erneuerbare-Energien-Gesetz - EEG 2017)*. Berlin, Deutschland, 2014. URL: http://www.gesetze-im-internet.de/eeg_2014/EEG_2017.pdf (Stand: 13.02.2019).
- [186] Q. Lin, M. Yin, D. Shi, H. Qu, J. Huo, Y. Cheng, G. Li und J. Li. „Optimal control of battery energy storage system integrated in PV station considering peak shaving“. In: *2017 Chinese Automation Congress (CAC)*. IEEE, 2017, S. 2750–2754.
- [187] Christian Brosig und Eberhard Waffenschmidt. „Energy Autarky of Households by Sufficiency Measures“. In: *Energy Procedia* 99 (2016), S. 194–203.
- [188] VDE FNN. *Technische Mindestanforderungen für Anschluss und Parallelbetrieb von Erzeugungsanlagen am Niederspannungsnetz*. 2018.

- [189] VDE FNN. *Technische Regeln für den Anschluss von Kundenanlagen an das Niederspannungsnetz und deren Betrieb (TAR Niederspannung)*. 2017.
- [190] BDEW Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e.V. *Technische Anschlussbedingungen TAB 2019*. Berlin, 2019.
- [191] Forum Netztechnik/Netzbetrieb im VDE. *FNN-Hinweis: Anschluss und Betrieb von Speichern am Niederspannungsnetz*. Hrsg. von VDE FNN Netztechnik/Netzbetrieb. 2016. URL: <https://www.vde.com/resource/blob/972830/bcb00e83abc88c6ed0d4a26572063f92/hinweis-speicher-data.pdf>.
- [192] A. J. Pimm, T. T. Cockerill und P. G. Taylor. „The potential for peak shaving on low voltage distribution networks using electricity storage“. In: *Journal of Energy Storage* 16 (2018), S. 231–242.
- [193] M. Naumann. „Techno-economic evaluation of stationary battery energy storage systems with special consideration of aging“. Dissertation. München: Technische Universität München.
- [194] Regelleistung.net. *Allgemeines zur Regelleistung - Technische Aspekte*. URL: <https://www.regelleistung.net/ext/static/technical>.
- [195] Next Kraftwerke GmbH. *Was ist Regelenergie?* URL: www.next-kraftwerke.de/wissen/regelenergie.
- [196] Next Kraftwerke GmbH. *Batteriespeicher*. URL: <https://www.next-kraftwerke.de/virtuelles-kraftwerk/stromspeicher/batteriespeicher>.
- [197] EPEX Spot. *EPEX SPOT SE: Kontinuierlicher Intraday-Handel*. URL: <https://www.epexspot.com/de/marktdaten/intradaycontinuous> (Stand: 13.02.2019).
- [198] Florian Ziel und Rick Steinert. „Probabilistic mid- and long-term electricity price forecasting“. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 94 (2018), S. 251–266.
- [199] entsoe. *Network Code on Load-Frequency Control and Reserves*. 2013. URL: https://www.acer.europa.eu/Official_documents/Acts_of_the_Agency/Annexes/The%20Network%20Code%20on%20Load-Frequency%20Control%20and%20Reserves%20submitted%20on%2028%20June%202013.pdf (Stand: 13.02.2019).
- [200] Verband der Netzbetreiber VDN e.V. beim VDEW. *TransmissionCode 2007: Netz- und Systemregeln der deutschen Übertragungsnetzbetreiber*. Hrsg. von Verband der Netzbetreiber VDN e.V. beim VDEW.
- [201] E. Waffenschmidt, D. Korber, F. Rosenau, T. Scheja und M. Kristuf. „Primärregelung mit Batteriespeichern“. In: (2016).
- [202] D. M. Greenwood, K. Y. Lim, C. Patsios, P. F. Lyons, Y. S. Lim und P. C. Taylor. „Frequency response services designed for energy storage“. In: *Applied Energy* 203 (2017), S. 115–127.
- [203] J. Fleer und P. Stenzel. „Impact analysis of different operation strategies for battery energy storage systems providing primary control reserve“. In: *Journal of Energy Storage* 8 (2016), S. 320–338.
- [204] D. Stroe, M. Swierczynski, A. Stroe, R. Teodorescu, R. Laerke und P. C. Kjaer. „Degradation behaviour of Lithium-ion batteries based on field measured frequency regulation mission profile“. In: *2015 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)*. 2015, S. 14–21.

-
- [205] D. Stroe, M. Swierczynski, A. Stroe, R. Laerke, P. C. Kjaer und R. Teodorescu. „Degradation Behavior of Lithium-Ion Batteries Based on Lifetime Models and Field Measured Frequency Regulation Mission Profile“. In: *IEEE Transactions on Industry Applications* 52.6 (2016), S. 5009–5018.
- [206] D.-I. Stroe, V. Knap, M. Swierczynski, A.-I. Stroe und R. Teodorescu. „Operation of a Grid-Connected Lithium-Ion Battery Energy Storage System for Primary Frequency Regulation: A Battery Lifetime Perspective“. In: *IEEE Transactions on Industry Applications* 53.1 (2017), S. 430–438.
- [207] D. Stroe, V. Knap, M. Swierczynski, A. Stroe und R. Teodorescu. „Suggested operation of grid-connected lithium-ion battery energy storage system for primary frequency regulation: Lifetime perspective“. In: *2015 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)*. 2015, S. 1105–1111.
- [208] Fraunhofer- Institut für Integrierte Systeme und Bauelemente Technologie IISB. *Lastspitzenreduktion*. 2016. URL: https://www.energy-seeds.org/de/Schwerpunkte/lastverschiebung_sekundaerenergiespeicher.html.
- [209] A. Singer, F. Helling, T. Weyh, J. Jungbauer und H. Pfisterer. „Modular multilevel parallel converter based split battery system (M2B) for stationary storage applications“. In: *2017 19th European Conference on Power Electronics and Applications (EPE'17 ECCE Europe)*. 2017, S. 1–10.
- [210] SWM Infrastruktur GmbH & Co. KG. *Anlage a zu Netznutzungsvertrag Strom Preisblätter*. 2019. URL: <https://www.swm-infrastruktur.de/dam/swm-infrastruktur/dokumente/strom/netzzugang-bedingungen/netznutzungsvertraege/nnv-anlage-a-preisblaetter.pdf> (Stand: 13.02.2019).
- [211] J. Park, W. A. Appiah, S. Byun, D. Jin, M.-H. Ryou und Y. M. Lee. „Semi-empirical long-term cycle life model coupled with an electrolyte depletion function for large-format graphite/LiFePO₄ lithium-ion batteries“. In: *Journal of Power Sources* 365.Supplement C (2017), S. 257–265.
- [212] elektronik kompendium. *USV - Unterbrechungsfreie Stromversorgung*. URL: <https://www.elektronik-kompendium.de/sites/grd/0812171.htm>.
- [213] Datacenter-Insider. *Was ist eine Unterbrechungsfreie Stromversorgung?* URL: <https://www.datacenter-insider.de/was-ist-eine-unterbrechungsfreie-stromversorgung-a-669619/>.
- [214] M. S. Racine. *Proceedings of the 37th Annual North American Power Symposium, 2005: 23 - 25 Oct. 2005, [Iowa State University, Ames, Iowa, USA]*. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 2005.
- [215] M. Aamir, K. Ahmed Kalwar und S. Mekhilef. „Review: Uninterruptible Power Supply (UPS) system“. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 58 (2016), S. 1395–1410.
- [216] F. Lampe. *Green-IT, Virtualisierung und Thin Clients – Mit neuen IT-Technologien Energieeffizienz erreichen, die Umwelt schonen und Kosten sparen*. Wiesbaden, 2010.
- [217] IGN GmbH. *Hochverfügbarkeits-Rechenzentrum der IGN GmbH - Fact Sheet*. Hrsg. von IGN GmbH. München, 2012.
- [218] Ohshima Masaki et al. *Power conversion conference: Proceedings of the Power Conversion Conference-Nagaoka, 1997*. Piscataway New Jersey: IEEE, 1997.

- [219] Y. Kazufumi, N. Masatoshi, M. Hidenori, T. Takashi, K. Takaaki und H. Keiichi. „The novel islanding power supply method for mutual power interchange with line-interactive uninterruptible power supply“. In: *IEEE 36th International Telecommunications 2014*, S. 1–5.
- [220] T. Ushirokawa, K. Hirose, Y. Okui, K. Yukita, K. Ichiyanagi und H. Takabayashi. „Micro-grid using parallel processing uninterruptible power supply“. In: *International Conference on Renewable 2012*, S. 1–4.
- [221] A. Stan, M. Świerczyński, D. Stroe, R. Teodorescu und S. J. Andreasen. „Lithium ion battery chemistries from renewable energy storage to automotive and back-up power applications — An overview“. In: *2014 International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment (OPTIM)*. 2014, S. 713–720.
- [222] GE. *Uninterruptible Power Supply -UPS*. URL: https://www.ge.com/additive/sites/default/files/2018-02/GE%20Additive%20One-Page%20Handouts_Uninterruptible%20Power%20Supply%20UPS.PDF.
- [223] Schneider Electric GmbH. *Battery Technology for Single Phase UPS Systems: VRLA vs. Li-ion: White Paper 266*. 2019. URL: https://www.apc.com/salestools/VAVR-AS7U7K/VAVR-AS7U7K_R1_EN.pdf (Stand: 23.02.2019).
- [224] F. Qiao, S. Patnaik und J. Wang. *Recent Developments in Mechatronics and Intelligent Robotics: Proceedings of the International Conference on Mechatronics and Intelligent Robotics (ICMIR2017) – Volume 2*. 2018.
- [225] VDE FNN. *Störungs- und Verfügbarkeitsstatistik, Berichtsjahr 2016: Steigender Aufwand für hohe Zuverlässigkeit bei der Stromversorgung*. URL: <https://www.vde.com/de/fnn/themen/versorgungsqualitaet/versorgungszuverlaessigkeit/stoerungsstatistik-2016>.
- [226] Deutscher Bundestag. *Vergleich der Stromversorgungsqualität Deutschlands, Frankreichs und Belgiens*. Hrsg. von WD 5: Wirtschaft und Verkehr, Ernährung, Landwirtschaft und Verbraucherschutz. Berlin, Deutschland, 2017. URL: <https://www.bundestag.de/resource/blob/496056/9b97deb8a246fd8d15a2760596ce28df/wd-5-014-17-pdf-data.pdf> (Stand: 13.02.2019).
- [227] G. Fitzgerald, J. Mandel, J. Morris und H. Touati. „The economics of battery energy storage: How multi-use, customer-sited batteries deliver the most services and value to customers and the grid“. In: *Rocky Mountain Institute* (2015). URL: http://www.rmi.org/electricity_battery_value (Stand: 13.02.2019).
- [228] Cong Nam Truong, Michael Schimpe, Uli Bürger, Holger C. Hesse und Andreas Jossen. „Multi-Use of Stationary Battery Storage Systems with Blockchain Based Markets“. In: *Energy Procedia* 155 (2018), S. 3–16.
- [229] A. Stephan, B. Battke, M. D. Beuse, J. H. Clausdeinken und T. S. Schmidt. „Limiting the public cost of stationary battery deployment by combining applications“. In: *Nature Energy* 1 (2016).
- [230] C. Marnay, N. DeForest und J. Lai. „A green prison: The Santa Rita Jail campus microgrid“. In: *2012 IEEE Power and Energy Society General Meeting*. 2012, S. 1–2.
- [231] E. Alegria, T. Brown, E. Minear und R. H. Lasseter. „CERTS Microgrid Demonstration With Large-Scale Energy Storage and Renewable Generation“. In: *IEEE Transactions on Smart Grid* 5.2 (2014), S. 937–943. (Stand: 13.02.2019).

-
- [232] E. Alegria, A. Ma und Chevron Energy Solutions Company. *CERTS Microgrid Demonstration with Large-Scale Energy Storage and Renewables at Santa Rita Jail*. Hrsg. von U.S. Department of Energy. URL: https://www.smartgrid.gov/files/SRJ_DOE_Final_Report_Submitted_20140717.pdf (Stand: 13.02.2019).
- [233] N. Pinsky und L. O'Neill. „Tehachapi Wind Energy Storage Project - Technology Performance Report #1“. In: (2014).
- [234] N. Pinsky und L. O'Neill. „Tehachapi Wind Energy Storage Project - Technology Performance Report #2“. In: (2015).
- [235] N. Pinsky und L. O'Neill. „Tehachapi Wind Energy Storage Project - Technology Performance Report #3“. In: (2017).
- [236] L. Gaillac, J. Castaneda, A. Edris, D. Elizondo, C. Wilkins, C. Vartanian und D. Mendelsohn. „Tehachapi Wind Energy Storage Project: Description of operational uses, system components, and testing plans“. In: *PES T D 2012*. 2012, S. 1–6.
- [237] Fraunhofer-Institut für Windenergie und Energiesystemtechnik. *Regelenergie durch Windkraftanlagen*. Hrsg. von Fraunhofer-Institut für Windenergie und Energiesystemtechnik. Kassel, 2014.
- [238] J. de Hoog, J.-M. Timmermans, D. Ioan-Stroe, M. Swierczynski, J. Jaguemont, S. Goutam, N. Omar, J. van Mierlo und P. van den Bossche. „Combined cycling and calendar capacity fade modeling of a Nickel-Manganese-Cobalt Oxide Cell with real-life profile validation“. In: *Applied Energy* 200.Supplement C (2017), S. 47–61.
- [239] K. Smith, M. Earleywine, E. Wood, J. Neubauer und A. Pesaran. „Comparison of Plug-In Hybrid Electric Vehicle Battery Life Across Geographies and Drive Cycles“. In: SAE International, 2012.
- [240] J. Schmalstieg, S. Käbitz, M. Ecker und D. U. Sauer. „A holistic aging model for Li(NiMnCo)O₂ based 18650 lithium-ion batteries“. In: *Journal of Power Sources* 257.Supplement C (2014), S. 325–334.
- [241] E. Redondo-Iglesias, P. Venet und S. Pelissier. „Eyring acceleration model for predicting calendar ageing of lithium-ion batteries“. In: *Journal of Energy Storage* 13.Supplement C (2017), S. 176–183.
- [242] M. Schimpe, M. E. von Kuepach, M. Naumann, H. C. Hesse, K. Smith und A. Jossen. „Comprehensive Modeling of Temperature-Dependent Degradation Mechanisms in Lithium Iron Phosphate Batteries“. In: *Journal of The Electrochemical Society* 165.2 (2018), A181–A193.
- [243] M. Ecker, J. B. Gerschler, J. Vogel, S. Käbitz, F. Hust, P. Dechent und D. U. Sauer. „Development of a lifetime prediction model for lithium-ion batteries based on extended accelerated aging test data“. In: *Journal of Power Sources* 215 (2012), S. 248–257.
- [244] Y.-J. Lee, H.-Y. Choi, C.-W. Ha, J.-H. Yu, M.-J. Hwang, C.-H. Doh und J.-H. Choi. „Cycle life modeling and the capacity fading mechanisms in a graphite/LiNi_{0.6}Co_{0.2}Mn_{0.2}O₂ cell“. In: *Journal of Applied Electrochemistry* 45.5 (2015), S. 419–426.
- [245] J. Wang, P. Liu, J. Hicks-Garner, E. Sherman, S. Soukiazian, M. Verbrugge, H. Tataria, J. Musser und P. Finamore. „Cycle-life model for graphite-LiFePO₄ cells“. In: *Journal of Power Sources* 196.8 (2011), S. 3942–3948.
- [246] A. Cordoba-Arenas, S. Onori, Y. Guezennec und G. Rizzoni. „Capacity and power fade cycle-life model for plug-in hybrid electric vehicle lithium-ion battery cells containing blended spinel and layered-oxide positive electrodes“. In: *Journal of Power Sources* 278 (2015), S. 473–483.

- [247] F. Todeschini, S. Onori und G. Rizzoni. „An experimentally validated capacity degradation model for Li-ion batteries in PHEVs applications“. In: *IFAC Proceedings Volumes* 45.20 (2012), S. 456–461.
- [248] Zeyu Ma, Jiuchun Jiang, Wei Shi, Weige Zhang und Chunting Chris Mi. „Investigation of path dependence in commercial lithium-ion cells for pure electric bus applications: Aging mechanism identification“. In: *Journal of Power Sources* 274 (2015), S. 29–40.
- [249] Climate-Data.org. *Klima & Wetter in München*. URL: <https://de.climate-data.org/location/6426/>.
- [250] A. Nottrott, J. Kleissl und B. Washom. „Energy dispatch schedule optimization and cost benefit analysis for grid-connected, photovoltaic-battery storage systems“. In: *Renewable Energy* 55 (2013), S. 230–240.
- [251] A. U. Schmiegel und A. Kleine. „Optimized Operation Strategies for PV Storages Systems Yield Limitations, Optimized Battery Configuration and the Benefit of a Perfect Forecast“. In: *Energy Procedia* 46 (2014), S. 104–113.
- [252] R. Hanna, J. Kleissl, A. Nottrott und M. Ferry. „Energy dispatch schedule optimization for demand charge reduction using a photovoltaic-battery storage system with solar forecasting“. In: *Solar Energy* 103 (2014), S. 269–287.
- [253] E. L. Ratnam, S. R. Weller und C. M. Kellett. „An optimization-based approach to scheduling residential battery storage with solar PV: Assessing customer benefit“. In: *Renewable Energy* 75 (2015), S. 123–134.
- [254] E. L. Ratnam, S. R. Weller und C. M. Kellett. „Scheduling residential battery storage with solar PV: Assessing the benefits of net metering“. In: *Applied Energy* 155 (2015), S. 881–891.
- [255] I. Ranaweera und O.-M. Midtgard. „Optimization of operational cost for a grid-supporting PV system with battery storage“. In: *Renewable Energy* 88 (2016), S. 262–272.
- [256] D. Parra und M. K. Patel. „Effect of tariffs on the performance and economic benefits of PV-coupled battery systems“. In: *Applied Energy* 164 (2016), S. 175–187.
- [257] J. Linssen, P. Stenzel und J. Fleer. „Techno-economic analysis of photovoltaic battery systems and the influence of different consumer load profiles“. In: *Applied Energy* 185 (2017), S. 2019–2025.
- [258] H. Moradi, M. Esfahanian, A. Abtahi und A. Zilouchian. „Optimization and energy management of a standalone hybrid microgrid in the presence of battery storage system“. In: *Energy* 147 (2018), S. 226–238.
- [259] T. Borsche, U. Markovic und G. Andersson. „A new algorithm for primary frequency control with cooling appliances“. In: *Computer Science - Research and Development* (2014), S. 1–7.
- [260] T. Borsche, A. Ulbig und G. Andersson. „Impact of frequency control reserve provision by storage systems on power system operation“. In: *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)* 19 (2014), S. 4038–4043.
- [261] M. Koller, T. Borsche, A. Ulbig und G. Andersson. „Defining a degradation cost function for optimal control of a battery energy storage system“. In: *2013 IEEE Grenoble Conference*. 2013, S. 1–6.

-
- [262] K. Abdulla, J. de Hoog, V. Muenzel, F. Suits, K. Steer, A. Wirth und S. Halgamuge. „Optimal Operation of Energy Storage Systems Considering Forecasts and Battery Degradation“. In: *IEEE Transactions on Smart Grid* PP (2016), S. 1.
- [263] Georg Angenendt, Sebastian Zurmühlen, Ramin Mir-Montazeri, Dirk Magnor und Dirk Uwe Sauer. „Enhancing Battery Lifetime in PV Battery Home Storage System Using Forecast Based Operating Strategies“. In: *Energy Procedia* 99 (2016), S. 80–88.
- [264] A. Kies. „Joint optimisation of arbitrage profits and battery life degradation for grid storage application of battery electric vehicles“. In: *Journal of Physics: Conference Series* 977 (2018), S. 012005.
- [265] E. Thorbergsson, V. Knap, M. Swierczynski, D. Stroe und R. Teodorescu. „Primary Frequency Regulation with Li-Ion Battery Based Energy Storage System - Evaluation and Comparison of Different Control Strategies“. In: *Intelec 2013; 35th International Telecommunications Energy Conference, SMART POWER AND EFFICIENCY*. 2013, S. 1–6.
- [266] Regelleistung.net. *Internationale PRL-Kooperation: Kopplung der Märkte von Deutschland, Belgien, Niederlande, Frankreich, Schweiz und Österreich*. URL: <https://www.regelleistung.net/ext/static/prl> (Stand: 13.02.2019).
- [267] D. Stroe, M. Swierczynski, A. Stan und R. Teodorescu. „Accelerated lifetime testing methodology for lifetime estimation of Lithium-ion batteries used in augmented wind power plants“. In: *2013 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition*. 2013, S. 690–698.
- [268] D. Stroe, M. Świerczyński, A. Stan, R. Teodorescu und S. J. Andreasen. „Accelerated Lifetime Testing Methodology for Lifetime Estimation of Lithium-Ion Batteries Used in Augmented Wind Power Plants“. In: *IEEE Transactions on Industry Applications* 50.6 (2014), S. 4006–4017.
- [269] L. C. Casals, B. A. García und C. Canal. „Second life batteries lifespan: Rest of useful life and environmental analysis“. In: *Journal of Environmental Management* 232 (2019), S. 354–363.
- [270] H. Heimes, A. Kampker, C. Lienemann, C. Offermanns und M. Locke. *Produktionsprozess einer Lithium-Ionen-Batteriezelle*. 2018.
- [271] P. W. Atkins, J. de Paula, M. Bär, A. Schleitner und C. Heinisch. *Physikalische Chemie*. Wiley, 2006. URL: <https://books.google.de/books?id=rSX3AAAACAAJ>.
- [272] A. Du Pasquier, A. Blyr, A. Cressent, C. Lenain, G. Amatucci und J. M. Tarascon. „An update on the high temperature ageing mechanism in LiMn₂O₄-based Li-ion cells“. In: *Journal of Power Sources* 81-82 (1999), S. 54–59. URL: www.scopus.com.
- [273] Z.-. Chen, X.-. Liu, L.-. Gao und Z.-. Yu. „Electrochemical Capacity Fading in High Temperature of Spinel LiMn₂O₄ and its Improvement“. In: *Chinese Journal of Inorganic Chemistry* 17.3 (2001), S. X4–330. URL: www.scopus.com.
- [274] Y. B. Chen und Q. G. Liu. „Causes and prevention for capacity fading of spinel LiMn₂O₄ at elevated temperature“. In: *Dianchi/Battery* 31.4 (2001), S. 198.
- [275] Y. B. Chen, Y. J. Zhao, C. W. Du und Q. G. Liu. „High temperature performance of Li_xMn₂O₄ as cathode material for lithium-ion batteries“. In: *Dianchi/Battery* 31.2 (2001), S. 75.
- [276] J. Cho, G. B. Kim, H. S. Lim, C.-. Kim und S.-. Yoo. „Improvement of structural stability of LiMn₂O₄ cathode material on 55 °C cycling by sol-gel coating of LiCoO₂“. In: *Electrochemical and Solid-State Letters* 2.12 (1999), S. 607–609.

- [277] G. Amatucci, A. Du Pasquier, A. Blyr, T. Zheng und J.-M. Tarascon. „The elevated temperature performance of the LiMn₂O₄/C system: failure and solutions“. In: *Electrochimica Acta* 45.1 (1999), S. 255–271.
- [278] M. S. D. Darma, M. Lang, K. Kleiner, L. Mereacre, V. Liebau, F. Fauth, T. Bergfeldt und H. Ehrenberg. „The influence of cycling temperature and cycling rate on the phase specific degradation of a positive electrode in lithium ion batteries: A post mortem analysis“. In: *Journal of Power Sources* 327.Supplement C (2016), S. 714–725.
- [279] M. Lang, M. S. D. Darma, K. Kleiner, L. Riekehr, L. Mereacre, M. Á. Pérez, V. Liebau und H. Ehrenberg. „Post mortem analysis of fatigue mechanisms in LiNi_{0.8}Co_{0.15}Al_{0.05}O₂ – LiNi_{0.5}Co_{0.2}Mn_{0.3}O₂ – LiMn₂O₄/graphite lithium ion batteries“. In: *Journal of Power Sources* 326 (2016), S. 397–409.
- [280] G. Zhu u. a. „Materials insights into low-temperature performances of lithium-ion batteries“. In: *Journal of Power Sources* 300 (2015), S. 29–40.
- [281] R. Hollinger, L. M. Diazgranados und T. Erge. „Trends in the German PCR market: Perspectives for battery systems“. In: *2015 12th International Conference on the European Energy Market (EEM)*. 2015, S. 1–5.
- [282] Bundesnetzagentur. *Leitfaden zur Genehmigung von individuellen Netzentgelten nach § 19 Abs. 2 S. 1 StromNEV und von Befreiungen von den Netzentgelten nach § 19 Abs. 2 S. 2 StromNEV*. Berlin, Deutschland. URL: <https://www.bonn-netz.de/Stromnetz/Preisblaetter/Preisblaetter/201109-Leitfaden-19-StromNEV-NetzA.pdf> (Stand: 13.02.2019).
- [283] A. Rosin, H. Höimoja, T. Möller und M. Lehtla. „Residential electricity consumption and loads pattern analysis“. In: *Proceedings of the 2010 Electric Power Quality and Supply Reliability Conference*. 2010, S. 111–116.
- [284] SWM Infrastruktur GmbH & Co. KG. *Hochlastzeitfenster Mittelspannung 2019*. 2018. URL: <https://www.swm-infrastruktur.de/dam/swm-infrastruktur/dokumente/strom/netzzugangbedingungen/hochlastzeitfenster2019/hlzf-ms-2019.pdf> (Stand: 13.02.2019).
- [285] A. Wolf und L. Wenzel. „Regional diversity in the costs of electricity outages: Results for German counties“. In: *Utilities Policy* 43 (2016), S. 195–205.
- [286] S. Diaf, M. Belhamel, M. Haddadi und A. Louche. „Technical and economic assessment of hybrid photovoltaic/wind system with battery storage in Corsica island“. In: *Energy Policy* 36.2 (2008), S. 743–754.
- [287] R. Dufo-López. „Optimisation of size and control of grid-connected storage under real time electricity pricing conditions“. In: *Applied Energy* 140 (2015), S. 395–408.
- [288] H. Yang, Z. Wei und L. Chengzhi. „Optimal design and techno-economic analysis of a hybrid solar-wind power generation system“. In: *Applied Energy* 86.2 (2009), S. 163–169.
- [289] A. Zucker und T. Hinchliffe. „Optimum sizing of PV-attached electricity storage according to power market signals – A case study for Germany and Italy“. In: *Applied Energy* 127 (2014), S. 141–155.
- [290] R. Richter, U. Schlieper und W. Friedman. *Makroökonomik: Eine Einführung*. 4., korrigierte u. erg. Aufl. Hochschultext. Berlin und New York, NY.: Springer-Verlag, 1981.

-
- [291] Bundesministerium der Finanzen. *AfA-Tabelle für die Allgemein Verwendbaren Anlagegüter ("AV")*. Saarbrücken, Deutschland. URL: https://www.bundesfinanzministerium.de/Content/DE/Standardartikel/Themen/Steuern/Weitere_Steuerthemen/Betriebspruefung/AfA-Tabellen/2000-12-15-afa-103.html (Stand: 13.02.2019).
- [292] M. Świerczyński, D. I. Stroe, A. Stan, R. Teodorescu und D. U. Sauer. „Selection and Performance-Degradation Modeling of LiMO₂/Li₄Ti₅O₁₂ and LiFePO₄/C Battery Cells as Suitable Energy Storage Systems for Grid Integration With Wind Power Plants: An Example for the Primary Frequency Regulation Service“. In: *IEEE Transactions on Sustainable Energy* 5.1 (2014), S. 90–101.
- [293] S. Bobba, A. Podias, F. Di Persio, M. Messagie, P. Tecchio, M. A. Cusenza, U. Eynard, F. Mathieux und A. Pfrang. *Sustainability Assessment of Second Life Application of Automotive Batteries (SASLAB): JRC Exploratory Research (2016-2017): Final technical report: August 2018*. 2018.
- [294] Ricardo Faria, Pedro Marques, Rita Garcia, Pedro Moura, Fausto Freire, Joaquim Delgado und Aníbal T. de Almeida. „Primary and secondary use of electric mobility batteries from a life cycle perspective“. In: *Journal of Power Sources* 262 (2014), S. 169–177.
- [295] Florian Hall, Jonas Touzri, Sabine Wußler, Hilmi Buqa und Wolfgang G. Bessler. „Experimental investigation of the thermal and cycling behavior of a lithium titanate-based lithium-ion pouch cell“. In: *Journal of Energy Storage* 17 (2018), S. 109–117.
- [296] Björn Weißhar und Wolfgang G. Bessler. „Model-based lifetime prediction of an LFP/graphite lithium-ion battery in a stationary photovoltaic battery system“. In: *Journal of Energy Storage* 14 (2017), S. 179–191.
- [297] K. Borgeest. *Elektronik in der Fahrzeugtechnik: Hardware, Software, Systeme und Projektmanagement*. ATZ/MTZ-Fachbuch. Vieweg+Teubner Verlag, 2010.
- [298] ISO 26262-1. *Norm ISO 26262-1:2018 Road vehicles – Functional safety*. 2018. URL: <https://www.iso.org/standard/68383.html> (Stand: 13.02.2019).