

Dimensionierung und Betriebsführung von Lithiumionen-Batterie-Speichersystemen unter Berücksichtigung von Degradationseffekten

Simon Sassen* und Andreas Fink
Institut für Informatik
Fakultät für Wirtschafts- und Sozialwissenschaften
Helmut-Schmidt-Universität/Universität der Bundeswehr
Hamburg, Deutschland
*simon.sassen@hsu-hh.de

Kurzfassung – Verschiedene Maßnahmen zum angestrebten Klimaschutz gehen mit einer verstärkten Verwendung elektrischer Energie einher. Dabei stellt sich bei der Nutzung volatiler regenerativer Energiequellen wie Sonne und Wind die Herausforderung einer räumlichen und zeitlichen Abstimmung von Erzeugung und Verbrauch elektrischer Energie. Batteriespeicher können hier einen effektiven Beitrag leisten (z.B. in Haushalten, im Verkehrssektor und in der Industrie). Im Hinblick auf die Wirtschaftlichkeit erfordert dies eine zielgerichtete Dimensionierung und Betriebsführung entsprechender Batterie-Energie-Speichersysteme (BESS) unter Berücksichtigung der für den Verschleiß und die Alterung von (Lithiumionen-)Batterien relevanten Faktoren. Hierbei wird zwischen der nutzungsabhängigen (zyklischen) und der altersabhängigen (kalendarischen) Degradation unterschieden, welche die noch verfügbare Kapazität (gemäß State of Health, SoH) und damit die Lebensdauer und entsprechende Kosten von Batterien nicht-linear beeinflussen. In der Literatur finden sich hierzu unterschiedliche Annahmen und Ansätze, wie sich die Verwendung von Batterien auf den SoH auswirkt und wie ein wirtschaftlicher Einsatz von Batterien unter Berücksichtigung der Degradationseffekte gestaltet werden kann. Dieser Beitrag gibt einen Überblick über diese Problematik unter Berücksichtigung neuerer Arbeiten aus der Literatur und dort noch nicht ausreichend adressierter Aspekte. Es wird ein integratives Modell für die Auslegung und den Betrieb von BESS entwickelt, welches die Auswirkungen beider Degradationsarten auf die Dimensionierung und Nutzung eines BESS einbezieht. Dabei wird berücksichtigt, dass ein abnehmender SoH bei gleichbleibendem Energiebedarf zu einer höheren Degradation führt, da dann die Zyklenanzahl zunimmt und das BESS schneller degeneriert. Darüber hinaus ist zu beachten, dass die Betriebsführung von BESS mit verschiedenster Unsicherheiten behaftet ist (sowohl bei der Erzeugung als auch beim Verbrauch, was sich auch in dynamischen Preisen im Stromnetz zeigt). Das formulierte Basiskonzept zur wirtschaftlichen Auslegung des Batteriebetriebs soll die Grundlage für weiterführende stochastische sequenzielle Entscheidungsverfahren und zugehörige Analysen bilden, die zu einer kosteneffizienten Dimensionierung und Betriebsführung von BESS beitragen.

Stichworte – zyklische und kalendarische Degradation, optimale Betriebsführung, optimale Dimensionierung, State of Health (SoH), Lithiumionen-Batterie, Microgrid, stochastisches sequenzielles Entscheidungsmodell

NOMENKLATUR

AC	Wechselstrom (alternating current)
BESS	Batterie-Energie-Speichersystem (battery energy storage system)
DC	Gleichstrom (direct current)
DoC	Zyklentiefe (depth of cycle)
DoD	Entladetiefe (depth of discharge)
LiB	Lithiumionen-Batterie
LP	Lineares Programm (linear program)
MILP	Gemischt-ganzzahliges lineares Programm (mixed-integer linear program)
PV	Photovoltaik
SDP	Sequenzielles Entscheidungsproblem (sequential decision problem)
C-Rate in 1/h	Auflade- und Entladegeschwindigkeit
E in Ah	Energiedurchsatz (energy throughput)
M_{SoC} in Ah	Mittlerer Speicherstand (mean state of charge)
SoC in Ah	Speicherstand (state of charge)
SoH in %	State of health

I. EINLEITUNG

Regenerative Energiequellen wie Sonne und Wind haben sich zu einem etablierten Bestandteil der Energieversorgung entwickelt, um im Kontext eines angestrebten Klimaschutzes den Verbrauch fossiler Energien zu reduzieren [1], [2]. Beispielsweise kann Photovoltaik (PV) verwendet werden, um den Energiebedarf in Haushalten in einem bestimmten Ausmaß abzudecken. Weil die Stromproduktion einer PV-Anlage fluktuiert und nicht deckungsgleich mit der Stromnachfrage ist, können batterieelektrische Speicher zur Erhöhung der Unabhängigkeit vom öffentlichen Stromnetz beitragen (wachsender Autarkiegrad) [3]. Auf der einen Seite können dabei die Strombezugskosten durch den Einsatz von Lithiumionen-Batterien (LiB) oder ähnlicher Batterietypen

reduziert werden, indem zum jeweiligen Zeitpunkt nicht benötigte oder nicht wirtschaftlich verwendbare elektrische Energie für einen späteren Zeitpunkt gespeichert wird und damit Kosten für den Einkauf von Strom aus dem öffentlichen Netz reduziert werden. Auf der anderen Seite erhöhen sich die Investitionskosten mit zunehmender Kapazität des Batterie-Energie-Speichersystems (BESS). Dies kann insbesondere bei einem wachsenden Ausgleichshorizont (beabsichtigter mehrtägiger oder sogar saisonaler Lastenausgleich) aus wirtschaftlichen Gründen ein Hindernis für den BESS-Einsatz darstellen.

Die Vorhersage von Degradationseffekten in Abhängigkeit von der Betriebsführung eines BESS auf die noch verfügbare Batteriekapazität ist herausfordernd [4]. Die Degradation beschreibt einen Abnutzungs- und Alterungsprozess, bei dem sich die Anzahl frei verfügbarer Lithiumionen-Ladungsträger innerhalb des BESS verringert [5]. Die Lithiumionen gehen chemische Reaktionen mit Molekülen der Batteriezellen ein und stehen danach nicht mehr für einen Ladungstransport zur Verfügung. Diese Effekte gehen einher mit einer Bildung einer Elektrolyt-Schutzschicht durch Abbau des Elektrolyts und der Elektroden, Lithium-Plating und Dendritenbildung und führen zu einer Verringerung der maximal noch nutzbaren prozentualen Restkapazität (SoH) der Batterie ([5], [6], [7]). In [8] kommen die Autoren zu dem Schluss, dass vier Parameter maßgebend sind, um den Verlust von Lithiumionen abzuleiten: Ladezustand, Zeit, Stromstärke und Temperatur. Hierbei hat der minimale und maximale Ladezustand offenbar einen besonders großen Effekt auf die Degradation [8]. Bei der Degradation wird üblicherweise zwischen zwei Arten unterschieden. Die kalendarische Degradation zeichnet sich dadurch aus, dass sie ohne eine Benutzung des BESS eintritt, das heißt, auch ohne Auf- oder Entladevorgänge zu einer Verringerung des SoH führt. Am Anfang der Lebenszeit ist dieser Effekt stärker und lässt dann zunächst mit der Zeit nach. Die zyklische Degradation resultiert aus der Benutzung des BESS und ist von zahlreichen Parametern abhängig [6], unter anderem der Zyklenanzahl. Unter einem Zyklus versteht man rechnerisch eine bezüglich der verfügbaren Batteriekapazität vollständige Abfolge von Entladung und Aufladung einer Batterie. Die durch die Degradation bedingte Verringerung der verfügbaren Kapazität beeinflusst die Einsatzmöglichkeiten des BESS, weil sukzessive weniger Energie gespeichert werden kann. Dies hat gegebenenfalls Auswirkungen auf die Dimensionierung des BESS, da eine Degradation in einem bestimmten Maß durch eine Überdimensionierung vorab kompensiert werden kann.

Die Art und Weise, wie eine Batterie betrieben wird, beeinflusst deren Degradation erheblich. So wirken sich Tiefenentladungen, Überladungen, schnelles Aufladen und Entladen, hohe Temperaturen und eine lange Dauer eines hohen Ladezustands typischerweise negativ auf die Kapazität aus ([6], [9], [10]). In der Literatur werden hierzu unterschiedliche Ansätze zur Vorhersage der BESS-Degradation beschrieben ([11], [12], [13], [14]). Die physikalischen Parameter, die von Relevanz sind, um Degradationsmechanismen zu beschreiben, umfassen insbesondere den Speicherstand der Batterie (SoC), den mittleren Speicherstand (M_{SoC}), die Entladetiefe (DoD), die Zyklientiefe (DoC), die Auflade- bzw. Entladegeschwindigkeit (C-Rate), den Energiedurchsatz E für eine bestimmte Zyklenanzahl und die Temperatur der Batteriezelle ([7], [13],

[15]). Wie stark sich die Parameter auf die Degradation auswirken, ist vom Batterietyp abhängig. Es stellt nach wie vor eine Herausforderung dar, die Batteriedegradation in einem auf wirtschaftliche Kriterien ausgerichteten Entscheidungsverfahren adäquat abzubilden. So gibt es unterschiedliche Ansätze, nicht-lineare Degradationseffekte in einem Optimierungsmodell direkt zu formulieren ([11], [16], [17], [18], [19], [20], [21], [22], [23], [24], [25]) und Modelle, in denen dies über Linearisierungsannahmen vereinfacht wird ([26], [27], [28], [29], [30]).

Im folgenden Kapitel II wird ein aktueller Überblick zu Literatur zur Dimensionierung und Betriebsführung von BESS unter Berücksichtigung von Degradationseffekten gegeben und in diesem Rahmen eine Forschungslücke abgeleitet. In Kapitel III wird dann ein Basismodell eines sequenziellen Energiespeicher-Entscheidungsproblems formuliert, was als Grundlage für die Entwicklung entsprechender Entscheidungsverfahren dienen soll. In Kapitel IV folgen Fazit und Ausblick.

II. LITERATURÜBERSICHT

Bei der folgenden Betrachtung der Literatur zur Degradation von Lithiumionen-Batterien im Zusammenhang mit der Dimensionierung und Betriebsführung von BESS liegt ein Schwerpunkt auf neueren Arbeiten (hier bis Mitte 2024). Hinsichtlich der Systematisierung wird berücksichtigt, ob die Degradation als lineare oder nicht-lineare Funktion modelliert ist, welcher Art das verwendete Lösungsverfahren ist (exakt, heuristisch) und welche Einflüsse auf die Degradation einbezogen werden. Letzteres beinhaltet eine Unterscheidung danach, ob sowohl die kalendarische als auch die zyklische Degradation berücksichtigt werden und welche Parameter hierauf einen Einfluss haben. Die Literaturrecherche basiert im Wesentlichen auf Google Scholar unter Verwendung der folgenden englischen Suchwörter: Sizing, Scheduling, Battery, Cyclic degradation, Calendar degradation, Uncertainties. In dem folgenden Überblick wird insbesondere dahingehend unterschieden, ob die Dimensionierung oder die Betriebsführung oder beide Aspekte von BESS betrachtet werden. Darüber hinaus wird differenziert, welche Arten der Degradation berücksichtigt werden.

Eine Reihe von Arbeiten in der Literatur ist in ihrer Ausrichtung auf die Degradation im Kontext der Dimensionierung fokussiert und berücksichtigt die Betriebsführung der Batterie nicht. In [31] wird ein Energiesystem, bestehend aus einer PV-Anlage, einem BESS und einer Windkraftanlage betrachtet. Die Dimensionierung berücksichtigt zwar die Degradation, konzentriert sich aber auf die Größe der PV-Anlage und der Windkraftanlage. In [18] wird eine Methode entwickelt, nach der das BESS für spezifische Projekte unter Berücksichtigung der Degradation dimensioniert werden kann. Bei der Degradation wird zwischen kalendarischer und zyklischer Degradation unterschieden und es werden verschiedene Parameter berücksichtigt: Energieanforderungen, Leistungen, C-Rate, M_{SoC} und Temperatur. Es wird nicht berücksichtigt, dass die Nutzung des BESS bei variablen Strompreisen bei entsprechender Einspeisung und Entnahme von Strom aus dem öffentlichen Netz Auswirkungen auf die Dimensionierung haben kann.

Zahlreiche Arbeiten in der Literatur sind auf eine optimale Betriebsführung des BESS unter Berücksichtigung der Degradation ausgerichtet. Die Dimensionierung der Batterie

wird bei den folgenden Beiträgen dagegen außer Acht gelassen. In [28] geht es um die Energieplanung für inselbetriebene Multi-Energie-Microgrids unter Berücksichtigung der zyklischen Degradation. Das Problem wird zur Lösung als ein MILP (mixed-integer linear program) formuliert, um verschiedene Betriebsbedingungen zu berücksichtigen. Der SoC ist hier ein maßgeblicher Parameter zur Bestimmung des SoH des BESS. In [29] werden alterungsabhängige Betriebsstrategien für BESS beschrieben, die im Zusammenhang mit Arbitragehandel an der Strombörse verglichen werden. Bei dem verwendeten Modell handelt es sich um ein MILP, wobei drei verschiedene Alterungsmodelle betrachtet werden, von denen das letzte die kalendarische und zyklische Degradation berücksichtigt. In [22] geht es um die Optimierung der operativen Betriebsführung eines BESS bei Berücksichtigung der zyklusbasierten nicht-linearen Degradation bei dynamischem Betrieb. Dafür wird ein neuronales Netz trainiert, wobei die folgenden Parameter für die Degradation berücksichtigt werden: Umgebungstemperatur, C-Rate, SoC, DoD und SoH. Die Degradation für eine Schnellladestation durch ein mehrstufiges Batteriealterungsmodell wird in [32] behandelt. Der Schwerpunkt dieser Arbeit ist die Degradation von Antriebsbatterien von Elektroautos und berücksichtigt die folgenden Parameter: Anzahl an Zyklen, DoD, Auflade und Entladeleistungen, C-Rate und die Temperatur. In [24] wird ein Arbitrageproblem im Energiesektor betrachtet und hierfür werden ein lineares Optimierungsproblem (LP), ein gemischt-ganzzahliges lineares und ein gemischt ganzzahliges nicht-lineares Modell formuliert und gelöst. Eine Besonderheit besteht darin, dass die Degradation durch einen Zykluszähler erfasst wird.

In [33] werden rollierende Vorhersagen auf ein Energiespeicherproblem mit regenerativen Energiequellen angewendet. Eine rollierende Vorhersage zeichnet aus, dass die Prognose mit fortschreitender Planung systematisch aktualisiert wird, um neue Informationen zu berücksichtigen. Eine hybride Strategie mit deterministischem Lookahead und einer Kostenfunktion-Approximation wird vorgeschlagen, um die beste Strategie für ein stochastisches Basismodell zu ermitteln. In [17] wird eine Reinforcement-Learning-Methode beschrieben, um die nicht-lineare Degradation für ein Energiemanagementproblem abzubilden. Das Ziel besteht darin, den Gewinn über den Energiemarkt zu maximieren und gleichzeitig die Kosten für das BESS gering zu halten. Es werden sowohl die kalendarische als auch die zyklische Degradation betrachtet. Dafür wird das Optimierungsproblem als Markov-Entscheidungsprozess modelliert. In [26] wird ein lineares Degradationsmodell vorgestellt, bei dem die zyklische und kalendarische Degradation in erster Linie auf den Auf- und Entladeprozessen basiert. Neben dem SoC werden auch die DoD und die Temperatur berücksichtigt. Das Optimierungsproblem wird als ein MILP formuliert mit dem Ziel, den Profit eines Energiesystems mit einer Windkraftanlage und einem BESS zu maximieren. In [19] werden optimierungsbasierte Strategien zur Betriebsplanung von LiB anhand des Day-Ahead-Preises des Strommarktes für ein Terminierungsproblem vorgestellt, wobei die kalendarische und zyklische Degradation des BESS berücksichtigt werden. Es wird zwischen zwei Szenarien unterschieden – ein kurzfristiges sowie ein kurzfristig und langfristig rentabilitätsoptimiertes. Des Weiteren erfolgt die Formulierung der Degradation durch eine nicht-lineare Funktion mit Berücksichtigung der folgenden Aspekte:

Temperatur, Zeit, SoC, DoC, Anzahl an Zyklen, SoC-Spanne und C-Rate. Nicht berücksichtigt wird die Auswirkung der sinkenden Restkapazität auf die erhöhte zyklische Belastung und eine nicht vorhersehbare Lebensdauer des BESS. Stattdessen werden der SoH und die Lebensjahre des BESS festgelegt. In [34] werden zwei Optimierungsansätze miteinander verknüpft. Im ersten Schritt wird die Problemstellung der Energiesteuerung mit einem BESS als LP formuliert und durch ein mathematisches Modell gelöst. Diese Daten bilden sodann die Trainingsdaten eines Modells des überwachten Lernens, mit dem Ziel der Ableitung einer optimierten Lade- und Entlade-Steuerung für eine Online-Optimierung. Es werden Unsicherheiten bezüglich der Produktion und Nachfrage von Strom sowie des Preises berücksichtigt und die Problemstellung kann als stochastisches sequenzielles Entscheidungsproblem interpretiert werden. In [16] wird die Approximative Dynamische Programmierung eingesetzt; Ziel ist die Minimierung von Energie- und Betriebskosten im Rahmen eines Terminierungsproblems. Der Fokus liegt auf der Beschreibung des Lebensdauerverlustes des BESS durch kalendarische und zyklische Alterungseffekte. Der Lebensdauerverlust wird dargestellt als eine Reduktion an maximal möglichen Zyklen, bis ein SoH von 80 % bzw. von 70 % erreicht wird. Die Degradation wird als nicht-lineare Funktion modelliert und berücksichtigt Parameter wie die Temperatur, den SoC, den Kapazitätsverlust, die DoD und die C-Rate. Allerdings wird der Einfluss der Restkapazität auf die zyklische Degradation außer Acht gelassen, da von einer konstanten Nennkapazität ausgegangen wird.

Einige Arbeiten in der Literatur betrachten die Degradation bei der Dimensionierung und bei der optimalen Betriebsführung des BESS zusammen, da die Dimensionierung und die Betriebsführung einen wechselseitigen Einfluss aufeinander haben. So beeinflusst die Kapazität die Belastung und damit die Degradation des BESS bei gleichbleibender Leistung. Die Kapazität des BESS wiederum sollte auf die geplante Betriebsführung abgestimmt werden. Es macht einen Unterschied, ob hohe Lastspitzen ausgeglichen werden müssen oder nicht. Daher ist es angebracht, beide Aspekte zusammen zu betrachten. In [27] wird ein Mehrziel-Optimierungsansatz zur Lösung eines zweistufigen szenariobasierten stochastischen Optimierungsproblems vorgestellt. Das Ziel besteht darin, die Betriebskosten eines Energiesystems aus PV und BESS im Rahmen eines Terminierungsproblems durch ein MILP zu lösen und hierbei die Investitionskosten durch eine geeignete Batteriedimensionierung zu minimieren. Der Beitrag vereinfacht die nicht-lineare Degradation zu einer linearen, wobei der Ansatz darauf abzielt, die zyklische Degradation durch die Vermeidung von Tiefentladungszyklen zu reduzieren. Die kalendarische Degradation wird nicht betrachtet. Der Fokus in [20] liegt in der optimalen Betriebsführung bei Nachnutzungsanwendungen von LiB (Second Life) unter Berücksichtigung der nicht-linearen zyklischen Degradation des BESS. Der Lösungsansatz basiert auf einer MILP-Formulierung, wobei bezüglich der Degradation mehrere Parameter berücksichtigt werden (wie DoD, M_{SoC} und C-Rate). Die Optimierung von zwei Zielgrößen wird in [5] verfolgt – dem Nettogegenwartswert und dem Autarkiegrad. Der Fokus liegt auf der optimalen Betriebsführung eines Energiesystems unter Nutzung von Wasserstoff und einem BESS, wobei eine Mehrzielheuristik verwendet wird („modified firefly algorithm“). Die

Degradation des BESS wird dabei durch Impedanzspektroskopie erfasst. In [21] wird ein simulationsbasierter Ansatz verwendet, bei dem eine nicht-lineare Degradation durch Ionenreaktionen beschrieben wird. Zur Vereinfachung wird angenommen, dass die Restkapazität und der SoH konstant sind. Daher wird von einer gleichbleibenden Degradation in jedem Jahr ausgegangen. Es wird weiter davon ausgegangen, dass das BESS benutzt werden kann, bis ein SoH von 70 % erreicht wird. Die Kapazität des BESS wird auf Grundlage von Szenarien bestimmt. Ein Vergleich verschiedener Verlustmodelle für die Degradation wird in [35] dargestellt. Es wird zwischen linearen und nicht-linearen Verlustmodellen unterschieden. Der Beitrag legt einen Schwerpunkt auf die Verluste durch die Umwandlung von Energie. In [36] wird die Betriebsführung und Dimensionierung des BESS durch eine konvexe Optimierung unter Berücksichtigung einer nicht-linearen Degradation des BESS betrachtet. Es wird ein Vergleich anhand von Szenarien vorgenommen, wobei sich die Szenarien hinsichtlich der Degradation unterscheiden. Die Degradation wird im ersten Szenario als lineare und für ein weiteres Szenario als eine nicht-lineare konvexe Funktion beschrieben. Zur Vereinfachung wird keine kalendarische Degradation berücksichtigt. Die Energieumwandlung von DC zu AC und umgekehrt wird berücksichtigt.

In weiteren Beiträgen steht die Gegenüberstellung von Ansätzen in der Literatur zur Degradation im Vordergrund. Die Möglichkeit von bidirektionalen Ladeanwendungen von Elektrofahrzeugen für das Stromnetz ist Gegenstand von [37]. Die Auswirkung der Batterielebensdauer ist hierbei ein maßgeblicher Aspekt. Degradationsmechanismen und ihre Einflussparameter werden gegenübergestellt. In [38] wird ein multidirektionales interaktives und datengetriebenes Modell zur Online-Schätzung von Batterieabnutzungen vorgeschlagen. Der Schwerpunkt ist eine multikriterielle Entscheidungsfindung und ein datengetriebenes Modell zur Schätzung der Batterieabnutzung. Es wird darauf hingewiesen, dass für weitere Verbesserungen die Berücksichtigung eines stochastisch optimalen Zeitplans

vorteilhaft ist. In [4] werden Studien zur Degradation von Lithiumionen-Batterien und SoH-Schätzung mit Hilfe eines Wissensgraphen analysiert. Eine Schlussfolgerung dieses Beitrages lautet, dass Batterien einem komplexen, nicht-linearen Prozess unterliegen und der SoH schwer zu schätzen ist. Es wird ausgeführt, dass es weiteren Forschungsbedarf dahingehend gibt, den SoH während des Degradationsprozesses zu berücksichtigen. In [39] wird eine Übersicht zur Optimierung eines PV-BESS-Systems gegeben unter Bewertung von Beiträgen nach ihrer Systemmodellierung, Machbarkeit, Kapazitätsoptimierung und Betriebsverbesserung. Es konnten dabei vier Kategorien von Beiträgen klassifiziert werden, die sich mit der Degradation von LiB beschäftigen. Die erste Kategorie beschreibt die Degradation durch Ersatzschaltbilder und fokussiert sich auf die DoD als maßgebliche Einflussgröße für die zyklische Degradation. Die Basis in den drei anderen Kategorien bilden ein SoC-Modell, wobei zwei Kategorien die DoD als zentralen Einflussfaktor für die Berechnung der Degradation benutzen und die letzte ausschließlich die kalendarische Degradation betrachtet.

In [40] wird dargelegt, dass für eine langfristige Rentabilitätsbetrachtung die Batteriealterung berücksichtigt werden sollte. Der Schwerpunkt ist die Überprüfung verschiedener Methoden der Degradationssteuerung. Die betrachteten Einflussfaktoren sind die DoD, der Energiedurchsatz, die Umgebungstemperatur der Zelle und der SoC. Es wird beschrieben, dass die einfachste Methode zur Degradationsbestimmung der Amperestunden-Zähler darstellt. Eine weit verbreitete Methode besteht nach [40] darin, die Lebensdauer eines BESS durch den DoD und Lebensdauerzyklen zu bestimmen. Weiterhin werden die Verwendung von Ersatzschaltbildern und elektrochemisch basierten Degradationsmodellen thematisiert. Es wird festgestellt, dass die am häufigsten verwendeten Methoden auf statistischen Nutzungskosten basieren.

Die TABELLE I gibt eine Übersicht zu ausgewählten Beiträgen, die sich mit der Optimierung von

TABELLE I: ÜBERSICHT ÜBER LITERATUR MIT BEZUG ZUR OPTIMIERUNGEN VON ENERGIESPEICHERPROBLEMEN.

<i>Ref.</i>	<i>Dim.</i>	<i>Terminplanung</i>	<i>Modell / Methode</i>	<i>Degradation</i>	<i>Funktionstyp</i>	<i>Unsicherheiten</i>	<i>Berücksichtigung der Restkapazität</i>
[5]	Ja	Ja	Multi-Objective Modified Firefly Algorithm	Gesamtdegradation	Nicht-linear Linear	Strompreis	Ja (indirekt)
[17]	Nein	Ja	Deterministic Policy Gradient Approximate Dynamic Programming	Kalendarisch Zyklisch	Nicht-linear	Stromnachfrage	Nein
[20]	Nein	Ja	Simulation	Kalendarisch Zyklisch	Nicht-linear	Nein	Nein
[21]	Ja	Ja	MILP	Zyklisch	Nicht-linear	Nein	Nein
[22]	Ja	Ja	Elektrochemisches Lithium-Batterie-Modell	Gesamtdegradation	Nicht-linear	Load	Ja (indirekt)
[28]	Ja	Ja	Stochastic Optimization	Zyklisch	Linear	PV-Ertrag, Stromnachfrage, Strompreis	Nein
[34]	Nein	Ja	Approximate Dynamic Programming	Nein	Nein	Wind	Nein
[35]	Nein	ja	Reinforcement Learning (SDA)	Nein	Nein	PV-Ertrag, Stromnachfrage, Strompreis	Nein
[36]	Ja	Ja	Quadratisches Optimierungsproblem	Nein	Nein	Nein	Nein
[37]	Ja	Ja	MILP	Kalendarisch Zyklisch	Linear	Nein	Nein
Entwurf	Ja	Ja	Sequential Decision Problem	Kalendarisch Zyklisch	Nicht-linear	PV-Ertrag Stromnachfrage Strompreis	Ja (direkt)

Energiespeicherproblemen im näheren Kontext der Fragestellung dieses Beitrags beschäftigen. Die Betrachtung der Literatur zeigt, dass es verschiedene Ansätze gibt, die Degradationseffekte in einem ökonomischen Optimierungsmodell abzubilden. Diese unterscheiden sich in den Annahmen und den daraus resultierenden Vereinfachungen, aber auch in der Art und Weise, wie eine nicht-lineare Degradation formuliert wird. Dabei spielen sowohl lineare Optimierungsmodelle als auch Simulationen und neuronale Netze eine Rolle. Es wird deutlich, dass die Degradation sowohl bei der Betriebsführung als auch bei der Dimensionierung des BESS berücksichtigt werden sollte. Allerdings ist der wechselseitige Einfluss von Kapazität und Betriebsführung auf die Degradation durch Einbezug der Restkapazität in der betrachteten Literatur bislang weitestgehend vernachlässigt worden. Es besteht damit Forschungsbedarf bezüglich der direkten Berücksichtigung der noch verbleibenden Restkapazität der Batterie hinsichtlich der zyklischen Degradation bei der Dimensionierung und Betriebsführung von BESS. Wenn die verfügbare Restkapazität sinkt, steigt bei gleichbleibendem Energiebedarf die prozentuale Belastung und führt zu einer erhöhten Degradation. Belastung beschreibt hier das Verhältnis aus der über die Zeit erforderlichen Leistung und der verbleibenden Restkapazität. Dieser Aspekt ist vor allem hinsichtlich einer dynamischen Betriebsführung wichtig, bei der nur eingeschränkt absehbar ist, wie hoch die benötigte Leistung des BESS in einer Periode sein wird.

Das Entscheidungsproblem verschärft sich dadurch, dass je nach Anwendungskontext erhebliche Unsicherheiten hinsichtlich des Ertrages der Stromproduktion aus der PV-Anlage, der lokalen Stromnachfrage sowie des Preises an der Strombörse zu berücksichtigen sind. Damit erscheint die Betrachtung als stochastisches sequenzielles Entscheidungsmodell angebracht, um die Batteriedegradation unter Berücksichtigung der Wechselwirkung von Dimensionierung und Betriebsführung des BESS bei den Entscheidungen rollierend zu berücksichtigen. Hierbei ist besonderer Wert auf die Abbildung der nicht-linearen Degradation bei dynamischer Betriebsführung zu legen. Grundsätzlich können zwei Szenarien herangezogen werden, die sich darin unterscheiden, ob eine Verbindung zum öffentlichen Stromnetz vorliegt. Dies zielt darauf ab, zu ermitteln, wie sich die Degradation in einem Microgrid oder bei Anbindung an das öffentliche Stromnetz im Vergleich auswirkt und was dies für die Dimensionierung bedeutet.

III. BASISMODELL

Das grundsätzliche Ziel besteht darin, verfügbare elektrische Energie in einem betrachteten System (z.B. ein Haushalt) so zu verwenden, dass die Differenz zwischen den Erlösen durch den Verkauf von Strom und den Kosten durch den Einkauf von Strom unter Berücksichtigung der Kosten des BESS maximiert wird. Der Einsatz des BESS ist lohnend, wenn der insgesamt generierte Nutzen größer ist als die entstehenden Kosten unter Berücksichtigung der Degradation. Eine Speicherung von Energie kann insbesondere vorteilhaft sein, um einen Einkauf von Strom aus dem öffentlichen Netz zu einem Zeitpunkt mit relativ hohen Einkaufspreisen zu vermeiden oder Strom zu einem Zeitpunkt mit höheren Preisen zu verkaufen. Das BESS ermöglicht es, die Verwendung von PV-Strom im Rahmen der Batteriekapazität zeitlich zu verschieben und Preisschwankungen an der Strombörse über das öffentliche Netz auszunutzen.

Das Basismodell betrachtet das Energiespeicherproblem mit Energieflüssen, Umwandlungsverlusten und Unsicherheiten im Rahmen eines sequenziellen Entscheidungsproblems (SDP) [41]. Hierbei werden anliegende Entscheidungen zu disponiblen Energieflüssen sukzessive über die Zeit getroffen, was in vielfältigen Anwendungen angebracht ist, wo Unsicherheiten zu berücksichtigen sind und sich im Laufe der Zeit ein veränderter bzw. verbesserter Informationsstand ergibt [42]. Für die Konzeption eines entsprechenden Planungsansatzes wird der Betrachtungshorizont in Perioden untergliedert (hier mit einer Dauer von z. B. einer Stunde oder 15 min). Im Weiteren folgen wir einem bewährten Vorgehen, ein SDP-Modell wie folgt zu strukturieren [41]:

- Zustandsvariablen
- Entscheidungsvariablen
- Exogene Informationen
- Übergangsfunktionen (Transition)
- Zielfunktion
- Unsicherheiten
- Entwicklung von Policies (Entscheidungsverfahren)

Die ABBILDUNG 1 zeigt die Energieflüsse des Basismodells für die betrachtete grundlegende Systemarchitektur mit einer PV-Anlage, einem BESS (LiB), einer lokalen Stromnachfrage (Last) und einer Verbindung zum öffentlichen Stromnetz. Die PV-Anlage, der lokale Lastbedarf und die Verbindung mit dem öffentlichen Netz sind durch jeweilige periodenbezogene Leistungswerte in W gekennzeichnet. Die Speichermenge der Batterie wird als Energiemenge in Wh betrachtet; in Abhängigkeit von der Zellspannung einer Batteriezelle korrespondiert dies mit den in einer Zelle gespeicherten Amperestunden. Die Pfeile stellen den Energiefluss zwischen den Konsumenten und Produzenten von Strom dar, der aus jeweiligen Leistungswerte über die Dauer einer Periode resultiert. Damit wird angenommen, dass die jeweilige Leistung während einer Periode konstant ist. Die orangefarbenen Flächen stehen für eine Energieabgabe und die blauen für einen Energiebezug. Die Formen mit scharfen Ecken stellen eine Leistung dar und Formen mit abgerundeten Ecken stehen für Energiewerte. Ein grüner Pfeil zeigt den Energiefluss, wenn keine Konversionsverluste durch den Wechselrichter auftreten. Dies ist bei x_t^{vr} der Fall, weil Gleichstrom (DC) von der PV-Anlage zum BESS fließt, welches auch Gleichstrom benötigt. Ebenso treten keine Konversionsverluste auf, wenn Strom aus dem öffentlichen Netz für die Stromnachfrage des Haushaltes verwendet wird (x_t^{gl}), da in beiden Fällen Wechselstrom (AC) verwendet wird. In allen anderen Fällen treten Konversionsverluste durch den Wechselrichter auf. Die verlustbehafteten Energieflüsse werden mit einem roten Pfeil gekennzeichnet.

In [21] werden ebenso die Energieumwandlungsverluste durch Wechselrichter in einem PV-Batterie-System in einer Simulation betrachtet. Der Kapazitätsverlust wird dort durch eine Minderung der nutzbaren Lithiumionen für verschiedene Betriebsführungsstrategien bestimmt, wobei nicht zwischen kalendarischer und zyklischer Degradation differenziert wird. Ähnlich verhält es sich in [5], wo auch ein Energiespeicherproblem betrachtet wird, bei dem die Umwandlungsverluste des Wechselrichters simulativ

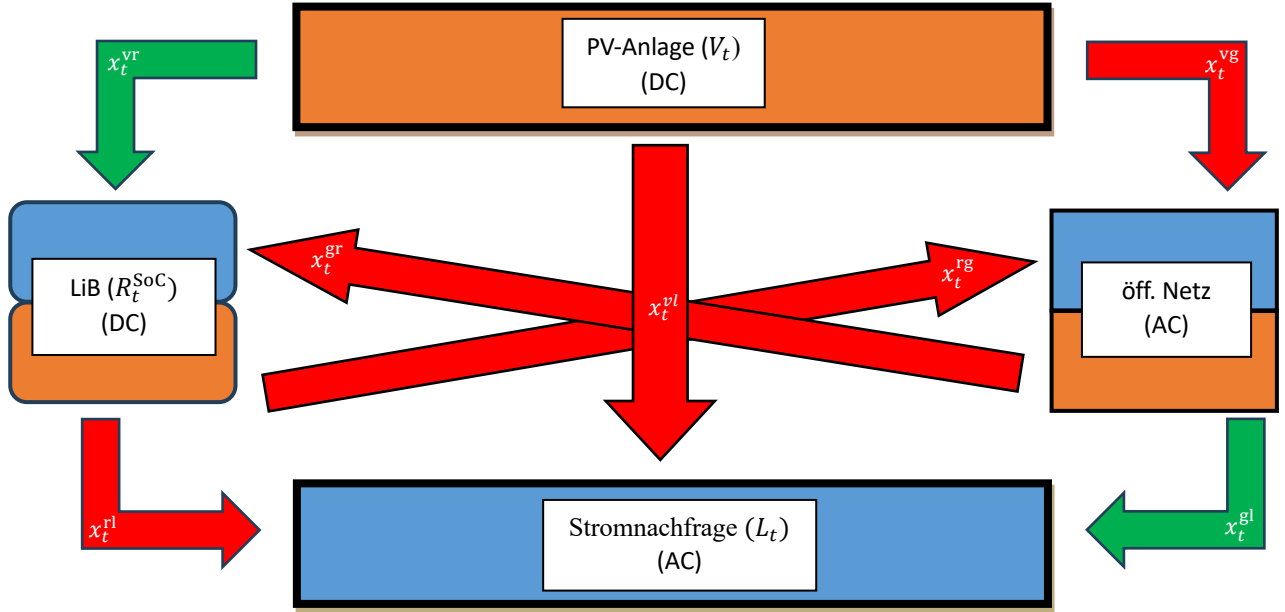


ABBILDUNG 1: ENERGIEFLÜSSE DES BASISMODELLS FÜR DAS SZENARIO MIT VERBINDUNG ZUM ÖFFENTLICHEN NETZ.

berücksichtigt werden. Die Degradation wird auf Grundlage von Daten der Impedanzspektroskopie einbezogen und es wird nicht zwischen zyklischer und kalendarischer Degradation und den verschiedenen Einflussfaktoren unterschieden. In [35] werden nicht-lineare, konvexe und lineare Optimierungsmodelle formuliert und die Verluste durch den Wechselrichter und die Batterie in einem Energiespeichersystem, bestehend aus einer PV-Anlage und einer Batterie, berücksichtigt. Allerdings konzentriert sich der Beitrag auf die Reduzierung der Leistung und nutzbaren Energie und klammert die Degradation der Batterie aus.

Das hier betrachtete Modell unterscheidet sich dahingehend, dass neben den Umwandlungsverlusten durch Wechselstromrichter und die Batterie zwischen zyklischer und kalendarischer Degradation unterschieden wird. Des Weiteren sollen bei der Degradation Einflussfaktoren umfassend einbezogen werden und die abnehmende Restkapazität und der SoH der Batterie fortlaufend in der Berechnung der Degradation in den Perioden berücksichtigt werden.

A. Zustandsvariablen

Die Variablen, die den Kenntnisstand zum Status des Systems in einer Periode t repräsentieren, um Entscheidungen zielgerichtet treffen zu können und Übergänge in die Folgeperiode abzubilden, bilden die Zustandsvariablen. Hierbei kann man unterscheiden zwischen Informationen zu physischen Zuständen (z. B. der aktuelle Zustand des Energiespeichers), weiteren deterministischen Informationen (z. B. aktuelle Lasten oder Preise an der Strombörse) sowie einem unsicheren Informationsstand zu zukünftigen Entwicklungen (z. B. Erwartungen zu PV-Erträgen oder Preisentwicklungen an der Strombörse in den folgenden Perioden).

Mit der Variable R_t^{SoC} wird die Energiemenge bezeichnet, die in dem BESS zu Beginn einer Periode t gespeichert ist. Die lokale Lastnachfrage in Periode t wird mit L_t und die produzierte Leistung der PV-Anlage in Periode t wird mit V_t bezeichnet. Der Strompreis, zu dem Strom in Periode t verkauft werden kann, wird mit p_t^{exchange} bezeichnet und der Preis für eingekauften Strom aus dem öffentlichen Netz mit

c_t^{grid} . Letzterer orientiert sich am dynamischen Strompreis an der Börse p_t^{load} zuzüglich Abgaben bzw. Steuern a^{tax} (1).

$$c_t^{\text{grid}} = p_t^{\text{load}} + a^{\text{tax}} \quad (1)$$

Die zusammengefasste Zustandsvariable S_t ist in (2) abgebildet. Diese umfasst den BESS-Speicherstand R_t^{SoC} , die verbleibende maximale Kapazität in Ah (R_t^{max}) bzw. in Prozent (C_t^{SoH}), L_t , V_t , p_t^{exchange} , c_t^{grid} sowie den jeweiligen Kostenfaktor der Batteriedegradation (c_t^{Deg}). Unsicherheiten bzw. Prognosen zum Zeitpunkt t bezüglich der lokalen Stromnachfrage ($f_{tt'}^L$), dem erzeugten PV-Strom ($f_{tt'}^V$) und dem Preis an der Strombörse ($f_{tt'}^p$) für Folgeperioden $t' > t$ gehören ebenso zur Beschreibung des Zustandes in Periode t .

$$S_t = \left(R_t^{\text{SoC}}, R_t^{\text{max}}, C_t^{\text{SoH}}, (L_t, V_t, p_t^{\text{exchange}}, c_t^{\text{grid}}, c_t^{\text{Deg}}), (f_{tt'}^L, f_{tt'}^V, f_{tt'}^p) \right) \quad (2)$$

B. Entscheidungsvariablen

Entscheidungsvariablen repräsentieren die Entscheidungen und Aktionen, die in einer Periode t getroffen werden. Hierbei handelt es sich im Wesentlichen um die in ABBILDUNG 1 veranschaulichten Leistungen bzw. Energieflüsse. Ähnliche Darstellungen von Energieflüssen bei einem Energiespeicherproblem werden in [17], [18], [19], [20], [21] und [35] behandelt. Die Variable x_t^{fl} stellt die Leistung des BESS dar, die durch den Entladevorgang für die lokale Last bereitgestellt wird, und x_t^{gl} ist die Leistung aus dem öffentlichen Netz, die eingekauft wird. Die Leistung der PV-Anlage, die für die lokale Nachfrage und zur Einspeisung in das öffentliche Netz aufgebracht wird, ist durch x_t^{vl} bzw. x_t^{vg} repräsentiert. Die Variable x_t^{vr} repräsentiert die Leistung der PV-Anlage, die dafür verwendet wird, das BESS aufzuladen. Die Leistung aus dem BESS, die durch einen Entladevorgang in das öffentliche Netz eingespeist wird, um diese zu verkaufen, wird durch x_t^{rg} dargestellt. Schließlich stellt x_t^{gr} die Leistung aus dem öffentlichen Netz dar, die eingekauft wird, um das BESS aufzuladen.

In (3) wird die für die lokale Last bezogene gesamte Leistung aus den betrachteten Energiequellen über eine Periode hinweg mit der lokalen Stromnachfrage gleichgesetzt. Hierbei treten Verluste durch die Umwandlung von DC zu AC auf (Wechselrichter); dies wird durch den Faktor η^{inv} berücksichtigt. Beim Bezug von Strom aus dem öffentlichen Netz entstehen für den Haushalt keine Umwandlungsverluste.

$$L_t = \eta^{\text{inv}} * (x_t^{\text{vl}} + x_t^{\text{rl}}) + x_t^{\text{gl}} \quad (3)$$

(4) besagt, dass die Leistung, die durch die PV-Anlage in einer Periode bereitgestellt wird, durch die lokale Stromnachfrage, die Batterie und das öffentliche Netz abgenommen wird.

$$V_t = x_t^{\text{vl}} + x_t^{\text{vg}} + x_t^{\text{vr}} \quad (4)$$

(5) bezieht sich auf den Speicherstand des BESS (R_t^{SoC}) in Periode t . Es kommt zum Ausdruck, dass nicht mehr Energie aus dem BESS entnommen werden kann, als aktuell gespeichert ist. Außerdem kann nicht mehr Energie in dem BESS gespeichert werden, als noch an freier Restkapazität zur Verfügung steht (siehe (6)). Die aus dem BESS verwendete Energie muss außerdem hinsichtlich der Verluste bei der Umwandlung von elektrischer Energie in chemische Energie bereinigt werden (Faktor η^{bat}). Zur Vereinfachung werden die Umwandlungsverluste bei der Batterie zusammenfassend beim Entladungsprozess berücksichtigt. Die Zeitspanne einer Periode wird hier mit Δt bezeichnet.

$$R_t^{\text{SoC}} \geq (x_t^{\text{rl}} + x_t^{\text{rg}}) * \Delta t \quad (5)$$

$$(R_t^{\text{max}} - R_t^{\text{SoC}}) \geq \eta^{\text{bat}} * (x_t^{\text{vr}} + \eta^{\text{inv}} * x_t^{\text{gr}}) * \Delta t \quad (6)$$

Alle Leistungswerte sind nicht negativ (7).

$$x_t^{\text{vl}}, x_t^{\text{rl}}, x_t^{\text{gl}}, x_t^{\text{vg}}, x_t^{\text{vr}}, x_t^{\text{rg}}, x_t^{\text{gr}} \geq 0 \quad (7)$$

Die Zusammenfassung aller Entscheidungsvariablen in Periode t sei durch x_t bezeichnet. Entscheidungen werden periodenbezogen in Abhängigkeit von dem aktuellen Systemzustand S_t unter Anwendung einer für die verfolgte Zielsetzung geeigneten Policy π getroffen:

$$x_t = X^\pi(S_t) \quad (8)$$

Die Entscheidung wird in einer entsprechenden Aktion umgesetzt. Hieraus resultiert ein Nutzenbeitrag in der aktuellen Periode und es folgen ggf. neue Informationen sowie ein veränderter Systemzustand zur nächsten Periode.

(9) zeigt die gesamte Degradation in einer Periode t , die sich aus der kalendarischen und der zyklischen Degradation in der Periode zusammensetzt. Für die kalendarische und zyklische Degradation sind in Abhängigkeit vom konkreten Batterietyp und den in Kapitel II erwähnten zentralen Einflussparametern entsprechende Funktionen festzulegen. Typische Degradationsverläufe werden in Abschnitt H veranschaulicht.

$$D_t^{\text{tot}} = D^{\text{cal}}(R_t^{\text{SoC}}, \text{Temp}_t, t) + D^{\text{cyc}}(\text{DoC}_t, M_{\text{SoC}_t}, C\text{-Rate}_t, E_t) \quad (9)$$

Die Zustandsvariable c_t^{deg} repräsentiert den Kostenfaktor für die Batteriedegradation durch den Einsatz des BESS in einer Periode t . Der Kostenfaktor c_t^{deg} ist eine entscheidende Größe für das SDP, um bewerten zu können, ob die

anfallenden Kosten durch die Degradation in einer Periode größer sind als der ökonomische Nutzen durch die Benutzung des BESS. Diese Kosten sind abhängig von den Anschaffungskosten U des BESS und der Restkapazität C_t^{SoH} des BESS. Der Degradationsanteil (D_t^{tot}) führt dann zu den Kosten c_t^{deg} , die diesbezüglich in Periode t anfallen. Für die konkrete Bestimmung des Wertverlustes der Batterie aufgrund Degradation ist von einem nicht-linearen Verlauf auszugehen, insofern zu Beginn und am Ende der Batterienutzungsdauer der Wertverlust höher ist als beim grob linearen Verlauf dazwischen.

$$c_t^{\text{deg}} = f^{\text{Deg.Cost}}(D_t^{\text{tot}}, C_t^{\text{SoH}}, U) \quad (10)$$

C. Exogene Informationen

Bei exogenen Informationen handelt es sich um äußere, nicht kontrollierbare Faktoren, die in das Modell periodenbezogen eingebracht werden. Mit W_{t+1} werden die entsprechenden Informationen bezeichnet, welche zur Periode $t+1$ bekannt werden. Hier umfassen diese dynamischen exogenen Informationen die lokale Stromnachfrage, den Ertrag aus der PV-Anlage und die Börsenpreise.

D. Übergangsfunktionen (Transition)

Die Veränderungen des Systemzustandes von Periode t zu Periode $t+1$ werden über Übergangsfunktionen abgebildet. Im Allgemeinen kann eine solche Übergangsfunktion zusammengefasst wie folgt formuliert werden:

$$S_{t+1} = S^M(S_t, x_t, W_{t+1}) \quad (11)$$

Die Auswirkung der Degradation auf die Restkapazität des BESS ist in (12) dargestellt. Die frei verfügbare prozentuale Kapazität in Periode $t+1$ (C_{t+1}^{SoH}) ergibt sich aus der frei verfügbaren prozentualen Kapazität der aktuellen Periode (C_t^{SoH}), geschmälert um die anfallende Degradation in Periode t .

$$C_{t+1}^{\text{SoH}} = C_t^{\text{SoH}} * (1 - D_t^{\text{tot}}) \quad (12)$$

Die maximale noch verfügbare Kapazität in Ah in der nächsten Periode $t+1$ des BESS (R_{t+1}^{max}) ergibt sich aus dem Produkt der nominellen Anfangskapazität (C^{nom}) und der prozentualen Kapazität (C_t^{SoH}) in Periode t (siehe (13)).

$$R_{t+1}^{\text{max}} = C^{\text{nom}} * C_{t+1}^{\text{SoH}} \quad (13)$$

In (14) ist dargestellt, wie sich der Speicherstand R_{t+1}^{SoC} des BESS verändert. Der Speicherstand in Periode $t+1$ entspricht dem vorherigen Speicherstand zuzüglich der Energie durch Aufladeprozesse und abzüglich der Energiemengen durch die Entladeprozesse, bereinigt um die Verluste durch die Energieumwandlung.

$$R_{t+1}^{\text{SoC}} = R_t^{\text{SoC}} + (\eta^{\text{bat}} * (\eta^{\text{inv}} * x_t^{\text{gr}} + x_t^{\text{vr}}) - x_t^{\text{rg}} - x_t^{\text{rl}}) * \Delta t \quad (14)$$

In (15) bis (17) sind die für die Folgeperiode realisierten Entwicklungen der Stromnachfrage, des Ertrages aus der PV-Anlage und des Börsenpreises abgebildet.

$$L_{t+1} = f_{t,t+1}^L(W_{t+1}) \quad (15)$$

$$V_{t+1} = f_{t,t+1}^V(W_{t+1}) \quad (16)$$

$$p_{t+1}^{\text{exchange}} = f_{t,t+1}^p(W_{t+1}) \quad (17)$$

E. Zielfunktion

Das grundsätzliche Ziel ist die Maximierung des Gesamtnutzens über alle Perioden. Wenn man den unmittelbaren Nutzen einer Entscheidung in Periode t über eine Funktion C repräsentiert (Contribution), dann ergibt sich das Ziel, als Entscheidungsverfahren eine Policy π zu ermitteln (was in der Regel nicht analytisch sondern nur simulativ erfolgen kann), welche den erwarteten Gesamtnutzen über den Planungshorizont maximiert:

$$\max_{\pi} \mathbb{E} \left\{ \sum_{t=0, \dots, T} C(S_t, x_t = X^{\pi}(S_t)) | S_0 \right\} \quad (18)$$

Die periodenbezogene Nutzenfunktion ist in (19) dargestellt. Diese berechnet den Profit in einer Periode t . Der Erlös resultiert aus dem Verkauf von Energie ins öffentliche Netz. Die Kosten setzen sich aus den Einkaufskosten für Strom aus dem Netz und den Kosten des BESS zusammen. Die Kosten c_t^{Deg} geben Auskunft darüber, wie hoch der Wertverlust der Batterie in Periode t in Abhängigkeit der verwendeten Batterieleistung ist. Die Preise p_t^{exchange} und c_t^{grid} sind Bestandteile des Zustandsvektors S_t (siehe oben). Unter Berücksichtigung der Degenerationskosten c_t^{Deg} und der Preise p_t^{exchange} und c_t^{grid} ist zu bestimmen, wie das BESS ökonomisch vorteilhaft eingesetzt werden kann.

$$C(S_t, x_t) = (x_t^{\text{vg}} + x_t^{\text{rg}}) * \eta^{\text{inv}} * p_t^{\text{exchange}} - (x_t^{\text{gl}} + x_t^{\text{gr}}) * c_t^{\text{grid}} - c_t^{\text{Deg}} \quad (19)$$

F. Unsicherheiten

Die hier betrachteten Unsicherheiten beziehen sich auf den erzeugten PV-Strom, die lokale Stromnachfrage sowie den Preis an der Strombörse in zukünftigen Perioden. Hierbei kann davon ausgegangen werden, dass sich die Unsicherheiten mit der Reichweite des Blicks in die Zukunft bei gleichbleibender Periodengranularität verstärken, während für direkt anschließende Perioden oder für gröbere Zeitblöcke gegebenenfalls eine höhere Prognosegüte erreichbar ist.

Für eine ausführliche Übersicht zu Beiträgen, die sich mit der Ermittlung des voraussichtlichen Ertrags von PV-Anlagen beschäftigen, sei auf [43] verwiesen. Als unsichere Einflussfaktoren gelten insbesondere die Strahlungsintensität durch die Sonne, Temperatur, Wolkenbildungen, Leistung der PV-Anlage und Luftfeuchtigkeit. Man kann zwischen physikalischen, statistischen und hybriden Modellen unterscheiden, wobei statistische Modelle am häufigsten verwendet werden [43]. Eine neuere Literaturübersicht zur Vorhersage des PV-Ertrags findet sich in [44]. Wolkenbildungen und hohe Temperaturen beeinträchtigen den PV-Ertrag und sind je nach Zeithorizont nur in Grenzen vorhersagbar, allerdings können längerfristige Muster berücksichtigt werden. So schwankt die Sonneneinstrahlung je nach Region im Jahresverlauf in einem typischen Muster. ABBILDUNG 2 veranschaulicht beispielhaft das vieljährige Mittel und die monatliche Durchschnitts Sonnenscheindauer von August 2023 bis August 2024 in Deutschland [45].

Bezüglich der Vorhersage des Energieverbrauchs im Wohnsektor wird in [46] zwischen einer Top-down- und einer Bottom-up-Vorgehensweise unterschieden. Beim Top-down-Ansatz werden bei der Prognose des Energieverbrauchs unsichere Einflussvariablen wie der Strompreis, das

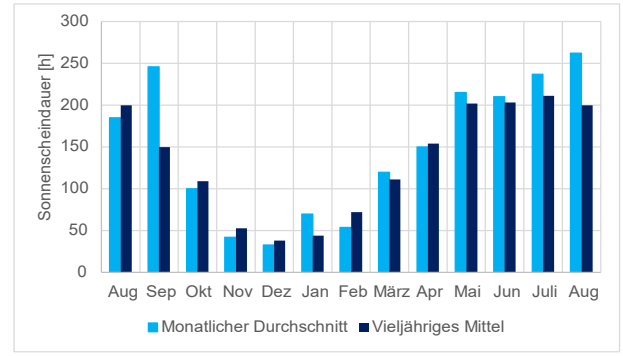


ABBILDUNG 2: BEISPIEL FÜR DIE MITTLERE SONNENSCHINDAUER IM JAHRESVERLAUF IN DEUTSCHLAND.

Einkommen und das regionale Klima berücksichtigt. Nachteilig ist, dass dabei technologische Durchbrüche und schwierig vorhersehbare Energieengpässe nicht adäquat beachtet werden. Dies wiederum wird bei einem Bottom-up-Ansatz berücksichtigt; des Weiteren ist das vielfältige Benutzerverhalten eine wichtige Einflussvariable bei diesem Ansatz. Daher wird in [46] empfohlen, bei der Bestimmung des Energiebedarfs beide Ansätze anzuwenden. Hinsichtlich der Vorhersage der lokalen Last von privaten Haushalten wird in [47] angeführt, dass sich Unsicherheiten im Zusammenhang mit nicht-linearen Preisgestaltungen und der Heterogenität der Preissensitivität der Haushalte ergeben. Um adäquate Vorhersagen zur Stromnachfrage treffen zu können, ist zwischen verschiedenen Typen von Haushalten zu unterscheiden.

Der volatile Börsenpreis für Strom resultiert aus dem Zusammenspiel von Angebot und Nachfrage, die beide mit Unsicherheiten verbunden sind. Für bestimmte Vorausschauhorizonte ist je nach Marktzugang von fixierten Preisen auszugehen, während darüber hinaus Prognosen erforderlich sind. Beispielsweise sind beim Day-Ahead-Markt der Strombörse EPEX SPOT ab Mittag eines Tages für den jeweiligen Folgetag stündliche Strompreise gesichert verfügbar, während beim Intraday-Markt Preise laufend neu fixiert werden. Der in ABBILDUNG 3 dargestellte beispielhafte Preisverlauf (EPEX SPOT Intraday-Börsenpreis vom 04.09.2024 für Market Area DE-LU [48]) zeigt das Potenzial einer zielgerichteten Planung des Strombezugs bzw. Stromverkaufs, wobei ein BESS-Einsatz effektiv dabei unterstützen kann, zu Zeiten mit hohen Preisen weniger Strom einzukaufen bzw. dann Strom eher zu verkaufen.

Die aufwendige Prognose von Strompreisen wird in [49] näher thematisiert. Die entsprechende Stromnachfrage kann in

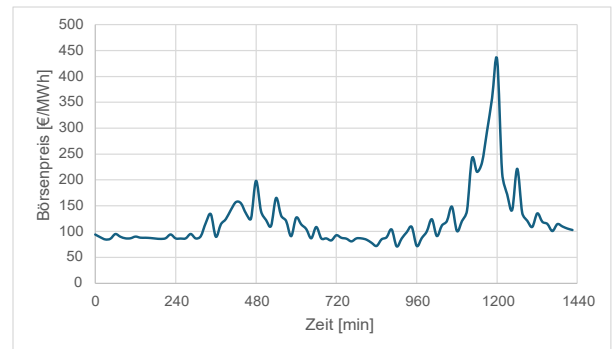


ABBILDUNG 3: BEISPIEL FÜR DEN INTRADAY BÖRSENPREIS AN DER STROMBÖRSE EPEX SPOT AM 03.09.2024.

Abhängigkeit von typischen Verbrauchsdaten zusammenfassend noch relativ gut geschätzt werden. Das Angebot ist dagegen von volatilen regenerativen Energiequellen abhängig (mit vielfältigen unsicheren Faktoren wie der Sonneneinstrahlung, der Windgeschwindigkeit, der Temperatur und dem Niederschlag). Zusätzlich müssen Brennstoffkosten für den Einsatz von Spitzenlastkraftwerken berücksichtigt werden, die bei Engpässen maßgeblich den Börsenpreis bestimmen. Insbesondere wird auf die Auswirkung der Saisonalität bei der Prognose des Börsenpreises hingewiesen. So können das Angebot und die Nachfrage nach Strom täglich, wöchentlich, monatlich und jährlich stark variieren. Die bisher eingesetzten Methoden zur Vorhersage reichen von Multi-Agenten-Modellen über statistische Modelle zu Modellen der Künstlichen Intelligenz [49].

G. Entwurf und Analyse von Policies

Es gibt eine Vielzahl an denkbaren Policies (Entscheidungsverfahren), die bestimmen, wie im Rahmen des hier betrachteten SDP je Periode die anliegenden Entscheidungen getroffen werden. Die Eignung einer Policy ist abhängig vom Anwendungsszenario und hierbei insbesondere von den betrachteten Unsicherheiten, wobei zur Verfahrensbeurteilung in der Regel szenariobezogene simulative Analysen notwendig sind. Beispielsweise sei hier auf ein in [50] betrachtetes Energiespeicherproblem mit Abwandlungen verwiesen. Die dort betrachteten Varianten unterscheiden sich in der Art der Variabilität der Lasten, der erzeugten Energie aus regenerativen Quellen und in der Genauigkeit der Prognosen. In [50] werden vier Policies konzipiert, die auf jede Variante angewendet werden, wobei sich gezeigt hat, dass je Variante andere Policies am besten abschneiden. Somit kann festgehalten werden, dass bereits leichte Abwandlungen des Problems und der Art der Unsicherheiten dazu führen können, dass eine andere Policy vorzuzugswürdig ist. Offen bleibt, welche Policy zu einem guten Ergebnis bei der hier beschriebenen Problemstellung führt.

H. Degradationsverläufe bei Berücksichtigung der Restkapazität

Um die in diesem Beitrag betrachtete Problematik zu veranschaulichen, zeigen **ABBILDUNG 4** und **ABBILDUNG 5** zwei exemplarische zyklische kumulierte Degradationsverläufe einer Batterie unter der Annahme, dass der Einfluss der sinkenden Restkapazität berücksichtigt wird. Diese numerisch ermittelten Verläufe werden einer konstanten Degradation (dunkelblau) gegenübergestellt, bei der die Höhe der Degradation in jedem Jahr stets der aus dem ersten Jahr entspricht. Damit wird der bei einem angenommenen linearen Degradationsverlauf nicht berücksichtigte Degradationseffekt aufgezeigt. In beiden Abbildungen werden in jedem Jahr konstant 250 Zyklen durchgeführt und die Degradation wird jahresbezogen berechnet, wobei der zugrundeliegende M_{SoC} 0,5 beträgt. **ABBILDUNG 4** zeigt eine steigende zyklische Degradation (pink), weil bei konstantem Energiedurchsatz je Zyklus die Restkapazität von Jahr zu Jahr sinkt und somit der DoC wächst. Der DoC beträgt in dieser Abbildung 0,5. In **ABBILDUNG 5** ist der Fall einer sich abflachenden Degradation bei einem DoC von 1 gezeigt. Die zyklische Degradation je Jahr sinkt hier mit jedem weiteren Jahr, weshalb die kumulierte zyklische Degradation (grün) einen abflachenden Verlauf hat. Dieser Effekt tritt bei Berücksichtigung einer sinkenden Restkapazität bei einem DoC von 1 auf, wenn die Zyklenanzahl konstant gehalten wird und der

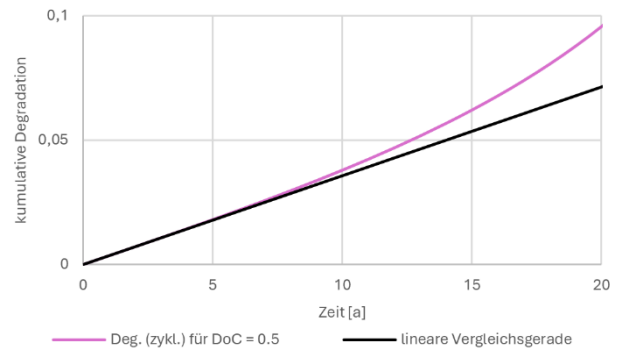


ABBILDUNG 4: STEIGENDE ZYKLISCHE DEGRADATION.

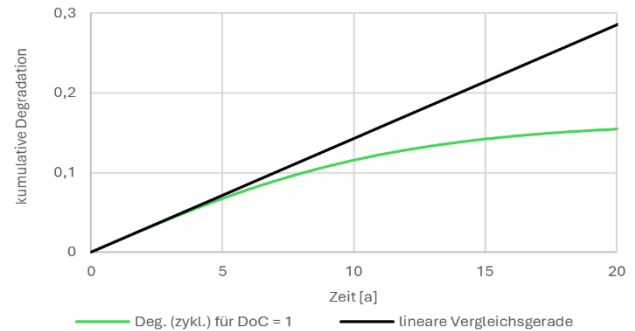


ABBILDUNG 5: FALLENDE ZYKLISCHE DEGRADATION.

Energiedurchsatz je Zyklus aufgrund der sinkenden Restkapazität abnimmt. Der zu erbringende Energiebedarf kann in diesem Fall nicht mehr geleistet werden. Aus beiden Abbildungen wird ersichtlich, dass sich bei der zyklischen Degradation der Unterschied bei Berücksichtigung der Restkapazität mehr auswirkt, je höher der absolvierte Energiedurchsatz der Batterie ist.

Die **ABBILDUNG 6** zeigt die zyklische (Deg. (zykl.)), kalendarische (Deg. (kal.)) und gesamte kumulierte Degradation (Deg. (gesamt)) bei einem M_{SoC} von 0,5. Bei der zyklischen Degradation (pink) handelt es sich um die gleiche wie in **ABBILDUNG 4** (die Annahmen bezüglich des DoC, des Energiebedarfs und der Zyklenanzahl je Jahr gelten hier entsprechend). Zusätzlich ist der Verlauf der kumulierten kalendarischen Degradation (blau) hinzugefügt und die Gesamtdegradation (schwarz) dargestellt worden. Die Gesamtdegradation ergibt sich aus der Summe der kumulierten kalendarischen und zyklischen Degradation je Jahr. In diesem Beispiel sind die Auswirkungen der

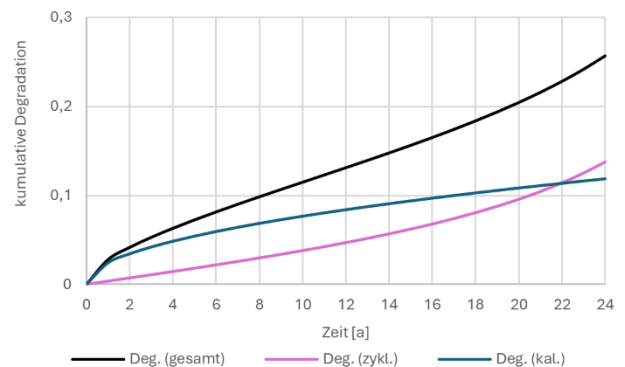


ABBILDUNG 6: KALENDARISCHE UND STEIGENDE ZYKLISCHE DEGRADATION.

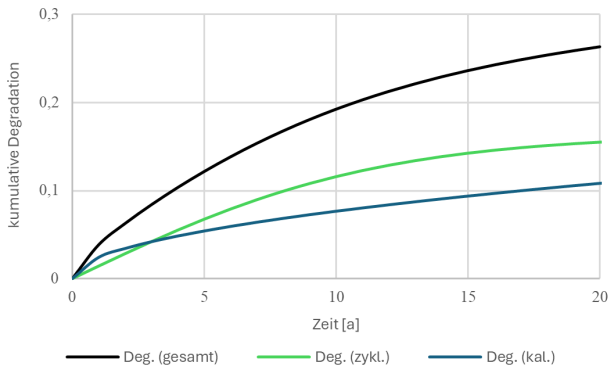


ABBILDUNG 7: KALENDARISCHE UND ABFALLENDE ZYKLISCHE DEGRADATION.

kumulierten kalendarischen Degradation zu Beginn größer als die der zyklischen und werden erst in Jahr 22 eingeholt. In Jahr 20 wird hier eine Gesamtdegradation von ca. 20 % erreicht.

Bei der zyklischen Degradation (grün) aus ABBILDUNG 7 handelt es sich um die aus ABBILDUNG 5, ergänzt um die kalendarische Degradation (blau) aus ABBILDUNG 6. Die Gesamtdegradation (schwarz) resultiert aus der Summe dieser zwei Graphen. Die Annahmen zu der Zyklanzahl, dem Energiebedarf, dem M_{SoC} und dem Energiedurchsatz gelten hier entsprechend. In jedem Jahr gilt folglich DoC = 1. Es ist zu erkennen, dass in diesem Beispiel die kumulierte zyklische Degradation die der kumulierten kalendarischen Degradation bereits im dritten Jahr erreicht. Eine Gesamtdegradation von 20 % wird hier im elften Jahr erreicht.

Die ABBILDUNG 8 zeigt die zyklische kumulierte Degradation für verschiedene Anfangswerte des DoC, der aufgrund der sinkenden Restkapazität steigt. Es wird angenommen, dass der M_{SoC} für jeden Graphen 0,5 beträgt. Der Energiedurchsatz eines jeden Graphen korrespondiert mit dem anfangs festgelegten DoC (siehe Legende) und bleibt bis zu einem DoC von 1 konstant. Wenn ein DoC von 1 erreicht wird, können entweder mehr Zyklen pro Jahr erbracht werden, um den Energiebedarf abzudecken, oder die Zyklanzahl bleibt konstant und der abgedeckte Energiebedarf sinkt in jedem weiteren Jahr und somit auch die Degradation. In ABBILDUNG 8 liegt die Annahme zugrunde, dass die Zyklanzahl konstant ist und somit der zu erbringende Energiebedarf und der Energiedurchsatz sinken, wenn mehr Energiedurchsatz je Zyklus erbracht werden muss, als es die verbleibende Restkapazität zulässt. Die Zyklanzahl beträgt in jedem Jahr exakt 250. Der Übergang von steigender Degradation und sinkender Degradation (thematisiert in ABBILDUNG 4 und ABBILDUNG 5) unter genannter Annahme

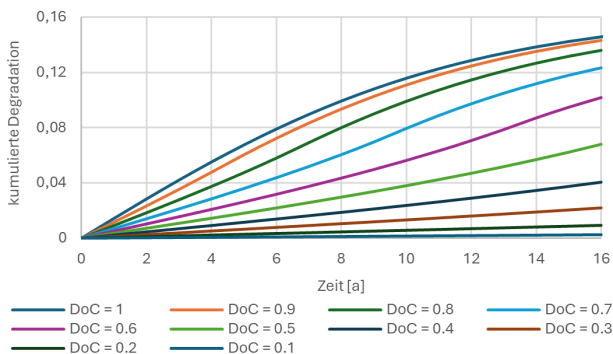


ABBILDUNG 8: VERLAUF ZYKLISCHE DEGRADATIONEN BEI UNTERSCHIEDLICHEN KONSTANTEN ENERGIEANFORDERUNGEN.

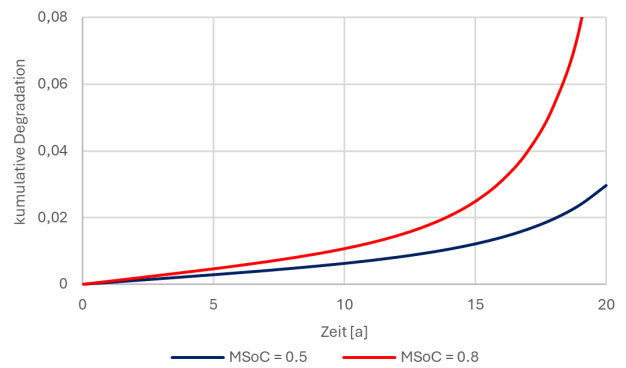


ABBILDUNG 9: ZYKLISCHE DEGRADATION BEI UNTERSCHIEDLICHEN MITTLEREN SPEICHERSTÄNDEN.

ist an den Wendepunkten der Graphen zu erkennen. Weil in jedem Jahr die Zyklanzahl 250 beträgt, werden im 16. Jahr 4000 Zyklen erreicht. Für den Graphen (DoC = 1) beträgt die kumulierte zyklische Degradation in diesem Beispiel 14,5 %.

Die ABBILDUNG 9 zeigt kumulierte zyklische Degradationsverläufe für einen DoC von 0,2. Beide Graphen unterscheiden sich lediglich in dem M_{SoC} . Bei der roten Kurve beträgt der M_{SoC} 0,8 und bei der blauen 0,5. Es ist zu erkennen, dass bei gleichbleibendem DoC eine erhöhte Degradation eintritt, je höher der M_{SoC} ist.

IV. FAZIT UND AUSBLICK

In diesem Beitrag wurde eine Forschungslücke bezüglich der Berücksichtigung der Degradation von Lithiumionen-Batterien bei der Dimensionierung und Betriebsführung von BESS hergeleitet und die Grundlage für ein stochastisches sequenzielles Entscheidungsmodell vorgestellt, welches Degradationskosten und Unsicherheiten berücksichtigt. Diverse Parameter – wie der SoC, die Temperatur und die C-Rate – beeinflussen die Degradation mit einer schwierig zu bestimmenden Effektgröße. Dementsprechend werden in der Literatur verschiedene Ansätze diskutiert, nicht-lineare Degradationseffekte zu beschreiben und die Batteriedegradation in einem Optimierungsmodell zu integrieren. Einerseits werden nicht-lineare Degradationseffekte durch Annahmen vereinfacht und resultierende Modelle durch lineare Optimierungsansätze gelöst. Andererseits werden heuristische und simulationsbasierte Ansätze verfolgt, um die Degradation realitätsbezogen einzubinden. Allerdings werden Effekte einer abnehmenden Restkapazität auf die Degradation in der Literatur bislang unzureichend beachtet. Hierbei geht es insbesondere darum, dass eine gleichbleibende Belastung des BESS bei reduzierter verfügbarer Restkapazität der Batterie zu einer erhöhten zyklischen Degradation führt. Des Weiteren ist die kalendarische Degradation bei der in Wechselwirkung zueinanderstehenden Betriebsführung und Dimensionierung des BESS zu beachten.

Im Zusammenhang mit der ausstehenden Entwicklung und Analyse von Policies für das hier beschriebene SDP-Basismodell ergeben sich weitere Schritte, um die nicht-lineare Degradation des BESS adäquat zu integrieren. Dabei ist die Restkapazität bei der zyklischen Degradation zu berücksichtigen, um einen Anstieg der Degradation bei bereits gealterten Batterien einzubeziehen. Durch Rechenexperimente kann für verschiedene Szenarien mit unterschiedlichen Batteriekapazitäten jeweils eine geeignete

Dimensionierung ermittelt werden, wobei die Unsicherheiten näher zu beleuchten und hiervon abhängig geeignete Policies zu entwickeln sind. Ein auf Autarkie ausgerichtetes Szenario umfasst dabei in einem Microgrid eine PV-Anlage und das BESS ohne Anbindung an das öffentliche Stromnetz, während in einem alternativen Szenario eine solche Verbindung vorliegt. Ein Szenario, das einen Haushalt ohne BESS darstellt und seinen Strombedarf nur über die PV-Anlage und das öffentliche Netz decken kann, kann dabei als Referenz dienen.

DANKSAGUNG

Diese Forschungsarbeit wird durch dtec.bw – Zentrum für Digitalisierungs- und Technologieforschung der Bundeswehr gefördert (Projekt CoupleIT! – Digitalisierte Kopplung des Strom- und Gasnetzes). dtec.bw wird von der Europäischen Union – NextGenerationEU finanziert.

LITERATUR

- [1] A. Jäger-Waldau, I. Kougias, N. Taylor, und C. Thiel, „How photovoltaics can contribute to GHG emission reductions of 55% in the EU by 2030“, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Bd. 126, S. 109836, Juli 2020, doi: 10.1016/j.rser.2020.109836.
- [2] K. Saidi und A. Omri, „The impact of renewable energy on carbon emissions and economic growth in 15 major renewable energy-consuming countries“, *Environmental Research*, Bd. 186, S. 109567, Juli 2020, doi: 10.1016/j.envres.2020.109567.
- [3] V. Bertsch, J. Geldermann, und T. Lühn, „What drives the profitability of household PV investments, self-consumption and self-sufficiency?“, *Applied Energy*, Bd. 204, S. 1–15, Okt. 2017, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.06.055.
- [4] Y. Liu, C. Liu, Y. Liu, F. Sun, J. Qiao, und T. Xu, „Review on degradation mechanism and health state estimation methods of lithium-ion batteries“, *Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)*, Bd. 10, Nr. 4, S. 578–610, Aug. 2023, doi: 10.1016/j.jtte.2023.06.001.
- [5] T. S. Le, T. N. Nguyen, D.-K. Bui, und T. D. Ngo, „Optimal sizing of renewable energy storage: A techno-economic analysis of hydrogen, battery and hybrid systems considering degradation and seasonal storage“, *Applied Energy*, Bd. 336, S. 120817, Apr. 2023, doi: 10.1016/j.apenergy.2023.120817.
- [6] J. S. Edge u. a., „Lithium ion battery degradation: what you need to know“, *Phys. Chem. Chem. Phys.*, Bd. 23, Nr. 14, S. 8200–8221, 2021, doi: 10.1039/D1CP00359C.
- [7] I. Laresgoiti, S. Käbitz, M. Ecker, und D. U. Sauer, „Modeling mechanical degradation in lithium ion batteries during cycling: Solid electrolyte interphase fracture“, *Journal of Power Sources*, Bd. 300, S. 112–122, Dez. 2015, doi: 10.1016/j.jpowsour.2015.09.033.
- [8] L. von Kolzenberg, J. Stadler, J. Fath, M. Ecker, B. Horstmann, und A. Latz, „A four parameter model for the solid-electrolyte interphase to predict battery aging during operation“, *Journal of Power Sources*, Bd. 539, S. 231560, Aug. 2022, doi: 10.1016/j.jpowsour.2022.231560.
- [9] D. Anseau u. a., „Lithium-Ion Battery Degradation Indicators Via Incremental Capacity Analysis“, *IEEE Trans. on Ind. Applicat.*, Bd. 55, Nr. 3, S. 2992–3002, Mai 2019, doi: 10.1109/TIA.2019.2891213.
- [10] E. S. Zsoldos, D. T. Thompson, W. Black, S. M. Azam, und J. R. Dahn, „The Operation Window of Lithium Iron Phosphate/Graphite Cells Affects their Lifetime“, *J. Electrochem. Soc.*, Bd. 171, Nr. 8, S. 080527, Aug. 2024, doi: 10.1149/1945-7111/ad6cbd.
- [11] Q. Bao, W. Qin, und Z. Yun, „A Multi-Stage Adaptive Method for Remaining Useful Life Prediction of Lithium-Ion Batteries Based on Swarm Intelligence Optimization“, *Batteries*, Bd. 9, Nr. 4, S. 224, Apr. 2023, doi: 10.3390/batteries9040224.
- [12] L.-H. Ye, S.-J. Chen, Y.-F. Shi, D.-H. Peng, und A.-P. Shi, „Remaining useful life prediction of lithium-ion battery based on chaotic particle swarm optimization and particle filter“, *International Journal of Electrochemical Science*, Bd. 18, Nr. 5, S. 100122, Mai 2023, doi: 10.1016/j.ijoes.2023.100122.
- [13] F. Alhaider, T. Klein, und S. Gerhard, „A Simplified Methodology to Quickly Build a Degradation Prediction Model for Lithium-Ion
- [14] P. Keil u. a., „Calendar Aging of Lithium-Ion Batteries: I. Impact of the Graphite Anode on Capacity Fade“, *J. Electrochem. Soc.*, Bd. 163, Nr. 9, S. A1872–A1880, 2016, doi: 10.1149/2.0411609jes.
- [15] B. Xu, A. Oudalov, A. Ulbig, G. Andersson, und D. S. Kirschen, „Modeling of Lithium-Ion Battery Degradation for Cell Life Assessment“, *IEEE Trans. Smart Grid*, Bd. 9, Nr. 2, S. 1131–1140, März 2018, doi: 10.1109/TSG.2016.2578950.
- [16] A. Das, D. Wu, B. A. Bhatti, und M. Kamaludeen, „Approximate Dynamic Programming With Enhanced Off-Policy Learning for Coordinating Distributed Energy Resources“, *IEEE Trans. Sustain. Energy*, Bd. 15, Nr. 3, S. 1614–1626, Juli 2024, doi: 10.1109/TSTE.2024.3361674.
- [17] H. Zhang, G. Zhang, M. Zhao, und Y. Liu, „Load Forecasting-Based Learning System for Energy Management With Battery Degradation Estimation: A Deep Reinforcement Learning Approach“, *IEEE Trans. Consumer Electron.*, Bd. 70, Nr. 1, S. 2342–2352, Feb. 2024, doi: 10.1109/TCE.2024.3371568.
- [18] W. C. S. Amorim, A. F. Cupertino, H. A. Pereira, und V. F. Mendes, „On sizing of battery energy storage systems for PV plants power smoothing“, *Electric Power Systems Research*, Bd. 229, S. 110114, Apr. 2024, doi: 10.1016/j.epr.2024.110114.
- [19] M. Shabani, M. Shabani, F. Wallin, E. Dahlquist, und J. Yan, „Smart and optimization-based operation scheduling strategies for maximizing battery profitability and longevity in grid-connected application“, *Energy Conversion and Management: X*, Bd. 21, S. 100519, Jan. 2024, doi: 10.1016/j.ecmx.2023.100519.
- [20] P. V. H. Seger, R. Rigo-Mariani, P.-X. Thivel, und D. Riu, „A storage degradation model of Li-ion batteries to integrate ageing effects in the optimal management and design of an isolated microgrid“, *Applied Energy*, Bd. 333, S. 120584, März 2023, doi: 10.1016/j.apenergy.2022.120584.
- [21] S. Weng u. a., „Battery capacity design and optimal operation control of photovoltaic-battery system considering electrochemical aging“, *Journal of Energy Storage*, Bd. 79, S. 110103, Feb. 2024, doi: 10.1016/j.est.2023.110103.
- [22] C. Zhao und X. Li, „Microgrid Optimal Energy Scheduling Considering Neural Network Based Battery Degradation“, *IEEE Trans. Power Syst.*, Bd. 39, Nr. 1, S. 1594–1606, Jan. 2024, doi: 10.1109/TPWRS.2023.3239113.
- [23] A. Maheshwari, N. G. Paterakis, M. Santarelli, und M. Gibescu, „Optimizing the operation of energy storage using a non-linear lithium-ion battery degradation model“, *Applied Energy*, Bd. 261, S. 114360, März 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2019.114360.
- [24] A. Grimaldi, F. D. Minuto, J. Brouwer, und A. Lanzini, „Profitability of energy arbitrage net profit for grid-scale battery energy storage considering dynamic efficiency and degradation using a linear, mixed-integer linear, and mixed-integer non-linear optimization approach“, *Journal of Energy Storage*, Bd. 95, S. 112380, Aug. 2024, doi: 10.1016/j.est.2024.112380.
- [25] W. Xian, B. Long, M. Li, und H. Wang, „Prognostics of Lithium-Ion Batteries Based on the Verhulst Model, Particle Swarm Optimization and Particle Filter“, *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, Bd. 63, Nr. 1, S. 2–17, Jan. 2014, doi: 10.1109/TIM.2013.2276473.
- [26] M. Amini, M. H. Nazari, und S. H. Hosseinian, „Optimal energy management of battery with high wind energy penetration: A comprehensive linear battery degradation cost model“, *Sustainable Cities and Society*, Bd. 93, S. 104492, Juni 2023, doi: 10.1016/j.scs.2023.104492.
- [27] M. Rezaeimozafar, E. Barrett, R. F. D. Monaghan, und M. Duffy, „A stochastic method for behind-the-meter PV-battery energy storage systems sizing with degradation minimization by limiting battery cycling“, *Journal of Energy Storage*, Bd. 86, S. 111199, Mai 2024, doi: 10.1016/j.est.2024.111199.
- [28] A. Nawaz, J. Wu, J. Ye, Y. Dong, und C. Long, „Distributed MPC-based energy scheduling for islanded multi-microgrid considering battery degradation and cyclic life deterioration“, *Applied Energy*, Bd. 329, S. 120168, Jan. 2023, doi: 10.1016/j.apenergy.2022.120168.
- [29] N. Collath, M. Cornejo, V. Engwerth, H. Hesse, und A. Jossen, „Increasing the lifetime profitability of battery energy storage systems through aging aware operation“, *Applied Energy*, Bd. 348, S. 121531, Okt. 2023, doi: 10.1016/j.apenergy.2023.121531.
- [30] R. Khezri, D. Steen, E. Wikner, und L. A. Tuan, „Optimal V2G Scheduling of an EV with Calendar and Cycle Aging of Battery: An MILP Approach“, *IEEE Trans. Transp. Electric.*, S. 1–1, 2024, doi: 10.1109/TTE.2024.3384293.

- [31] J. S. Nirbheram, A. Mahesh, und A. Bhimaraju, „Techno-economic optimization of standalone photovoltaic-wind turbine-battery energy storage system hybrid energy system considering the degradation of the components“, *Renewable Energy*, Bd. 222, S. 119918, Feb. 2024, doi: 10.1016/j.renene.2023.119918.
- [32] Y. Wan, D. Gebbran, R. K. Subroto, und T. Dragičević, „Optimal Day-Ahead Scheduling of Fast EV Charging Station With Multi-Stage Battery Degradation Model“, *IEEE Trans. Energy Convers.*, Bd. 39, Nr. 2, S. 872–883, Juni 2024, doi: 10.1109/TEC.2023.3335661.
- [33] S. Ghadimi und W. B. Powell, „Stochastic search for a parametric cost function approximation: Energy storage with rolling forecasts“, *European Journal of Operational Research*, Bd. 312, Nr. 2, S. 641–652, Jan. 2024, doi: 10.1016/j.ejor.2023.08.003.
- [34] J. Lee und S. Kwon, „Supervised Optimization Framework for Charging and Discharging Controls of Battery Energy Storage“, *IEEE Trans. Smart Grid*, S. 1–1, 2024, doi: 10.1109/TSG.2024.3416369.
- [35] J. Despeghel, J. Tant, und J. Driesen, „Convex optimization of PV-battery system sizing and operation with non-linear loss models“, *Applied Energy*, Bd. 353, S. 121976, Jan. 2024, doi: 10.1016/j.apenergy.2023.121976.
- [36] Y.-B. Zhao, X.-J. Dong, J.-N. Shen, und Y.-J. He, „Simultaneous sizing and scheduling optimization for PV-wind-battery hybrid systems with a modified battery lifetime model: A high-resolution analysis in China“, *Applied Energy*, Bd. 360, S. 122812, Apr. 2024, doi: 10.1016/j.apenergy.2024.122812.
- [37] F. Adegbohun, A. Von Jouanne, E. Agamloh, und A. Yokochi, „A Review of Bidirectional Charging Grid Support Applications and Battery Degradation Considerations“, *Energies*, Bd. 17, Nr. 6, S. 1320, März 2024, doi: 10.3390/en17061320.
- [38] Y. Zhou, „Sustainable energy sharing districts with electrochemical battery degradation in design, planning, operation and multi-objective optimisation“, *Renewable Energy*, Bd. 202, S. 1324–1341, Jan. 2023, doi: 10.1016/j.renene.2022.12.026.
- [39] Y. Zhang, T. Ma, und H. Yang, „A review on capacity sizing and operation strategy of grid-connected photovoltaic battery systems“, *Energy and Built Environment*, Bd. 5, Nr. 4, S. 500–516, Aug. 2024, doi: 10.1016/j.enbenv.2023.04.001.
- [40] P. L. C. García-Miguel, J. Alonso-Martínez, S. Arnaltes Gómez, M. García Plaza, und A. P. Asensio, „A Review on the Degradation Implementation for the Operation of Battery Energy Storage Systems“, *Batteries*, Bd. 8, Nr. 9, S. 110, Sep. 2022, doi: 10.3390/batteries8090110.
- [41] W. B. Powell, *Sequential Decision Analytics and Modeling: Modeling with Python*. Norwell, MA: Now Publishers, 2022.
- [42] W. B. Powell, *Reinforcement Learning and Stochastic Optimization: A Unified Framework for Sequential Decisions*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2022.
- [43] J. Antonanzas, N. Osorio, R. Escobar, R. Urraca, F. J. Martínez-de-Pison, und F. Antonanzas-Torres, „Review of photovoltaic power forecasting“, *Solar Energy*, Bd. 136, S. 78–111, Okt. 2016, doi: 10.1016/j.solener.2016.06.069.
- [44] K. J. Iheanetu, „Solar Photovoltaic Power Forecasting: A Review“, *Sustainability*, Bd. 14, Nr. 24, S. 17005, Dez. 2022, doi: 10.3390/su142417005.
- [45] DWD (Der Deutsche Wetterdienst), „Durchschnittliche Sonnenscheindauer pro Monat in Deutschland von August 2023 bis August 2024“.
- [46] L. G. Swan und V. I. Ugursal, „Modeling of end-use energy consumption in the residential sector: A review of modeling techniques“, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Bd. 13, Nr. 8, S. 1819–1835, Okt. 2009, doi: 10.1016/j.rser.2008.09.033.
- [47] P. C. Reiss und M. W. White, „Household Electricity Demand, Revisited“, *Rev Econ Studies*, Bd. 72, Nr. 3, S. 853–883, Juli 2005, doi: 10.1111/0034-6527.00354.
- [48] EPEX SPOT SE, „Auction > Intraday > SIDC IDA1 > AT > 04 September 2024“. Zugegriffen: 4. September 2024. Verfügbar unter: https://www.epexspot.com/en/market-data?market_area=AT&auction=IDA1&trading_date=2024-09-03&delivery_date=2024-09-04&underlying_year=&modality=Auction&sub_modality=Intraday&technology=&data_mode=graph&period=&production_period=
- [49] R. Weron, „Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future“, *International Journal of Forecasting*, Bd. 30, Nr. 4, S. 1030–1081, Okt. 2014, doi: 10.1016/j.ijforecast.2014.08.008.
- [50] W. B. Powell und S. Meisel, „Tutorial on Stochastic Optimization in Energy—Part II: An Energy Storage Illustration“, *IEEE Trans. Power Syst.*, Bd. 31, Nr. 2, S. 1468–1475, März 2016, doi: 10.1109/TPWRS.2015.2424980.