Abschlussbericht

Schlussbericht

Zuwendungsempfänger: RWTH Aachen	Förderkennzeichen: 16BZF314C
Vorhabenbezeichnung: COBALT-P	
Laufzeit des Vorhabens: 01.01.2023 – 30.06.2025	

Der Schlussbericht soll zu folgenden Punkten/Fragen kurzgefasste Angaben enthalten:

1. Aufzählung der wichtigsten wissenschaftlich-technischen Ergebnisse (im Vergleich zu den ursprünglichen Zielen), der erreichten Nutzungsergebnisse und der gesammelten wesentlichen Erfahrungen.

a. Untersuchung von Second-Life-Batteriezellen im Labor: AP 3.1

i. Experimenteller Alterungstest:

In diesem Projekt wurden nicht-pristine Lithium-Eisenphosphat-(LFP)-Zellen mithilfe eines speziell entwickelten Versuchsaufbaus untersucht, um ihren initialen Gesundheitszustand auf Grundlage von Kapazitätsmessungen zu charakterisieren. Zu diesem Zweck wurde eine umfassende Testmatrix konzipiert, die die intrinsischen Eigenschaften der LFP-Zelle berücksichtigt. Darüber hinaus erfüllte die Matrix die Projektanforderung, die Zellleistung unter Betriebsbedingungen des ersten und zweiten Lebenszyklus zu analysieren, einschließlich variierender Stromraten, Entladetiefen und mittlerer Ladezustandsbereiche.
Über 70 Zellen wurden unter den oben genannten Belastungsbedingungen einer zyklischen Alterung in einer temperaturgeregelten Kammer mit einem hochpräzisen Digatron-Zyklisierer unterzogen. Zusätzlich wurden einige Zellen mit periodischen Ruhephasen getestet, um Kalendalterung zu emulieren.
Die gebrauchten, nicht pristinen LFP-Batteriemodule wurden unter kontrollierten Laborbedingungen sorgfältig demontiert, um einzelne Zellen für die anschließende elektrochemische Bewertung zu gewinnen. Eine geeignete Leiterplatte (PCB), die mit dem Digatron-Zyklisierer kompatibel ist, wurde eingesetzt, um die vollständige Kompatibilität mit der Laborhardware, dem Datenerfassungssystem und den Sicherheitsprotokollen sicherzustellen.
Da die Testmatrix den Betrieb bei hohen Stromraten umfasste, wurde die Echtzeitüberwachung der Zelloberflächentemperatur als eine zentrale Anforderung identifiziert, sowohl zur Gewährleistung der Betriebssicherheit als auch zur Bereitstellung der Daten für die Modellparametrisierung. Entsprechend wurden spezielle Temperatursensoren beschafft und in den Versuchsaufbau integriert. Abbildung 1 veranschaulicht den vollständigen Arbeitsablauf – von der Moduldemontage und Zellentnahme über die Integration in den angepassten Prüfaufbau bis hin zur anschließenden experimentellen Untersuchung

Periodische Referenzleistungstests (siehe Abbildung 2) wurden ebenfalls durchgeführt, um alterungsrelevante Merkmale wie die quasi-Leerlaufspannung (qOCV), die Hochleistungspulscharakterisierung (HPPC) und die Entladekapazität zu erfassen. Diese Merkmale wurden weiterverarbeitet, um Alterungsmodi zu identifizieren, die für die Degradationsanalyse von zentraler Bedeutung sind.

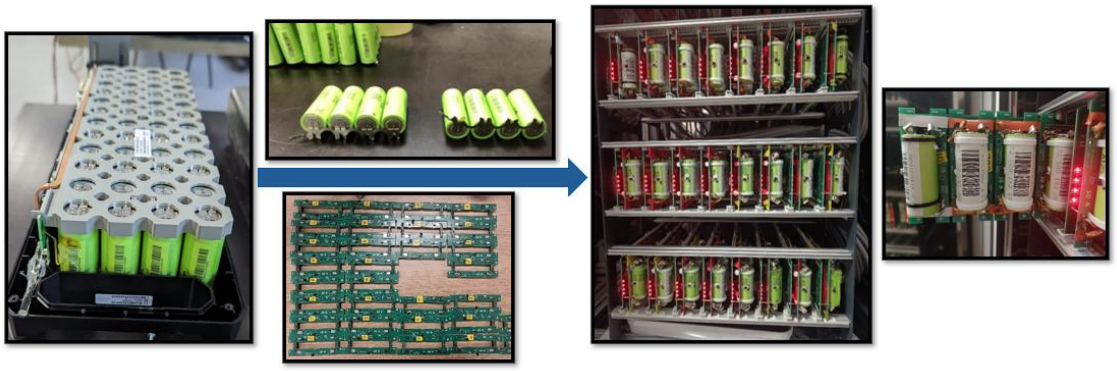

Abbildung 1: Arbeitsablauf von der Moduldemontage bis zur Zellprüfung. Die gebrauchten LFP-Batteriemodule wurden demontiert, um einzelne Zellen zu entnehmen, die anschließend mit Leiterplatten (PCBs) und Temperatursensoren ausgestattet wurden. Die vorbereiteten Zellen wurden anschließend unter kontrollierten Laborbedingungen elektrochemisch und thermisch charakterisiert.

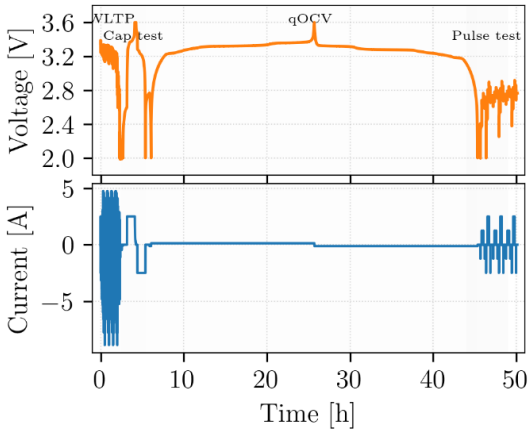

Abbildung 2: Periodischer Referenzleistungstest zur Erfassung der Zellperformance, einschließlich der nieder- und hochdynamischen Kapazität sowie des Innenwiderstands

ii. <u>Datenextraktion und -verarbeitung:</u>

Zur effizienten Datenextraktion und -analyse wurden automatisierte Python- und MATLAB-Verfahren entwickelt. Der gesamte Alterungsdatensatz wurde in Trainings- und Validierungsdatensätze aufgeteilt, um das Lebensdauerprognosemodell zu kalibrieren. Die detaillierte Analyse der Alterungsdaten wird im Rahmen des Projekts in einer wissenschaftlichen Fachzeitschrift veröffentlicht. Ein entsprechender Manuskriptentwurf befindet sich derzeit in Vorbereitung und wird in Kürze eingereicht

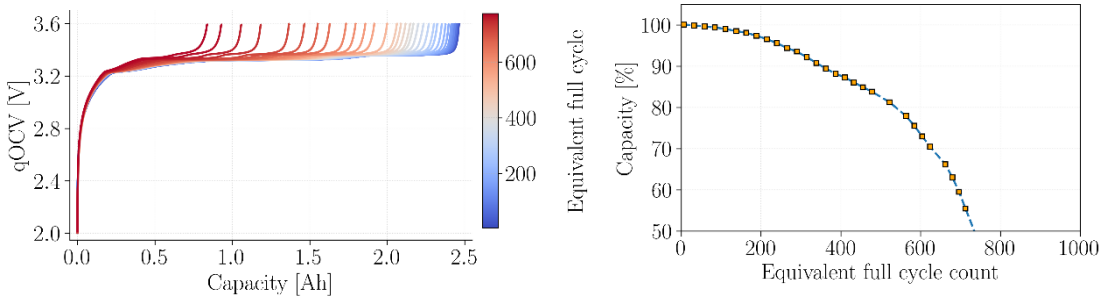

Abbildung 3: Entwicklung der q-OCV (links) und des Kapazitätsverlusts (rechts) mit zunehmender Zellalterung.

Abbildung 3 zeigt die Entwicklung der qOCV und der Kapazität im Verlauf der Alterung. Diese Daten werden aus zeitaufwendigen Referenzleistungstests gewonnen, die während der experimentellen Alterungstests periodisch durchgeführt werden.

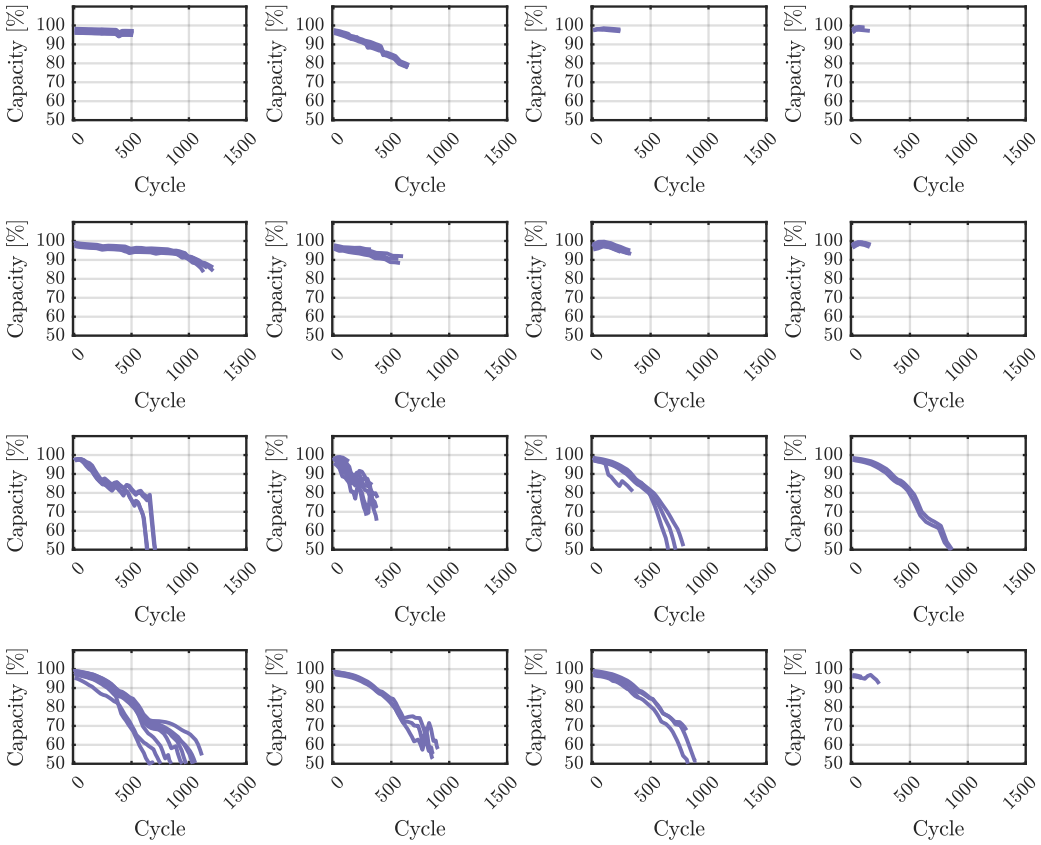

Abbildung 4: Kapazitätsverlust von LFP-Zellen unter unterschiedlichen Belastungsbedingungen. Jedes Teilbild zeigt den Kapazitätserhalt in Abhängigkeit von der Zykluszahl.

Abbildung 4 gibt einen Überblick über die unter verschiedenen Bedingungen getesteten Zellen. Die Zellen wurden unterschiedlichen Kombinationen von Belastungsfaktoren ausgesetzt, darunter Lade- und Entladeraten, mittlerer Ladezustand sowie Entladetiefe. Die Belastungsfaktoren umfassen Stromraten von 1C und 4C bei mittleren SoC-Niveaus von 25, 50 und 75 % sowie Entladetiefen von 50 und 100 %.

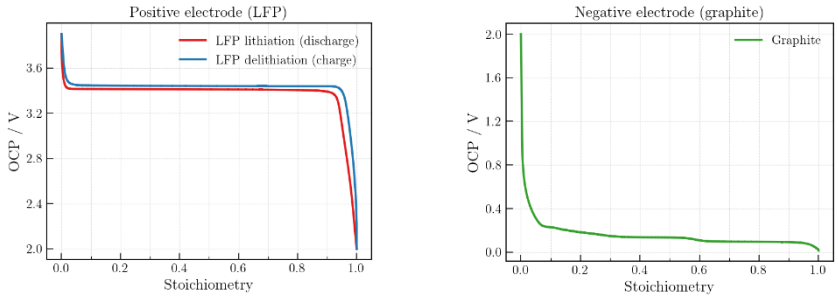

Abbildung 5: Kathoden (links) und Anoden-OCPs (rechts), die durch den Aufbau von Halbzellen in einem chemischen Labor innerhalb einer Glovebox extrahiert wurden.

Eine Auswahl von LFP-Zellen wurde in einer Glovebox geöffnet, und aus jeder Elektrode wurden Halbzellen hergestellt, um die Leerlaufpotentiale (OCPs) von Kathode und Anode zu bestimmen (siehe

Abbildung 5). Diese OCP-Werte sind entscheidend für die Modellierung und Simulation physikalisch basierter Basis- und Degradationsmodelle.

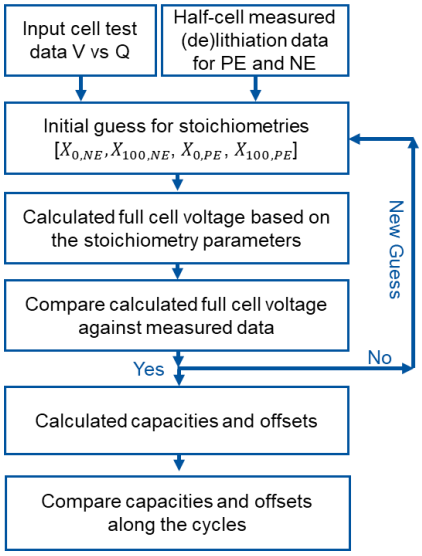

Abbildung 6: Flussdiagramm des qOCV-Rekonstruktionsprozesses unter Verwendung des Levenberg–Marquardt-Algorithmus zur Identifizierung der Stöchiometriegrenzen und zur Quantifizierung der Alterungsmechanismen.

Abbildung 6 zeigt ein Flussdiagramm, das die Methodik zur Rekonstruktion der qOCV-Kurve von Vollzellen anhand der Leerlaufpotentialdaten (OCP) beider Elektroden, der positiven Elektrode (PE) und der negativen Elektrode (NE), veranschaulicht. Der qOCV-Rekonstruktionsprozess nutzt den Levenberg-Marquardt-Optimierungsalgorithmus, der sich besonders für nichtlineare Optimierungsprobleme eignet. Dieses Verfahren passt die Stöchiometriegrenzen iterativ an, bis die simulierte Zellspannung mit dem gemessenen qOCV der gesamten Zelle übereinstimmt. Die Halbzellen wurden durch das Öffnen der Zelle, das Trennen der negativen und positiven Elektroden sowie das Ausschneiden eines kleinen Abschnitts der Elektrodenwicklung zur Herstellung einer Halbzelle aufgebaut.

Sobald die optimalen Stöchiometrien bestimmt sind, werden die entsprechenden Kapazitäten und Offsets extrahiert und über die Alterungszyklen hinweg verglichen. Diese Analyse ermöglicht eine quantitative Abschätzung von Alterungsmechanismen wie dem Verlust des Lithiuminventars (LLI), dem Verlust aktiven Materials an der negativen Elektrode (LAM neg) sowie dem Verlust aktiven Materials an der positiven Elektrode (LAM pos). Die detaillierte Alterungsanalyse zusammen mit ICA-dVA soll in einem Artikel veröffentlicht werden.

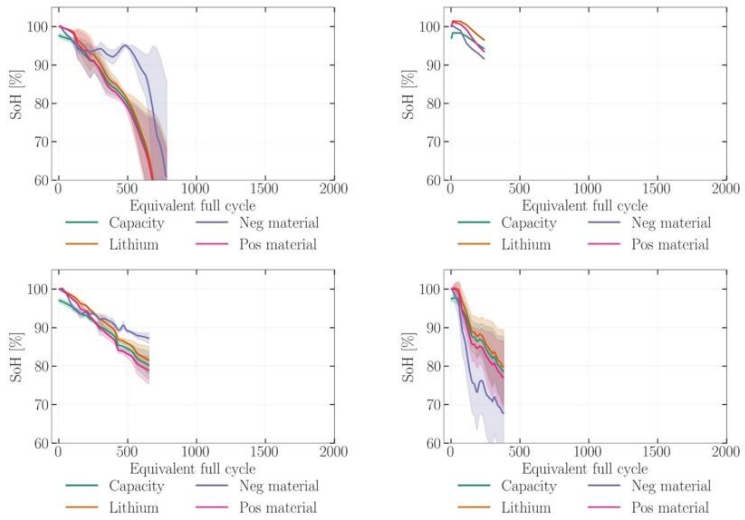

Abbildung 7: Entwicklung des State-of-Health-(SoH)-Parameters bei unterschiedlichen Alterungsbedingungen. Die Diagramme zeigen den Kapazitätsverlust, den Verlust des Lithiuminventars sowie, Verlust der Aktivenmaterialien an der positiven und negativen Elektrode.

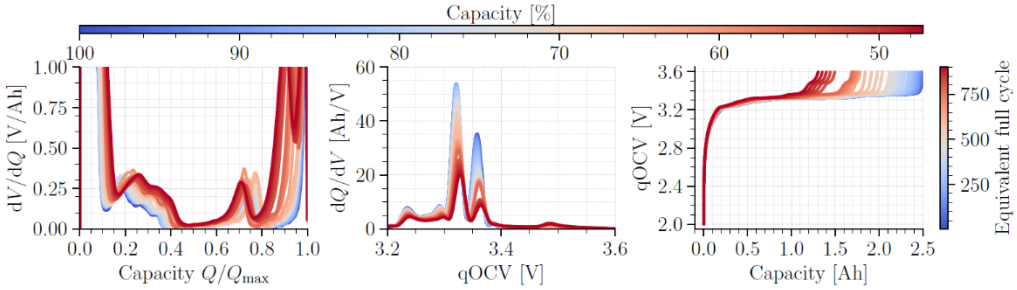

Abbildung 8: dVA (link), ICA (mittle) und qOCV (rechts).

Darüber hinaus stellt Abbildung 8 eine weitere nichtinvasive Degradationsanalyse dar, bei der die differentielle Spannungsanalyse (dVA) und die inkrementelle Kapazitätsanalyse (ICA) wertvolle Einblicke in die elektrochemische Alterung der LFP-Zelle liefern. Die Verschiebung und Verbreiterung der Peaks werden dominanten Alterungsmodi zugeschrieben, wie dem Verlust des Lithiuminventars sowie dem Verlust aktiven Materials an der positiven und negativen Elektrode. Die Beobachtung der Entwicklung dieser Peaks ermöglicht die Identifizierung dominanter Degradationsmechanismen sowie die Quantifizierung des Leistungsabbaus über die Lebensdauer der Zelle. Zusammenfassend ermöglichen die nichtinvasiv gewonnenen Alterungserkenntnisse, insbesondere SEI growth und Lithium plating, eine systematische Auswahl und Kopplung geeigneter Alterungsmodelle innerhalb des elektrochemischen Basismodells. Die Details der nichtinvasiven Alterungsanalyse werden in der geplanten Veröffentlichung dargestellt.

b. **Entwicklung selbstlernender Prognose-Algorithmen: (AP 3.2)**

In dieser Arbeit wurde die Anwendung eines physikalisch basierten elektrochemischen Modellierungsansatzes untersucht; dabei wurden maschinelle Lernverfahren und datengetriebene Methoden zur Parametrisierung dieser Modelle eingesetzt. Die nichtinvasiven Techniken zielen darauf ab, den experimentellen Aufwand und die Kosten zu minimieren und gleichzeitig die Abhängigkeit von teurer Laborausrüstung sowie spezialisiertem Wissen zu reduzieren.

<u>Physikalisch basiertes elektrochemisches Modell:</u>

In dieser Arbeit wurde ein reduziertes elektrochemisches Modell verwendet, konkret ein Einpartikelmodell mit Elektrolytdynamik. Das Basismodell ist zusätzlich mit Alterungsmodellen gekoppelt, um den Degradationstrend abzubilden. Die Modelle basieren auf partiellen Differentialgleichungen, welche die Dynamik der Lithium-Ionen-Konzentration auf Elektrodenebene simulieren. Diese Modelle erfordern jedoch eine Parametrierung der zellspezifischen Modellparameter für die jeweilige Batteriezelle.

<u>Parametrisierung des Basismodells</u>

Der erste Schritt umfasst die Abstimmung der Parameter des elektrochemischen Basismodells, wobei die gemessenen Spannungsprofile unter verschiedenen Strombelastungen an die simulierten Spannungsantworten angepasst werden. Die nachstehende Abbildung 9 veranschaulicht den iterativen Optimierungsprozess, bei dem ein datengetriebener Ansatz – die Particle Swarm Optimization (PSO) – zur Kalibrierung von mehr als 15 Basismodellparametern eingesetzt wurde.

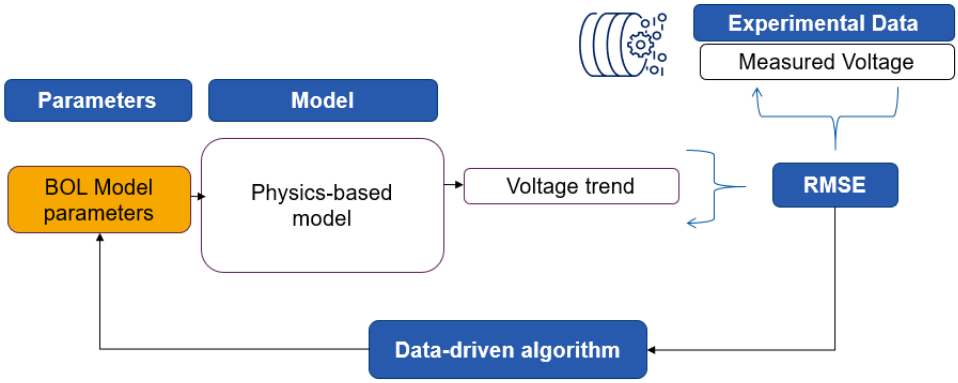

Abbildung 9: Schematische Darstellung des datengetriebenen Workflows zur Parameterbestimmung. Das physikalisch basierte Modell simuliert den Spannungsverlauf auf Grundlage eines initialen Satzes von Modellparametern zu Beginn der Lebensdauer. Die simulierte Spannung wird mit der experimentell gemessenen Spannung verglichen, und der Root-Mean-Square-Error (RMSE) wird als Metrik berechnet. Ein datengetriebener Algorithmus, wie der Particle Swarm Optimization (PSO), aktualisiert die Modellparameter iterativ, um den RMSE zu minimieren und somit eine präzise Spannungsprognose über verschiedene Stromprofile hinweg zu erreichen

i. <u>Trainingsprofil:</u>

Das Modell umfasst eine Vielzahl von Parametern, die systematisch sowohl für Niedrig- als auch für Hochstrompulsprofile abgestimmt werden (siehe Abbildung 10).

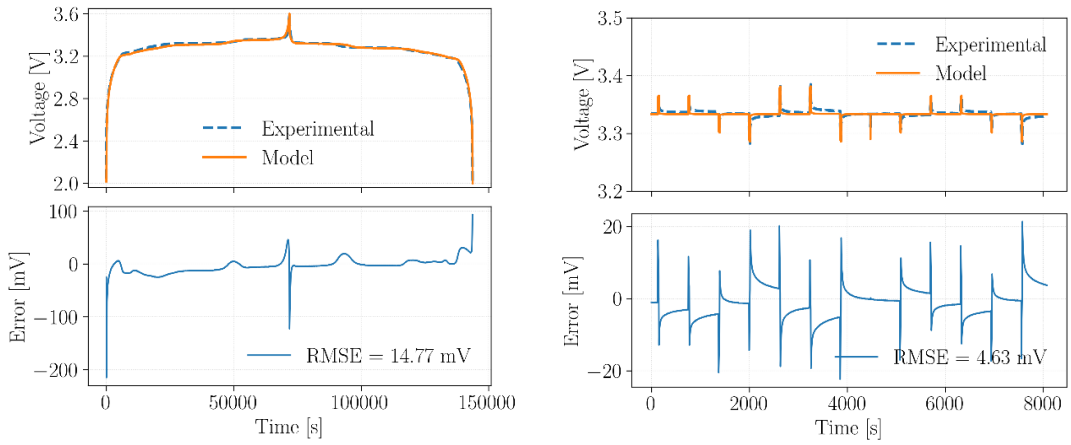

Abbildung 10: Vergleich der simulierten und experimentellen Spannungsprofile für qOCV- und HPPC-Pulse.

ii. Validierungsprofil:

Darüber hinaus wurden die Modellparameter zur Vermeidung von Overfitting und zur Erreichung einer hohen Modellgüte anhand von hochstromigen dynamischen Profilen validiert, die realitätsnahen Entladeprofilen entsprechen (siehe Abbildung 11).

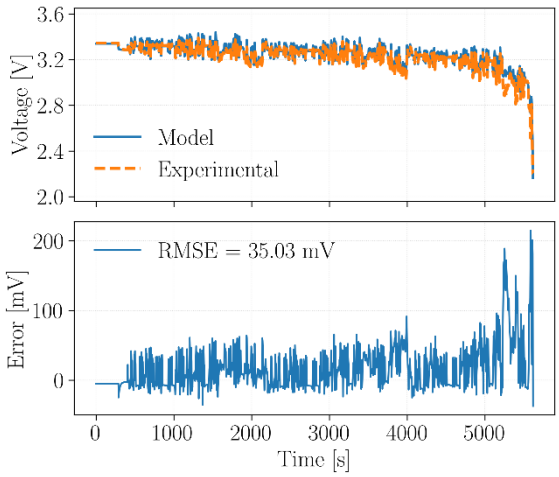

Abbildung 11:Vergleich der simulierten und experimentellen Spannungsprofile für ein hochdynamisches Profil.

iii. Parametrisierung der Alterungsmodelle:

Aufbauend auf den aus der qOCV-Anpassung sowie der ICA-/dVA-Analyse gewonnenen Alterungserkenntnissen wurde ein umfassendes Alterungsmodell entwickelt, um dominante Degradationsmechanismen wie das SEI-Wachstum, den Verlust aktiven Materials (LAM) in beiden Elektroden sowie weitere gekoppelte Alterungsprozesse abzubilden. Jeder dieser Mechanismen wird durch einen eigenen Satz von Modellparametern beschrieben, die eine sorgfältige Abstimmung erfordern. Zu diesem Zweck wurde ein datengetriebener Optimierungsansatz verwendet, bei dem der im Modell simulierte Kapazitätsverlust an den experimentell gemessenen Kapazitätsverlust angepasst wurde (siehe Abbildung 12).

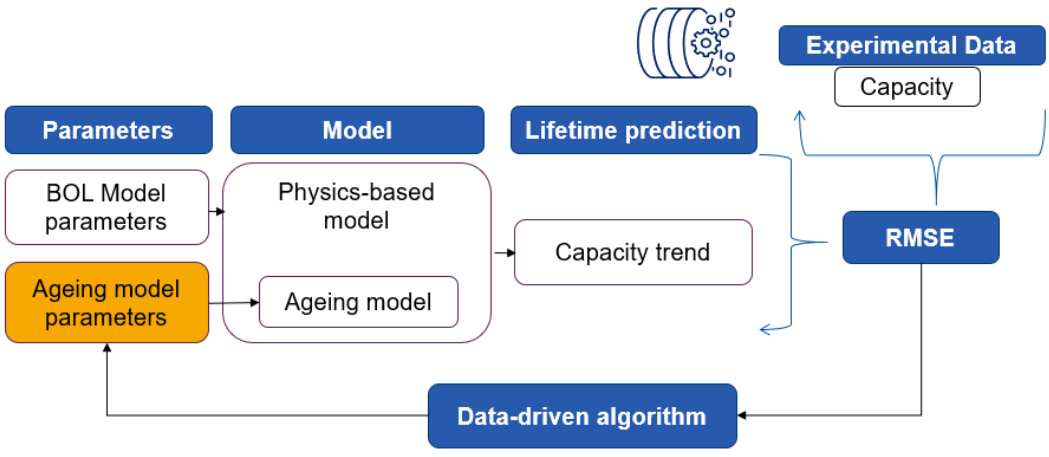

Abbildung 12: Workflow der datengetriebenen Parametrisierung des Alterungsmodells. Das in das physikalisch basierte Rahmenwerk eingebettete Alterungsmodell simuliert den Kapazitätsverlauf, der mit den experimentellen Kapazitätsdaten verglichen wird. Der RMSE wird mithilfe eines datengetriebenen Algorithmus minimiert, um die Parameter des Alterungsmodells zu optimieren und eine präzise Lebensdauerprognose zu ermöglichen.

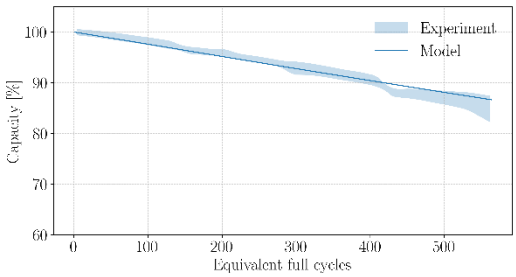

Abbildung 13:Trainingsprofil 0-100 % DoD bei 1C

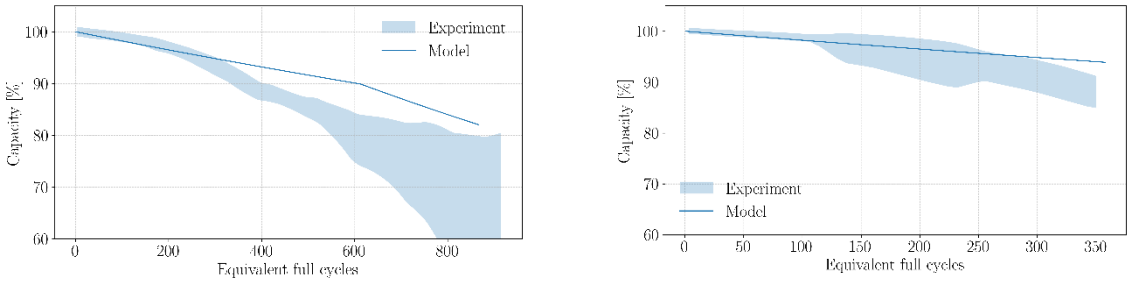

Abbildung 14: Validierungsprofil: 50–100 % SoC mit 4C und 50–100 % SoC mit 1C (links), sowie 50–100 % SoC mit 4C (rechts).

Abbildung 13 und Abbildung 14 zeigen die Leistungsfähigkeit des Alterungsmodells anhand der Trainings- und Validierungsprofile. Die Generalisierbarkeit des Modells ist gut, mit einem RMSE von unter 2 % für das Trainingsprofil und unter 8 % für das Validierungsprofil; es bildet die Abhängigkeiten von Stromrate, mittlerem SoC und Entladetiefe zuverlässig ab. In Abbildung 14 (links) erfasst das Modell die Änderung der Alterungssteigung infolge veränderter Belastungsfaktoren. Daraus lässt sich ableiten, dass unsere physikalisch basierten Alterungsmodelle in der Lage sind, die zugrunde liegenden Alterungsmechanismen zuverlässig abzubilden und Degradationsphänomene zu simulieren.

Die Modellleistung auf dem Validierungsdatensatz kann jedoch durch die Kopplung mehrerer Degradationsmodelle weiter verbessert werden, wodurch die Generalisierbarkeit des Prognosemodells erhöht wird. Eine der Herausforderungen bei der Parametrisierung von Alterungsmodellen auf physikalischer Basis ist die lange Simulationszeit. Daher war der Einsatz eines effizienten Optimierungsalgorithmus zur Reduktion der Anzahl von Funktionsauswertungen von wesentlicher Bedeutung. Die detaillierten Ergebnisse und Erkenntnisse aus dem Prognosemodell werden in einer wissenschaftlichen Publikation veröffentlicht.

c. Untersuchung von Second (2nd)-Life-Batteriesystemen im Feld (BESS): AP 3.3

Im Rahmen des Projekts COBALT-P sollte im Arbeitspaket 3 ein BESS aus 2nd-Life- oder Altbatterien zur Demonstrationszwecke entworfen, aufgebaut und in Betrieb genommen werden. Zu diesem Zweck wurde das V-Modell als Grundlage des Entwicklungsprozesses herangezogen, da es sich bereits als Standardverfahren für die Entwicklung komplexer technischer Systeme bewährt und in vielen Bereichen etabliert hat. Seine Struktur ist der Abbildung 15 zu entnehmen. In der Entwicklungsphase werden die Systemanforderungen für das 2nd-Life-BESS spezifiziert. Dabei werden die funktionalen und technischen Eigenschaften des gesamten BESS sowie der einzelnen Komponenten festgelegt. Im Anschluss wurde das BESS aufgebaut und in Betrieb genommen.

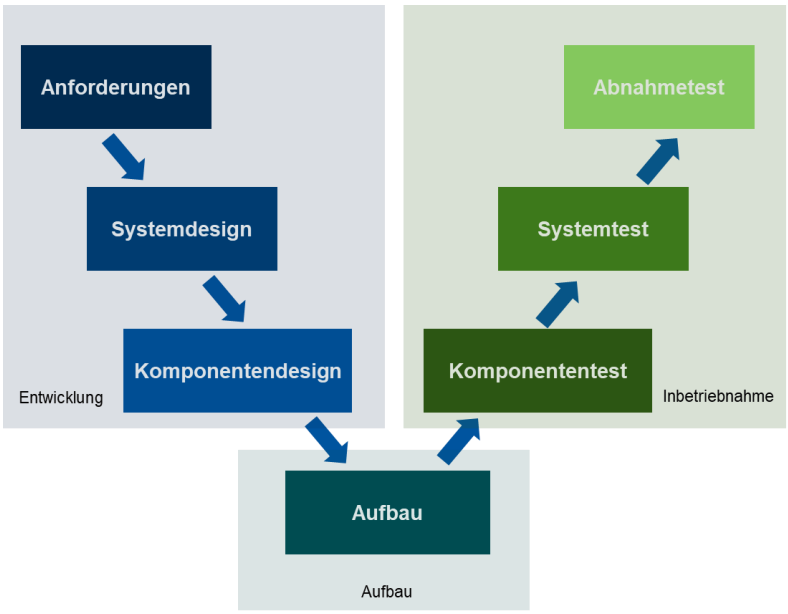

Abbildung 15: V-Modell, das zur Entwicklung des BESSs verwendet wurde.

In diesem Bericht werden die einzelnen Schritte sowie deren Ergebnisse genauer erläutert.

Entwicklung und Aufbau eines Second-Life-Speichersystems: Bei der Entwicklung des BESS werden dessen Parameter, insbesondere die elektrischen, mechanischen und thermischen, bestimmt und gegebenenfalls festgelegt. In dieser Hinsicht lassen sich grundsätzlich zwei Ansätze verfolgen:

- Ansatz 1: Die Eckdaten der finalen Applikation bzw. des Anwendungsfalls festlegen und auf dieser Grundlage die optimalen Parameter des BESSs bestimmen.
- Ansatz 2: Die Parameter des BESSs festlegen und darauf aufbauend eine geeignete Anwendung auswählen, die Vorteile bietet.

Für die Umsetzung des Ansatzes 1 ist eine Optimierungsrechnung erforderlich, um die optimalen Parameter des BESSs für eine festgelegte Anwendung zu ermitteln. Dies fällt außerhalb des

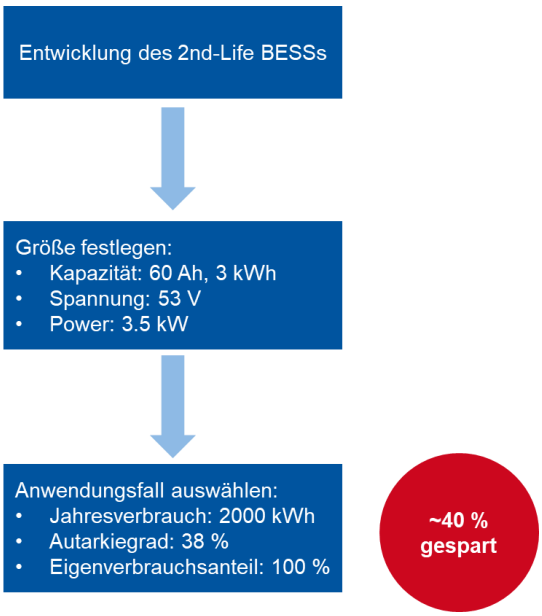

Abbildung 16: Elektrische Entwicklung und Auslegung des Second-Life-BESSs.

Projektumfangs. Daher wurde hier nur Ansatz 2 verfolgt. Die daraus resultierenden Parameter des BESSs sind der Abbildung 16 zu entnehmen.

LFP-Batterien werden zunehmend sowohl in Elektrofahrzeugen als auch in BESSs eingesetzt. Vor diesem Hintergrund wurden 2nd-Life-LFP-Batterien für das BESS ausgewählt. Somit können die im Rahmen dieses Projekts gewonnenen Erkenntnisse auch für zukünftige Vorhaben und Projekte relevant sein.
Zum Zeitpunkt der Projektdurchführung befand sich der Markt für diese Batterien jedoch noch in einem frühen Entwicklungsstadium, was zu Verzögerungen bei deren Beschaffung führte. Vor dem Hintergrund der dadurch eingeschränkten Projektlaufzeit wurde ein kompaktes BESS mit einer nutzbaren Speicherkapazität von 2,5 kWh realisiert.
2nd-Life-Batterien haben in der Regel aufgrund ihrer Vorgeschichte eine verkürzte Lebensdauer im Vergleich zu frischen Batterien. Zur Verlängerung seiner Lebensdauer wird das BESS dieses Projekts um etwa 30% überdimensioniert (3,2 kWh). Dadurch ist der Betrieb in Teilzyklen, zum Beispiel zwischen 30% und 80%, möglich, ohne wesentliche Einschränkungen bezüglich seiner nutzbaren Kapazität. Dies reduziert den physischen, chemischen und thermischen Stress in den Zellen und verlängert deren Lebenserwartung. Die Überdimensionierung von 30% liegt unter dem Literaturmaximum von 50% und kann daher als wirtschaftlich unproblematisch betrachtet werden.
Als Anwendungsszenario wird ein mit einer Photovoltaikanlage (700 Wp) gekoppeltes BESS für einen Zweipersonenhaushalt mit einem jährlichen Strombedarf von 2.000 kWh (ca. 5,5 kWh/Tag) betrachtet. Daraus ergeben sich für den Haushalt folgende Vorteile:

- 100% Eigenenergieverbrauchsanteil: 100% der vom PV-Panels generierte Energie wird selbst verbraucht
- 40% Autarkiegrad: 40% des gesamten Stromverbrauchs wird durch die PV-Paneelen gedeckt.

Ein zentraler Aspekt bei der Auslegung eines BESSs ist die Gewährleistung der elektrischen Sicherheit. Zur signifikanten Reduzierung des Risikos lebensgefährlicher Stromschläge wird die maximale Systemspannung aus sicherheitstechnischen Gründen auf 53 V festgelegt. Das BESS ist für Ladeleistungen von bis zu 3,5 kW sowie für Entladeleistungen von bis zu 4 kW ausgelegt. Darüber hinaus sollen sowohl eine Netzeinspeisung als auch ein Strombezug aus dem öffentlichen Netz ermöglicht werden. Die wesentlichen Anforderungen an die elektrische Auslegung des BESS sind in Abbildung 17 zusammengefasst.
Zum mechanischen Design des BESSs gelten folgende Anforderungen:

- Materialwahl: Isolierte, metallische Bauteile werden aufgrund ihrer Stabilität und Langlebigkeit eingesetzt. Die elektrische Isolierung ist zwingend erforderlich, um die Wahrscheinlichkeit von Stromschlägen zu minimieren.
- Abmessungen: Die maximalen Systemmaße sind auf H × B × T begrenzt: 2000 mm × 700 mm × 500 mm, sodass eine Integration in den vorgesehenen Laborplatz gewährleistet ist.

Hinsichtlich des thermischen Verhaltens weisen die Batteriemodule einen geringen Innenwiderstand ($R_i \leq 20$ mΩ) auf. Bei einem maximalen Betriebsstrom von 50 A ergibt sich eine Verlustleistung P_v von etwa 50 W. Diese lässt sich durch passive Kühlung mittels natürlicher Luftkonvektion ausreichend abführen.

Nach der Festlegung der Systemanforderungen werden daraus die entsprechenden Eckdaten sowohl für das Gesamtsystem als auch für die einzelnen Komponenten abgeleitet. Das finale Systemdesign des BESS ist in Abbildung 3 dargestellt. Die Photovoltaikmodule erzeugen während der Tagesstunden elektrische Energie, die über einen Wechselrichter in die jeweils benötigte Spannungs- und Leistungsform umgewandelt wird. Diese Energie kann entweder direkt zur Versorgung der Verbraucher oder zum Laden der Batterie genutzt werden. Überschüssige Energie, die weder von den Verbrauchern noch von der Batterie aufgenommen wird, wird in das Hausnetz eingespeist. Bei unzureichender PV-Erzeugung, beispielsweise infolge geringer Sonneneinstrahlung oder eines Systemausfalls, wird elektrische Energie aus dem öffentlichen Netz bezogen, um sowohl die Batterie zu laden als auch die Versorgung der Verbraucher sicherzustellen. In den Nachtstunden erfolgt die Entladung der Batterie, wodurch ein Teil des Strombedarfs der Verbraucher gedeckt wird.

Die Batterie wird durch ein Batteriemanagementsystem (BMS) überwacht, das die Relais (R) öffnet, sobald der sichere Betriebsbereich (Safe Operating Area, SOA) der Batterie verlassen wird. Zur weiteren Sicherheitserhöhung kommen zusätzlich passive Leistungsschütze sowie

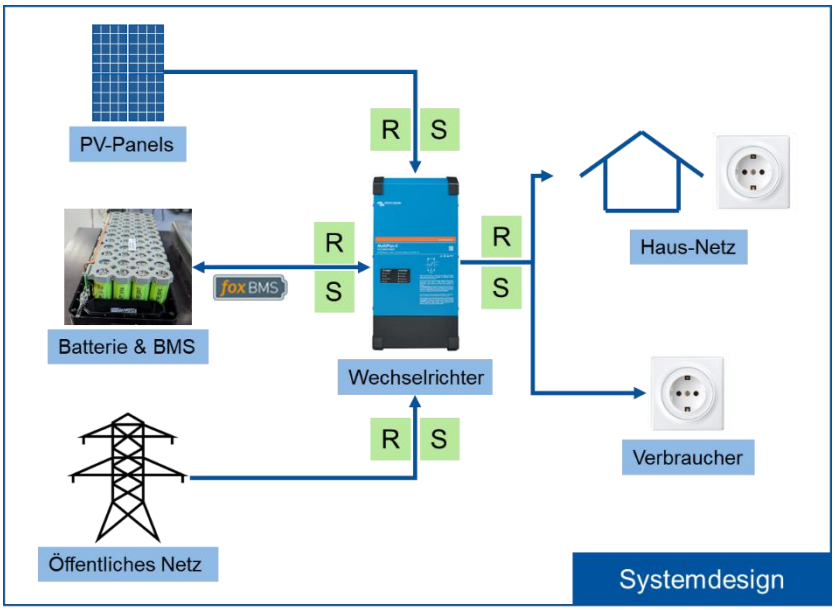

Abbildung 17: Komponentendesign und Festlegung der Architektur (Systemdesign) des BESSs.

Sicherungen (S) zum Einsatz. Da Second-Life-Batterien in der Regel einer intensiveren Überwachung bedürfen als Neuzellen, werden im BESS insgesamt acht Temperatursensoren integriert, um den Temperaturverlauf sowie mögliche Temperaturgradienten innerhalb des Systems detailliert erfassen zu können.

Das Systemdesign wurde mithilfe einer 3D-Modellierung umgesetzt. Hierzu wurden zunächst die einzelnen Komponenten separat modelliert und anschließend zu einem Gesamtsystem zusammengeführt. Das resultierende Systemdesign ist der entsprechenden Abbildung zu entnehmen. Zur Einhaltung des geforderten kompakten Bauvolumens wurde ein Rollcontainer als Gehäuse verwendet. An diesem sind Lüftungsgitter vorgesehen, um die Abfuhr der entstehenden Verlustwärme zu unterstützen.

Die Komponenten werden wie folgt dimensioniert, um die formulierten Anforderungen zu erfüllen:

1. PV-Panels:
    a. Leistung: 820 W_P
    b. Nennspannung: 63 V
2. Wechselrichter: Victron
    a. Typ: Bidirektional
    b. Leistung: 5000 VA und 4000 W
    c. Maximaler Strom: 70 A
3. BMS: foxBMS 2 von der Fraunhofer-Institut für Integrierte Systeme und Bauelementetechnologie IISB
4. Temperatursensoren: 8 NTC
5. Stromsensor: ivt-s-100-u3-i-can2-12/24 bis 100 A
6. Relais: bis 120 A und 100 V
7. Sicherungen: bis 60 A

In diesem Abschnitt werden die Schritte zum Aufbau des BESSs gemäß der 3D-Auslegung aus Abbildung 18 detailliert beschrieben. In erster Linie wird der Hardwareaufbau präsentiert.

Idealerweise werden 2nd-Life-Batterien mit einem BMS geliefert, das sowohl deren Betriebs- als auch Fehlerhistorien aufzeichnet. Dies würde eine frühzeitige Identifikation potenziell defekter oder risikobehafteter Batterien vor dem Systemaufbau ermöglichen. In der Praxis besteht jedoch kein

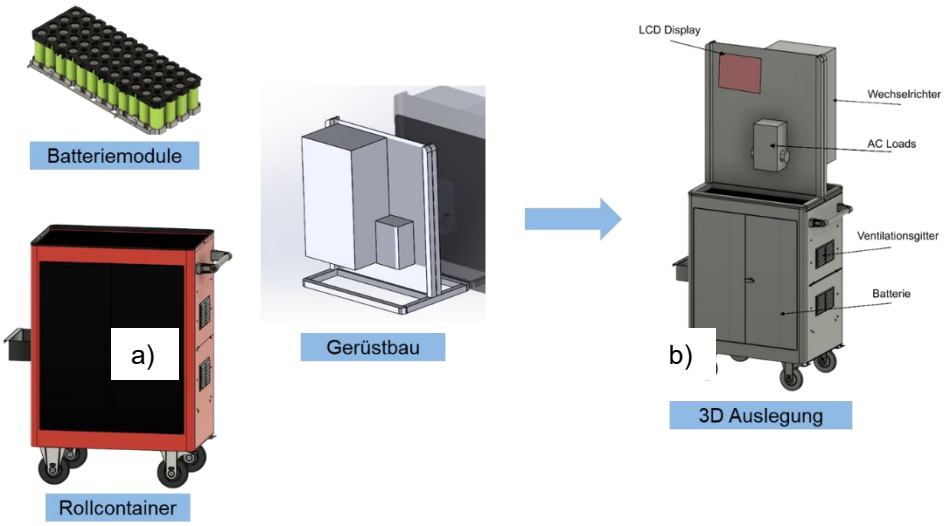

Abbildung 18: Mechanisches Systemdesign des BESSs.

Zugriff auf diese BMS-Daten, da sie von den Original-Equipment-Manufacturers (OEM) nicht freigegeben werden. Um den Ausgangszustand der 2nd-Life-Batteriemodule zuverlässig zu ermitteln, werden Charakterisierungstests durchgeführt. Hierbei kommt der sogenannte Reference Performance Test (RPT) oder Referenzleistungstest zum Einsatz, der im Rahmen des öffentlichen Projekts BALd (Beschleunigte Alterungstests und Lebensdauerprognosen) entwickelt wurde. Der RPT umfasst drei klassische Prüfungen: Kapazitätstest, Pulstest und qOCV-Messung. Diese Tests ermöglichen eine effiziente und verlässliche Bestimmung des Ausgangszustands der Batteriemodule vor dem Aufbau des Systems. Abbildung 19 (links) zeigt die Batteriemodule in der Klimakammer vor ihrer Charakterisierung. Abbildung 19 (rechts) zeigt den Strom- und Spannungsverlauf eines Batteriemoduls während eines Charakterisierungstests.

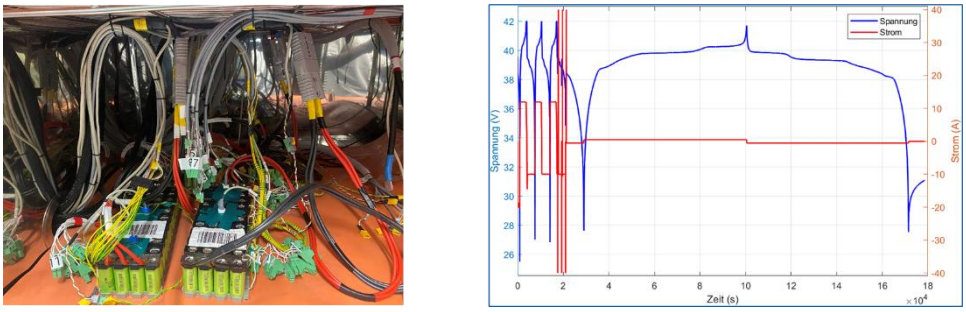

Abbildung 19: Laborcharakterisierung der 2nd-Life Batteriemodulen.

Daraus lassen sich die Ausgangskapazität und die Zwei-Sekunden-Widerstände der Batteriemodule in Laderichtung R_c und in Entladerichtung R_d ermitteln. Die Tabelle 1 zeigt die ermittelten Werte. Rx_yy in mΩ stellt den inneren Widerstand der Batterie dar. X steht dabei für die Lade (c) oder die Entladerichtung (d). YY stellt den SoC-Zustand dar, in dem die Messung durchgeführt wurde. Es wurden 3 SoC-Zustände (10%, 50% und 90%) untersucht. Die Ergebnisse sind in der Tabelle zusammengefasst.

Tabelle 1: Ergebnisse der RPTs an den 2nd-Life-Batteriemodulen.

Mod (ID)	001	002	003	004	005	006	007	009	010	011	012	015	016
Kapazität (Ah)	9,6	9,72	9,72	9,72	9,72	9,60	9,75	9,82	9,78	9,80	9,79	9,97	9,65
R_{d_90} (mΩ)	21,9	18,8	24	22,6	21,7	22,1	20,74	19,39	21,79	21,39	21,70	20,70	18,29
R_{c_90} (mΩ)	28,39	24,9	30,5	29,1	26,9	27,7	26,34	21,97	28,29	27,38	28,10	25,30	24,19
R_{d_50} (mΩ)	23,69	21,4	26,7	25,1	24,2	25,4	22,28	22,73	23,99	25,29	24,50	24,10	20,19

R_{c_50} (mΩ)	30,49	27,6	31,2	29,99	31,5	29,9	23,95	27,35	27,38	30,68	29,30	28,20	25,98
R_{d_10} (mΩ)	24,8	23	33,2	34,69	35,6	34,5	28,74	29,87	34,48	32,98	36,90	32,50	19,99
R_{c_10} (mΩ)	30	27,5	28	30,28	30,6	31,3	25,58	26,64	28,99	28,08	30,30	26,50	25,68

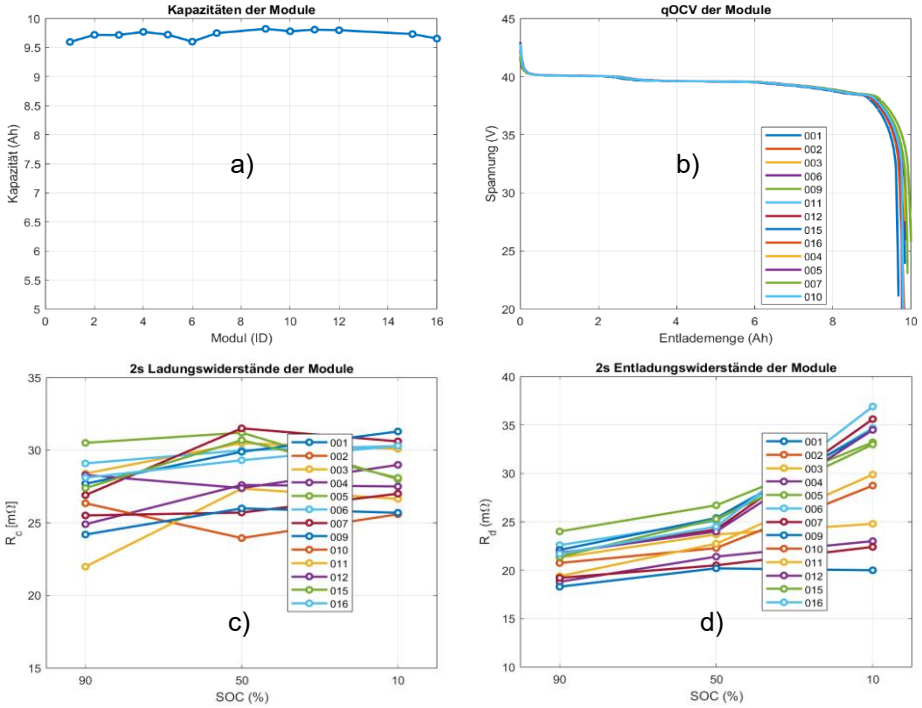

Abbildung 20: Ergebnisse der RPTs zur Charakterisierung der Batteriemodule.

Die Kapazitäten der Batteriemodule schwanken um einen Mittelwert von 9,7 Ah und zeigen laut Abbildung 20a) ähnliche Werte. Das ähnliche Verhalten lässt sich für die qOCV in Abbildung 20b beobachten. Die Innenwiderstände R_d und R_c weisen jedoch größere Schwankungen auf. Für den Aufbau werden 8 Batteriemodule mit möglichst ähnlichem Ausgangszustand ausgewählt, da eine hohe Varianz zwischen den Modulen zu einer beschleunigten Alterung des BESS führen kann. Der finale Aufbau ist der Abbildung 21 zu entnehmen.

In diesem Abschnitt wird der Aufbau der Software für das 2nd-Life-BESS dargestellt. Die Software bildet die zentrale Logik zur Ansteuerung des BESS und ist entscheidend für dessen Sicherheit, Leistung und Lebensdauer. Sie wird im BMS implementiert und soll vor dem Einsatz am realen BESS sorgfältig getestet werden. Das BMS überwacht die Batterie bis auf Zellebene,

Abbildung 21: Hardware-Aufbau des Batteriespeichers.

gewährleistet die Einhaltung aller Betriebsgrenzen und führt das System im Fehlerfall in einen sicheren Zustand zurück. Die einfache Funktionsweise des BMS lässt sich anhand eines Zustandsautomaten darstellen (siehe Abbildung 22).

Sobald das BMS elektrisch versorgt ist, initialisiert es seine Funktionen und führt dabei

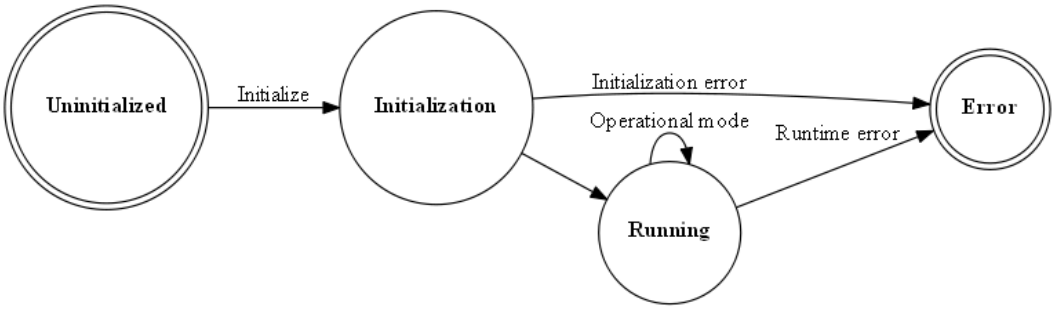

Abbildung 22: Einfache Funktionsweise eines BMS, die mithilfe eines Zustandsautomaten veranschaulicht werden kann (Fraunhofer-Gesellschaft, 2025).

Selbsttests durch. Wird ein Fehler erkannt, geht es direkt in den Fehlermodus. Andernfalls geht es in den Running-Modus, in dem die Batterie überwacht und kontrolliert wird und Algorithmen ausgelöst werden. Es bleibt in diesem Modus, solange ein Fehler auftritt. Hinsichtlich seiner zentralen Rolle in einem BESS soll das BMS strikte Anforderungen an die funktionale Sicherheit, Robustheit und Zuverlässigkeit erfüllen. Diese Anforderungen sind hauptsächlich in Normen festgelegt und legen je nach Anwendung das Verhalten eines BMS fest. Im Falle eines BESS können die Normen VDE-AR-E 2510-50, DIN-IEC 63056 und DIN EN IEC 62619 angewendet werden. Demnach muss das BMS bei Überspannung, Tiefentladung, Überstrom sowie bei Über- oder Untertemperatur den Batteriestrom schnellstmöglich abbrechen. Das Gleiche gilt bei Kommunikationsstörungen, Komponentenausfällen oder Unterbrechungen der Interlock-Schleife. Auf dieser Grundlage wurde ein Testkatalog für das foxBMS 2 entworfen.

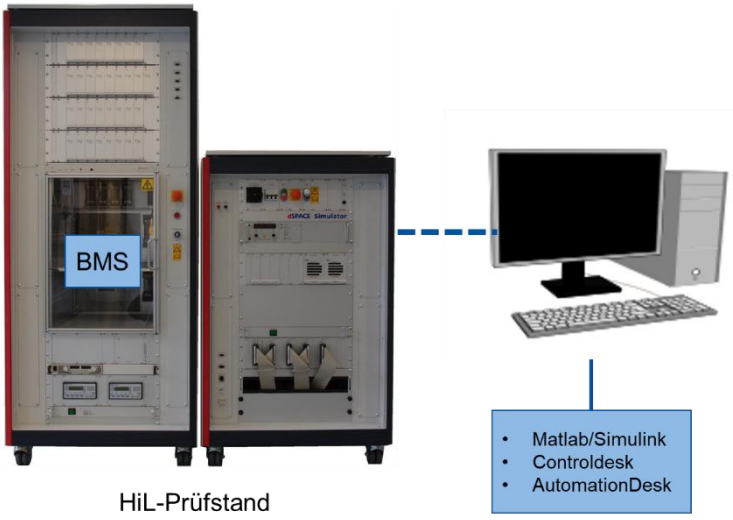

Abbildung 23: Hardware-in-the-loop-Prüfstand zum Testen des BMS.

Aus Sicherheitsgründen werden die BMS-Tests nicht an einem realen BESS durchgeführt, sondern in einem Hardware-in-the-Loop (HiL)-Prüfstand (siehe Abbildung 23). Dieser emuliert definierte Eingangsgrößen für das BMS, wie Zellspannungen, Temperatur- und Stromwerte sowie Fehlersignale, und zeichnet gleichzeitig die Antwort des BMS auf.

Der Aufbau des HiL-Prüfstands ist in Abbildung 23 dargestellt. Er besteht aus einem Niederspannungs- und einem Hochspannungskabinett sowie einem Host-PC. Im Niederspannungskabinett befindet sich ein Echtzeitrechner, der über den Host-PC gesteuert wird. Dieser Rechner steuert und überwacht das Hochspannungskabinett und bildet die zentrale Kommunikationsschnittstelle zwischen dem Host-PC und dem Hochspannungskabinett. Das Hochspannungskabinett emuliert die Eingangssignale für das BMS und nimmt dessen

Antworten auf. Anschließend werden diese über das Niederspannungskabinett an den Host-PC übertragen, auf dem sie gespeichert und analysiert werden können. Der HiL-Prüfstand ist in der Lage, bis zu 128 Zellspannungen sowie 64 Temperatursignale zu simulieren. Dadurch lässt sich das Verhalten des BMSs auch für komplexe BESS-Konfigurationen realitätsnah testen. Die Tests gelten als bestanden, wenn alle normativen Anforderungen erfüllt werden. Sie werden über die gesamte Entwicklungs- und Implementierungsphase der Software hinweg durchgeführt.

Kommerzielle Umrichter verfügen in der Regel über proprietäre Software und können ausschließlich durch Parametereinstellungen an die jeweilige Anwendung angepasst werden. Im Rahmen des Softwareaufbaus wurde der Victron-Umrichter so konfiguriert, dass er die Last vorrangig mit dem erzeugten Solarstrom versorgt und die Batterie innerhalb festgelegter Grenzwerte mit dem selbst erzeugten Solarstrom lädt. Sobald die Batterie vollständig geladen ist und die Last den Solarstrom nicht vollständig verbraucht, wird der überschüssige Strom in das Hausnetz eingespeist. Benötigt die Last hingegen mehr Leistung, als durch den Solarstrom bereitgestellt werden kann, wird die erforderliche Differenz aus dem öffentlichen Netz bezogen.

Nachdem die Hardware und die Software aufgebaut wurden, wurde das BESS über mehrere Tage hinweg unter realen Bedingungen auf Funktionsfähigkeit geprüft, um sein Langzeitverhalten zu analysieren. Die Abbildung 24 zeigt repräsentative Betriebsparameter des BESSs. Diese wurden über eine Woche lang aufgezeichnet.

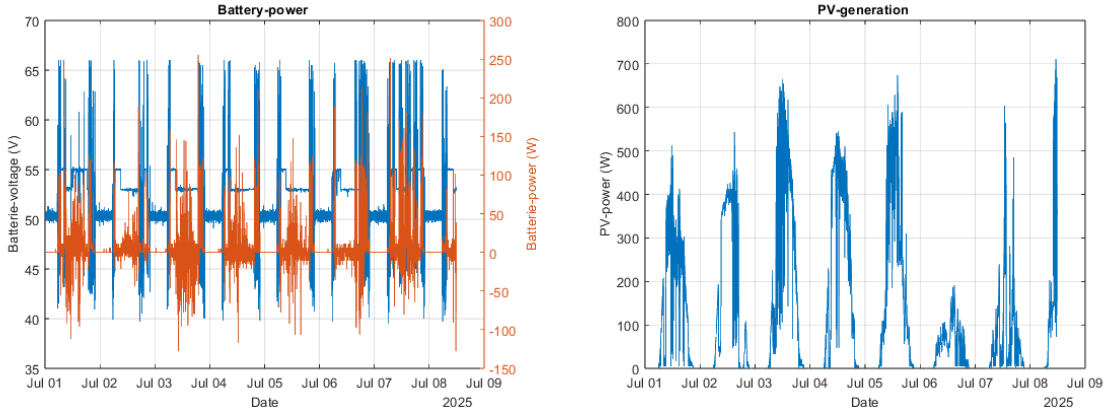

Abbildung 24: Aufgezeichnete Betriebsparameter des BESSs.

Das entwickelte BESS ist als Heimspeichersystem zur Eigenbedarfsoptimierung für einen zweiköpfigen Haushalt vorgesehen und soll in diesem Anwendungsszenario einen Autarkiegrad von über 40 % und damit Stromersparnisse von über 40 % erzielen.

Die Betriebsdaten des BESS werden in regelmäßigen Abständen erfasst. Dadurch lassen sich sowohl die Performance als auch der Zustand des Systems aus der Ferne überwachen und analysieren. Zum Zeitpunkt des Projektabschlusses zeigten die generierten Felddaten jedoch keine signifikanten Veränderungen des SoH und wurden daher nicht zur Weiterentwicklung des Alterungsprognose-Algorithmus herangezogen. Stattdessen wurden hierfür die aussagekräftigeren Labordaten mit signifikanteren Kapazitätsverlusten verwendet.

2. Fortschreibung des Verwertungsplans:

   a. Erfindungen/Schutzrechtsanmeldungen und erteilte Schutzrechte, die vom ZE oder von am Vorhaben Beteiligten gemacht oder in Anspruch genommen wurden, sowie deren standortbezogene Verwertung (Lizenzen u. a.) und erkennbare weitere Verwertungsmöglichkeiten

      Im Rahmen des Projekts sind keine Schutzrechte entstanden. Das eingesetzte Equipment sowie die verwendete Software verfügen über dauerhafte Lizenzen.

   b. Wirtschaftliche Erfolgsaussichten nach Projektende (mit Zeithorizont) – z. B. auch funktionale/wirtschaftliche Vorteile gegenüber Konkurrenzlösungen, Nutzen für

verschiedene Anwendergruppen/-industrien am Standort Deutschland, Umsetzungs- und Transferstrategien (Angaben, soweit die Art des Vorhabens dies zulässt)

Die Wiederverwendung von Batterien bietet sowohl ökologische als auch wirtschaftliche Vorteile. Sie senkt den CO_2-Fußabdruck von Batterien und ermöglicht kostengünstige Energiespeicherlösungen, die wiederum den Ausbau erneuerbarer Energien unterstützen. Eine Herausforderung für die sichere Zweitnutzung besteht aktuell jedoch in der fehlenden Rückverfolgbarkeit der Batteriehistorie. An dieser Stelle setzt das an der RWTH Aachen entwickelte Batteriealterungsmodell an. Es stellt einen vielversprechenden Lösungsansatz dar, der verschiedene Stakeholder der Batteriebranche bei Kaufentscheidungen für Second-Life-Batterien unterstützen soll. Darüber hinaus könnten Batteriespeichersysteme und Flottenbetreiber von solchen Alterungsmodellen profitieren, indem Defekte und Fehlfunktionen frühzeitig vorhergesagt werden. Dies würde eine effizientere Planung sowie die Optimierung von Logistik- und Recyclingprozessen ermöglichen.

Konventionelle Charakterisierungsmethoden zur Zustandserfassung von Second-Life-Batterien, welche die Grundlage ihrer Wiederverwendung bilden, sind sowohl zeit- als auch kostenintensiv. Aus diesem Grund wird am ISEA-Institut ein EIS-basiertes Charakterisierungsverfahren für Batteriemodule am Rande des Arbeitsumfangs des Projekts entwickelt, das eine schnellere und genaue Zustandsbestimmung ermöglichen soll. Dies würde die Wirtschaftlichkeit der Wiederverwendung erhöhen.

c. Wissenschaftliche und/oder technische Erfolgsaussichten nach Projektende (mit Zeithorizont) – u. a. wie die geplanten Ergebnisse anderweitig (z. B. für öffentliche Aufgaben, Datenbanken, Netzwerke, Transferstellen etc.) genutzt werden können. Dabei ist auch eine etwaige Zusammenarbeit mit anderen Einrichtungen, Firmen, Netzwerken, Forschungsstellen u. a. einzubeziehen

   Von den Projektergebnissen können zahlreiche Stakeholder der Batteriebranche profitieren. Das entwickelte Alterungsmodell könnte beispielsweise als Grundlage dienen und für unterschiedliche Batterietypen angepasst und weiterentwickelt werden, wodurch SoH-Abschätzungen sowie entsprechende Vorhersagealgorithmen ermöglicht werden. Diese Aufgaben sind komplex und rechenintensiv. Daher stellt das entwickelte Alterungsmodell einen wichtigen Schritt für die Implementierung dieser Algorithmen dar.

d. Wissenschaftliche und wirtschaftliche Anschlussfähigkeit für eine mögliche notwendige nächste Phase bzw. die nächsten innovativen Schritte zur erfolgreichen Umsetzung der Ergebnisse

   Second-Life-Batteriespeichersysteme sind neu auf dem Markt. Es fehlen dazu noch aussagekräftige Informationen zu ihrer Zuverlässigkeit, Lebensdauer und Sicherheit. Diese Eigenschaften hängen von zahlreichen Parametern ab. Darunter die Betriebsstrategie, die Umwelteinflüsse und die Batteriechemie (beispielsweise LFP, Nickel-Mangan-Cobalt (NMC), Lithium-Titanat (LTO) oder Nickel-Cobalt-Aluminium (NCA)).
   Um fundierte Erkenntnisse über das Alterungsverhalten und die Leistungsfähigkeit von Second-Life-Batterien zu gewinnen, wäre eine weiterführende Untersuchung im Rahmen eines Folgeprojekts sinnvoll. Insbesondere sollte der Einfluss unterschiedlicher Stressfaktoren auf die Degradation von Second-Life-Batterien systematisch analysiert werden, um deren langfristige Einsatzfähigkeit zu fördern und besser zu bewerten.
   Wie bereits erwähnt, erfolgt die Entscheidung zur Umwidmung derzeit mangels lückenloser Batterieverläufe durch Charakterisierungsmessungen. Dieser Ansatz stellt jedoch einen erheblichen wirtschaftlichen Engpass dar, da er zeit- und kostenintensiv ist. Daher wäre es essenziell, in einem Folgeprojekt ein standardisiertes und effizientes Charakterisierungsprotokoll zu entwickeln, das eine zuverlässige und wirtschaftlich tragfähige Skalierung der Batterieumwidmung in industriellem Maßstab ermöglicht.

3. Haben Arbeiten zu keiner Lösung geführt?

   Alle Arbeiten haben zu einer Lösung geführt.

4. Vergleich des abgeschlossenen Vorhabens mit der ursprünglichen (bzw. mit Zustimmung des ZG geänderten) Arbeits-, Zeit- und Ausgaben-/Kostenplanung.

   Alle vorgesehenen Arbeiten wurden durchgeführt. Allerdings wurde die Laufzeit des Projekts um 6 Monate verlängert. Der Grund dafür war die mangelnde Verfügbarkeit von Second-Life-Batterien, da sich der Markt dafür noch in einem frühen Stadium befindet.