



# **Multikriteriell optimierendes Betriebsführungsverfahren für PV-Batteriespeichersysteme**

## **Dissertation**

zur Erlangung des akademischen Grades des

**Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)**

vorgelegt von:

**Dipl.-Ing. Michael Böttiger**

geboren am 11.03.1986 in Reichenbach

eingereicht an der  
Technischen Universität Dresden  
Fakultät Maschinenwesen  
Institut für Energietechnik

Erstgutachter: Prof. Dr.-Ing. Thilo Bocklisch  
Zweitgutachter: Prof. Dr.-Ing. Peter Lund  
Drittgutachter: Prof. Dr.-Ing. habil. Dirk Müller

Tag der Einreichung: 16.08.2019

Tag der Verteidigung: 20.01.2020

## **Bibliografische Beschreibung**

„Multikriteriell optimierendes Betriebsführungsverfahren für PV-Batteriespeichersysteme“

Böttiger, Michael – 187 Seiten, 91 Abbildungen, 14 Tabellen, 164 Literaturstellen

Technische Universität Dresden

Fakultät Maschinenwesen

Dissertation, 2020

## **Stichworte**

PV-Batteriespeichersystem, intelligentes Betriebsführungsverfahren, erweiterte Eigenverbrauchsoptimierung, modellprädiktive Regelung, Lithium-Ionen-Batterie

## **Kurzreferat**

Die vorliegende Dissertation stellt ein neues multikriteriell optimierendes Betriebsführungsverfahren für netzgekoppelte Energiespeicher am Beispiel eines PV-Batteriespeichersystems im Hausbereich vor. Neben der Maximierung des Eigenverbrauchs an Solarenergie steht die Minimierung von Leistungsspitzen sowie der lebensdaueroptimierende Betrieb der Lithium-Ionen-Batterie im Fokus. Zur Verknüpfung der unterschiedlichen Wirkungshorizonte der teils konkurrierenden Betriebsführungsziele wird ein mehrstufiger, optimierungsbasierter Ansatz entwickelt. Das Betriebsführungsverfahren unterteilt sich in die Ebenen Momentan-, Kurzzeit- und Langzeitoptimierung. Die Momentanoptimierung regelt die Netzleistung, generiert den Leistungswert der Lithium-Ionen-Batterie und sorgt für einen effizienten Betrieb des Gesamtsystems. Die Kurzzeitoptimierung auf Basis der Dynamischen Programmierung ist verantwortlich für die Maximierung der Nutzung der Solarenergie, die Minimierung der Netzeinpeise- und Netzbezugsleistung und die Minimierung der Stromkosten. Die Reduzierung des Einflusses von Modell- und Prognoseunsicherheiten gelingt durch einen modellprädiktiven Ansatz. Die Langzeitoptimierung beeinflusst das Alterungsverhalten der Lithium-Ionen-Batterie und gewährleistet den lebensdaueroptimierenden Betrieb. Für eine breite Anwendungsklasse werden die Betriebsführungsparameter der einzelnen Ebenen hinsichtlich ihrer Leistungsfähigkeit untersucht und der Funktionsnachweis des gesamten Betriebsführungsverfahrens erbracht. Weiterhin erfolgt der Vergleich mit zwei ausgewählten Referenzverfahren anhand definierter Bewertungskriterien. Abschließend wird der Einsatz des Betriebsführungsverfahrens für den industriellen Anwendungsbereich im Rahmen des Forschungsprojekts OptiStore vorgestellt.

# Danksagung

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter an der Professur für Energiespeichersysteme der TU Dresden und an der Professur für Energie- und Hochspannungstechnik der TU Chemnitz.

Mein ganz besonderer Dank gilt meinem Doktorvater Herrn Prof. Dr.-Ing. Thilo Bocklisch für die Ermöglichung meines Promotionsvorhabens und die Übernahme des Erstgutachtens. In zahlreichen Gesprächen stand er mir mit seinem umfangreichen Fachwissen beratend zur Seite und regte durch kritische Anmerkungen die Optimierung erzielter Ergebnisse an. Seine Vorgehensweise beim Verfassen wissenschaftlicher Texte, insbesondere das kritische Hinterfragen, ist einzigartig und war stets ein Vorbild für mich.

Ein weiterer besonderer Dank gilt Herrn Prof. Dr.-Ing. Wolfgang Schufft. Während meiner Zeit als Doktorand an der Professur für Energie- und Hochspannungstechnik an der TU Chemnitz erinnere ich mich gern an die halbjährigen Doktorandenseminare. Der interdisziplinäre Austausch der Doktoranden sorgte stets für konstruktive Kritik, neue Impulse und hilfreiche Anregungen.

Herrn Prof. Dr.-Ing. Peter Lund danke ich recht herzlich für die Übernahme des Zweitgutachtens. Herrn Prof. Dr.-Ing. habil. Dirk Müller danke ich für die Erstellung des Drittgutachtens.

Bedanken möchte ich mich auch bei den Mitarbeitern der Professur für Energiespeichersysteme. Der fachliche Austausch zu optimierungsbasierten Betriebsführungsverfahren gab mir richtungsweisende Impulse für die Dissertation. Weiterhin möchte ich mich bei allen Studenten bedanken, die mich bei der Umsetzung der Ideen unterstützt und zum Gelingen der Arbeit beigetragen haben.

Ein großer Dank gilt Herrn Ronny Gelleschus für das Korrekturlesen der Arbeit und die kritischen Anmerkungen.

Meiner Frau Sina danke ich von ganzem Herzen für ihre Geduld, die sie mir gegenüber besonders in der Endphase des Schreibens aufgebracht hat. Ohne ihre Unterstützung hätte ich die Dissertation nicht anfertigen können.

Der größte Dank gilt meinen Eltern. Danke liebe Mutti und lieber Vati für den Rückhalt und die Unterstützung.



# Inhaltsverzeichnis

<b>Formelzeichenverzeichnis.....</b>	<b>V</b>
<b>Abkürzungsverzeichnis.....</b>	<b>XI</b>
<b>1 Einleitung.....</b>	<b>1</b>
1.1 Motivation.....	1
1.2 Wissenschaftliche Zielstellung.....	3
1.3 Gliederung der Dissertation.....	5
<b>2 PV-Batteriespeichersystem.....</b>	<b>7</b>
2.1 Übersicht netzgekoppelter Batteriespeichersysteme.....	7
2.2 Abgrenzung des verwendeten Batteriespeichersystems.....	8
2.3 Prinzipieller Aufbau eines PV-Batteriespeichersystems.....	8
2.3.1 PV-Anlage.....	11
2.3.2 Verbraucher.....	12
2.3.3 Batteriestromrichter.....	14
2.3.4 Lithium-Ionen-Batterie.....	16
2.4 Optimierungspotenzial.....	19
<b>3 Betriebsführungsverfahren für PV-Batteriespeichersysteme.....</b>	<b>23</b>
3.1 Ziele der Betriebsführung.....	23
3.2 Regelbasierte Betriebsführungsverfahren.....	24
3.2.1 Betriebsführungsverfahren zur Reduzierung der Abregelverluste.....	24
3.2.2 Prioritätsbasiertes Betriebsführungsverfahren.....	26
3.3 Optimierungsbasierte Betriebsführungsverfahren.....	27
3.3.1 Standardlösungsverfahren.....	28
3.3.2 Heuristiken und Metaheuristiken.....	30
3.3.3 Dynamische Programmierung.....	31
3.3.4 Multikriterielle Optimierung.....	37
3.3.5 Modellprädiktive Regelung.....	40
3.4 Zusammenfassung der Rechercheergebnisse.....	41
<b>4 Modellbildung des PV-Batteriespeichersystems.....</b>	<b>43</b>
4.1 Modellbildung und experimentelle Untersuchung der Lithium-Ionen-Batterie.....	43
4.1.1 Elektrisches Modell.....	44

4.1.2	Thermisches Modell.....	50
4.1.3	Alterungsmodell .....	51
4.2	Modellbildung des Batteriewechselrichters .....	53
4.3	Gesamtsimulationsmodell .....	54
4.4	Batteriekennfeld für die Online-Simulation .....	55
<b>5</b>	<b>Multikriteriell optimierendes Betriebsführungsverfahren .....</b>	<b>57</b>
5.1	Struktur des Betriebsführungsverfahrens.....	57
5.2	Momentanoptimierung .....	60
5.3	Kurzzeitoptimierung .....	63
5.4	Langzeitoptimierung.....	69
5.5	PV- und Verbraucherprognose.....	73
5.5.1	Prognose 1 .....	73
5.5.2	Prognose 2 .....	73
5.5.3	Prognose 3 .....	76
<b>6</b>	<b>Simulationsbasierte Untersuchungen .....</b>	<b>79</b>
6.1	Bewertungskriterien .....	79
6.2	Datenbasis.....	80
6.3	Systemdimensionierung.....	81
6.4	Versuchsplanung.....	82
6.5	Analyse der Momentanoptimierung .....	84
6.5.1	Vorgabe Batteriesollwert .....	84
6.5.2	Verzögerte Messung der PV- und Verbraucherleistung.....	86
6.6	Analyse der Kurzzeitoptimierung.....	88
6.6.1	Einfluss der Simulationsschrittweite .....	88
6.6.2	Wichtung der Zielfunktionsanteile.....	89
6.6.3	Analyse der Diskretisierung des Ladezustands und der maximalen Ladezustandsänderung .....	92
6.6.4	Analyse des Prädiktionshorizonts und der Anzahl an Neuoptimierungen ...	94
6.7	Analyse der Langzeitoptimierung .....	97
6.7.1	Einfluss der Wichtungsfaktoren .....	97
6.7.2	Einfluss des End-of-Life-Kriteriums .....	98
6.7.3	Einfluss der Wichtungsfaktoradaption.....	100
6.8	Vergleich zum aktuellen Stand der Forschung .....	101
6.8.1	Referenzverfahren .....	101

---

6.8.2 Tagesanalyse .....	107
6.8.3 Jahresanalyse .....	109
6.8.4 20-Jahresanalyse .....	113
<b>7 Einsatz des Betriebsführungsverfahrens im Forschungsprojekt OptiStore .....</b>	<b>117</b>
7.1 Vorstellung OptiStore .....	117
7.2 Simulationseinstellungen .....	120
7.2.1 Systemkonfiguration .....	120
7.2.2 Betriebsführungsparameter .....	121
7.2.3 Datenbasis .....	122
7.3 Simulationsergebnisse .....	123
7.3.1 Maschinenebene .....	123
7.3.2 Gesamtbetriebsebene .....	125
<b>8 Zusammenfassung und Ausblick .....</b>	<b>127</b>
8.1 Zusammenfassung .....	127
8.2 Ausblick.....	129
<b>Literaturverzeichnis.....</b>	<b>131</b>
<b>Abbildungs- und Tabellenverzeichnis.....</b>	<b>147</b>
<b>Anhang.....</b>	<b>155</b>
<b>Publikationen.....</b>	<b>169</b>





# Formelzeichenverzeichnis

$A_{\text{Batt}}$	Batterieoberfläche
$C_1$	Kapazität 1 des Ersatzschaltbildmodells
$C_2$	Kapazität 2 des Ersatzschaltbildmodells
$C_{\text{Batt}}$	Kapazität der Batterie
$C_n$	Normierte Kapazität der Batterie
$C_{\text{Batt,th}}$	Spezifische Wärmekapazität der Batterie
$C_{k,\text{Batt}}$	Wärmeübergangskoeffizient Konvektion
$C_{p,\text{Ein}}$	Wichtungsfaktor der Netzeinspeiseleistung
$C_{s,\text{Batt}}$	Wärmeübergangskoeffizient Strahlung
$C_{\text{Stromkosten}}$	Zielfunktionsanteil der Stromkosten
$C_{p,\text{Ein}}$	Zielfunktionsanteil der Netzeinspeiseleistung
$C_{p,\text{Bezug}}$	Zielfunktionsanteil der Netzbezugsleistung
$C_{\text{SOC}}$	Zielfunktionsanteil des Ladezustands
$C_{\text{ZYK}}$	Zielfunktionsanteil der Zyklisierung
$C_{\text{Verlust}}$	Zielfunktionsanteil der Verluste
$E_{\text{ARV}}$	Abregelverluste
$E_{\text{Batt}}$	Energie der Batterie
$E_{\text{Bezug}}$	Bezugsenergie
$E_{\text{Ein}}$	Eingespeiste Energie
$E_{\text{PV}}$	Photovoltaikenergie
$E_{\text{Verbrauch}}$	Energie des Verbrauchers

---

$E_{\text{Verlust}}$	Verlustenergie der Batterie
$g$	Kostenfunktion
$I$	Strom
$I_{\text{Batt}}$	Batteriestrom
$J$	Gesamtkosten
$k$	Zeitschritt
$k_{\text{SVG}}$	Selbstversorgungsgrad
$k_{\text{ARV}}$	Abregelverluste
$k_{\text{EGP}}$	Strompreis
$k_{\text{EVQ}}$	Eigenverbrauchsquote
$K_{\text{FIT}}$	Einspeisevergütung
$K_{\text{LP}}$	Leistungspreis
$k_{\text{Netz,max}}$	Maximale viertelstündige Netzbezugsleistung
$K_{\text{P,Bezug}}$	Netzbezugsleistungskosten
$K_{\text{P,Ein}}$	Netzeinspeiseleistungskosten
$k_{\text{ZF}}$	Zielfunktionswert
$k_{\text{Zyklen}}$	Batterievollzyklen
$N$	Betrachtungszeitraum
$n$	Anzahl der Messpunkte
$P$	Leistung
$P_{\text{A}}$	Leistung der Wärmeabfuhr
$P_{\text{Batt}}$	Batterieleistung
$P_{\text{Bezug}}$	Bezugsleistung
$P_{\text{Bezug,max}}$	Maximale Bezugsleistung

---

$P_{\text{Batt,max}}$	Maximale Batterieleistung
$P_{\text{Batt,max15}}$	Maximale viertelstündige Batterieleistung
$P_{\text{Batt,min}}$	Minimale Batterieleistung
$P_{\text{BWR}}$	Leistung des Batteriewechselrichters
$P_{\text{Diff}}$	Differenzleistung
$P_{\text{Ein}}$	Einspeiseleistung
$P_{\text{Ein,max}}$	Maximale Einspeiseleistung
$P_{\text{L1,2,3}}$	Leistung Verbraucher für das OptiStore-System
$P_{\text{Netz}}$	Netzleistung
$P_{\text{Netz,soll}}$	Netz-Sollleistung
$P_{\text{Netz,max}}$	Maximale Netzleistung
$P_{\text{PV}}$	Photovoltaikleistung
$P_{\text{PV,max}}$	Maximale Photovoltaikleistung
$P_{\text{PV,prog}}$	Prognostizierte Photovoltaikleistung
$P_{\text{soll1,2,3}}$	Sollleistung der Batterie für das OptiStore-System
$P_{\text{SW}}$	Schwellwert für die Batterieladeleistung
$P_{\text{Verbrauch}}$	Verbraucherleistung
$P_{\text{Verbrauch,prog}}$	Prognostizierte Verbraucherleistung
$P_{\text{Verlust,Batt}}$	Verlustleistung der Batterie
$Q$	Ladung
$R$	Innenwiderstand der Batterie
$R_{0,\text{Batt}}$	Widerstand 0 des Ersatzschaltbildmodells
$R_1$	Widerstand 1 des Ersatzschaltbildmodells
$R_{1,\text{ch}}$	Ladewiderstand 1 des Ersatzschaltbildmodells

---

$R_{1,\text{disch}}$	Entladewiderstand 1 des Ersatzschaltbildmodells
$R_2$	Widerstand 2 des Ersatzschaltbildmodells
$R_{2,\text{ch}}$	Ladewiderstand 2 des Ersatzschaltbildmodells
$R_{2,\text{disch}}$	Entladewiderstand 2 des Ersatzschaltbildmodells
$SOC$	Ladezustand (state of charge)
$SOC_{\text{Batt}}$	Batterieladezustand
$SOC_{\text{max}}$	Maximaler Ladezustand
$SOC_{\text{min}}$	Minimaler Ladezustand
$SOC_{\text{step}}$	Ladezustandsdiskretisierung
$T_{\text{Batt}}$	Batterietemperatur
$T_{\text{Batt},0}$	Initiale Batterietemperatur
$T$	Simulationsdauer
$T_U$	Umgebungstemperatur
$t$	Zeit
$t_{\text{Neuopt}}$	Intervall der Neuoptimierung
$t_{\text{prog}}$	Prädiktionshorizont
$t_{\text{sim}}$	Simulationsschrittweite
$t_{\text{sw}}$	Optimierungsschrittweite
$t_{\text{Verzug}}$	Verzugszeit
$u$	Steuergröße
$U$	Spannung
$U_0$	Überspannung 0
$U_1$	Überspannung 1
$U_2$	Überspannung 2

---

$U_{\text{avg}}$	Mittlere Batteriespannung
$U_{\text{Batt}}$	Batteriespannung
$U_{\text{OCV}}$	Ruhespannung
$U_{\text{mess}}$	Gemessene Batteriespannung
$U_{\text{sim}}$	Simulierte Batteriespannung
$x$	Zustandsvariable
$\alpha$	Wichtungsfaktor
$\alpha_{\text{cap}}$	Temperaturkoeffizient Kapazitätsabnahme
$\alpha_{\text{res}}$	Temperaturkoeffizient Innenwiderstandszunahme
$\beta$	Wichtungsfaktor
$\beta_{\text{cap}}$	Spannungskoeffizient Kapazitätsabnahme
$\beta_{\text{res}}$	Spannungskoeffizient Innenwiderstandszunahme
$\gamma$	Wichtungsfaktor
$\delta$	Wichtungsfaktor
$\Delta\text{SOC}_{\text{max}}$	Maximale Ladezustandsänderung
$\pi$	Strategie
$\pi_{\text{opt}}$	Optimale Strategie
$\tau_1$	Zeitkonstante 1
$\tau_2$	Zeitkonstante 2



# Abkürzungsverzeichnis

DP	Dynamische Programmierung
DOD	Depth of Discharge, Entladetiefe
EOL	End of Life, Lebensdauerende
LFP	Lithium-Eisenphosphat
LP	Lineare Programmierung
MPP	Maximum Power Point
NMC	Nickel-Manganese-Cobalt, Nickel-Mangan-Kobalt
Prio	Prioritätsbasiertes Betriebsführungsverfahren
PS	Peak Shaving
PV	Photovoltaik
QP	Quadratische Programmierung
SEI	Solid electrolyte interface
SOH	State of health, Gesundheitszustand





# 1 Einleitung

## 1.1 Motivation

Die wachsende Weltbevölkerung und das Streben der Menschheit nach einem hohen Lebensstandard sind zwei wesentliche Ursachen für einen zunehmenden Energiebedarf. Im Jahr 2018 betrug dieser 166,6 PWh, was einer Erhöhung um 2,3 % im Vergleich zum Vorjahr entspricht [1]. Experten gehen davon aus, dass der Bedarf an Energie auch in naher Zukunft massiv ansteigen wird [2]. Aktuell bilden die in begrenzter Menge vorhandenen fossilen Energieträger Kohle, Öl und Gas mit 82 % des Primärenergieverbrauchs den Hauptanteil der globalen Energieversorgung [3]. Es ist nachgewiesen, dass die durch den Menschen verursachten CO<sub>2</sub>-Emissionen den Treibhauseffekt verstärken und so zu einem Anstieg der mittleren globalen Erdtemperatur führen [4]. Die Auswirkungen dieses anthropogenen Klimawandels können bereits heute beobachtet werden. Das Schmelzen der Polkappen und der damit einhergehende Anstieg des Meeresspiegels und zunehmende Wetterextreme wie anhaltende Hitzewellen, Starkregen oder Überschwemmungen sind die Folgen der Erderwärmung [5].

Mit dem Hauptziel, die durchschnittliche Erderwärmung auf maximal 2°C im Vergleich zum vorindustriellen Zeitalter zu begrenzen, wurde 2015 auf der Pariser Klimaschutzkonferenz ein weltweites Klimaschutzabkommen verabschiedet [6]. 195 Länder haben sich zur Einhaltung des Abkommens und zur Umsetzung eines Aktionsplans verpflichtet. Auf Grundlage des Pariser Klimaschutzabkommens hat sich die Bundesregierung zum Ziel gesetzt, die Treibhausgasemissionen bis 2050 um 80 % bis 95 % im Vergleich zu 1990 zu senken und den Stromverbrauch um 25 % gegenüber dem Jahr 2008 zu reduzieren [7]. Der Anteil der Stromerzeugung aus regenerativen Energien am Bruttostromverbrauch soll in Deutschland im Jahr 2050 80 % betragen.

Die Transformation des Energieversorgungssystems hin zu einem nachhaltigen, auf regenerativen Energien basierenden System ist in vollem Gange. Im Jahr 2018 lag der Anteil regenerativer Energien bei 37,8 % des Bruttostromverbrauchs in Deutschland [8]. Neben Maßnahmen zur Erhöhung der Systemeffizienz, zur Reduzierung des Energieverbrauchs und zur Erhöhung der Lebensdauer der eingesetzten Komponenten steht vor allem der Ausbau an regenerativen Energien im Vordergrund. Von besonderer Bedeutung sind in Deutschland die PV- und Windenergie. Insgesamt umfasst der Windausbau Ende Mai 2019 eine installierte Leistung von 59,4 GW [8,9]. Die installierte PV-Leistung beträgt zu diesem Zeitpunkt 47,1 GW [8,9]. Für die vollständige Transformation des Energieversorgungssystems bedarf es neben

dem Netzausbau [10] der Integration von Energiespeichern in allen Netzebenen [11]. Sie leisten einen wesentlichen Beitrag zur zeitlichen Entkopplung und der Anpassung zwischen dem schwankenden regenerativen Energieangebot und -bedarf. Weiterhin sind Energiespeicher in der Lage, Fluktuationen und Spitzenleistungen sowohl auf Erzeuger- als auch auf Verbraucherseite auszugleichen und somit die Überlastungen von Betriebsmitteln und Spannungsbandverletzungen zu vermeiden. Weitere Vorteile ergeben sich durch die Verwendung von Energiespeichern im Kontext der dezentralen Energieversorgung. Durch die räumliche Bindung von Erzeugung und Verbrauch können der lokale Selbstversorgungsgrad maximiert und unnötige Umwandlungs- sowie Leitungsverluste vermieden werden.

Ein konkretes Anwendungsbeispiel stellen PV-Batteriespeichersysteme zur Erhöhung des Anteils an selbstverbraucher Solarenergie dar. Sowohl im Hausbereich [12] als auch im gewerblichen und industriellen Bereich werden Sie zur Eigenverbrauchsoptimierung eingesetzt. Jedoch wird das technische Potenzial des Batteriespeichersystems durch die reine Maximierung der selbstverbrauchten PV-Energie nicht voll ausgeschöpft [13]. Zur Verbesserung der Wirtschaftlichkeit und der Erhöhung der Nutzung von Batteriespeichersystemen gewinnen Multi-Use-Anwendungen, welche eine Mehrfachnutzung des Energiespeichers vorsehen, immer mehr an Bedeutung [14,15]. Die Bewertung der technischen Kombination verschiedener Anwendungen hat ergeben, dass in vielen Fällen eine Mehrfachnutzung von zwei oder auch mehreren Anwendungen realisierbar ist [14]. Für die Kombination Eigenverbrauchsoptimierung und Bereitstellung von Regelleistung entwickelt Hollinger [16] zwei Algorithmen zur Nutzung eines Speichers im Hausbereich. Der erste Ansatz betrachtet das einzelne PV-Speichersystem. Die Erbringung der Regelleistung wird für diesen Fall durch die Festlegung eines Leistungs- und eines Kapazitätsbandes sichergestellt. Im zweiten Ansatz wird eine Pooling-Strategie für mehrere PV-Speichersysteme im Verbund vorgestellt, welche die Gesamteffizienz aller Teilnehmer erhöht und zu einer minimalen Korrektur der Ladezustände führt. Das von Lobas-Funck [17] präsentierte Betriebsführungsverfahren ermöglicht es, die freie Kapazität des Batteriespeichers einem Dritten zu überlassen. Neben der lokalen Eigenverbrauchsoptimierung erfolgt durch die Bereitstellung nicht genutzter Kapazität für den Netzbetreiber eine Mehrfachnutzung des PV-Batteriespeichersystems. In [18] wird die Eigenverbrauchsoptimierung mit einer aktiven Spannungshaltung umgesetzt.

Es existiert Forschungsbedarf im Bereich der Konzeptionierung, der Entwicklung und der Untersuchung der Funktionsweise von Betriebsführungsverfahren für die Mehrfachnutzung von PV-Batteriespeichersystemen. Die vorliegende Dissertation leistet einen Beitrag zur technischen Umsetzung und simulationsbasierten Untersuchung eines Betriebsführungsverfahrens am Beispiel eines PV-Batteriespeichersystems im Hausbereich. Hauptziel des Promotionsvorhabens ist die Entwicklung eines multikriteriell optimierenden Betriebsführungsverfahrens zur Maximierung des Eigenverbrauchs an Solarenergie und der Minimierung von

Leistungsspitzen auf Netzeinspeise- und Netzbezugsseite unter Berücksichtigung der Batteriealterung für ein PV-Batteriespeichersystem im Hausbereich.

## 1.2 Wissenschaftliche Zielstellung

Abbildung 1 zeigt die drei Bereiche, in deren Verzahnung nennenswerte wissenschaftliche Ergebnisse erzielt wurden.

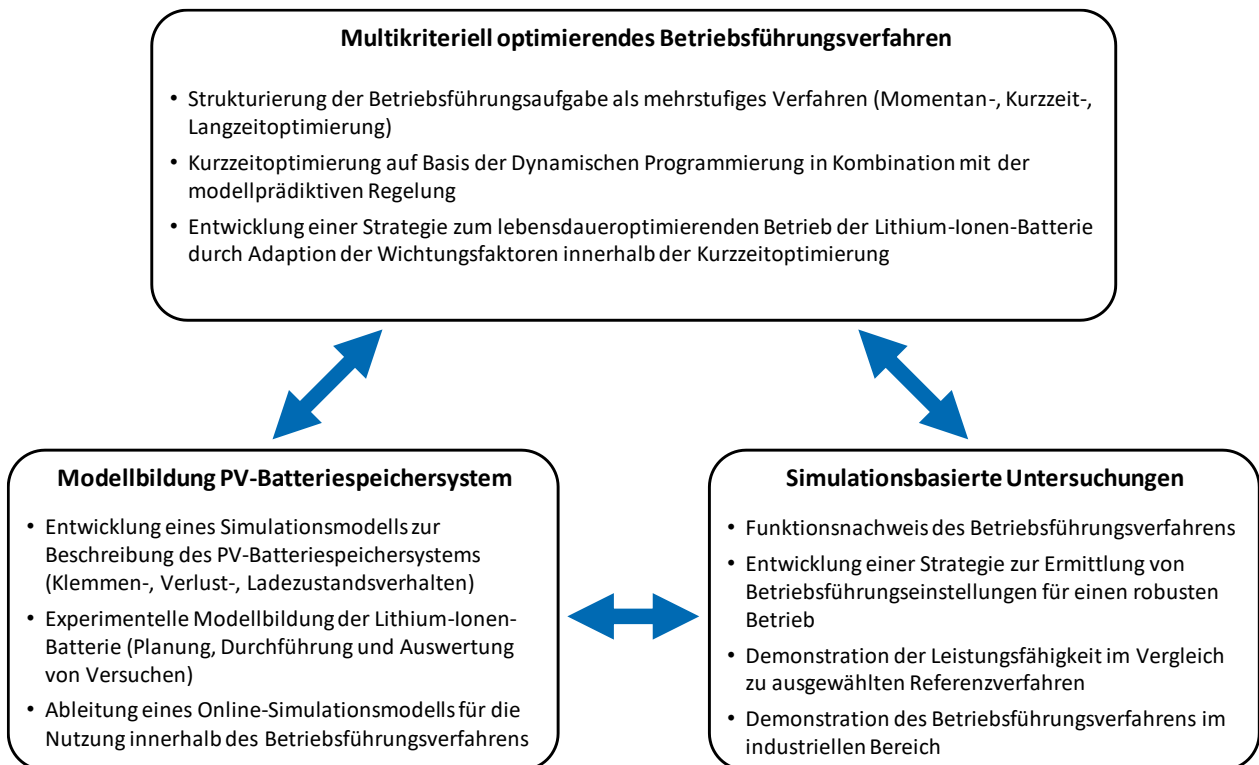


Abbildung 1: Kernideen und wissenschaftliche Ziele der Dissertation

Der erste Bereich umfasst die Entwicklung eines **multikriteriell optimierenden Betriebsführungsverfahrens** für ein PV-Batteriespeichersystem. Die wissenschaftliche Zielstellung ist es, die teils konkurrierenden Betriebsführungsziele mit unterschiedlichen Wirkungshorizonten durch ein geeignetes Verfahren zu verknüpfen, sodass ein technisch und wirtschaftlich optimaler Betrieb des PV-Batteriespeichersystems über die gesamte Lebensdauer erreicht wird. Dazu soll ein mehrstufiger Ansatz, bestehend aus Momentan-, Kurzzeit- und Langzeitoptimierung Anwendung finden. Die Momentanoptimierung regelt die Netzleistung, generiert den Leistungswert der Lithium-Ionen-Batterie und sorgt für einen effizienten Betrieb des Gesamtsystems. Die Kurzzeitoptimierung gewährleistet einen optimierten Betrieb hinsichtlich der Erhöhung des Eigenverbrauchs an Solarenergie, der Reduktion von Abregelverlusten der PV-Anlage, der Reduzierung der Netzbezugsleistung, der Maximierung der Ein-

speisung überschüssiger PV-Energie unter Berücksichtigung einer maximalen Netzeinspeisung und der Minimierung der Stromkosten. Die Ebene der Langzeitorientierung ermöglicht einen lebensdaueroptimierenden Betrieb der Lithium-Ionen-Batterie.

Zur Lösung des Optimierungsproblems der Kurzzeitorientierung findet die Dynamische Programmierung in Kombination mit einem modellprädiktiven Ansatz Anwendung. Das Ergebnis der Optimierung stellt einen zeitabhängigen Verlauf der Netzleistung dar. Dieser soll als Vorgabewert für die Momentanoptimierung dienen. In Abhängigkeit der PV- und Verbraucherleistung und des Netzollwerts wird die Batterieleistung bestimmt. Die Berücksichtigung von Langzeitorientierungszielen soll durch eine Adaption der Wichtungsfaktoren der Zielfunktion der Kurzzeitorientierung erfolgen. Dies stellt einen vielversprechenden Ansatz zur Beeinflussung des Alterungsverhaltens der Lithium-Ionen-Batterie dar.

Für die Entwicklung des multikriteriell optimierenden Betriebsführungsverfahrens und die Durchführung der simulationsbasierten Untersuchungen soll ein Simulationsmodell entwickelt werden. Der Schwerpunkt der experimentellen **Modellbildung des PV-Batteriespeichersystems** liegt auf der Beschreibung des statischen und dynamischen Verhaltens der Lithium-Ionen-Batterie. Das gewählte Modell basiert auf einem elektrischen Ersatzschaltbild. Für die Charakterisierung des Klemmen-, Verlust- und Ladezustandsverhaltens erfolgt die Planung, die Durchführung und die Auswertung von Experimenten zur Identifikation der Modellparameter, sowie die Validierung für ein typisches Verbraucherprofil im Haushaltsbereich. Das Alterungsverhalten und das thermische Verhalten werden in Form einfacher mathematischer Gleichungen modelliert. Die Beschreibung des Verlustverhaltens des Batteriestromrichters erfolgt anhand eines spannungs- und leistungsabhängigen Wirkungsgradkennfeldes. Für die Anwendung innerhalb der Dynamischen Programmierung soll abschließend ein Online-Simulationsmodell des PV-Batteriespeichersystems entwickelt werden.

Die **simulationsbasierten Untersuchungen** bilden den dritten bearbeiteten Bereich der Dissertation. Die wissenschaftliche Zielstellung liegt in der Planung, der Durchführung und der Auswertung von Versuchen zur Demonstration der Funktionsweise der einzelnen Betriebsführungsebenen und des gesamten Betriebsführungsverfahrens. Weiterhin sollen Parameter, welche für eine breite Palette an Verbraucherprofilen einen robusten Betrieb gewährleisten, ermittelt werden. Der Vergleich zu zwei ausgewählten Referenzverfahren auf Basis definierter Bewertungskriterien stellt ein weiteres Ziel dar, um die Leistungsfähigkeit des multikriteriell optimierenden Betriebsführungsverfahrens zu veranschaulichen. Abschließend wird die Anwendung des Betriebsführungsverfahrens im Rahmen eines Forschungsprojekts für einen Präzisionstechnikbetrieb beschrieben und ausgewählte Ergebnisse vorgestellt. Ziel ist es, den Einsatz des entwickelten Betriebsführungsverfahrens für

eine weitere Anwendungsklasse zu demonstrieren. Dabei soll die Funktionsweise auf Maschinen- und auf Gesamtbetriebsebene gezeigt werden.

### **1.3 Gliederung der Dissertation**

Die Dissertation gliedert sich in acht Kapitel. Kapitel 2 gibt einen Überblick über Einsatzmöglichkeiten und Aufgaben netzgekoppelter Batteriespeichersysteme. Weiterhin werden der grundlegende Aufbau und die Funktionsweise eines PV-Batteriespeichersystems, die Kopplungsstrukturen und verschiedene Anwendungsfelder erörtert. Abschließend erfolgt die Vorstellung aktueller Forschungsthemen für PV-Batteriespeichersysteme auf Komponenten- und Systemebene. Kapitel 3 stellt den aktuellen Stand der Forschung zu Betriebsführungsverfahren für PV-Batteriespeichersysteme vor. Es werden Ziele, Verfahren und deren Vor- und Nachteile präsentiert. Weiterhin wird dargelegt, welche mathematischen Optimierungsverfahren sich für die optimierungsbasierte Betriebsführung eignen. Kapitel 4 beschreibt die Modellbildung des PV-Batteriespeichersystems. Diese bildet die Grundlage für die Entwicklung des Betriebsführungsverfahrens und die simulationsbasierten Untersuchungen. Das Simulationsmodell beschreibt die Leistungsflüsse, die auftretenden Verluste, den Ladezustand, den Alterungszustand sowie das Klemmenverhalten der Komponenten. Besonderes Augenmerk liegt auf der experimentellen Modellbildung des elektrischen Verhaltens der Lithium-Ionen-Batterie. Für das gewählte Ersatzschaltbildmodell wird die Modellierung, angefangen bei der Versuchsplanung, über die Parameteridentifikation, bis hin zur Validierung anhand realer Messdaten, erläutert. Die Beschreibung der Entwicklung des multikriteriell optimierenden Betriebsführungsverfahrens erfolgt in Kapitel 5. Erläutert werden die Vorüberlegungen zur Formulierung der Betriebsführungsaufgabe als ein mehrstufiges Verfahren, die drei Betriebsführungsebenen und die Entwicklung der praxistauglichen Prognosen. Die simulationsbasierten Untersuchungen der Betriebsführungsparameter und der Vergleich mit dem aktuellen Stand der Forschung für eine breite Palette unterschiedlicher Verbraucherprofile unter Verwendung verschiedener Prognoseansätze werden in Kapitel 6 dargelegt. Kapitel 7 stellt die Anwendung des Betriebsführungsverfahrens für ein industrielles Beispiel im Rahmen des Forschungsprojekts OptiStore vor. Die erzielten Ergebnisse und gewonnenen Erkenntnisse der Dissertation werden in Kapitel 8 zusammengefasst. Zudem wird ein Ausblick zu weiterführenden Themen und Anknüpfungspunkten gegeben.



## 2 PV-Batteriespeichersystem

Das Kapitel gibt einen allgemeinen Überblick über die Anwendungsmöglichkeiten von Batteriespeichersystemen im stationären Bereich. Abschnitt 2.1 umreißt in knapper Form das Feld der netzgekoppelten Batteriespeichersysteme. Die Abgrenzung des PV-Batteriespeichersystems erfolgt in Abschnitt 2.2. Der prinzipielle Aufbau und die Hauptkomponenten werden in Abschnitt 2.3 beschrieben. Besonderes Augenmerk liegt auf der Betrachtung der Lithium-Ionen-Batterie. Abschließend werden in Abschnitt 2.4 die Forschungsfelder für PV-Batteriespeichersysteme vorgestellt und das Optimierungspotenzial thematisiert.

### 2.1 Übersicht netzgekoppelter Batteriespeichersysteme

Die Einsatzmöglichkeiten netzgekoppelter Batteriespeichersysteme werden in Abhängigkeit der Spannungsebenen des deutschen Elektroenergieversorgungssystems vorgestellt. Auf der Höchstspannungsebene erfolgt die Übertragung der Elektroenergie ausgehend von Großkraftwerken über Distanzen von mehreren hundert Kilometern. Die Hochspannungsebene dient der Versorgung der Großindustrie und dem Schienenverkehr. Erzeugungsseitig findet man neben konventionellen Kraftwerken große PV- und Windparks. Batteriespeicher werden in dieser Spannungsebene zur Teilnahme am Regelleistungsmarkt eingesetzt [19,20]. Auf Mittelspannungsebene sind industrielle und gewerbliche Betriebe, größere Wohngebiete sowie PV- und Windparks an das Netz angeschlossen. In dieser Spannungsebene leisten Batteriespeicher zur Stabilisierung des Netzes einen wesentlichen Beitrag. Dazu zählen die Erbringung von Primär- [21] und Sekundärregelleistung [22,23]. In Kombination mit einer regenerativen Energiequelle gewährleisten sie die Schwarzstartfähigkeit und reduzieren die während des Betriebs auftretenden Leistungsgradienten [24]. Eine weitere Anwendungsmöglichkeit stellt die Teilnahme am Energiehandel, welcher sich in den Spot- und den Terminmarkt unterteilt, dar. Im industriellen Bereich können Batteriespeicher einen Beitrag zur Reduktion von Lastspitzen leisten und in Verbindung mit einer regenerativen Energiequelle zur Erhöhung des Eigenverbrauchs [25] eingesetzt werden. Weitere Anwendungsmöglichkeiten sind die statische und dynamische Spannungshaltung, der Ausgleich von Prognosefehlern auf Erzeuger- und Verbraucherseite und die Vermeidung von Redispatch-Maßnahmen [26,27]. Das Niederspannungsnetz bildet die unterste Ebene des Elektroenergieversorgungssystems. Angeschlossen sind Kleinbetriebe, Wohnhäuser und Landwirtschaftsbetriebe [28]. Da rund 57 % der PV-Leistung auf Niederspannungsebene installiert sind, spielt diese Netzebene eine besonders wichtige Rolle für Batteriespeichersysteme [29]. Im gewerblichen und industriellen

len Bereich finden Energiespeicher zur Eigenverbrauchsoptimierung von Solarenergie Anwendung. Innerhalb eines Betriebs können sie auf Maschinen- und Anlagenebene zur Spitzenlastreduktion und Blindleistungskompensation eingesetzt werden [30]. In sicherheitskritischen Anwendungen, z.B. im Medizinwesen oder der Überwachung sensibler Anlagen, gewährleisten Batteriespeicher als Notstromversorgungseinheit den sicheren Betrieb [31]. Eine weitere Möglichkeit stellt die Nutzung eines Batteriespeichers auf Quartierebene, einerseits zur Spannungshaltung, andererseits zur Eigenverbrauchsoptimierung in einem Häuserverbund dar [32]. Im Bereich von Privathaushalten gewinnen Batteriespeicher in Kombination mit einer PV-Anlage zur Eigenverbrauchsoptimierung und der Vermeidung von Abregelverlusten an Bedeutung [15]. In einem zukünftigen Energieversorgungssystem spielt zunehmend auch der netzdienliche Betrieb, dazu zählen beispielsweise die Reduzierung von Netzbezugsleistungsspitzen oder der planbare Energieaustausch, eine Rolle [10]. Im Zuge des Ausbaus der Elektromobilität werden Speichersysteme als mobile Ladestationen eingesetzt [33]. Diese können vor allem in Gebieten mit geringer Netzanschlussleistung die Funktionalität des Schnellladens realisieren und einen Netzausbau vermeiden.

## 2.2 Abgrenzung des verwendeten Batteriespeichersystems

Im Rahmen dieser Arbeit werden Batteriespeichersysteme betrachtet, die auf Niederspannungsebene eingebunden sind. Die PV-Energie stellt die regenerative Energiequelle dar. Das Verbraucherverhalten liegt als Zeitreihe, in Form aufgezeichneter Leistungswerte, vor. Demand-Side-Management-Maßnahmen, wie abschaltbare Lasten oder die zeitliche Verschiebung von Verbrauchereinheiten, werden in der Arbeit nicht berücksichtigt. Das Netz wird als ideale Quelle und Senke betrachtet. Demzufolge finden Aufgaben zur Netzstabilisierung in Form der statischen und der dynamischen Spannungshaltung keine Beachtung. Eine Restriktion existiert nur hinsichtlich der maximalen Netzeinspeiseleistung. Die Entwicklung des Betriebsführungsverfahrens erfolgt für einen typischen Hausspeicher unter Nutzung verschiedener Verbraucherzeitreihen und einer PV-Zeitreihe. Da die Funktionsweise des Betriebsführungsverfahrens auch für Gewerbe- und Industrieanwendungen demonstriert wird, erfolgt keine generelle Beschränkung auf den Hausbereich.

## 2.3 Prinzipieller Aufbau eines PV-Batteriespeichersystems

Das PV-Batteriespeichersystem setzt sich aus den Hauptkomponenten PV-Anlage, Verbraucher, Batterie, Stromrichter und der Betriebsführung zusammen. Das Niederspannungsnetz, welches im Rahmen der Arbeit als Netz bezeichnet wird, gewährleistet die Versorgungssicherheit. Für die Einbindung der Batterie in das System unterscheidet man die vier Haupttopologien AC-Kopplung, DC-Kopplung, DC-Generatorkopplung und DC-Kopplung mit variabler Zwischenkreisspannung (Abbildung 2). Bei kleinen Systemen erfolgt die Einbindung des



Wechselrichters nur einphasig. Ab einer Leistung von 4,6 kVA muss eine Anlage dreiphasig im Hausnetz [34] angeschlossen werden.

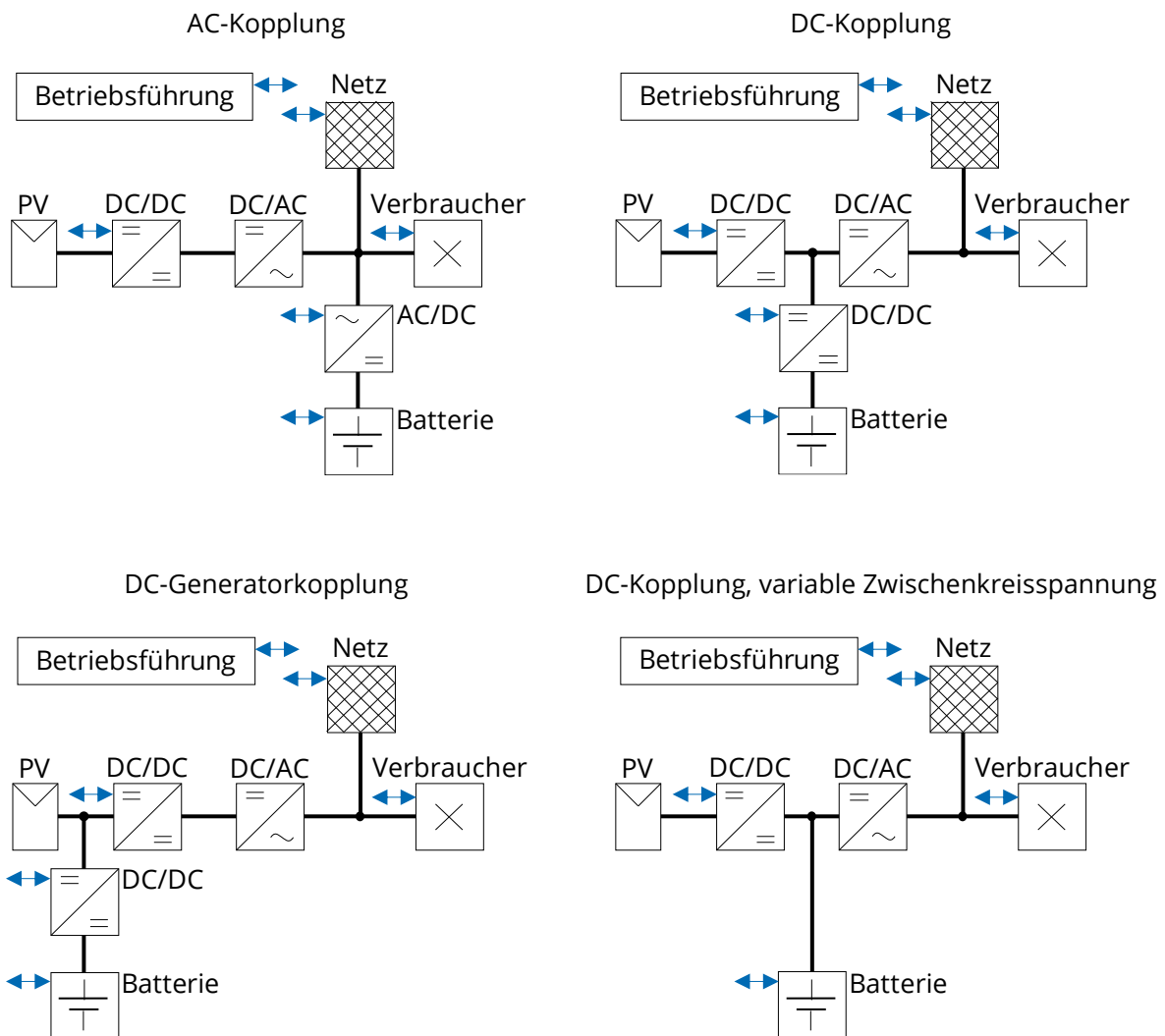


Abbildung 2: Kopplungsstrukturen für PV-Batteriespeichersysteme

Bei der AC-Kopplung [35] wird die Batterie über einen bidirektionalen Wechselrichter in das System integriert. Nachteilig ist hierbei, dass für einen kompletten Speichervorgang die häufigsten Energiewandlungen durchgeführt werden müssen. Der Vorteil dieser Topologie ist, dass bestehende PV-Anlagen problemlos um ein Speichersystem erweitert werden können. Weiterhin besteht die Möglichkeit, die Batterie über das öffentliche Netz zu laden. Bei der DC-Kopplung [35] wird die Batterie zwischen dem Gleichrichter der PV-Anlage und dem unidirektionalen Wechselrichter eingebunden. Die PV-Anlage lädt die Batterie im Gleichstromkreis ohne vorherige Umwandlung. Im Vergleich zur reinen AC-Kopplung ist hier eine Abstimmung mit der Spannungsregelung des Zwischenkreises erforderlich. Ein Vorteil ist, dass nur

ein Wechselrichter für das System benötigt wird. Da es sich um einen unidirektionalen Wechselrichter handelt, kann die Batterie keine Energie aus dem Netz aufnehmen. Diese Systemtopologie eignet sich vor allem für Neuanlagen. Bei der DC-Generatorkopplung [36] erfolgt die Einbindung der Batterie über einen DC/DC-Wandler direkt auf DC-Seite der PV-Anlage. Die geringe Anzahl an Wandlerstufen steht in Konkurrenz zum hohen Spannungshub. Weiterhin steigt der regelungstechnische Aufwand des Maximum-Powerpoint-Trackers (MPP-Tracker), da der Einfluss der Batterieladeregulierung berücksichtigt werden muss. Eine Ladung der Batterie aus dem Netz ist aufgrund des unidirektional ausgeführten PV-Wechselrichters auch bei dieser Kopplungsvariante nicht möglich. Ein Spezialfall der DC-Kopplung liegt vor, wenn auf den DC/DC-Wandler zur Entkopplung der Batterie verzichtet wird. Aufgrund der ladezustandsabhängigen Batteriespannung besitzt der Zwischenkreis keine konstante Spannung. Diese Kopplungsvariante ist aus regelungstechnischer Sicht am anspruchsvollsten. Weiterhin gibt es bei der Auslegung von PV-Stromrichter und Wechselrichter Herausforderungen aufgrund des Spannungshubs auf variabler Zwischenkreisseite.

Für die in der Arbeit betrachtete AC-gekoppelte Variante ergeben sich die in Abbildung 3 dargestellten Leistungsflüsse.

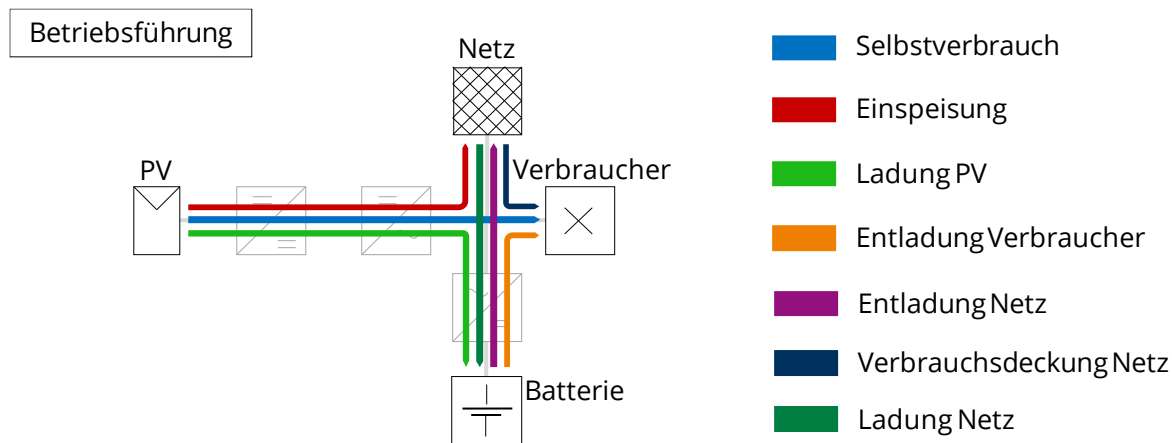


Abbildung 3: Leistungsflüsse des betrachteten AC-gekoppelten PV-Batteriespeichersystems

Die Steuerung der Leistungsflüsse und die Gewährleistung einer robusten und sicheren Arbeitsweise des PV-Batteriespeichersystems sind die Hauptaufgaben der Betriebsführung. Aufgrund der besonderen Bedeutung dieser Teilkomponente eines PV-Batteriespeichersystems in der vorliegenden Arbeit wird auf die Betriebsführung detailliert in Kapitel 3 eingegangen. Nachfolgend werden die Hauptkomponenten PV-Anlage, Verbraucher, Batteriestromrichter und Lithium-Ionen-Batterie vorgestellt.

### 2.3.1 PV-Anlage

Die PV-Anlage besteht aus mehreren in Reihe und parallel geschalteten Solarmodulen. Am häufigsten werden Module auf Basis von Silizium, welches in kristalliner Form (mono- und polykristalline Solarmodule) und in amorpher Form (Dünnschicht-Solarmodule) vorliegt, verwendet [37]. Durch die Nutzung des inneren photoelektrischen Effekts erfolgt die Umwandlung von Sonnenlicht in elektrische Energie. Der Verlauf der Strom-Spannungskennlinie eines Solarmoduls ist in Abbildung 4 dargestellt.

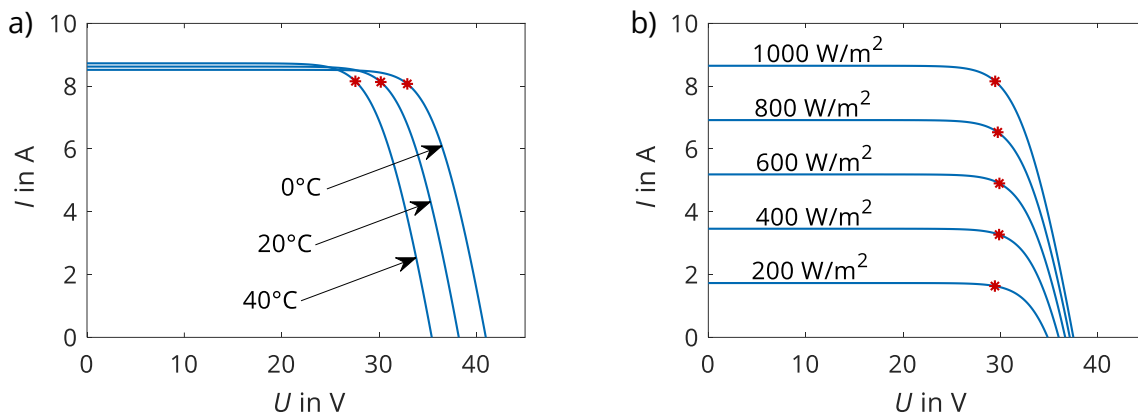


Abbildung 4: Strom-Spannungskennlinie eines Solarmoduls; a) Temperatureinfluss; b) Einstrahlungseinfluss; als roter Stern ist jeweils der Punkt maximaler Leistung (Maximum Power Point, MPP) eingezeichnet

Kenngrößen eines Solarmoduls sind die Leerlaufspannung, für den Fall, dass kein Strom fließt, und der Kurzschlussstrom, welcher theoretisch fließen würde. Weiterhin existiert ein Betriebspunkt, in dem die abgegebene Leistung einen Maximalwert einnimmt. Dieser Maximalwert (Maximum Power Point) ist abhängig von der Umgebungstemperatur und der Einstrahlung. Je größer die Einstrahlung, umso größer sind die Leerlaufspannung und der Kurzschlussstrom. Da mit zunehmender Temperatur die Diffusionsspannung innerhalb einer Solarzelle sinkt, ändert sich auch die maximale Leistung. Je größer die Temperatur, umso kleiner ist die maximale Leistung des Solarmoduls.

Betrachtet man die in Abbildung 5 dargestellte Zeitreihe der Leistung einer PV-Anlage, so sind charakteristische Merkmale erkennbar. Der Verlauf wird geprägt durch den Tag-/Nachtzyklus aufgrund der Erdrotation und der aktuell vorherrschenden Wettersituationen. Tag eins zeigt einen unbeständigen Tag. Der ständige Wechsel aus sonnigen und bewölkten Abschnitten führt zu großen Leistungsunterschieden innerhalb des Tages. Tag zwei bildet einen nahezu wolkenlosen Tag ab. Durchgehend bewölkt ist es an Tag vier. Die an diesem Tag nutzbare Energiemenge ist im Vergleich zu den restlichen sechs Tagen deutlich kleiner. Der blaue Verlauf kennzeichnet die Messdaten in einer zeitlichen Auflösung von einer Sekunde. Der rote

Verlauf stellt den 15-Minuten-Mittelwert dar. Die Beispielwoche liefert eine Energiemenge von 238 kWh.

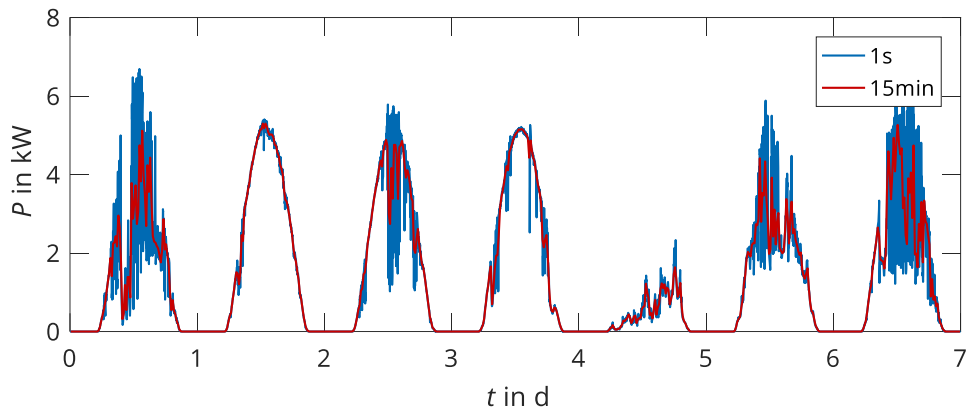


Abbildung 5: Leistungsverlauf der PV-Anlage für eine Beispielwoche im Sekundentakt (blau) und im Viertelstundentakt (rot)

Überlagert werden die in der Abbildung 5 gezeigten Charakteristika durch die saisonalen Schwankungen, bedingt durch die Bewegung der Erde um die Sonne. In den gemäßigten Breiten treten große Unterschiede zwischen Winter- und Sommermonaten bezüglich der PV-Leistung auf (Abbildung 6).

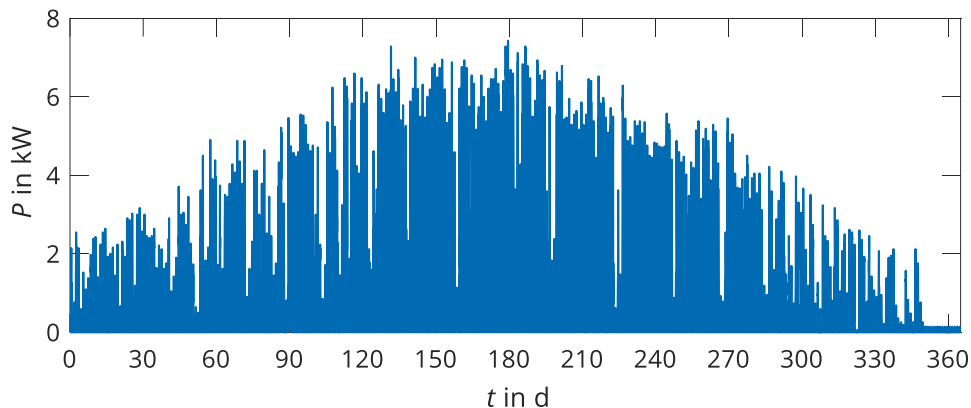


Abbildung 6: Leistungsverlauf der PV-Anlage für ein komplettes Jahr im Sekundentakt

### 2.3.2 Verbraucher

Im Vergleich zur PV-Anlage lässt sich für den elektrischen Energieverbrauch keine grundlegende Periodizität auf Basis physikalischer Gesetzmäßigkeiten ableiten. In Abhängigkeit des Anwendungsfalls treten unterschiedliche Verläufe mit charakteristischen Leistungswerten und Energieverbräuchen auf. Abbildung 7 zeigt den Leistungsverlauf einer Woche für ein exemplarisch gewähltes Haushaltlastprofil.

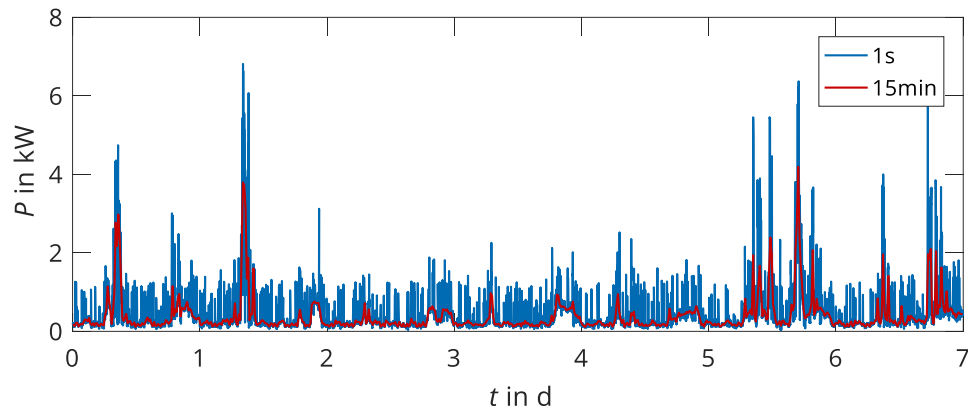


Abbildung 7: Haushaltslastprofil für eine Beispielwoche im Sekundentakt (blau) und im Viertelstundentakt (rot)

Einflussfaktoren für den Energieverbrauch sind zum einen die Anzahl der im Haushalt lebenden Personen, und zum anderen deren charakteristischer Tagesablauf. Der Energieverbrauch dieser Woche beträgt 64 kWh. Die maximale Verbraucherleistung liegt bei 7 kW. Unterschiede im Verbraucherverhalten treten sowohl innerhalb eines Tages als auch in Abhängigkeit des jeweiligen Wochentages auf. Der Grundlastanteil beträgt nur einige hundert Watt. Ein erhöhter Energieverbrauch ist wochentags sowohl in den Morgen- als auch in den Abendstunden zu erkennen. Weiterhin treten nur schwer prognostizierbare Leistungsspitzen während des Tages auf.

Abbildung 8 zeigt den Leistungsverlauf für eine ausgewählte Woche eines Präzisionstechnikbetriebs. Der Energieverbrauch der Beispielwoche liegt bei 27 MWh.

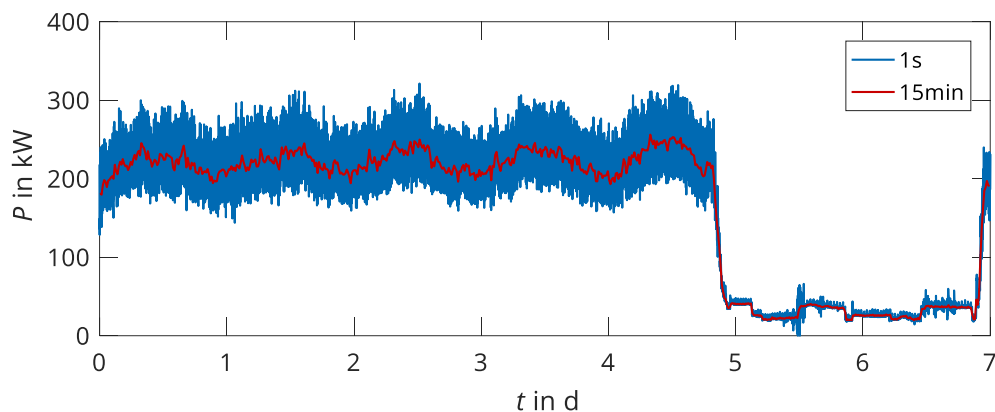


Abbildung 8: Lastprofil eines Präzisionstechnikbetriebs für eine Beispielwoche im Sekundentakt (blau) und im Viertelstundentakt (rot)

Die maximale Leistungsspitze der Sekundenwerte beträgt 319 kW. Für die 15-Minuten-Mittelwerte sind es 253 kW. Die Maschinen arbeiten von Montag bis Freitag nahezu 24 Stunden unterbrechungsfrei. Die minimale Bezugsleistung während der Betriebszeit liegt bei knapp

150 kW. Am Wochenende hingegen sind nur Überwachungstechnik, Licht und Kühlung aktiv, sodass der Verbrauch im Mittel 30 kW beträgt.

### 2.3.3 Batteriestromrichter

In Abhängigkeit der verwendeten Kopplungsstruktur des PV-Batteriespeichersystems sind verschiedene Stromrichter zur Anbindung von PV-Anlage, Verbraucher und Batterie notwendig. Für die Realisierung der vorgestellten Kopplungsstrukturen gibt es keine grundlegende Lösung. Es muss für jeden Anwendungsfall und Einsatzzweck analysiert werden, welche Wandlertopologie und Halbleiterbauelemente aus technischer und wirtschaftlicher Sicht zum Einsatz kommen. Die Lösung stellt einen Kompromiss aus der resultierenden Systemeffizienz, der Komponentenlebensdauer und den Investitionskosten dar. An dieser Stelle soll ein kurzer Überblick über Standardtopologien und häufig zum Einsatz kommende Stromrichtervarianten gegeben und auf charakteristische Merkmale eingegangen werden. Für detaillierte Informationen zu eingesetzten Halbleiterbauelementen, grundlegenden Schaltungen und deren Verhalten sei auf weiterführende Literatur [38–41] verwiesen.

Stromrichter für das Batteriespeichersystem lassen sich nach Pires et al. [42] in die einstufige und die zweistufige Variante unterteilen. Bei der einstufigen Variante existiert nur ein Wechselrichter, der neben der Wandlung von Gleich- und Wechselstrom auch gleichzeitig die Laderegulierung der Batterie übernimmt. Eingesetzt werden der Spannungswechselrichter in Form eines Halb- oder Vollbrückenwandlers und der Z-Umrichter (Abbildung 9).

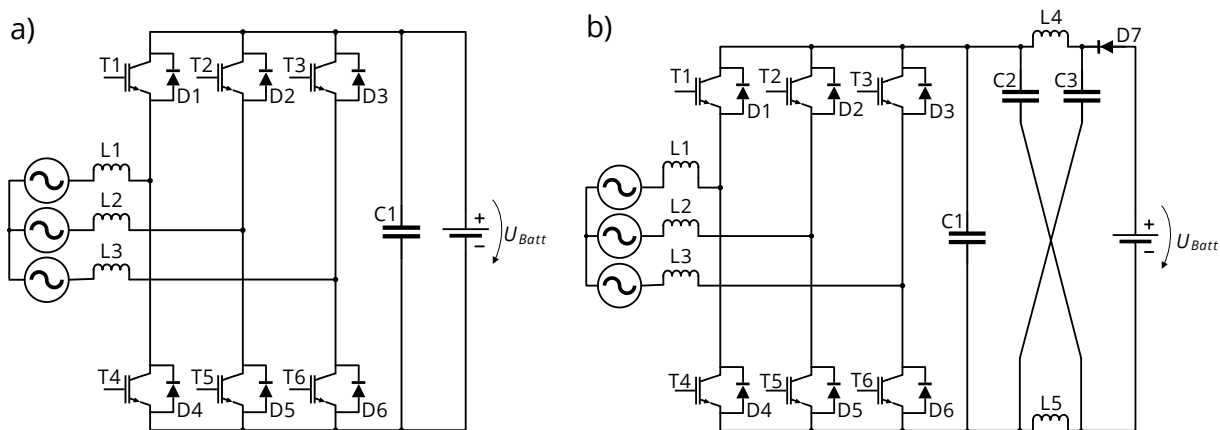


Abbildung 9: Einstufige Stromrichter: a) Spannungswandler; b) Z-Umrichter

Die Speicherung der Energie erfolgt beim Spannungswechselrichter über einen Kondensator. Die Spannung auf AC-Seite liegt aufgrund der physikalischen Grenzen immer unterhalb der Zwischenkreisspannung. Problematisch ist der sogenannte Brückenkurzschluss, welcher unbedingt vermieden werden muss. Denn ein schlagartiges Entladen des Kondensators führt

zur Zerstörung der Leistungshalbleiter. Beim Z-Umrichter ist der Brückenkurzschluss hingewollt und ermöglicht erst die Funktionsweise des Stromrichters. Die Speicherung der Energie erfolgt beim Z-Umrichter über ein Impedanz-Netzwerk. Im Vergleich zum Spannungswandler kann die Ausgangsspannung über der DC-Spannung liegen. Zur Verringerung der Restwelligkeit werden L-C-Filter eingesetzt. Vorteile der einstufigen Varianten sind die geringen Verluste, eine geringe Anzahl an notwendigen Halbleiterbauelementen und somit auch geringe Kosten. [38]

Zweistufige Stromrichter setzen sich aus einem DC/DC-Wandler zur Anpassung der Gleichspannung und einem Wechselrichter zur Umwandlung von Gleich- in Wechselstrom zusammen. Die DC/DC-Wandler unterteilt man in Systeme mit Transformator und Systeme ohne Transformator. Systeme mit Transformator eignen sich für die Überbrückung hoher Spannungen und stellen die galvanische Trennung der Batterie sicher. Nachteilig ist, dass die Kosten im Vergleich zu Systemen ohne Transformator höher ausfallen. Vertreter sind der Vollbrückenwandler, der Gegentaktflusswandler und der Sperrwandler. DC/DC-Wandler ohne galvanische Trennung besitzen häufig einen höheren Wirkungsgrad und eignen sich besonders gut für kleinere Spannungshübe. Hierzu zählen der Buck-Boost-Konverter, der Cúk-Wandler und der Sepic-Wandler. Welcher Wandler zum Einsatz kommt, hängt maßgeblich von den gestellten Anforderungen der Anwendung ab. Die praktischste Variante des DC/DC-Wandlers stellt der konventionelle Buck-Boost-Konverter dar. Dieser setzt sich aus einem Hoch- und einem Tiefsetzsteller zusammen. Die prinzipielle Struktur ist in Abbildung 10 zu sehen.

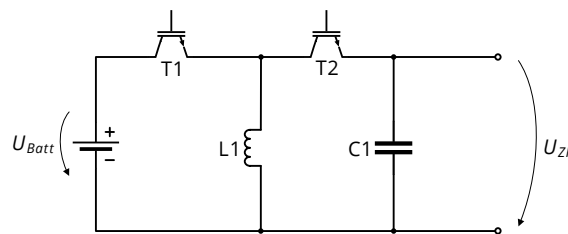


Abbildung 10: Buck-Boost-Konverter

Als Wechselrichter kommen bei der zweistufigen Topologie der Spannungswechselrichter und der Matrixwechselrichter zum Einsatz. Der Vorteil der zweistufigen Variante ist die Modularität. Es können mehrere Batterien über parallel geschaltete DC/DC-Wandler an einen Wechselrichter angebunden werden.

### 2.3.4 Lithium-Ionen-Batterie

Lithium-Ionen-Batterien gehören zur Gruppe der elektrochemischen Energiespeicher. Sie umfassen eine Vielzahl von verschiedenen Materialkombinationen, deren Gemeinsamkeit darin liegt, Lithium als Aktivmaterial zur Einlagerung in ein Wirtsgitter zu nutzen. Charakteristische Eigenschaften sind die hohe Energie- und Leistungsdichte, geringe Verluste, niedrige Selbstentladung, große Entladetiefe und eine hohe Lebensdauer. In Abhängigkeit der eingesetzten Anoden- und Kathodenmaterialien ergeben sich unterschiedliche Zellspannungen, Energieinhalte, thermische Verhalten und Alterungsverhalten. [43]

#### Aufbau

Abbildung 11 zeigt den prinzipiellen Aufbau einer Nickel-Mangan-Kobalt (NMC) basierten Lithium-Ionen-Batterie.

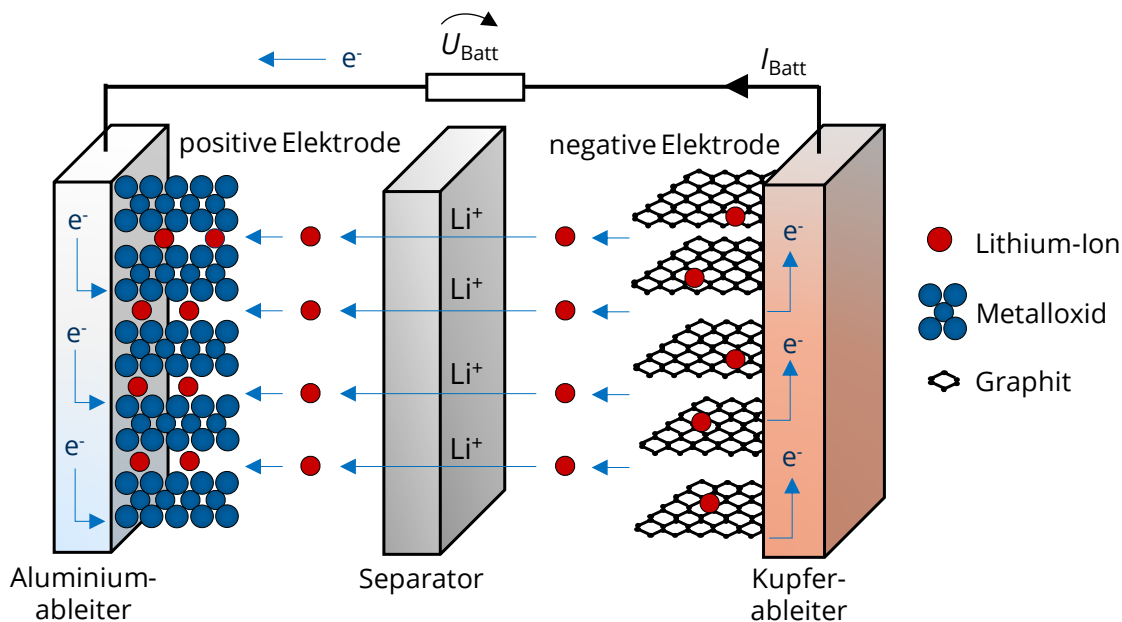


Abbildung 11: Prinzipieller Aufbau einer Lithium-Ionen-Zelle in Entladerichtung in Anlehnung an [44]

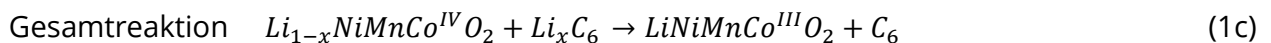
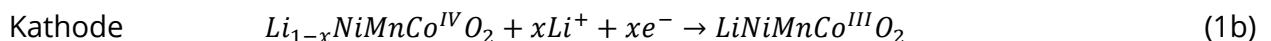
Das Material der negativen Elektrode (Anode) besteht meist aus Kohlenstoff in Form von Graphit. Für die positive Elektrode (Kathode) werden Metalloxyde, Spinelle oder Phosphate verwendet. Dabei finden vor allem die Metalle Mangan, Eisen, Nickel und Kobalt Anwendung. Der Elektrolyt dient als Träger für die Lithium-Ionen und ermöglicht den Ionen-Transport. Er zeichnet sich durch sehr gute elektrochemische und thermische Stabilität aus. Er besteht aus einer Lösung oder einem Festkörper mit Leitsalz und Additiven. Der Separator, welcher meist aus Polymeren besteht, dient als isolierende Schicht zwischen den beiden Elektroden und verhindert somit einen Kurzschluss. Weiterhin muss der Separator ionenleitfähig sein und eine hohe thermische Stabilität aufweisen. Als Ableiter kommen überwiegend Kupfer an der



negativen Elektrode und Aluminium an der positiven Elektrode zum Einsatz. Lithium-Ionen-Zellen, deren Bauform sich je nach Herstellungsart in zylindrisch, prismatisch oder pouchförmig klassifizieren lässt, werden dann je nach Anforderung in Reihe oder parallel geschaltet. So ergeben sich unterschiedliche Spannungs- und Kapazitätslevel. Das Gehäuse schützt die Batterie vor äußeren Einflüssen. Für den sicheren Betrieb einer Lithium-Ionen-Batterie ist zusätzliche Systemtechnik notwendig. Neben den Sensoren, Messkabeln und der Kühlung spielt das Batteriemangement eine wichtige Rolle. Es überwacht die Systemgrößen wie Strom, Spannung und Temperatur. Weiterhin beinhaltet es das Lademanagement (Begrenzung von Lade- und Entladeströmen), das thermische Management und ist für die Kommunikation mit dem übergeordneten Betriebsführungsverfahren verantwortlich. Das Batteriemangement sorgt zudem für die Eigensicherheit einer Lithium-Ionen-Batterie. [44]

### Funktionsweise

In einer Lithium-Ionen-Batterie erfolgt die Umwandlung von elektrischer in chemische Energie. Die allgemeine Funktionsweise beruht auf dem Prinzip der Interkalation und Deinterkalation von Lithium-Ionen. Lithium wird als Gastatom in die positive und negative Elektrode eingelagert. Während des Entladevorgangs oxidieren Lithiumatome an der Anodenoberfläche zu Lithium-Ionen und Elektronen. Der Elektrolyt transportiert die Lithium-Ionen durch den Separator zur Kathode. Dort werden sie an der Oberfläche des Kathodenmaterials mit den Elektronen zu Lithium reduziert und im Metalloxid eingelagert. Dieses Metalloxid nimmt nicht an der Redoxreaktion teil. Daher wird seine Struktur beim Lade- und Entladevorgang nicht geändert. Die Elektronen fließen über den Kupferableiter durch den äußeren Stromkreis, verrichten elektrische Arbeit, und gelangen über den Aluminiumableiter zur Kathode. Während des Ladevorgangs laufen die beschriebenen Vorgänge in umgekehrter Reihenfolge ab. Die Redoxreaktion einer NMC-Batterie, welche im Rahmen dieser Arbeit betrachtet wird, lautet wie folgt:



In Abhängigkeit der Dimensionierung der Elektroden nimmt  $x$  Werte zwischen null und eins an. [44,45]

## Alterung

Lithium-Ionen-Batterien ändern während der Nutzungszeit ihre Betriebseigenschaften. Prinzipiell kann jede Komponente der Lithium-Ionen-Batterie altern. Da die innerhalb der Lithium-Ionen-Batterie ablaufenden Prozesse sehr komplex und stark abhängig von der verwendeten Materialkombination sind, kann keine pauschale Aussage über den Alterungsverlauf getroffen werden. Die Hauptalterungsmechanismen laufen an der Anode, der Kathode, dem Elektrolyt und den Peripheriekomponenten, hierzu zählen die Ableiter und der Separator, ab.

Einen entscheidenden Einfluss auf die Alterung besitzt das irreversible Wachstum der Grenzschicht zwischen Anode und Elektrolyt. Die solid electrolyte interface (SEI) -Schicht stellt auf der einen Seite eine notwendige Passivierungsschicht zwischen Anode und Elektrolyt dar. Auf der anderen Seite führt sie jedoch durch das irreversible Wachstum zur Reduzierung des Elektrolyten und einer Zunahme des Innenwiderstandes. [46]

Die Zyklierung der Batterie kann dazu führen, dass die SEI-Schicht beschädigt wird. Der Kontakt zwischen Elektrolyt und Anode führt zu einer Neubildung der SEI-Schicht. Dieser Vorgang ist in der Literatur unter der Bezeichnung „crack and repair“ zu finden. Lithium-plating bezeichnet das metallische Abscheiden von Lithium auf der Anode. Es tritt bei niedrigen Temperaturen und hohen Strömen auf. Die Ablagerung des Lithiums an der Anode führt zur Kapazitätsabnahme, da weniger Lithium-Ionen für den Interkalationsvorgang zur Verfügung stehen. Weiterhin sind die Elektrolytzersetzung, strukturelle Veränderungen, die Korrosion der Stromableiter und die Zersetzung des Aktivmaterials auftretende Alterungsmechanismen. Begünstigt werden diese durch bestimmte Umgebungsbedingungen und Betriebszustände. Nach dem Gesetz von Arrhenius führt beispielsweise eine Temperaturerhöhung um 10 K zu einer Verdopplung der Reaktionsgeschwindigkeit und somit zu einer Beschleunigung der intern ablaufenden Alterungsprozesse. [47]

Weiterhin besitzt der Ladezustand einen Einfluss auf das Voranschreiten der Alterung. Je höher der Ladezustand, umso schneller altert eine Lithium-Ionen-Batterie. Mechanischer Stress, der durch die Volumenänderung während des Ladens und Entladens der Batterie auftritt, wirkt sich ebenfalls negativ auf die Lebensdauer aus. [47]

Tabelle 1 fasst die wichtigsten Ursachen für eine beschleunigte Alterung sowie die Auswirkungen zusammen. Zudem wird der Einfluss auf die beiden charakteristischen Kenngrößen nutzbare Kapazität und Innenwiderstand, welche zur Beschreibung des Alterungsverhaltens herangezogen werden, dargestellt. Für detaillierte Informationen zur Batteriealterung sei auf weiterführende Literatur [45,47–49] verwiesen.

Tabelle 1: Übersicht der Alterungseffekte von Lithium-Ionen-Batterien [45,47–49]

Ursache	Auswirkung	$R$	$C_{\text{Batt}}$
Überladung	Abscheidung metallischen Lithiums an der negativen Elektrode führt zu Verlust von Lithium		x
Hoher Ladezustand	Beschleunigte Bildung der SEI-Schicht	x	x
Überladung, Zyklisierung, Temperatur	Zerstörung der Kristallstruktur an der positiven Elektrode führt zu Verlust von Aktivmaterial		x
Temperatur, Überladung	Elektrolytzersetzung führt zu Verlust von Lithium	x	x
Temperatur	Reduzierung der nutzbaren Oberfläche durch Wachstum der SEI-Schicht	x	
Tiefentladung	Korrosion der Stromableiter	x	
Zyklisierung	Änderung der Porosität des Aktivmaterials durch Volumenänderung		x
Zyklisierung	Zersetzung des Binders führt zu Verlust von Lithium und der mechanischen Stabilität		x
Zyklisierung	Kontaktverlust von Aktivmaterial		x

## 2.4 Optimierungspotenzial

Das Optimierungspotenzial von PV-Batteriespeichersystemen lässt sich in die Bereiche Komponenten- und Systemebene unterteilen. Auf Komponentenebene existiert für die Lithium-Ionen-Batterie großes Potenzial zur Erhöhung der Energie- und Leistungsdichte durch Verwendung neuer Anoden- und Kathodenmaterialien. Um der inhomogenen Temperaturverteilung entgegenzuwirken, wird dem Thermomanagement zukünftig eine besondere Rolle zugeschrieben. Die weiter rasant ablaufende Entwicklung im Bereich der Computertechnik ermöglicht es zudem, immer komplexere und genauere Algorithmen für die Zustandsdiagnose einzusetzen. Dies kann für einen schonenden Betrieb, aber auch für die Erweiterung des Betriebsbereichs genutzt werden. [50]

Im Bereich der Leistungselektronik existiert großes Potenzial in der Optimierung des Teillastverhaltens der Stromrichter für PV-Batteriespeichersysteme, da die Batterien häufig nur mit geringer Leistung be- und entladen werden. Ein weiteres aktuelles Thema ist die Erhöhung

der Spannungslage auf 1500 V, in Anlehnung an PV-Wechselrichter. Die Nutzung einer höheren Systemspannung ergibt bei gleicher Leistung eine geringere Stromstärke und führt somit zur Reduzierung von Leitungsverlusten. Darüber hinaus können geringere Leitungsquerschnitte gewählt werden, was wiederum zu einer Material- und Kosteneinsparung führt. Auf regelungstechnischer Seite ermöglichen komplexere Algorithmen unter Verwendung präziser Messtechnik, die statische und dynamische Regelabweichung weiter zu minimieren [51].

Auf Systemebene ist neben der im Rahmen dieser Arbeit betrachteten Betriebsführungsverfahren die Dimensionierung von PV-Batteriespeichersystemen und die Untersuchung verschiedener Geschäftsmodelle Gegenstand aktueller Forschung. Ziel der Dimensionierung ist es, in Abhängigkeit von PV-Anlagengröße, dem Verbraucherverhalten, den Betriebskosten sowie den Investitionskosten von PV-Anlage und Speicher sowie Einspeisevergütung die Speichergröße so zu wählen, dass der Gewinn maximiert wird. Eine einfache Möglichkeit zur Ermittlung der Dimension der Komponenten stellt die Abrasterung verschiedener Komponentengrößen dar. Weniger et al. [52] analysieren die Wirtschaftlichkeit netzgekoppelter PV-Batteriespeichersysteme im Hausbereich. Auf Basis von Jahressimulationen im Sekundentakt werden für verschiedene PV-Anlagen, Verbraucher und Speichergrößen zunächst der Selbstversorgungsgrad und die Eigenverbrauchsquote unter Verwendung der prioritätsbasierten Betriebsführung ermittelt. Darauf aufbauend erfolgt für vier Preisszenarien die Analyse, ab wann sich PV-Batteriespeichersysteme wirtschaftlich betreiben lassen. Lediglich für das Langzeitszenario ergibt sich ein wirtschaftlicher Einsatz des Speichers.

Dufo López et al. [53] vergleichen die gesamten Lebensdauerkosten eines PV-Batteriespeichersystems mit einem reinen PV-System für die beiden Anwendungsfälle Hotelbetrieb und Taxiunternehmen. Neben der Lithium-Ionen-Batterie werden auch die Blei-Säure- und die Nickel-Cadmium-Batterie für den Kostenvergleich herangezogen. Unter den aktuellen Rahmenbedingungen ist der Einsatz einer Batterie für das betrachtete Szenario nicht wirtschaftlich. Als Hauptkostenfaktor sehen die Autoren den spezifischen Preis des verwendeten Batteriespeichers.

Hesse et al. [54] analysieren die Wirtschaftlichkeit verschiedener Batterietechnologien (Lithium-Eisenphosphat LFP, NMC und Blei-Säure) für den Einsatz in einem netzgekoppelten PV-Batteriespeichersystem unter Berücksichtigung der Batteriealterung. Die Ermittlung der Leistungsflussaufteilung wird auf Basis der linearen Programmierung für ideale PV- und Lastprognosen durchgeführt. Die Simulationsschrittweite beträgt 15 Minuten. Die Ergebnisse zeigen, dass sich die LFP-basierte Technologie für größere Systeme (ab 6 MWh Verbrauch und 6 kW PV-Anlage) rentiert. NMC-basierte Systeme sollten im Bereich kleiner Verbraucher eingesetzt werden. Die Bleibatterie kann für große PV-Anlagen (größer 7,5 kW) und mittleren Verbrauch (2,5 kWh) eingesetzt werden.

Moshövel et al. [55] untersuchen den Einfluss von Batteriekosten, Strompreis und Einspeisevergütung auf die Gesamtkosten. Diese werden anhand einer dynamischen Investitionsrechnung nach der Kapitalwertmethode für unterschiedliche Speichergrößen ermittelt. Die notwendigen Simulationen zur Ermittlung von Energiebezug, Energieeinspeisung und Abregelverlusten werden im 60-Sekundentakt auf Basis eines Ersatzschaltbildmodells der Batterie und einer Leistungskurve der Stromrichter durchgeführt. Einen besonders großen Einfluss auf die Wirtschaftlichkeit des Speichers besitzt die Entwicklung des Strompreises. Lediglich im Basisszenario 2020 nimmt der Kapitalwert einen positiven Wert an.

Eine effizientere Möglichkeit zur Dimensionierung stellt die Verwendung von Optimierungsverfahren dar. Magnor [56] entwickelt ein Auslegungswerkzeug für netzgekoppelte PV-Batteriespeichersysteme auf Basis eines genetischen Algorithmus. Die Modellierung der Batterie erfolgt anhand umfangreicher Untersuchungen. Abgebildet werden neben dem elektrischen und thermischen Verhalten auch die Alterung. Der Stromrichter wird über eine leistungsabhängige Wirkungsgradkennlinie modelliert. Die Simulationsschrittweite beträgt 60 Sekunden und der Betrachtungszeitraum der Simulation liegt bei 20 Jahren. Die Ergebnisse einer Fallstudie zeigen, dass sich PV-Batteriespeichersysteme ab einem spezifischen Batteriepreis von 550 €/kWh wirtschaftlich betreiben lassen.

Kaschub [57] untersucht die Wirtschaftlichkeit von PV-Batteriespeichersystemen in Kombination mit Elektrofahrzeugen. Auf Basis eines umfangreichen Simulationsmodells wird unter Verwendung der gemischt ganzzahligen Programmierung eine Dimensionierung durchgeführt. Die Zielfunktion setzt sich aus den Investitions- und Betriebskosten zusammen. Die Betriebsführung wird indirekt durch den Betriebskostenterm der Zielfunktion festgelegt. Die Optimierung erfolgt offline im 15-Minutentakt. Erzeuger- und Verbraucherprofil sind vorab bekannt. Unter den aktuell vorliegenden Rahmenbedingungen kann ein PV-Batteriespeichersystem in Deutschland aktuell nicht wirtschaftlich betrieben werden.

Weiteres Potenzial im Bereich der Dimensionierung besteht in der Verwendung detaillierter Simulationsmodelle, einer Verkleinerung der Simulationsschrittweite (diese liegt aktuell bei 60 Sekunden im Bestfall, meist jedoch bei 15 oder 60 Minuten) und einer Berücksichtigung intelligenter Betriebsführungsverfahren. Paulitschke, Bocklisch und Böttiger [58] stellen dazu einen Ansatz auf Basis des Partikel-Schwarm-Algorithmus vor, der eine optimale Dimensionierung eines PV-Wasserstoff-Hybridspeichersystems unter Berücksichtigung der Betriebsführungseinstellungen für den Betrachtungszeitraum von 20 Jahren und einer Simulationsschrittweite von einer Sekunde durchführt.

Der dritte Bereich umfasst die Entwicklung und Bewertung neuer Geschäftsmodelle für PV-Batteriespeichersysteme. Im Rahmen des Forschungsprojekts „Betreibermodelle für Stromspeicher“ [59] werden neue Konzepte für die Anwendung von Stromspeichern analysiert. Für

Einfamilienhäuser wurde der wirtschaftliche Einsatz eines PV-Speichersystems bestätigt. Im Bereich der Mehrfamilienhäuser begrenzen aktuell die regulatorischen Rahmenbedingungen den wirtschaftlichen Einsatz von Batteriespeichern. Für Industrie- und Gewerbeanwendungen können PV-Batteriespeichersysteme einen wesentlichen Beitrag zur Eigenverbrauchsoptimierung leisten. Da gewerbliche Betreiber meist von Sonderverträgen profitieren, erweist sich der wirtschaftliche Einsatz derzeit als schwierig.

Zeh [60] analysiert verschiedene Anwendungsfälle für PV-Batteriespeichersysteme im Bereich der Nieder- und Mittelspannungsebene. Der Fokus der Arbeit liegt auf der Analyse der Wirtschaftlichkeit und der auftretenden Netzurückwirkungen für die vorliegenden regulatorischen Rahmenbedingungen. Für die drei betrachteten Kategorien Heimspeicher, Ortsnetzspeicher und Regelleistungsspeicher liegt die Grenze der Wirtschaftlichkeit der spezifischen Speicherkosten bei 500 €/kWh.

Von Appen [61] entwickelt drei verschiedene Optimierungsmodelle zur Analyse von PV-Batteriespeichersystemen aus Sicht unterschiedlicher Interessensgruppen. Die Implementierung erfolgt auf Basis der gemischt ganzzahligen Programmierung. Das erste Modell dient zur technisch-wirtschaftlichen Analyse und identifiziert die Hauptkostentreiber aus Sicht eines Anlagenbetreibers. In Abhängigkeit der Komponentengröße und der finanziellen Rahmenbedingungen wird die Wirtschaftlichkeit auf Basis von 48 unterschiedlichen Haushaltslastprofilen untersucht. Aus technischer Sicht werden die Netzeinspeise- und die Netzbezugspeitzen für das Einzelsystem und einen Systemverbund analysiert. Das zweite Modell beschreibt die Zweiebenen-Optimierung eines PV-Speichersystems in Verbindung mit dem Netzbetreiber. Ziel des Netzbetreibers ist es, die Einspeise- und Bezugsleistung zu minimieren. Das dritte Modell stellt die Erweiterung des Systems um eine Wärmepumpe dar. Analysiert werden Selbstversorgungsgrad und Eigenverbrauch in Abhängigkeit der PV-Anlagenausrichtung und der Systemkonfiguration. Im Vergleich zu einem System ohne PV-Anlage ist mit einer Kombination aus PV, Batterie und Wärmepumpe eine Kostenreduzierung von bis zu 12,6 % möglich.

# 3 Betriebsführungsverfahren für PV-Batteriespeichersysteme

In diesem Kapitel werden Betriebsführungsverfahren für PV-Batteriespeichersysteme vorgestellt und bewertet. Abschnitt 3.1 beschreibt die Ziele der Betriebsführung. Abschnitt 3.2 stellt die Gruppe der regelbasierten Betriebsführungsverfahren vor. Die in Abschnitt 3.3 erläuterten optimierungsbasierten Ansätze nutzen Methoden der mathematischen Optimierung zur Betriebsführung. Der Fokus liegt auf der Vorstellung der Dynamischen Programmierung als Lösungsstrategie. Für regel- und optimierungsbasierte Betriebsführungsverfahren werden Literaturbeispiele analysiert. Dies umfasst die Funktionsweise, die zugrundeliegende Datenbasis, die Simulationseinstellungen und die Kriterien zur Bewertung der Betriebsergebnisse. Abschließend werden in Abschnitt 3.4 die Resultate zusammengefasst.

## 3.1 Ziele der Betriebsführung

Die **Maximierung der Nutzung an Solarenergie** stellt für die Betriebsführung in einem PV-Batteriespeichersystem eines der wichtigsten Ziele dar. Für ein zu 100 % auf regenerativen Energien basierendes Energieversorgungssystem sollte ein Maximum an Solarenergie verbraucht werden.

Ein weiteres elementares Ziel der Betriebsführung ist die **Vermeidung der Abregelung** der PV-Anlage. Eine Abregelung ist erforderlich, wenn die ins Netz einzuspeisende Leistung einen maximal zulässigen Wert überschreitet. Folglich muss der MPP-Tracker des PV-Wechselrichters seinen optimalen Arbeitspunkt verlassen. Eine maximale Ausbeute der Solarenergie ist nicht mehr gegeben. Die nicht genutzte Solarenergie wird nachfolgend als Abregelverlust bezeichnet.

Die **Minimierung der Netzbezugsleistung** führt durch die Vermeidung von hohen Leistungen und Leistungsgradienten zu einer Entlastung des Netzes. Ein Anreiz hierfür wird in Industrie und gewerblichen Betrieben bereits durch den Leistungspreis geschaffen. Für Unternehmen mit einem Stromverbrauch größer als 100.000 kWh werden neben der bezogenen Energiemenge auch die maximale Bezugsleistung vom Energieversorger in Rechnung gestellt.

Betrachtet man neben dem kurzfristigen Betrieb im Tagesbereich, auch die Gesamtnutzungszeit über mehrere Jahre, so ist der **lebensdaueroptimierende Betrieb** der Lithium-Ionen-

Batterie ein wichtiges Ziel der Betriebsführung. In Abhängigkeit des Anwendungsfalls ergibt sich für die Batterie innerhalb der betrachteten Lebensdauer ein Soll-Alterungsverlauf, der aus ökonomischer und ökologischer Sicht optimal ist.

Die **Maximierung der Systemeffizienz** führt zu einem verlustoptimalen Betrieb des PV-Batteriespeichersystems. Die Wandlungsverluste des Stromrichters und die auftretenden Verluste beim Be- und Entladen der Lithium-Ionen-Batterie können durch eine geeignete Wahl der Lade- bzw. Entladeleistung minimiert und somit die Gesamteffizienz maximiert werden.

Ein weiteres Ziel der Betriebsführung ist die **Minimierung der Stromkosten**. Diese sind je nach betrachtetem Anwendungsfall vom vorliegenden Tarifmodell sowie den gesetzlichen Rahmenbedingungen für die Einspeisung der Solarenergie abhängig. Es existieren Modelle auf Basis konstanter und variabler Strompreise, sowie die Unterteilung in Leistungs- und Arbeitspreis.

## 3.2 Regelbasierte Betriebsführungsverfahren

Regelbasierte Betriebsführungsverfahren bestimmen auf Basis der Kenntnis des aktuellen Systemzustands eine Strategie für die Leistungsflussaufteilung in Form von Regeln. Dies können beispielsweise eine Lookup-Tabelle oder Wenn-Dann-Anweisungen sein.

### 3.2.1 Betriebsführungsverfahren zur Reduzierung der Abregelverluste

Eine einfache Möglichkeit, die auftretenden Einspeiseleistungsspitzen zu reduzieren, stellt das **zeitverzögerte Laden** dar. Grundidee des Ansatzes ist, die Batterie nur in einem festgelegten Zeitfenster, zum Beispiel in der Zeit von 10 Uhr bis 14 Uhr, zu laden. PV-Überschüsse werden während des Zeitfensters in der Batterie gespeichert. Dadurch können auch ohne PV- und Verbraucherprognosen Abregelverluste reduziert werden. Nachteilig ist, dass ein maximaler Selbstversorgungsgrad nicht vorliegt. Ist die überschüssige Energiemenge im definierten Zeitfenster zu gering, wird die Batterie nicht vollgeladen. Die Batterieentladung erfolgt identisch zur prioritätsbasierten Betriebsführung. Binder et al. [62] demonstrieren die Funktionsweise des Verfahrens für zwei Szenarien, zwei Einspeisegrenzen und vier Ansätze zur Ermittlung des Start- und Endzeitpunkts für die Batterieladung. Im Vergleich zur prioritätsbasierten Betriebsführung lassen sich die Abregelverluste ohne nennenswerte Beeinträchtigung des Selbstversorgungsgrades reduzieren.

Eine weitere Möglichkeit auftretende Einspeiseleistungsspitzen ohne PV- und Verbraucherprognosen zu reduzieren, stellen Zeh et al. [63] vor. Die Batterie wird über den Tag verteilt mit einer **konstanten Leistung** geladen. Um die maximale Energiemenge für den nächsten Tag bereitzustellen, erfolgt in der Zeit zwischen Sonnenuntergang und Sonnenaufgang die



Entladung der Batterie bis zur unteren Ladezustandsgrenze mit konstanter Leistung. In den Sommermonaten führt dies häufig zur aktiven Entladung der Batterie in das Netz.

Das in dieser Arbeit als **Peak Shaving** bezeichnete Verfahren, welches in der Literatur auch als „prognosebasierte Batterieladung“ zu finden ist, beschreibt einen Ansatz zur Reduzierung der Abregelverluste. Die Grundidee besteht darin, die in der Mittagszeit auftretenden Leistungsspitzen in die Batterie zu laden und somit auf eine Abregelung zu verzichten. Die Funktionsweise lässt sich wie folgt beschreiben. Auf Basis von PV- und Verbraucherprognose wird unter der Nutzung eines Modells für den nächsten Tag ein Wert der Netzeinspeiseleistung ermittelt, sodass die Batterie zum Sonnenuntergang vollgeladen ist und die Netzeinspeiseleistung ein Minimum annimmt. Die ermittelte Netzeinspeiseleistung dient als Schwellwert für die Batterieladung. Erst wenn die PV-Überschüsse größer als der Schwellwert sind, wird die Batterie geladen. Für die Ermittlung des Schwellwerts existieren zwei gängige Varianten. Eine Möglichkeit stellt die iterative Simulation des Folgetages und Erhöhung des Schwellwerts dar. Der Schwellwert wird so lange erhöht, bis der Ladezustand der Batterie am Tagesende das mögliche Maximum einnimmt. Die zweite Möglichkeit besteht darin, das Problem als lineares Programm zu formulieren. Auf die Beschreibung der Variante wird in Abschnitt 3.3.1 eingegangen. Neben der Vermeidung von Abregelverlusten erfolgt bei der Formulierung des Problems als lineares Programm auch die Berücksichtigung zeitvariabler Strompreise. Da PV- und Verbraucherprognose, aber auch das Simulationsmodell mit Unsicherheiten behaftet sind, weicht der im Modell ermittelte Ladezustand vom tatsächlich eingetretenen Ladezustand ab. Dies führt entweder zu einer noch vor Sonnenuntergang vollständig geladenen Batterie, oder der maximale Ladezustand wird bis Sonnenuntergang nicht erreicht. Um den Einfluss von Modell- und Prognosefehlern zu minimieren, erfolgt eine fortwährende Adaption der Prognose und eine Neuberechnung des Schwellwerts in einem festgelegten Zeitintervall. Die Klassifikation des Peak Shavings stellt einen Grenzfall dar, da es sich sowohl in die regelbasierten als auch in die optimierungsbasierten Betriebsführungsverfahren einordnen lässt.

Moshövel et al. [64] beschreiben einen Ansatz, der ebenfalls auf der Verwendung eines Schwellwerts basiert. Die Referenz zur Änderung des Schwellwerts stellt der Batterieladezustand, welcher in Abhängigkeit der PV- und Verbraucherprognose ermittelt wird, dar. Befindet sich der aktuelle Ladezustand unter dem Referenzwert, erfolgt eine Absenkung des Schwellwerts. Folglich wird die Batterie schon eher geladen und der Ladezustand steigt. Im Falle eines zu hohen Ladezustands wird der Schwellwert erhöht. Sollte die Prognose eine Batterieladung von weniger als 30 % vorhersagen, wird für den nächsten Tag die komplette PV-Leistung in die Batterie geladen. Der Regler zur Anpassung des Schwellwerts basiert auf einem klassischen PI-Regler. Für das ausgewählte Beispiel können die Abregelverluste von 6,5 % auf 2,1 % reduziert werden.

Litjens et al. [65] analysieren den Einfluss der Prognose bezüglich der Qualität der Betriebsführung für 48 Haushalte und 42 gewerbliche Betriebe. Für die Analyse wird eine modellprädiktive Betriebsführung, die dem Prinzip des schwellwertbasierten Verfahrens gleicht, verwendet. Ziel ist es, die Abregelverluste zu minimieren, ohne den Selbstversorgungsgrad und die Eigenverbrauchsquote zu beeinträchtigen. Die Ergebnisse der Untersuchung zeigen, dass sich wetterberichts-basierte Ansätze der PV-Prognose und auf historischen Messdaten basierte Mittelwertansätze zur Vorhersage des Verbraucherverhaltens für die Betriebsführung eines PV-Batteriespeichersystems eignen.

Angenendt et al. [66] stellen einen Betriebsführungsansatz vor, der neben der Minimierung der Abregelverluste einen lebensdaueroptimierenden Batterieeinsatz gewährleistet. Ziel ist es, nur so viel Energie in der Batterie zu speichern, wie in der folgenden Nacht benötigt wird. Dies vermeidet unnötig hohe Ladezustände und führt somit zur höheren Lebensdauer. Für ein konkretes Beispiel wird gezeigt, dass die Batterielebensdauer um fünf Jahre verlängert werden kann, im Vergleich zur prioritätsbasierten Betriebsführung.

Zusätzlich zur Eigenverbrauchsoptimierung minimiert das Betriebsführungsverfahren des **Doppel-Peak Shavings** neben den Abregelverlusten von Solarenergie auf der Einspeiseseite auch die auftretenden Leistungsspitzen auf der Netzbezugsseite. Im Rahmen einer betreuten Diplomarbeit wurde das Verfahren implementiert und für verschiedene Anwendungsfälle getestet [67]. Auf Grund der Ladung der Batterie aus dem Netz stellt sich ein geringerer Selbstversorgungsgrad ein. Jedoch lässt sich die maximale Netzbezugsleistung im Vergleich zum prioritätsbasierten Verfahren um ein Drittel reduzieren. Weiterer Forschungsbedarf besteht in der Kompensation von Prognose- und Modellunsicherheiten, welche sich im Entladefall bei niedrigen Ladezuständen kritisch auswirken und innerhalb des Neuoptimierungsintervalls auftreten. Die wirtschaftliche Analyse zeigt, dass die erzielten Gewinne sehr stark von den aktuellen Tarifen für Arbeits- und Leistungspreis sowie der Einspeisevergütung abhängen.

### 3.2.2 Prioritätsbasiertes Betriebsführungsverfahren

Die prioritätsbasierte Betriebsführung maximiert den Selbstversorgungsgrad. Die Funktionsweise basiert auf einfachen Regeln und lässt sich wie folgt beschreiben. Übersteigt die PV-Leistung den Verbrauch, wird die Batterie mit diesem Überschuss geladen. Sobald die Batterie vollgeladen ist, wird der gesamte PV-Ertrag ins Netz eingespeist oder bei Überschreitung der maximalen Netzeinspeiseleistung abgeregelt. Ist der Verbrauch höher als der PV-Ertrag und der untere Ladezustand noch nicht erreicht, wird diese Differenz aus der Batterie gedeckt. Der Vorteil dieser Strategie liegt in der sehr einfachen programmiertechnischen Umsetzung. Nachteilig ist, dass lediglich der Selbstversorgungsgrad maximiert wird. Abregelverluste, Batterielebensdauer und Netzbezugsleistung bleiben unberücksichtigt [68].

Nge et al. [69] analysieren die Effizienz eines PV-Batteriespeichersystems im Hausbereich unter Verwendung der prioritätsbasierten Betriebsführung. Dazu werden die Pfade der Batterieladung über die PV-Anlage, der direkten Netzeinspeisung und der Batterieentladung betrachtet. Die Modellierung der Komponenten erfolgt auf Basis leistungsabhängiger Kennlinien. Riffonneau et al. [70] entwickeln einen deterministischen Ansatz mit dem Ziel der Minimierung der Stromkosten unter Berücksichtigung der aktuellen PV- und Verbraucherleistung, variabler Strompreise und eines Einspeisetarifs, um einen Vergleich für eine optimierungsbasierte Betriebsführung zu erhalten. Park et al. [71] stellen ein zweistufiges prioritätsbasiertes Betriebsführungsverfahren zur Minimierung der Stromkosten eines Einfamilienhauses unter Berücksichtigung der Komponentenverluste und variabler Strompreise vor.

### 3.3 Optimierungsbasierte Betriebsführungsverfahren

Um für ein PV-Batteriespeichersystem die Betriebsführung auf Basis eines Optimierungsverfahrens zu realisieren, ist es notwendig, das vorliegende Problem in Form eines mathematischen Modells zu beschreiben. Einen Einfluss auf die Art der Modellierung und die Auswahl eines geeigneten Lösungsverfahrens besitzen:

- die Gestalt der Zielfunktion (Anzahl Kriterien, linear oder nichtlinear, stetig oder unstetig)
- der Detaillierungsgrad der Modelle (z.B. Kennfeld, Ersatzschaltbild, analytische Gleichungen)
- die zur Verfügung stehenden Eingangsinformationen (z.B. PV- und Verbraucherverhalten, Strompreise und Vergütungen in Abhängigkeit der Tageszeit)
- der Umgang mit Unsicherheiten (Prognosefehler, Modellfehler)
- die Wahl des Prädiktionshorizonts und die zeitliche Auflösung des Neuoptimierungsintervalls

In der Literatur existieren für die optimierte Betriebsführung von PV-Batteriespeichersystemen eine Reihe von Lösungsverfahren, die in Anlehnung an [72] klassifiziert werden können. Diese unterteilen sich in exakte Verfahren, welche ein Optimum garantieren, sowie heuristische und metaheuristische Verfahren, die eine gute Näherung liefern (vgl. Abbildung 12).

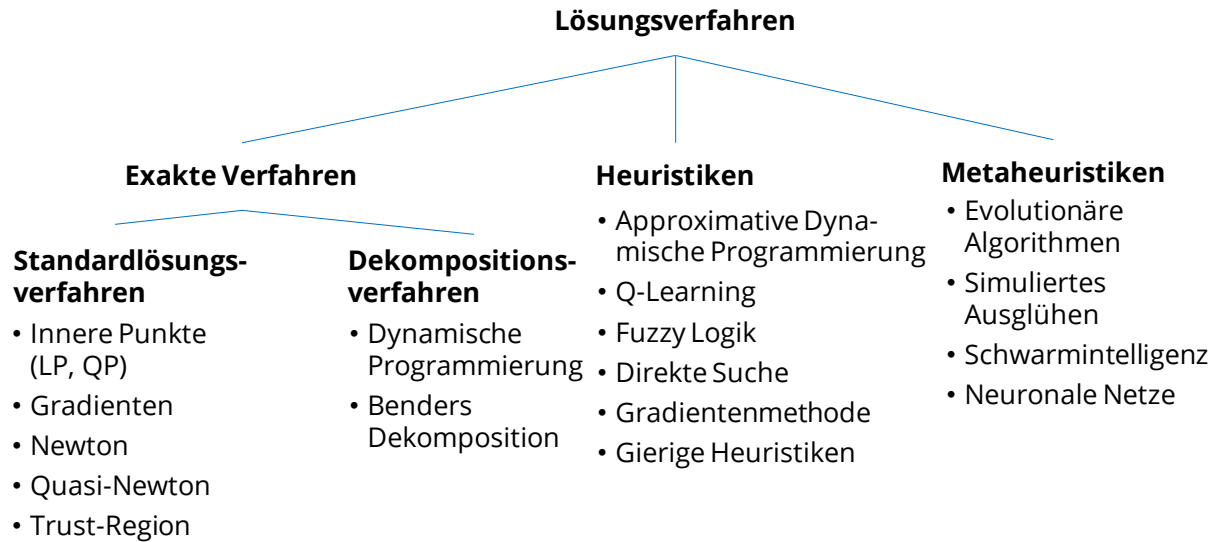


Abbildung 12: Übersicht der Lösungsverfahren für Optimierungsprobleme auf Basis von [72]

Im Rahmen dieser Arbeit wird schwerpunktmäßig auf die Dynamische Programmierung eingegangen. Detaillierte Informationen zu den jeweiligen Verfahren findet man in [73,74].

### 3.3.1 Standardlösungsverfahren

Die Betriebsführungsaufgabe eines PV-Batteriespeichersystems kann anhand eines linearen Programms beschrieben und mit Hilfe von Standardverfahren gelöst werden. Dürfen einzelne Zustandsgrößen nur ganze Zahlen als Werte annehmen, bezeichnet man dies als gemischt ganzzahlige Programmierung. Die Modellierung des PV-Speichersystems erfolgt über einfache lineare mathematische Gleichungen. Leistungsabhängige Wirkungsgradkennlinien und das nichtlineare Verlustverhalten der Batterie können nicht abgebildet werden. Weiterhin ist die Erfassung nichtlinearer Zielfunktionsanteile, wie eine quadratische Bestrafung von Ladezuständen oder auftretenden Leistungswerten, nicht möglich. Die zur Lösung eingesetzten Standardverfahren können nur verwendet werden, wenn der Lösungsraum und das Gütegebirge der Zielfunktion eine konvexe Form annehmen und somit nur ein globales Optimum vorliegt. Treten mehrere Optima auf, so besteht die Gefahr, dass in Abhängigkeit der gewählten Startwerte nur ein lokales Optimum ermittelt wird. Die Berücksichtigung von Nichtlinearitäten, schaltendem Verhalten und Unstetigkeitsstellen ist aufwendig. Zudem nimmt die Komplexität des Optimierungsproblems schnell zu. Nachfolgend werden Beispiele aus der Literatur vorgestellt. Anwendung findet die lineare Programmierung zur Stromkostenoptimierung unter Berücksichtigung zeitvariabler Preise und zur Minimierung von Abregelverlusten.

Nottrott et al. [75] optimieren den Batterieeinsatz auf Basis der linearen Programmierung in Kombination mit der modellprädiktiven Regelung. Die betrachtete Systemgröße liegt im Megawattstundenbereich. Es wird lediglich die Kostenersparnis einer Jahressimulation für verschiedene Speichergrößen im Vergleich zur prioritätsbasierten Betriebsführung angegeben. Die Lösung des Linearen Programm erfolgt unter Verwendung der MATLAB-Optimization-Toolbox.

Im Vergleich zur prioritätsbasierten Betriebsführung lassen sich nach Bergner et al. [76] die Abregelverluste für das betrachtete Szenario von 4,0 % auf unter 1,8 % bei einer Einspeisegrenze von 60 % der maximalen PV-Wechselrichterleistung reduzieren. Der Selbstversorgungsgrad verschlechtert sich nur um 0,1 %.

Raoufat et al. [77] stellen ein optimales Energiemanagement vor, das auf Basis der linearen Programmierung in Kombination mit der modellprädiktiven Regelung die Stromkosten und die Abregelverluste minimiert. Demonstriert wird das Verfahren anhand der Fallbeispiele Supermarkt, Krankenhaus und Theater. Zur Lösung des Optimierungsproblems findet der „GNU Linear Programming Kit-Solver“ Anwendung.

Riesen et al. [78] präsentieren einen Betriebsführungsansatz zur Optimierung des Eigenverbrauchs und zur Minimierung der Abregelverluste auf Basis der linearen Programmierung. Analysiert werden der Einfluss der Simulationszeit, die Größe des Speichers, auftretende Abregelverluste und der Selbstversorgungsgrad in Abhängigkeit der Einspeisegrenze. Zur Lösung wird die MATLAB-Optimization-Toolbox verwendet.

Perez et al. [79] stellen einen modellprädiktiven Ansatz zur Optimierung des Gewinns für einen PV-Park mit Großbatterie (500 kW) vor. Das Ziel ist es, den für den nächsten Tag vorhergesagten PV-Leistungsverlauf einzuhalten. Die Beschreibung des Problems erfolgt als lineares Programm. Zur Lösung wird ein Standardverfahren aus der MATLAB-Optimization-Toolbox verwendet. Die Demonstration des Verfahrens findet anhand zweier ausgewählter Tage (Großbatterie und Mittelspannungsebene) für verschiedene Prognosen statt. Für die zu hohe, überschätzte Prognose fallen die Gesamtkosten um 4,4 % höher und für die unterschätzte Prognose um 2,4 % höher im Vergleich zur prioritätsbasierten Betriebsführung aus.

Sechilariu et al. [80] stellen ein zweistufiges Betriebsführungsverfahren, bestehend aus einer Energiemanagement- und einer Ausführungsebene, vor. Das vorliegende Problem wird als gemischt ganzzahliges lineares Programm formuliert und mit einem Standardsolver (CPLEX) gelöst. Besonderheiten sind die Berücksichtigung zeitvariabler Tarife und die Begrenzung der Netzeinspeise- und Netzbezugsleistung. Für einen ausgewählten Tag können die Stromkosten im Vergleich zur prioritätsbasierten Betriebsführung von 0,22 € auf 0,03 € reduziert werden.

Tziovani et al. [81] stellen ein Betriebsführungsverfahren zur Minimierung der Stromkosten eines DC-gekoppelten PV-Batteriespeichersystems auf Basis der gemischt ganzzahligen Programmierung vor. Neben der Berücksichtigung zeitvariabler Kosten wird die Leistungskennlinie des Batteriewechselrichters durch vier diskrete Zustände in die Zielfunktion integriert. Die Lösung erfolgt unter Verwendung einer kommerziellen Lösungssoftware (GUROBI). Zwei Fallbeispiele zeigen, dass die Stromkosten unter Verwendung eines Speichers um 23,4 % und um 16,6 % reduziert werden können.

### 3.3.2 Heuristiken und Metaheuristiken

Heuristische Verfahren bezeichnet man als „Vorgehensweisen zur Ermittlung guter zulässiger Lösungen von Optimierungsmodellen, mit Hilfe derer man reale Entscheidungsprobleme mathematisch abbilden kann.“ [82]. Zur Lösung des Optimierungsproblems werden definierte Regeln angewendet, die zu hinreichend guten Lösungen in vertretbarer Berechnungszeit führen. Heuristische Verfahren kommen häufig bei komplexen Problemstellungen, in denen deterministische Optimierungsverfahren keine Lösung in annehmbarer Rechenzeit liefern, zum Einsatz. Weiterhin werden sie eingesetzt, um eine mögliche Startlösung für Optimierungsverfahren, sogenannte Eröffnungsverfahren, zu generieren. Bei der Verwendung von Heuristiken kann nicht garantiert werden, dass die optimale Lösung gefunden wird. Jedoch besteht die Möglichkeit eine Worst-Case-Analyse durchzuführen. [83]

Im Vergleich zu heuristischen Verfahren sind Metaheuristiken nicht auf eine bestimmte Klasse von Problemen beschränkt. Sie werden vorwiegend eingesetzt, um nicht in lokalen Optima zu verweilen, sondern diese durch Nutzung zufälliger Elemente wieder zu verlassen. Dies soll gewährleisten, dass ein breites Spektrum der in Frage kommenden Lösungsmöglichkeiten betrachtet wird. Neben evolutionären Algorithmen zählen das simulierte Ausglücken, die Schwarmintelligenz und neuronale Netze zu dieser Kategorie. Fuzzy-Logik-Ansätze [84] und Schwarmintelligenz [85] werden für die Umsetzung der Betriebsführungsaufgabe selten verwendet und bilden für reine PV-Batteriespeichersysteme zur erweiterten Eigenverbrauchsoptimierung die Ausnahme. Die Vorteile der Ansätze kommen erst mit größer werdender Problemdimension zum Tragen. Diese sind das Finden einer nahe am Optimum gelegenen Lösung in deutlich kürzerer Zeit. [83]

### 3.3.3 Dynamische Programmierung

Die Betriebsführungsaufgabe eines PV-Batteriespeichersystems kann als mehrstufiger Entscheidungsprozess betrachtet werden. Die Lösung der mathematisch formulierten Betriebsführungsziele erfolgt auf Basis gängiger Methoden der Optimalsteuerungstheorie. Für den zeitdiskreten Fall lässt sich das Systemverhalten formal durch den Systemzustand  $x[k]$  und die Steuervariable  $u[k]$  in einer Übergangsfunktion beschreiben:

$$x[k + 1] = f(x[k], u[k]) \quad (2)$$

Die Zeitschritte des diskreten Systems werden anhand des Index  $k$  charakterisiert. Die Strategie  $\pi = \{u[0], u[1], \dots, u[N - 1]\}$  bezeichnet ein Regelgesetz, das die Kosten  $g(x[k], u[k])$  verursacht, wenn die Entscheidung  $u$  im Zustand  $x$  gewählt wird. Die Gesamtkosten  $J$  berechnen sich nach Anwendung der Strategie  $\pi$ . Ziel ist es nun, das Gütefunktional  $J$  über den Betrachtungszeitraum  $N$  durch die optimale Entscheidungsfolge  $\pi_{opt}$  zu minimieren. Die Kostenfunktion  $g$  beschreibt dabei die Übergangskosten, um von Zustand  $x[k]$  in den Zustand  $x[k+1]$  zu gelangen.

$$J = g(x[N]) + \sum_{k=0}^{N-1} g(x[k], u[k], k) \quad (3)$$

Zur Lösung dynamischer Optimierungsaufgaben kommen die Variationsrechnung, basierend auf dem Maximumprinzip von Pontrjagin [86] und die Dynamische Programmierung von Bellman [87] zum Einsatz. Bei der klassischen Variationsrechnung erfolgt die analytische Berechnung der optimalen Trajektorie auf Basis eines Randwertproblems. Nachteilig bei der Verwendung der Variationsrechnung ist, dass keine Restriktionen an die Steuervariable  $u$  vorgegeben werden können. Im Vergleich dazu liefert der Ansatz der Dynamischen Programmierung keine Steuerfunktion, sondern eine Entscheidung für jeden Zeitschritt  $k$ . Grundlage des Verfahrens der Dynamischen Programmierung stellt das von Bellman verfasste Optimalitätsprinzip dar:

*„An optimal policy has the property that whatever the initial state and initial decision are, the remaining decisions must constitute an optimal policy with regard to the state resulting from the first decision.“*

Verdeutlichen lässt sich dieses anhand von Abbildung 13. Dargestellt ist ein mehrstufiger Entscheidungsprozess.

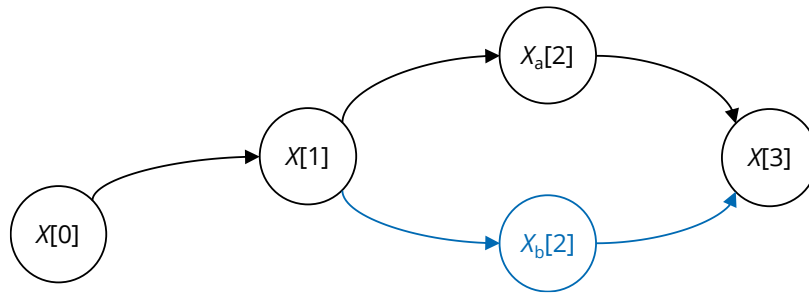


Abbildung 13: Beispiel zur Beschreibung des Optimalitätsprinzips von Bellman nach [87]

Das Optimalitätsprinzip besagt, dass der Pfad von  $x[0]$  zu  $x[3]$  nur dann optimal sein kann, wenn auch die Zwischenstationen  $x[1]$  und  $x_a[2]$  optimal sind. Wenn es einen Alternativpfad über  $x_b[2]$  geben würde, dessen Übergangskosten einen geringeren Wert annehmen, dann handelt es sich im schwarz dargestellten Pfad von  $x[0]$  zu  $x[3]$  nicht um die optimale Strategie.

Im Vergleich zum Probieren aller möglichen Zustandsübergänge nutzt die Dynamische Programmierung die Speicherung von Zwischenergebnissen. Die Lösung des Problems erfolgt rekursiv. Der Aufwand der Neuberechnung wird durch die Zwischenspeicherung reduziert. Vorteil des Verfahrens ist, dass es sich beim Ergebnis in Abhängigkeit der gewählten Diskretisierung um das globale Optimum der formulierten Problemstellung handelt. Zur Ermittlung der optimalen Trajektorie ist kein spezieller Solver notwendig. Da es sich weiterhin um ein deterministisches Verfahren handelt, steht bereits zu Beginn der Optimierung fest, wie viele Berechnungsschritte notwendig sind. Bezüglich der Restriktionen gibt es bei diesem Verfahren keine Einschränkungen. Nachteilig ist, dass das Ergebnis erst am Ende der Optimierung vorliegt. Weiterhin steigt die Anzahl der Berechnungsschritte mit zunehmender Anzahl der betrachteten Systemzustände progressiv an. Daher wird die deterministische Dynamische Programmierung für Problemstellungen mit einer kleinen Anzahl an Zuständen verwendet.

Zur formalen Darstellung der Dynamischen Programmierung wird die Bellmannsche Rekursionsgleichung herangezogen. Diese beschreibt die Lösung des mehrstufigen Entscheidungsprozesses der Rückwärtsiteration, vom Endzustand  $x[N]$  bis zum Anfangszustand  $x[0]$ .

$$J[k](x[k], u[k]) = \min_{u \in U} \{g(x[k], u[k]) + J[k+1](x[k+1])\} \quad (4)$$

Die Bestimmung der optimalen Restkosten für jeden Zustand erfolgt unter Berücksichtigung der Übergangskosten  $g$ , welche durch die Wahl der Steuergröße  $u[k]$  entstehen, und der optimalen Restkosten des Folgezustands  $x[k+1]$ .



Die Methodik kann als Vorwärts- und Rückwärtsiteration implementiert werden. Vorteile für die Rückwärtsiteration ergeben sich nur, wenn der Endzustand der Optimierungsaufgabe einem festen Zeitpunkt zugeordnet ist. Falls sich die einmalig berechneten Übergangskosten nicht ändern, besteht die Möglichkeit, die bereits ermittelte Steuertrajektorie für die folgenden Zeitschritte zu verwenden. Im vorliegenden Anwendungsfall wird jedoch der Prädiktionshorizont und somit auch die Länge des betrachteten Optimierungsintervalls konstant gehalten. Der Endzeitpunkt verschiebt sich zu jedem Zeitschritt um das Optimierungsintervall. Vorwärts- und Rückwärtsiteration liefern für diesen Anwendungsfall identische Ergebnisse.

Die Funktionsweise der Dynamischen Programmierung wird an einem einfachen Beispiel erläutert. Abbildung 14 zeigt einen sehr grob diskretisierten Ladezustandsverlauf für vier Zeitschritte.

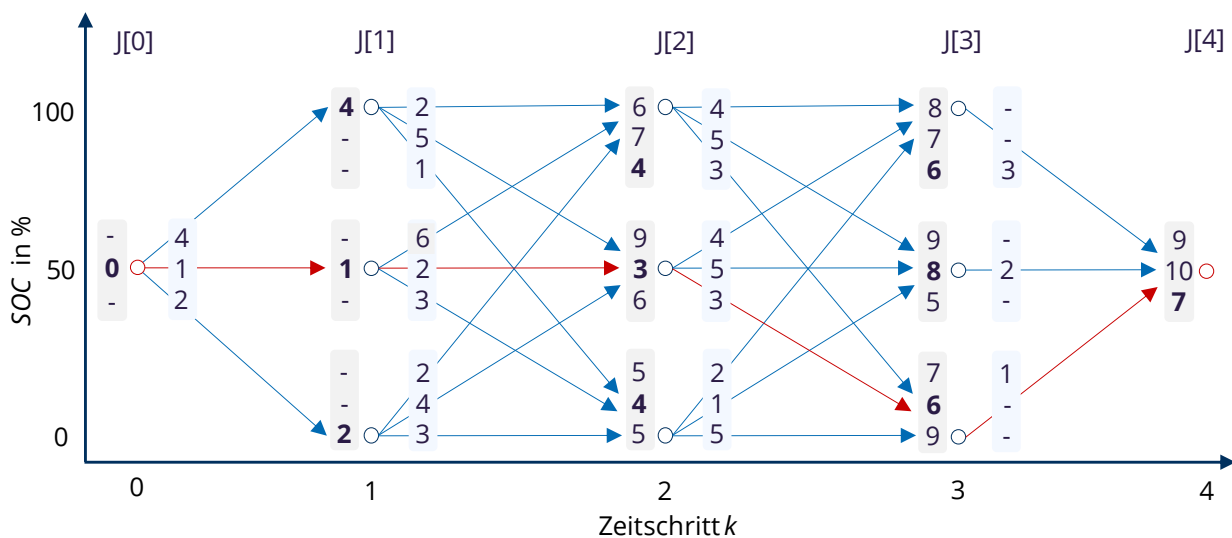


Abbildung 14: Zustandsgraph zur Beschreibung der Funktionsweise der Dynamischen Programmierung

Für jeden Ladezustandswechsel entstehen die blau hinterlegten Übergangskosten. Die Gesamtkosten zum jeweiligen Zeitpunkt sind grau hinterlegt. Ziel ist es, den Ladezustandsverlauf zu finden, welcher die minimalen Kosten verursacht. Bei der implementierten Vorwärtsiteration erfolgt die Lösung des Problems in Zeitrichtung. Die Kosten für jeden erreichbaren Ladezustand (0 %, 50 % und 100 %) im Zeitschritt eins ergeben sich aus den Initialkosten  $J[0]$  und den Übergangskosten  $g[1]$ . Da für die Zustandswechsel zum Zeitpunkt eins nur jeweils ein Pfad existiert, können die minimalen Kosten direkt übernommen werden. Um die Ladezustände im zweiten Zeitschritt zu erreichen, gibt es je drei Möglichkeiten. Zum Erreichen des Zustands  $SOC = 100\%$  entstehen die minimalen Kosten in Höhe von vier bei einem Wechsel ausgehend von  $SOC = 0\%$ . Um in den Zustand  $SOC = 50\%$  zu gelangen, werden die minimalen Kosten in Höhe von drei verursacht. Um im Zeitschritt zwei einen  $SOC = 0\%$  zu erreichen,

entstehen die geringsten Kosten, wenn man von  $SOC = 50\%$  wechselt. Das Prinzip der Kostenberechnung und Speicherung des Minimums in jedem Zeitschritt für jeden möglichen Zustand wird bis zum vorgegebenen Ladezustandsendwert durchgeführt. Für das Beispiel nehmen die minimalen Gesamtkosten einen Wert von sieben an. Der optimale Ladezustandsverlauf ist in Abbildung 14 rot hinterlegt.

Das Prinzip der Dynamischen Programmierung findet im Bereich der Ermittlung optimaler Ladezustands- und Leistungsverläufe von PV-Batteriespeichersystemen im Bereich der Tagesoptimierung häufig Anwendung. Nachfolgend werden ausgewählte Implementierungen aus der Literatur erläutert. Der Fokus liegt auf der Beschreibung der Zielfunktion, von Besonderheiten, Vor- und Nachteilen sowie der Vorstellung erzielter Ergebnisse.

Hafiz et al. [88] entwickeln eine Betriebsführung zur Minimierung der Betriebskosten. Diese setzen sich aus den Netzbezugskosten und der Einspeisevergütung zusammen. Die Kostenanalyse auf Basis der Kapitalwertmethode unter Berücksichtigung der Investitionskosten zeigt, dass der Gewinn im Vergleich zu einer prioritätsbasierten Betriebsführung bei einer Batteriegröße von 5 kWh um 30 % erhöht werden kann. Weiterhin besitzt die Betriebsführung einen Einfluss auf die optimale Batteriegröße. Mit der Betriebsführung auf Basis der Dynamischen Programmierung lässt sich tendenziell mit größerer Speicherkapazität ein höherer Gewinn erzielen.

Kwan und Maly [89] präsentieren eine Betriebsführung zur Optimierung der Stromkosten. Die Besonderheit des Ansatzes liegt in der dynamischen Ladezustandsdiskretisierung. Das Zustandsgitter wird zur Initialisierung sehr grob gewählt und während der Laufzeit iterativ verfeinert, bis die Differenz zweier Zustandsübergangswerte kleiner als ein definiertes Abbruchkriterium ist. Die Zielfunktion berücksichtigt zeitvariable Stromtarife.

An und Quoc-Tuan [90] stellen ein Verfahren zur Optimierung der Stromkosten unter Verwendung zeitvariabler Stromtarife vor. Die Besonderheit stellt die Berücksichtigung der Batteriealterung über die Batterierecyclingkosten dar. Diese beschreiben die Alterung in linearer Abhängigkeit der erbrachten Vollzyklen. Die Auswertung erfolgt für einen Beispieltag. Im Vergleich zur prioritätsbasierten Betriebsführung können Stromkosten von 69,0 \$ auf 39,6 \$ reduziert werden.

Ranaweera und Midtgård [91] entwickeln ein mehrstufiges Betriebsführungsverfahren, das die Stromkosten und die maximale Netzeinspeiseleistung minimiert. Die Energiemanagementebene optimiert auf Basis von PV- und Verbraucherprognose den Energiefluss für den folgenden Tag. Das unterlagerte Leistungsmanagement regelt die vorgegebenen Leistungswerte in Echtzeit. Die Zielfunktion berücksichtigt neben dem zeitvariablen Stromtarife und der Netzeinspeisebegrenzung einen Term zur Batteriealterung. Sowohl kalendarische als

auch zyklische Alterung gehen in die Zielfunktion ein. Die Funktionsweise des Verfahrens wird zunächst für drei verschiedene Szenarien anhand eines Beispieltages demonstriert.

Patil und Sharma [92] stellen einen Betriebsführungsansatz zur Optimierung der Stromkosten vor. Die Besonderheit dieses Ansatzes ist die Berücksichtigung zeitvariabler Stromtarife. Die Ergebnisse werden für einen sonnigen und einen bewölkten Beispieltag präsentiert.

Rigo-Mariani et al. [93] präsentieren ein Betriebsführungsverfahren zur Optimierung der Stromkosten für zeitvariable Tarife. Zudem analysieren die Autoren den Einfluss der Ladezustandsdiskretisierung auf die benötigte Rechenzeit und die Ladezustandstrajektorie der Ergebnisse.

Keerthisinghe et al. [94] entwickeln ein zweistufiges Betriebsführungsverfahren, mit dem Ziel die Betriebskosten zu minimieren. Die obere Ebene optimiert den Speichereinsatz über den Zeitraum einer Woche unter Verwendung der ganzzahlig gemischten Programmierung. Die Tagesoptimierung erfolgt dann mit der Dynamischen Programmierung unter Berücksichtigung zeitvariabler Tarife und Wirkungsgradkennlinien für die Leistungselektronik und den Speicher. Für einen Beispieltag können die Betriebskosten von 11,3 \$ auf 9,3 \$ im Vergleich zur Nutzung eines prioritätsbasierten Verfahrens reduziert werden.

Jeddi et al. [95] stellen ein Verfahren zur optimalen Leistungsflussaufteilung vor. Ziel ist die Reduzierung der Stromkosten unter Berücksichtigung der Batteriealterung. Diese wird als Zielfunktionsterm durch den Ansatz der gewichteten Vollzyklen integriert. Für drei Beispielhaushalte zeigt die Tagesanalyse, dass sich ein Speicher nur bei einer geringen Einspeiservergütung lohnt. Die Energiebezugskosten wurden für jedes der betrachteten Beispiele um bis zu 15 % im Vergleich zu einem System ohne Speicher reduziert.

Ziel des von Riffonneau et al. [96] vorgestellten Ansatzes ist es, die anfallenden Stromkosten unter Berücksichtigung einer maximalen Netzeinspeiseleistung zu minimieren. Weiterhin beinhaltet die Zielfunktion einen Term Batterieaustauschkosten, der die Batteriealterung linear zum Ladungsdurchsatz und einem Alterungskoeffizienten berücksichtigt. Die Analyse des Ansatzes erfolgt lediglich anhand eines Tagesverlaufs und wird mit einem prioritätsbasierten Ansatz verglichen. Die Stromkosten können um ca. 13 % gesenkt werden. Auswirkungen der Batteriealterung werden nicht betrachtet.

Li et al. [97] präsentieren ein Betriebsführungsverfahren zur Minimierung der Betriebskosten unter Berücksichtigung der Batteriealterung. Die Besonderheit des Ansatzes liegt in der Linearisierung der Zustandsübergangslösungen. Dieser als „fast dynamic programming“ bezeichnete Ansatz reduziert die Rechenzeit um 98 %. Weiterhin wird die Alterung zwar in Form

einer Gleichung in der Zielfunktion berücksichtigt, die Analyse des Einflusses bleibt jedoch offen. Lediglich Leistungs- und Ladezustandsverläufe ausgewählter Tage werden analysiert.

### **Weitere Beispiele der Dynamischen Programmierung zur Betriebsführung**

Grillo et al. [98] maximieren den Gewinn an verkauftem Strom eines Wind-Batteriespeichersystems. Zhang und Li [99] beschreiben die Betriebsführung auf Basis eines zweistufigen Ansatzes unter Verwendung der Dynamischen Programmierung. Im ersten Schritt wird für die nächsten 24 Stunden eine grobe Ladezustandstrajektorie erstellt. Danach erfolgt eine unterlagerte Optimierung des Ladezustands für die kommenden drei Stunden.

Neben der Berechnung einer optimalen Leistungsflussaufteilung für Einspeichersysteme wird die Dynamische Programmierung auch in autarken Hybridspeichersystemen zur Betriebsführung eingesetzt. Sheng et al. [100] entwickeln für ein PV-Batteriespeichersystem in Kombination mit einem Dieselgenerator eine Betriebsführung auf Basis der Dynamischen Programmierung. Im Gegensatz zu netzgekoppelten Systemen ist die maximale Bezugsleistung durch die Dieselgeneratorleistung begrenzt und wird als Randbedingung berücksichtigt. Rossi et al. [101] stellen ein zweistufiges Betriebsführungsverfahren für ein Hybridspeichersystem, bestehend aus einer Blei-Säure- und einer Lithium-Ionen-Batterie, vor. Ziele der Betriebsführung sind die Maximierung der Batterielebensdauer und die Minimierung der anfallenden Stromkosten. Die obere Ebene plant offline den Einsatz der Blei-Säure-Batterie für die nächsten Tage. Die untere Echtzeitebene kompensiert Prognose- und Modellfehler durch den Einsatz der Lithium-Ionen-Batterie. Für ein Zweiwochenbeispiel liefert der Ansatz im Vergleich zur doppelten Hysterese eine Preisreduktion von über 50 %. Wang et al. [102] präsentieren eine Betriebsführung für ein netzgekoppeltes PV-Speichersystem für die Hybridisierung einer Lithium-Ionen-Batterie und einer Blei-Säure-Batterie. Ziel ist es, die zeitabhängigen Stromkosten zu minimieren. Tischer und Verbic [103] entwickeln für ein System, bestehend aus PV-Anlage, Lithium-Ionen-Batterie, Elektrofahrzeug und Brennstoffzelle, eine Betriebsführung auf Basis der Dynamischen Programmierung. Ziel ist es, die Stromkosten zu minimieren. Berücksichtigt wird auch die Verfügbarkeit des Elektrofahrzeugs als zusätzlicher Stromspeicher. Kneiske und Braun [104] stellen für die Optimierung eines PV-Batteriespeichersystems in Kombination mit einem gasbetriebenen Verbrennungsmotor ein zweistufiges Betriebsführungsverfahren vor. Die Optimierungsebene arbeitet modellprädiktiv im Zehnminutentakt und optimiert den Gasbezug, die Stromkosten und die Abregelverluste. Die unterlagerte Regelung greift in die Vorgabe der Batterieleistung ein, sobald der vorhergesagte Ladezustand und der aktuelle Ladezustand um 10 % abweichen.

Auch im mobilen Bereich wird die Dynamische Programmierung häufig zur Ermittlung einer vorausschauenden Betriebsstrategie angewendet. Im Vergleich zur stationären Anwendung liegt der Prädiktionshorizont jedoch lediglich im Bereich einiger Minuten. Back [105] stellt eine Betriebsstrategie zum kraftstoffoptimalen Betrieb eines Hybridfahrzeugs vor. Radke

[106] entwickelt eine vorausschauende Fahrzeugbetriebsführung, die den Energieverbrauch unter Berücksichtigung des Fahrkomforts und der Fahrdynamik optimiert. Riemer [107] beschreibt eine Betriebsstrategie zur Minimierung des Kraftstoffverbrauchs. Die Entwicklung eines Verfahrens zur Optimierung des Energieverbrauchs eines Hybridfahrzeugs wird in von Baalen [108] präsentiert. Wahl [109] entwickelt eine kraftstoffoptimale Betriebsführung für ein Hybridfahrzeug. Die Besonderheit des Ansatzes liegt in der Echtzeitfähigkeit, welche durch Vereinfachungen und Approximationen des Grundalgorithmus der Dynamischen Programmierung erreicht wird. Buchner [110] erstellt auf Basis der Dynamischen Programmierung eine vorausschauende Betriebsstrategie für Lastkraftwagen. Ziele sind die Minimierung des Kraftstoffverbrauchs, die Differenz zu einer Wunschgeschwindigkeit und die schnelle Änderung des Drehmoments. Wegmann [111] entwickelt eine energiebedarfsoptimierte Betriebsstrategie für Elektrofahrzeuge mit Hybridbatterie, bestehend aus einer Hochleistungs- und einer Hochenergiebatterie unter Verwendung der stochastischen Dynamischen Programmierung. Romaus [112] stellt für zwei Anwendungsfälle selbstoptimierende Betriebsstrategien für ein Hybridspeichersystem, bestehend aus Hochenergiebatterie und Doppelschichtkondensator, zur Minimierung der auftretenden Verluste und Bereitstellung von Spitzenlasten eines Hybrid- oder Elektrofahrzeugs vor.

Weiterhin wird die Dynamischen Programmierung für den optimalen Betrieb von Talsperrensystemen [113,114] eingesetzt.

### 3.3.4 Multikriterielle Optimierung

Für die Betriebsführungsaufgabe eines PV-Batteriespeichersystems ist die Umsetzung mehrerer Ziele von Interesse. Entsprechend der in Kapitel 3.1 erläuterten Betriebsführungsziele stehen einige Ziele in Konkurrenz zueinander. Die Formulierung der Betriebsführungsaufgabe in Form eines mathematischen Optimierungsproblems führt dann folglich dazu, dass sich die Zielfunktion  $f$  aus mehreren Zielfunktionsanteilen  $n$  zusammensetzt, welche kein gemeinsames Optimum aufweisen (Gleichung 5).

$$\min_{x \in X} f(x) = (f_1(x), \dots, f_n(x)) \quad (5)$$

Das heißt, eine Verbesserung eines Optimierungsziels führt zur Verschlechterung eines weiteren Optimierungsziels. Jede Lösung stellt dann immer einen Kompromiss zwischen beiden Zielfunktionsanteilen dar. Bei der Auswahl einer möglichen Alternative, so bezeichnet man eine mögliche Kompromisslösung, spielt das Prinzip der Pareto-Menge eine wichtige Rolle. Domschke et al. [83] definieren den Begriff Pareto-optimal wie folgt: „Gehen wir von zwei konfliktären Zielsetzungen aus, so nennt man eine Lösung Pareto-optimal (effizient), wenn jede andere Lösung hinsichtlich mindestens eines der beiden Ziele schlechter (oder für alle

Ziele identisch) bewertet ist.“. Alle möglichen Pareto-optimalen Lösungen bezeichnet man als Pareto-Menge.

Zur Lösung der multikriteriellen Optimierungsaufgabe gibt es in der Literatur verschiedene Ansätze [115,116]. Klassifizieren lassen sich diese anhand des Zeitpunktes, wann die Präferenzen des Entscheiders in die Lösungsfindung einfließen [116]. Dies kann entweder vor (a-priori-Ansätze) oder nach der Optimierung (a-posteriori-Ansätze) stattfinden. Falls keine Präferenzen festgelegt werden können, liefern vereinfachte Varianten der a-priori-Ansätze Lösungen für die multikriterielle Optimierungsaufgabe. An dieser Stelle soll ein kurzer Überblick in das umfangreiche Forschungsfeld der multikriteriellen Optimierung gegeben werden. Weiterführende Literatur findet man in [117,118].

Nachfolgend werden die drei a-priori-Ansätze gewichtete Summe,  $\epsilon$ -constraint-Methode und die lexikografische Ordnung erläutert. Die gewichtete Summe basiert auf dem Ansatz, eine Verknüpfung der einzelnen Zielfunktionsanteile über eine Summe, gewichtet um einen Faktor, herzustellen. Dies hat zur Folge, dass das multikriterielle Optimierungsproblem auf ein Einziel-Optimierungsproblem reduziert wird. Die Summe der Wichtungsfaktoren muss dabei nicht den Wert eins annehmen. Zur Anwendung des Ansatzes ist es sinnvoll, den Wertebereich der Zielfunktionsanteile zu kennen und bei Bedarf eine Normierung vorzunehmen. Nachteilig ist, dass für die geeignete Wahl der Wichtungsfaktoren Expertenwissen notwendig ist. Weiterhin muss die Pareto-Front eine konvexe Form annehmen, um alle Pareto optimalen Lösungen zu erhalten. [118]

Die Grundidee der  $\epsilon$ -constraint-Methode besteht darin, lediglich einen Zielfunktionsanteil zu optimieren und alle weiteren Zielfunktionsanteile in Form von Nebenbedingungen in der Optimierungsaufgabe zu berücksichtigen. Vorteil im Vergleich zur gewichteten Summe ist, dass auch Lösungen nichtkonvexer Bereiche einer Pareto-Front gefunden werden können. Nachteil des Verfahrens ist, dass für eine geeignete Wahl der Schranken der Wertebereich der zu optimierenden Zielfunktion bekannt sein muss. Im ungünstigsten Fall führt eine Nebenbedingung dazu, dass keine Pareto-optimale Lösung ermittelt wird. [118]

Die lexikografische Ordnung der Zielfunktion stellt einen weiteren Ansatz zur Lösung eines multikriteriellen Optimierungsproblems dar. Grundidee ist es, eine Priorisierung der einzelnen Zielfunktionsanteile vorzunehmen. Die Optimierung der einzelnen Zielfunktionsanteile erfolgt dann sequentiell in der festgelegten Reihenfolge. Nachteil dieses Ansatzes ist, dass eine einmal ermittelte Lösung eines höher priorisierten Teilziels, die Lösung des aktuell betrachteten Ziels stark eingrenzt, obwohl es deutlich bessere Teillösungen gegeben hätte. [118]

Für den Fall, dass keine Auskunft über die Lösungsmenge vorliegt, fließt die Präferenz des Entscheiders erst nach der Optimierung bzw. der Identifikation geeigneter Kompromisslösungen ein. Eine mögliche Klasse von Lösungsansätzen der a-posteriori-Ansätze stellen die evolutionären Algorithmen dar. Diese nutzen die grundlegenden Eigenschaften der Evolutionstheorie, um eine Pareto-Menge zu ermitteln. Dabei kommen Verfahren wie das „independent sampling“, die „criterion-selection-Methode“, Nischentechniken wie das „fitness-sharing“ oder „crowding“ und pareto-basierte Rankingverfahren zum Einsatz. Eine übersichtliche Beschreibung der jeweiligen Ansätze ist in [119] zu finden. Zwei häufig eingesetzte Verfahren sind der multi-objective-evolutionary-algorithm (MOEA) von Fonesca und Fleming [120] sowie der nondominated-sorting-genetic-algorithm-II (NSGAI) von Deb et al. [121].

Vorteile evolutionärer Algorithmen zur Lösung multikriterieller Optimierungsaufgaben sind die leicht verständlichen Grundprinzipien sowie die Anwendung auf komplexe Lösungsräume. Des Weiteren liegt ein Ergebnis der Optimierung zu jedem Iterationsschritt vor. Im Vergleich zu deterministischen Verfahren muss nicht bis zum Ende der Optimierung gewartet werden, bis ein Ergebnis vorliegt. Nachteilig ist, dass der Lösungsweg zur Ermittlung der Pareto-Menge nicht reproduzierbar ist. Zudem ist aufgrund des heuristischen Charakters nicht sichergestellt, dass es sich bei den ermittelten Lösungen um eine optimale Lösung handelt. Außerdem ist die Wahl der Strategieparameter entscheidend für die Arbeitsweise des Algorithmus. [119]

### 3.3.5 Modellprädiktive Regelung

Die optimierungsbasierte Ermittlung der Leistungsflussaufteilung für ein PV-Batteriespeichersystem erfolgt unter Verwendung von PV- und Verbraucherprognosen. Diese liegen für die im Rahmen dieser Arbeit betrachteten Betriebsführungsverfahren als deterministische Punktvorhersagen vor. Aufgrund der Tatsache, dass die Prognosen fehlerbehaftet sind, wird auch der ermittelte Leistungsverlauf nur optimale Ergebnisse bezüglich der gewählten Eingangsdaten liefern.

Eine Möglichkeit, die auftretenden Prognosefehler zu kompensieren, stellt die modellprädiktive Regelung dar. Der Ansatz besitzt seinen Ursprung in der Verfahrenstechnik und wird häufig zur Regelung komplexer Systeme verwendet, wo konventionelle Reglerarchitekturen an ihre Grenzen stoßen [122]. Grundlage für die Anwendung der modellprädiktiven Regelung ist das Vorhandensein eines Systemmodells, welches das zukünftige Systemverhalten über den Prädiktionshorizont beschreibt. Unter Nutzung des Systemmodells wird durch das Lösen eines Optimierungsproblems eine Steuertrajektorie ermittelt, die eine definierte Zielfunktion minimiert. Die Funktionsweise einer modellprädiktiven Regelung ist in Abbildung 15 dargestellt und lässt sich wie folgt beschreiben. Zunächst wird der aktuelle Systemzustand erfasst. Unter Berücksichtigung von Vorhersagen zukünftiger Eingangs- und Störgrößen erfolgt dann die Bestimmung der Stellgröße auf Basis eines Modells über den Prädiktionshorizont. Die Besonderheit ist, dass nur der erste Wert der ermittelten Steuerfolge an das reale System als Stellgröße vorgegeben wird. Im nächsten Zeitschritt erfolgt unter Verwendung der aktualisierten Systemzustände die erneute Optimierung über den um einen Zeitschritt verschobenen Prädiktionshorizont und die Ausgabe des ersten Werts der neuen Steuergröße. In der Fachliteratur bezeichnet man den Ansatz als gleitenden Horizont.

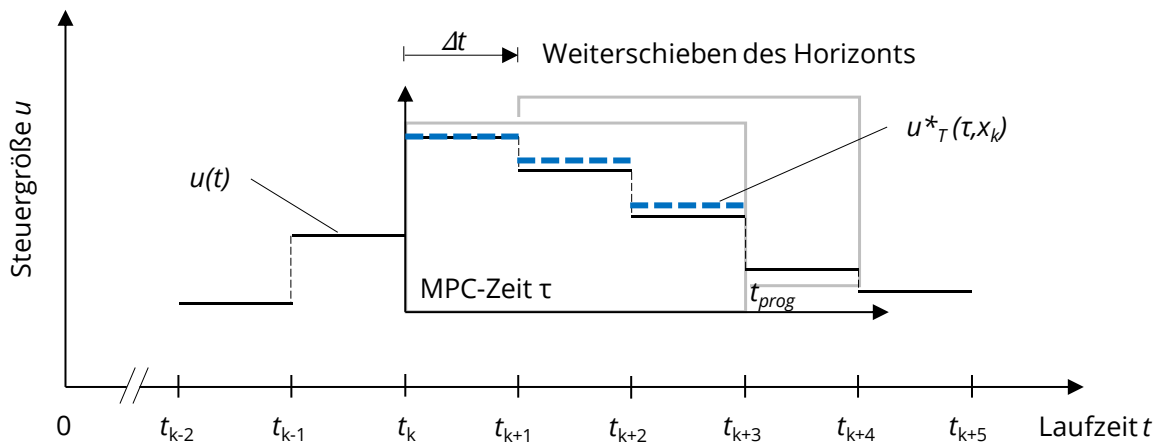


Abbildung 15: Grundprinzip der modellprädiktiven Regelung (MPC-model predictive control) in Anlehnung an [123]



### 3.4 Zusammenfassung der Rechercheergebnisse

Der Ansatz der Dynamischen Programmierung findet zur optimierungsbasierten Betriebsführung von PV-Batteriespeichersystemen bereits Anwendung. Die Zielfunktion beinhaltet die Minimierung von Stromkosten unter Berücksichtigung von konstanten und zeitvariablen Stromtarifen, eine kombinierte Optimierung von Stromkosten und Abregelverlusten sowie der zusätzlichen Berücksichtigung der Batteriealterung. Die in Tabelle 2 gezeigte Übersicht fasst die verwendeten Optimierungseinstellungen der recherchierten Betriebsführungsverfahren, welche eine Leistungsflussaufteilung auf Basis der Dynamischen Programmierung durchführen, zusammen.

*Tabelle 2: Zusammenfassung der Rechercheergebnisse zur Dynamischen Programmierung für die Betriebsführung eines PV-Batteriespeichersystems*

Quelle	$T$ in h	$t_{sim}$ in min	$\Delta SOC$ in %	Prog- nose	$t_{prog}$ in h	Modellierungsansatz
Li und Danzer [97], (2014)	8.760	15	0,1	ideal	k.A.	Batterie: Ersatzschaltbild Stromrichter: Kennlinie
Riffonneau et al. [96], (2011)	24	10	1,0	ideal	24	Batterie: Ersatzschaltbild Stromrichter: Kennlinie
Ranaweera und Midtgård [91], (2016)	24	60	0,4	ideal	24	Batterie: Ersatzschaltbild Stromrichter: Kennlinie
Patil und Sharma [92], (2014)	24	5	k.A.	real	24	Idealer Integrator
Sheng et al. [100], (2015)	72	k.A.	k.A.	ideal	k.A.	Idealer Integrator
Rigo-Mariani et al. [93], (2014)	24	60	1,0	real	24	Konstanter Lade- und Entladewirkungsgrad
Maly und Kwan [89], (1995)	24	15	1,0	k.A.	24	Konstanter Lade- und Entladewirkungsgrad
An und Quoc-Tuan [90], (2015)	24	60	0,1	k.A.	24	Idealer Integrator
Jeddi et al. [95], (2017)	24	60	1,0	ideal	24	Konstanter Lade- und Entladewirkungsgrad
Hafiz [88], (2018)	24	15	k.A.	k.A.	24	Konstanter Lade- und Entladewirkungsgrad

Jedoch wurden eine Reihe von Defiziten identifiziert, welche im Rahmen der Entwicklung des multikriteriell optimierenden Betriebsführungsverfahrens berücksichtigt und beseitigt werden sollen:

- Die Modellierung des Verhaltens von PV-Batteriespeichersystemen erfolgt entweder über einen einfachen Leistungsintegrator oder über ein elektrisches Ersatzschaltbild. Die Charakterisierung des Batteriewechselrichterhaltens basiert auf einem konstanten Wirkungsgrad oder auf einer leistungsabhängigen Wirkungsgradkennlinie.
- Die Optimierungsschrittweite variiert stark von vier Minuten bis zu 60 Minuten.
- Die Demonstration der Betriebsführungsverfahren über einen Zeitraum von einem Jahr erfolgt ausschließlich im Beitrag von Li und Danzer [97]. In den übrigen Veröffentlichungen wird lediglich der Leistungs- und Ladezustandsverlauf für einen exemplarisch ausgewählten Tag gezeigt. Die minimale Simulationsschrittweite beträgt 60 Sekunden.
- Der Funktionsnachweis der entwickelten Betriebsführungsverfahren beschränkt sich auf eine sehr stark begrenzte Datenbasis.
- Die Batteriealterung wird in mehreren Veröffentlichungen als Teil der Zielfunktion in die Optimierungsaufgabe integriert und soll so für einen lebensdauerschonenden Betrieb sorgen. Keine Veröffentlichung belegt, dass die Berücksichtigung der Batteriealterung als Teil der Zielfunktion, einen im Vergleich zu einem Referenzverfahren optimalen Betrieb über die gesamte Lebensdauer gewährleistet.
- Weiterhin sind in der Literatur lediglich Verfahren, welche das Einspeiseverhalten optimieren, beschrieben. Der Glättung von Lastspitzen wird unter Verwendung der Dynamischen Programmierung bisher noch keine Beachtung geschenkt.
- Neben der Tatsache, dass ca. 50 % der Veröffentlichungen eine ideale Prognose voraussetzen, beträgt der Prädiktionshorizont mit Ausnahme von Riffonneau et al. [96] immer 24 Stunden. Eine Begründung zur Auswahl des Prognosehorizonts ist in keinem der Literaturbeispiele zu finden.

# 4 Modellbildung des PV-Batteriespeichersystems

Kapitel 4 beschreibt die im Rahmen dieser Arbeit verwendeten Modelle, welche die Grundlage für die Entwicklung des multikriteriell optimierenden Betriebsführungsverfahrens sowie die Durchführung der Untersuchungen bilden. In Abschnitt 4.1 wird die Modellbildung der Lithium-Ionen-Batterie erläutert. Abschnitt 4.2 stellt das Modell des Batteriewechselrichters vor. Die Beschreibung des Gesamtsimulationsmodells erfolgt in Abschnitt 4.3. Abschließend wird in Abschnitt 4.4 auf die Implementierung des Batteriekennfelds für die Online-Simulation innerhalb der Betriebsführung eingegangen.

## 4.1 Modellbildung und experimentelle Untersuchung der Lithium-Ionen-Batterie

Abbildung 16 zeigt das Modell der Lithium-Ionen-Batterie. Es besteht aus den Teilmodellen elektrisches Modell, thermisches Modell und Alterungsmodell.

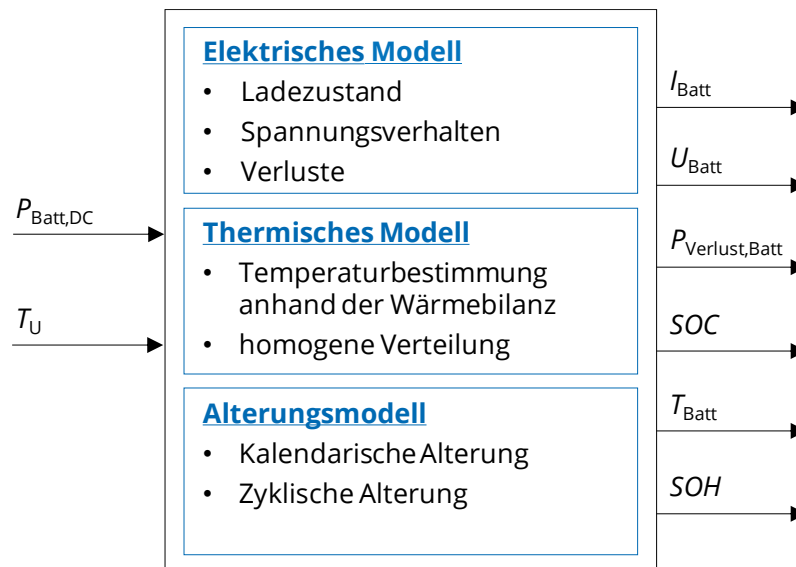


Abbildung 16: Modell der Lithium-Ionen-Batterie

Eingänge des Simulationsmodells sind die Batterieleistung  $P_{\text{Batt,DC}}$  und die Umgebungstemperatur  $T_U$ . Ausgangsgrößen sind der Batteriestrom  $I_{\text{Batt}}$ , die Batteriespannung  $U_{\text{Batt}}$ , die auf-

tretenden Verluste  $P_{\text{Verlust,Batt}}$ , der Ladezustand  $SOC$ , die Batterietemperatur  $T_{\text{Batt}}$  und die Batteriealterung in Form des Gesundheitszustands (state of health, SOH). Da die Simulationsschrittweite im Sekundenbereich liegt, werden transiente Vorgänge, beispielsweise Überspannungsanteile mit einer Zeitkonstante im Millisekundenbereich, nicht abgebildet. Weiterhin wird bei der Beschreibung des elektrischen Verhaltens der Lithium-Ionen-Batterie auf die Temperaturabhängigkeit der Modellparameter verzichtet.

### 4.1.1 Elektrisches Modell

Zur Beschreibung des elektrischen Verhaltens von Lithium-Ionen-Batterien findet man in der Literatur eine Vielzahl von Ansätzen, welche sich hinsichtlich ihrer Genauigkeit und Komplexität unterscheiden. Diese lassen sich in die Hauptgruppen empirische Modelle [124,125], physikalisch-chemische Modelle [126,127] und abstrahierende Modelle [128–137] unterteilen. Physikalisch-chemische Modelle basieren auf der Beschreibung der Energiespeicher- und Energiewandlungsprozesse mittels Differentialgleichungen und bilden das innere Verhalten der Zelle (Morphologie der einzelnen Komponenten) ab. Aufgrund seiner Komplexität ist dieser Ansatz sehr rechenzeitintensiv. Anwendung findet er vor allem zur Analyse des Verhaltens von neuen Materialien der Kathode, der Anode und des Separators sowie zur Analyse verschiedener Elektrolytzusammensetzungen. Mathematische Modelle, häufig auch als Black-Box-Modelle bezeichnet, stellen einen analytischen Zusammenhang zwischen den Batteriegrößen her. Dazu zählen algebraische Gleichungen, Neuronale Netze und Fuzzy-Logik-Ansätze. Ein Zusammenhang zwischen Modellparametern und physikalischen Prozessen existiert nicht. Im Gegensatz dazu erfolgt die Bestimmung der Modellparameter über eine automatisierte Routine. Anwendung findet dieser Ansatz vor allem im Bereich der Diagnose zur Lade- und Entladeüberwachung in einfachen Batteriemanagementsystemen. Die dritte Gruppe von Modellen für elektrochemische Speicher bilden die Ersatzschaltbildmodelle. Mit Hilfe von Schaltungen aus elektrischen Bauelementen (Widerstand, Kondensator und Spule) wird das statische und dynamische Verhalten der Batterie über einen großen Arbeitsbereich abgebildet. Die verwendeten Bauelemente haben meist einen eindeutigen Bezug zu den ablaufenden physikalischen Prozessen. Vorteile dieses Ansatzes sind die überschaubare Anzahl an Modellparametern, die einfache experimentelle Bestimmbarkeit dieser, eine hohe Modellgenauigkeit sowie die einfache Anpassung des Modells an verschiedene Batterietechnologien. Anwendung findet dieser Ansatz häufig zur modellbasierten Ladezustandsbestimmung, der Alterungsanalyse auf Batteriesystemebene und der Entwicklung von Betriebsführungsverfahren. Ein weiterer Vorteil ist, dass die Abhängigkeit der Modellparameter von Temperatur und Ladezustand durch Lookup-Tabellen berücksichtigt werden kann. Weiterführende Informationen findet man in [45,138].

Das elektrische Modell der Lithium-Ionen-Batterie basiert auf einem Ersatzschaltbild. Die grundlegende Struktur ist in Abbildung 17 zu sehen.

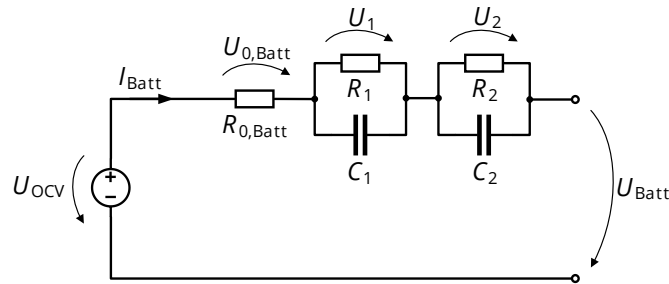


Abbildung 17: Ersatzschaltbildmodell zur Beschreibung des elektrischen Verhaltens der Lithium-Ionen-Batterie

Alle Parameter sind abhängig vom Ladezustand und der Stromrichtung. Um die Übersichtlichkeit der Abbildung 17 zu gewähren, wird auf die Darstellung dieser Abhängigkeiten verzichtet. Eingangsgröße für das elektrische Modell ist die Batterieleistung. Da sich die Batteriespannung verhältnismäßig langsam ändert, wird zur Ermittlung des Batteriestroms nicht auf die Lösung der Differentialgleichung zurückgegriffen, sondern der vorherige Spannungswert verwendet:

$$I_{\text{Batt}}(t) = \frac{P_{\text{Batt,DC}}(t)}{U_{\text{Batt}}(t-1)} \quad (6)$$

Die Klemmenspannung  $U_{\text{Batt}}$  setzt sich aus der Ruhespannung  $U_{\text{OCV}}$  und den Überspannungsanteilen  $U_n$  zusammen:

$$U_{\text{Batt}} = U_{\text{OCV}} - U_0 - U_1 - U_2 \quad (7)$$

Die Spannungsquelle  $U_{\text{OCV}}$  stellt die Ruhespannung als Differenz der Elektrodenpotentiale dar und ist in Form einer ladezustandsabhängigen Kennlinie hinterlegt:

$$U_{\text{OCV}} = f(\text{SOC}_{\text{Batt}}) \quad (8)$$

Der Stromfluss  $I_{\text{Batt}}$  führt zum unmittelbaren Spannungsabfall über den Innenwiderstand  $R_{0,\text{Batt}}$  nach dem Ohmschen Gesetz:

$$U_0 = I_{\text{Batt}} \cdot R_{0,\text{Batt}} \quad (9)$$

Die Spannungsabfälle  $U_1$  und  $U_2$  sind gekennzeichnet durch die Zeitkonstante  $\tau_1$ , welche den schnell ablaufenden transienten Vorgängen entspricht und  $\tau_2$ , für die langsam ablaufenden transienten Vorgänge innerhalb der Batterie. Für deren Berechnung gilt:

$$U_i = U_i(t = 0) + \frac{1}{R_i} \int I_{\text{Batt}} \cdot dt - \frac{1}{R_i \cdot C_i} \int U_i \cdot dt \quad i = 1,2 \quad (10)$$

Die Zeitkonstanten  $\tau_i$  berechnen sich für das jeweilige RC-Glied wie folgt:

$$\tau_i = R_i \cdot C_i \quad i = 1,2 \quad (11)$$

Der Ladezustand  $SOC$  gibt an, wie viel nutzbare Energie sich noch in der Lithium-Ionen-Batterie befindet und wird über Gleichung (12) berechnet. Er charakterisiert den Zusammenhang zwischen Batteriekapazität  $C_{\text{Batt}}$  und Batteriestrom  $I_{\text{Batt}}$  in Abhängigkeit der Lade- und Entladeeffizienz  $\eta_{\text{ch/disch}}$ . Der Ladezustand  $SOC_0$  entspricht dem Startwert zum Zeitpunkt null.

$$SOC = SOC_0 + \frac{\eta_{\text{ch/disch}}}{C_{\text{Batt}}} \int I_{\text{Batt}} dt \quad (12)$$

Die Selbstentladung der Lithium-Ionen-Batterie wird vernachlässigt.

### Versuchsaufbau

Abbildung 18 stellt den Versuchsaufbau zur experimentellen Untersuchung der Lithium-Ionen-Batterie und das Prinzip der elektrischen Verschaltung dar.

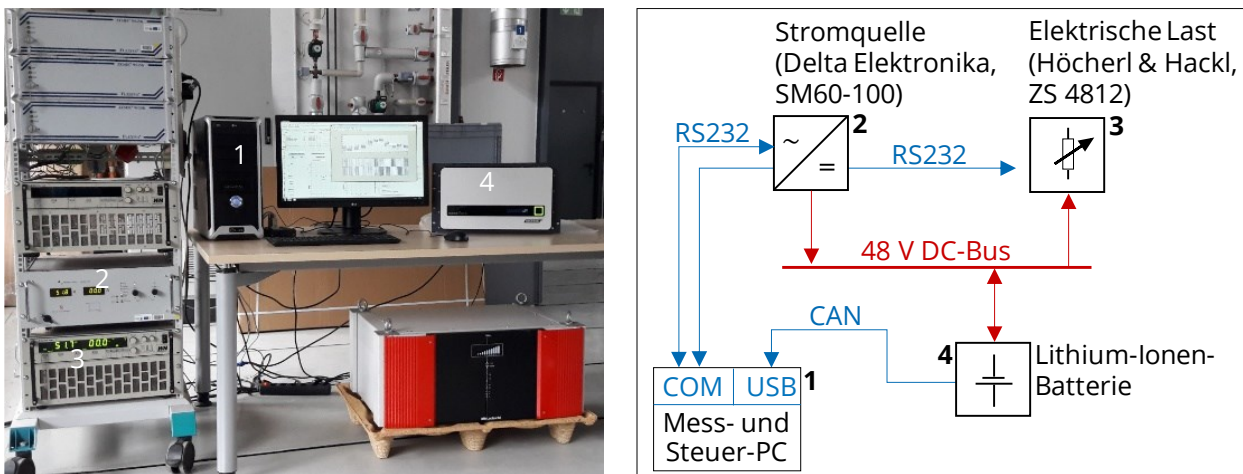


Abbildung 18: a) Versuchsaufbau, (1) Mess- und Steuer-PC, (2) Stromquelle, (3) elektrische Last, (4) Lithium-Ionen-Batterie; b) Steuerschema und elektrische Verschaltung

Der Versuchsaufbau besteht aus einer steuerbaren Stromquelle (Delta Elektronik, Typ SM 60-100), einer steuerbaren elektrischen Last (Höcherl & Hackl, Typ ZS 4812) und einem Mess- und Steuer-PC. Die elektrische Quelle und die elektrische Last kommunizieren über die RS232-Schnittstelle mit dem Mess- und Steuer-PC. Die Aufzeichnung relevanter Batterieparameter erfolgt über den CAN-Bus. Die Hauptaufgaben des Mess- und Steuer-PC sind die Überwachung der Versuche, die Aufzeichnung relevanter Messgrößen und die Sollwertvorgabe.

### Experimentelle Untersuchung

Zur Bestimmung der Modellparameter werden drei charakteristische Experimente durchgeführt. Diese umfassen die Zyklisierung, die Ruhespannungsmessung und den Pulstest.

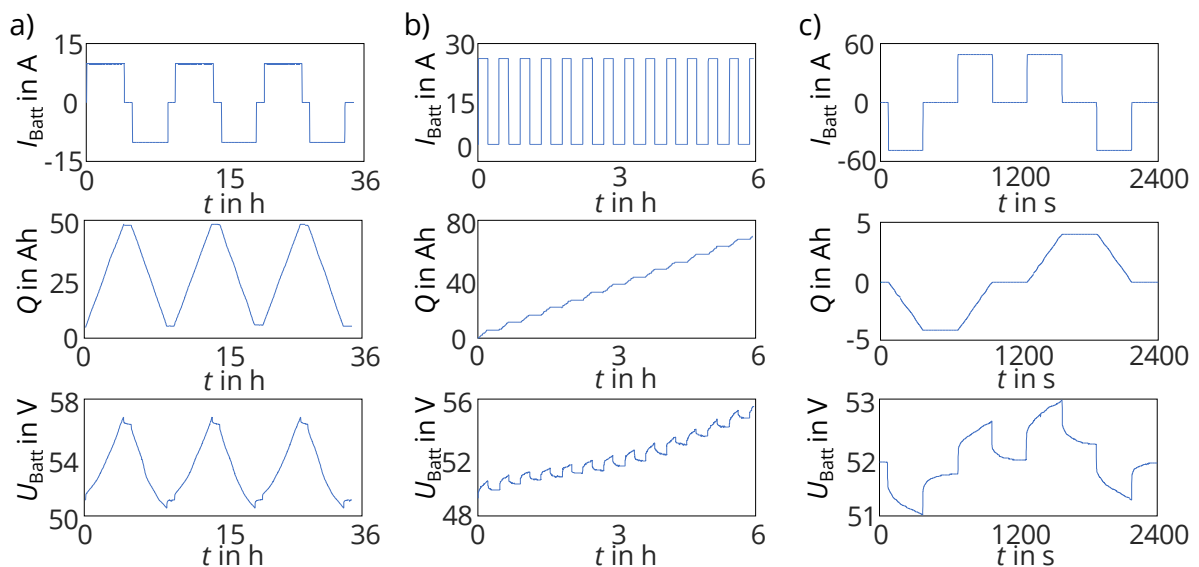


Abbildung 19: Übersicht der Experimente zur Identifikation der Modellparameter des elektrischen Ersatzschaltbilds

Die Ermittlung der Batteriekapazität erfolgt auf Basis des Zyklisierungstests. In festgelegten Spannungsgrenzen wird die Batterie mit einem konstanten Strom (z.B. 10 A) be- und entladen sowie der gemessene Strom integriert. Die mehrmalige Wiederholung dieses Zyklisierungstests und anschließende Mittelwertbildung der Kapazität reduziert stochastische Einflussgrößen. Um sicherzustellen, dass alle Überspannungsanteile abgeklungen sind und sich das System in Ruhe befindet, wird eine Pause von einer Stunde eingehalten. Strom-, Ladungs- und Spannungsverlauf des Tests sind in Abbildung 19a zu sehen.

Die Bestimmung der Ruhespannungskennlinie erfolgt durch die Ladung der Batterie mit einem definierten Strom, beginnend bei der unteren Spannungsgrenze für eine festgelegte

Zeitdauer. Diese entspricht dem Wert SOC von 0 %. Danach wird gewartet, bis die Überspannungsanteile abgeklungen sind und dann der Spannungswert an den Klemmen gemessen. Für ausgewählte Ladezustände, welche als Stützstelle der Lookup-Tabelle fungieren, wird diese Prozedur bis zum Erreichen der oberen Spannungsgrenze wiederholt. Abbildung 19b zeigt exemplarisch den Verlauf von Strom, Ladung und Spannung.

Das dritte Experiment umfasst eine Serie von verschiedenen Lade- und Entladestrompulsen zur Festlegung des ohmschen Anteils  $R_{0,\text{Batt}}$  und der Parameter des ersten RC-Gliedes in Abhängigkeit des Ladezustands. Pulsdauer und Pause betragen jeweils 300 Sekunden. Abbildung 19c zeigt für dieses Experiment Beispielverläufe für Strom, Ladung und Spannung.

### Parameteridentifikation

Die Identifikation der Modellparameter erfolgt in mehreren Schritten. Zunächst wird der Zyklisierungstest zur Bestimmung der Batteriekapazität und der Ruhespannungstest zur Ermittlung des OCV-SOC-Zusammenhangs ausgewertet. Daraufhin werden aus dem Pulstest die Parameter  $R_{0,\text{Batt}}$ ,  $R_1$ , und  $\tau_1$  für den Lade- und Entladevorgang für die festgelegten Ladezustände nach folgendem Ablauf bestimmt. Für jede Pulssequenz wird der Innenwiderstand  $R_{0,\text{Batt}}$  mittels Gleichung (13) berechnet. Eine Mittelwertbildung über die aufgezeichneten Pulse (vier in positive und negative Richtung) reduziert den Einfluss zufälliger Messfehler.

$$R_{0,\text{Batt}} = \frac{U_{\text{Batt},2} - U_{\text{Batt},1}}{I_{\text{Batt},2} - I_{\text{Batt},1}} \quad (13)$$

Im nächsten Schritt erfolgt die Identifikation des ersten RC-Gliedes in Abhängigkeit der Stromrichtung unter Verwendung der Methode der kleinsten Quadrate. Ziel ist es, die Modellparameter so zu wählen, dass die Summe der Fehlerquadrate zwischen der gemessenen und der simulierten Batteriespannung minimal wird. Die Anzahl der Messwerte  $n$  hängt von der gewählten Pulsdauer ab.

$$\sqrt{\sum_{i=1}^n (U_{\text{mess}}[i] - U_{\text{sim}}[i])^2} \rightarrow \min \quad (14)$$

Für die Ermittlung des zweiten RC-Gliedes kommt der Datensatz des Zyklisierungstests zum Einsatz. Die Identifikation erfolgt in Anlehnung an das erste RC-Glied, jedoch unabhängig vom Ladezustand. Die Lade- und Entladeeffizienz  $\eta_{\text{ch/dis ch}}$  wird ebenfalls anhand des Zyklisierungstests festgelegt.

Zur automatisierten Parameteridentifikation des Pulstests wurde in MATLAB eine Routine geschrieben. Für jede Pulssequenz werden Start- und Endpunkt ermittelt (rote Dreiecke in



Abbildung 20a, die Identifikation durchgeführt und die Ergebnisse gespeichert. Die Resultate einer Beispielidentifikation für den Ladezustand 50 % sind in Abbildung 20b zu sehen. Der maximale absolute Fehler zwischen gemessenem (blaue Linie) und simuliertem Verlauf (rot gestrichelte Linie) ist kleiner als 0,1 %.

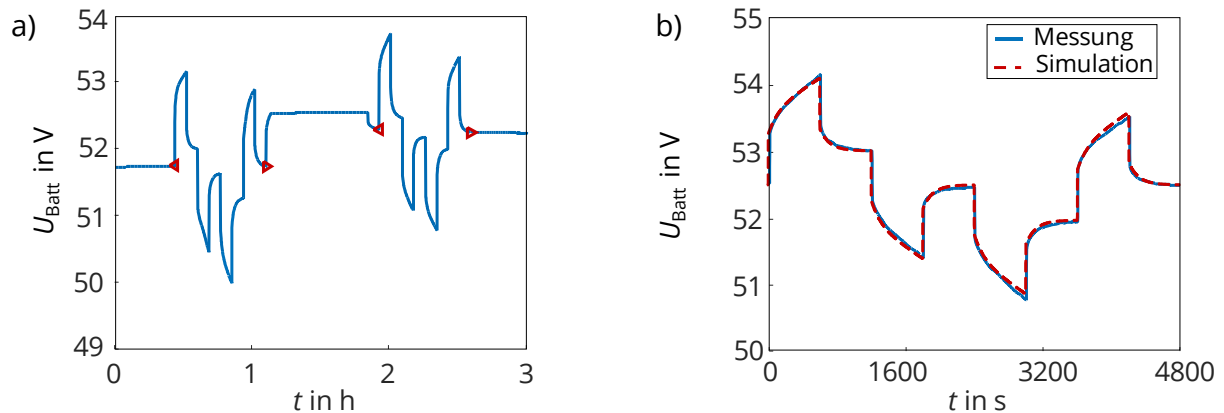


Abbildung 20: Ergebnisse der Parameteridentifikation: a) Detektion Beispulpulsmuster; b) Vergleich Messung – Simulation eines Beispulpulsmusters

Eine ausführliche Erläuterung des Identifikationsprozesses und die Darstellung ausgewählter synthetischer und realer Stromprofile zur Validierung des erstellten Batteriemodells sind in [139–141] zu finden. Tabelle 3 stellt die ermittelten Modellparameter des elektrischen Ersatzschaltbilds dar.

Tabelle 3: Modellparameter des elektrischen Ersatzschaltbilds:  $\eta_{\text{ch}} = 0,95$ ;  $\eta_{\text{disch}} = 0,98$ ;  $R_{2,\text{ch}} = 28 \text{ m}\Omega$ ;  $R_{2,\text{disch}} = 50 \text{ m}\Omega$ ;  $\tau_{2,\text{ch}} = 3744 \text{ s}$ ;  $\tau_{2,\text{disch}} = 6499 \text{ s}$

SOC in %	$U_{\text{Ocv}}$ in V	$R_{0,\text{Batt, ch}}$ in $\text{m}\Omega$	$R_{0,\text{Batt, disch}}$ in $\text{m}\Omega$	$R_{1,\text{ch}}$ in $\text{m}\Omega$	$R_{1,\text{disch}}$ in $\text{m}\Omega$	$\tau_{1,\text{ch}}$ in s	$\tau_{1,\text{disch}}$ in s
30	50,68	21,8	21,6	9,4	10,1	53,0	63,3
40	51,24	20,0	19,8	8,1	9,1	48,9	58,2
50	51,80	19,2	19,0	8,3	8,6	41,8	47,7
60	52,50	18,6	18,4	8,9	8,3	60,2	50,9
70	53,90	18,2	17,9	8,8	7,9	51,1	51,6
80	55,30	17,2	16,9	6,5	7,4	23,7	29,0

### 4.1.2 Thermisches Modell

Die Beschreibung des thermischen Verhaltens erfolgt nach dem in [44] vorgestellten Ersatzschaltbildmodell, welches die räumliche Verteilung der Wärmeentwicklung auf konzentrierte Parameter reduziert. Die Abfuhr der Wärme erfolgt hauptsächlich durch Strahlung und Konvektion und kann vereinfacht als linear angenommen werden:

$$P_A = A_{\text{Batt}} \cdot (c_{s,\text{Batt}} + c_{k,\text{Batt}}) \cdot (T_{\text{Batt}} - T_U) \quad (15)$$

Neben den beiden Wärmeübergangskoeffizienten  $c_{s,\text{Batt}}$  (Strahlung) und  $c_{k,\text{Batt}}$  (Konvektion) spielt für die Berechnung der Wärmeleistung  $P_A$  die Oberfläche der Batterie  $A_{\text{Batt}}$  eine Rolle. Für die Umgebungstemperatur wird ein konstanter Wert von 20 °C angenommen. Anhand der Wärmebilanz und der spezifischen Wärmekapazität wird die Batterietemperatur  $T_{\text{Batt}}$  nach Gleichung (16) berechnet:

$$T_{\text{Batt}} = T_{\text{Batt},0} + \frac{1}{C_{\text{Batt,th}}} \cdot \int (P_{\text{Verlust,Batt}} - P_A) dt \quad (16)$$

$C_{\text{Batt,th}}$  kennzeichnet den thermischen Wärmekoeffizienten. Abbildung 21 zeigt exemplarisch den Temperaturverlauf für einen Stromsprung von 100 A. Auf Basis der Messwerte wurde mit Hilfe der Methode der kleinsten Quadrate die spezifische Wärmekapazität der Lithium-Ionen-Batterie ermittelt. Vereinfacht werden die weiteren Parameter des thermischen Modells anhand der konstruktiven Angaben und den in [44] angegebenen Wärmeübergangskoeffizienten für die Strahlung und die Konvektion festgelegt. Tabelle 4 zeigt die Parameter des thermischen Batteriemodells.

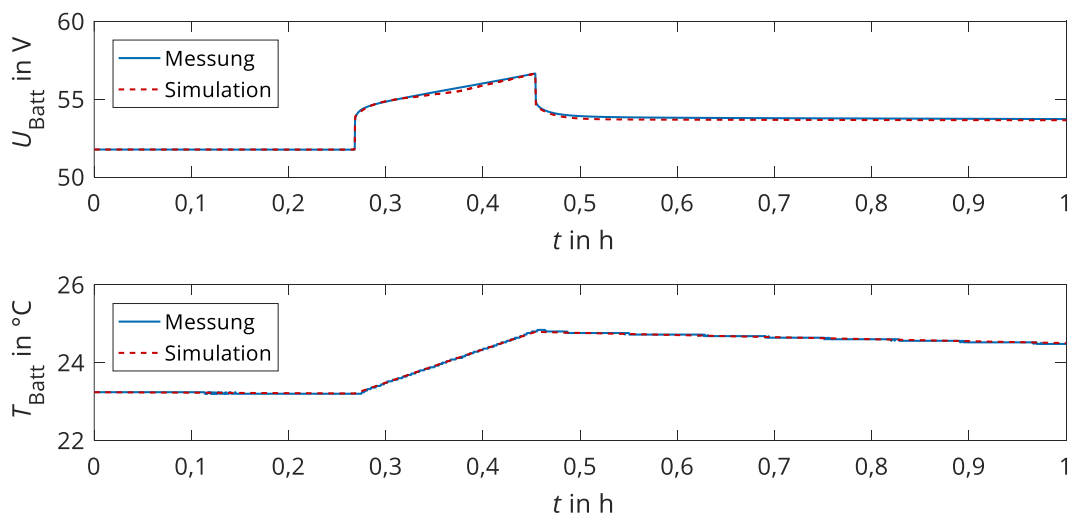


Abbildung 21: Temperaturverlauf nach einem Stromsprung von 100 A

Tabelle 4: Parameter des thermischen Modells der Lithium-Ionen-Batterie

Parameter	Wert
$c_{s,Batt}$ in $W/(m^2 \cdot K)$	2
$c_{k,Batt}$ in $W/(m^2 \cdot K)$	4
$C_{Batt,th}$ in $Wh/K$	14
$A_{Batt}$ in $m^2$	0,66

### 4.1.3 Alterungsmodell

Das Alterungsmodell der Lithium-Ionen-Batterie basiert auf dem in [48] vorgestellten semi-empirischen Ansatz. Die Festlegung der Modellstruktur erfolgt auf Grundlage experimenteller Untersuchungen unter Berücksichtigung der physikalischen Gesetzmäßigkeiten. Im Vergleich zu hoch komplexen physikalisch-chemischen Alterungsmodellen, welche sich nur mit großem Aufwand parametrieren lassen und in der Anwendung sehr rechenzeitintensiv sind, zeichnet sich der semi-empirische Ansatz durch seine schnelle Berechnungszeit, überschaubare Anzahl an Modellparametern und eine einfache Parametrierung der Modellparameter aus. Rückschlüsse auf konkrete physikalisch-chemisch ablaufende Prozesse können mit Hilfe dieses Modellansatzes jedoch nicht gezogen werden. Für weiterführende Literatur zur Alterungsmodellierung sei auf [45,142,143] verwiesen.

Die Grundstruktur des semi-empirischen Alterungsmodells ist in Abbildung 22 zu sehen.

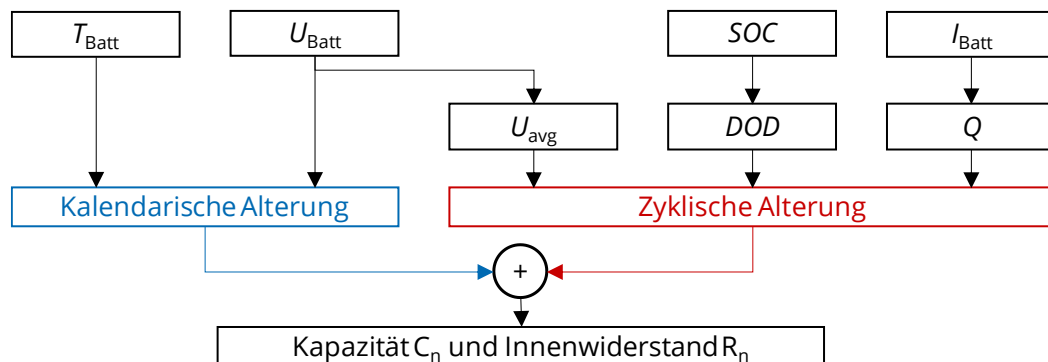


Abbildung 22: Struktur des Alterungsmodells, eigene Darstellung in Anlehnung an [48]

Im Vergleich zu Ansätzen, die nur die kalendarische Alterung [144–146] oder die zyklische Batteriealterung [147,148] berücksichtigen, werden in diesem Ansatz beide Alterungsanteile implementiert. Die gesamte Alterung ergibt sich aus der Summe von kalendarischer und zyklischer Alterung.

Die Abnahme der auf eins normierten Kapazität  $C_n$  berechnet sich wie folgt:

$$C_n = 1 - \alpha_{\text{cap}} \cdot \left(\frac{t}{[h]}\right)^{0,75} - \beta_{\text{cap}} \cdot \sqrt{\frac{Q}{[Ah]}} \quad (17)$$

Der erste Term beschreibt die kalendarische Alterung. Die Wurzelabhängigkeit der Zeit repräsentiert das Wachstum der SEI-Schicht. Über den Koeffizienten  $\alpha_{\text{cap}}$  werden die Temperaturabhängigkeit nach dem Gesetz von Arrhenius und die Abhängigkeit vom Ladezustand abgebildet. Je höher die Temperatur, umso schneller altert die Batterie. Hohe Ladezustandsbereiche wirken sich ebenfalls negativ auf die Alterungsgeschwindigkeit aus. Die zyklische Alterung wird über die Quadratwurzel der Zyklen und dem Koeffizienten  $\beta_{\text{cap}}$  modelliert. Der Koeffizient  $\beta_{\text{cap}}$  ist abhängig von der mittleren Spannung während eines Vollzyklus und der Entladetiefe  $DOD$ . Die Berechnung des normierten Innenwiderstands  $R_n$  erfolgt analog zur Kapazitätsabnahme, mit dem Unterschied, dass die Ladungsmenge  $Q$  nicht über die Quadratwurzel, sondern linear einfließt:

$$R_n = 1 + \alpha_{\text{res}} \cdot \left(\frac{t}{[h]}\right)^{0,75} + \beta_{\text{res}} \cdot \frac{Q}{[Ah]} \quad (18)$$

Aufgrund der Tatsache, dass es im Rahmen dieser Arbeit nicht möglich war, Alterungsuntersuchungen für die zur Verfügung stehende Lithium-Ionen-Batterie durchzuführen, wurden die Alterungsparameter aus [48] herangezogen. Beim vorliegenden Batterietyp handelt es sich ebenfalls um die Materialkombination Nickel-Mangan-Kobalt. Die Alterungsverläufe zur Kapazitätsabnahme und Innenwiderstandszunahme in Abhängigkeit der Einflussgrößen sind in Anhang A1 zu finden. Die Gleichungen (19a-d) dienen zur Bestimmung der Alterungskoeffizienten auf Basis von [48]:

$$\alpha_{\text{cap}}(U_{\text{Batt}}, T_{\text{Batt}}) = (7,54 \cdot U_{\text{Batt}} - 23,75) \cdot 10^6 \cdot e^{-6976/(T_{\text{Batt}}+273,15)} \quad (19a)$$

$$\alpha_{\text{res}}(U_{\text{Batt}}, T_{\text{Batt}}) = (5,27 \cdot U_{\text{Batt}} - 16,32) \cdot 10^5 \cdot e^{-5986/(T_{\text{Batt}}+273,15)} \quad (19b)$$

$$\beta_{\text{cap}}(U_{\text{avg}}, DOD) = 7,35 \cdot 10^{-3} \cdot (U_{\text{avg}} - 3,66)^2 + 7,60 \cdot 10^{-4} + 4,08 \cdot 10^{-3} \cdot DOD \quad (19c)$$

$$\beta_{\text{res}}(U_{\text{avg}}, DOD) = 2,15 \cdot 10^{-4} \cdot (U_{\text{avg}} - 3,73)^2 - 1,52 \cdot 10^{-5} + 2,79 \cdot 10^{-4} \cdot DOD \quad (19d)$$

## 4.2 Modellbildung des Batteriewechselrichters

Die Modellierung des Batteriewechselrichters beschränkt sich auf die Charakterisierung des elektrischen Verhaltens. Dies kann über verschiedene Modellansätze, welche sich durch den Grad der Detaillierung unterscheiden, beschrieben werden. Möglichkeiten hierfür sind komplexe Schaltermodelle, Mittelwertmodelle und kennfeldbasierte Modelle. Die ersten beiden aufgelisteten Ansätze finden aufgrund des hohen Berechnungsaufwandes in dieser Arbeit keine Anwendung. Die Parametrierung des Kennfeldes erfolgt anhand von Datenblattangaben. Im Vergleich zur Annahme eines konstanten Wirkungsgrades werden die Leistungsunterschiede im Teillastbereich berücksichtigt. Für das vorgestellte AC-gekoppelte PV-Batteriespeichersystem sind die Wirkungsgradkennlinien für den Batteriewechselrichter in der Abbildung 23 dargestellt. Vereinfacht werden im Modell die Lade- und Entladecharakteristik gleichgesetzt. Die Wirkungsgrade beziehen sich auf die Dauerleistung. Es wird angenommen, dass der Wechselrichter kurzzeitig auch deutlich höhere Ströme aufnehmen und abgeben kann. Der vom Modell ausgegebene Wirkungsgrad entspricht in diesem Fall dem Maximalwert der im Kennfeld abgelegten Leistung.

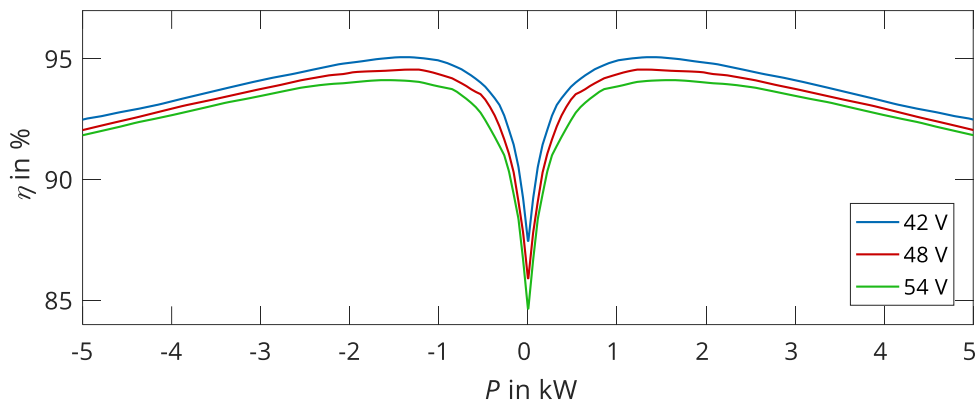


Abbildung 23: Wirkungsgradkennlinien des Batteriewechselrichters

Der Batteriewechselrichter erreicht bei einer Spannung von 42 V einen maximalen Wirkungsgrad von 95,1 %. Gut zu erkennen ist der geringe Wirkungsgrad im Bereich kleiner Leistungen und die nahezu lineare Abnahme des Wirkungsgrades ab  $\pm 1,2$  kW vom Maximalwert von 95,1 % bis hin zu 92,5 %. Weiterhin sinkt der Wirkungsgrad mit steigender Spannung.

### 4.3 Gesamtsimulationsmodell

Die Struktur des PV-Batteriespeichersystems sowie die Vorzeichendefinition der jeweiligen Leistungsgrößen stellt Abbildung 24 dar.

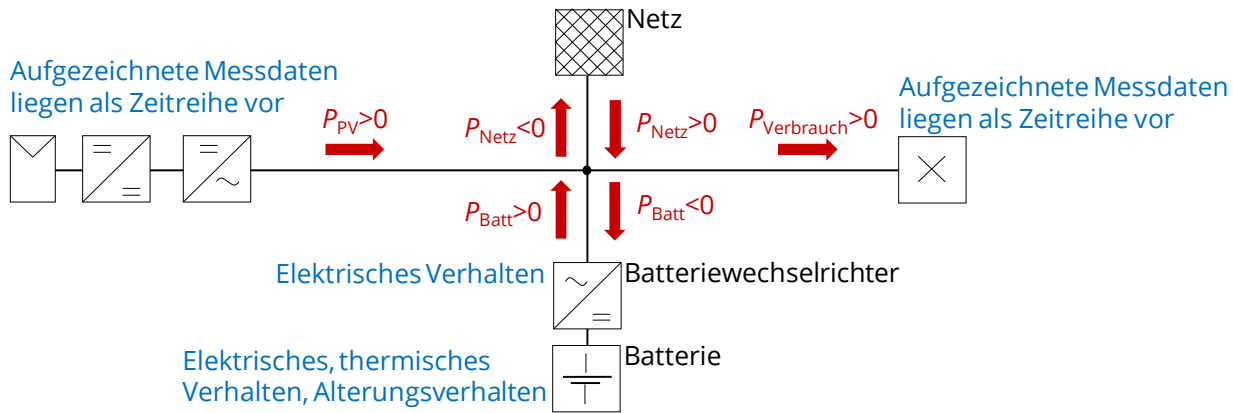


Abbildung 24: Struktur des AC-gekoppelten PV-Batteriespeichersystems

Das Gesamtsimulationsmodell des PV-Batteriespeichersystems teilt sich in das Modell des Batteriewechselrichters und der Lithium-Ionen-Batterie auf. Eingangsgröße des Simulationsmodells stellt die vom Betriebsführungsverfahren vorgegebene AC-seitige Lade- bzw. Entladeleistung  $P_{\text{Batt}}$  dar. Die Berechnung der jeweiligen Modellzustände erfolgt in einer Vorwärtsimulation unter Berücksichtigung der kausalen Zusammenhänge. Im Rahmen dieser Arbeit wird die Differenz zwischen PV- und Verbraucherleistung als Differenzleistung  $P_{\text{Diff}}$  definiert.

$$P_{\text{Diff}} = P_{\text{PV}} - P_{\text{Verbrauch}} \quad (20)$$

Die gesamte Leistungsbilanz des betrachteten PV-Batteriespeichersystems muss zu jedem Zeitschritt der Simulation eingehalten werden:

$$0 = P_{\text{Diff}} + P_{\text{Batt}} - P_{\text{Netz}} \quad (21)$$

Um eine sichere Arbeitsweise der Lithium-Ionen-Batterie zu gewährleisten, ist zudem der Betrieb nur innerhalb der Leistungs- und Ladezustandsgrenzen zulässig:

$$P_{\text{Batt,min}} < P_{\text{Batt}} < P_{\text{Batt,max}} \quad (22a)$$

$$SOC_{\text{min}} < SOC < SOC_{\text{max}} \quad (22b)$$

## 4.4 Batteriekennfeld für die Online-Simulation

Zur Umrechnung der in der Dynamischen Programmierung erstellten Ladezustandsübergänge auf Batterieleistungswerte und zur Quantifizierung der auftretenden Systemverluste ist die Erstellung eines Online-Simulationsmodells notwendig. In Abhängigkeit des aktuellen Ladezustands  $SOC$  und der Ladezustandsänderung  $\Delta SOC$  liefert das Online-Simulationsmodell die auftretenden Verluste  $E_{\text{Verlust}}$  sowie die Leistung  $P_{\text{Batt}}$  am AC-Knoten für einen Betrachtungszeitraum von 15 Minuten. Da zur Ermittlung eines optimalen Ladezustandsverlaufs innerhalb der Dynamischen Programmierung mehrere Millionen Zustandsübergänge ausgewertet werden müssen, bietet es sich aus Effizienzgründen an, ein kennfeldbasiertes Modell zu implementieren. Das Systemverhalten wird offline simuliert, nur die Ergebnisse werden im Kennfeld gespeichert und dann online verwendet. Ein indexbasierter Zugriff auf das Kennfeld hat sich als sehr effizient herausgestellt.

Grundlage bildet das in Kapitel 4.3 vorgestellte Gesamtsimulationsmodell des PV-Batteriespeichersystems. Zur Erstellung wird für definierte Startladezustände und Ladezustandsänderungen die notwendige viertelstündige Leistung ermittelt. Dies geschieht durch iterative Änderung des Leistungswerts  $P_{\text{Batt}}$ . Sobald die Abweichung zwischen dem geforderten  $\Delta SOC$  und dem sich mit dem gerade betrachteten Batterieleistungswert kleiner als ein vorgegebenes Abbruchkriterium ist, werden  $P_{\text{Batt}}$  und die dazugehörigen Systemverluste gespeichert. Abbildung 25 zeigt das Verlustkennfeld.

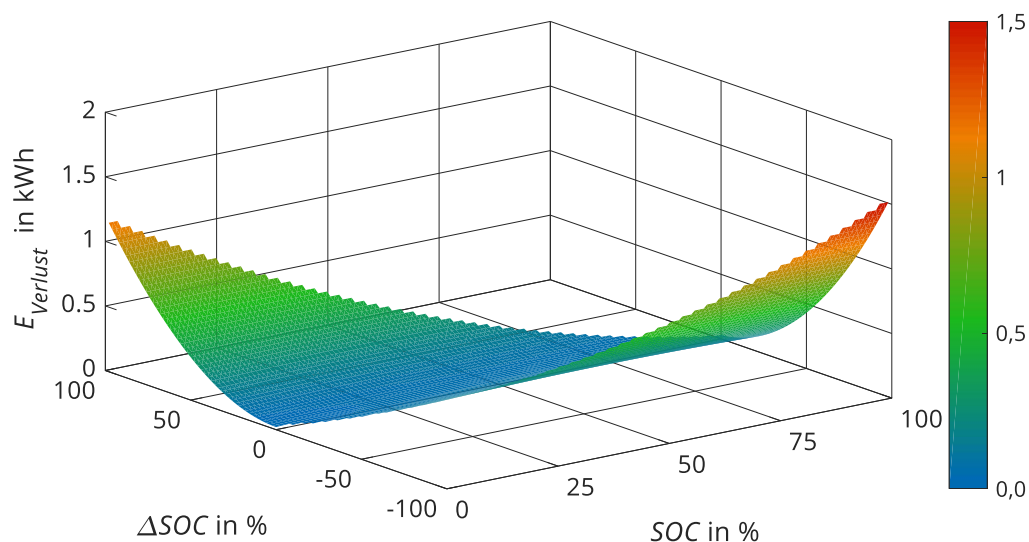


Abbildung 25: Verlustkennfeld des Online-Simulationsmodells







Blau hervorgehoben sind Ziele, deren Wirkungshorizont bis zu einigen Sekunden beträgt. Die schwarz dargestellten Ziele lassen sich der Kurzzeitorientierung, welche einen zeitlichen Betrachtungshorizont mehrerer Stunden entspricht, zuordnen. Das orange dargestellte Ziel der Maximierung der Batterie-Lebensdauer ist ein langfristiges Ziel, dessen Auswirkung auf das Gesamtsystemverhalten erst nach Jahren Betriebszeit quantifizierbar wird. Zusätzlich veranschaulichen die grünen und roten Pfeile der Abbildung 26 die Abhängigkeit der Ziele untereinander. Ein grüner Pfeil weist auf eine positive Abhängigkeit hin. Ein roter Pfeil deutet auf eine konkurrierende Abhängigkeit hin.

Um die optimale Lebensdauer der verwendeten Lithium-Ionen-Batterie zu erreichen, ist eine Einschränkung des Betriebsbereiches, die Vermeidung von Leistungsgradienten und die Begrenzung von hohen Ladezuständen notwendig. Dies steht in direkter Konkurrenz zur Maximierung der Solarenergie-nutzung. Für die maximale Nutzung der Solarenergie muss die gesamte Batteriekapazität zur Verfügung stehen. Die eingeschränkte Nutzung der Lithium-Ionen-Batterie hat auch zur Folge, dass mehr Energie aus dem Netz bezogen werden muss. Dies führt wiederum zu höheren Stromkosten. Ein weiteres konkurrierendes Ziel zur Maximierung der Lebensdauer stellt die Minimierung der Netzbezugsleistung dar. Je höher der Ladezustand ist, umso größer ist der Puffer, um unvorhergesehene Leistungsspitzen durch die Batterie zu decken. Für die Lebensdauer der Batterie bedeutet dies jedoch eine beschleunigte Alterung, da Alterungsprozesse bei hohem Ladezustand schneller ablaufen. Die Minimierung der Abregelverluste hingegen wirkt sich positiv auf die Stromkosten aus.

Im Falle einer gezahlten Einspeisevergütung ist es für die Minimierung der Stromkosten sinnvoll, Solarenergie ins Netz einzuspeisen. Dabei gilt es zu beachten, dass die Einspeiseleistung innerhalb der maximalen Netzeinspeiseleistung bleibt. Die Minimierung der Netzbezugsleistung trägt im Falle eines zu zahlenden Leistungspreises ebenfalls zur Reduzierung der Stromkosten bei. Durch das Vorhalten eines Puffers zur Abfederung von Leistungsspitzen steht nicht die gesamte Batteriekapazität für die Zwischenspeicherung zur Verfügung. Somit hat die Reduzierung der Netzbezugsleistung auch einen negativen Einfluss auf die Stromkosten.

Die geringsten Verluste des Gesamtsystems treten in Abhängigkeit der Lade- und Entladeleistung nur in einem kleinen Arbeitsbereich auf. Diesen einzuhalten sorgt zwar für minimale Systemverluste, jedoch wirkt sich dies negativ auf die maximale Nutzung der Solarenergie, auf die Reduzierung der Netzbezugsleistung und folglich auch negativ auf die Reduzierung der Stromkosten aus.

Die Herausforderung bei der Festlegung der Struktur des Betriebsführungsverfahrens liegt zum einen in der Berücksichtigung der konkurrierenden Betriebsführungsziele und zum anderen in der Verknüpfung der Optimierungsziele unterschiedlicher Wirkungshorizonte.

Die einmalige Optimierung der Leistungsflussaufteilung über den Betrachtungszeitraum von mehreren Jahren mit einer zeitlichen Auflösung von einer Sekunde ist aufgrund der Größe des Problems nicht möglich. Der Berechnungsaufwand übersteigt eine akzeptable Zeitdauer deutlich. Weiterhin liegen für den Betrachtungshorizont keine sinnvollen und belastbaren PV- und Verbraucherprognosen vor. Um die Ziele und die Wirkungshorizonte in einer optimierungsbasierten Betriebsführung zu vereinen, wird ein mehrstufiger Ansatz gewählt. Die Anzahl der Ebenen und die jeweiligen Betrachtungshorizonte orientieren sich dabei an den Betriebsführungszielen.

Abbildung 27 zeigt die prinzipielle Struktur des Betriebsführungsverfahrens, den zeitlichen Betrachtungshorizont sowie die jeweiligen Aufgaben.

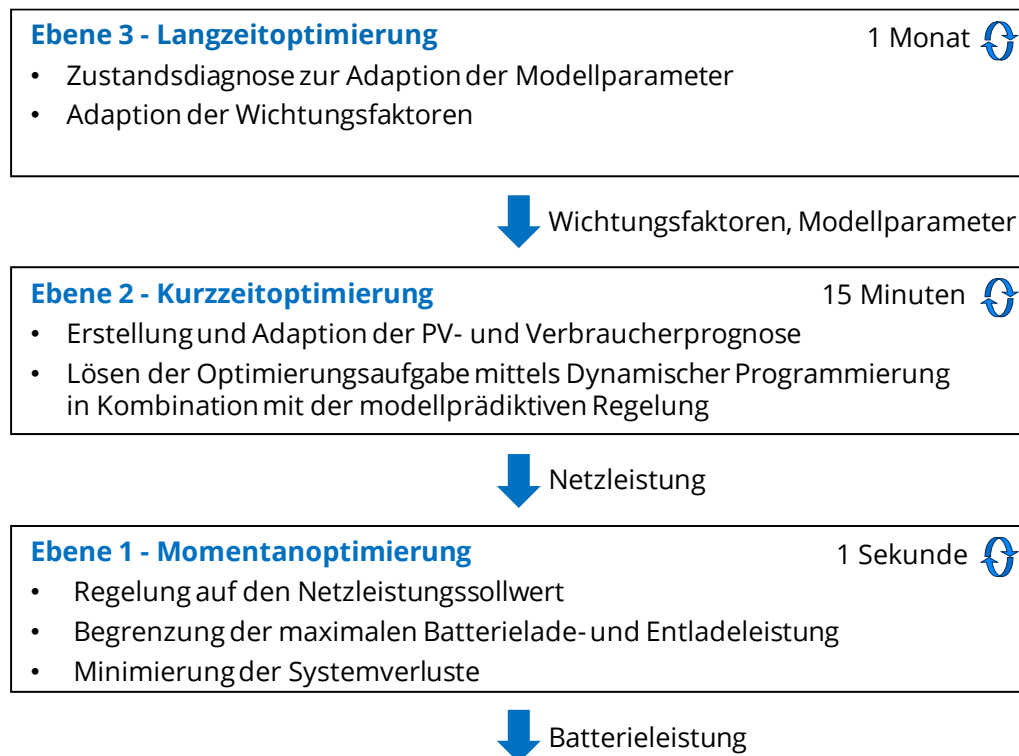


Abbildung 27: Prinzipielle Struktur des multikriteriell optimierenden Betriebsführungsverfahrens

Die Momentanoptimierung generiert in Abhängigkeit der Netzsolllleistung den Leistungswert der Batterie und sorgt für einen effizienten Betrieb des Gesamtsystems. Zudem erfolgt die Begrenzung der maximalen Lade- und Entladeleistung. Die Momentanoptimierung arbeitet im Sekundentakt.

Die Kurzzeitoptimierungsebene erstellt in einer zeitlichen Auflösung von 15 Minuten eine optimale Leistungsflussaufteilung für das PV-Batteriespeichersystem. Konkret erfolgt die Maxi-

mierung der Nutzung der Solarenergie, die Reduktion von Leistungsspitzen auf Verbraucherseite, die Vermeidung von Abregelverlusten der PV-Leistung und die Minimierung der Stromkosten. Der Betrachtungshorizont liegt im Bereich von mehreren Stunden. Zur Bestimmung der optimalen Leistungsflussaufteilung kommt die Dynamische Programmierung zum Einsatz. Die wiederholte Optimierung nach dem Prinzip der modellprädiktiven Regelung ermöglicht es, aktualisierte Prognoseinformationen zu berücksichtigen sowie auftretende Modell- und Prognosefehler zu kompensieren.

Die als Langzeitoptimierung bezeichnete oberste Betriebsführungsebene arbeitet in einer zeitlichen Auflösung von einem Monat. Die Langzeitoptimierung koordiniert die Batteriealterung und sorgt für einen lebensdaueroptimierenden Betrieb. Auf Basis der noch zur Verfügung stehenden Restkapazität der Lithium-Ionen-Batterie erfolgt die gezielte Anpassung der Kurzzeitoptimierung durch die Adaption der Wichtungsfaktoren der Zielfunktion. Dies ermöglicht es, auf Änderungen im PV- und Verbraucherverhalten zu reagieren, unerwartete Abweichungen im Alterungsverhalten der Lithium-Ionen-Batterie auszugleichen und sich auf unterschiedliche wirtschaftliche Rahmenbedingungen einzustellen. Weiterhin erfolgt in der Langzeitoptimierung eine Anpassung der Parameter des Online-Simulationsmodells. Grundlage hierfür stellt die Zustandsdiagnose dar, deren Aufgabe die Identifikation der Modellparameter des Online-Simulationsmodells im laufenden Betrieb ist.

## 5.2 Momentanoptimierung

Primäre Aufgabe der Momentanoptimierung ist es, dem Sollwert der Kurzzeitoptimierung zu folgen. Als Sollwert kann entweder die Batterieleistung oder die Netzleistung herangezogen werden. Eine direkte Vorgabe des Batterieleistungswerts der Kurzzeitoptimierung hat zur Folge, dass die Prognoseunsicherheiten und die Modellfehler vom Netz kompensiert werden. Die Lithium-Ionen-Batterie wird innerhalb der zulässigen Grenzen mit einer konstanten Leistung betrieben. Dies wirkt sich positiv auf die Beanspruchung und folglich auch auf das Alterungsverhalten der Lithium-Ionen-Batterie aus. Jedoch können bei fehlerhaften Prognosen Fälle eintreten, in denen die Batterie entladen wird, obwohl PV-Überschüsse vorliegen, oder geladen wird, auch wenn keine PV-Überschüsse vorhanden sind.

Die zweite Möglichkeit stellt die Einhaltung des Netzleistungswerts der Kurzzeitoptimierung dar. In diesem Fall werden die Prognoseunsicherheiten und Modellfehler vom Batteriespeicher kompensiert. Vorteil dieser Variante ist, dass der in der Kurzzeitoptimierung ermittelte Netzleistungsverlauf eingehalten wird. Beide Varianten der Sollwertvorgabe sind in Abbildung 28 dargestellt. Zunächst wird angenommen, dass die Messgrößen der PV- und Verbraucherleistung ohne Zeitversatz vorliegen und der Batterieleistungswert für die Netzeinhalten über die in Kapitel 4 vorgestellte Leistungsbilanz (21) berechnet wird.

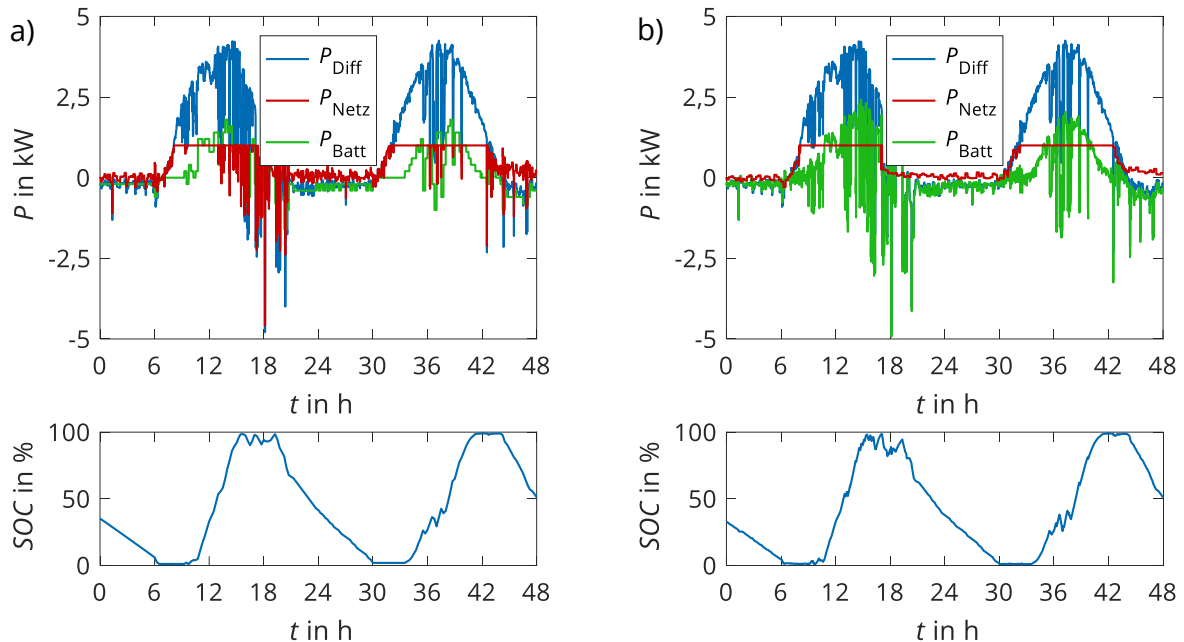


Abbildung 28: Vergleich der Sollwertvorgabe für a) direkte Batterieleistungsvorgabe;  
b) Regelung auf Netzleistungssollwert

Der Unterschied der Sollwertvorgabemöglichkeiten innerhalb der Momentanoptimierung ist anhand der rot dargestellten Netz- und der grün dargestellten Batterieleistung zu sehen. Die auftretenden Leistungsspitzen werden in Abbildung 28a durch das Netz und in Abbildung 28b durch die Batterie kompensiert. Der Ladezustandsverlauf beider Varianten unterscheidet sich qualitativ nicht. Die aktive Entladung der Lithium-Ionen-Batterie in den Morgenstunden ermöglicht es, ein Maximum an PV-Energie während des Tages zu speichern. Die zeitverzögerte Ladung führt zu einer Reduktion der Abregelverluste. Gegen 15 Uhr erreicht die Batterie in beiden Fällen einen SOC von 100 %. Bei direkter Vorgabe der Batterieleistung verbleibt der SOC für 2 Stunden im oberen Bereich, bis dann die Entladung der Batterie zum nächsten Sonnenaufgang mit Unterstützung des Netzes durchgeführt wird.

Die Ergebnisse einer Jahressimulation, welche in Kapitel 6.5.1 vorgestellt werden, zeigen jedoch bei Verwendung der direkten Batterieleistungsvorgabe erhebliche Nachteile bezüglich der Bewertungskriterien Selbstversorgungsgrad, Eigenverbrauchsquote und Abregelverluste. Daher wird die Batterieleistung als Stellgröße zur Regelung eines aus der Kurzzeitoptimierung ermittelten Netzleistungswerts innerhalb der Momentanoptimierung verwendet. Aufgrund der Tatsache, dass die Vorgabe der Batterieleistung im realen PV-Batteriespeichersystem über den Batteriewechselrichter realisiert wird, ist für die Einhaltung eines Netzleistungssollwerts eine zusätzliche Steuer- oder Regelungseinheit zur Ermittlung eines Batterieleistungswerts notwendig.

Einen einfachen Ansatz stellt die Berechnung der Batterieleistung anhand des Netz Sollwerts und der im letzten Zeitschritt gemessenen PV- und Verbraucherleistung dar:

$$P_{\text{Batt}}[k] = P_{\text{Netz,soll}}[k] + P_{\text{PV}}[k - 1] + P_{\text{Verbrauch}}[k - 1] \quad (23)$$

Nachteilig ist, dass eine Minimierung der Abweichung zwischen dem Sollwert und dem sich tatsächlich einstellenden Wert der Netzleistung nicht garantiert werden kann. Abhilfe schafft hier die Verwendung eines klassischen Eingrößenreglers. Jedoch bleiben die auftretenden Systemverluste für beide Ansätze unberücksichtigt. Um neben der Sollwertfolge der Netzleistung auch die Verluste des Systems zu minimieren, eignet sich die Verwendung eines optimierungsbasierten Ansatzes. Im Gegensatz zur Kurzzeitorientierung liegen zum einen keine deterministischen Punktprognosen im Sekundentakt für PV- und Verbraucherverhalten vor. Zum anderen stellt die Lösung der Optimierungsaufgabe innerhalb von Bruchteilen einer Sekunde ein Problem für die echtzeitfähige Implementierung dar. Ein Verfahren, das sowohl mehrere Kriterien berücksichtigt, Prognosen der Leistungswerte als Übergangswahrscheinlichkeiten abbildet und daraus ein optimales Regelgesetz in Form einer Lookup-Tabelle erstellt, bietet die stochastische Dynamische Programmierung. Die ermittelte Lookup-Tabelle entspricht einem mehrdimensionalen Kennfeld, das in Abhängigkeit der gemessenen Differenzleistung, des aktuellen Ladezustands, der Abweichung zum Netz Sollwert unter Berücksichtigung der Leistungsbilanz und des Ladezustands am Ende einer Viertelstunde einen Batterieleistungswert vorgibt. Die Entwicklung des Ansatzes wurde im Rahmen einer Diplomarbeit [149] durchgeführt. Es hat sich jedoch herausgestellt, dass die Anwendung eines zeitinvarianten Regelgesetzes für die vorliegende Betriebsführungsaufgabe innerhalb der Momentanoptimierung keine verwertbaren Ergebnisse liefert. Auf Basis der Diplomarbeit haben sich für die Entwicklung eines zeitabhängigen optimalen Regelgesetzes für den Betrachtungszeitraum einer Viertelstunde neue Fragestellungen ergeben. So muss untersucht werden, ob die Berücksichtigung des Endladezustands in der Zielfunktion oder als Nebenbedingung erfolgen soll, wie die Wichtung der Zielfunktionsanteile vorzunehmen ist, welche Diskretisierung der Systemzustände angemessene Leistungswerte liefert und welche Detaillierungsstufe das Simulationsmodell besitzen muss. Die Entwicklung eines zeitinvarianten Regelgesetzes ist vorgesehen. Die systematische Bearbeitung dieser Fragen ist aus Umfangsgründen jedoch nicht Bestandteil dieser Arbeit.

Um für die Momentanoptimierung einen robusten und sicheren Betrieb zu gewährleisten, findet zunächst der in Gleichung (22) dargestellte Ansatz Anwendung. Die Analyse des Einflusses der Verzugszeit bezüglich technischer Bewertungskriterien in Kapitel 6.5.2 zeigt, dass sich mit diesem einfachen Ansatz verwertbare Ergebnisse erzielen lassen.

## 5.3 Kurzzeitoroptimierung

Die Kurzzeitoroptimierung erstellt auf Basis von PV- und Verbraucherprognose einen idealen Netzleistungsverlauf unter Berücksichtigung der Betriebsführungsziele, der Systemgrenzen und der Strompreise. Zur Lösung der Optimierungsaufgabe findet die Dynamische Programmierung Anwendung. Der Algorithmus eignet sich aufgrund der nachfolgend aufgelisteten Vorteile als Lösungsverfahren.

- Das nichtlineare Verhalten des Verlustmodells und die nichtlinearen Bestandteile der Kostenfunktion zur Reduzierung der maximalen Netzeinspeise- und Netzbezugsleistung lassen sich problemlos in die Optimierung integrieren.
- Es werden keine Anforderungen an die Gestalt der Zielfunktion und die Randbedingung gestellt.
- In Abhängigkeit der gewählten Zustandsdiskretisierung liegt nach einer Optimierung der Leitungsflussaufteilung die globale Lösung vor.
- Die Berechnungszeit zur Lösung des Optimierungsproblems steigt linear mit der Länge des betrachteten Prädiktionshorizontes an.

Der progressiv zunehmende Berechnungsaufwand bei steigender Zahl an Zustandsgrößen und -übergängen wird durch eine geeignete Diskretisierung der Zustände und der Einschränkung der maximal auszuwertenden Zustände je Zeitschritt eingegrenzt.

Auf Basis der in Kapitel 3.3.3 erläuterten Funktionsweise der Dynamischen Programmierung erfolgt die Umsetzung des Verfahrens für ein PV-Batteriespeichersystem. Die Zustandsgröße  $x$  stellt den Ladezustand dar. Die Steuergröße  $u$  entspricht der Batterieleistung. Die Übergangskosten  $g$  setzen sich aus den Zielfunktionsanteilen der Stromkosten  $C_{\text{Stromkosten}}$ , der maximalen Netzeinspeiseleistung  $C_{P,\text{Ein}}$ , der maximalen Netzbezugsleistung  $C_{P,\text{Bezug}}$ , des Energiedurchsatzes der Batterie  $C_{\text{ZYK}}$ , dem Abstand zu 50 % des Ladezustands  $C_{\text{SOC}}$  und den Systemverlusten  $C_{\text{Verlust}}$  zusammen:

$$g = C_{\text{Stromkosten}} + \alpha \cdot C_{P,\text{Ein}} + \beta \cdot C_{P,\text{Bezug}} + \gamma \cdot C_{\text{SOC}} + \delta \cdot C_{\text{ZYK}} + C_{\text{Verlust}} \quad (24)$$

Zur Lösung des vorliegenden multikriteriellen Optimierungsproblems findet der Ansatz der gewichteten Summe Anwendung. Die Wahl der Wichtungsfaktoren erfolgt auf Basis von Expertenwissen.

Die Maximalwerte der zur Einstellung der Wichtungsfaktoren betrachteten Bewertungskriterien sind vorab bekannt und fließen in die Auswahl geeigneter Wichtungsfaktoren ein.

Über die Koeffizienten  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  und  $\delta$  ist es möglich, den Anteil ausgewählter Strafterme in der Optimierung zu wichten. Der Zielfunktionsanteil der auftretenden Systemverluste nimmt eine gesonderte Rolle ein. Aufgrund der Tatsache, dass die Systemverluste nichtlinear von der Leistung abhängen, diese jedoch nur als 15-Minuten-Mittelwerte in der Optimierung berücksichtigt werden, erfolgt die Einbeziehung der Systemverluste auf Basis des in Kapitel 4.4 vorgestellten Online-Simulationsmodells.

Ausgehend vom Anfangsladezustand  $SOC[0]$  wird ein optimaler Ladezustandsverlauf generiert. Die Einhaltung der Ladezustandsgrenzen erfolgt automatisch durch die Vorgabe der auszuwertenden Systemzustände. Über das hinterlegte Batteriekennfeld wird die für eine Ladezustandsänderung notwendige Batterieleistung ermittelt und anhand der Leistungsbilanz (21) die Netzleistung berechnet. Die Diskretisierung des Ladezustands  $SOC_{step}$  und der Optimierungsschrittweite  $t_{sw}$  besitzen einen wesentlichen Einfluss auf die Güte des Optimierungsergebnisses. Je feiner die Diskretisierung der Zustandsgrößen, desto geringer die Abweichung zum theoretischen Optimum. Jedoch steigt die Zahl der auszuwertenden Zustände an. Abbildung 29 zeigt exemplarisch das Optimierungsergebnis für eine feine und eine grobe Diskretisierung.

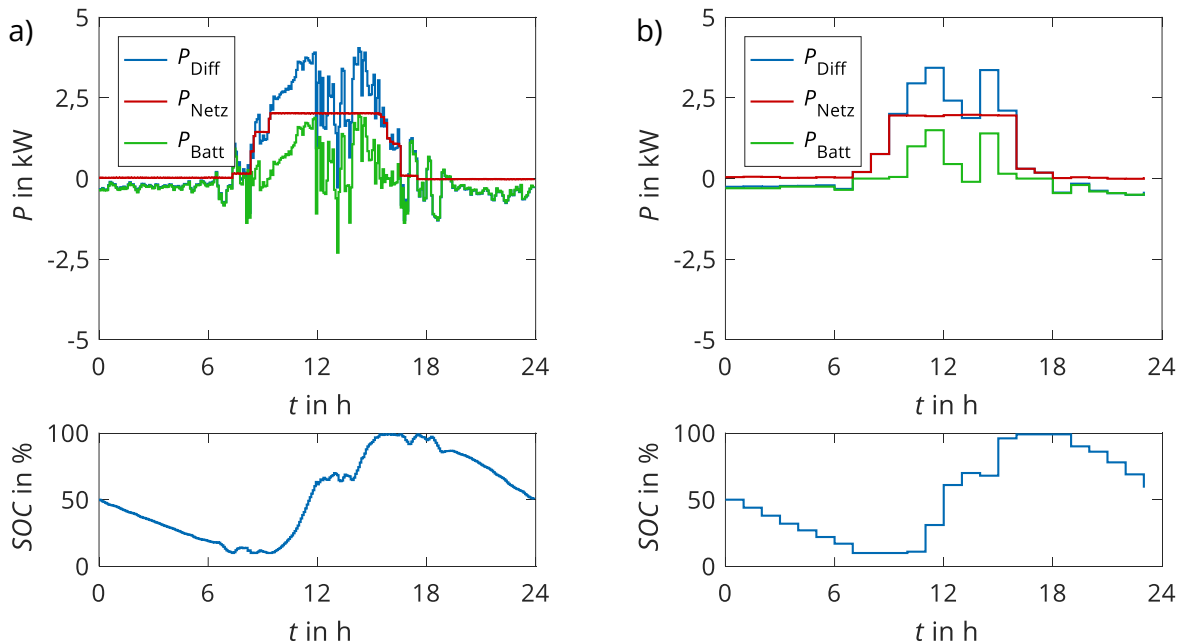


Abbildung 29: Darstellung eines Optimierungsergebnisses für a) eine feine Diskretisierung;  
b) eine grobe Diskretisierung



Der Prädiktionshorizont  $t_{\text{prog}}$  umfasst 24 Stunden. Zeitpunkt der Optimierung ist um 0 Uhr. In der feinen Diskretisierung beträgt das Ladezustandsgitter  $\text{SOC}_{\text{step}}$  0,5 % und die Optimierungsschrittweite  $t_{\text{sw}}$  fünf Minuten. In der groben Diskretisierung beträgt  $\text{SOC}_{\text{step}}$  5 % und  $t_{\text{sw}}$  eine Stunde. Die Anzahl der ausgewerteten Zustandsübergänge liegt für die feine Diskretisierung bei ca. 3,5 Mrd. Zur Erstellung des grob diskretisierten Verlaufs sind lediglich 166.000 Zustandsübergänge auszuwerten. Daher gilt es, einen vertretbaren Kompromiss zwischen Genauigkeit der Optimierung und dem Berechnungsaufwand zu ermitteln.

Die Anzahl an Neuoptimierungen  $t_{\text{Neuopt}}$  reduziert den Einfluss der Modell- und Prognoseunsicherheiten. Die Optimierung erfolgt nicht nur einmalig zum Tagesbeginn, sondern nach dem Ansatz der modellprädiktiven Regelung in definierten Zeitintervallen. Somit werden die im Tagesverlauf aktualisierten Prognosen für PV- und Verbraucherverhalten erfasst und in der Optimierung berücksichtigt. Abbildung 30 zeigt den Einfluss der Anzahl an Neuoptimierungen. In Abbildung 30a beträgt das Optimierungsintervall 24 Stunden. In Abbildung 30b hingegen erfolgt eine Optimierung alle 15 Minuten. Die verwendete Prognose stellt die in Kapitel 5.5.2 vorgestellte Prognose 2 dar.

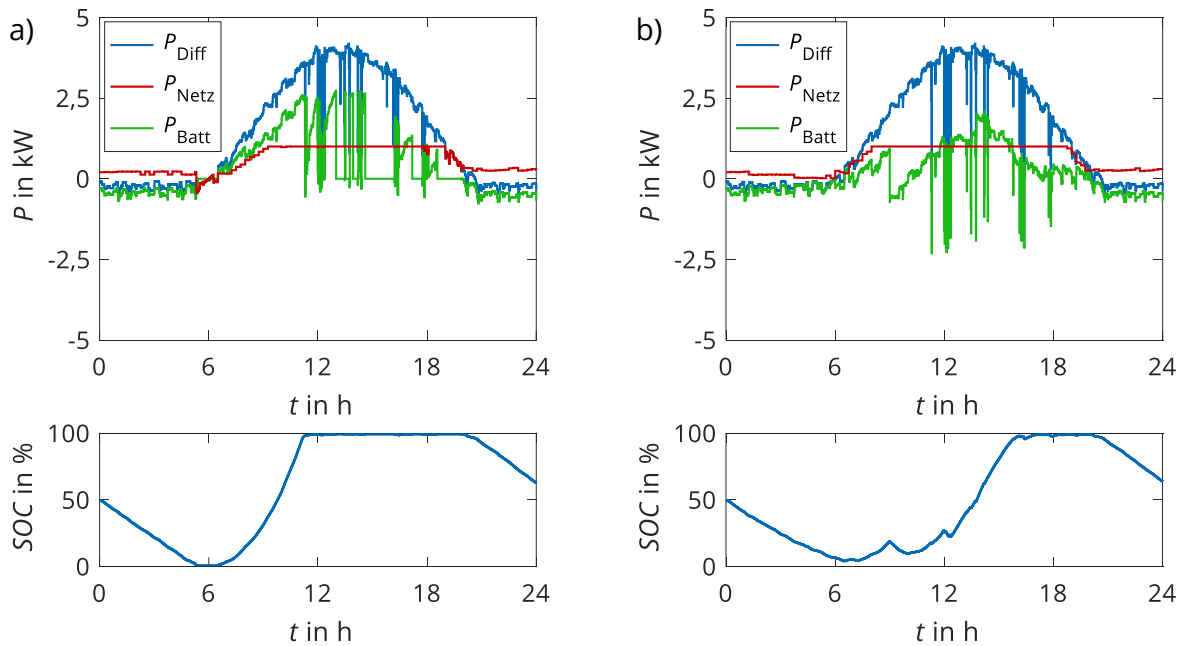


Abbildung 30: Darstellung eines Optimierungsergebnisses für a) ein Neuoptimierungsintervall von 24 Stunden; b) ein Neuoptimierungsintervall von 15 Minuten

In beiden Fällen erfolgt eine aktive Entladung der Lithium-Ionen-Batterie in der Zeit von 0 Uhr bis in die frühen Morgenstunden. Im Falle der einmaligen Optimierung befindet sich die Lithium-Ionen-Batterie für 1,5 Stunden im entladenen Zustand. Auftretende Leistungsspitzen müssen aus dem Netz gedeckt werden. Bei der Optimierung im Viertelstundentakt hingegen erreicht die Lithium-Ionen-Batterie den unteren Ladezustand nicht. Während die Batterie bei

einmaliger Optimierung schon zur Mittagszeit vollgeladen ist, wird im Falle der mehrmaligen Optimierung die Korrektur der Prognose zu den Uhrzeiten 9 Uhr, 12 Uhr, 15 Uhr und 18 Uhr berücksichtigt. Weiterhin besitzt die Länge des Prädiktionshorizonts einen Einfluss auf das erzielte Optimierungsergebnis und somit auch auf die Umsetzung der Betriebsführungsziele. Um die Vollständigkeit eines Neuoptimierungsintervalls und gleichzeitig die Vorgabewerte der Momentanoptimierung zu gewährleisten, muss der Prädiktionshorizont mindestens die Dauer des Neuoptimierungsintervalls besitzen. Der Einfluss des Prädiktionshorizonts wird in Kapitel 6.6.4 analysiert.

Abbildung 31 kennzeichnet die Einstellparameter der Kurzzeitoptimierung zur Reduzierung der Rechenzeit, welche in der Arbeit analysiert werden sollen, anhand eines Ladezustandsgitters.

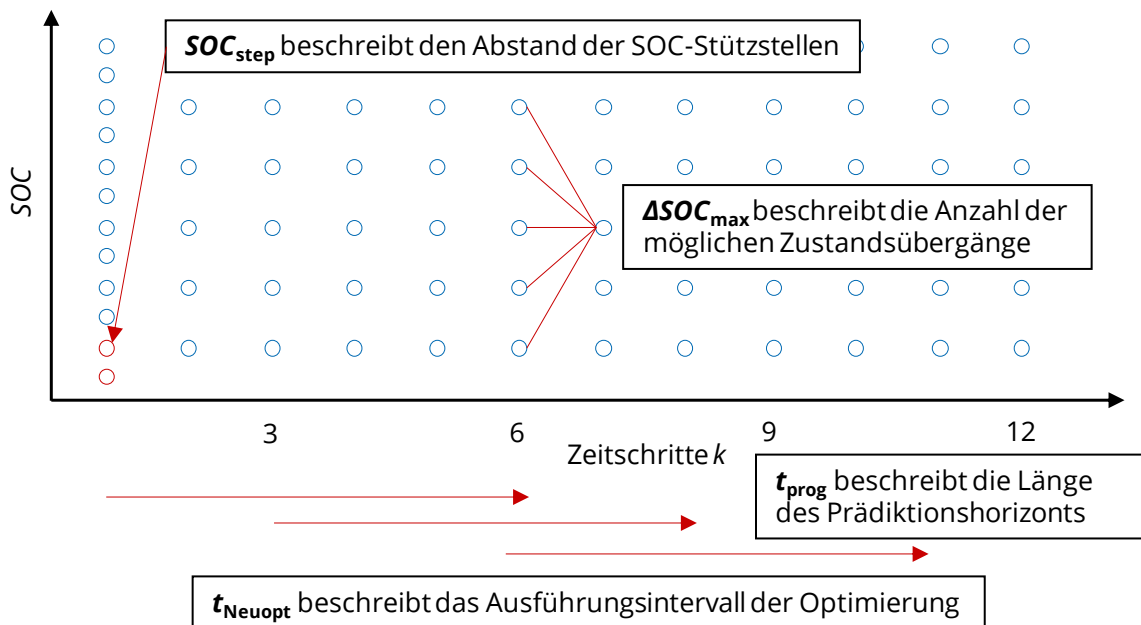


Abbildung 31: Einstellparameter für eine zeiteffiziente und robuste Arbeitsweise der Kurzzeitoptimierung

Neben den bereits erläuterten Einstellparametern besitzt die maximale Anzahl an Ladezustandsübergängen  $\Delta SOC_{max}$  einen Einfluss auf die Berechnungszeit der Optimierung. Ein Ladezustandswechsel von einer geladenen Batterie zu einer entladenen Batterie innerhalb eines Viertelstundenintervalls im stationären Anwendungsbereich ist unrealistisch und wird in vielen kommerziellen Systemen durch die maximale Dauerlade- bzw. Entladeleistung begrenzt. Ob eine weitere Reduktion des maximalen Ladezustandswechsels für das Anwendungsbeispiel Haushalt möglich ist, soll in Kapitel 6.6.3 analysiert werden.

### Skalierung der Zielfunktionsanteile

Um zu gewährleisten, dass die Zielfunktionsanteile die gleiche Größenordnung annehmen, werden diese auf den Wertebereich der zu erwartenden Stromkosten, die während eines Betrachtungszeitraums von 24 Stunden anfallen, skaliert:

$$C_{\text{Stromkosten}} = E_{\text{Bezug}} \cdot EGP - E_{\text{Ein}} \cdot FIT \quad (25)$$

Strompreis und Einspeisevergütung orientieren sich an den aktuellen Tarifen in Deutschland und werden mit 0,3 €/kWh bzw. 0,1 €/kWh festgelegt. Für einen typischen Winter- und Sommertag ergeben sich die in Tabelle 5 aufgelisteten Energieumsätze und Stromkosten. Dieser Wertebereich dient als Anhaltspunkt für die weiteren Zielfunktionsanteile.

Tabelle 5: Energiebezug und Energieeinspeisung für einen Sommer- und einen Wintertag

Tag	$E_{\text{Bezug}}$ in kWh	$E_{\text{Ein}}$ in kWh	$C_{\text{Stromkosten}}$
Sommer	0	10	-0,8
Winter	15	0	4,5

Die vorgestellten Gleichungen zur Berechnung der einzelnen Zielfunktionsanteile (Gleichung 23-25) beziehen sich alle auf einen Zeitschritt. Ein Zeitschritt entspricht einer Optimierungsschrittweite von 15 Minuten.

Die Berücksichtigung der maximal zulässigen Netzeinspeiseleistung  $P_{\text{Ein,max}}$  erfolgt über den Anteil  $C_{P,\text{Ein}}$  und wird wie folgt berechnet:

$$C_{P,\text{Ein}} = \frac{1}{40} (P_{\text{Ein}} - P_{\text{Ein,max}})^2 \quad \forall P_{\text{Ein}} > P_{\text{Ein,max}} \quad (26)$$

Die Skalierung um den Faktor ein vierzigstel sowie die Vorgabe der Leistungswerte in Kilowatt führt zu Tageskosten  $K_{P,\text{Ein}}$  (Gleichung 26), deren Wertebereich in der Größenordnung der Stromkosten liegt.

$$K_{P,\text{Ein}/\text{Bezug}} = \sum_{k=1}^{96} C_{P,\text{Ein}/\text{Bezug}}[k] \quad (27)$$

Das Histogramm in Abbildung 32 stellt die Häufigkeitsverteilung der täglichen Netzeinspeisekosten  $K_{P,\text{Ein}}$  auf Basis des im Rahmen dieser Arbeit verwendeten PV-Profiles dar. Die Größe der PV-Anlage entspricht der im Kapitel 6.3 vorgestellten Dimensionierung. Die maximale Einspeiseleistung  $P_{\text{Ein,max}}$  beträgt 1 kW.

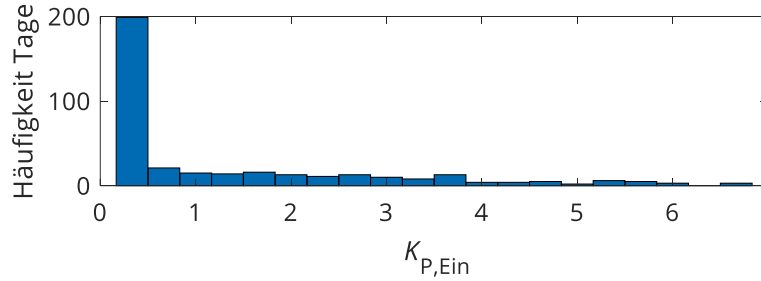


Abbildung 32: Häufigkeitsverteilung der täglichen Netzeinspeisekosten  $K_{P, Ein}$  für den Zeitraum eines Jahres

Die Skalierung des Zielfunktionsanteils der maximalen Netzbezugsleistung  $C_{P, Bezug}$  wird in Anlehnung an  $C_{P, Ein}$  ermittelt. Jedoch erfolgt eine Bestrafung nicht erst bei Überschreitung eines maximalen Leistungswerts, sondern sobald Leistung aus dem Netz bezogen wird:

$$C_{P, Bezug} = \frac{1}{40} P_{Bezug}^2 \quad (28)$$

Abbildung 33 zeigt die Häufigkeitsverteilung der täglichen Netzbezugskosten  $K_{P, Bezug}$  für ein komplettes Jahr, gemittelt über alle 70 Haushaltslastprofile.

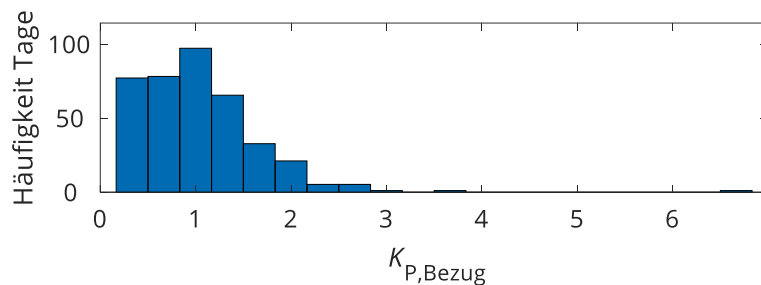


Abbildung 33: Häufigkeitsverteilung der gemittelten täglichen Netzbezugskosten  $K_{P, Bezug}$  für den Zeitraum eines Jahres

Der Zielfunktionsanteil des Energiedurchsatzes  $C_{ZYK}$  entspricht den Batterievollzyklen. Es wird davon ausgegangen, dass die Batterie pro Tag maximal zwei komplette Vollzyklen durchläuft. Die Größenordnung von  $C_{ZYK}$  liegt folglich im Bereich der Stromkosten. Auf einen Skalierungsfaktor wird verzichtet.

Der Skalierungsfaktor des Ladezustands orientiert sich an den beiden Extremfällen, die während des Betriebs der Lithium-Ionen-Batterie auftreten können. Für die beiden Fälle, dass die Batterie den gesamten Tag entladen oder den ganzen Tag vollgeladen ist, ergibt sich bei einem Prädiktionshorizont von 24 Stunden in Summe ein betragsmäßiger Abstand zum Ladezustand von 50 % in Höhe von 48.

Dieser Wert geht als Skalierungsfaktor in die Berechnung des Zielfunktionsanteils für den Ladezustand  $C_{SOC}$  ein:

$$C_{SOC} = \frac{1}{48} |SOC - 0,5| \quad (29)$$

## 5.4 Langzeitoptimierung

Das Ziel der Langzeitoptimierung ist es, einen lebensdaueroptimierenden Betrieb des PV-Batteriespeichersystems zu realisieren. Hierzu soll zunächst analysiert werden, was man unter einem lebensdaueroptimierenden Batteriebetrieb versteht und welche Möglichkeiten es gibt, diesen zu beeinflussen. Darauf aufbauend wird der Ansatz der Adaption der Wichtungsfaktoren vorgestellt. Das heuristische Verfahren beeinflusst durch eine gezielte Veränderung der beiden Wichtungsfaktoren  $\gamma$  und  $\delta$  den Alterungsverlauf des PV-Batteriespeichersystems und ermöglicht es, einem vorgegebenen Alterungsverlauf zu folgen. Abschließend wird auf die Zustandsdiagnose, welche die notwendige Voraussetzung für die Adaption der Wichtungsfaktoren darstellt, eingegangen.

### **Einflussfaktoren für den optimierenden Batteriebetrieb**

Wie bereits in Kapitel 5.1 angedeutet, steht der lebensdaueroptimierende Betrieb in direkter Konkurrenz zu Zielen der Kurzzeitoptimierung. Einen maßgeblichen Einfluss auf einen schonenden Batteriebetrieb besitzen die für die kalendarische und zyklische Alterung verantwortlichen Einflussgrößen Strom (C-Rate), Spannungslage (Ladezustand), Temperatur und Entladetiefe. Die Vermeidung von Betriebsbedingungen und -zuständen, die zur beschleunigten Alterung führen, hat zur Folge, dass der Arbeitsbereich der Lithium-Ionen-Batterie eingeschränkt wird, und nicht in vollem Umfang für die Realisierung der kurzzeitigen Ziele zur Verfügung steht.

So wirkt sich die Vermeidung von hohen Strömen und Stromgradienten positiv auf die Batterielebensdauer aus. Im Gegensatz dazu steht für die Glättung von Erzeuger- und Verbraucherspitzen nur noch eine begrenzte Leistungsreserve zur Verfügung. Die Einschränkung der Entladetiefe verringert den auf die Batterie wirkenden mechanischen Stress, reduziert aber auch die nutzbare Batteriekapazität und führt somit zu einem geringeren Ladungsumsatz. Durch die Begrenzung des Ladezustands lassen sich Betriebsbereiche, in denen die Alterungsprozesse schneller ablaufen, vermeiden. Auch hier wird die nutzbare Kapazität eingeschränkt. Für NMC-basierte Lithium-Ionen-Batterien gilt, je höher der Ladezustand, umso schneller laufen die Alterungsprozesse ab. Je höher die Temperatur der Lithium-Ionen-Batterie, umso schneller altert eine Batterie, denn nach dem Gesetz von Arrhenius verdoppelt sich die Reaktionsgeschwindigkeit bei einer Temperaturerhöhung um 10 K. Aufgrund der auftretenden Verluste erwärmt sich die Batterie. Eine aktive Begrenzung der Stromstärke bei

zu hoher Temperatur wirkt sich positiv auf die Lebensdauer der Batterie aus. Aufgabe der Langzeitoptimierung ist es, durch eine temporäre Einschränkung des Betriebsbereichs einem Soll-Alterungsverlauf zu folgen.

Da für stationäre Speichersysteme die nutzbare Kapazität im Vergleich zur Innenwiderstandszunahme eine größere Rolle spielt, wird die Abnahme der Kapazität als Maß für den Fortschritt der Batteriealterung verwendet. Die Zunahme des Innenwiderstands wird jedoch im Simulationsmodell berücksichtigt. Je größer der Innenwiderstand, umso größer sind die auftretenden Verluste, welche in Wärme umgewandelt werden. Weiterhin begrenzt der Ohmsche Überspannungsanteil die Lade- und Entladeleistung im niedrigen und hohen Ladezustandsbereich und beschränkt dadurch das Betriebsverhalten.

### **Lebensdaueroptimierender Batteriebetrieb**

Der lebensdaueroptimierende Betrieb der Lithium-Ionen-Batterie kann sowohl aus technischer als auch aus wirtschaftlicher Sicht definiert werden. Für beide Fälle spielt der Anwendungsbereich eine entscheidende Rolle. Betrachtet man rein technische Kriterien, so liegt es nahe, über den Betrachtungszeitraum einen maximalen Energiedurchsatz der Batterie zu erreichen, oder den Eigenverbrauch an Solarenergie zu maximieren. Aus wirtschaftlicher Sicht versteht man unter einem optimalen Betrieb, die Batterie so einzusetzen, dass für den Betrachtungszeitraum der erzielte Gewinn maximiert wird. Erfolgt eine Vergütung in erster Linie durch das Abfedern von Leistungsspitzen auf Verbraucherseite, dann ist es vorteilhaft, die Batterie im oberen Ladezustandsbereich zu halten. Wird jedoch in erster Linie die Zwischenspeicherung von Solarenergie vergütet, so kann es durchaus sinnvoll sein, die Batterie über den kompletten DOD-Bereich zu betreiben und eine hohe zyklische Alterung in Kauf zu nehmen.

Zur Demonstration der Funktionsweise der Langzeitoptimierung steht in dieser Arbeit die technische Optimierung im Vordergrund. Notwendige Vorgabe für die Langzeitoptimierung ist ein Soll-Alterungsverlauf in Form der Kapazitätsabnahme. Hierzu wird exemplarisch der Kapazitätsverlauf der prioritätsbasierten Betriebsführung herangezogen. Abbildung 34a, zeigt den Sollwertlauf, gemittelt über 70 Haushalte, für einen Betrachtungszeitraum von 20 Jahren. Die Restkapazität der Lithium-Ionen-Batterie beträgt 48 %. Um den Einfluss der Wichtungsfaktoren auf die Batteriealterung zu bewerten, werden für einen Trainingsdatensatz Vergleichssimulationen mit verschiedenen  $\gamma$  und  $\delta$  für den Simulationszeitraum von einem Jahr durchgeführt. Abbildung 34b zeigt das resultierende Kennfeld der Kapazitätsdifferenz zwischen dem Kapazitätsverlauf der prioritätsbasierten Betriebsführung und dem Kapazitätsverlauf des entwickelten Betriebsführungsverfahrens. Die positiven und negativen Differenzen  $\Delta C_{\text{Batt}}$  ermöglichen die Beeinflussung der Kapazitätsabnahme durch die Wichtungsfaktoren  $\gamma$  und  $\delta$ . Die Tatsache, dass die Abnahme der Kapazität nichtlinear, und in den

ersten Monaten besonders stark im Vergleich zur restlichen betrachteten Lebenszeit voranschreitet, wird in Kauf genommen.

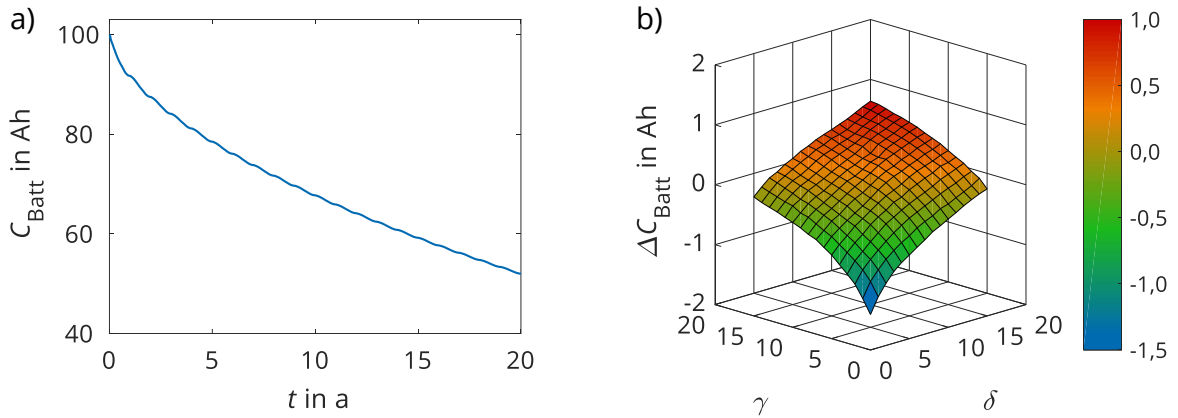


Abbildung 34: a) Alterungsverlauf der prioritätsbasierten Betriebsführung; b) Differenzkennfeld  $\Delta C_{\text{Batt}}$  in Abhängigkeit der Wichtungsfaktoren  $\gamma$  und  $\delta$

In monatlichen Abständen erfolgt die Anpassung der Wichtungsfaktoren auf Basis der Differenz zwischen dem Soll-Kapazitätsverlauf und der real eintretenden Kapazität so, dass die sich aus dem Differenzkennfeld ergebenden Unterschiede minimiert werden. Sollte der Fall auftreten, dass zwei verschiedene Wichtungsfaktorkombinationen die gleiche Differenz kompensieren, wird die gewählt, die die geringere Zyklenzahl verursacht. Abbildung 35 stellt einen Alterungsverlauf über einen Zeitraum von 20 Jahren dar.

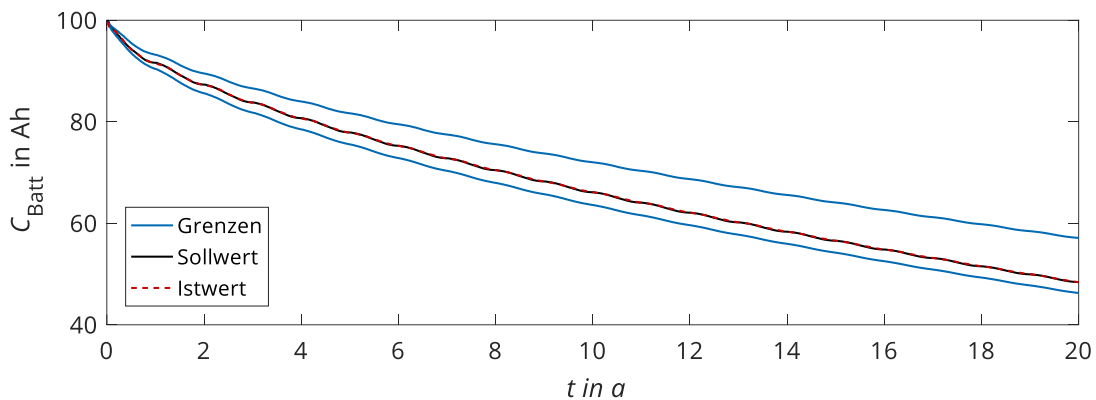


Abbildung 35: Demonstration der Funktionsweise des Ansatzes zur Adaption der Wichtungsfaktoren  $\gamma$  und  $\delta$

Die beiden blauen Grenzen entsprechen den statischen Einstellungen der Wichtungsfaktoren. Der obere Grenzverlauf, welcher eine Restkapazität von 56 % aufweist, stellt sich mit einer Kombination  $\gamma = 20$  und  $\delta = 20$  ein. Prinzipiell ist es möglich, die Wichtungsfaktoren weiter zu erhöhen, sodass sich ein noch geringerer Kapazitätsverlust ergibt. Das theoretische

Maximum stellt dann die rein kalendarische Alterung im unteren Ladezustandsbereich dar. Da dies einen Batteriebetrieb ausschließt, wird dieser Fall nicht betrachtet und der größtmögliche Wichtungsfaktor auf den Wert 20 begrenzt. Der untere Grenzverlauf, mit einer Restkapazität von 42 %, wird bei einer Kombination von  $\gamma = 0$  und  $\delta = 0$  erreicht. Die schwarz gestrichelte Linie zeigt den Sollwertverlauf der Alterung. Gut zu erkennen ist, dass die Einhaltung eines Sollalterungsverlaufs mit dem vorgestellten Ansatz möglich ist. Dabei stellt der definierte Sollwertverlauf nur eine mögliche Realisierung dar.

Die technische Analyse der Langzeitorientierungsebene erfolgt in Kapitel 6. Untersucht werden der Einfluss der Wichtungsfaktoren, des End-of-Life (EOL) -Kriteriums und der Adaption der Wichtungsfaktoren.

### **Zustandsdiagnose**

Grundlage für die Adaption der Wichtungsfaktoren ist die Kenntnis des aktuellen Gesundheitszustands der Batterie. Der Gesundheitszustand SOH gibt das Alter einer Batterie an. Den Auslieferungszustand bezeichnet man als „Begin of Life“, den Zustand am Lebensende als „End of Life“. Eine allgemeingültige Definition, wann das EOL-Kriterium erreicht wird, existiert nicht. Im Rahmen dieser Arbeit erfolgt die Beurteilung des Gesundheitszustands anhand der zur Verfügung stehenden Restkapazität. Da man diese nicht direkt messen kann, gibt es verschiedene Verfahren zur Schätzung der Restkapazität. Man unterscheidet zwischen „open-loop“ und „closed-loop“ Ansätzen. Open-loop Ansätze basieren auf den Erkenntnissen großer Messreihen, die das Alterungsverhalten der Batterie bei unterschiedlichen Beanspruchungsarten beschreiben. Die Bestimmung des SOH erfolgt nur auf Grundlage der Eingangsgrößen Strom, Spannung und Temperatur, ohne einen Rückschluss auf aktuelle Alterungsparameter [147,150]. Im Gegensatz dazu bestimmen closed-loop Verfahren, entweder anhand von generierten Testsignalen oder aus dem direkten Betriebsverhalten, den SOH unter Einbeziehung des aktuellen Batteriezustands. Einfache Ansätze berechnen über das Verhältnis von Spannungsdifferenz zu Stromdifferenz den DC-Widerstand [151] im Online-Betrieb. Eine weitere Möglichkeit zur Identifikation des SOH bietet die Impedanzspektroskopie [152]. Anhand von sinusförmigen, frequenzabhängigen Testsignalen werden Parameter zur SOH-Beschreibung ermittelt. Filteralgorithmen bilden eine weitere Verfahrensklasse zur SOH-Bestimmung [153]. Aufgrund der Abhängigkeiten der betrachteten Zustandsgrößen gibt es in der Literatur vermehrt Ansätze zur kombinierten Schätzung [154–157]. Im Rahmen dieser Arbeit wird angenommen, dass die für die Betriebsführung notwendigen Zustandsgrößen zur Verfügung stehen.



## 5.5 PV- und Verbraucherprognose

Die Prognosen der PV- und Verbraucherzeitreihe stellen die Eingangsdaten für die Kurzzeitoptimierung dar und spielen eine wichtige Rolle für die Qualität der Betriebsführung. Da der Schwerpunkt dieser Arbeit auf der Entwicklung und der umfangreichen Analyse eines Betriebsführungsverfahrens liegt, wurde auf die Entwicklung und tiefgründige Analyse der Prognoseverfahren verzichtet. Da sie jedoch einen unverzichtbaren Teil des multikriteriell optimierenden Betriebsführungsverfahrens darstellen, werden für die Prognose der PV- und der Verbraucherzeitreihe drei unterschiedliche Verfahren implementiert. Prognose 1 stellt das theoretische Optimum in Form einer idealen Vorhersage dar. Prognose 2 umfasst für die PV-Zeitreihe einen Direktstrahlungsansatz und für die Lastprognose einen prototypenbasierten Ansatz. Prognose 3 basiert auf der Tagespersistenz für die PV-Zeitreihe und einer Wochenpersistenz für die Verbraucherzeitreihe. Die Prognosen werden in 15-Minutenauflösung für einen maximalen Horizont von 48 Stunden erstellt.

### 5.5.1 Prognose 1

Prognose 1 stellt das theoretische Optimum der PV- und Verbraucherprognose dar. Es wird angenommen, dass beide Zeitreihen exakt vorhergesagt werden. Abweichungen zwischen realen Messdaten und der Prognose ergeben sich nur durch die Bildung der 15-Minuten-Mittelwerte. Dieser Ansatz gibt Aufschluss über die bestmöglich erreichbaren Betriebsführungsergebnisse und bildet die Referenz.

### 5.5.2 Prognose 2

Die Prognose der PV-Zeitreihe basiert auf einem adaptiven Direktstrahlungsansatz. Für den betrachteten Standort wird in Abhängigkeit der Jahreszeit die maximale theoretische Direktstrahlung [37] berechnet. Diese Zeitreihe wird auf das Maximum der Wechselrichterleistung der letzten sieben Tage skaliert. Da es sich bei der skalierten Direktstrahlung um einen Maximalwert handelt, ergibt sich für die PV-Prognose eine überschätzte Prognose. Um dies zu kompensieren, wird die Initialprognose des jeweiligen Tages um einen Faktor von 0,5 herabgesetzt. Während des Tages erfolgt dann eine Adaption der PV-Prognose zu den Uhrzeiten 9 Uhr, 12 Uhr und 15 Uhr. Zunächst wird zu jedem Adaptionszeitpunkt der Leistungsmittelwert der vorangegangenen Stunde berechnet. Das Verhältnis zwischen Prognosemittelwert und dem Mittelwert der real eingetretenen Daten wird mit dem skalierten Direktstrahlungsverlauf multipliziert. Veranschaulicht wird die Funktionsweise anhand drei ausgewählter Tage mit unterschiedlichen Wettersituationen. Grau dargestellt ist jeweils der „real“ eingetretene Verlauf. Farblich markiert sind die Prognosen zu unterschiedlichen Tageszeiten. Abbildung 36 zeigt den Leistungs- und den Energieverlauf für einen sonnigen Tag.

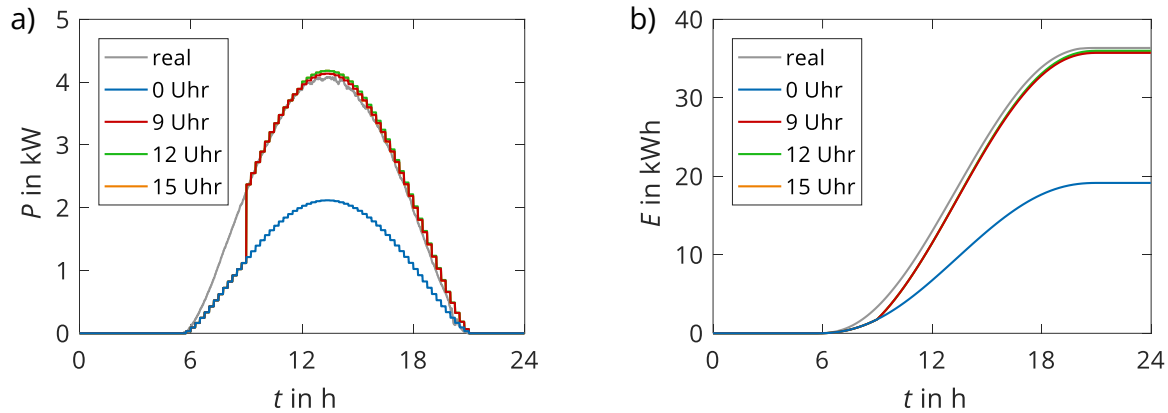


Abbildung 36: PV-Prognose 2, Adaption Beispieltag 1; a) Leistungsverläufe; b) Energieverläufe

Die erste Vorhersage um 0 Uhr geht mit einem PV-Skalierungsfaktor von 0,5 von einer unterschätzten Prognose aus. Die erste Adaption um 9 Uhr erhöht den PV-Skalierungsfaktor und trifft den Verlauf der Leistung und die Tagesenergiemenge bereits sehr gut. Die Abweichung vom Energieendwert beträgt zu diesem Zeitpunkt weniger als 0,6 kWh. Die weiteren Korrekturen um 12 Uhr und um 15 Uhr fallen nur sehr gering aus, sodass die Energie mit einer Abweichung 0,4 kWh getroffen wird.

Abbildung 37 zeigt den Leistungs- und den Energieverlauf für einen bewölkten Tag.

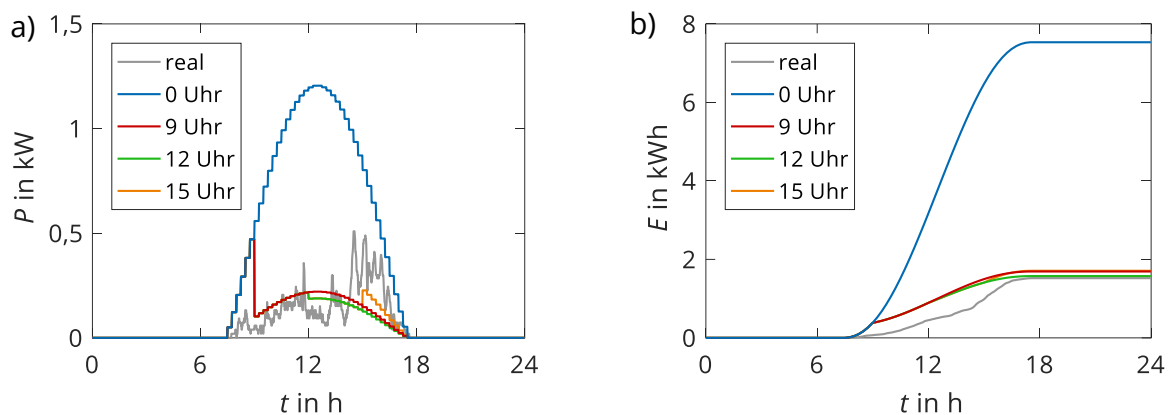


Abbildung 37: PV-Prognose 2, Adaption Beispieltag 2; a) Leistungsverläufe; b) Energieverläufe

Trotz der Anpassung des Prognosefaktors auf 0,5 ergibt sich für die initiale PV-Prognose um 0 Uhr ein überschätzter Verlauf. Die erste Adaption um 9 Uhr erkennt, dass deutlich weniger PV-Leistung zur Verfügung steht und korrigiert die Prognose nach unten. Die folgenden Korrekturen des PV-Faktors um 12 Uhr und 15 Uhr fallen für diesen Tag auch sehr gering aus. Die Abweichung zwischen realem und prognostiziertem Energieendwert liegen bei 0,2 kWh.

Abbildung 38 zeigt den Leistungs- und den Energieverlauf für einen wechselhaften Tag.

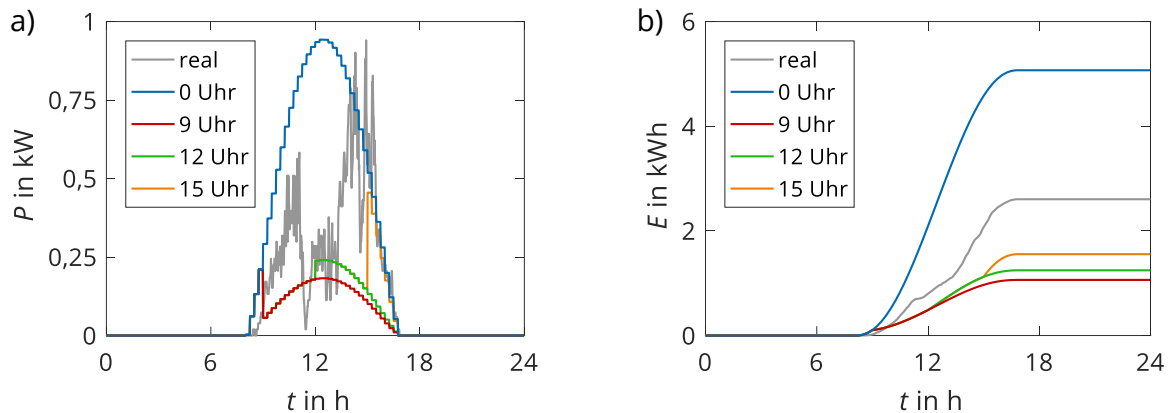


Abbildung 38: PV-Prognose 2, Adaption Beispieltag 3; a) Leistungsverläufe; b) Energieverläufe

Die vorliegenden Wetterwechsel innerhalb des Tages stellen den Ansatz vor große Probleme und weisen Schwächen auf. Die Initialprognose um 0 Uhr liefert eine überschätzte Prognose. Die erste Anpassung um 9 Uhr, reduziert diesen Fehler, liegt aber für den weiteren Tagesverlauf deutlich zu gering. Weitere Anpassungen 12 Uhr und 15 Uhr korrigieren das Ergebnis zwar, in Summe ist diese Vorhersage jedoch nicht verwendbar.

Die Ermittlung der Prognose für die Verbraucherzeitreihe basiert auf einem klassenbasierten prototypischen Ansatz, welcher bereits in [158] für Haushaltslastprofile analysiert und bewertet wurde. Ein Prototyp kennzeichnet in diesem Zusammenhang einen Tageslastgang, der die charakteristischen Eigenschaften gemessener Tagesgänge enthält und sich durch ein geringes Distanzmaß zu diesen Tagesgängen kennzeichnet. Für die vorliegende Jahreslastzeitreihe wurden auf Basis eines k-means-Clusterverfahrens Klassen prototypischer Tagesgänge ermittelt. Da das verwendete Clusterverfahren eine MATLAB-Standard-Bibliothek darstellt wird hierauf nicht weiter eingegangen. Ausführliche Informationen zur Arbeitsweise des Algorithmus findet man in [159]. Die Anzahl der Klassen wurde zwischen zwei und acht variiert. Für die Anzahl von vier Prototypen wurde ein Kompromiss zwischen der Identifizierbarkeit eines Prototyps im Laufe des Tages und dem Distanzmaß gefunden.

Die Identifikation des Prototyps läuft in folgenden Schritten ab. Zu Tagesbeginn um 0 Uhr wird der Prototyp des letzten identischen Wochentags als identifizierter Tagesgang festgelegt. Für den weiteren Verlauf des Tages erfolgt die Auswahl des Prototyps im Intervall von zwei Stunden durch die Bestimmung der Ähnlichkeit aller vier Prototypen zu dem aktuellen Tageslastgang. Es wird der Prototyp, der die geringste mittlere quadratische Abweichung der 15-Minutenleistungswerte aufweist, verwendet. Ein Wechsel des ermittelten Prototyps während des Tages ist nicht ausgeschlossen. Für alle 70 Haushalte wurde analysiert, ab wann der

Prototyp, der für den jeweiligen Tag erkannt wurde, final festgelegt ist. Für über 40 der betrachteten 70 Haushalte steht bereits 10 Uhr für 255 Tage im Jahr der finale Prototyp fest. Abbildung 39 stellt die Leistungsverläufe und die Energiemenge für einen Beispielhaushalt und vier Prototypen dar.

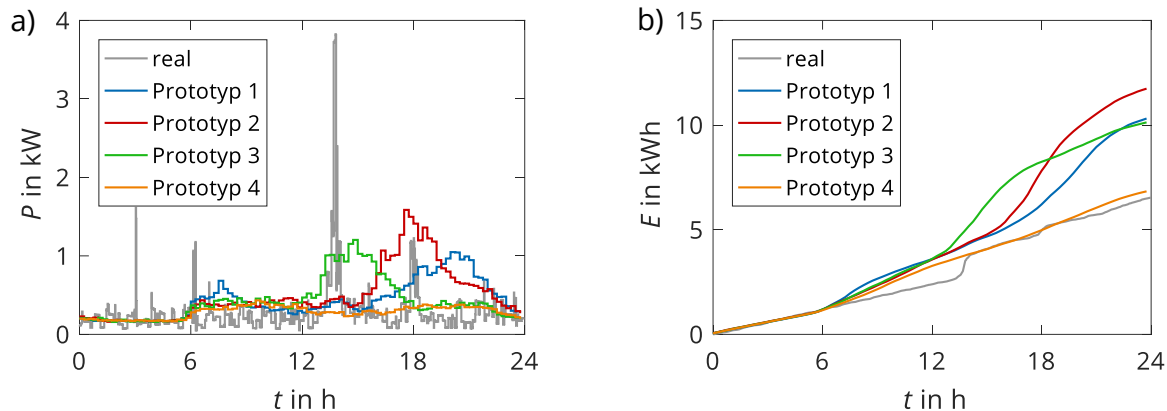


Abbildung 39: Verbraucherprognose 2; a) Leistungsverläufe; b) Energieverläufe

Bis 6 Uhr liefern alle Prototypen einen nahezu identischen Energiewert, sodass eine eindeutige Zuordnung des realen Tagesverlaufs nicht möglich ist. Gegen 13 Uhr kristallisiert sich Prototyp 4 als der für den Tag geeignete heraus. Im Vergleich zu Prototyp 1 bis 3 besitzt der dargestellte Tagesverlauf sowohl in der Mittagszeit als auch in den Abendstunden keinen erhöhten Energieverbrauch. In Summe beträgt die Abweichung vom realen Energieendwert 0,5 kWh.

### 5.5.3 Prognose 3

Prognose 3 stellt einen heuristischen Ansatz zur Ermittlung der PV- und Verbraucherzeitreihe dar. Die prognostizierte PV-Leistung des nächsten Tages entspricht dem Verlauf des vorangegangenen Tages. Mathematisch lässt sich dies über die Gleichung (30) beschreiben:

$$P_{PV,prog} = P_{PV}(t - 24 h) \quad (30)$$

Vorteilhaft ist, dass keine externen Wetterinformationen benötigt werden und lediglich die letzten 24 Stunden für die Vorhersage gespeichert werden müssen. Große Schwächen besitzt der Ansatz, wenn zwei unterschiedliche Tage, zum Beispiel ein bewölkter und ein sonniger Tag nacheinander auftreten. Dies verdeutlicht Abbildung 40. Sowohl im Leistungs- als auch im Energieverlauf des Beispieltages treten große Abweichungen auf.

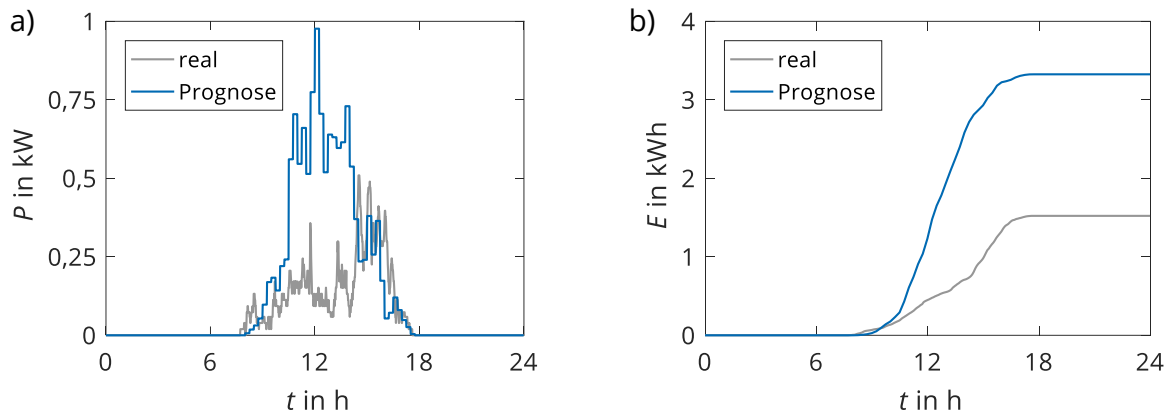


Abbildung 40: PV-Prognose 3; a) Leistungsverläufe; b) Energieverläufe

Der implementierte Verbraucherprognoseansatz wird als Wochenpersistenz bezeichnet. Man geht davon aus, dass der folgende Tag identisch zum letzten gleichen Wochentag ist. Mathematisch lässt sich dieser Ansatz, ähnlich zur PV-Persistenzprognose, nach Gleichung (31) beschreiben.

$$P_{\text{Verbrauch,prog}} = P_{\text{Verbrauch}}(t - 7 \cdot 24h) \quad (31)$$

Mit diesem Ansatz ist es möglich, wöchentlich wiederkehrende Ereignisse nachzubilden. Nachteilig ist, dass das Kurzzeitverhalten und auftretende Leistungsspitzen nicht vorhergesagt werden können. Die nachfolgende Abbildung 41 zeigt exemplarisch für diesen Prognoseansatz den Leistungsverlauf und die dazugehörige Energie für einen Beispieltag.

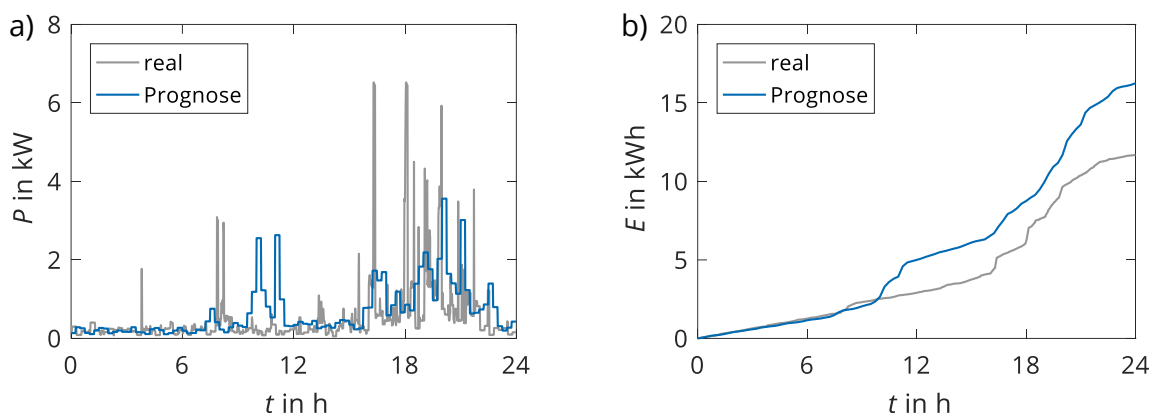


Abbildung 41: Verbraucherprognose 3; a) Leistungsverläufe; b) Energieverläufe

Das Verbraucherverhalten in den frühen Morgen- und Abendstunden wird gut abgebildet. Zur Mittageszeit werden jedoch zwei Verbrauchsspitzen vorhergesagt, die in der Realität nicht eintreten.



# 6 Simulationsbasierte Untersuchungen

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse umfangreicher simulationsbasierter Untersuchungen des entwickelten Betriebsführungsverfahrens vorgestellt. Dazu erfolgt in den ersten drei Abschnitten die Definition der Bewertungskriterien, die Beschreibung der verwendeten Datenbasis und die Festlegung der Dimensionierung des PV-Batteriespeichersystems. Die Versuchsplanung für die Analyse der einzelnen Betriebsführungsebenen und für den Vergleich mit den beiden Referenzverfahren wird in Abschnitt 6.4 erläutert. In den darauffolgenden vier Abschnitten werden die Simulationsergebnisse detailliert präsentiert. Der Schwerpunkt liegt auf der Kurzzeitorientierungsebene. Neben der Ermittlung von Simulations- und Betriebsführungseinstellungen für unterschiedliche PV- und Verbraucherprognosen und Anwendungsfälle werden die Vorteile des entwickelten Betriebsführungsverfahrens im Vergleich zu zwei Referenzverfahren für ausgewählte Tage, für ein komplettes Jahr und für die gesamte Lebensdauer anschaulich dargestellt.

## 6.1 Bewertungskriterien

Zur Beurteilung der Funktionsweise des entwickelten Betriebsführungsverfahrens und der Quantifizierung des Einflusses der untersuchten Einstellparameter erfolgt zunächst die Definition der verwendeten Bewertungskriterien.

Der **Selbstversorgungsgrad**  $k_{SVG}$  beschreibt, zu welchem Anteil der jährliche Verbrauch von der PV-Anlage gedeckt werden kann. Dieses Kriterium steht in direktem Zusammenhang mit den Strombezugskosten. Je höher der Selbstversorgungsgrad, umso weniger Energie muss zusätzlich aus dem Netz bezogen werden. Folglich sinken so auch die Strombezugskosten.

$$k_{SVG} = 100 \% \cdot \frac{E_{\text{Verbrauch}} - E_{\text{Bezug}}}{E_{\text{Verbrauch}}} \quad (32)$$

Die **Eigenverbrauchsquote**  $k_{EVQ}$  gibt an, wie groß der Anteil der selbst verbrauchten PV-Energie im Verhältnis zur Verfügung stehenden PV-Energie  $E_{PV}$  ist. Je kleiner die Abregelverluste  $E_{ARV}$  und die ins Netz eingespeiste PV-Energie  $E_{Ein}$ , umso größere Werte nimmt die Eigenverbrauchsquote an.

$$k_{EVQ} = 100 \% \cdot \frac{E_{PV} - E_{ARV} - E_{Ein}}{E_{PV}} \quad (33)$$

Die **Abregelverluste**  $k_{ARV}$  geben an, wie viel PV-Energie nicht genutzt werden kann. Bei Überschreitung der maximalen Netzeinspeisegrenze arbeitet der MPP-Tracker der PV-Anlage nicht mehr im Punkt der maximalen Leistungsabgabe.

$$k_{ARV} = 100 \% \cdot \frac{E_{ARV}}{E_{PV}} \quad (34)$$

Die **maximale Netzbezugsleistung**  $k_{Netz,max}$  bezeichnet das viertelstündige Maximum der aus dem Netz bezogenen Leistung  $P_{Bezug}$ .

$$k_{Netz,max} = \max(P_{Bezug}) \quad (35)$$

Die **Batterievollzyklen**  $k_{Zyklen}$  sind ein Maß für die Nutzung der Lithium-Ionen-Batterie. Diese berechnen sich aus der Batterieleistung  $P_{Batt}$  bezogen auf den nominalen Energieinhalt  $E_{Batt}$ .

$$k_{Zyklen} = \frac{\int |P_{Batt}| dt}{2 \cdot E_{Batt}} \quad (36)$$

Die **Stromkosten**  $k_{el}$  setzen sich aus dem Arbeitspreis  $k_{EGP}$ , dem Leistungspreis  $k_{LP}$  und der Einspeisevergütung  $k_{FIT}$  zusammen.

$$k_{el} = E_{Bezug} \cdot K_{EGP} + E_{Ein} \cdot K_{FIT} + k_{Netz,max} \cdot K_{LP} \quad (37)$$

Der **Zielfunktionswert**  $k_{ZF}$  der Kurzzeitorientierung entspricht den Gesamtkosten  $J$  Gleichung (3) der Dynamischen Programmierung. Die dazugehörigen Übergangskosten  $g$  wurden in Kapitel 5.3 bereits ausführlich beschrieben.

## 6.2 Datenbasis

Die Zeitreihe der PV-Anlage bilden reale Messdaten eines Referenzobjekts in Chemnitz aus dem Jahr 2014. Die Messdaten wurden im Minutentakt aufgezeichnet und für die Jahressimulation auf Sekundenwerte linear interpoliert. Die Verbraucherdaten umfassen 70 repräsentative elektrische Haushaltlastprofile. Der Datensatz wurde von der HTW Berlin erstellt und ist frei verfügbar [160]. Grundlage des Datensatzes bilden zum einen die durch das Institut für Zukunftsenergiesysteme im Viertelstundentakt aufgezeichneten Verbraucherprofile von über 497 Haushalten. Zum anderen sind die Verbraucherprofile von 30 unterschiedlichen österreichischen Haushalten, welche in der zeitlichen Auflösung von einer Sekunde vorliegen, integriert. Die Vorgehensweise der Datenerstellung, Analyse und Validierung des repräsentativen Charakters werden in [160] ausführlich beschrieben. Die beiden Histogramme



in Abbildung 42 zeigen den jährlichen Energieverbrauch und die durchschnittliche Netzbezugsleistung der 70 Haushaltslastprofile.

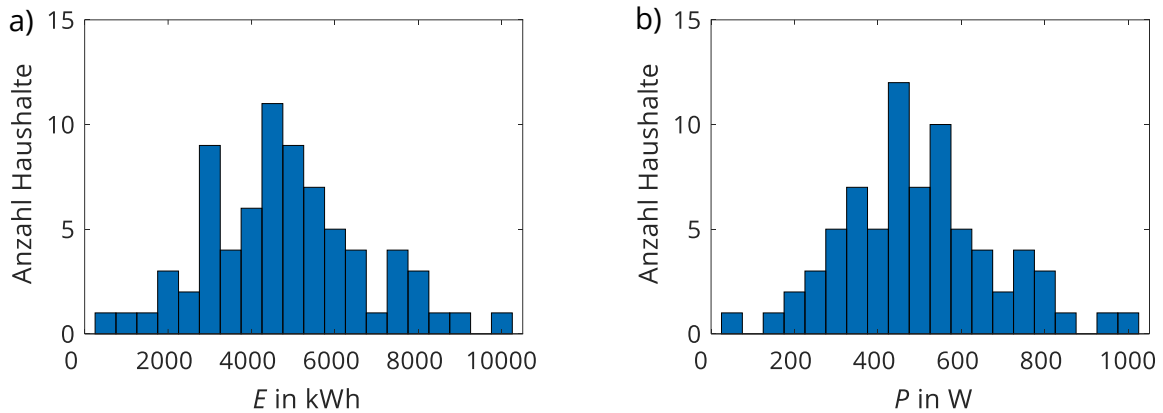


Abbildung 42: Häufigkeitsverteilung der 70 Haushaltslastprofile für a) Jahresenergie; b) mittlere Jahresleistung

Zur Analyse der Langzeitoptimierungsebene werden die PV- und Verbraucherzeitreihe für die Anzahl der betrachteten Jahre vervielfacht. Auf die Berücksichtigung von stochastischen Störgrößen wird bewusst verzichtet. Da sich die Charakteristik der Lithium-Ionen-Batterie während der Betrachtungszeit ändert, ergeben sich für die Betriebsführung in jedem Jahr neue Rahmenbedingungen und somit auch eine veränderte Aufgabe der Leistungsflussaufteilung.

### 6.3 Systemdimensionierung

Wie bereits in Kapitel 2 erläutert, stellt die Dimensionierung von PV-Batteriespeichersystemen einen eigenen Forschungsschwerpunkt dar. Es existiert eine Vielzahl von Veröffentlichungen, die sich der Dimensionierung eines PV-Batteriespeichersystems widmen. Um die simulationsbasierten Untersuchungen des entwickelten Betriebsführungsverfahrens für ein passend ausgelegtes System durchzuführen, werden die in Tabelle 6 festgelegten Verhältnisse für PV-Energie zu Batterie und Verbrauch zu Batterie in Anlehnung an die Ergebnisse von [161] für die Dimensionierung der Komponenten verwendet.

Tabelle 6: Dimensionierungsvorschrift für die Haushaltslastprofile

Komponentenbezug	Verhältnis
$\frac{E_{PV} [\text{Angabe in MWh}]}{E_{\text{Verbrauch}} [\text{Angabe in MWh}]}$	1,00
$\frac{E_{\text{Verbrauch}} [\text{Angabe in MWh}]}{E_{Batt} [\text{Angabe in kWh}]}$	1,25
$\frac{P_{BWR} [\text{Angabe in kW}]}{E_{Batt} [\text{Angabe in kWh}]}$	1,00

Die Tatsache, dass die Betriebsführung lediglich die Optimierung des Selbstversorgungsgrades als Ziel umsetzt, wird toleriert. Für die Rückrechnung der Jahresenergiemenge auf die installierte PV-Leistung wird ein spezifischer Jahresertrag von 1000 Kilowattstunden pro Kilowatt installierter PV-Leistung angenommen. Die Größe des Batteriewechselrichters orientiert sich an der Größe der Lithium-Ionen-Batterie. Demzufolge wird das Leistungskennfeld des Batteriewechselrichters für jedes Haushaltslastprofil angepasst. Die maximale Einspeiseleistung entspricht für alle betrachteten Haushalte 20 % der installierten PV-Leistung.

## 6.4 Versuchsplanung

Die simulationsbasierten Untersuchungen lassen sich in zwei Kategorien einteilen. Die erste Kategorie umfasst die Analyse der einzelnen Betriebsführungsebenen und die Ermittlung geeigneter Betriebsführungsparameter unter Berücksichtigung der Simulationsdauer. Für die Momentanoptimierung wird der Einfluss des Übergabewerts der Kurzzeitoptimierung als Stellgröße und der Einfluss der Verzugszeit der Eingangsgrößen PV- und Verbraucherleistung analysiert.

In der Kurzzeitoptimierungsebene, welche den Schwerpunkt der Untersuchungen darstellt, liegt der Fokus auf der Ermittlung geeigneter Betriebsführungsparameter, die eine robuste Arbeitsweise des Betriebsführungsverfahrens ermöglichen. Dies umfasst die Analyse der Wichtungsfaktoren der Zielfunktion, die Länge des Prädiktionshorizonts und das Optimierungsintervall. Aufgrund der langen Simulationsdauer werden die Untersuchungen priorisiert durchgeführt und die Ermittlung zeiteffizienter Simulations- und Betriebsführungseinstellungen vorangestellt. Ziel ist es, die Simulationen in vertretbarer Berechnungszeit bei annähernd gleichbleibender Ergebnisgüte durchzuführen. Wie bereits in Kapitel 3.3.3 erwähnt, liefert die Dynamische Programmierung in Abhängigkeit der gewählten Zustandsdiskretisierung ein optimales Ergebnis. Je gröber die Quantisierung des Ladezustands, umso ungenauer ist letztendlich auch der Verlauf der ermittelten optimalen Trajektorie. Aufgrund der Tatsache, dass die Auswertung der Systemzustände exponentiell in die Berechnungsdauer einfließt, soll ein Kompromiss zwischen Genauigkeit und Berechnungsaufwand gefunden werden. Die Auswertung der Simulationen erfolgt im Text detailliert für die Prognose 2 am Beispiel eines Haushaltslastprofils und verallgemeinert für alle 70 Haushaltslastprofile. So ist sichergestellt, dass es sich bei dem exemplarisch betrachteten Verbraucherprofil nicht um einen Ausreißer handelt, sondern dass die dargestellten Abhängigkeiten für ein breites Spektrum gelten. Die Resultate für Prognose 1 und 3 werden kurz zusammengefasst.

Auf der Langzeitoptimierungsebene wird der Einfluss ausgewählter Wichtungsfaktoren bezüglich der Batteriealterung analysiert. Weiterhin erfolgt die Untersuchung des Einflusses des

EOL-Kriteriums bezüglich der technischen Bewertungskriterien. Abschließend wird die Auswirkung der Wichtungsfaktoradaption auf den Betrieb des PV-Batteriespeichersystems anhand von drei Fallbeispielen bewertet.

Die zweite Kategorie bildet den Vergleich des multikriteriell optimierenden Betriebsführungsverfahrens anhand zwei ausgewählter Referenzverfahren. Betrachtet werden die Ergebnisse auf Tages-, Jahres- und der Lebensdauerebene. Die Vorteile des entwickelten Betriebsführungsverfahrens für die drei Prognoseverfahren werden anhand der definierten Bewertungskriterien herausgearbeitet. Die Simulation erfolgt auf Basis der ermittelten Einstellparameter mit einer Schrittweite von einer Sekunde.

Tabelle 7 stellt übersichtlich die im Rahmen dieser Arbeit geplanten Versuche zur umfangreichen Untersuchung und Testung des entwickelten Betriebsführungsverfahrens dar.

Tabelle 7: Übersicht über die geplanten Versuche

	$t_{\text{sim}}$ in s	$T$ in a	Prognose			Last- profil	Simula- tionen
			1	2	3		
<b>Momentanoptimierung, Kap. 6.5</b>							
Sollwertvorgabe $P_{\text{Batt}} - P_{\text{Netz}}$	1	1	x	x	x	1-70	210
$T_{\text{Verzugszeit}}$	1	1	x			1-70	1.400
<b>Kurzzeitoptimierung, Kap. 6.6</b>							
$t_{\text{sim}}$	1, 60, 900	1	x	x	x	1-70	63.000
$SOC_{\text{step}}$ und $\Delta SOC$	60	1	x	x	x	1-70	10.500
Wichtungsfaktoren	60	1	x			1-70	43.000
$t_{\text{prog}}$ und $t_{\text{Neuopt}}$	60	1	x	x	x	1-70	30.200
<b>Langzeitoptimierung, Kap. 6.7</b>							
Einfluss von $\gamma$ und $\delta$	60	20	x	x	x	1-7	21.000
EOL-Kriterium	60	20	x	x	x	1-7	150
Adaption $\gamma$ und $\delta$	1	20		x		2	2
<b>Performancevergleich, Kap. 6.8</b>							
Tagesanalyse	1	1	x	x	x	1-70	490
Jahresanalyse	1	1	x	x	x	1-70	490
20-Jahresanalyse	1	20		x		2	7

## 6.5 Analyse der Momentanoptimierung

### 6.5.1 Vorgabe Batteriesollwert

Wie bereits in Abschnitt 5.2 für zwei ausgewählte Tage dargestellt, kann als Vorgabewert für den Batteriewechselrichter entweder die Batterieleistung aus der Kurzzeitorientierung direkt übernommen werden oder auf Basis der Eingangsgrößen PV- und Verbraucherleistung in Kombination mit dem Netzollwert der Kurzzeitorientierung ein Batterieleistungswert berechnet werden.

$$P_{\text{Batt}}[k] = P_{\text{Batt,opt}} \quad (38)$$

Die Vorgabe der Batterieleistung auf Basis des Netzollwerts führt zu einer Einhaltung der Netzleistung innerhalb der Viertelstunde. Die Berechnung von  $P_{\text{Batt}}$  erfolgt über Gleichung (39):

$$P_{\text{Batt}}[k] = P_{\text{Diff}}[k] - P_{\text{Netz,soll}} \quad (39)$$

Die Ergebnisse einer Jahressimulation für alle Haushaltslastprofile unter der Berücksichtigung der Prognoseverfahren sind für beide Sollwertvorgabemöglichkeiten als Boxplots dargestellt. Abbildung 43 zeigt den Selbstversorgungsgrad und die Eigenverbrauchsquote. Für die Bewertungskriterien ergeben sich bei der Vorgabe der Netzleistung  $P_{\text{Netz}}$  unabhängig von der Prognose bessere Ergebnisse im Vergleich zur Batterieleistungsvorgabe  $P_{\text{Batt}}$ .

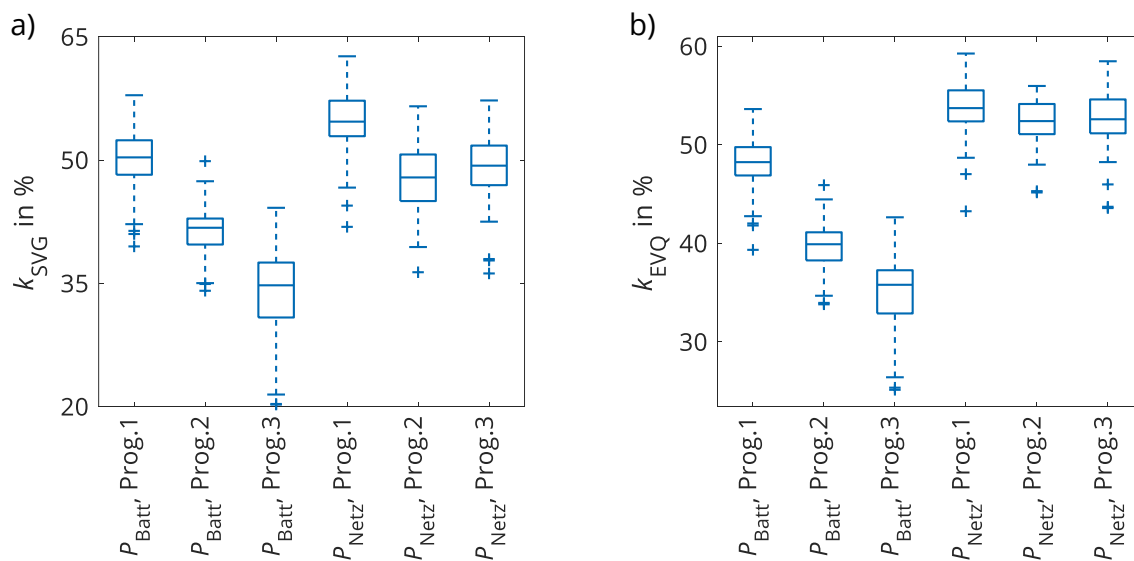


Abbildung 43: Boxplot der Sollwertvorgabe in Abhängigkeit der drei Prognoseverfahren für die Bewertungskriterien  
a) Selbstversorgungsgrad; b) Eigenverbrauchsquote

Weiterhin zeigt sich für den Fall der Netzleistungsvorgabe ein robusteres Verhalten gegenüber Prognosefehlern, denn selbst bei Verwendung der einfachen und mit großen Fehlern behafteten Prognose 3 liegt der Median des Selbstversorgungsgrades immer noch bei 49 %. Im Fall der Batterieleistungsvorgabe fällt dieser auf 34 %. Die Resultate der Eigenverbrauchsquote weisen ein nahezu identisches Verhalten auf. Im direkten Vergleich der Prognoseverfahren nehmen die erzielten Eigenverbrauchsquoten bei Vorgabe des Netzleistungswerts  $P_{\text{Netz}}$  durchweg größere Werte ein. Auch die Anfälligkeit gegenüber Prognoseunsicherheiten besitzt in diesem Fall einen geringen Einfluss. Betrachtet man die charakteristischen Kenngrößen der Boxen, wird ersichtlich, dass nur vereinzelt Ausreißer auftreten. Weiterhin ist die Spannweite der Box der Batterieleistungsvorgabe  $P_{\text{Batt,Prog.3}}$  für beide Kriterien am größten.

Abbildung 44 stellt die Ergebnisse der Abregelverluste und der Zyklenzahl als Boxplot dar. Auch für die Abregelverluste ist ein deutlicher Unterschied bei der Sollwertvorgabe erkennbar. Interessant ist, dass die Box der Netzleistungsvorgabe bei der Verwendung von Prognose 3 niedrigere Abregelverluste im Vergleich zur Batterieleistungsvorgabe bei der Verwendung von Prognose 1 liefert.

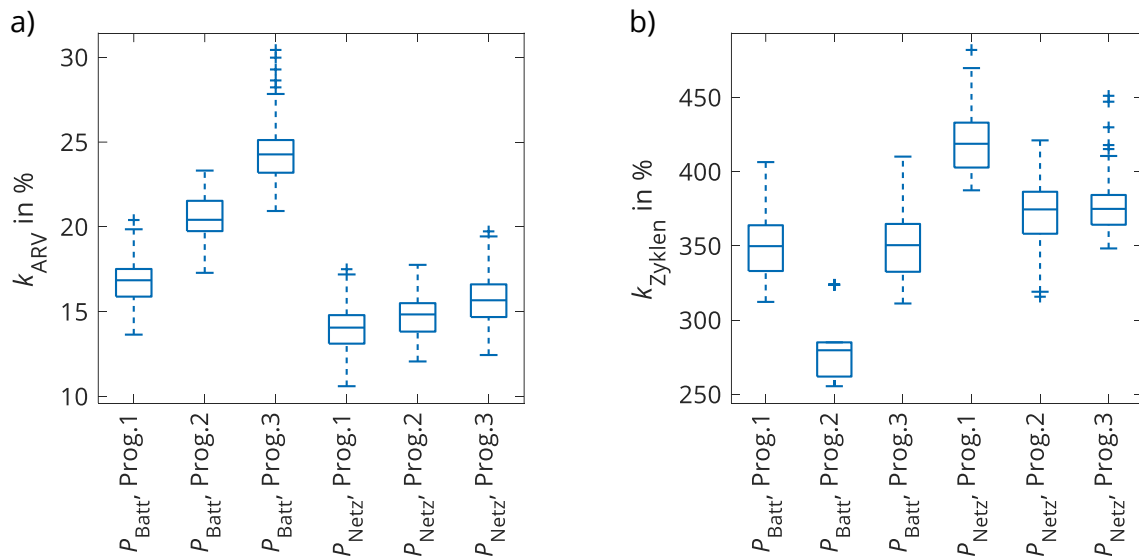


Abbildung 44: Boxplot der Sollwertvorgabe in Abhängigkeit der drei Prognoseverfahren für die Bewertungskriterien  
a) Abregelverluste; b) Zyklenzahl

Für die Batteriezyklen nimmt  $P_{\text{Batt,Prog.2}}$  eine besondere Rolle ein. Neben der Tatsache, dass die Zyklen deutlich geringer ausfallen, besitzt die Box keine obere Antenne. Für 75 % der Messdaten liegt die Anzahl der erreichten Zyklen zwischen 260 und 280. Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass bei der Vorgabe der Netzleistung die Kompensation der Modellfehler durch die Batterie erfolgt. Dies führt unabhängig von der verwendeten Prognose zu hö-

heren Batteriezyklen. Jedoch zeigt sich eine deutlich geringere Anfälligkeit gegenüber Prognosefehlern bezüglich des Selbstversorgungsgrades, der Eigenverbrauchsquote und der Abregelverluste. Daher wird die Batterieleistung innerhalb der Momentanoptimierung auf Basis eines Netzleistungssollwerts ermittelt.

### 6.5.2 Verzögerte Messung der PV- und Verbraucherleistung

In den durchgeführten Simulationen erfolgt eine verzögerte Messung der PV- und Verbraucherleistung. Die Verzugszeit nimmt dabei Werte von 0 Sekunden bis 20 Sekunden an. Die Batterieleistung berechnet sich in Abhängigkeit der Verzugszeit nach Gleichung (40) wie folgt:

$$P_{\text{Batt}}[k] = P_{\text{PV}}[k - t_{\text{Verzug}}] - P_{\text{Verbrauch}}[k - t_{\text{Verzug}}] - P_{\text{Netz,soll}}[k] \quad (40)$$

Abbildung 45 zeigt die Ergebnisse einer Jahressimulation für die 70 Haushaltlastprofile in Form eines Boxplots. Dargestellt sind die Bewertungskriterien Selbstversorgungsgrad und Eigenverbrauchsquote als Differenz zum Ergebnis ohne Zeitverzug. Eine positive Differenz entspricht einer Reduktion des Bewertungskriteriums durch den Zeitverzug. Eine negative Differenz stellt hingegen eine Verbesserung dar. Aufgrund von Modellfehlern und der Tatsache, dass die Prognosedaten nur als Viertelstundenwerte vorliegen, kann der Fall einer negativen Differenz eintreten.

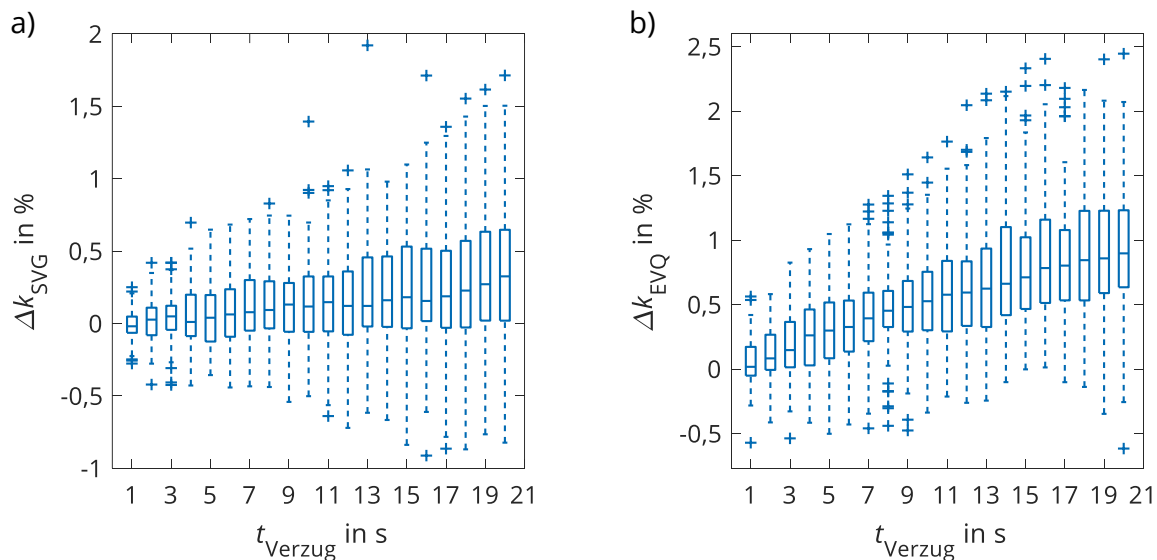


Abbildung 45: Ergebnisse der Verzugszeitanalyse für a) Differenz des Selbstversorgungsgrades  $\Delta k_{\text{SVG}}$ ; b) Differenz der Eigenverbrauchsquote  $\Delta k_{\text{EVQ}}$

Ohne Berücksichtigung der Ausreißer liegen die positiven Abweichungen für alle untersuchten Verzugszeiten innerhalb von 2 %. Bis zu einem Zeitverzug von 2 Sekunden liegen diese

sogar unter  $\pm 0,5\%$  und sind vernachlässigbar. Interessant ist, dass sich für einige Haushaltslastprofile eine Verbesserung des Bewertungskriteriums einstellt. Die Häufigkeit sinkt jedoch mit steigender Verzugszeit. Weiterhin nimmt die Spannweite bei steigender Verzugszeit zu. Das heißt, je größer die Verzugszeit, umso größer auch die Abweichung zum Referenzwert. Abbildung 46 stellt die Ergebnisse der Abregelverluste und der Vollzyklen dar. Da für beide Bewertungskriterien der Minimalwert anzustreben ist, entsprechen die negativen Differenzen einer Verschlechterung des Bewertungskriteriums aufgrund der Verzugszeit.

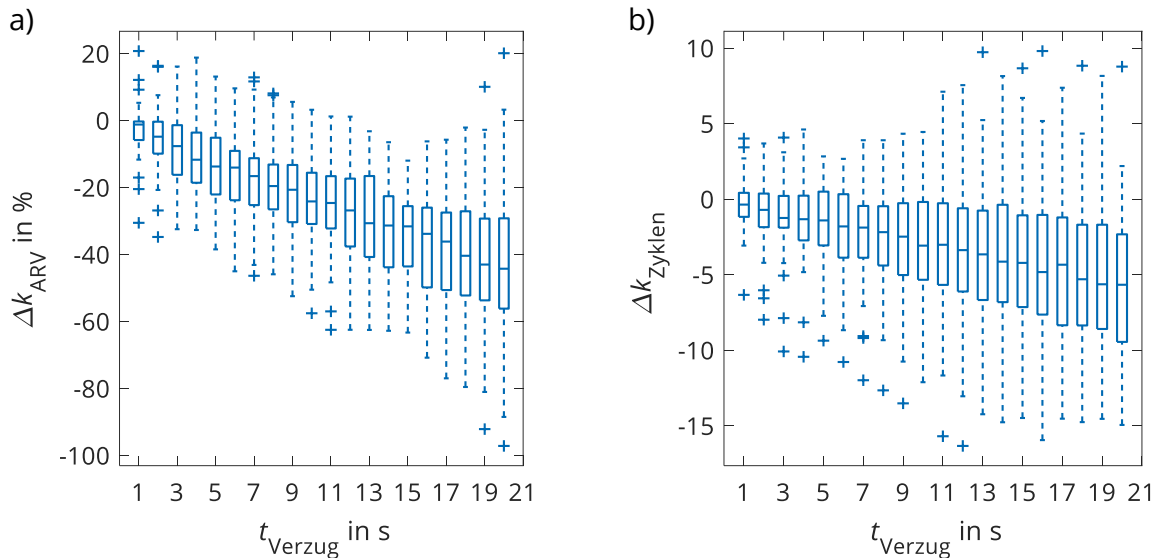


Abbildung 46: Ergebnisse der Verzugszeitanalyse für a) Differenz der Abregelverluste  $\Delta k_{\text{ARV}}$ ; b) Differenz der Vollzyklen  $\Delta k_{\text{Zyklen}}$

Einen besonders großen Einfluss besitzt die Verzugszeit auf die Abregelverluste. Für eine Verzugszeit von zehn Sekunden treten in 50 % aller betrachteten Haushaltslastprofile 24 % höhere Abregelverluste auf. Bei 20 Sekunden beträgt die Zunahme der Abregelverluste 44 % für die Hälfte der Verbraucherprofile. Die Batteriezyklen steigen ebenfalls kontinuierlich an. Deren Einfluss ist jedoch wie beim Selbstversorgungsgrad und der Eigenverbrauchsquote für kleine Verzugszeiten von untergeordneter Bedeutung.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass eine Abhängigkeit zwischen der Verzugszeit und den Bewertungskriterien besteht. Bis zu einer Verzugszeit von zwei Sekunden ist der Einfluss jedoch vernachlässigbar. Aufgrund der extremen Sensitivität gegenüber Abregelverlusten sollte eine große Verzugszeit vermieden werden. Im Vergleich zur prioritätsbasierten Betriebsführung, welche bereits von Weniger et al. [162] untersucht wurde, hat die Verzugszeit bei Einhaltung eines vorgegebenen Netzollwerts nur einen geringen Einfluss auf die Eigenverbrauchsquote und den Selbstversorgungsgrad.

## 6.6 Analyse der Kurzzeitorientierung

### 6.6.1 Einfluss der Simulationsschrittweite

Ziel dieser Analyse ist es, den Simulationsfehler, welcher durch die Vergrößerung der Schrittweite entsteht, zu ermitteln. Konkret soll dies anhand der Kriterien Selbstversorgungsgrad, Eigenverbrauchsquote, Abregelverluste und Zyklenzahl bewertet werden. Da zwischen dem Zielfunktionswert und der Variation der Einstellparameter eine Abhängigkeit besteht, wird auf die Auswertung des Zielfunktionswerts an dieser Stelle verzichtet. Weiterhin wird der Einfluss der Simulationsschrittweite auf die benötigte Rechenzeit analysiert. Diese ist prinzipiell vom verwendeten Simulationsrechner abhängig. Da jedoch alle Simulationen auf demselben Rechner durchgeführt werden und nur der Mittelwert über alle 70 Haushaltslastprofile zum Vergleich dient, kann der Einfluss vernachlässigt werden. Des Weiteren führt eine Vergrößerung der Schrittweite zu einer Mittelung von Leistungsspitzen, was wiederum einen Einfluss auf die Bewertungskriterien besitzt. Dieser ist in Abbildung 47 zu sehen.

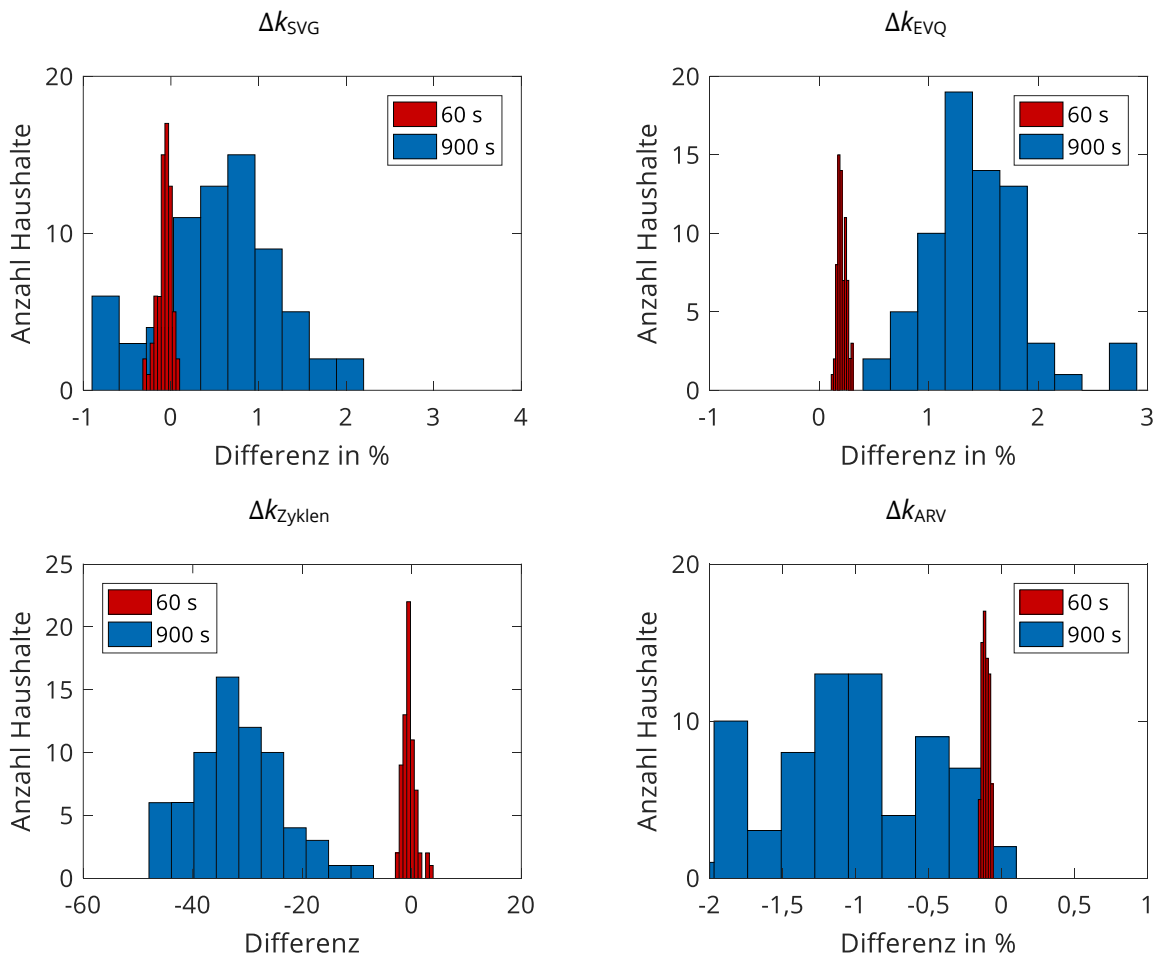


Abbildung 47: Häufigkeitsverteilung der Bewertungskriterien für die Analyse der Simulationszeitschritte



Für diese Analyse ist in erster Linie nicht der absolute Wert des jeweiligen Bewertungskriteriums von Bedeutung, sondern die Abweichung zum genauesten Ergebnis, welches in den Simulationen mit einer zeitlichen Auflösung von einer Sekunde erzielt wird. Obwohl die Berechnungszeiten für die 900 Sekunden und 60 Sekunden ähnlich sind, ergeben sich große Abweichungen in den Differenzen der Bewertungskriterien. Die Differenz des Selbstversorgungsgrades liegt für die 60 Sekunden-Simulation in einem Toleranzband von  $\pm 0,5\%$ , für die Eigenverbrauchsquote werden tendenziell kleinere Werte berechnet (Differenz für alle Haushalte ist kleiner null). Die Zyklenzahl schwankt um  $\pm 2$  Zyklen und die Abregelverluste fallen bei der 60 Sekunden-Simulation über alle Haushalte größer aus. Die Häufigkeitsverteilungen für Prognose 1 und 2 befinden sich in Anhang A2. Auch für diese Prognoseverfahren fallen die relativen Unterschiede zwischen einer Sekunde und 60 Sekunden im Vergleich zur 900 Sekunden Simulationen deutlich kleiner aus. Die in Tabelle 8 aufgelisteten durchschnittlichen Laufzeiten für die drei Prognosen bestätigen die Unabhängigkeit vom gewählten Prognosetyp.

*Tabelle 8: Durchschnittliche Simulationslaufzeiten gemittelt über 70 Haushalte*

Simulationsschrittweite $t_{sim}$	1 s	60 s	900 s
Prognose 1	1.554 s	187 s	144 s
Prognose 2	1.557 s	185 s	141 s
Prognose 3	1.506 s	187 s	144 s

Auf Basis der Ergebnisse dieser Untersuchung wird zur Reduzierung der Simulationsdauer um mehr als 85 % ein Fehler, bedingt durch die Vergrößerung der Simulationsschrittweite, für die folgenden Simulationsuntersuchungen innerhalb der Kurzzeitorientierung, in Kauf genommen.

### 6.6.2 Wichtung der Zielfunktionsanteile

In dieser Untersuchung wird der Einfluss der Wichtungsfaktoren auf die Bewertungskriterien anhand einer Jahressimulation für das Haushaltslastprofil 2 analysiert. Durch die Veränderung der Wichtungsfaktoren ist es möglich, Teilziele der Optimierung stärker in den Vordergrund zu stellen. Für die weiteren Untersuchungen der Kurzzeitorientierung wird eine Kombination der Wichtungsfaktoren angestrebt, in welcher die Bewertungskriterien Werte, die sich nahe dem Bestwert der Einzel-Optimierung befinden, annehmen. Der Fokus liegt hier auf den Bewertungskriterien Selbstversorgungsgrad, Eigenverbrauchsquote und Abregelverluste. Die Ergebnisse der Variation der Wichtungsfaktoren  $\alpha$  und  $\beta$  von null bis zehn in Einerschritten sowie der Wichtungsfaktoren  $\gamma$  und  $\delta$  von null bis vier in Zweierschritten sind in

Form eines Vektors mit 1089 Elementen für das Bewertungskriterium Selbstversorgungsgrad in Abbildung 48 dargestellt. Die drei großen Blöcke enthalten jeweils 365 Elemente und zeigen den Einfluss von  $\gamma$ . Je größer  $\gamma$ , umso ist kleiner der erreichbare Selbstversorgungsgrad. Für ein  $\gamma$  von null beträgt der maximale Selbstversorgungsgrad 59 %. Bei einem  $\gamma$  von vier kann ein maximaler Selbstversorgungsgrad von 57 % erreicht werden.

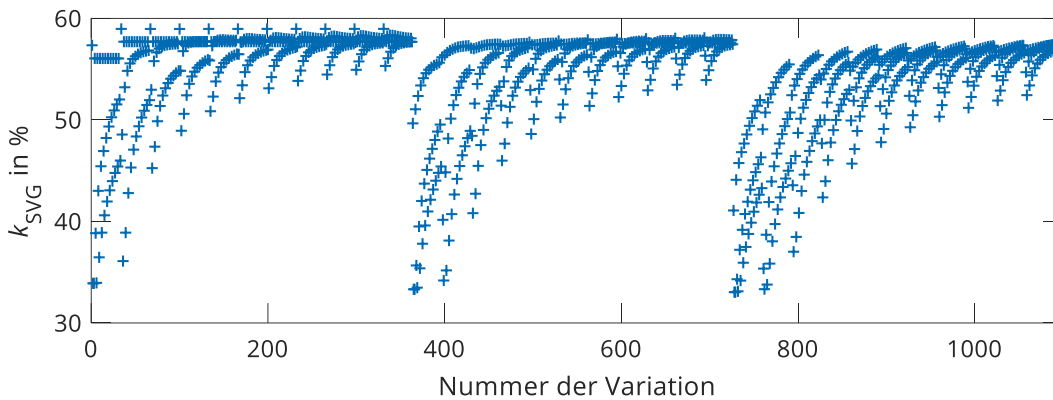


Abbildung 48: Einfluss der Wichtungsfaktoren für das Bewertungskriterium Selbstversorgungsgrad

Um den Einfluss der weiteren drei Wichtungsfaktoren zu verdeutlichen, wird nur letzte  $\gamma$ -Block, von Variationsnummer 696 bis 1089, betrachtet (siehe Abbildung 49).

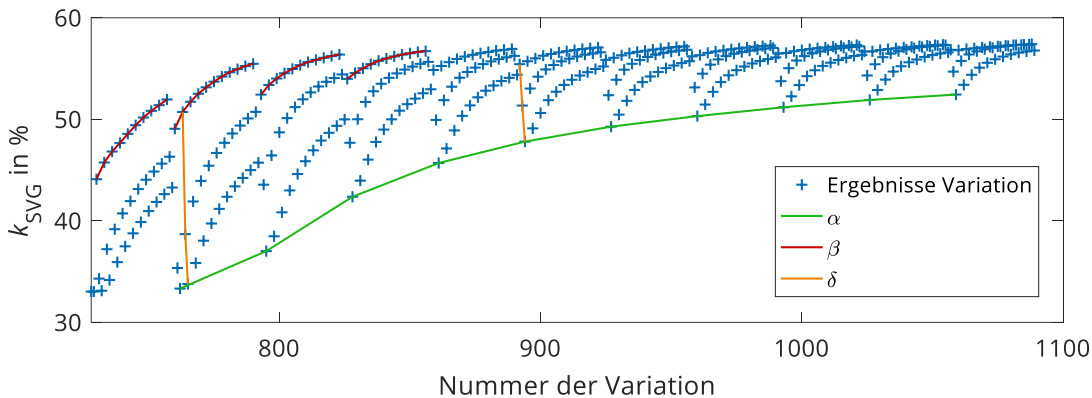


Abbildung 49: Detaillierte Betrachtung der Variationen 696 bis 1089 zur Verdeutlichung des Einflusses der Wichtungsfaktoren für das Bewertungskriterium Selbstversorgungsgrad,  $\gamma = 4$

Die grüne Linie symbolisiert die Abhängigkeit des Selbstversorgungsgrades vom Faktor  $\alpha$ . Die roten Verläufe stellen die Abhängigkeit von  $\beta$  dar und die beiden orangenen Linien zeigen den Einfluss des Faktors  $\delta$ . Gut zu erkennen ist, dass sich mit größer werdenden Wichtungsfaktoren die Gesamtsensitivität reduziert.

Bei der Festlegung der Wichtungsfaktoren soll gewährleistet werden, dass die maximale Abweichung der Bewertungskriterien Selbstversorgungsgrad und Eigenverbrauchsquote im Vergleich zur Einzel-Optimierung nicht größer als 5 % ist und die maximale Netzbezugsleistung sowie die auftretenden Abregelverluste minimale Werte besitzen. Die nachfolgende Tabelle 9 zeigt die in Frage kommenden Kombinationen der möglichen Wichtungsfaktoren.

Tabelle 9: Geeignete Wichtungsfaktorkombinationen für die Initialskalierung

$(\alpha/\beta/\gamma/\delta)$	$k_{\text{SVG}}$ in %	$k_{\text{EVQ}}$ in %	$k_{\text{Zyklen}}$	$k_{\text{Netz,max}}$ in W	$k_{\text{ARV}}$ in %
(1/0/0/0)	59,0	56,1	353,3	15.306,1	12,3
(2/0/0/0)	59,0	56,1	353,3	15.306,1	12,3
(3/0/0/0)	59,0	56,1	353,3	15.306,1	12,3
(4/0/0/0)	59,0	56,1	353,3	15.306,1	12,3
(5/0/0/0)	59,0	56,1	353,3	15.306,1	12,3
(6/0/0/0)	59,0	56,1	353,3	15.306,1	12,3
(7/0/0/0)	59,0	56,1	353,3	15.306,1	12,3
(8/0/0/0)	59,0	56,1	353,3	15.306,1	12,3
(8/2/0/2)	58,2	55,2	331,8	8.284,7	12,4
(8/3/0/2)	58,3	55,4	338,8	7.968,6	12,4
(9/0/0/0)	59,0	56,1	353,3	15.306,1	12,3
(9/2/0/2)	58,3	55,3	332,8	8.284,7	12,4
(9/3/0/2)	58,3	55,5	339,7	7.968,6	12,4
(9/4/0/2)	58,3	55,6	345,4	7.968,6	12,4
(10/0/0/0)	59,0	56,1	353,3	15.306,1	12,3
(10/1/0/2)	58,3	55,1	325,4	8.284,7	12,4
(10/2/0/2)	58,4	55,4	333,6	8.284,7	12,4
(10/3/0/2)	58,3	55,5	340,4	7.968,6	12,4
(10/4/0/2)	58,3	55,6	346,2	7.968,6	12,4
(10/5/0/2)	58,2	55,7	350,5	7.968,6	12,4

Für die weiteren Analysen wird die blau markierte Kombination der Wichtungsfaktoren verwendet. Diese stellt einen vertretbaren Kompromiss der berücksichtigten Bewertungskriterien dar.

### 6.6.3 Analyse der Diskretisierung des Ladezustands und der maximalen Ladezustandsänderung

Ziel dieser Analyse ist es, die Diskretisierung des Ladezustands  $SOC_{\text{step}}$  so grob wie möglich, und die maximale Ladezustandsänderung  $\Delta SOC_{\text{max}}$  so gering wie nötig zu wählen. Beide Kenngrößen besitzen einen Einfluss auf die Berechnungszeit. Daher wird die Einstellung gewählt, bei der die Abweichung der Bewertungskriterien Selbstversorgungsgrad und Eigenverbrauchsquote im Vergleich zum Initialwert (feinster  $SOC_{\text{step}}$  und maximaler  $\Delta SOC_{\text{max}}$ ) innerhalb eines Toleranzbandes von 1,5 % liegt und die Dauer der Simulation ein Minimum einnimmt. Abbildung 50 zeigt die Ergebnisse einer Jahressimulation für das Bewertungskriterium Selbstversorgungsgrad in Kombination mit Prognose 2. Die Ergebnisse für Prognose 1 und 3 befinden sich in Anhang A3.

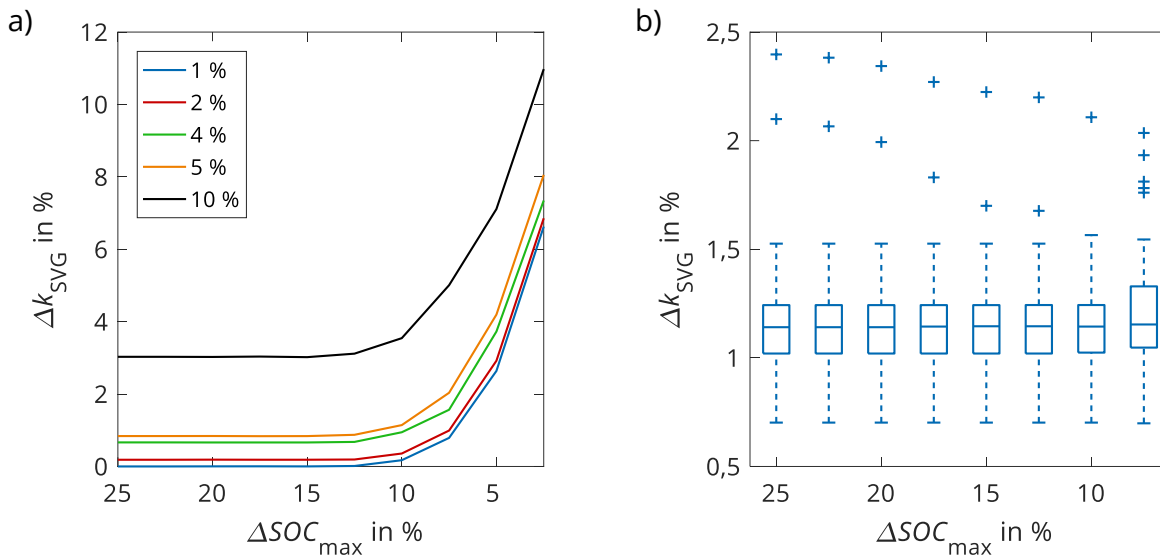


Abbildung 50: Differenz des Selbstversorgungsgrades  $\Delta k_{\text{SVG}}$  in Abhängigkeit der maximalen Ladezustandsänderung  $\Delta SOC_{\text{max}}$  und der Ladezustandsdiskretisierung  $SOC_{\text{step}}$  für a) Haushaltslastprofil 2; b) alle Haushaltslastprofile als Boxplot mit einem  $SOC_{\text{step}}$  von 4 %

Ab einem  $\Delta SOC_{\text{max}}$  von 10 % stellt sich unabhängig von der Ladezustandsdiskretisierung für den Selbstversorgungsgrad des dargestellten Einzelbeispiels keine nennenswerte Verbesserung ein. Die sehr grobe Ladezustandsdiskretisierung  $SOC_{\text{step}}$  in Höhe von 10 % Schritten liefert für alle betrachteten  $\Delta SOC_{\text{max}}$  die schlechtesten Ergebnisse. Das Boxplot-Diagramm beschränkt sich auf eine Schrittweite  $SOC_{\text{step}}$  von 4 %. Weiterhin sind die letzten beiden Stützstellen des  $\Delta SOC_{\text{max}}$  aufgrund der zu hohen Abweichung zum Idealwert nicht dargestellt. Die Größe der Boxen ist nahezu identisch. Der Median der Boxen liegt knapp über 1,1 % und steigt mit zunehmendem  $\Delta SOC_{\text{max}}$  nur geringfügig an. Auch für die Differenz der Eigenverbrauchsquote, welche in Abbildung 51 zu sehen ist, stellt sich ab einem  $\Delta SOC_{\text{max}}$  von 10 %

keine nennenswerte Verbesserung ein. Zudem liefert eine sehr grobe Ladezustandsdiskretisierung  $SOC_{step}$  in 10 % Schritten für alle betrachteten  $\Delta SOC_{max}$  die schlechtesten Ergebnisse. Im Vergleich zur Boxplot-Abbildung der Selbstversorgungsgraddifferenzen fallen die Differenzen der Eigenverbrauchsquote etwas geringer aus. Der Median liegt bis zu einem  $SOC_{step}$  von 7,5 % unter 1 %.

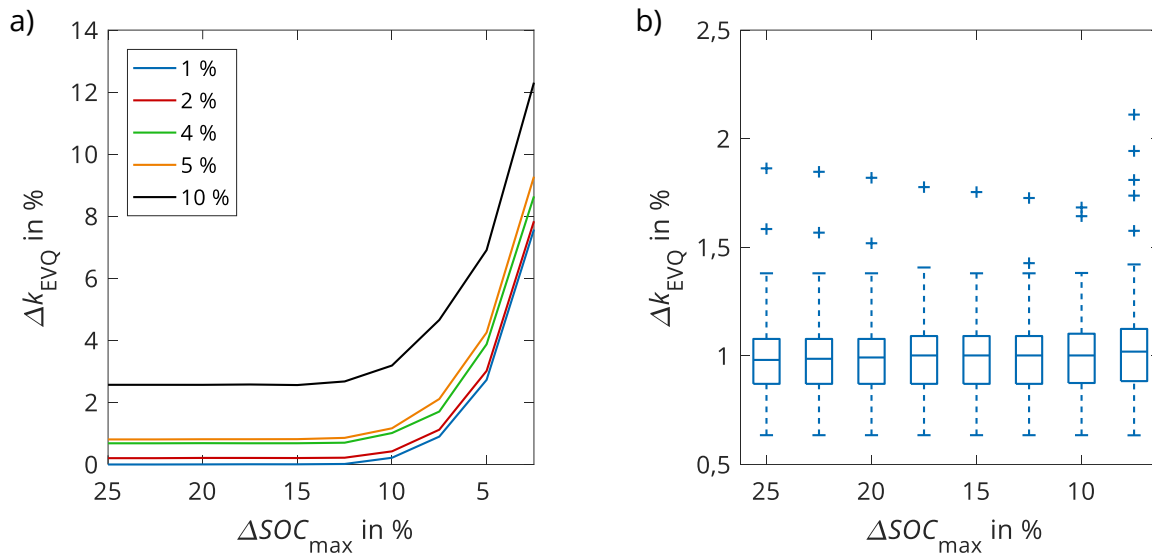


Abbildung 51: Differenz der Eigenverbrauchsquote  $\Delta k_{EVQ}$  in Abhängigkeit der maximalen Ladezustandsänderung  $\Delta SOC_{max}$  und der Ladezustandsdiskretisierung  $SOC_{step}$  für a) Haushaltslastprofil 2; b) alle Haushaltslastprofile als Boxplot mit einer  $SOC_{step}$  von 4 %

Für die Prognose 3 ergeben sich im Vergleich zu Prognose 2 für das links gezeigte Einzelbeispiel qualitativ ähnliche Verläufe für die betrachteten Bewertungskriterien. Liegen die Eingangszeitreihen ideal vor (Prognose 1), dann konvergiert die Abweichung zum Idealwert bereits ab einem  $\Delta SOC_{max}$  von 7,5 % und die benötigte Rechenzeit lässt sich weiter reduzieren.

Anhand der erzielten Ergebnisse erfolgt eine Festlegung der Diskretisierung des Ladezustandsgitters  $SOC_{step}$  auf 4 %. Die maximale Ladezustandsänderung  $\Delta SOC_{max}$  wird auf 10 % gesetzt. Es wird ein Fehler von 1 % durch die Vergrößerung der Simulationsschrittweite und ein weiterer Fehler von 1,5 % durch die Festlegung des Ladezustandsgitters und der maximalen Ladezustandsänderung in Kauf genommen. Jedoch kann die Laufzeit der Simulation durch die Vergrößerung der Simulationsschrittweite über einen Faktor von zehn beschleunigt werden. Im Vergleich zur feinsten Ladezustandsdiskretisierung ist es möglich, die Simulationsdauer um einen Faktor von 19,5 zu beschleunigen. Dies bedeutet, dass die Ergebnisse einer Beispielsimulation mit einer Simulationsdauer von einer Stunde bereits nach 19 Sekunden

vorliegen. Die ca. 147.000 Simulationen zur Analyse der Wichtungsfaktoren, des Prädiktionshorizonts und der Anzahl an Neuoptimierungen umfassen mit dem verwendeten Rechner durch die getroffenen Effizienzmaßnahmen anstelle von 3.000 Tagen nur noch 15 Tage.

#### 6.6.4 Analyse des Prädiktionshorizonts und der Anzahl an Neuoptimierungen

In dieser Untersuchung soll der Einfluss des Prädiktionshorizonts  $t_{\text{prog}}$  und die Anzahl der Neuoptimierungen  $t_{\text{Neuopt}}$  analysiert werden. In Anlehnung an die Untersuchung der Diskretisierung des Ladezustands und der maximalen Ladezustandsänderung wird die Differenz zum jeweiligen Optimum verwendet. Die Auswertung erfolgt unter Verwendung der Prognose 2. Die Abbildungen der Bewertungskriterien für Prognose 1 und Prognose 3 befinden sich in Anhang A4. Abbildung 52 stellt die Abhängigkeit des Zielfunktionswerts dar.

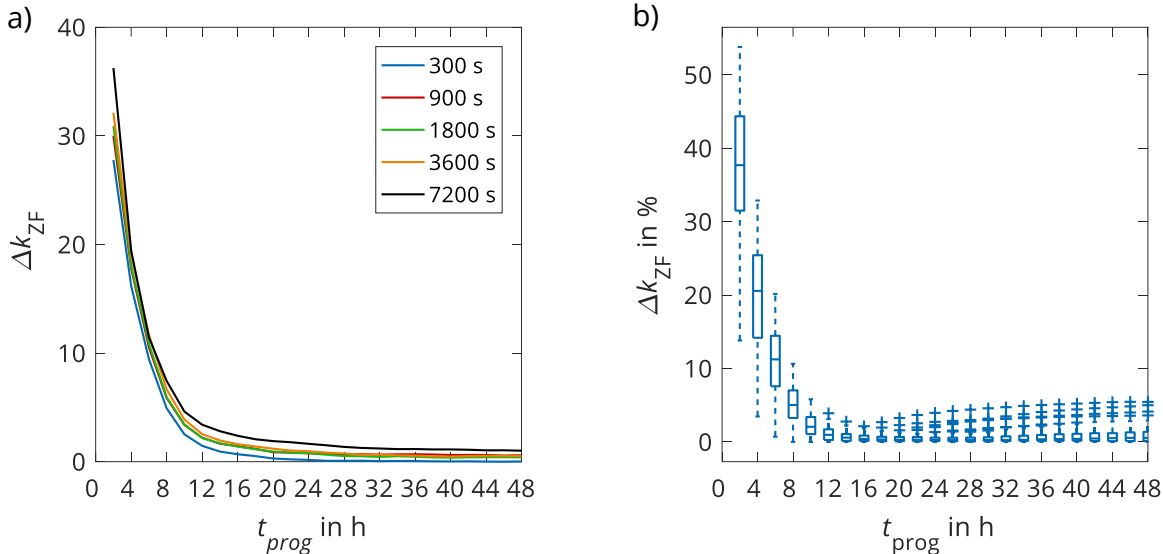


Abbildung 52: Differenz des Zielfunktionswerts  $\Delta k_{ZF}$  in Abhängigkeit des Prädiktionshorizonts  $t_{\text{prog}}$  und der Anzahl an Neuoptimierungen  $t_{\text{Neuopt}}$  für a) Haushaltlastprofil 2; b) alle Haushaltlastprofile als Boxplot mit einer Neuoptimierung von 900 Sekunden

Der Vergrößerung des Prädiktionshorizontes besitzt im Vergleich zur Anzahl an Neuoptimierungen einen größeren Einfluss auf das Minimum des Zielfunktionswerts. Für das Einzelbeispiel beträgt die Verbesserung ab einem Prädiktionshorizont von 16 Stunden noch etwa 2,5 %. Die zusätzliche Verkleinerung des Zielfunktionswerts durch die Anzahl an Neuoptimierungen entspricht über den nahezu gesamten Bereich des analysierten Prädiktionshorizontes 2 %. Der Einfluss des Prädiktionshorizontes kann für den kompletten Datensatz bestätigt werden. Hier zeigt sich für das gewählte Neuoptimierungsintervall von 900 Sekunden bereits ab einem Horizont von 12 Stunden keine nennenswerte Änderung.

Abbildung 53 zeigt die Abhängigkeit der Bewertungskriterien Selbstversorgungsgrad und Eigenverbrauchsquote.

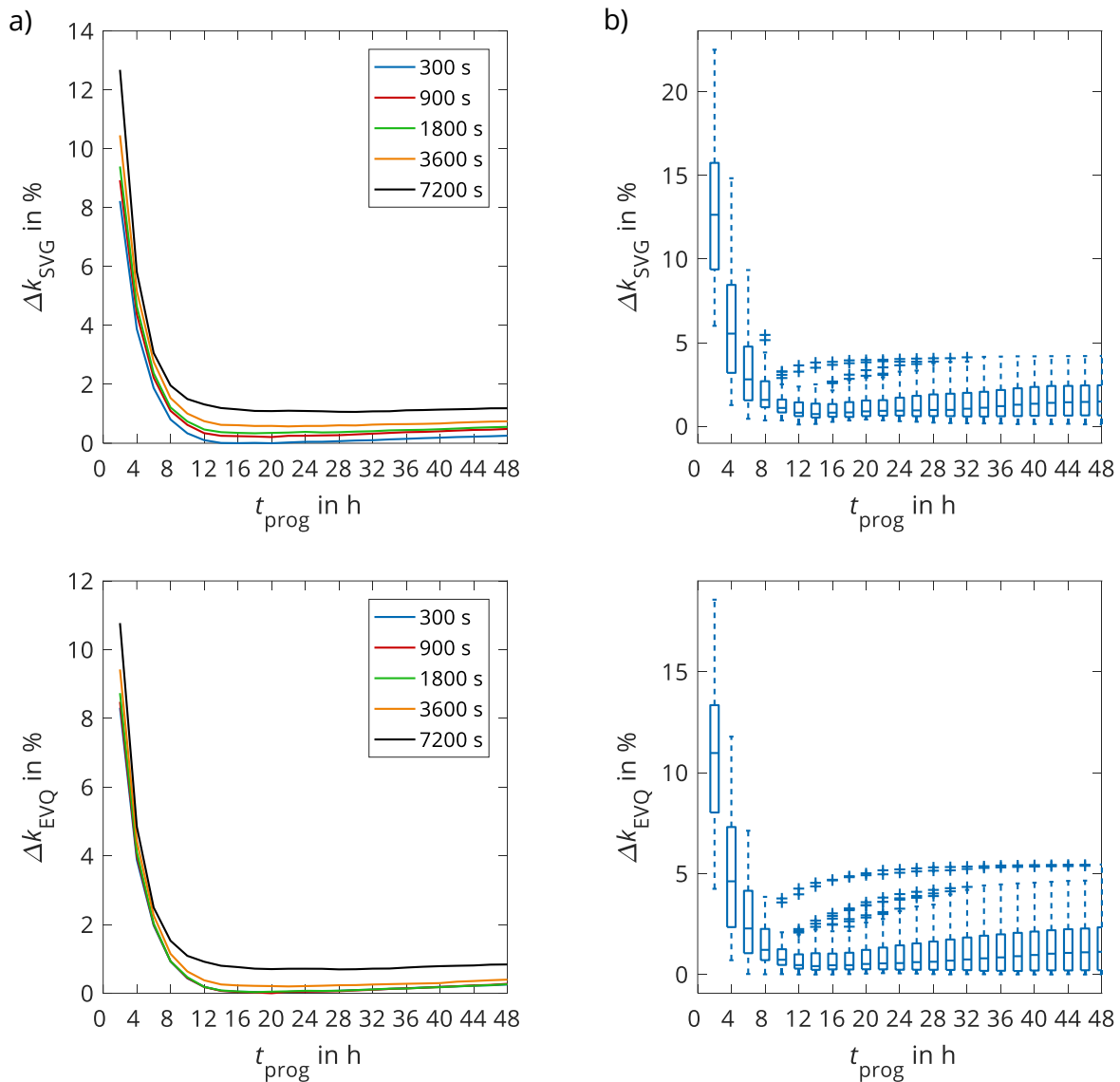


Abbildung 53: Differenz des Selbstversorgungsgrades  $\Delta k_{SVG}$  und der Eigenverbrauchsquote  $\Delta k_{EVQ}$  in Abhängigkeit des Prädiktionshorizonts  $t_{prog}$  und der Anzahl an Neuoptimierungen  $t_{Neuopt}$  für a) Haushaltslastprofil 2; b) alle Haushaltslastprofile als Boxplot mit einem Neuoptimierungsintervall von 900 Sekunden

Die Länge des Prädiktionshorizonts besitzt auf die Eigenverbrauchsquote und den Selbstversorgungsgrad den gleichen Einfluss. Bis zu einem Prädiktionshorizont von 14 Stunden nehmen beide Bewertungskriterien stark ab. Es stellt sich ein breites Minimum im Bereich von 14 bis 18 Stunden ein. Dieser charakteristische Verlauf lässt sich ebenfalls im Boxplot-Diagramm erkennen. Die Größe der Box ist für den Bereich von 14 bis 18 Stunden am größten. Danach nimmt die Differenz, aber auch die Streuung aller Haushalte leicht zu. Die Ergebnisse der Bewertungskriterien Abregelverluste und Vollzyklen sind in Abbildung 54 dargestellt.

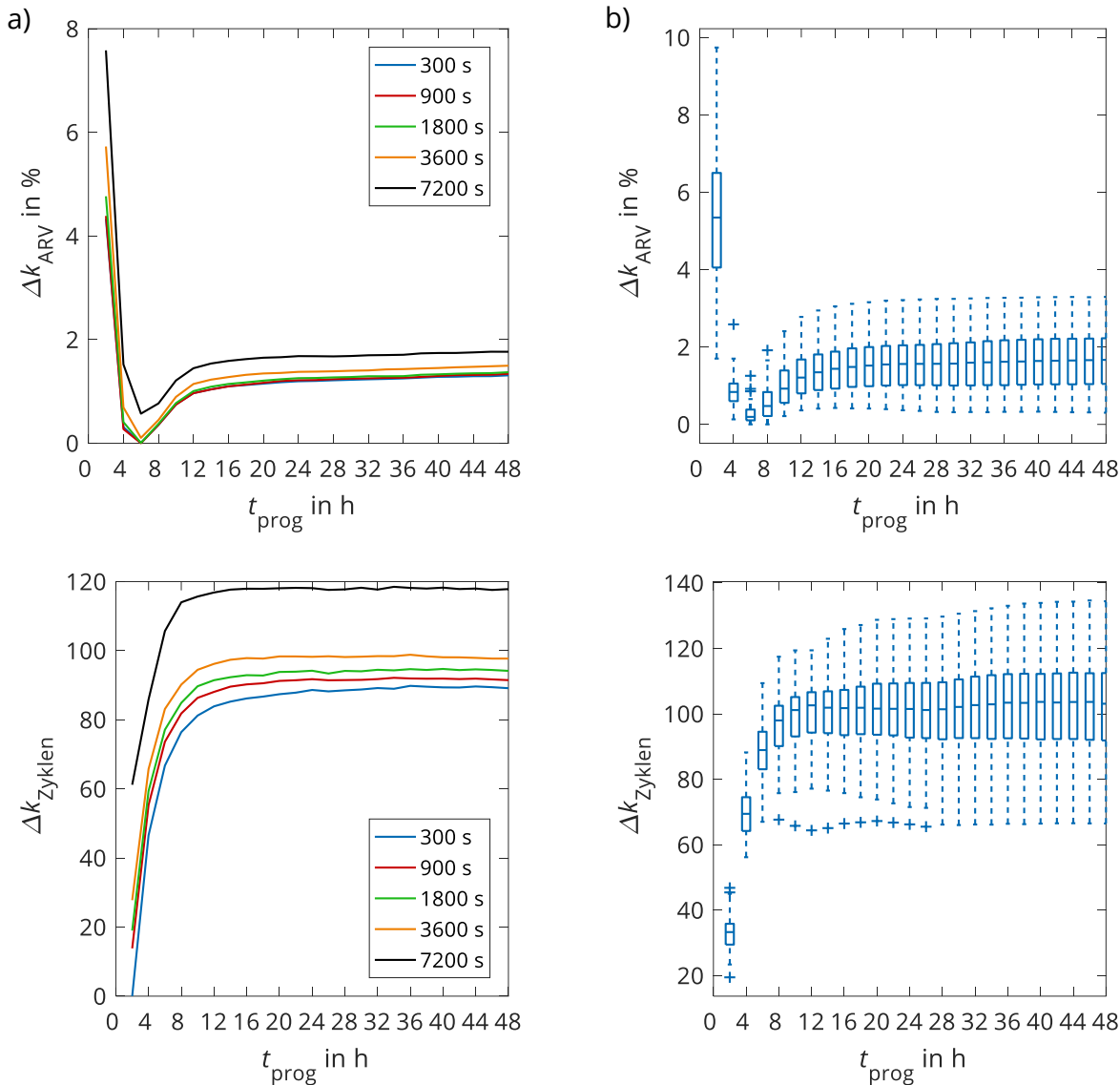


Abbildung 54: Differenz der Abregelverluste  $\Delta k_{ARV}$  und der Vollzyklen  $\Delta k_{Zyklen}$  in Abhängigkeit des Prädiktionshorizonts  $t_{prog}$  und der Anzahl an Neuoptimierungen  $t_{Neuopt}$  für a) Haushaltlastprofil 2; b) alle Haushaltlastprofile als Boxplot mit einem Neuoptimierungsintervall von 900 Sekunden

Für die Abregelverluste liegt das Optimum bei einem Prädiktionshorizont von 6 Stunden. Dass sich dieser Einfluss im Boxplot ablesen lässt, war zu erwarten. Die Charakteristik der PV-Zeitreihe hat auf die Abregelverluste einen maßgeblichen Einfluss. Das Verbraucherverhalten hingegen spielt nur eine untergeordnete Rolle. Die Verluste nehmen dann leicht zu, bleiben jedoch im Mittel unter 1,5 %. Die minimalen Zyklen werden beim kleinsten Prädiktionshorizont erreicht und konvergieren dann ab 14 Stunden gegen den maximalen Endwert. Im Vergleich zum Prädiktionshorizont ist der Einfluss der Anzahl an Neuoptimierungen von geringerer Bedeutung. Der Selbstversorgungsgrad lässt sich durch häufigere Neuoptimierung nochmals um 2 % steigern. Für die Eigenverbrauchsquote und die Abregelverluste liegt dieser Wert bei rund 1 %. Den größten Einfluss besitzt die Anzahl der Neuoptimierungen auf



die Zyklen. Hier lässt sich die Differenz um ca. 60 Zyklen pro Jahr reduzieren. Weiterhin ist zu erkennen, dass die Unterschiede zwischen einer Neuoptimierung aller 300 Sekunden im Vergleich zu 900 Sekunden vernachlässigbar sind.

Prognose 1 und Prognose 3 zeigen für die Abhängigkeit des Prädiktionshorizonts einen qualitativ ähnlichen Verlauf. Ab einem Wert von 16 Stunden stellt sich keine nennenswerte Verbesserung ein. Der Einfluss der Neuoptimierung fällt für Prognose 1 noch deutlich geringer aus. Mit der Kenntnis der PV- und Lastzeitreihe müssen lediglich der Modellfehler und der Fehler, der durch die Mittelwertbildung entsteht, kompensiert werden. Für die Verallgemeinerung über alle betrachteten Haushaltlastprofile fällt die Höhe der Boxen für Prognose 1 deutlich kleiner aus. Auf Basis der Erkenntnisse wird für die weiteren Analysen der Prädiktionshorizont auf 16 Stunden festgelegt und die Anzahl an Neuoptimierungen aller 900 Sekunden ausgeführt.

## 6.7 Analyse der Langzeitoptimierung

### 6.7.1 Einfluss der Wichtungsfaktoren

Ziel der Untersuchung ist es, den Einfluss der beiden Wichtungsfaktoren  $\gamma$  und  $\delta$  bezüglich der Batteriealterung zu analysieren. Tabelle 10 zeigt den Mittelwert der Restkapazität für die betrachteten Haushaltlastprofile 1-7 unter Verwendung der Prognose 2.

Tabelle 10: Restkapazität in Ah nach 20 Jahren in Abhängigkeit der Wichtungsfaktoren  $\gamma$  und  $\delta$

$\delta \backslash \gamma$	0	5	10	15	20
0	45,1	42,4	49,0	49,8	50,3
5	48,3	50,3	51,0	51,7	52,4
10	49,9	51,8	52,6	52,9	53,5
15	51,3	53,0	54,1	54,6	54,5
20	52,6	54,1	55,2	56,0	56,1

Ohne die Berücksichtigung der Wichtungsfaktoren  $\gamma = 5$  und  $\delta = 0$  beträgt die Restkapazität der Lithium-Ionen-Batterie nach 20 Jahren 42,4 % der Nennkapazität. Im Gegensatz dazu verbleiben noch 56,1 % der Nennkapazität bei maximaler Wichtung. Je größer  $\gamma$  und  $\delta$  gewählt werden, umso langsamer läuft die Alterung ab. Den größeren Einfluss auf die Kapazitätsab-

nahme besitzt die SOC-Wichtung  $\gamma$ . Der Einfluss auf die Bewertungskriterien Selbstversorgungsgrad, Eigenverbrauchsquote, Abregelverluste und Vollzyklen ist im Anhang A5 zu finden.

### 6.7.2 Einfluss des End-of-Life-Kriteriums

Auf Basis der Ergebnisse der Wichtungsfaktoranalyse aus Kapitel 6.7.1 soll der Einfluss des EOL-Kriteriums auf die Betriebskosten eines PV-Batteriespeichersystems untersucht werden. Die Simulationsdauer umfasst 20 Jahre. Die EOL-Kriterien betragen 50 %, 60 % und 70 % der Nennkapazität. Die anfallenden Betriebskosten über den Zeitraum von 20 Jahren werden anhand der Gleichung 32 berechnet.

Sollte die zur Verfügung stehende Batteriekapazität während der Simulation unterhalb des EOL-Kriteriums fallen, wird Lithium-Ionen-Batterie für die noch verbleibende Simulationszeit nicht weiter genutzt. Ein Austausch der Lithium-Ionen-Batterie ist nicht vorgesehen. Die Leistungsflussaufteilung gestaltet sich dann wie folgt. Falls PV-Leistung vorhanden ist, wird diese zunächst für den Eigenverbrauch genutzt. Weitere PV-Leistungsüberschüsse werden ins Netz eingespeist, solange diese unter der maximalen Einspeiseleistung liegen. Für den Fall das keine PV-Leistung zur Verfügung steht, muss der komplette Verbrauch aus dem Netz gedeckt werden. Demzufolge ergeben sich für den Zeitraum ohne Batterienutzung ein geringerer Selbstversorgungsgrad und eine geringere Eigenverbrauchsquote. Die Abregelverluste nehmen hingegen deutlich zu.

Tabelle 11: Stromtarife für die beiden betrachteten Szenarien

	Szenario I	Szenario II
$k_{EGP}$ in €/kWh	0,3	0,4
$k_{LP}$ in €/kW	0	100
$k_{FIT}$ in €/kWh	0,1	0,1

Die nachfolgende Übersicht zeigt die Betriebskosten für unterschiedliche EOL-Kriterien unter Verwendung der in Tabelle 11 aufgelisteten Stromtarife. Links ist das Szenario I zu sehen. Auf der rechten Seite befinden sich die Resultate für das Szenario II.

Betriebskosten in T€ für Szenario I						Betriebskosten in T€ für Szenario II					
EOL bei 50 % der Nennkapazität erreicht						EOL bei 50 % der Nennkapazität erreicht					
$\delta \backslash \gamma$	0	5	10	15	20	$\delta \backslash \gamma$	0	5	10	15	20
0	8,95	7,79	7,98	8,42	9,02	0	14,87	11,18	11,15	12,09	13,20
5	7,78	7,86	8,12	8,57	9,17	5	11,45	10,87	11,44	12,25	13,32
10	8,19	8,17	8,49	8,99	9,51	10	11,16	11,24	11,94	12,88	13,76
15	8,41	8,43	8,87	9,43	9,85	15	11,27	11,54	12,36	13,44	14,25
20	8,62	8,70	9,21	9,78	10,17	20	11,42	11,81	12,76	13,87	14,67

EOL bei 60 % der Nennkapazität erreicht						EOL bei 60 % der Nennkapazität erreicht					
$\delta \backslash \gamma$	0	5	10	15	20	$\delta \backslash \gamma$	0	5	10	15	20
0	9,90	9,03	8,92	8,65	9,02	0	18,90	16,12	15,11	13,48	13,20
5	8,84	8,78	8,62	8,57	9,17	5	16,08	14,81	13,72	12,25	13,32
10	9,20	8,60	8,98	8,99	9,51	10	15,76	13,48	13,02	12,88	13,76
15	9,22	9,07	8,87	9,43	9,85	15	15,10	13,38	12,36	13,44	14,25
20	9,28	8,70	9,21	9,78	10,17	20	14,52	11,81	12,76	13,87	14,67

EOL bei 70 % der Nennkapazität erreicht						EOL bei 70 % der Nennkapazität erreicht					
$\delta \backslash \gamma$	0	5	10	15	20	$\delta \backslash \gamma$	0	5	10	15	20
0	10,79	10,08	10,20	10,03	10,24	0	22,33	20,35	20,07	18,99	18,36
5	10,99	10,10	10,49	10,02	10,31	5	21,94	19,85	19,81	18,40	17,29
10	10,51	10,06	9,89	9,65	9,75	10	20,80	19,23	18,10	16,43	15,12
15	10,37	10,09	9,79	10,17	9,85	15	19,99	18,68	16,84	15,90	14,25
20	10,29	9,72	9,77	9,78	10,17	20	19,28	17,09	15,68	13,87	14,67

Abbildung 55: Ergebnisse der End-of-Life (EOL) - Analyse, Darstellung der Gesamtkosten in T€

In Abhängigkeit des gewählten EOL-Kriteriums stellen sich für beide Szenarien unterschiedliche Betriebskosten ein. Während die höchsten Betriebskosten für Szenario II in jedem der drei Fälle bei der Wichtungsfaktorkombination  $\gamma = 0$ ,  $\delta = 0$  auftreten, schwanken diese in Szenario I. Für die minimalen Betriebskosten lässt sich zunächst keine Systematik erkennen. Unter Berücksichtigung der in Tabelle 10 dargestellten Restkapazitäten der Lithium-Ionen-Batterie wird ersichtlich, dass die minimalen Kosten im Bereich der Wichtungsfaktorkombination

liegen, welche dem EOL-Kriterium entspricht. Daraus folgt, dass in beiden Szenarien ein Batteriebetrieb über die komplette Laufzeit minimale Betriebskosten verursacht.

### 6.7.3 Einfluss der Wichtungsfaktoradaption

Der Vergleich zwischen einer konstanten Einstellung und der Adaption der Wichtungsfaktoren erfolgt exemplarisch für das Haushaltslastprofil 2. Im betrachteten Szenario wird angenommen, dass sich das PV- und Verbraucherverhalten ab dem zehnten Betriebsjahr ändert. Die Leistungswerte des Haushaltslastprofils werden dann für die weitere Simulationsdauer mit dem Faktor 1,05 und der PV-Leistungswert um den Faktor 0,95 multipliziert. Für die Festlegung der konstanten Wichtungsfaktoren wird die Einstellung  $\gamma = 10$ ,  $\delta = 10$  verwendet. Die beiden Kapazitätsverläufe sind in Abbildung 56 zu sehen.

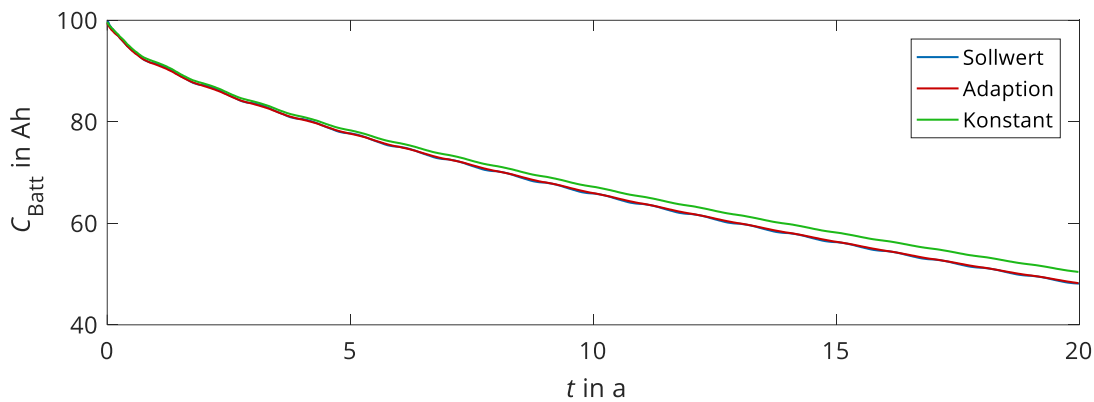


Abbildung 56: Kapazitätsverlauf für konstante und adaptive Wichtungsfaktoren

Der blau dargestellte Soll-Alterungsverlauf wird durch die Adaption der Wichtungsfaktoren eingehalten. Im Vergleich dazu altert die Lithium-Ionen-Batterie bei konstanter Einstellung der Wichtungsfaktoren langsamer. Die Bewertungskriterien für beide Alterungsverläufe sind in Tabelle 12 aufgelistet. Selbstversorgungsgrad und Eigenverbrauchsquote nehmen bei Adaption der Wichtungsfaktor 0,7 bzw. 1,1 höhere Prozentpunkte an. Die Abregelverluste fallen bei konstanter Einstellung der Wichtungsfaktoren um 0,6 % niedriger aus. Die Summe der maximalen jährlichen Netzbezugsleistungen kann bei Verwendung der Wichtungsfaktoradaption um 1,3 kW reduziert werden.

Für die Gesamtkosten wird exemplarisch ein Arbeitspreis von 0,3 €/kWh, ein Leistungspreis von 50 €/kW und eine Einspeisevergütung von 0,1 €/kWh angenommen. Die Gesamtkosten unterscheiden sich für die beiden betrachteten Varianten nur um 28 € und sind daher vernachlässigbar.

Tabelle 12: Bewertungskriterien in Abhängigkeit der Adaptionseinstellung

Kriterium	Adaption	Konstant
$k_{\text{SVG}}$ in %	45,4	44,7
$k_{\text{EVQ}}$ in %	47,5	46,4
$k_{\text{ARV}}$ in %	18,5	17,9
$k_{\text{Zyklen}}$	8.990	8.854
$\Sigma k_{\text{Netz,max}}$ in kW	97,2	98,5

## 6.8 Vergleich zum aktuellen Stand der Forschung

### 6.8.1 Referenzverfahren

Für den Vergleich des entwickelten Betriebsführungsverfahrens werden die prioritätsbasierte Betriebsführung und das Peak Shaving herangezogen. Die prioritätsbasierte Betriebsführung liefert den bestmöglichen Wert der Selbstversorgung, da eine frühzeitige Vollladung der Lithium-Ionen-Batterie die maximale nutzbare Energiemenge gewährleistet. Abregelverluste hingegen müssen in Kauf genommen werden. Abbildung 57 zeigt das Flussdiagramm, welches als Grundlage für die MATLAB-Implementierung dient.

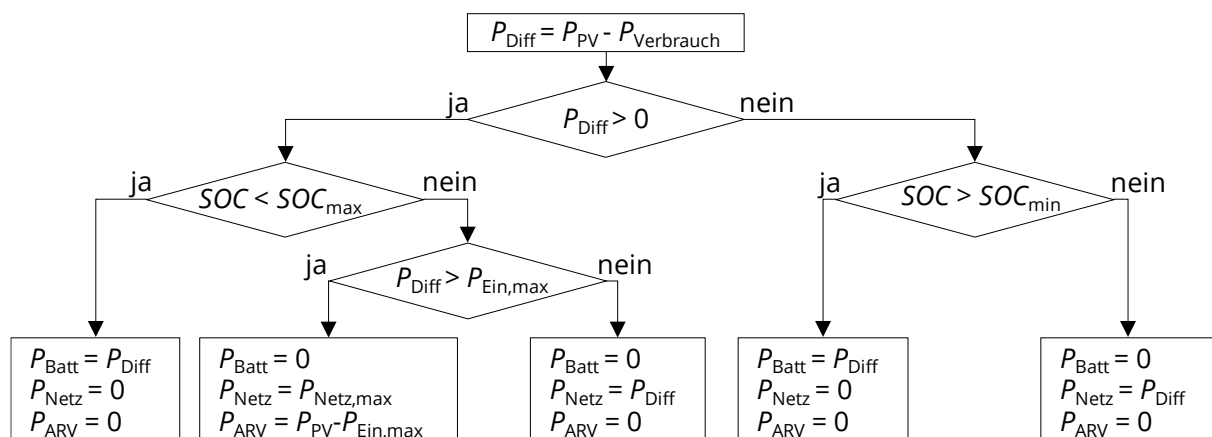


Abbildung 57: Flussdiagramm der prioritätsbasierten Betriebsführung

Das Flussdiagramm der Betriebsführung des Peak Shavings ist in Abbildung 58 zu sehen.

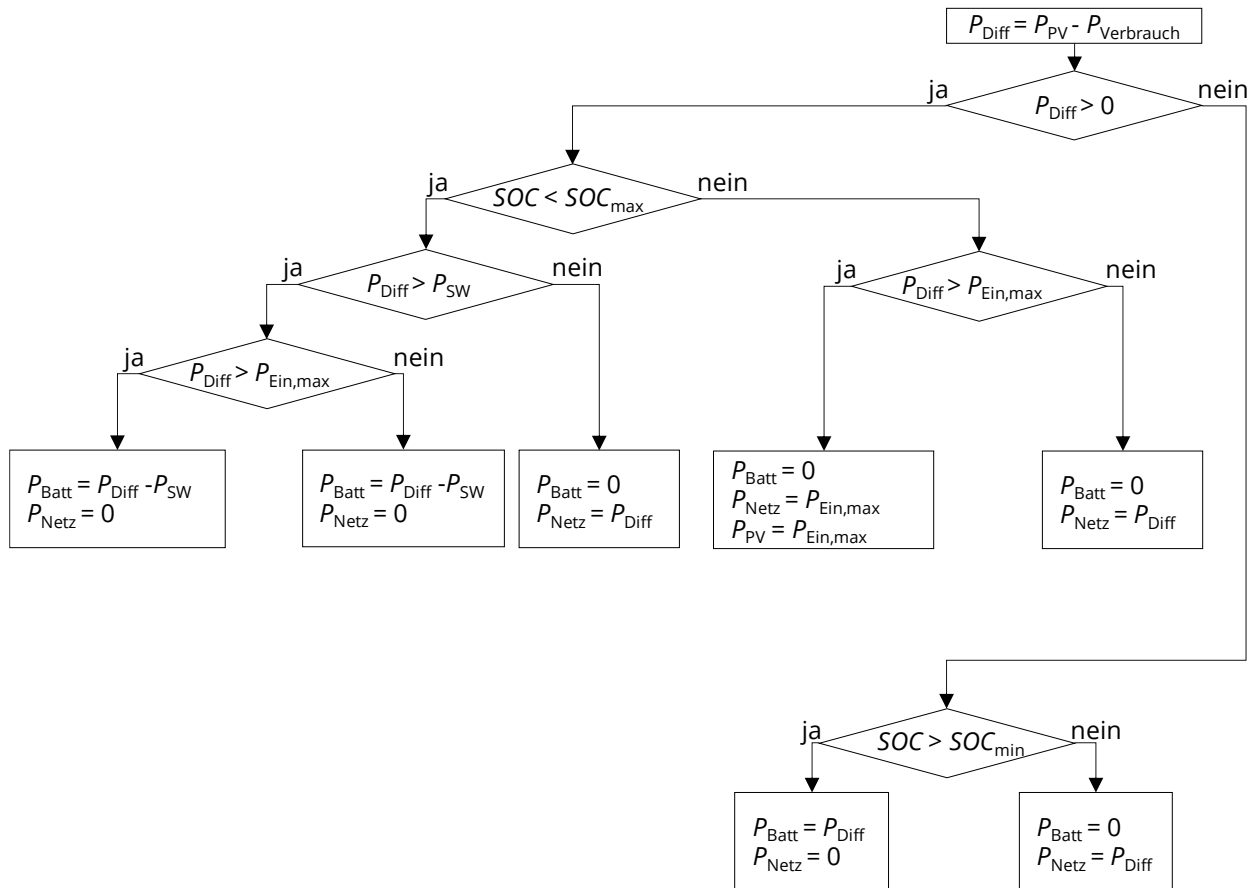


Abbildung 58: Flussdiagramm des Peak Shavings

In Abhängigkeit des Schwellwerts  $P_{SW}$  wird die Batterie erst ab einer bestimmten PV-Leistung geladen. Die Ermittlung des Schwellwerts erfolgt anhand eines Simulationsmodells des PV-Batteriespeichersystems sowie der Prognoseinformation von PV- und Verbraucherzeitreihe für den aktuellen Tag. Beginnend bei null wird der Schwellwert um eine Leistung von 10 W so lange erhöht, bis die Batterie den maximalen Ladezustand am Tagesende erreicht hat. Sollte der maximale Ladezustand während der Simulation nicht erreicht werden, nimmt der Schwellwert  $P_{SW}$  den Wert Null an. Im Gegensatz zur vereinfachten Annahme, dass die komplette überschüssige PV-Energie in der Batterie gespeichert wird, werden durch die Simulation auch Entladevorgänge innerhalb des Tages berücksichtigt. Das hinterlegte Batteriemodell entspricht einem Leistungsintegrator mit konstantem Lade- und Entladewirkungsgrad.

Abbildung 59 zeigt die Verläufe der Differenz-, Batterie- und Netzleistung sowie die Ladezustände für zwei ausgewählte Tage.

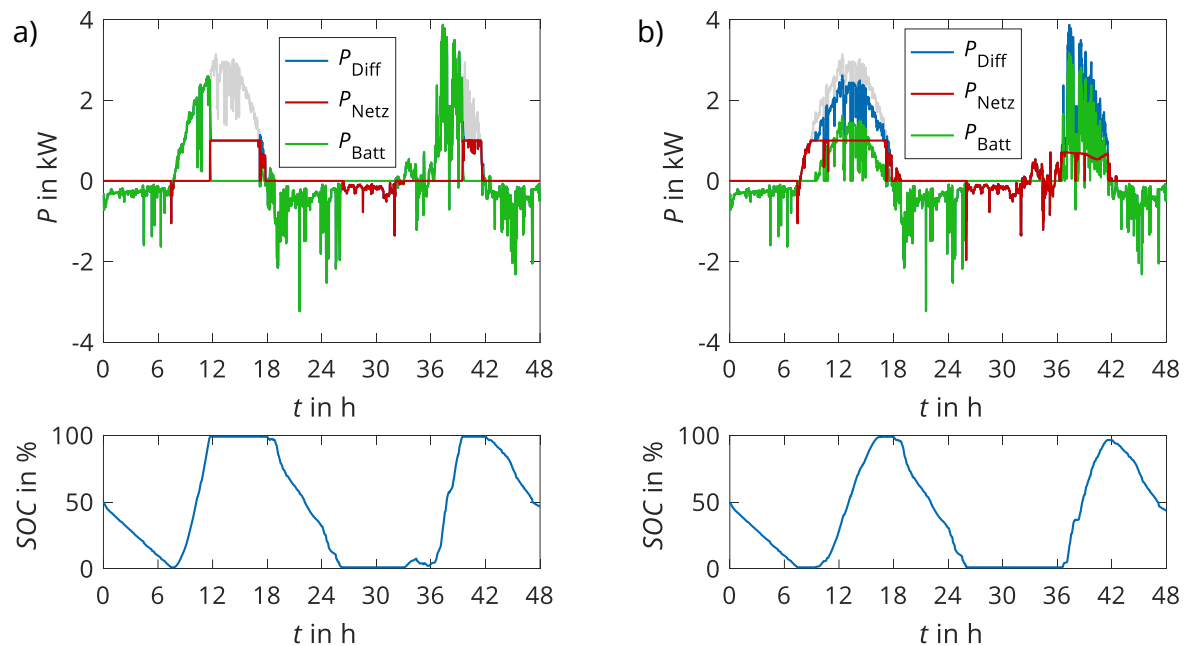


Abbildung 59: Zwei Tagesverläufe für a) prioritätsbasierte Betriebsführung;  
b) Peak Shaving

Bei Verwendung des prioritätsbasierten Betriebsführungsverfahrens ist die Lithium-Ionen-Batterie gegen 12 Uhr bereits vollgeladen. Dies garantiert einen maximalen Selbstversorgungsgrad und minimiert die Netzbezugsenergie. Die grau dargestellte theoretische Differenzleistung verdeutlicht, dass sich Abregelverluste nicht vermeiden lassen. Im Gegensatz dazu erfolgt die Batterieladung beim Peak Shaving so, dass die während der Mittagszeit auftretenden Leistungsspitzen zur Ladung der Batterie genutzt werden. Betrachtet man die Verbrauchsseite, so arbeiten die beiden Betriebsführungen identisch. Sobald der Verbrauch größer als die zur Verfügung stehende PV-Leistung ist, wird die Batterie entladen. Bei Unterschreitung des minimalen Ladezustands muss folglich der gesamte Verbrauch durch das Netz gedeckt werden. Vergleicht man die beiden Ladezustände, so erkennt man, dass die Aufenthaltsdauer in hohen Ladezuständen beim Peak Shaving reduziert wird.

Abbildung 60 stellt die Verläufe der Differenz-, Batterie- und Netzleistung und des Ladezustands der beiden Betriebsführungen für eine Jahressimulation dar.

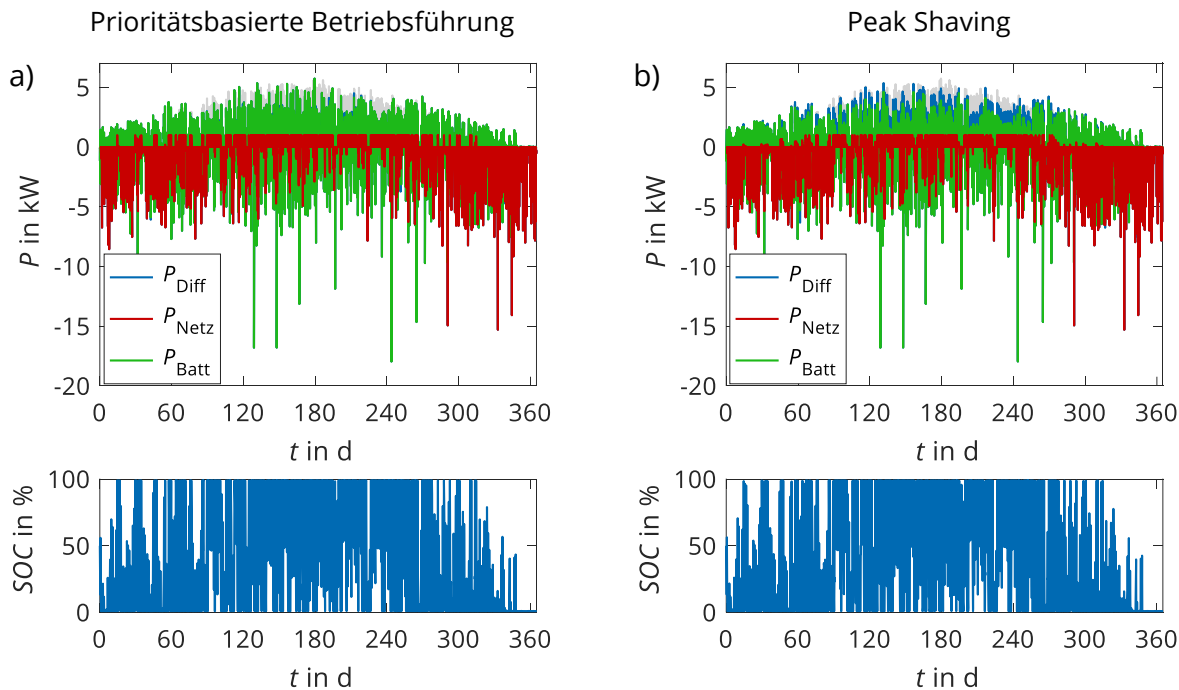


Abbildung 60: Jahresverlauf für a) prioritätsbasierte Betriebsführung;  
b) Peak Shaving

Exemplarisch wird das Haushaltslastprofil 2 verwendet. Der graue Verlauf zeigt die theoretische Differenzleistung ohne Abregelung. Diese fällt aufgrund der vorwiegenden Batterieladung während der Mittagszeit beim Peak Shaving deutlich geringer aus. In den Sommermonaten werden die Leistungsspitzen auf Verbraucherseite komplett durch die Batterie gedeckt. In den Wintermonaten hingegen erfolgt die Bereitstellung der benötigten Energie über das Netz. Für beide Betriebsführungen sind saisonale Unterschiede in der Batterienutzung, gekennzeichnet durch die Aufenthaltszeit in bestimmten Ladezuständen zu erkennen. Während die Batterie in den Winter- und Übergangsmonaten häufig im unteren Ladezustandsbereich arbeitet, befindet sie sich in den Sommermonaten öfter im oberen Ladezustandsbereich. In den beiden Monaten Dezember und Januar reduziert sich die Nutzung der Batterie auf ein Minimum. Die konkreten Zahlenwerte der Bewertungskriterien für die Ergebnisse der beiden Jahressimulationen werden in Kapitel 6.8.3 gezeigt, um den direkten Vergleich zum entwickelten Betriebsführungsverfahren zu ermöglichen.

Abbildung 61 zeigt die Jahresdauerlinie der Netzbezugsleistung für das Haushaltslastprofil 2. Zum Vergleich ist die reine Differenzleistung, welche sich ohne Lithium-Ionen-Batterie aus PV- und Verbraucherleistung ergibt, schwarz dargestellt. Die Jahresstunden der Bezugsleistung lassen sich mit einer Lithium-Ionen-Batterie und einer einfachen Entladestrategie für



den Leistungsbereich bis 2 kW bereits reduzieren. Der asymptotische Verlauf für Leistungen größer 2 kW gleicht jedoch dem der Differenzleistung und besitzt Optimierungspotenzial.

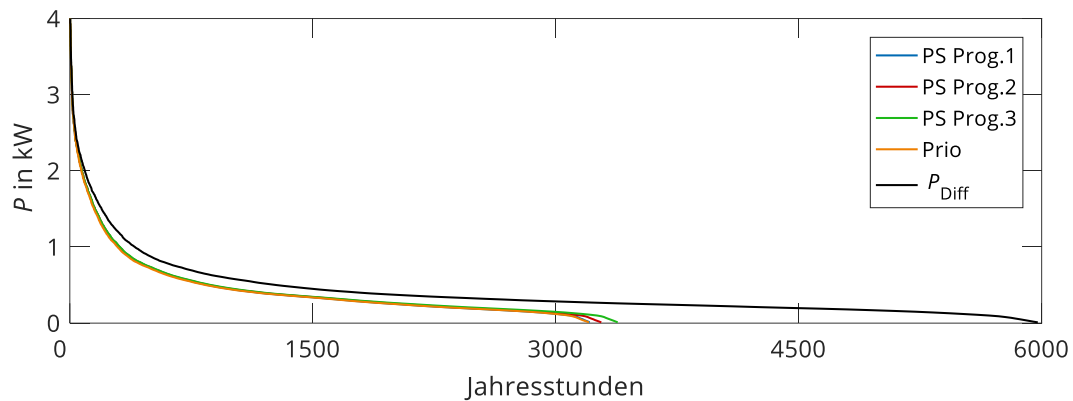


Abbildung 61: Jahresdauerlinien der Netzbezugsleistung; Differenzleistung ( $P_{Diff}$ ), Peak Shaving (PS) in Abhängigkeit der Prognose und prioritätsbasierte Betriebsführung (Prio)

Kleine Unterschiede treten zwischen der prioritätsbasierten Betriebsführung und dem Peak Shaving im Bereich der maximalen Jahresstunden auf. Die geringste Anzahl von 3.200 Jahresstunden erreichen die prioritätsbasierte Betriebsführung und das Peak Shaving unter Verwendung von Prognose 1, 3.270 Jahresstunden unter Prognose 2 und 3.380 Jahresstunden unter Prognose 3. Die Ursache hierfür liegt in der Güte der Prognose. Die Jahresdauerlinie der Netzeinspeiseleistung für die beiden Referenzverfahren ist in Abbildung 62 zu sehen.

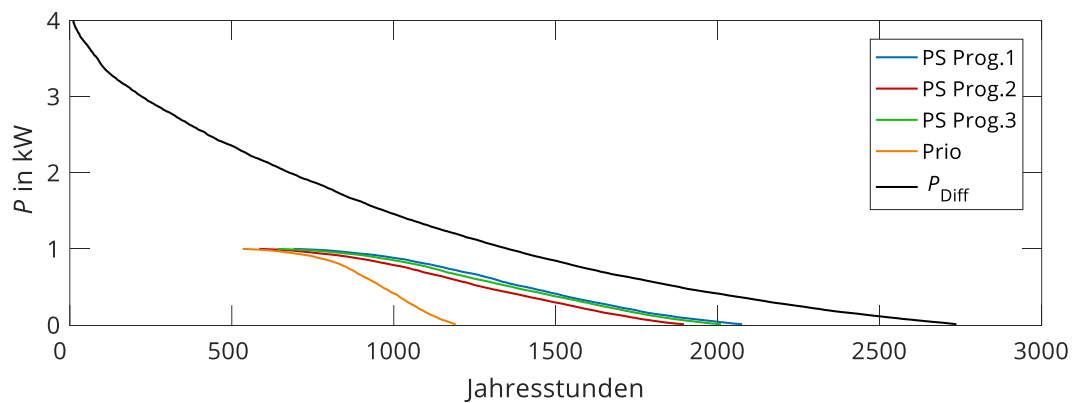


Abbildung 62: Jahresdauerlinien der Netzeinspeiseleistung; Differenzleistung ( $P_{Diff}$ ), Peak Shaving (PS) in Abhängigkeit der Prognose und prioritätsbasierte Betriebsführung (Prio)

Auch hier ist die Differenzleistung schwarz dargestellt. Die maximale Einspeiseleistung von 1 kW begrenzt den Verlauf der Jahresstunden. Deutliche Unterschiede treten zwischen der prioritätsbasierten Betriebsführung und dem Peak Shaving auf.

Abbildung 63 zeigt die Kapazitätsabnahme und die Innenwiderstandszunahme über alle Haushalte in Form eines Boxplots für beide Betriebsführungsverfahren.

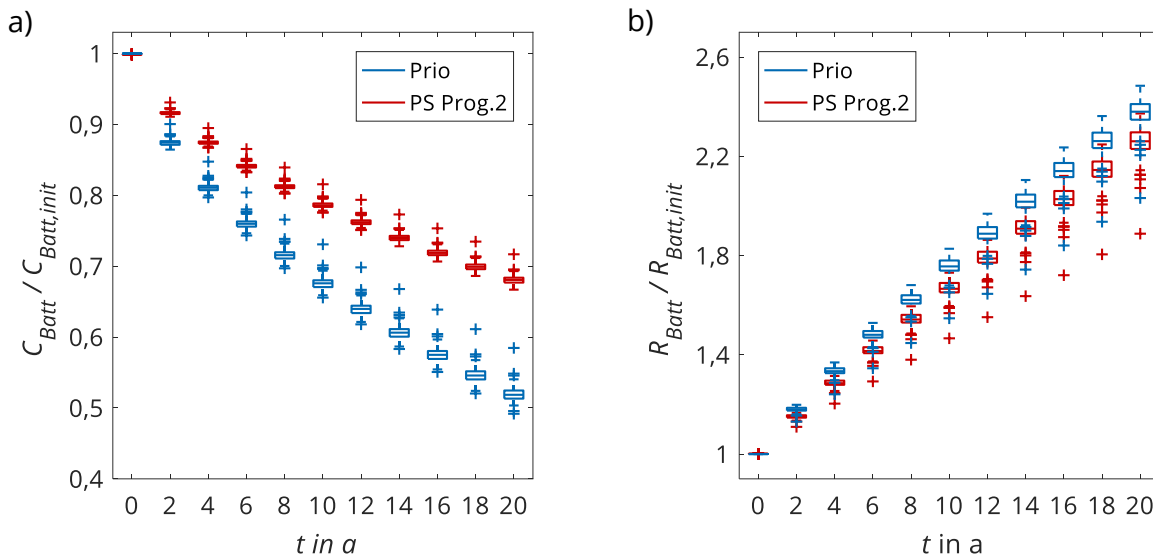


Abbildung 63: Alterungsverläufe des prioritätsbasierten Betriebsführungsverfahrens (Prio) und dem Peak Shaving für Prognose 2 (PS Prog.2) für a) die Kapazitätsabnahme; b) die Innenwiderstandszunahme

Bei der prioritätsbasierten Betriebsführung nimmt die verbleibende nutzbare Batteriekapazität im Vergleich zum Peak Shaving deutlich schneller ab. Dies liegt vor allem an der Reduzierung der Aufenthaltsdauer in hohen Ladezustandsbereichen im Sommer. Nach einer Simulationszeit von 20 Jahren beträgt der Mittelwert der Restkapazität für die prioritätsbasierte Betriebsführung noch 48,5 Ah und der Innenwiderstand das 2,42-fache des Startwerts. Im Durchschnitt werden 5.671 Vollzyklen absolviert.

Die Lithium-Ionen-Batterie besitzt bei Verwendung des Peak Shavings nach 20 Jahren noch 67,9 Ah. Der Innenwiderstand hat sich auf das 2,25-fache erhöht. Die durchschnittliche Zahl der Vollzyklen beträgt 5.102. Die Abregelverluste betragen 28 % für die prioritätsbasierte Betriebsführung und 18 % für das Peak Shaving.

Die Verwendung verschiedener Prognoseverfahren zeigt beim Peak Shaving für die 70 betrachteten Haushaltlastprofile keinen nennenswerten Einfluss auf die Alterungsgeschwindigkeit und kann somit vernachlässigt werden.

## 6.8.2 Tagesanalyse

Abbildung 64 zeigt die Leistungsverläufe des entwickelten Betriebsführungsverfahrens und die Ladezustandsverläufe der Lithium-Ionen-Batterie für drei Betriebsführungsverfahren am Beispiel zweier Sommertage. Im Leistungsverlauf ist zusätzlich die theoretische Differenzleistung, welche sich ohne Begrenzung der Einspeiseleistung ernten lässt, grau hinterlegt. Trotz der zeitverzögerten Batterieladung lassen sich Abregelverluste nicht vermeiden. Die größte Lastspitze tritt am zweiten Tag während der Mittagszeit auf und kann vollständig durch die Batterie gedeckt werden. Die Netzleistung ist lediglich in den Morgenstunden des zweiten Tages negativ, da eine unvorhergesehene Leistungsspitze zur kompletten Entladung der Batterie führt. Die minimale Netzbezugsleistung kann auf 0,3 kW gesenkt werden.

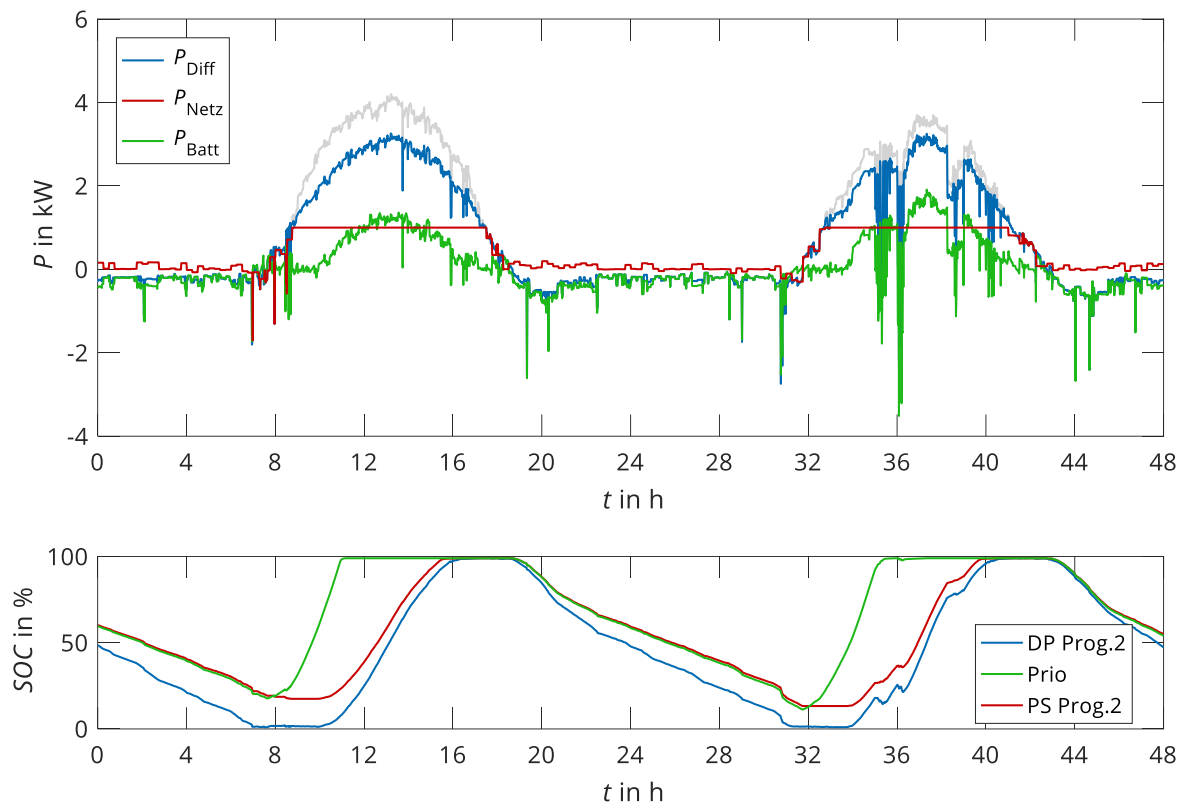


Abbildung 64: Betriebsführungsergebnisse für zwei Sommertage am Beispiel von Haushaltslastprofil 2; Betrachtung der Tage 250-252; multikriteriell optimierendes Betriebsführungsverfahren (DP Prog.2), prioritätsbasiertes Betriebsführungsverfahren (Prio) und Peak Shaving (PS Prog.2)

Betrachtet man die Ladezustandsverläufe, so wird ersichtlich, dass die prioritätsbasierte Betriebsführung den Speicher schnellstmöglich mit überschüssiger PV-Energie lädt. An beiden Tagen erreicht der SOC bereits vor 11 Uhr die 100 %. Das entwickelte Betriebsführungsverfahren und das Peak Shaving sorgen ebenfalls für eine vollständig geladene Batterie. Jedoch

erreicht der SOC erst in den Nachmittagsstunden die 100 %. Das Entladeverhalten von prioritätsbasierter Betriebsführung und Peak Shaving ist identisch. Das entwickelte Betriebsführungsverfahren hingegen sorgt zusätzlich für eine aktive Entladung zwischengespeicherter Energie in das Netz. Zum einen wird die Lithium-Ionen-Batterie für den folgenden Tag vor-entladen, um den maximalen Energieinhalt zu nutzen. Zum anderen erhält man für die in den Nacht- und frühen Morgenstunden ins Netz eingespeiste Energie die Einspeisevergütung.

Abbildung 65 stellt die Leistungsverläufe des entwickelten Betriebsführungsverfahrens und die Ladezustandsverläufe der Lithium-Ionen-Batterie für alle drei Betriebsführungen für zwei Wintertage dar. Die PV-Überschüsse sind für beide Tage gering. Die maximale Differenzleistung liegt bei 2,6 kW. Um die auftretenden Leistungsspitzen dennoch durch die Batterie abzudecken, wird diese kontinuierlich aus dem Netz geladen. Die maximale Netzbezugsleistung nimmt für beide Tage Werte kleiner als 1 kW an.

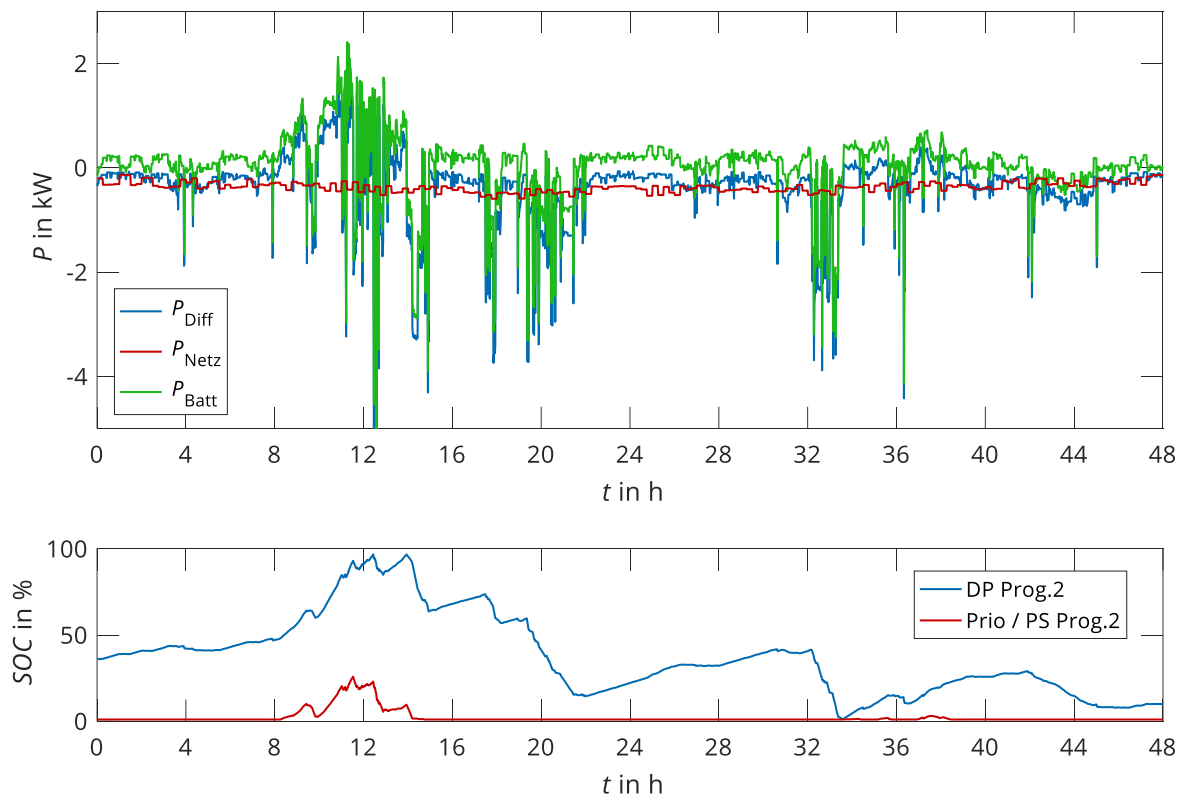


Abbildung 65: Betriebsführungsergebnisse für zwei Wintertage am Beispiel von Haushaltslastprofil 2; Betrachtung der Tage 304-306; multikriteriell optimierendes Betriebsführungsverfahren (DP Prog.2), prioritätsbasiertes Betriebsführungsverfahren (Prio) und Peak Shaving (PS Prog.2)

Aufgrund der Tatsache, dass beide Strategien bei kleiner PV-Energie ein identisches Lade- und Entladeverhalten aufweisen, liegen die beiden Ladezustandsverläufe für die prioritätsbasierte Betriebsführung und das Peak Shaving übereinander. Bereits zu Beginn des ersten Tages ist die Batterie komplett entladen. Alle bis zum Sonnenaufgang auftretenden Leistungsspitzen müssen für beide Referenzverfahren aus dem Netz gedeckt werden. Die PV-Energie des ersten Tages reicht aus, um die Batterie auf einen SOC von 25 % zu laden. Kurz nach 14 Uhr ist die Batterie bereits entladen, sodass die in den Abendstunden auftretenden Leistungsspitzen auch über das Netz gedeckt werden müssen. Einen komplett anderen Ladezustandsverlauf weist das entwickelte Betriebsführungsverfahren auf. Bereits in der Nacht wird die Batterie aus dem Netz geladen, um die während des Tages auftretenden Leistungsspitzen zu decken. In der Zeit von 12 Uhr bis 14 Uhr befindet sich die Batterie im oberen Ladezustand. Aus Lebensdauersicht ist der Verlauf der beiden Referenzverfahren zwar besser, jedoch können durch diese Betriebsführung keinerlei Lastspitzen reduziert werden.

### 6.8.3 Jahresanalyse

Abbildung 66 zeigt die Jahresdauerlinie der Netzbezugsleistung für das Haushaltslastprofil 2. Zum Vergleich ist die reine Differenzleistung orange eingezeichnet. Die Anzahl an Jahresstunden lässt sich unabhängig der verwendeten Prognose von 6.000 Stunden auf 5.200 Stunden reduzieren.

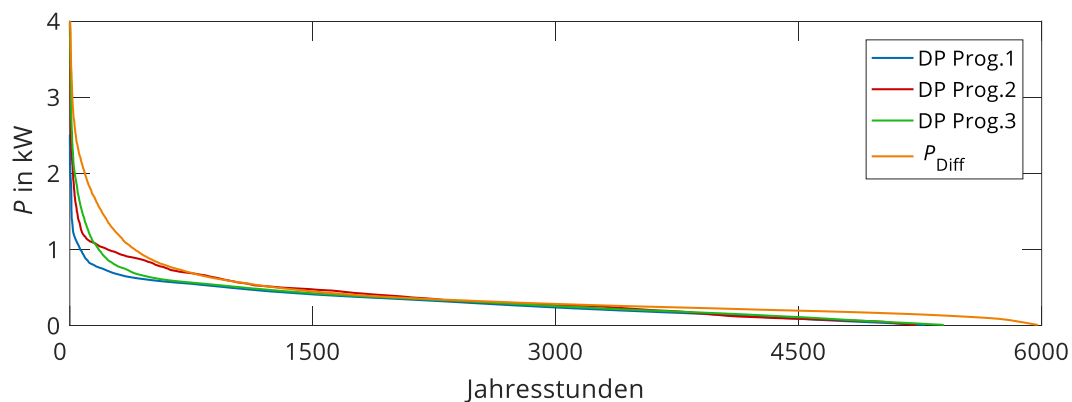


Abbildung 66: Jahresdauerlinie der Netzbezugsleistung für das Haushaltslastprofil 2; multikriteriell optimierendes Betriebsführungsverfahren in Abhängigkeit der Prognose (DP Prog. 1,2,3), Differenzleistung ( $P_{\text{Diff}}$ )

Betrachtet man die drei Prognoseverfahren, ist zu erkennen, dass sich das Verhalten im Grundlastbereich kaum unterscheidet. Interessant ist, dass die Prognose 1 für Leistungswerte bis 1,1 kW bessere Ergebnisse als Prognose 2 liefert. Im Vergleich zu den beiden Referenzverfahren ist eine deutliche Reduktion der maximalen Leistungswerte erkennbar. Dies verdeutlicht bereits die Anzahl der Jahresstunden für die Leistung von 2 kW. Für beide Referenzverfahren muss diese Leistung für knapp über 70 Jahresstunden aus dem Netz bezogen

werden. Unter Verwendung der Prognose 2 sind es für das entwickelte Betriebsführungsverfahren noch 18 Stunden und für Prognose 3 noch 30 Stunden. Der theoretische Idealwert, welcher mit Prognose 1 erreicht wird, liegt bei 3 Stunden. Die Jahresdauerlinie der Netzeinspeiseleistung ist in Abbildung 67 zu sehen.

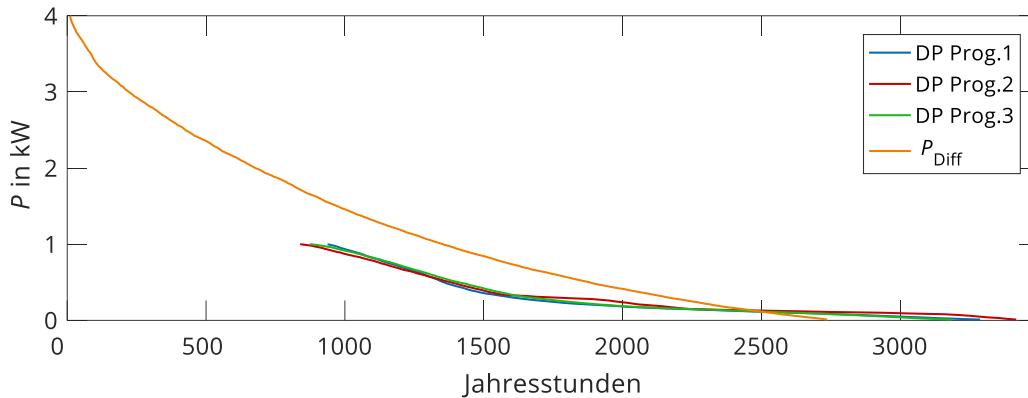


Abbildung 67: Jahresdauerlinie der Netzeinspeiseleistung für das Haushaltslastprofil 2; multikriteriell optimierendes Betriebsführungsverfahren in Abhängigkeit der Prognose (DP Prog. 1,2,3), Differenzleistung ( $P_{Diff}$ )

Der Einfluss der Prognose ist vernachlässigbar. Weiterhin zeigt der Schnittpunkt der Differenzleistung bei 2.500 Stunden, dass die Batterie aktiv kleine Leistungen ins Netz entlädt, um für Sommertage die maximale Energiemenge an PV-Energie zu speichern. Tabelle 13 fasst die Ergebnisse der Bewertungskriterien für die Jahressimulation zusammen. Grün hervorgehoben sind die Bestwerte.

Tabelle 13: Gegenüberstellung der Bewertungskriterien für Haushaltslastprofil 2

	$k_{SVG}$ in %	$k_{EVQ}$ in %	$k_{ARV}$ in %	$k_{Zyklen}$	$E_{Ein}$ in kWh	$E_{Bezug}$ in kWh	$P_{Bezug,max}$ in kW
DP Prog.1	58,2	55,8	12,7	402	1.572	1.673	2,5
DP Prog.2	49,6	50,7	16,5	389	1.633	2.016	4,3
DP Prog.3	52,5	51,3	16,7	350	1.600	1.899	4,6
PS Prog.1	62,2	54,8	16,4	230	1.439	1.511	4,8
PS Prog.2	61,7	54,3	19,4	226	1.317	1.532	4,8
PS Prog.3	60,8	53,4	18,5	218	1.408	1.568	4,8
Prio	62,3	55,1	24,1	233	1.039	1.510	4,8

Der maximale Selbstversorgungsgrad und die maximale Eigenverbrauchsquote werden mit der prioritätsbasierten Betriebsführung erreicht. Das Laden der Batterie, sobald PV-Überschüsse vorhanden sind, hat zur Folge, dass bis zum Sonnenuntergang ein Maximum an PV-

Energie zwischengespeichert werden kann. Beim Peak Shaving führen Prognose und Modellfehler zu geringeren Selbstversorgungsgraden und Eigenverbrauchsquoten. Am geringsten fallen die beiden Bewertungskriterien beim multikriteriell optimierenden Betriebsführungsverfahren aus. Grund hierfür sind die konkurrierenden Zielfunktionsanteile wie die Reduzierung der maximalen Netzbezugsleistung und der lebensdaueroptimierende Betrieb. Die geringsten Abregelverluste können mit dem entwickelten Betriebsführungsverfahren erzielt werden. Denn nur in dieser Betriebsführung wird neben dem Laden der Batterie in der Mittagszeit, eine aktive Entladung der Batterie ins Netz realisiert. Dies erhöht die zur Verfügung stehende Kapazität zur Zwischenspeicherung von Solarenergie. Die Unterschiede der pro Jahr absolvierten Vollzyklen sind für die beiden Referenzverfahren vernachlässigbar. Mit der entwickelten Betriebsführung werden jedoch deutlich mehr Zyklen gefahren. Neben der aktiven Entladung in das Netz, sorgt auch die zusätzliche Ladung der Batterie aus dem Netz für eine höhere Nutzung der Batterie. Die maximal ins Netz eingespeiste und in Abhängigkeit des Einspeisetarifs vergütete Energie wird unter Verwendung des entwickelten Betriebsführungsverfahrens erreicht. Die maximale Netzbezugsleistung nimmt für die prioritätsbasierte Betriebsführung und das Peak Shaving den Maximalwert der Zeitreihe an. Bei idealer Kenntnis der Verbraucherzeitreihe ist eine Reduzierung auf 58 % möglich. Die Abregelverluste und die ins Netz eingespeiste Energie können mit Prognose 2 fast das theoretische Optimum einnehmen. Die maximale Netzbezugsleistung und der Selbstversorgungsgrad hingegen sind stark von der Prognosequalität abhängig. Erwartungsgemäß liefert die empirische Prognose 3 die schlechtesten Ergebnisse.

Die Boxplots in Abbildung 68 stellen die Ergebnisse der 70 Haushaltslastprofile für das entwickelte Betriebsführungsverfahren und die beiden Referenzverfahren in Abhängigkeit der verwendeten Prognose gegenüber. Der Maximalwert des Selbstversorgungsgrades wird mit der prioritätsbasierten Betriebsführung erreicht. Der Median liegt bei 62 %. Für das theoretische Optimum, welches mit der entwickelten Betriebsführung erreicht wird, liegt der Median bei 56 % und noch deutlich unter den Ergebnissen des Peak Shavings. Hinsichtlich der Robustheit gegenüber Prognoseunsicherheiten zeigt sich eine geringere Sensitivität bei Verwendung des Peak Shavings. Der Interquartilsabstand der entwickelten Betriebsführung ist im Vergleich zu beiden Referenzverfahren größer. Für die Eigenverbrauchsquote wird der Maximalwert ebenfalls unter Verwendung der prioritätsbasierten Betriebsführung erreicht. Jedoch ist hier die Betriebsführung des Peak Shavings anfälliger gegenüber dem verwendeten Prognoseverfahren. Die absolvierten Vollzyklen sind im Vergleich zu den beiden Referenzverfahren fast doppelt so groß. Für die Prognose 1 nehmen diese einen Maximalwert von 430 Vollzyklen ein. Ursache hierfür ist die zusätzliche Reduzierung der Netzbezugsleistung und die aktive Entladung des Speichers in das Netz. Die Abregelverluste können mit dem entwickelten Betriebsführungsverfahren im Vergleich zum Peak Shaving weiter redu-

ziert werden. Aufgrund der aktiven Entladung der Batterie in das Netz schneidet das entwickelte Verfahren auch unter Verwendung der einfachen Prognose 3 noch besser ab, als das Peak Shaving mit der idealen Kenntnis von PV- und Verbraucherzeitreihe (Prognose 1). Jedoch zeigt sich für das entwickelte Betriebsführungsverfahren die größere Sensibilität gegenüber Prognoseunsicherheiten.

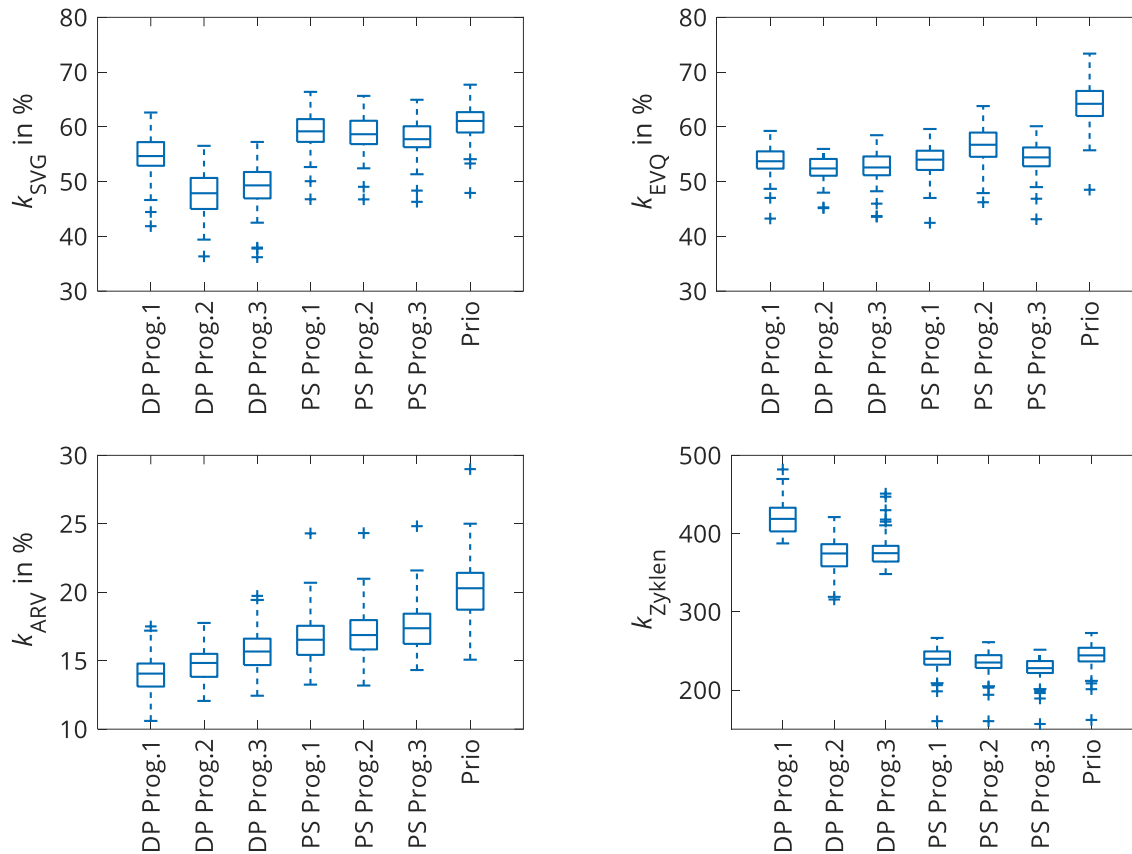


Abbildung 68: Jahresergebnisse für alle 70 Haushaltlastprofile für das multikriteriell optimierende Betriebsführungsverfahren (DP), das prioritätsbasierte Betriebsführungsverfahren (Prio) und das Peak Shaving (PS)

Unabhängig von der betrachteten Betriebsführung treten die Ausreißer, welche als Plus im Boxplot eingezeichnet sind, für die drei Bewertungskriterien Selbstversorgungsgrad, Eigenverbrauchsquote und Abregelverluste auf identischer Seite im Boxplot auf.



### 6.8.4 20-Jahresanalyse

Die Simulationsuntersuchung vergleicht das entwickelte multikriteriell optimierende Betriebsführungsverfahren mit den beiden Referenzverfahren über einen Zeitraum von 20 Jahren. Die Simulationen wurden im Sekundentakt durchgeführt. Abbildung 69 stellt die Ergebnisse der Analyse übersichtlich dar.

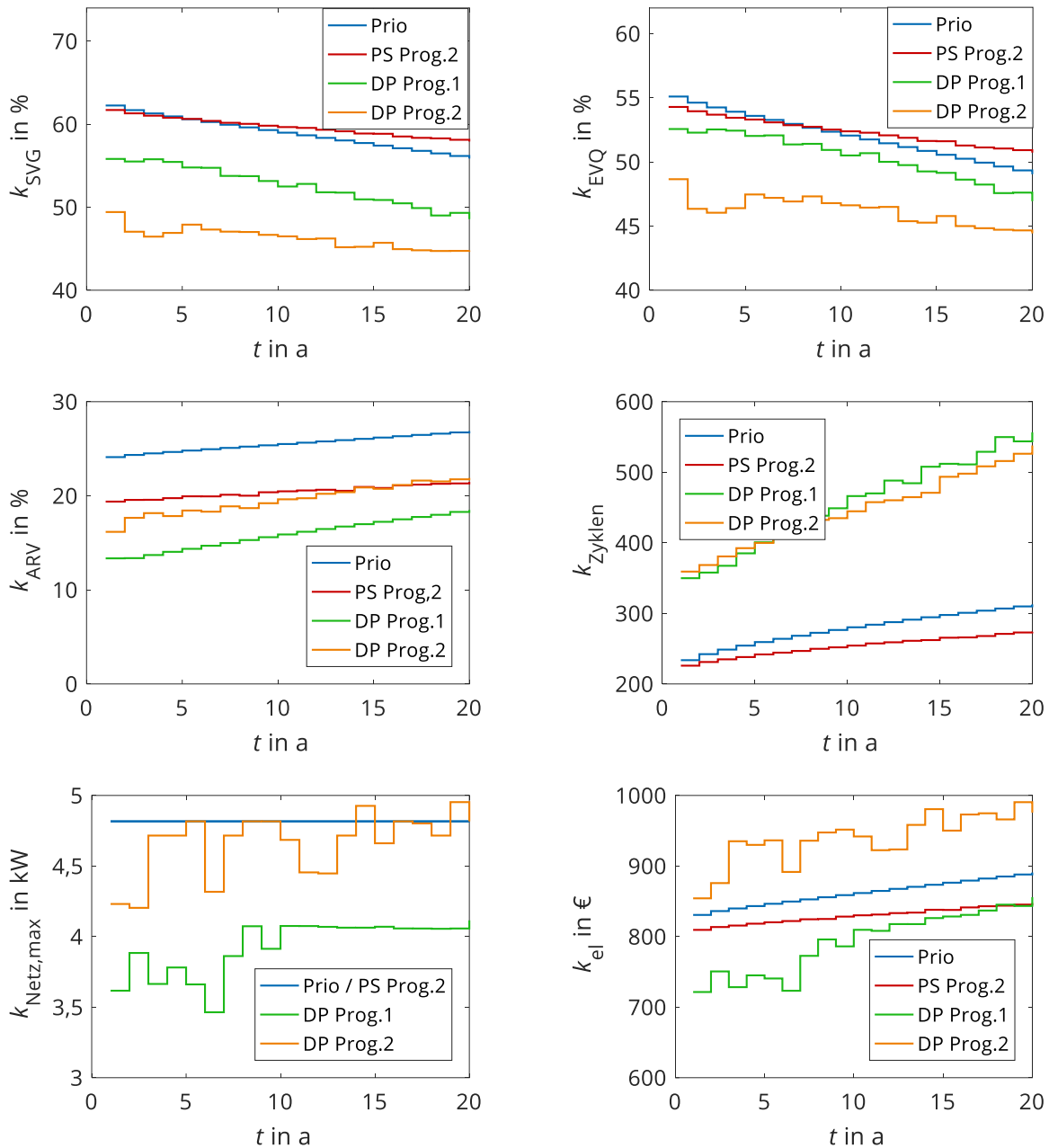


Abbildung 69: Ergebnisse der 20-Jahresanalyse für das prioritätsbasierte Betriebsführungsverfahren (Prio), das Peak Shaving für Prognose 2 (PS Prog.2) und das multikriteriell optimierende Betriebsführungsverfahren (DP Prog.1 und DP Prog.2) für die Prognose 1 und die Prognose 2

Unabhängig von der gewählten Betriebsführung und der verwendeten Prognose zeigt sich eine Abhängigkeit der Bewertungskriterien von der Batteriealterung.

Der Selbstversorgungsgrad des entwickelten Betriebsführungsverfahrens fällt für den kompletten Betrachtungszeitraum niedriger im Vergleich zu beiden Referenzverfahren aus. Der Einfluss der Prognose beträgt im ersten Jahr acht Prozentpunkte und nimmt mit fortschreitender Betriebszeit ab. Nach 20 Jahren beträgt der Unterschied zwischen Prognose 1 und Prognose 2 für das multikriteriell optimierende Betriebsführungsverfahren nur noch fünf Prozentpunkte. Zudem ist hervorzuheben, dass der Selbstversorgungsgrad der Betriebsführung des Peak Shavings ab dem sechsten Betriebsjahr höhere Werte im Vergleich zur prioritätsbasierten Betriebsführung einnimmt.

Für die Eigenverbrauchsquote zeigt sich ein nahezu identisches Bild über die kompletten 20 Jahre. Jedoch fällt der absolute Unterschied zwischen dem entwickelten Betriebsführungsverfahren und den beiden Referenzverfahren im Vergleich zum Selbstversorgungsgrad geringer aus.

Die Abregelverluste nehmen bei Verwendung der prioritätsbasierten Betriebsführung die größten Werte ein. Vergleicht man das entwickelte Betriebsführungsverfahren mit dem Peak Shaving, so lässt sich erkennen, dass die Abregelverluste unabhängig von der verwendeten Prognose beim entwickelten Betriebsführungsverfahren schneller ansteigen.

Die Vollzyklen nehmen deutlich höhere Werte im Vergleich zu beiden Referenzverfahren ein. Trotz dieser Tatsache beträgt die verfügbare Restkapazität für beide Prognoseverfahren nach 20 Jahren noch 48 %. Dies entspricht dem vorgegebenen Sollwertverlauf der Batteriealterung.

Die maximale Netzbezugsleistung stellt den maximalen Viertelstundenwert der Netzbezugsleistung des jeweiligen Jahres dar. Da beide Referenzverfahren keinen Einfluss auf die Netzbezugsleistung nehmen können, bleibt die Netzbezugsleistung über 20 Jahre konstant bei 4,8 kW. Im Vergleich dazu variiert die maximale Netzbezugsleistung beim multikriteriell optimierenden Betriebsführungsverfahren. Gut zu erkennen ist der Einfluss der Prognose. Hier zeigt sich die Schwäche der Prognose 2. Aufgrund fehlerhafter Verbrauchsvorhersagen befindet sich die Batterie im unteren Ladezustand und kann auftretende Spitzen nicht mehr kompensieren. Um diesem Problem entgegenzuwirken ist es notwendig, einen Sicherheitspuffer vorzusehen. Dies wirkt sich jedoch negativ auf den Selbstversorgungsgrad aus. Eine weitere Möglichkeit stellt die Implementierung eines Korrekturmechanismus innerhalb der Momentanoptimierung dar, welcher dafür sorgt, dass im Bereich kritischer Ladezustände zusätzlich Leistung aus dem Netz bezogen wird. Da für die wirtschaftliche Betrachtung nur der Viertelstundenwert relevant ist, existiert weiteres Optimierungspotenzial.

Für die jährlich anfallenden Kosten wird exemplarisch ein Arbeitspreis von 0,3 €/kWh, ein Leistungspreis von 50 €/kW und eine Einspeisevergütung von 0,1 €/kWh angenommen. Für den Fall der idealen Prognose liegen die Jahreskosten, mit Ausnahme des 19. Betriebsjahres, immer unter den anfallenden Kosten der beiden Referenzverfahren. Mit zunehmender Betriebszeit steigen die Kosten des entwickelten Betriebsführungsverfahrens jedoch schneller im Vergleich zu den Referenzverfahren. Bei Verwendung von Prognose 2 fallen die Jahreskosten für das definierte Szenario höher aus. Trotz einer größeren Menge eingespeister Energie (7.000 kWh im Vergleich zum Peak Shaving und 11.700 kWh im Vergleich zur prioritätsbasierten Betriebsführung) und einer niedrigeren Summe aller 20 Maximalleistungswerte (3 kW niedriger im Vergleich zu beiden Referenzverfahren) fallen die Strombezugskosten für das definierte Szenario zu stark ins Gewicht. Das Potenzial der multikriteriell optimierenden Betriebsführung ist jedoch noch nicht ausgeschöpft. Im Falle zeitvariabler Stromtarife ist das Betriebsführungsverfahren in der Lage den Netzleistungsverlauf so einzustellen, dass die Stromkosten niedriger im Vergleich zu beiden Referenzverfahren ausfallen.



# 7 Einsatz des Betriebsführungsverfahrens im Forschungsprojekt OptiStore

In diesem Kapitel wird die Anwendung des entwickelten multikriteriell optimierenden Betriebsführungsverfahrens im Rahmen des Forschungsprojekts OptiStore demonstriert. Dazu erfolgt in Abschnitt 7.1 zunächst die Vorstellung des Forschungsprojekts. In Abschnitt 7.2 werden die Simulationseinstellungen festgelegt. Diese umfassen die Beschreibung der Systemkonfiguration, die Auswahl der Betriebsführungsparameter und die Definition der betrachteten Szenarien. Abschnitt 7.3 stellt die Ergebnisse von drei durchgeführten Analysen vor. Die Anwendung des multikriteriell optimierenden Betriebsführungsverfahrens wird auf Maschinenebene ohne PV-Anlage und auf Gesamtbetriebsebene mit PV-Anlage demonstriert und bewertet.

## 7.1 Vorstellung OptiStore

Das Forschungsprojekt „OptiStore – optimierendes Eigenverbrauchssystem für Industrie und Gewerbe“ leistet einen innovativen Beitrag für die Anwendung von Eigenverbrauchssystemen in Industrie und Gewerbe. Ziel des Projekts ist die Entwicklung einer modular aufgebauten Stromrichter-Lithium-Ionen-Batterie-Einheit zur optimalen Nutzung von Solarenergie in Industrie und Gewerbe. Der Fokus des Vorhabens liegt auf der Reduzierung der anfallenden Gesamtkosten des OptiStore-Systems, der Optimierung der verbauten Systemtechnik sowie der Entwicklung eines innovativen Energiemanagements. Projektpartner sind das Fraunhofer Institut für Solare Energiesysteme, die Akasol AG und die Refu Elektronik GmbH. Die Hauptaufgabe des Teilvorhabens der TU Dresden umfasst die Entwicklung des innovativen Energiemanagements auf Basis einer optimierenden und prädiktiven Betriebsführung. Ziele der Betriebsführung sind die möglichst gleichzeitige Maximierung von Eigenverbrauchsquote und Batterielebensdauer, die Minimierung der Stromkosten sowie der auftretenden Netzzrückwirkungen. In diesem Zusammenhang werden Verfahren zur Prognose der Energiezeitreihen und zur Zustandsdiagnose der Lithium-Ionen-Batterie entwickelt. Des Weiteren koordiniert die TU Dresden eine umfangreiche Monitoring-Aktion in einem Industrieunternehmen. Dazu gehört die Konzipierung des Messsystems, die Einrichtung und die Betreuung der Messerfassung sowie die Aufbereitung und Verwaltung der aufgezeichneten Messdaten. In sekundlicher Auflösung werden die PV-Leistung, der Gesamtverbrauch, sowie ausgewählte Maschinen eines Präzisionstechnikbetriebs erfasst. Abschließend soll die Funktionsweise des

entwickelten OptiStore-Systems im Feldtest für verschiedene Anwendungsfälle demonstriert werden.

Abbildung 70 zeigt die Grundstruktur des OptiStore-Systems. Die regenerative Energiequelle stellt die PV-Anlage, welche über einen PV-Wechselrichter an den Energiebus angeschlossen ist, dar. Die Verbrauchsseite lässt sich in die drei Ebenen, Maschinenebene, Anlagenebene und Gesamtbetriebsebene einteilen. Der Netzanschluss gewährleistet die Versorgungssicherheit. Energiespeicher auf Maschinen- oder Anlagenebene können beispielsweise zur aktiven Filterung von Leistungsspitzen und zur Verbesserung der Energiequalität beitragen. Auf Gesamtbetriebsebene übernehmen Sie die Aufgaben der Eigenverbrauchsoptimierung und der Reduzierung der maximalen Netzbezugsleistung.

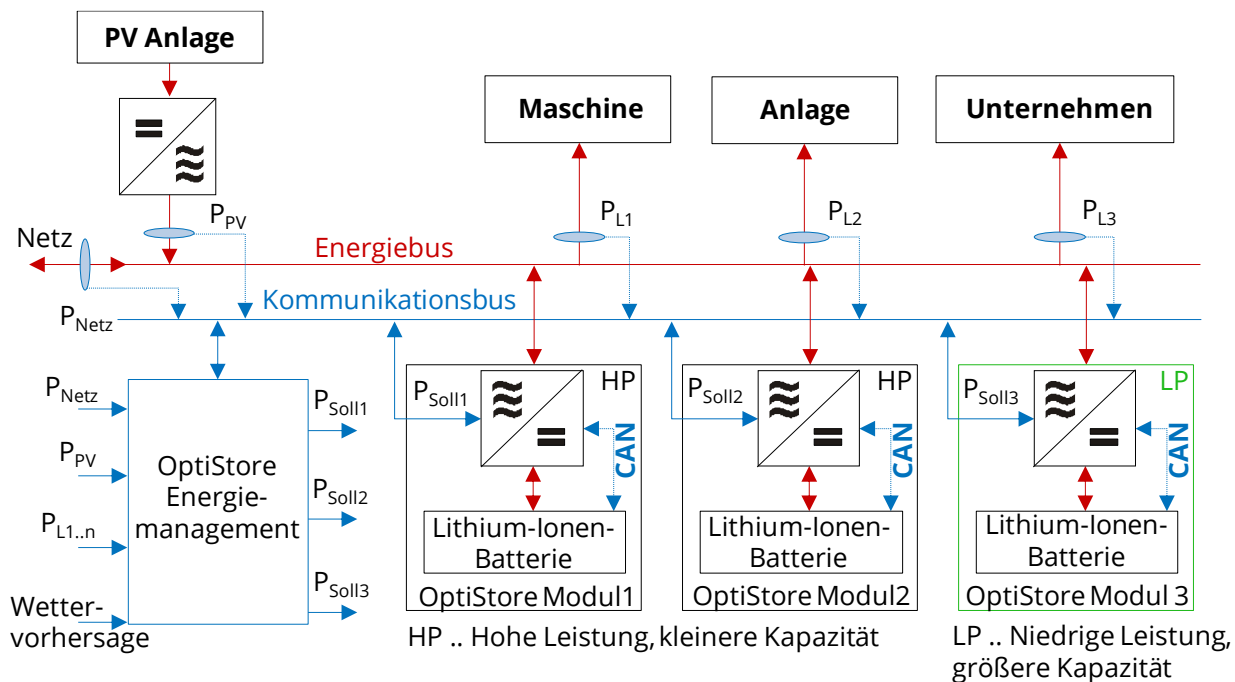


Abbildung 70: Grundstruktur der OptiStore-Konfiguration

Neben der Nutzung eines Einspeichersystems ist eine Hybridisierung in Hochleistungs- und Hochenergiespeicher möglich. Vorteile einer Hybridisierung sind die Reduktion der Gesamtkosten im Vergleich zu einem Einzelsystem durch die Erhöhung der Systemeffizienz und einer Verlängerung der Speicherlebensdauer. Die Kommunikation zwischen Messtechnik, Komponenten und dem Energiemanagementsystem wird über ein Bussystem realisiert.

## Monitoring-Kampagne

Das in der Monitoring-Kampagne betrachtete Industrieunternehmen produziert seit 1992 komplexe Dreh- und Frästeile mit hohen Anforderungen auf insgesamt 30 Maschinen. Diese arbeiten mit hoher Auslastung fast durchgehend von Montag 6:00 Uhr bis Freitag 18:00 Uhr. Der durchschnittliche Jahresenergieverbrauch liegt bei ca. 1.000 MWh. Weiterhin ist auf dem Dach eine PV-Anlage mit einer Leistung von 92 kW installiert. Die Leistungsaufnahme der einzelnen Maschinen variiert zwischen 30 kVA und 90 kVA. Auf Basis der Energieverbrauchsanalyse werden die PV-Leistung, die Summenlastleistung sowie drei exemplarisch ausgewählte Maschinen vermessen. Die aufgezeichneten Messgrößen werden digitalisiert und anschließend per Ethernet an einen Mess-PC übertragen. Der Mess-PC übernimmt die halbstündige Speicherung der Rohdaten und steuert den Datentransfer an einen zentralen Server. Abschließend konvertiert und komprimiert der Mess-PC die eingehenden Rohdaten in ein MATLAB-Format und speichert diese im Sekundentakt ab. Die aufgezeichneten Messdaten dienen als Grundlage für die wirtschaftliche Analyse und die Entwicklung der Betriebsführung.

## Energiemanagement

Abbildung 71 zeigt den prinzipiellen Aufbau des modularen Energiemanagements. Zur übersichtlichen Darstellung erfolgt eine Klassifikation in das Ausführungszeitintervall des jeweiligen Moduls. Prognose-, Optimierungs-, Simulationsmodell- und Sollwertregler-Modul entsprechen den im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Verfahren. Eingangsgrößen sind die Messwerte der Komponenten DC/DC-Wandler, Batterie und Wechselrichter, Messwerte der PV- und Verbraucherzeitreihe sowie zusätzliche Informationen über Strompreise und internetbasierte Wetterberichtsdaten. Als Ausgangsgröße werden die Leistungen der Batteriestränge im Sekundentakt ausgegeben.

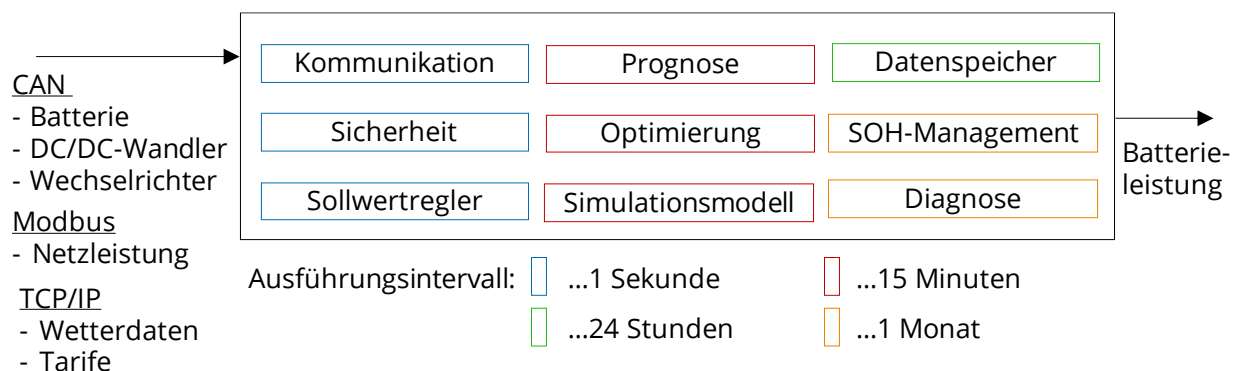


Abbildung 71: Aufbau des Energiemanagements

Das Kommunikationsmodul stellt die Schnittstelle des Energiemanagements zur Hardwareumgebung dar. Es realisiert im Sekundentakt das Senden der Leistungssollwerte und das

Empfangen der Messwerte von DC/DC-Wandler, Wechselrichter und Batterie. Im Sicherheitsmodul werden alle relevanten Messgrößen der Komponenten auf Plausibilität überprüft und im Falle eines Kommunikationsfehlers Ersatzwerte ermittelt. Im Fehlerfall koordiniert und steuert das Modul das geregelte Herunterfahren des Systems. Der Sollwertregler generiert Batterieleistungen  $P_{\text{Batt1}}$ ,  $P_{\text{Batt2}}$  und  $P_{\text{Batt3}}$  unter Berücksichtigung der Systemgrenzen. Dies sind beispielsweise die ladezustandsabhängige Batterieleistung, der maximale Leistungsgradient und die Temperaturgrenzen. Das Prognosemodul liefert die Zeitreihen für die PV-Anlage und den Verbraucher. Hierfür werden sowohl Wetterberichtsdaten, als auch historische Messdaten eingesetzt. Das Lastprognosemodul basiert auf einem prototypischen, klassifikationsbasierten Ansatz. Die Ermittlung der Leistungsflussaufteilung zur Realisierung der technisch-wirtschaftlichen Ziele erfolgt im Optimierungsmodul. Dies sind die Minimierung der anfallenden Stromkosten, die Maximierung der Systemeffizienz und die Vermeidung von Abregelverlusten. Das Online-Simulationsmodell beschreibt das Verlustverhalten des PV-Batteriespeichersystems und wird sowohl vom Optimierungsmodul als auch vom Sicherheitsmodul verwendet. Im Datenspeicher werden alle relevanten Sollwertverläufe und Messdaten gespeichert, aufbereitet und für die weitere Verwendung innerhalb des Energiemanagements bereitgestellt. Das Batteriezustandsdiagnosemodul ist verantwortlich für die Schätzung interner Batterieparameter. Realisiert wird dies über ein aktives Verfahren, das den Normal-Betrieb unterbricht und in einem Diagnosemodus Testsignale vorgibt. Daraufhin werden in einer automatisierten Identifikationsroutine die Modellparameter bestimmt. Die Ergebnisse der Zustandsdiagnose fließen sowohl in das Simulationsmodell durch eine Adaption der Modellparameter, als auch direkt in das SOH-Management ein. Im SOH-Management erfolgt die Berücksichtigung der lebensdaueroptimierten Betriebsweise der Batterie. Die in der Zustandsdiagnose ermittelten Parameter werden analysiert und mit offline generierten Alterungsverläufen verglichen. In Anlehnung an die Langzeitoroptimierung des entwickelten Betriebsführungsverfahrens werden die Wichtungsfaktoren der Kurzzeitoroptimierung angepasst.

## 7.2 Simulationseinstellungen

### 7.2.1 Systemkonfiguration

Das OptiStore-System setzt sich aus einem Wechselrichter, drei DC/DC-Wandler-Modulen und drei Lithium-Ionen-Batterien zusammen. Die Batteriespannung eines Strangs schwankt in Abhängigkeit des Ladezustands zwischen 600 V und 700 V. Die Zwischenkreisspannung des Stromrichtersystems liegt bei 740 V. Je Batteriestrang steht eine nutzbare Kapazität von 20 kWh zur Verfügung. Das technische Schaltbild ist in Abbildung 72 zu sehen.



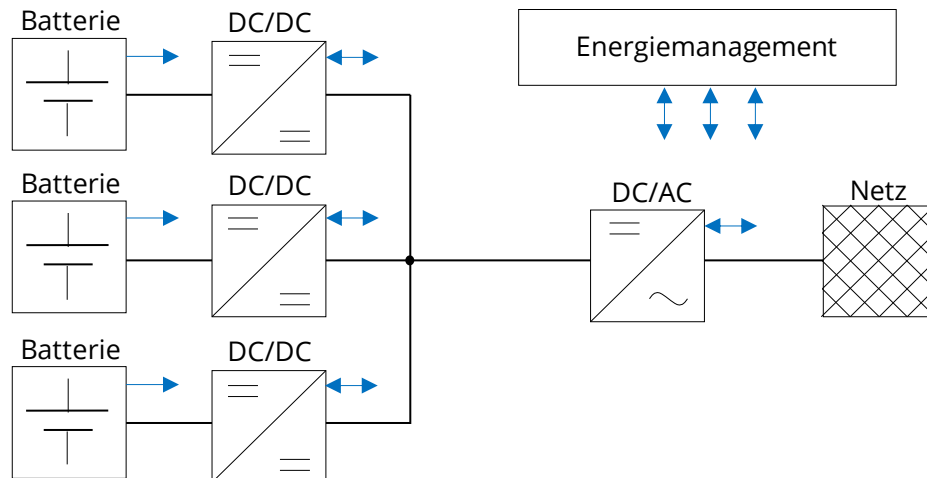


Abbildung 72: Technisches Schaltbild eines OptiStore-Moduls

Die Größe des Speichersystems für die Simulation auf Gesamtbetriebsebene wird auf Basis der von Roßbach [163] erzielten Ergebnisse festgelegt. Die Analyse auf Maschinenebene erfolgt mit der kleinsten Modulkonfiguration des OptiStore-Systems.

Tabelle 14: Dimensionierungsvorschrift für das Industrieunternehmen

	Maschinenebene	Gesamtbetriebsebene
$E_{\text{Batt}}$ in kWh	60	1.000
$P_{\text{Nenn}}$ in kW	25	420

Zur Charakterisierung des Systemverhaltens erfolgt eine Anpassung der in Kapitel 4 vorgestellten Komponentenmodelle sowie die Ergänzung der DC/DC-Wandlerkennfelder in Anlehnung an die Modellierung des Batteriewechselrichters sowohl für das Gesamtsimulationsmodell als auch für das Online-Simulationsmodell. Die Leistungsflussaufteilung innerhalb der Batterien erfolgt gleichmäßig auf die einzelnen Batteriestränge.

### 7.2.2 Betriebsführungsparameter

Die Betriebsführungseinstellungen der Kurzzeitorientierung für den industriellen Anwendungsbereich werden in Anlehnung an die Ergebnisse der in Kapitel 6 durchgeführten simulationsbasierten Untersuchungen festgelegt. Das Neuoptimierungsintervall beträgt 15 Minuten und die SOC-Diskretisierung wird mit 0,1 % festgelegt. Der maximale Ladezustandswechsel je Optimierungsschrittweite wird auf 50 % gesetzt. Dies entspricht bei einer Optimierungsschrittweite von 15 Minuten der doppelten Nennleistung. Da die Wahl des Prädiktionshorizonts vom Anwendungsbeispiel abhängt, wurde dieser für den Gesamtverbrauch in grober

Abrasterung analysiert. Auf Basis der in Anhang A6 aufgelisteten Ergebnisse wird der Prädiktionshorizont auf 14 Stunden festgelegt. Die Prognose der Verbraucherzeitreihen erfolgt für die Analyse auf Gesamtbetriebsebene in Anlehnung an den in Kapitel 5 beschriebenen Prognoseansatz 2. Für die Anwendung auf Maschinenebene wird angenommen, dass der Produktionsplan für den betrachteten Prognosehorizont bekannt ist und die Leistungsverläufe der Zeitreihen vorliegen. Ferner wird davon ausgegangen, dass mögliche stochastische Unsicherheiten durch die Mittelwertbildung der Zeitreihe auf Viertelstundewerte vernachlässigt werden können. Die maximale Netzeinspeiseleistung beträgt 20 % der installierten PV-Leistung. Diese ist mit einem Kilowatt pro verbrauchter Kilowattstunde definiert. Die Wichtungsfaktoren werden mit  $\alpha = 10$ ,  $\beta = 5$ ,  $\gamma = 0$  und  $\delta = 2$  festgelegt.

### 7.2.3 Datenbasis

Für die simulationsbasierten Untersuchungen werden die im Rahmen der Monitoring-Kampagne im Sekundentakt aufgezeichneten Messdaten des Gesamtverbrauchs und der Maschinen verwendet. Abbildung 73 zeigt ein Lastprofil auf Maschinenebene (a) und ein Lastprofil auf Gesamtbetriebsebene (b).

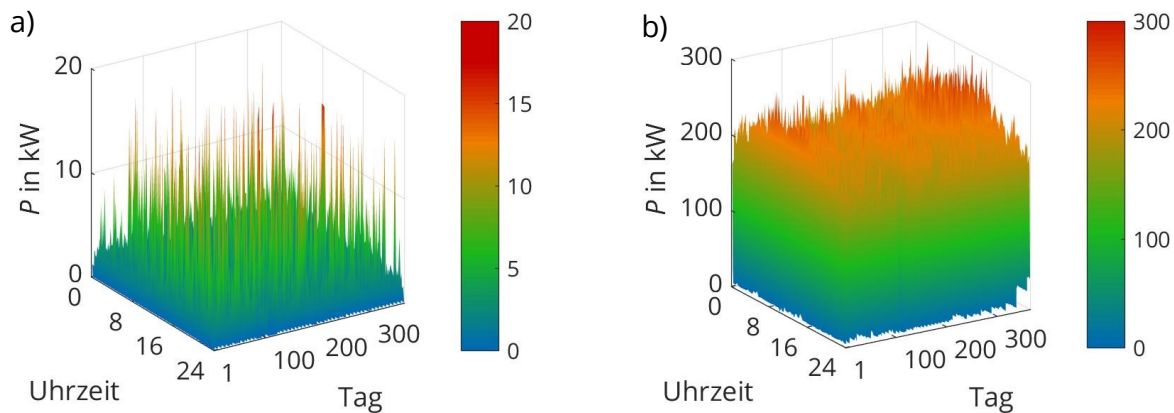


Abbildung 73: Jahresverbrauch auf a) Maschinenebene; b) Gesamtbetriebsebene

Die maximale Bezugsleistung beträgt für die Maschine 43 kW und für den Gesamtverbrauch 276 kW. Der Jahresenergiemenge umfasst 12.293 kWh für die Maschine und 1.254 MWh für den Gesamtverbrauch. Sowohl auf Maschinen- als auch auf Gesamtverbrauchsebene ist der wöchentliche Schichtbetrieb erkennbar. Da der Beginn der Zeitreihe auf Anfang Juli fällt, ist die Betriebsruhe über die Feiertage zu Weihnachten kurz nach Tag 100 zu sehen. Die Zeitreihe der PV-Anlage entspricht dem in Kapitel 6.2 beschriebenen Messdatensatz des Referenzobjekts.

## 7.3 Simulationsergebnisse

### 7.3.1 Maschinenebene

Im ersten Anwendungsbeispiel wird das multikriteriell optimierende Betriebsführungsverfahren zur Vergleichmäßigung des Lastprofils einer CNC-Maschine eingesetzt. Abbildung 74 zeigt die Leistungsverläufe und den Ladezustandsverlauf in einer Auflösung.

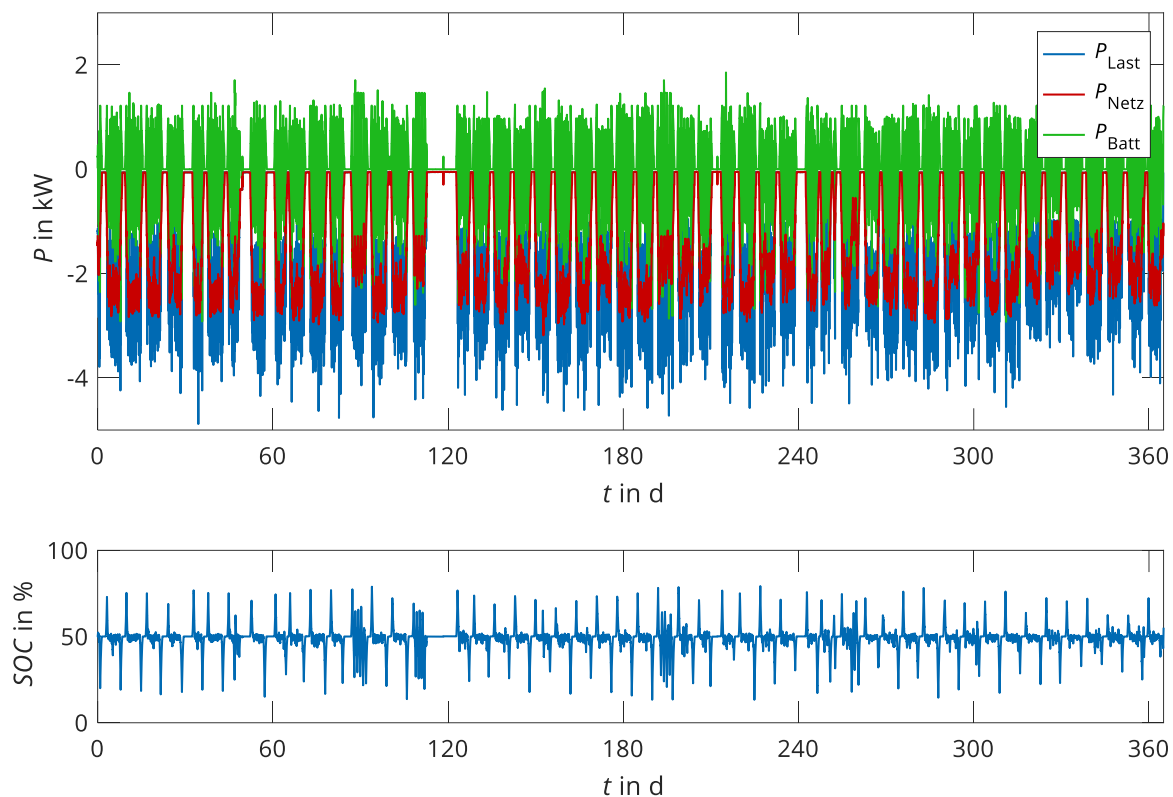


Abbildung 74: Leistungs- und SOC-Verlauf für das gesamte Jahr im 15-Minutentakt zur Demonstration der Lastglättung auf Maschinenebene

Die maximale Verbrauchsleistung liegt bei 4,9 kW. Der maximale Netzbezugswert beträgt 3,2 kW. Dies entspricht einer Reduktion von 35 %. Die Ladung der Batterie erfolgt vorwiegend am Wochenende, wenn die Maschine stillsteht. Dabei bleibt die Ladeleistung stets unter 2 kW. Die geringe Batterienutzung in Höhe von 107 Vollzyklen beeinflusst die zyklische Lebensdauer positiv. Der Vergleich mit den beiden vorgestellten Referenzverfahren lässt sich für dieses Beispiel nicht durchführen. Nach einmaliger Entladung der Batterie, würde diese aufgrund fehlender PV-Überschüsse nicht geladen. Abbildung 75 zeigt die Leistungsverläufe und den Ladezustand der Lithium-Ionen-Batterie für zwei ausgewählte Tage in sekundlicher Auflösung. Die Maschine befindet sich zunächst in einer Rüstphase und wird nicht betrieben.

Erst gegen 21 Uhr des ersten Tages beginnt die Fertigung von Teilen. Charakteristisch im Verlauf des Verbraucherprofils sind die hohen Leistungsspitzen, welche durch Anfahrvorgänge der Maschine, verursacht werden. Für den ausgewählten Zeitraum beträgt der maximale 15-Minuten-Mittelwert der Differenzleistung 3,6 kW.

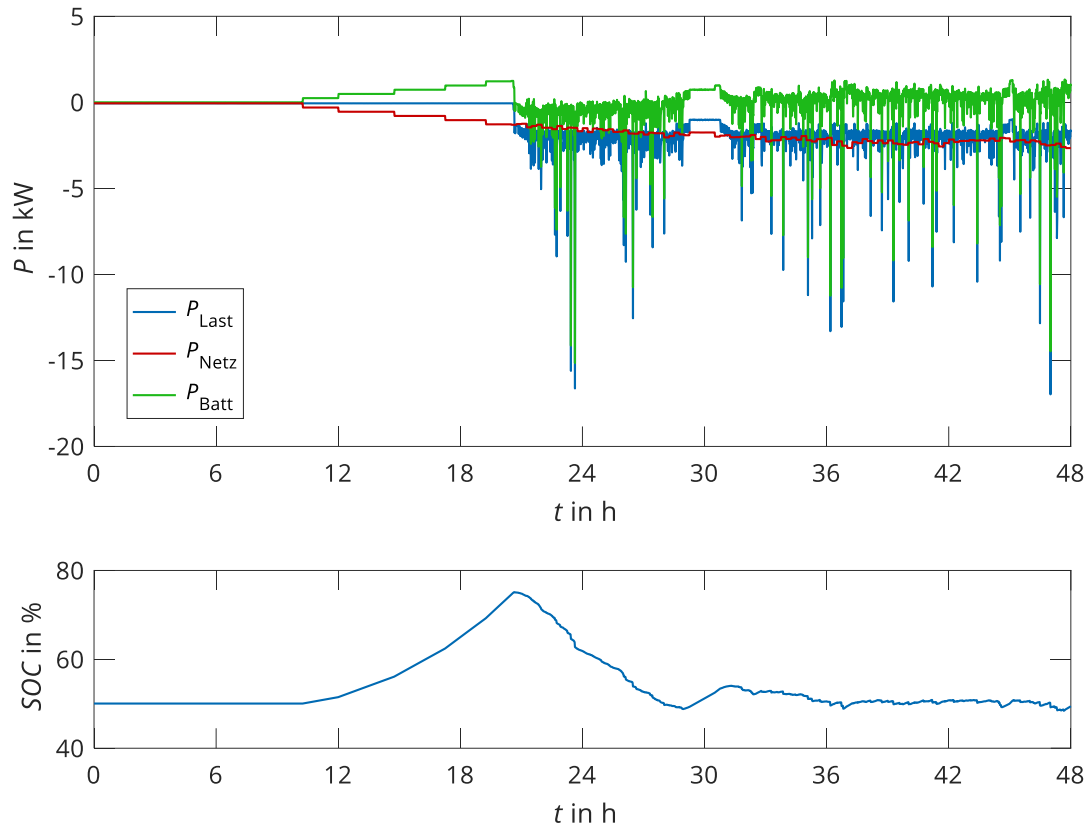


Abbildung 75: Leistungs- und SOC-Verlauf für zwei ausgewählte Tage zur Demonstration der Lastglättung auf Maschinenebene

Es ist möglich, die Netzleistung auf 2,7 kW, dies entspricht einer Reduktion des Maximalwerts von 25 %, zu begrenzen. Während der Stillstandszeiten am Wochenende wird die Lithium-Ionen-Batterie auf knapp 80 % SOC geladen. Aufgrund der Bestrafung hoher Ladezustände befindet sich die Lithium-Ionen-Batterie nur für einen kurzen Zeitraum im oberen Ladezustandsbereich. Die Glättung der Lastprofile führt sowohl zu einer geringeren Netzbelastung als auch zu einer Reduktion der Stromkosten.

### 7.3.2 Gesamtbetriebsebene

Das zweite Beispiel widmet sich der Demonstration des entwickelten Betriebsführungsverfahrens auf Gesamtbetriebsebene in Kombination mit einer PV-Anlage. Abbildung 76 zeigt die Leistungsverläufe und den Ladezustand der Lithium-Ionen-Batterie für ein komplettes Jahr. Der theoretische Wert der Differenzleistung, ohne Abregelverluste, ist grau im Leistungsverlauf hinterlegt. Die maximale Verbrauchsleistung kann aufgrund von Prognosefehlern nicht an allen Tagen des Jahres reduziert werden. Für die letzten fünf Wochen des Jahres, ist jedoch eine Reduktion der maximalen Netzbezugsleistung um 20 % möglich.

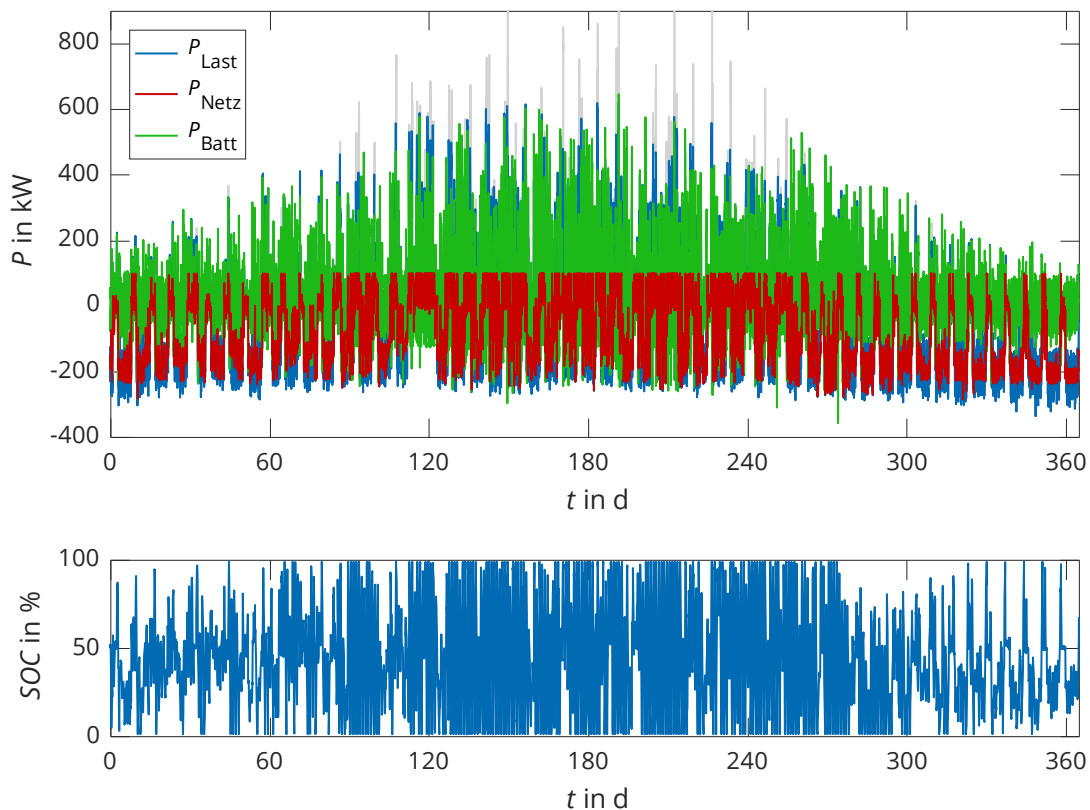


Abbildung 76: Leistungs- und SOC-Verlauf für das gesamte Jahr zur Demonstration der erweiterten Eigenverbrauchsoptimierung auf Gesamtbetriebsebene

Die Eigenverbrauchsquote mit 71,1 % und der Selbstversorgungsgrad in Höhe von 38,8 % weichen von typischen im Haushaltsbereich erzielbaren Werten ab. Die Abregelverluste fallen mit 6,7 % gering aus. Die Zyklenzahl beträgt 262 Vollzyklen. Die Batterie befindet sich durchgehend im Bereich von 50 %, um auf der einen Seite auftretende Leistungsspitzen abfedern zu können und auf der anderen Seite die beschleunigte kalendarische Lebensdauer zu vermeiden. Die Vollladung der Lithium-Ionen-Batterie erfolgt auch auf Gesamtbetriebsebene vorwiegend am Wochenende, wenn die Maschinen stillstehen. Da am Wochenende

keine Netzbezugsleistung zu erwarten ist, wird zusätzlich zu den PV-Überschüssen Energie aus dem Netz für das Vollladen genutzt.

Abbildung 77 zeigt die Leistungsverläufe und den Ladezustand der Lithium-Ionen-Batterie für zwei ausgewählte Tage.

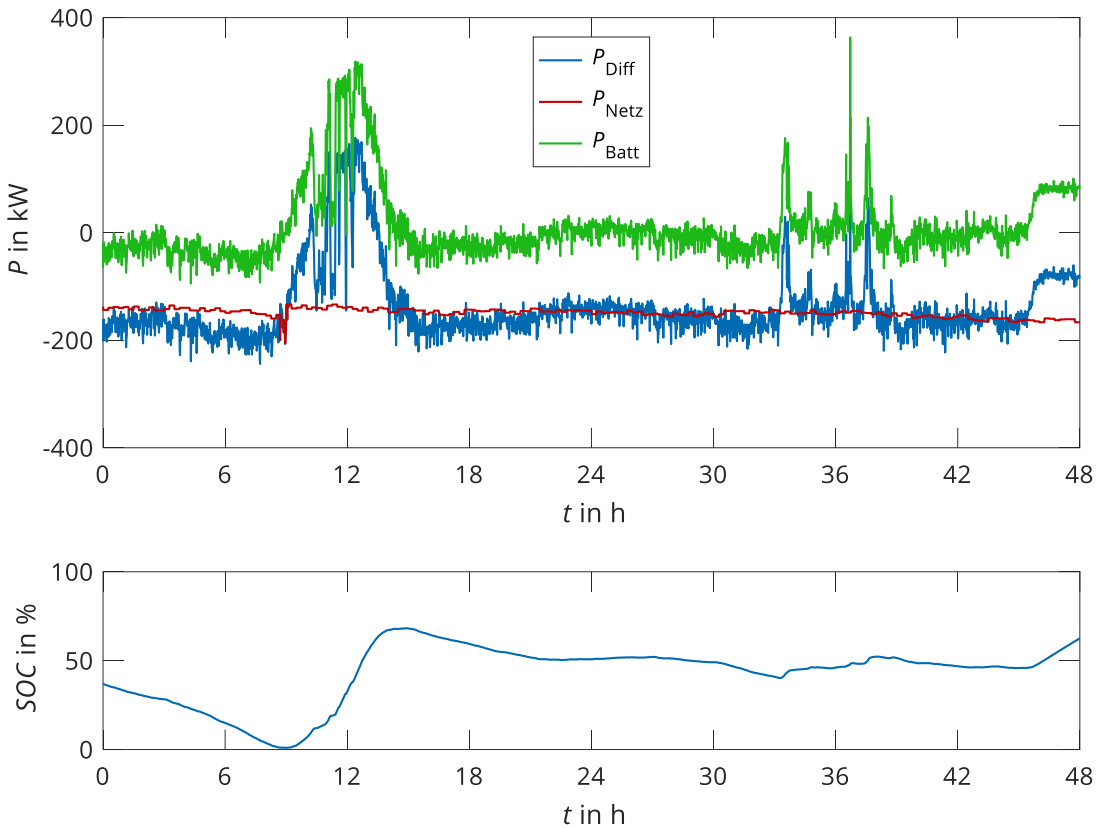


Abbildung 77: Leistungs- und SOC-Verlauf für zwei ausgewählte Tage zur Demonstration der erweiterten Eigenverbrauchsoptimierung auf Gesamtbetriebsebene

Die maximale Netzbezugsleistung beträgt für die beiden Tage 200 kW. Dies entspricht einer Reduktion von 20 % im Vergleich zur reinen Differenzleistung. Dieser hätte noch um weitere 20 kW gesenkt werden können. Aufgrund von Prognosefehlern kommt es am ersten Tag zu einer kompletten Entladung der Lithium-Ionen-Batterie, sodass gegen 9 Uhr die gesamte Leistung durch das Netz gedeckt wird. Die überschüssige PV-Energie wird an beiden Tagen komplett in die Batterie geladen. Abregelverluste treten keine auf.

# 8 Zusammenfassung und Ausblick

## 8.1 Zusammenfassung

In der vorliegenden Arbeit wird die Entwicklung eines multikriteriell optimierenden Betriebsführungsverfahrens für PV-Batteriespeichersysteme beschrieben. Das betrachtete System setzt sich aus einer PV-Anlage, einer Lithium-Ionen-Batterie, einem Verbraucher und einem Batteriestromrichter zusammen. Die Lithium-Ionen-Batterie ist über einen bidirektionalen Wechselrichter mit dem Wechselstromnetz verbunden.

Ausgehend von der Beschreibung des grundlegenden Aufbaus und der Hauptkomponenten eines PV-Batteriespeichersystems werden aktuelle Forschungsthemen erörtert und die Ziele von Betriebsführungsverfahren herausgearbeitet. Diese sind aus technischer Sicht die Maximierung der Nutzung der Solarenergie, die Minimierung der Abregelverluste, die Minimierung der Netzeinspeise- und Bezugsleistung sowie der effiziente und lebensdaueroptimierende Betrieb der Lithium-Ionen-Batterie. Aus wirtschaftlicher Sicht ist das Ziel, die Betriebskosten über den kompletten Lebenszeitraum zu minimieren.

Zur Berücksichtigung der Ziele mit unterschiedlichem Wirkungshorizont wird ein dreistufiges Verfahren, bestehend aus Momentan-, Kurzzeit- und Langzeitoptimierung implementiert. Die Momentanoptimierung ermittelt auf Basis von PV-, Verbraucher-, und Netzleistungsmessdaten sowie dem Sollwert der Netzleistung die Batterieladeleistung. Die Kurzzeitoptimierung dient der Minimierung der im Tagesbereich anfallenden Betriebskosten (Einspeisevergütung, Strombezug, Minimierung der Netzleistung auf Einspeise- und Bezugsseite). Zur Lösung wird die Dynamische Programmierung eingesetzt, da der Algorithmus in Abhängigkeit der gewählten Diskretisierung der Zustände und der Zeitschritte das globale Optimum liefert. Weiterhin lassen sich das nichtlineare Verhalten des Verlustmodells und die nichtlinearen Bestandteile der Kostenfunktion zur Reduzierung der maximalen Netzeinspeise- und Netzbezugsleistung integrieren. Die Verknüpfung konkurrierender Zielfunktionsanteile wird über eine gewichtete Summe realisiert. Die Neuoptimierung im Zeitintervall von 15 Minuten reduziert Prognose- und Modellunsicherheiten. Die Langzeitoptimierung sorgt für einen lebensdaueroptimierenden Betrieb des Gesamtsystems. Umgesetzt wird dies über eine Online-Adaption der Wichtungsfaktoren der Zielfunktion innerhalb der Kurzzeitoptimierung. Auf Basis eines heuristischen Ansatzes erfolgt die gezielte Veränderung der Wichtungsfaktoren zur Einhaltung eines Soll-Alterungsverlaufs.

Das entwickelte Betriebsführungsverfahren hebt sich insbesondere durch die Minimierung der Leistungsspitzen auf Netzbezugsseite, der Minimierung von Abregelverlusten durch die zeitverzögerte Batterieladung in Kombination mit der aktiven Entladung überschüssig gespeicherter Energie ins Netz sowie der aktiven Beeinflussung der Batteriealterung in Form einer Langzeitoptimierung von bisherigen Betriebsführungsverfahren für PV-Batteriespeichersysteme ab.

Grundlage für die Entwicklung des Betriebsführungsverfahrens und die simulationsbasierten Untersuchungen stellt das in MATLAB implementierte Simulationsmodell des PV-Batteriespeichersystems dar. Die Beschreibung des Klemmenverhaltens der Lithium-Ionen-Batterie basiert auf einem elektrischen Ersatzschaltbild. Die Planung, Durchführung und Auswertung von Experimenten zur Identifikation der Modellparameter sowie die Validierung für ein typisches Erzeuger-Verbraucherprofil wird beschrieben. Die absolute Abweichung zwischen gemessener und simulierter Spannung ist kleiner als 0,5 %. Das thermische Verhalten wird über einen Wärmequelle- und Wärmesenke-Ansatz beschrieben. Zur Charakterisierung des Alterungsverhaltens kommt ein semi-empirischer Ansatz zur Anwendung.

Die simulationsbasierten Untersuchungen analysieren das Verhalten des entwickelten Betriebsführungsverfahrens und beschreiben die Ermittlung geeigneter Einstellparameter anhand 70 repräsentativer Haushaltlastprofile und drei PV- und Verbraucherprognoseverfahren. Neben der verallgemeinerten Auswertung in Form von Häufigkeitsverteilungen und Boxplots werden exemplarisch die zeitlichen Verläufe der Leistungswerte sowie die definierten Bewertungskriterien für ein Haushaltlastprofil betrachtet. Mit einer Simulationsschrittweite von 60 Sekunden, einem Ladezustandsgitter von 4 % sowie einer maximalen Ladezustandsänderung pro Zeitschritt in Höhe von 10 % lässt sich die Simulationsdauer der durchgeführten Simulationen nennenswert reduzieren. Der Prädiktionshorizont wird auf 16 Stunden festgelegt und die Optimierung in einem Intervall von 900 Sekunden ausgeführt. Im Rahmen der Langzeitanalyse wurde der Einfluss der Wichtungsfaktoren auf den lebensdaueroptimierten Betrieb und die anfallenden Gesamtkosten für den Betrachtungszeitraum von 20 Jahren untersucht. In Abhängigkeit des gewählten EOL-Kriteriums stellen sich unterschiedliche Wichtungsfaktorkombinationen als technisch optimale Lösung ein.

Der Vergleich zum aktuellen Stand der Forschung am Beispiel von 70 repräsentativen Haushaltlastprofilen wird auf Basis der Bewertungskriterien Selbstversorgungsgrad, Eigenverbrauchsquote, Abregelverluste, Batterievollzyklen und maximalen Netzbezugsleistung am Beispiel ausgewählter Tage, einer Jahressimulation und der Betrachtung eines Zeitraums von 20 Jahren durchgeführt. Das entwickelte multikriterielle Verfahren liefert verwertbare Ergebnisse. Jedoch besitzt die Güte der PV- und Verbraucherprognose einen Einfluss auf die Qualität der Betriebsführungsergebnisse.



Abschließend wird die Anwendung des multikriteriell optimierenden Betriebsführungsverfahrens im gewerblichen und industriellen Bereich anhand des Forschungsprojekts OptiStore vorgestellt. Die Erbringung des Funktionsnachweises und der Transfer zur Anwendung in einem Demonstrator waren erfolgreich. Der Einsatz des multikriteriell optimierenden Betriebsführungsverfahrens auf Maschinenebene zur Vergleichmäßigung der Netzbezugsleistung sowie zur erweiterten Eigenverbrauchsoptimierung auf Gesamtbetriebsebene wurde erfolgreich demonstriert.

## 8.2 Ausblick

Das entwickelte Betriebsführungsverfahren widmet sich der lokalen Optimierung eines PV-Speichersystems. Es ist jedoch problemlos möglich, das Verfahren für die aggregierte Betriebsführung von mehreren PV-Batteriespeichersystemen im Verbund zu nutzen. Im Rahmen von [32] wurde hierfür bereits ein konkreter Ansatz unter Verwendung einer angepassten Variante des Kurzzeitoroptimierungsmoduls untersucht. Durch eine koordinierte Nutzung der Speichersysteme besteht die Möglichkeit den Energiebezug des Verbundes sowie den Leistungsaustausch mit dem Niederspannungsnetz zu minimieren. Dadurch kann ein weiterer Beitrag zur dezentralen Energieversorgung und der Reduzierung des Netzausbaus erreicht werden. Die Untersuchung weiterer Aggregationsverfahren unter Verwendung des lokal arbeitenden Betriebsführungsverfahrens stellt einen direkten Anknüpfungspunkt an diese Arbeit dar.

PV-Wärmepumpen-Batteriespeichersysteme ermöglichen im Hausbereich eine sektorenübergreifende Nutzung von Solarenergie. Die Verknüpfung von Strom- und Wärmesektor steigert so den Anteil selbstverbraucher Solarenergie. Der Wärmespeicher stellt neben dem Stromspeicher eine zusätzliche Flexibilisierungsoption für die Integration erneuerbarer Energien dar. In [164] wurde bereits gezeigt, dass eine modellprädiktive Reglerstruktur in Kombination mit der linearen Programmierung zur Optimierung der Stromkosten eingesetzt werden kann. Die Erweiterung des Betriebsführungsverfahrens zur Anwendung für ein PV-Wärmepumpen-Batteriespeichersystem ermöglicht es, den Anteil selbstverbraucher Energie weiter zu steigern. Es stellt sich die Frage, ob die gewonnenen Erkenntnisse der simulationsbasierten Untersuchungen übertragen werden können. Weiterhin gilt es zu untersuchen, ob die Dynamische Programmierung durch die Erweiterung des Systemzustands plausible Ergebnisse in vertretbarer Berechnungszeit liefert.

Die Berechnung der Batterieleistung in der Momentanoptimierungsebene erfolgt derzeit über eine einfache Leistungsbilanz auf Basis der zum letzten Zeitschritt aufgezeichneten Messwerte ohne die Berücksichtigung der auftretenden Verluste und dem Ladezustandsver-

lauf der übergeordneten Kurzzeitoptimierung. Die Entwicklung eines zeitvarianten Regelgesetzes, das neben der Abweichung zwischen realer Netzleistung und dem Sollwert der Netzleistung auch die auftretenden Verluste minimiert, kann die Effizienz des Gesamtsystems steigern und zudem die auftretenden maximalen Leistungsspitzen reduzieren. Die zusätzliche Einhaltung des vorgegebenen Ladezustands verringert den Einfluss des neuen Startladezustands und des Modellfehlers für die im Viertelstundentakt durchgeführte Neuoptimierung. Die Untersuchung geeigneter Algorithmen, welche die auftretenden Prognoseunsicherheiten in Form eines stochastischen Störgrößenmodells berücksichtigen, stellt einen weiteren direkten Anknüpfungspunkt an diese Arbeit dar.

# Literaturverzeichnis

- [1] International Energy Agency (IEA): "Global Energy & CO2 Status Report 2018 (second release, march 2019) – The latest trends in energy and emissions in 2018", 2019
- [2] International Energy Agency (IEA): "World energy Outlook 2018", 2018
- [3] BGR: „BGR Energiestudie 2018 – Daten und Entwicklungen der deutschen und globalen Energieversorgung“, 2019, Internet: [https://www.bgr.bund.de/DE/Themen/Energie/Downloads/energiestudie\\_2018.pdf;jsessionid=374F37E7ACB4673D69F0927A333EFE13.2\\_cid331?\\_\\_blob=publicationFile&v=10](https://www.bgr.bund.de/DE/Themen/Energie/Downloads/energiestudie_2018.pdf;jsessionid=374F37E7ACB4673D69F0927A333EFE13.2_cid331?__blob=publicationFile&v=10)
- [4] Umweltbundesamt: „Und sie erwärmt sich doch: Was steckt hinter der Debatte um den Klimawandel?“, 2013, Internet: [https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/378/publikationen/und\\_sie\\_erwaermt\\_sich\\_doch\\_131201.pdf](https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/378/publikationen/und_sie_erwaermt_sich_doch_131201.pdf)
- [5] Peter, M.; Guyer, M.; Füssler, J.: „Folgen des globalen Klimawandels für Deutschland: Erster Teilbericht: Die Wirkungsketten in der Übersicht“, Umweltbundesamt, 2019, Internet: [https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/1410/publikationen/2019-05-09\\_cc\\_20-2019\\_impactchainap1fuerclimatechange-reihe\\_final2019\\_plain.pdf](https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/1410/publikationen/2019-05-09_cc_20-2019_impactchainap1fuerclimatechange-reihe_final2019_plain.pdf)
- [6] United Nations Framework Convention on Climate Change (UNFCCC): [unfccc.int/files/essential\\_background/convention/application/pdf/english\\_paris\\_agreement.pdf](https://unfccc.int/files/essential_background/convention/application/pdf/english_paris_agreement.pdf), Paris, 2015
- [7] Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz, Bau und Reaktorsicherheit (BMUB): „Klimaschutzplan 2050 – Klimaschutzpolitische Grundsätze und Ziele der Bundesregierung“, 2016, Internet: [https://www.bmu.de/fileadmin/Daten\\_BMU/Download\\_PDF/Klimaschutz/klimaschutzplan\\_2050\\_bf.pdf](https://www.bmu.de/fileadmin/Daten_BMU/Download_PDF/Klimaschutz/klimaschutzplan_2050_bf.pdf)
- [8] Bundesministerium für Umwelt: „Erneuerbare Energien in Deutschland - Daten zur Entwicklung im Jahr 2018“, 2019, Internet: [https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/1410/publikationen/uba\\_hgp\\_eeinzahlen\\_2019\\_bf.pdf](https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/1410/publikationen/uba_hgp_eeinzahlen_2019_bf.pdf)
- [9] Bundesministerium für Umwelt: „Monatsbericht zur Entwicklung der erneuerbaren Stromerzeugung und Leistung in Deutschland“, 2019, Internet: [https://www.umwelt-bundesamt.de/sites/default/files/medien/361/dokumente/07-2019\\_agee-stat\\_monatsbericht\\_ee.pdf](https://www.umwelt-bundesamt.de/sites/default/files/medien/361/dokumente/07-2019_agee-stat_monatsbericht_ee.pdf)

- [10] Deutsche Energieagentur (DENA): „Netzstudie II - Integration erneuerbarer Energien in die deutsche Stromversorgung im Zeitraum 2015 – 2020 mit Ausblick 2025“, 2010, Internet: [https://www.dena.de/fileadmin/dena/Dokumente/Pdf/9106\\_Studie\\_dena-Netzstudie\\_II\\_deutsch.PDF](https://www.dena.de/fileadmin/dena/Dokumente/Pdf/9106_Studie_dena-Netzstudie_II_deutsch.PDF)
- [11] Ausfelder, F.; Drake, F.D.; Erlach, B.; Fishedick, M.; Henning, H.M.; Kost, C.P. et al.: "Sektorkopplung - Untersuchungen und Überlegungen zur Entwicklung eines integrierten Energiesystems", 2017, ISBN: 978-3-9817048-9-1
- [12] Luthander, R.; Widén, J.; Nilsson, D.; Palm, J.: "Photovoltaic self-consumption in buildings: A review", *Applied Energy*, vol. 142, pp. 80–94, 2015, doi: 10.1016/j.apenergy.2014.12.028
- [13] Hollinger, R.; Diazgranados, L.M.; Sönnichsen, J.: „Optimaler Einsatz eines Verbundes von Solar-Batterie-Systemen in der Primärregelleistung“, Tagungsband - Optimierung in der Energiewirtschaft, Düsseldorf, Deutschland, 2015
- [14] Deutsche Energieagentur (DENA): „NETZFLEXSTUDIE - Optimierter Einsatz von Speichern für Netz- und Marktanwendungen in der Stromversorgung“, 2017, Internet: [https://www.dena.de/fileadmin/dena/Dokumente/Pdf/9191\\_dena\\_Netz-flexstudie.pdf](https://www.dena.de/fileadmin/dena/Dokumente/Pdf/9191_dena_Netz-flexstudie.pdf)
- [15] Figgenger, J.; Haberschusz, D.; Kairies, K.P.; Wessels, O.; Tepe, B.; Sauer, D.U.: „Wissenschaftliches Mess- und Evaluierungsprogramm Solarstromspeicher 2.0“, 2018
- [16] Hollinger, R.: „Gepoolte PV-Heimspeicher zur Bereitstellung von Primärregelleistung“, Dissertation an der TU Braunschweig, 2018
- [17] Lobas-Funck, F.: „Betriebskonzepte für simultan mehrfach genutzte Photovoltaik-Speichersysteme“, Dissertation an der TU Braunschweig, 2018
- [18] Appen, J. von; Kneiske, T.; Braun, M.: "Voltage control using PV storage systems in distribution systems", proceedings of the 22nd International Conference and Exhibition on Electricity, Stockholm, Sweden, 2013, doi: 10.1049/cp.2013.1217
- [19] Beck, B.; Müller, T.: „Solarpark liefert Regelenergie“, *e21 Magazin*, pp. 44–88, 2014, Internet: [https://belectric.com/archive/pdf/press\\_reviews/e21-magazin\\_15-1\\_15\\_Solarpark%20liefert%20Regelenergie.pdf](https://belectric.com/archive/pdf/press_reviews/e21-magazin_15-1_15_Solarpark%20liefert%20Regelenergie.pdf)
- [20] Taubert, C.: „Die Big-Battery Lausitz nimmt Gestalt an“, 2019, LR-Online, Internet: [https://www.lr-online.de/lausitz/spremberg/die-big-battery-lausitz-nimmt-gestalt-an\\_aid-37533883](https://www.lr-online.de/lausitz/spremberg/die-big-battery-lausitz-nimmt-gestalt-an_aid-37533883)
- [21] Enkhardt, S.: „WEMAG eröffnet Batteriekraftwerk in Schwerin“, *pv magazine*, 2014, Internet: <https://www.pv-magazine.de/2014/09/16/wemag-erffnet-batteriekraftwerk-in-schwerin/>

- [22] Energiequelle GmbH, Enercon GmbH: „Größter Batteriespeicher Europas in Betrieb genommen“, 2015, Internet: [https://www.bves.de/wp-content/uploads/2015/09/2015.09.07\\_Einweihung\\_energiequelle\\_RRKW.pdf](https://www.bves.de/wp-content/uploads/2015/09/2015.09.07_Einweihung_energiequelle_RRKW.pdf)
- [23] Enkhardt, S.: „Lichtblick: Neues Verfahren bringt dezentrale Kraftwerke auf den Regelenergiemarkt“, pv magazine, 2015, Internet: <https://www.pv-magazine.de/2015/04/15/lichtblick-neues-verfahren-bringt-dezentrale-kraftwerke-auf-den-regelenergiemarkt/>
- [24] BWK - Das Energiefachmagazin: „Wemag-Batteriespeicher testet erfolgreich Schwarzstart nach Blackout“, 2017, Internet: <https://www.energiefachmagazin.de/Branchen-News/Wemag-Batteriespeicher-testet-erfolgreich-Schwarzstart-nach-Blackout>
- [25] Bundesverband Energiespeicher e.V. Berlin (BVES) und DIHK: „Deutscher Industrie- und Handelskammertag Berlin“, Faktenpapier Energiespeicher, 2017, Internet: [https://bves.de/wp-content/uploads/2017/05/Faktenpapier\\_2017.pdf](https://bves.de/wp-content/uploads/2017/05/Faktenpapier_2017.pdf)
- [26] Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft (BDEW): „Bereitstellung von (System-) Dienstleistungen im Stromversorgungssystem: Beitrag von Energiespeichern“, 2016, Internet: [https://www.bdew.de/mdia/documents/Awh\\_20160725\\_SDL-Energiespeicher.pdf](https://www.bdew.de/mdia/documents/Awh_20160725_SDL-Energiespeicher.pdf)
- [27] VDE: „Batteriespeicher in der Nieder- und Mittelspannungsebene“, 2015
- [28] Schufft, W.: „Taschenbuch der elektrischen Energietechnik“, 2007, ISBN: 3-446-40475-9
- [29] Bayer, B.; Marian, A.; Matschoss, P.; Thomas, H.: „Integration von Photovoltaikanlagen in die deutschen Niederspannungsnetze“, 2017, doi: 10.2312/iass.2017.008
- [30] Böttiger, M.; Paulitschke, M.; Beyer, R.; Neumann, L.; Bocklisch, T.: „Modular hybrid battery storage system for peak-shaving and self-consumption optimization in industrial applications“, Energy Procedia, vol. 152, pp. 102–110, doi: 10.1016/j.egypro.2018.11.064
- [31] Thielmann, A.; Sauer, A.; Wietschel, M.: „Gesamt-Roadmap Lithium-ionen-Batterien 2030“, Fraunhofer ISI, 2015, Internet: <https://www.isi.fraunhofer.de/content/dam/isi/dokumente/cct/lib/GRM-LIB.pdf>
- [32] Kersic, M.: „Entwurf und simulationsgestützte Untersuchung eines übergeordneten, optimierenden Betriebsführungsverfahrens für kooperierende PV-Batteriespeichersysteme“, Diplomarbeit an der TU Dresden, 2018
- [33] Schaal, S.: „Powerbank fürs Elektroauto: VW baut mobilen Schnelllader“ Spiegel online, 2018, <https://www.spiegel.de/auto/aktuell/volkswagen-vw-baut-powerbanks-fuer-e-autos-a-1245494.html>

- [34] VDE: „VDE-AR-N 4105: Erzeugungsanlagen am Niederspannungsnetz -technische Mindestanforderungen für Anschluss und Parallelbetrieb von Erzeugungsanlagen am Niederspannungsnetz“, 2018
- [35] Sauer, D.U.; Leuthold, M.; Magnor, D.; Lunz, B.: „Dezentrale Energiespeicherung zur Steigerung des Eigenverbrauchs bei netzgekoppelten PV-Anlagen“, 2011, ISBN: 978-3-8305-3548-5
- [36] Weniger, J.; Bergner, J.; Tjaden, T.; Quaschnig, V.: „Solarspeicherstudie: Dezentrale Solarstromspeicher für die Energiewende“, 2015, ISBN: 978-3-8305-3548-5
- [37] Quaschnig, V.: „Regenerative Energiesysteme: Technologie; Berechnung; Simulation“, Carl Hanser Verlag, 2015, doi: 10.3139/9783446443334
- [38] Steinbring, M.: „Der Z-Umrichter in Systemen der regenerativen Energieerzeugung“, Dissertation an der Universität Siegen, 2017
- [39] Schröder, D.; Marquardt, R.: „Leistungselektronische Schaltungen: Funktion, Auslegung und Anwendung“, Springer-Verlag, 2019, doi: 10.1007/978-3-662-55325-1
- [40] Michel, M.: „Leistungselektronik: Einführung in Schaltungen und deren Verhalten“ Springer-Verlag, 2011, doi: 10.1007/978-3-642-15984-8
- [41] Zach, F.: „Leistungselektronik: Ein Handbuch Band 1 / Band 2“, Springer-Vieweg-Verlag, 2015, doi: 10.1007/978-3-658-04899-0
- [42] Fernão Pires, V.; Romero-Cadaval, E.; Vinnikov, D.; Roasto, I.; Martins, J.F.: “Power converter interfaces for electrochemical energy storage systems – A review”, *Energy Conversion and Management*, vol. 86, pp. 453–475, 2014, doi: 10.1016/j.enconman.2014.05.003
- [43] Sterner, M.; Stadler, I.: „Energiespeicher: Bedarf, Technologien, Integration“, Springer-Vieweg-Verlag, 2014, ISBN: 3662488922
- [44] Jossen, A.; Weydanz, W.: „Moderne Akkumulatoren richtig einsetzen“, Reichardt-Verlag, 2006, ISBN: 3939359114
- [45] Gerschler, J.B.: „Ortsaufgelöste Modellbildung von Lithium-Ionen-Systemen unter spezieller Berücksichtigung der Batteriealterung“, Dissertation an der RWTH Aachen, 2012
- [46] Broussely, M.; Biensan, P.; Bonhomme, F.; Blanchard, P.; Herreyre, S.; Nechev, K. et al.: “Main aging mechanisms in Li ion batteries”, *Journal of Power Sources*, vol. 146, pp. 90-106, 2005, doi: 10.1016/j.jpowsour.2005.03.172
- [47] Vetter, J.; Novák, P.; Wagner, M.R.; Veit, C.; Möller, K.-C.; Besenhard, J.O. et al.: “Ageing mechanisms in lithium-ion batteries”, *Journal of Power Sources*, vol. 147, pp. 269–281, 2005, doi: 10.1016/j.jpowsour.2005.01.006

- [48] Schmalstieg, J.; Käbitz, S.R.; Ecker, M.; Sauer, D.U.: "A holistic aging model for Li(NiMnCo)O<sub>2</sub> based 18650 lithium-ion batteries", *Journal of Power Sources*, vol. 257, pp. 324–334, 2014, doi: 10.1016/j.jpowsour.2014.02.012
- [49] Käbitz, S.R.: „Untersuchung der Alterung von Lithium-Ionen-Batterien mittels Elektroanalytik und elektrochemischer Impedanzspektroskopie“, Dissertation an der RWTH Aachen, 2016
- [50] Thielmann, A.; Neef, C.; Herresheimer, T.; Döscher, H.; Tübke, J.: „Energiespeicher-Roadmap“, Fraunhofer ISI, 2017, Internet: <https://www.isi.fraunhofer.de/content/dam/isi/dokumente/cct/lib/GRM-ESEM.pdf>
- [51] Weniger, J.; Tjaden, T.; Bergner, J.; Quaschnig, V.: "Dynamic mismatch losses of grid-connected PV-battery systems in residential buildings", *Journal of Energy Storage*, vol. 13, pp. 244–254, 2017, doi: 10.1016/j.est.2017.07.011
- [52] Weniger, J.; Tjaden, T.; Bergner, J.; Quaschnig, V.: "Sizing of Battery Converters for Residential PV Storage Systems", *Energy Procedia*, vol. 99, pp. 3–10, 2016, doi: 10.1016/j.egypro.2016.10.092
- [53] Dufo-López, R.; Bernal-Agustín, J.L.; Mendoza, F.: "Design and economical analysis of hybrid PV-wind systems connected to the grid for the intermittent production of hydrogen", *Energy Policy*, vol. 37, pp. 3082–3095, 2009, doi: 10.1016/j.enpol.2009.03.059
- [54] Hesse, H.; Martins, R.; Musilek, P.; Naumann, M.; Truong, C.; Jossen, A.: "Economic Optimization of Component Sizing for Residential Battery Storage Systems", *Energies*, vol. 10(7), 2017, doi: 10.3390/en10070835
- [55] Moshövel, J.; Magnor, D.; Sauer, D. U.; Gähns, S.; Bost, M.; Hirschl, B.; Cramer, M. et al.: „Projektbericht PV Nutzen, Analyse des wirtschaftlichen, technischen und ökologischen Nutzens von PV-Speichern“, 2015
- [56] Magnor, D.: „Globale Optimierung netzgekoppelter PV-Batteriesysteme unter besonderer Berücksichtigung der Batteriealterung“, Dissertation an der RWTH Aachen, 2017
- [57] Kaschub, T.: „Batteriespeicher in Haushalten unter Berücksichtigung von Photovoltaik, Elektrofahrzeugen und Nachfragesteuerung“, Dissertation am Karlsruher Institut für Technologie, 2017
- [58] Paulitschke, M.; Bocklisch, T.; Böttiger, M.: "Sizing Algorithm for a PV-battery-H<sub>2</sub>-hybrid System Employing Particle Swarm Optimization", *Energy Procedia*, vol. 73, pp. 154–162, 2015, doi: 10.1016/j.egypro.2015.07.664
- [59] Jülch, V.; Thomsen, J.; Hartmann, N.; Jumne, T.; Unterreiner, L.; Arnold, M. et al.: „Betreibermodelle für Stromspeicher: Ökonomisch-ökologische Analyse und Vergleich von Speichern in autonomen, dezentralen Netzen und für regionale und überregionale Versorgungsaufgaben“, Abschlussbericht, 2016

- [60] Zeh, A.: „Integration von Batteriespeichern in das deutsche Nieder- und Mittelspannungsnetz“, Dissertation an der TU München, 2017
- [61] Appen, J. von: “Sizing and operation of residential photovoltaic systems in combination with battery storage systems and heat pumps”, Dissertation an der Universität Kassel, 2018, ISBN: 3737605548
- [62] Binder, J.; Danzer, M.; Williams, C.; Sehnke, F.; Felder, M.: “Battery Charge Control Schemes for Increased Grid Compatibility of Decentralized PV Systems”, proceedings of the 28th European Photovoltaic Solar Energy Conference, Paris, 2013
- [63] Zeh, A.; Witzmann, R.: “Operational Strategies for Battery Storage Systems in Low-voltage Distribution Grids to Limit the Feed-in Power of Roof-mounted Solar Power Systems”, Energy Procedia, vol. 46, pp. 114–123, 2014, ISBN: 978-3-8007-4121-2
- [64] Moshövel, J.; Kairies, K.-P.; Magnor, D.; Leuthold, M.; Bost, M.; Gähns, S. et al.: “Analysis of the maximal possible grid relief from PV-peak-power impacts by using storage systems for increased self-consumption”, Applied Energy, vol. 137, pp. 567–575, 2015, doi: 10.1016/j.apenergy.2014.07.021
- [65] Litjens, G.B.M.A.; Worrell, E.; Sark, van W.G.J.H.M.: “Assessment of forecasting methods on performance of photovoltaic-battery systems”, Applied Energy, vol. 221, pp. 358–373, 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2018.03.154
- [66] Angenendt, G.; Zurmühlen, S.; Mir-Montazeri, R.; Magnor, D.; Sauer, D.U.: “Enhancing Battery Lifetime in PV Battery Home Storage System Using Forecast Based Operating Strategies”, Energy Procedia, vol. 99, pp. 80–88, 2016, doi: 10.1016/j.egypro.2016.10.100
- [67] Neumann, L.: „Technische und wirtschaftliche Untersuchung von PV-Batteriespeichersystemen in Industrie und Gewerbe“, Diplomarbeit an der TU Dresden, 2017
- [68] Sterner, M.; Eckert, F.; Thema, M.; Bauer, F.: „Der positive Beitrag dezentraler Batteriespeicher für eine stabile Stromversorgung, Energienetze und Energiespeicher“, (FENES) OTH Regensburg, Kurzstudie im Auftrag von BEE e.V. und Hannover Messe, Regensburg / Berlin / Hannover, 2015
- [69] Nge, C.L.; Midtgård, O.-M.; Sætre, T.O.; Norum, L.: “Energy management for grid-connected pv system with storage battery”, proceedings of the conference on Photovoltaic Energy Conversion, Valencia, Spain, pp. 4688-4691, 2010
- [70] Riffonneau, Y., Bacha, S.; Barruel, F.; Delaille, A.: “Energy flow management in grid connected PV systems with storage - A deterministic approach”, proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology, Gippsland, VIC, Australia, 2009, doi: 10.1109/ICIT.2009.4939609



- [71] Park, S.; Wang, Y.; Kim, Y.; Chang, N.; Pedram, M.: "Battery management for grid-connected PV systems with a battery", proceedings of the 2012 ACM/IEEE international symposium on Low power electronics and design - ISLPED '12, New York, USA, 2012, doi: 10.1145/2333660.2333689
- [72] Weitzel, T.; Glock, C.H.: "Energy management for stationary electric energy storage systems: A systematic literature review", European Journal of Operational Research, vol. 264 (2), pp. 582–606, 2018, doi: 10.1016/j.ejor.2017.06.052
- [73] Zimmermann, H.-J.: „Operations research: Methoden und Modelle für Wirtschaftsingenieure, Betriebswirte, Informatiker“, Vieweg-Verlag, 2008, ISBN: 383480455X
- [74] Papageorgiu, M.; Leibold, M.; Buss, M.: „Optimierung: Statische, dynamische, stochastische Verfahren für die Anwendung“, Springer-Vieweg-Verlag, 2012, ISBN: 3662469359
- [75] Nottrott, A.; Kleissl, J.; Washom, B.: "Energy dispatch schedule optimization and cost benefit analysis for grid-connected, photovoltaic-battery storage systems", Renewable Energy, vol. 55, pp. 230–240, 2013, doi: 10.1016/j.renene.2012.12.036
- [76] Bergner, J.: „Untersuchungen zu prognosebasierten Betriebsstrategien für PV-Speichersysteme“, Bachelorarbeit an der HTW Berlin, 2014
- [77] Raoufat, M.E.; Asghari, B.; Sharma, R.K.: "Model predictive BESS control for demand charge management and pv-utilization improvement", proceedings of the Conference on Innovative Smart Grid Technology (ISGT), Washington, DC, 2018, doi: 10.1109/ISGT.2018.8403403
- [78] Riesen, Y.; Ballif, C.; Wyrsh, N.: "Control algorithm for a residential photovoltaic system with storage", Applied Energy, vol. 202, pp. 78–87, 2017, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.05.016
- [79] Perez, E.; Beltran, H.; Aparicio, N.; Rodriguez, P.: "Predictive power control for pv plants with energy storage", IEEE Transaction on Sustainable Energy, vol. 4 (2), pp. 482–490, 2013, doi: 10.1109/TSTE.2012.2210255
- [80] Sechilariu, M.; Wang, B.C.; Locment, F.; Jouglet, A.: "DC microgrid power flow optimization by multi-layer supervision control. Design and experimental validation", Energy Conversion and Management, vol. 82, pp. 1–10, 2014, doi: 10.1016/j.enconman.2014.03.010
- [81] Tziovani, L.; Kolios, P.; Hadjidemetriou, L.; Kyriakides, E.: "Energy scheduling in non-residential buildings integrating battery storage and renewable solutions", proceedings of the IEEE International Energy Conference (ENERGYCON), Limassol, Cyprus, 2018, doi: 10.1109/ENERGYCON.2018.8398738

- [82] Domschke, W.; Scholl, A.: „Heuristische Verfahren. Jenaer Schriften zur Wirtschaftswissenschaft“, Friedrich-Schiller-Universität Jena, Wirtschaftswissenschaftliche Fakultät, 2006
- [83] Domschke, W.; Drexl, A.; Klein, R.; Scholl, A.: „Einführung in Operations Research“, Springer Gabler, 2015, ISBN: 3662482150
- [84] Zhang, H.; Davigny, A.; Colas, F.; Poste, Y.; Robyns, B.: “Fuzzy logic based energy management strategy for commercial buildings integrating photovoltaic and storage systems”, *Energy and Buildings*, vol. 54, pp. 196–206, 2012, doi: 10.1016/j.enbuild.2012.07.022
- [85] Tayab, U.B.; Yang, F.; El-Hendawi, M.; Lu, J.: “Energy management system for a grid-connected microgrid with photovoltaic and battery energy storage system”, proceedings of the 2018 Australian & New Zealand Control Conference (ANZCC), Melbourne, Australia, 2018, doi: 10.1109/ANZCC.2018.8606557
- [86] Pontrjagin, L.S.: “The mathematical theory of optimal processes”, New York, Interscience Publishers, 1962, ISBN: 9782881240775
- [87] Bellman, R.: “Dynamic programming”, Princeton, University Press, 1957, ISBN: 069107951X
- [88] Hafiz, F.; Lubkeman, D.; Husain, I.; Fajri, P.: “Energy storage management strategy based on dynamic programming and optimal sizing of pv panel-storage capacity for a residential system”, In proceedings of the 2018 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition, Denver, USA, 2018, doi: 10.1109/TDC.2018.8440251
- [89] Kwan, K.S.; Maly, D.K.: “Optimal battery energy storage system (BESS) charge scheduling with dynamic programming”, *IEEE proceedings - Science, Measurement and Technology*, vol. 142, pp. 453–8, 1995, doi: 10.1049/ip-smt:19951929
- [90] An, L.N.; Quoc-Tuan, T.: “Optimal energy management for grid connected microgrid by using dynamic programming method”, *IEEE Power & Energy Society General Meeting*, Eindhoven, Netherlands, 2015, doi: 10.1109/PTC.2015.7232678
- [91] Ranaweera, I.; Midtgård, O.M.: “Optimization of operational cost for a grid-supporting PV system with battery storage”, *Renewable Energy*, vol. 88, pp. 262–72, 2016, doi: 10.1016/j.renene.2015.11.044
- [92] Patil, R.; Sharma, R.: “Quantifying the impact of battery constraints on microgrid operation using optimal control”, proceedings of the Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT), Washington DC, USA, 2014, doi: 10.1109/ISGT.2014.6816419

- [93] Rigo-Mariani, R.; Sareni, B.; Roboam, X.; Turpin, C.: "Optimal power dispatching strategies in smart-microgrids with storage", *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 40, pp. 649–58, 2014, doi: 10.1016/j.rser.2014.07.138
- [94] Keerthisinghe, C.; Verbic, G.; Chapman, A.C.: "Evaluation of a multi-stage stochastic optimization framework for energy management of residential PV-storage systems", proceedings of the Australasian Universities Power Engineering Conference (AUPEC), Perth, Australia, 2014, doi: 10.1109/AUPEC.2014.6966552
- [95] Jeddi, B.; Mishra, Y.; Ledwich, G.: "Dynamic programming based home energy management unit incorporating PVs and batteries", proceedings of the IEEE Power & Energy Society General Meeting, Chicago, USA, 2017, doi: 10.1109/PESGM.2017.8273925
- [96] Riffonneau, Y.; Bacha, S.; Barruel, F.; Ploix, S.: "Optimal power flow management for grid connected pv systems with batteries", *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 2 (3), pp. 309–20, 2011, doi: 10.1109/TSTE.2011.2114901
- [97] Li, J.; Danzer, M.A.: "Optimal charge control strategies for stationary photovoltaic battery systems", *Journal of Power Sources*, vol. 258, pp. 365–373, 2014, doi: 10.1016/j.jpowsour.2014.02.066
- [98] Grillo, S.; Marinelli, M.; Massucco, S.; Silvestro, F.: "Optimal management strategy of a battery-based storage system to improve renewable energy integration in distribution networks", *IEEE Transaction on Smart Grid*, vol. 3 (2), pp. 950–958, 2012, doi: 10.1109/TSG.2012.2189984
- [99] Zhang, L.; Li, Y.: "Optimal energy management of wind-battery hybrid power system with two-scale dynamic programming", *IEEE Transaction on Sustainable Energy*, vol. 4 (3), pp. 765–773, 2013, doi: 10.1109/TSTE.2013.2246875
- [100] Su, S.; Peng, L.; Chung-Ti, T.; Lehman, B.: "Optimal power flow management in a photovoltaic nanogrid with batteries", Proceedings of the Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE), Montreal, Canada, 2015, doi: 10.1109/ECCE.2015.7310256
- [101] Rossi, M.; Toppano, A.; Brunelli, D.: "Real-time optimization of the battery banks lifetime in Hybrid Residential Electrical Systems", proceedings of the conference on Design, Automation & Test in Europe, Leuven, Belgium, 2014
- [102] Wang, Y.; Lin, X.; Pedram, M.; Park, S.; Chang, N.: "Optimal control of a grid-connected hybrid electrical energy storage system for homes", proceedings of the Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition (DATE), Grenoble, France, 2013, doi: 10.7873/DATE.2013.186

- [103] Tischer, H.; Verbic, G.: "Towards a smart home energy management system - A dynamic programming approach", proceedings of the IEEE PES innovative smart grid technologies Asia (ISGT), Perth, Australia, 2011, doi: 10.1109/ISGT-Asia.2011.6167090
- [104] Kneiske, T.M.; Braun, M.; Hidalgo-Rodriguez, D.I.: "A new combined control algorithm for PV-CHP hybrid systems", Applied Energy, vol. 210, pp. 964–973, 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.06.047
- [105] Back, M.: „Prädiktive Antriebsregelung zum energieoptimalen Betrieb von Hybridfahrzeugen“, Dissertation an der Universität Karlsruhe, 2005
- [106] Radke, T.: „Energieoptimale Längsführung von Kraftfahrzeugen durch Einsatz vorausschauender Fahrstrategien“, Dissertation am Karlsruher Institut für Technologie, 2013
- [107] Riemer, T.: „Vorausschauende Betriebsstrategie für ein Erdgas-hybridfahrzeug“, Dissertation an der Universität Stuttgart
- [108] Balen, J. von: "Optimal Energy Management Strategy for the Honda Civic IMA", Masterarbeit an der TU Eindhoven, 2006
- [109] Wahl, H.-G.: „Optimale Regelung eines prädiktiven Energiemanagements von Hybridfahrzeugen“, Dissertation am Karlsruher Institut für Technologie, 2015
- [110] Buchner, A.: „Auf dynamischer Programmierung basierende nichtlineare modellprädiktive Regelung für LKW“, Dissertation an der Universität Heidelberg, 2010
- [111] Wegmann, R.: „Betriebsstrategien und Potentialbewertung hybrider Batteriespeichersysteme in Elektrofahrzeugen“, Dissertation an der RWTH Aachen, 2018
- [112] Romaus, C.: „Selbstoptimierende Betriebsstrategien für ein hybrides Energiespeichersystem aus Batterien und Doppelschichtkondensatoren“, Dissertation an der Universität Paderborn, 2013
- [113] Brass, C.: „Betriebsoptimierung von Talsperrensystemen mittels Stochastisch Dynamischer Programmierung (SDP) unter Berücksichtigung veränderlicher Ziele und Randbedingungen“, Dissertation an der Ruhr-Universität Bochum, 2006
- [114] Müller, R.: „Eine neue Strategie zur multikriteriellen Optimierung von Talsperrensystemen“, Dissertation an der TU Dresden, 2014
- [115] Ruzika, S.; Wiecek, M.M.: "Approximation Methods in Multiobjective Programming", Journal of Optimal Theory and Applications, vol. 126 (3), pp. 473–501, 2005, doi: 10.1007/s10957-005-5494-4

- [116] Marler, R.T.; Arora, J.S.: "Survey of multi-objective optimization methods for engineering", *Structural and Multidisciplinary Optimization*, vol. 26 (6), pp. 369–395, 2004, doi: 10.1007/s00158-003-0368-6
- [117] Jahn, J.: "Vector optimization: Theory, applications, and extensions", Springer-Verlag, 2011, ISBN: 9783642170041
- [118] Ehrgott, M.: "Multicriteria optimization", Springer-Verlag, 2000, ISBN: 3642059759
- [119] Meyer, D.: „Modellbasierte Mehrzieloptimierung mit Neuronalen Netzen und Evolutionsstrategien, Dissertation an der TU Illmenau, 2002
- [120] Fonseca, C.M.; Fleming, P.J.: "Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization", 1993
- [121] Deb, K.; Pratap, A.; Agarwal, S.; Meyerivan, T.: "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 6 (2), pp. 182–197, 2002, doi: 10.1109/4235.996017
- [122] Dittmar, R.; Pfeiffer, B.-M.: „Modellbasierte prädiktive Regelung: Eine Einführung für Ingenieure“, Oldenbourg, 2009, ISBN: 3486275232
- [123] Graichen, K.: „Methoden der Optimierung und optimalen Steuerung“ Vorlesungsskript, Institut für Mess-, Regel- und Mikrotechnik, Universität Ulm, 2013
- [124] Sabatier, J.; Francisco, J.M.; Guillemard, F.; Lavigne, L.; Moze, M.; Merveillaut, M.: "Lithium-ion batteries modeling: A simple fractional differentiation based model and its associated parameters estimation method", *Signal Processing*, vol. 107, pp. 290–301, 2015, doi: 10.1016/j.sigpro.2014.06.008
- [125] Prieto, R.; Oliver, J.A.; Reglero, I.; Cobos, J.A.: "Generic battery model based on a parametric implementation", proceedings of Twenty-Fourth Annual IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition, Washington DC, USA, 2009, doi: 10.1109/APEC.2009.4802720
- [126] Klein, R.; Chaturvedi, N.A.; Christensen, J.; Ahmed, J.; Findeisen, R.; Kojic, A.: "Electrochemical Model Based Observer Design for a Lithium-Ion Battery", *IEEE Transaction on Control Systems Technology*, vol. 21 (2), pp. 289–301, 2013, doi: 10.1109/TCST.2011.2178604
- [127] Gu, W.B.; Wang, C.Y.: "Thermal-Electrochemical Modeling of Battery Systems", *Journal of The Electrochemical Society*, vol. 147 (8), pp. 2910–2922, 2000, doi: 10.1149/1.1393625
- [128] Zhang, J.; Ci, S.; Sharif, H.; Alahmad, M.: "An enhanced circuit-based model for single-cell battery", proceedings of the Twenty-Fifth Annual IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC), Palm Springs, USA, 2010, doi: 10.1109/APEC.2010.5433597,

- [129] Liaw, B.Y.; Nagasubramanian, G.; Jungst, R.G.; Doughty, D.H.: "Modeling of lithium ion cells: A simple equivalent-circuit model approach", *Solid State Ionics*, vol. 175 (1-4), pp. 835–839, 2004, doi: 10.1016/j.ssi.2004.09.049
- [130] Rahmoun, A.; Biechl, H.; Rosin, A.: "evaluation of equivalent circuit diagrams and transfer functions for modeling of lithium-ion batteries", *Electrical, Control and Communication Engineering*, vol. 2 (1), pp. 34–39, 2013, doi: 10.2478/ecce-2013-0005
- [131] Quantmeyer, F.; Kießling, J.; Liu-Henke, X.: „Modellbildung und Identifikation der Energiespeicher für Elektrofahrzeuge“, DE GRUYTER-, 2015,
- [132] Nikolian, A.; Firouz, Y.; Gopalakrishnan, R.; Timmermans, J.-M.; Omar, N.; Bossche van den, P. et al.: "Lithium ion batteries–development of advanced electrical equivalent circuit models for nickel manganese cobalt lithium-ion", *Energies*, vol. 9 (5), 2016, doi: 10.3390/en9050360
- [133] Nejad, S.; Gladwin, D.T.; Stone, D.A.: "A systematic review of lumped-parameter equivalent circuit models for real-time estimation of lithium-ion battery states", *Journal of Power Sources*, vol. 316, pp. 183–196, 2016, doi: 10.1016/j.jpowsour.2016.03.042
- [134] Jackey, R.; Saginaw, M.; Sanghvi, P.; Gazzarri, J.; Huria, T.: "Battery model parameter estimation using a layered technique: an example using a lithium iron phosphate cell", *proceedings of the SAE world congress, Detroit, USA, 2007*, doi: 10.4271/2013-01-1547
- [135] Tsang, K.M.; Chan, W.L.; Wong, Y.K.; Sun L.: "Lithium-ion battery models for computer simulation", *proceedings of the IEEE International Conference on Automation and Logistics (ICAL), Shatin, Hong Kong, 2010*, doi: 10.1109/ICAL.2010.5585392
- [136] Dubarry, M.; Liaw, B.Y.: "Development of a universal modeling tool for rechargeable lithium batteries", *Journal of Power Sources*, vol. 174 (2), pp. 856–60, 2007, doi: 10.1016/j.jpowsour.2007.06.157
- [137] Chen, M.; Rincon-Mora, G.A.: "Accurate Electrical Battery Model Capable of Predicting Runtime and I–V Performance", *IEEE Transaction on Energy Conversion*, vol. 21 (2), pp. 504–511, 2006, doi: 10.1109/TEC.2006.874229
- [138] Plett, G.: "Battery Management Systems, Volume I", *Artech House Publishers*, 2015, ISBN: 1630810231
- [139] Böttiger, M.; Paulitschke, M.; Bocklisch, T.: "Systematic experimental pulse test investigation for parameter identification of an equivalent based lithium-ion battery model", *Energy Procedia*, vol. 135, pp. 337–46, 2017, doi: 10.1016/j.egypro.2017.09.525

- [140] Peichl, J.: „Experimentelle Untersuchung einer Lithium-Ionen-Batterie und Entwicklung eines Simulationsmodells für die Anwendung in einem PV-Batteriespeichersystem“, Masterarbeit an der TU Chemnitz, 2016
- [141] Ludwig, J.: „Validierung eines Lithium-Ionen-Batteriemodells“, Fallstudie an der TU Chemnitz, 2015
- [142] Schmalstieg, J.: „Physikalisch-elektrochemische Simulation von Lithium-Ionen-Batterien“, Dissertation an der RWTH Aachen, 2017
- [143] Keil, P.: „Aging of Lithium-Ion Batteries in Electric Vehicles“, Dissertation an der TU München, 2017
- [144] Sarasketa-Zabala, E.; Gandiaga, I.; Rodriguez-Martinez, L.M.; Villarreal, I.: „Calendar ageing analysis of a LiFePO<sub>4</sub>/graphite cell with dynamic model validations: Towards realistic lifetime predictions“, *Journal of Power Sources*, vol. 272, pp. 45–57, 2014, doi: 10.1016/j.jpowsour.2014.08.051
- [145] Stroe, D.-I.; Swierczynski, M.; Kar, S.K.; Teodorescu, R.: „A comprehensive study on the degradation of lithium-ion batteries during calendar ageing: The internal resistance increase“, *proceedings of the IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)*, Milwaukee, USA, 2016, doi: 10.1109/ECCE.2016.7854664
- [146] Naumann, M.; Schimpe, M.; Keil, P.; Hesse, H.C.; Jossen, A.: „Analysis and modeling of calendar aging of a commercial LiFePO<sub>4</sub>/graphite cell“, *Journal of Energy Storage*, vol. 17, pp. 153–169, 2018, doi: 10.1016/j.est.2018.01.019
- [147] Omar, N.; Monem, M.A.; Firouz, Y.; Salminen, J.; Smekens, J.; Hegazy, O. et al.: „Lithium iron phosphate based battery – Assessment of the aging parameters and development of cycle life model“, *Applied Energy* 2014, vol. 113, pp. 1575–1585, 2014, doi: 10.1016/j.apenergy.2013.09.003
- [148] Sarasketa-Zabala, E.; Gandiaga, I.; Martinez-Laserna, E.; Rodriguez-Martinez, L.M.; Villarreal, I.: „Cycle ageing analysis of a LiFePO<sub>4</sub>/graphite cell with dynamic model validations: Towards realistic lifetime predictions“, *Journal of Power Sources*, vol. 275, pp. 573–587, 2015, doi: 10.1016/j.jpowsour.2014.10.153
- [149] Elschner, T.: „Entwicklung und experimentelle Untersuchung einer verlustoptimalen Laderegelung für die Betriebsführung von PV-Batteriespeichersystemen“, Diplomarbeit an der TU Dresden, 2019
- [150] Spotnitz, R.: „Simulation of capacity fade in lithium-ion batteries“, *Journal of Power Sources*, vol. 113 (1), pp. 72–80, 2013, doi: 10.1016/S0378-7753(02)00490-1
- [151] Ioannou, P.A.; Sun, J.: „Robust adaptive control“, Prentice-Hall, 1996, ISBN: 0134391004

- [152] Fleischer, C.; Waag, W.; Heyn, H.-M.; Sauer, D.U.: "On-line adaptive battery impedance parameter and state estimation considering physical principles in reduced order equivalent circuit battery models", *Journal of Power Sources*, vol. 260, pp. 276–291, 2014, doi: 10.1016/j.jpowsour.2014.03.046
- [153] Erlangga, G.; Perwira, A.; Widyotriatmo, A.: "State of charge and state of health estimation of lithium battery using dual Kalman filter method", *proceedings of the International Conference on Signals and Systems*, Bali, Indonesia, 2018
- [154] Wei, Z.; Xiong, B.; Ji, D.; Tseng, K.J.: "Online state of charge and capacity dual estimation with a multi-timescale estimator for lithium-ion battery", *Energy Procedia*, vol. 105, pp. 2953–2958, 2017, doi: 10.1016/j.egypro.2017.03.692
- [155] Cacciato, M.; Nobile, G.; Scarcella, G.; Scelba, G.: "Real-Time Model-Based Estimation of SOC and SOH for Energy Storage Systems", *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 32(1), pp. 794–803, 2017, doi: 10.1109/TPEL.2016.2535321
- [156] Lin, C.; Xing, J.; Tang, A.: "Lithium-ion Battery State of Charge/State of Health Estimation Using SMO for EVs", *Energy Procedia*, vol. 105, pp. 4383–4388, 2017, doi: 10.1016/j.egypro.2017.03.931
- [157] Zou, Y.; Hu, X.; Ma, H.; Li, S.E.: "Combined State of Charge and State of Health estimation over lithium-ion battery cell cycle lifespan for electric vehicles", *Journal of Power Sources*, vol. 273, pp. 793–803, 2015, doi: 10.1016/j.jpowsour.2014.09.146
- [158] Bocklisch, T.: „Optimierendes Energiemanagement von Brennstoffzelle-Direktspeicher-Hybridsystemen“, *Dissertation an der TU Chemnitz*, 2009
- [159] Mac Queen, J.: "Some methods for classification and analysis of multivariate observations", *proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, California, USA, 1967
- [160] Tjaden, T.; Bergner, J.; Weniger, J.; Quaschnig, V.: „Repräsentative elektrische Lastprofile für Einfamilienhäuser in Deutschland auf 1-sekündiger Datenbasis“, *Berlin*, 2015
- [161] Weniger, J.; Tjaden, T.; Quaschnig, V.: "Sizing of Residential PV Battery Systems", *Energy Procedia*, vol. 46, pp. 78–87, 2014, doi: 10.1016/j.egypro.2014.01.160
- [162] Weniger, J.; Tjaden, T.; Bergner, J.; Quaschnig, V.: „Auswirkungen von Regelträgen auf die Energieflüsse in Wohngebäuden mit netzgekoppelten PV-Batteriesystemen“, 31. *Symposium Photovoltaische Solarenergie*, 2016, ISBN: 978-3-943891-62-1



- 
- [163] Roßbach, M.: „Simulationsbasierte Untersuchungen von Photovoltaik-Batteriespeichersystemen in Industrie und Gewerbe“, Studienarbeit an der TU Dresden, 2019
- [164] Gelleschus, R.; Böttiger, M.; Bocklisch, T.: “Optimization-Based Control Concept with Feed-in and Demand Peak Shaving for a PV Battery Heat Pump Heat Storage System”, *Energies*, vol. 12 (11), 2019, doi: 10.3390/en12112098



# Abbildungs- und Tabellenverzeichnis

## Abbildungen

Abbildung 1:	Kernideen und wissenschaftliche Ziele der Dissertation .....	3
Abbildung 2:	Kopplungsstrukturen für PV-Batteriespeichersysteme.....	9
Abbildung 3:	Leistungsflüsse des betrachteten AC-gekoppelten PV-Batteriespeichersystems.....	10
Abbildung 4:	Strom-Spannungskennlinie eines Solarmoduls; a) Temperatureinfluss; b) Einstrahlungseinfluss; als roter Stern ist jeweils der Punkt maximaler Leistung (Maximum Power Point, MPP) eingezeichnet.....	11
Abbildung 5:	Leistungsverlauf der PV-Anlage für eine Beispielwoche im Sekundentakt (blau) und im Viertelstundentakt (rot).....	12
Abbildung 6:	Leistungsverlauf der PV-Anlage für ein komplettes Jahr im Sekundentakt.....	12
Abbildung 7:	Haushaltslastprofil für eine Beispielwoche im Sekundentakt (blau) und im Viertelstundentakt (rot) .....	13
Abbildung 8:	Lastprofil eines Präzisionstechnikbetriebs für eine Beispielwoche im Sekundentakt (blau) und im Viertelstundentakt (rot).....	13
Abbildung 9:	Einstufige Stromrichter: a) Spannungswandler; b) Z-Umrichter .....	14
Abbildung 10:	Buck-Boost-Konverter .....	15
Abbildung 11:	Prinzipieller Aufbau einer Lithium-Ionen-Zelle in Entladerichtung in Anlehnung an [44].....	16
Abbildung 12:	Übersicht der Lösungsverfahren für Optimierungsprobleme auf Basis von [72].....	28
Abbildung 13:	Beispiel zur Beschreibung des Optimalitätsprinzips von Bellman nach [87].....	32
Abbildung 14:	Zustandsgraph zur Beschreibung der Funktionsweise der Dynamischen Programmierung.....	33
Abbildung 15:	Grundprinzip der modellprädiktiven Regelung (MPC-model predictive control) in Anlehnung an [123].....	40
Abbildung 16:	Modell der Lithium-Ionen-Batterie .....	43
Abbildung 17:	Ersatzschaltbildmodell zur Beschreibung des elektrischen Verhaltens der Lithium-Ionen-Batterie .....	45

Abbildung 18: a) Versuchsaufbau, (1) Mess- und Steuer-PC, (2) Stromquelle, (3) elektrische Last, (4) Lithium-Ionen-Batterie; b) Steuerschema und elektrische Verschaltung.....	46
Abbildung 19: Übersicht der Experimente zur Identifikation der Modellparameter des elektrischen Ersatzschaltbilds.....	47
Abbildung 20: Ergebnisse der Parameteridentifikation: a) Detektion Beispieldpuls muster; b) Vergleich Messung – Simulation eines Beispieldpuls musters .....	49
Abbildung 21: Temperaturverlauf nach einem Stromsprung von 100 A.....	50
Abbildung 22: Struktur des Alterungsmodells, eigene Darstellung in Anlehnung an [48] .....	51
Abbildung 23: Wirkungsgradkennlinien des Batteriewechselrichters.....	53
Abbildung 24: Struktur des AC-gekoppelten PV-Batteriespeichersystems.....	54
Abbildung 25: Verlustkennfeld des Online-Simulationsmodells .....	55
Abbildung 26: Zeitlicher Wirkungshorizont (blaue Schrift – Momentanoptimierung, schwarze Schrift – Kurzzeitoptimierung, orange Schrift - Langzeitoptimierung) und Wechselwirkung (roter Pfeil – konkurrierendes Ziel, grüner Pfeil – ergänzendes Ziel) der Betriebsführungsziele .....	57
Abbildung 27: Prinzipielle Struktur des multikriteriell optimierenden Betriebsführungsverfahrens .....	59
Abbildung 28: Vergleich der Sollwertvorgabe für a) direkte Batterieleistungsvorgabe; b) Regelung auf Netzleistungssollwert .....	61
Abbildung 29: Darstellung eines Optimierungsergebnisses für a) eine feine Diskretisierung; b) eine grobe Diskretisierung .....	64
Abbildung 30: Darstellung eines Optimierungsergebnisses für a) ein Neuoptimierungsintervall von 24 Stunden; b) ein Neuoptimierungsintervall von 15 Minuten .....	65
Abbildung 31: Einstellparameter für eine zeiteffiziente und robuste Arbeitsweise der Kurzzeitoptimierung .....	66
Abbildung 32: Häufigkeitsverteilung der täglichen Netzeinspeisekosten $K_{P, Ein}$ für den Zeitraum eines Jahres.....	68
Abbildung 33: Häufigkeitsverteilung der gemittelten täglichen Netzbezugskosten $K_{P, Bezug}$ für den Zeitraum eines Jahres .....	68
Abbildung 34: a) Alterungsverlauf der prioritätsbasierten Betriebsführung; b) Differenzkennfeld $\Delta C_{Batt}$ in Abhängigkeit der Wichtungsfaktoren $\gamma$ und $\delta$ .....	71
Abbildung 35: Demonstration der Funktionsweise des Ansatzes zur Adaption der Wichtungsfaktoren $\gamma$ und $\delta$ .....	71

Abbildung 36: PV-Prognose 2, Adaption Beispieltag 1; a) Leistungsverläufe; b) Energieverläufe.....	74
Abbildung 37: PV-Prognose 2, Adaption Beispieltag 2; a) Leistungsverläufe; b) Energieverläufe.....	74
Abbildung 38: PV-Prognose 2, Adaption Beispieltag 3; a) Leistungsverläufe; b) Energieverläufe.....	75
Abbildung 39: Verbraucherprognose 2; a) Leistungsverläufe; b) Energieverläufe .....	76
Abbildung 40: PV-Prognose 3; a) Leistungsverläufe; b) Energieverläufe.....	77
Abbildung 41: Verbraucherprognose 3; a) Leistungsverläufe; b) Energieverläufe .....	77
Abbildung 42: Häufigkeitsverteilung der 70 Haushaltlastprofile für a) Jahresenergie; b) mittlere Jahresleistung .....	81
Abbildung 43: Boxplot der Sollwertvorgabe in Abhängigkeit der drei Prognoseverfahren für die Bewertungskriterien a) Selbstversorgungsgrad; b) Eigenverbrauchsquote .....	84
Abbildung 44: Boxplot der Sollwertvorgabe in Abhängigkeit der drei Prognoseverfahren für die Bewertungskriterien a) Abregelverluste; b) Zyklenzahl .....	85
Abbildung 45: Ergebnisse der Verzugszeitanalyse für a) Differenz des Selbstversorgungsgrades $\Delta k_{SVG}$ ; b) Differenz der Eigenverbrauchsquote $\Delta k_{EVQ}$ .....	86
Abbildung 46: Ergebnisse der Verzugszeitanalyse für a) Differenz der Abregelverluste $\Delta k_{ARV}$ ; b) Differenz der Vollzyklen $\Delta k_{Zyklen}$ .....	87
Abbildung 47: Häufigkeitsverteilung der Bewertungskriterien für die Analyse der Simulationszeitschritte .....	88
Abbildung 48: Einfluss der Wichtungsfaktoren für das Bewertungskriterium Selbstversorgungsgrad.....	90
Abbildung 49: Detaillierte Betrachtung der Variationen 696 bis 1089 zur Verdeutlichung des Einflusses der Wichtungsfaktoren für das Bewertungskriterium Selbstversorgungsgrad, $\gamma = 4$ .....	90
Abbildung 50: Differenz des Selbstversorgungsgrades $\Delta k_{SVG}$ in Abhängigkeit der maximalen Ladezustandsänderung $\Delta SOC_{max}$ und der Ladezustandsdiskretisierung $SOC_{step}$ für a) Haushaltlastprofil 2; b) alle Haushaltlastprofile als Boxplot mit einem $SOC_{step}$ von 4 %.....	92
Abbildung 51: Differenz der Eigenverbrauchsquote $\Delta k_{EVQ}$ in Abhängigkeit der maximalen Ladezustandsänderung $\Delta SOC_{max}$ und der Ladezustandsdiskretisierung $SOC_{step}$ für a) Haushaltlastprofil 2; b) alle Haushaltlastprofile als Boxplot mit einer $SOC_{step}$ von 4 %.....	93
Abbildung 52: Differenz des Zielfunktionswerts $\Delta k_{ZF}$ in Abhängigkeit des Prädiktionshorizonts $t_{prog}$ und der Anzahl an Neuoptimierungen $t_{Neuopt}$ für a) Haushaltlastprofil 2; b) alle Haushaltlastprofile als Boxplot mit einer Neuoptimierung von 900 Sekunden .....	94

Abbildung 53: Differenz des Selbstversorgungsgrades $\Delta k_{\text{SVG}}$ und der Eigenverbrauchsquote $\Delta k_{\text{EVQ}}$ in Abhängigkeit des Prädiktionshorizonts $t_{\text{prog}}$ und der Anzahl an Neuoptimierungen $t_{\text{Neuopt}}$ für a) Haushaltlastprofil 2; b) alle Haushaltlastprofile als Boxplot mit einem Neuoptimierungsintervall von 900 Sekunden .....	95
Abbildung 54: Differenz der Abregelverluste $\Delta k_{\text{ARV}}$ und der Vollzyklen $\Delta k_{\text{Zyklen}}$ in Abhängigkeit des Prädiktionshorizonts $t_{\text{prog}}$ und der Anzahl an Neuoptimierungen $t_{\text{Neuopt}}$ für a) Haushaltlastprofil 2; b) alle Haushaltlastprofile als Boxplot mit einem Neuoptimierungsintervall von 900 Sekunden .....	96
Abbildung 55: Ergebnisse der End-of-Life (EOL) - Analyse, Darstellung der Gesamtkosten in T€ .....	99
Abbildung 56: Kapazitätsverlauf für konstante und adaptive Wichtungsfaktoren.....	100
Abbildung 57: Flussdiagramm der prioritätsbasierten Betriebsführung.....	101
Abbildung 58: Flussdiagramm des Peak Shavings .....	102
Abbildung 59: Zwei Tagesverläufe für a) prioritätsbasierte Betriebsführung; b) Peak Shaving .....	103
Abbildung 60: Jahresverlauf für a) prioritätsbasierte Betriebsführung; b) Peak Shaving .....	104
Abbildung 61: Jahresdauerlinien der Netzbezugsleistung; Differenzleistung ( $P_{\text{Diff}}$ ), Peak Shaving (PS) in Abhängigkeit der Prognose und prioritätsbasierte Betriebsführung (Prio).....	105
Abbildung 62: Jahresdauerlinien der Netzeinspeiseleistung; Differenzleistung ( $P_{\text{Diff}}$ ), Peak Shaving (PS) in Abhängigkeit der Prognose und prioritätsbasierte Betriebsführung (Prio).....	105
Abbildung 63: Alterungsverläufe des prioritätsbasierten Betriebsführungsverfahrens (Prio) und dem Peak Shaving für Prognose 2 (PS Prog.2) für a) die Kapazitätsabnahme; b) die Innenwiderstandszunahme.....	106
Abbildung 64: Betriebsführungsergebnisse für zwei Sommertage am Beispiel von Haushaltlastprofil 2; Betrachtung der Tage 250-252; multikriteriell optimierendes Betriebsführungsverfahren (DP Prog.2), prioritätsbasiertes Betriebsführungsverfahren (Prio) und Peak Shaving (PS Prog.2) .....	107
Abbildung 65: Betriebsführungsergebnisse für zwei Wintertage am Beispiel von Haushaltlastprofil 2; Betrachtung der Tage 304-306; multikriteriell optimierendes Betriebsführungsverfahren (DP Prog.2), prioritätsbasiertes Betriebsführungsverfahren (Prio) und Peak Shaving (PS Prog.2) .....	108

Abbildung 66: Jahresdauerlinie der Netzbezugsleistung für das Haushaltslastprofil 2; multikriteriell optimierendes Betriebsführungsverfahren in Abhängigkeit der Prognose (DP Prog. 1,2,3), Differenzleistung ( $P_{Diff}$ ) .....	109
Abbildung 67: Jahresdauerlinie der Netzeinspeiseleistung für das Haushaltslastprofil 2; multikriteriell optimierendes Betriebsführungsverfahren in Abhängigkeit der Prognose (DP Prog. 1,2,3), Differenzleistung ( $P_{Diff}$ ).....	110
Abbildung 68: Jahresergebnisse für alle 70 Haushaltslastprofile für das multikriteriell optimierende Betriebsführungsverfahren (DP), das prioritätsbasierte Betriebsführungsverfahren (Prio) und das Peak Shaving (PS).....	112
Abbildung 69: Ergebnisse der 20-Jahresanalyse für das prioritätsbasierte Betriebsführungsverfahren (Prio), das Peak Shaving für Prognose 2 (PS Prog.2) und das multikriteriell optimierende Betriebsführungsverfahren (DP Prog.1 und DP Prog.2) für die Prognose 1 und die Prognose 2.....	113
Abbildung 70: Grundstruktur der OptiStore-Konfiguration .....	118
Abbildung 71: Aufbau des Energiemanagements .....	119
Abbildung 72: Technisches Schaltbild eines OptiStore-Moduls .....	121
Abbildung 73: Jahresverbrauch auf a) Maschinenebene; b) Gesamtbetriebsebene.....	122
Abbildung 74: Leistungs- und SOC-Verlauf für das gesamte Jahr im 15-Minutentakt zur Demonstration der Lastglättung auf Maschinenebene.....	123
Abbildung 75: Leistungs- und SOC-Verlauf für zwei ausgewählte Tage zur Demonstration der Lastglättung auf Maschinenebene .....	124
Abbildung 76: Leistungs- und SOC-Verlauf für das gesamte Jahr zur Demonstration der erweiterten Eigenverbrauchsoptimierung auf Gesamtbetriebsebene.....	125
Abbildung 77: Leistungs- und SOC-Verlauf für zwei ausgewählte Tage zur Demonstration der erweiterten Eigenverbrauchsoptimierung auf Gesamtbetriebsebene.....	126
Abbildung 78: Kalendarische Alterung, Temperaturabhängigkeit von Kapazität und Innenwiderstand .....	156
Abbildung 79: Kalendarische Alterung, SOC-Abhängigkeit von Kapazität und Innenwiderstand .....	156
Abbildung 80: Zyklische Alterung, DOD-Abhängigkeit von Kapazität und Innenwiderstand .....	157
Abbildung 81: Zyklische Alterung, $\Delta DOD$ -Abhängigkeit von Kapazität und Innenwiderstand .....	157
Abbildung 82: Häufigkeitsverteilung der Bewertungskriterien für die Analyse der Simulationszeitschritte für Prognose 1 .....	158

Abbildung 83: Häufigkeitsverteilung der Bewertungskriterien für die Analyse der Simulationszeitschritte für Prognose 3.....	159
Abbildung 84: Bewertungskriterien in Abhängigkeit der maximalen Ladezustandsänderung $\Delta SOC_{max}$ und der Ladezustandsdiskretisierung $SOC_{step}$ für a) Haushaltlastprofil 2; b) alle Haushaltlastprofile als Boxplot mit einer Ladezustandsdiskretisierung von 4 % unter Verwendung der Prognose 1 .....	160
Abbildung 85: Bewertungskriterien in Abhängigkeit der maximalen Ladezustandsänderung $\Delta SOC_{max}$ und der Ladezustandsdiskretisierung $SOC_{step}$ für a) Haushaltlastprofil 2; b) alle Haushaltlastprofile als Boxplot mit einer Ladezustandsdiskretisierung von 4 % unter Verwendung der Prognose 3 .....	161
Abbildung 86: $\Delta k_{SVG}$ und $\Delta k_{EVQ}$ in Abhängigkeit des Prädiktionshorizonts $t_{prog}$ und der Anzahl an Neuoptimierungen $t_{Neuopt}$ für a) Haushaltlastprofil 2; b) alle Haushaltlastprofile als Boxplot mit einer Neuoptimierung von 900 Sekunden unter Verwendung von Prognose 1.....	162
Abbildung 87: $\Delta k_{ARV}$ und $\Delta k_{Zyklen}$ in Abhängigkeit des Prädiktionshorizonts $t_{prog}$ und der Anzahl an Neuoptimierungen $t_{Neuopt}$ für a) Haushaltlastprofil 2; b) alle Haushaltlastprofile als Boxplot mit einer Neuoptimierung von 900 Sekunden unter Verwendung von Prognose 3.....	163
Abbildung 88: $\Delta k_{SVG}$ und $\Delta k_{EVQ}$ in Abhängigkeit des Prädiktionshorizonts $t_{prog}$ und der Anzahl an Neuoptimierungen $t_{Neuopt}$ für a) Haushaltlastprofil 2; b) alle Haushaltlastprofile als Boxplot mit einer Neuoptimierung von 900 Sekunden unter Verwendung von Prognose 3.....	164
Abbildung 89: $\Delta k_{ARV}$ und $\Delta k_{Zyklen}$ in Abhängigkeit des Prädiktionshorizonts $t_{prog}$ und der Anzahl an Neuoptimierungen $t_{Neuopt}$ für a) Haushaltlastprofil 2; b) alle Haushaltlastprofile als Boxplot mit einer Neuoptimierung von 900 Sekunden unter Verwendung von Prognose 3.....	165
Abbildung 90: Ergebnisse der End-of-Life-Analyse, Bewertungskriterien für Prognose 2 .....	166
Abbildung 91: Einfluss des Prädiktionshorizonts $t_{prog}$ für das Beispiel Industriebetrieb .....	167



## Tabellen

Tabelle 1:	Übersicht der Alterungseffekte von Lithium-Ionen-Batterien [45,47-49].....	19
Tabelle 2:	Zusammenfassung der Rechercheergebnisse zur Dynamischen Programmierung für die Betriebsführung eines PV-Batteriespeichersystems.....	41
Tabelle 3:	Modellparameter des elektrischen Ersatzschaltbilds: $\eta_{ch} = 0,95$ ; $\eta_{disch} = 0,98$ ; $R_{2,ch} = 28 \text{ m}\Omega$ ; $R_{2,disch} = 50 \text{ m}\Omega$ ; $\tau_{2,ch} = 3744 \text{ s}$ ; $\tau_{2,disch} = 6499 \text{ s}$ .....	49
Tabelle 4:	Parameter des thermischen Modells der Lithium-Ionen-Batterie.....	51
Tabelle 5:	Energiebezug und Energieeinspeisung für einen Sommer- und einen Wintertag.....	67
Tabelle 6:	Dimensionierungsvorschrift für die Haushaltslastprofile.....	81
Tabelle 7:	Übersicht über die geplanten Versuche .....	83
Tabelle 8:	Durchschnittliche Simulationslaufzeiten gemittelt über 70 Haushalte .....	89
Tabelle 9:	Geeignete Wichtungsfaktorkombinationen für die Initialskalierung .....	91
Tabelle 10:	Restkapazität in Ah nach 20 Jahren in Abhängigkeit der Wichtungsfaktoren $\gamma$ und $\delta$ .....	97
Tabelle 11:	Stromtarife für die beiden betrachteten Szenarien.....	98
Tabelle 12:	Bewertungskriterien in Abhängigkeit der Adaptionseinstellung .....	101
Tabelle 13:	Gegenüberstellung der Bewertungskriterien für Haushaltslastprofil 2.....	110
Tabelle 14:	Dimensionierungsvorschrift für das Industrieunternehmen .....	121



# Anhang

- Anhang A1: Funktionsnachweis des Alterungsmodells
- Anhang A2: Einfluss der Simulationsschrittweite für Prognose 1 und Prognose 3
- Anhang A3: Einfluss der Diskretisierung des Ladezustands und des maximalen Ladezustandswechsels für Prognose 1 und Prognose 3
- Anhang A4: Einfluss des Prädiktionshorizonts und der Anzahl an Neuoptimierungen für Prognose 1 und Prognose 3
- Anhang A5: Einfluss der Wichtungsfaktoren bezüglich der Bewertungskriterien
- Anhang A6: Einfluss des Prädiktionshorizonts für das Industrieunternehmen

## Anhang A1: Funktionsnachweis des Alterungsmodells

### Alterungsverhalten, kalendarisch

#### Temperaturabhängigkeit

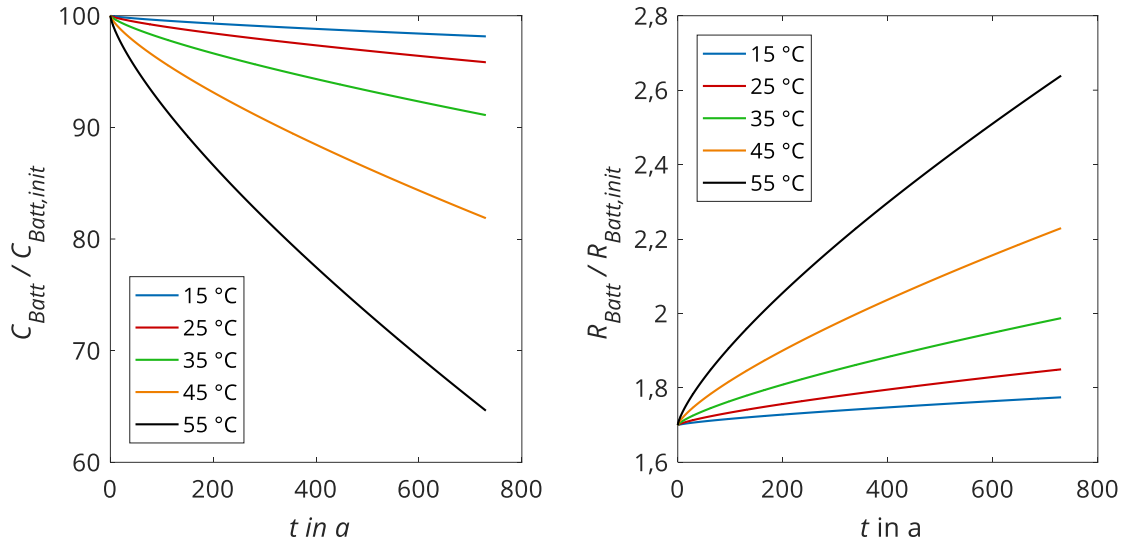


Abbildung 78: Kalendarische Alterung, Temperaturabhängigkeit von Kapazität und Innenwiderstand

#### SOC-Abhängigkeit

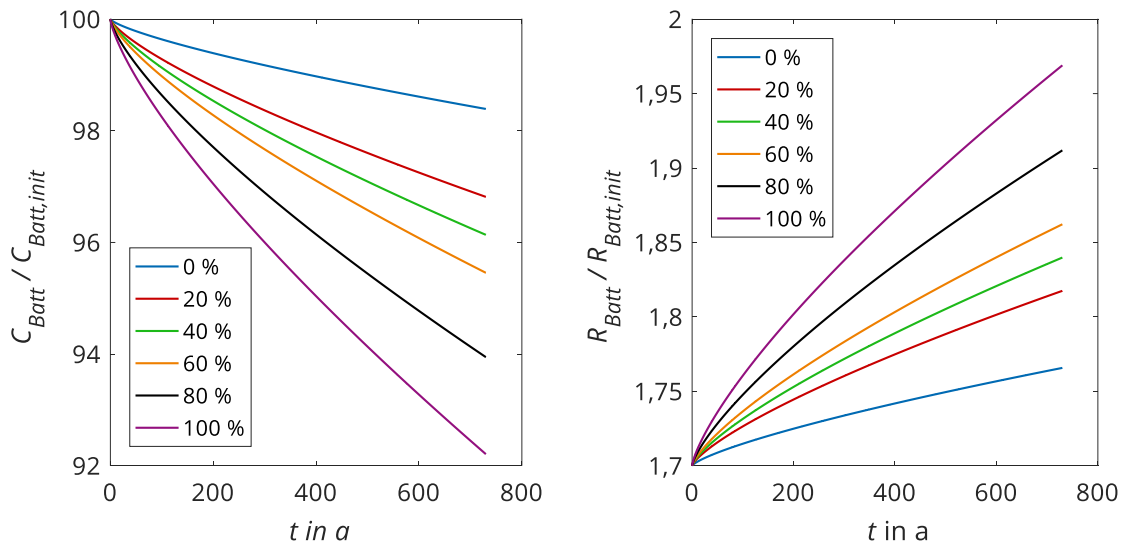


Abbildung 79: Kalendarische Alterung, SOC-Abhängigkeit von Kapazität und Innenwiderstand

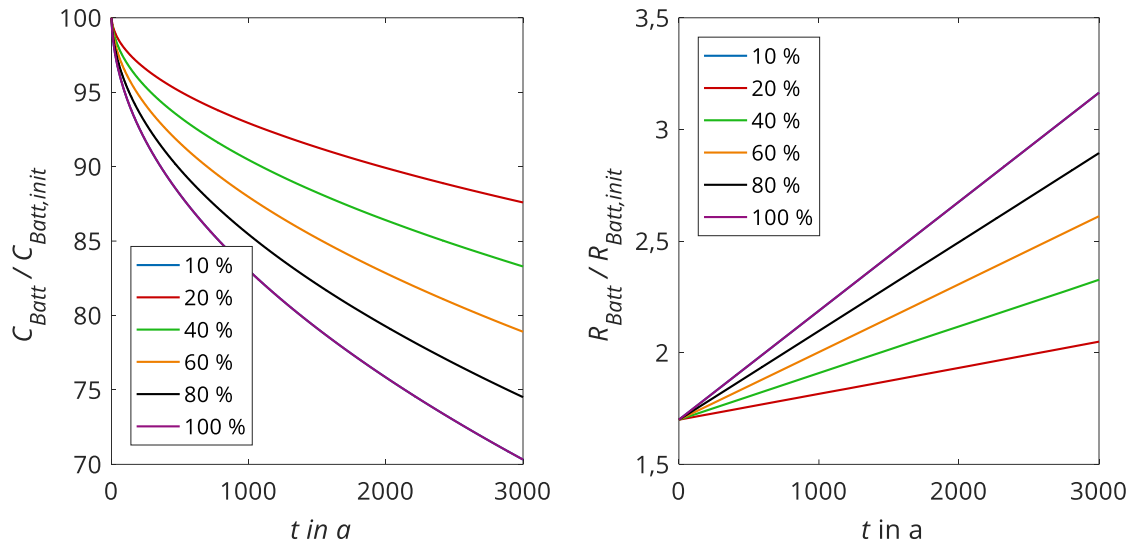
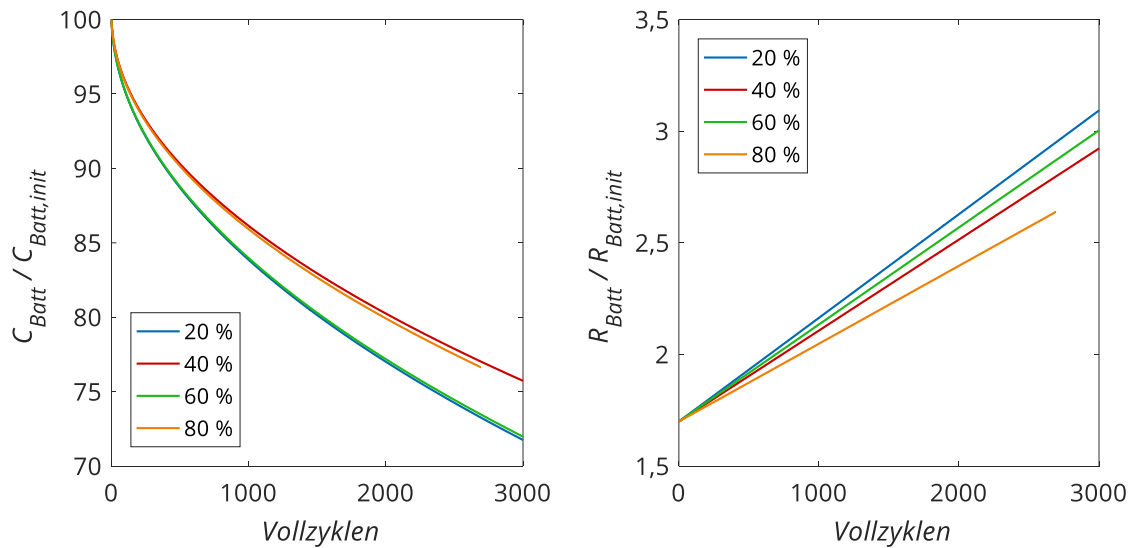
**Alterungsverhalten, zyklisch****DOD-Abhängigkeit**

Abbildung 80: Zyklische Alterung, DOD-Abhängigkeit von Kapazität und Innenwiderstand

 **$\Delta$ DOD-Abhängigkeit**Abbildung 81: Zyklische Alterung,  $\Delta$ DOD-Abhängigkeit von Kapazität und Innenwiderstand

## Anhang A2: Einfluss der Simulationsschrittweite für Prognose 1 und für Prognose 3

### Prognose 1

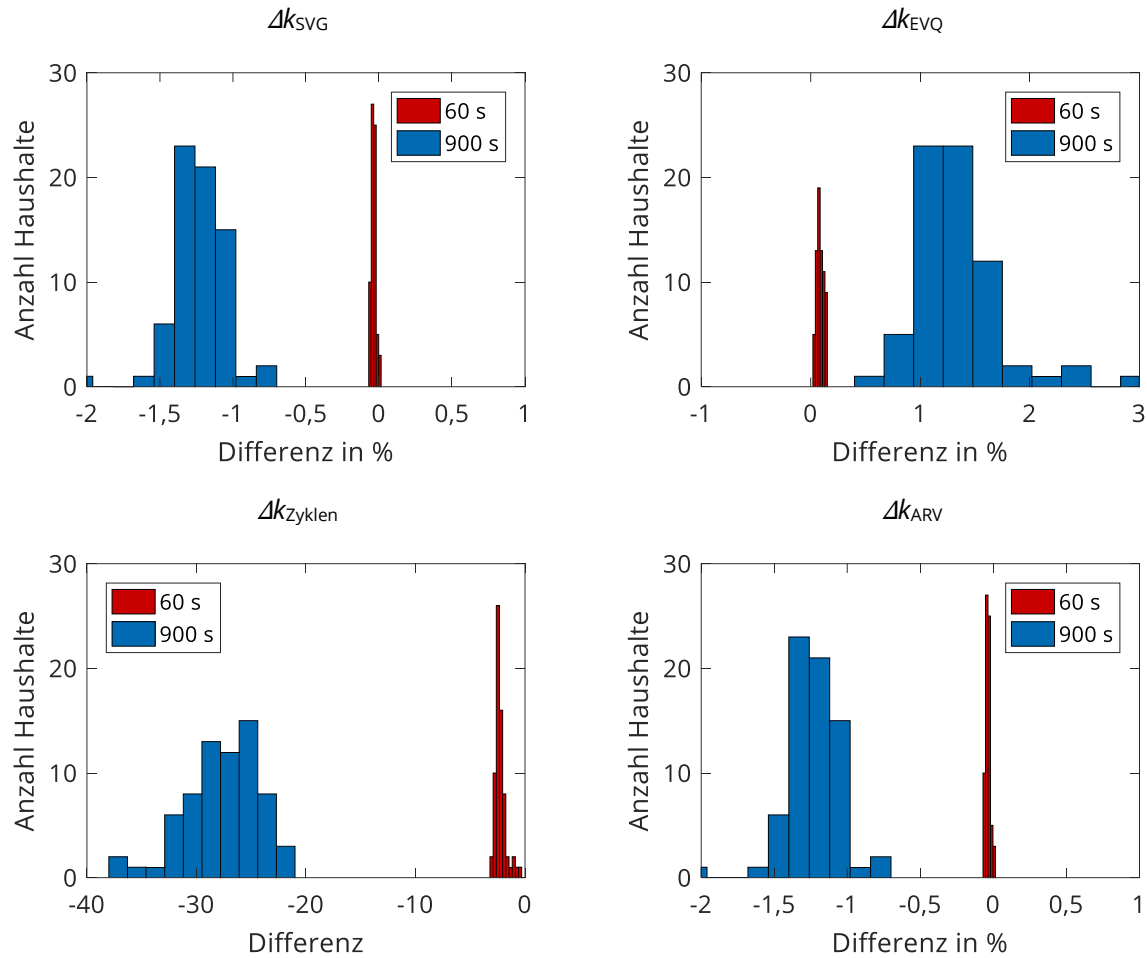


Abbildung 82: Häufigkeitsverteilung der Bewertungskriterien für die Analyse der Simulationszeitschritte für Prognose 1

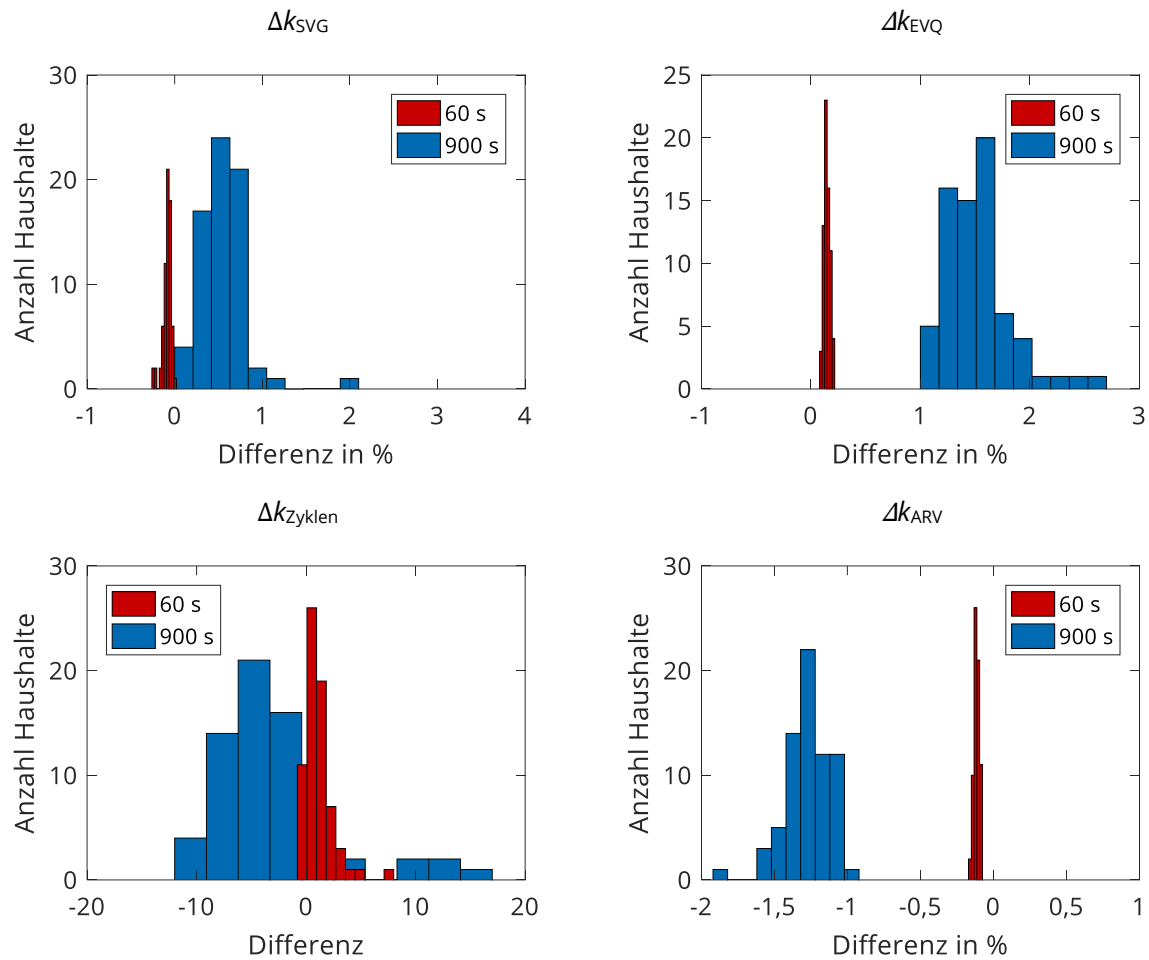
**Prognose 3**

Abbildung 83: Häufigkeitsverteilung der Bewertungskriterien für die Analyse der Simulationszeitschritte für Prognose 3

## Anhang A3: Einfluss der Diskretisierung des Ladezustands und des maximalen Ladezustandswechsels für Prognose 1 und Prognose 3

### Prognose 1

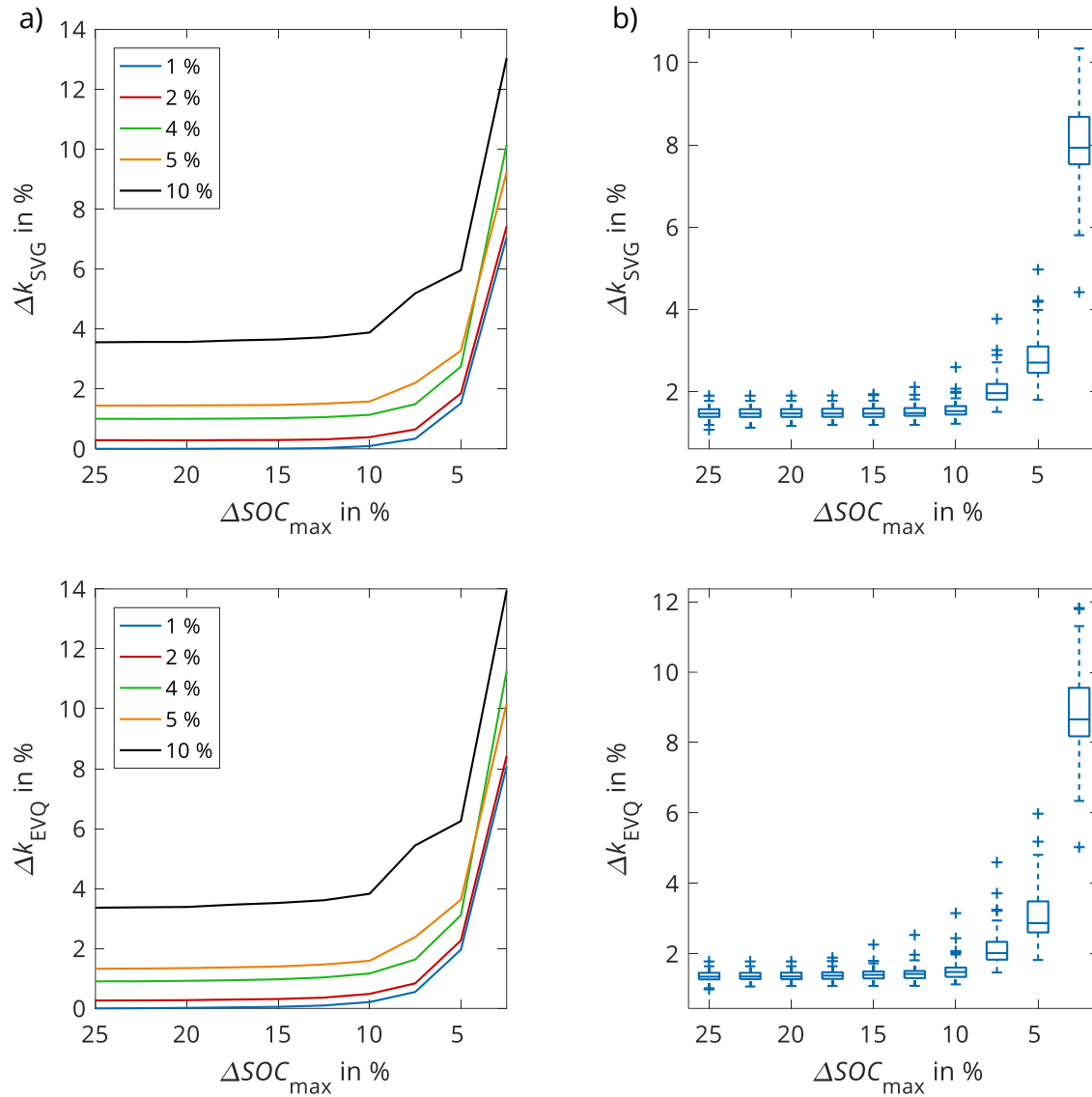


Abbildung 84: Bewertungskriterien in Abhängigkeit der maximalen Ladezustandsänderung  $\Delta \text{SOC}_{\text{max}}$  und der Ladezustandsdiskretisierung  $\text{SOC}_{\text{step}}$  für a) Haushaltslastprofil 2; b) alle Haushaltslastprofile als Boxplot mit einer Ladezustandsdiskretisierung von 4 % unter Verwendung der Prognose 1



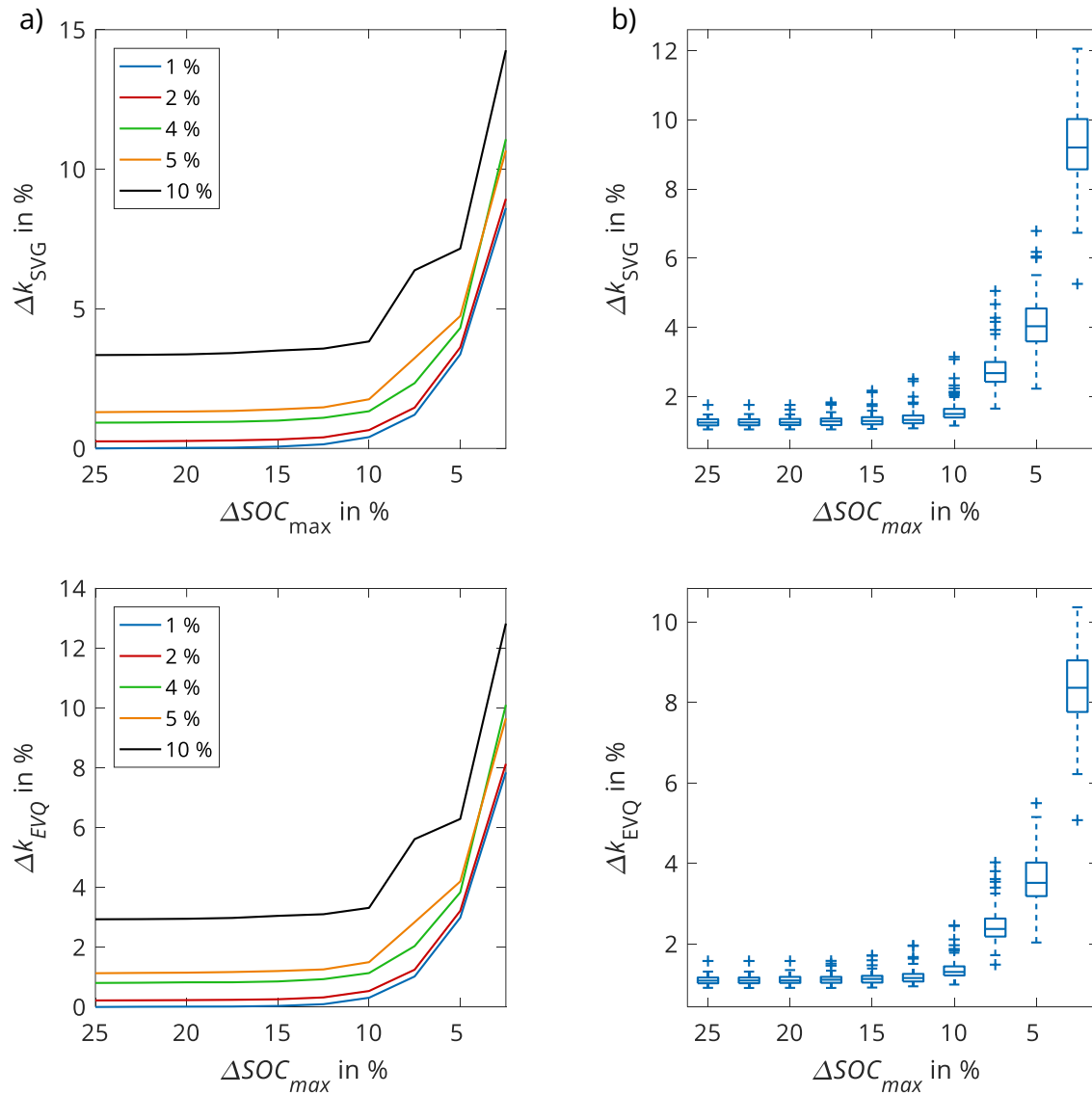
**Prognose 3**

Abbildung 85: Bewertungskriterien in Abhängigkeit der maximalen Ladezustandsänderung  $\Delta SOC_{max}$  und der Ladezustandsdiskretisierung  $SOC_{step}$  für a) Haushaltslastprofil 2; b) alle Haushaltslastprofile als Boxplot mit einer Ladezustandsdiskretisierung von 4 % unter Verwendung der Prognose 3

## Anhang A4: Einfluss des Prädiktionshorizonts und der Anzahl an Neuoptimierungen für Prognose 1 und Prognose 3

### Prognose 1

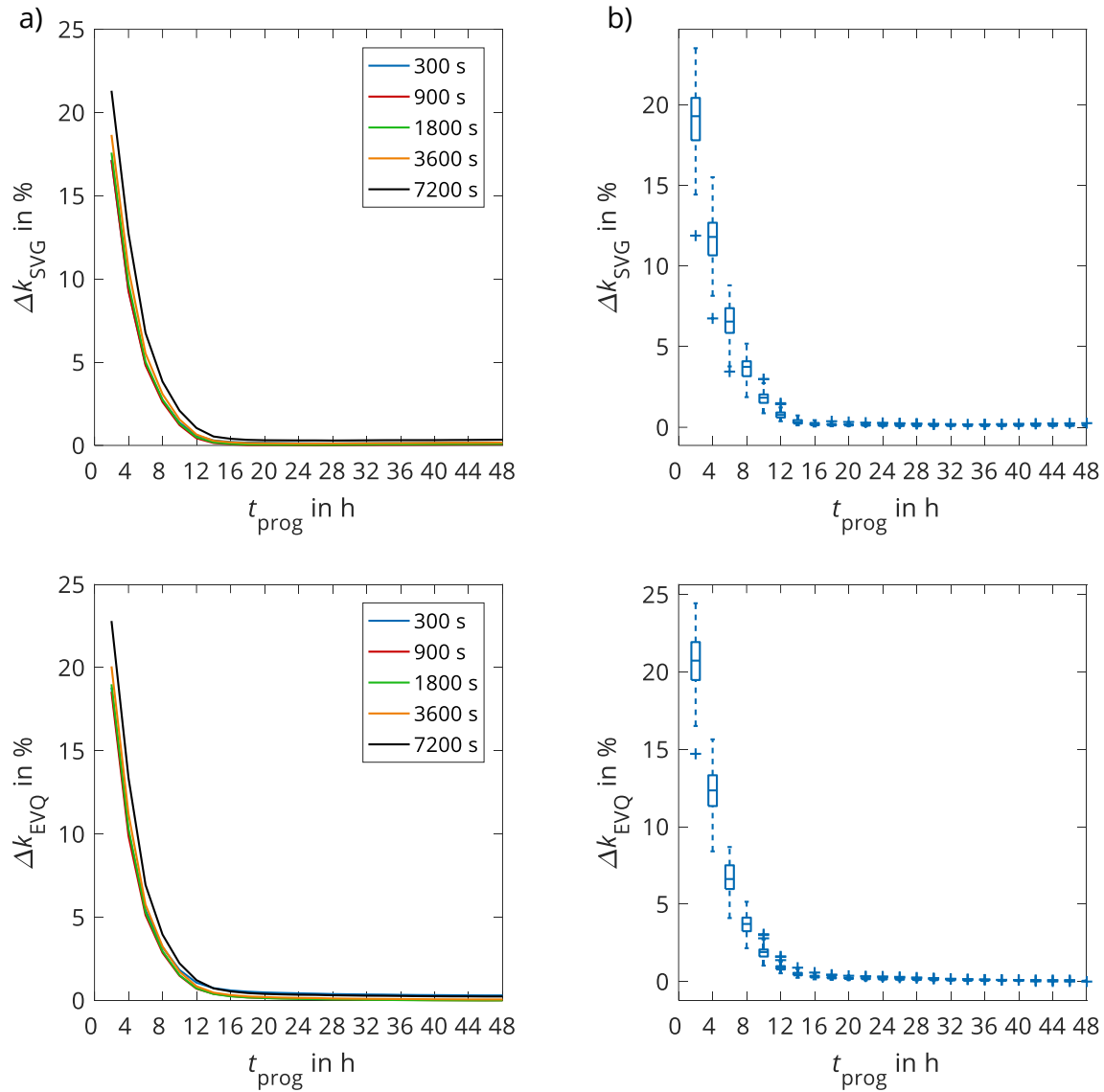


Abbildung 86:  $\Delta k_{\text{SVG}}$  und  $\Delta k_{\text{EVQ}}$  in Abhängigkeit des Prädiktionshorizonts  $t_{\text{prog}}$  und der Anzahl an Neuoptimierungen  $t_{\text{Neuopt}}$  für a) Haushaltslastprofil 2; b) alle Haushaltslastprofile als Boxplot mit einer Neuoptimierung von 900 Sekunden unter Verwendung von Prognose 1

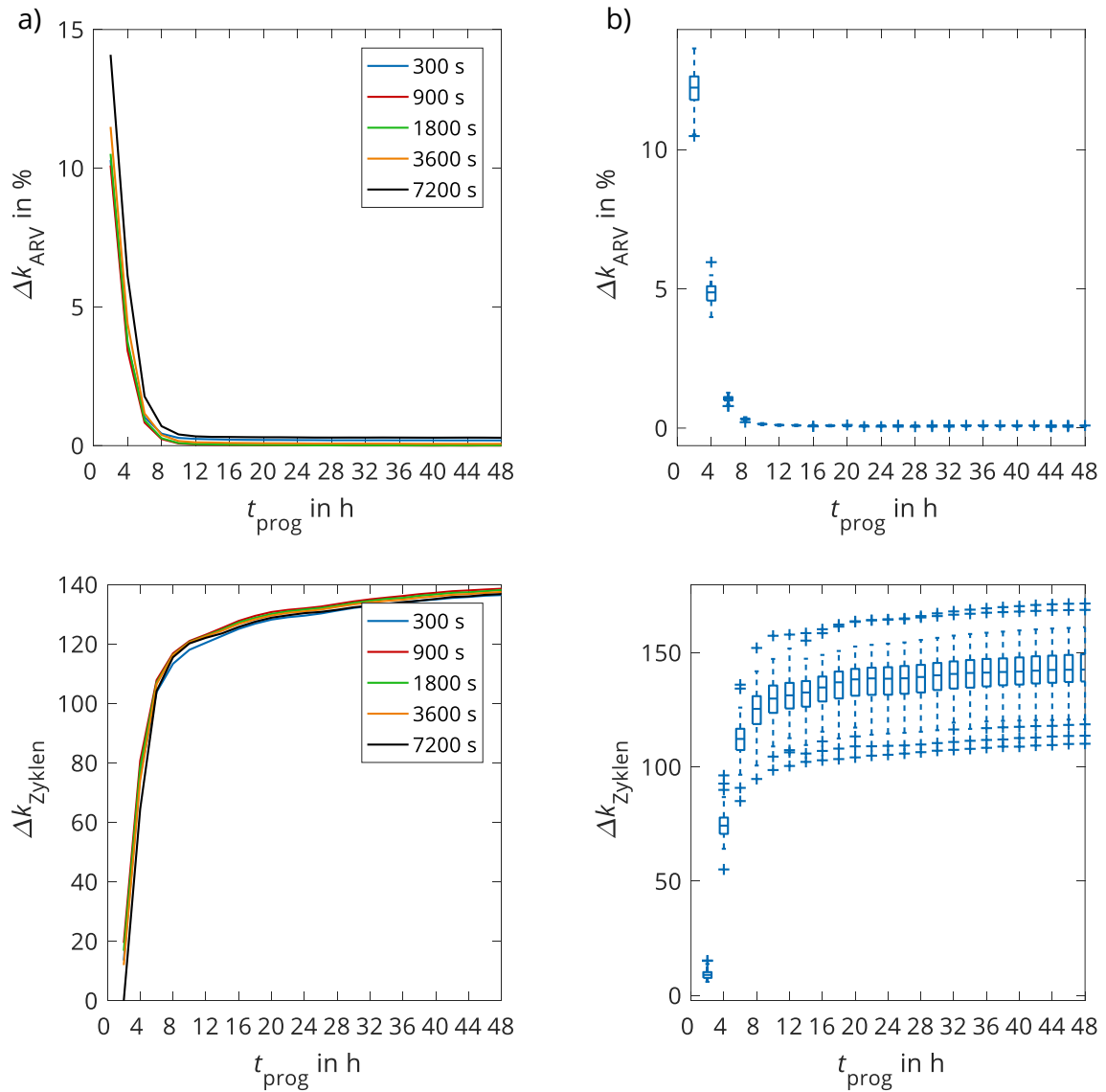
**Prognose 1**

Abbildung 87:  $\Delta k_{ARV}$  und  $\Delta k_{Zyklen}$  in Abhängigkeit des Prädiktionshorizonts  $t_{prog}$  und der Anzahl an Neuoptimierungen  $t_{Neuopt}$  für a) Haushaltslastprofil 2; b) alle Haushaltslastprofile als Boxplot mit einer Neuoptimierung von 900 Sekunden unter Verwendung von Prognose 3

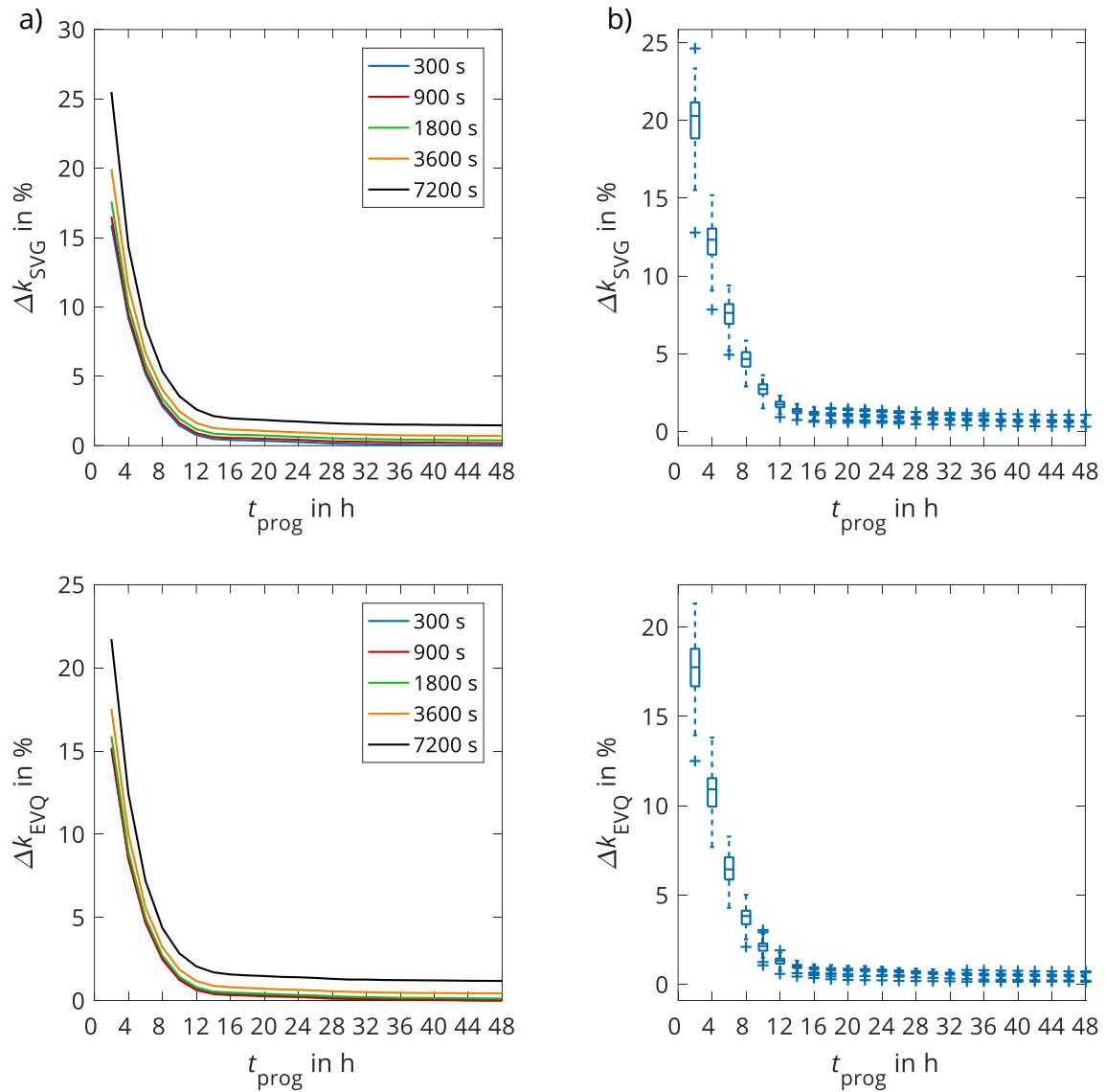
**Prognose 3**

Abbildung 88:  $\Delta k_{\text{SVG}}$  und  $\Delta k_{\text{EVQ}}$  in Abhängigkeit des Prädiktionshorizonts  $t_{\text{prog}}$  und der Anzahl an Neuoptimierungen  $t_{\text{Neuopt}}$  für a) Haushaltslastprofil 2; b) alle Haushaltslastprofile als Boxplot mit einer Neuoptimierung von 900 Sekunden unter Verwendung von Prognose 3

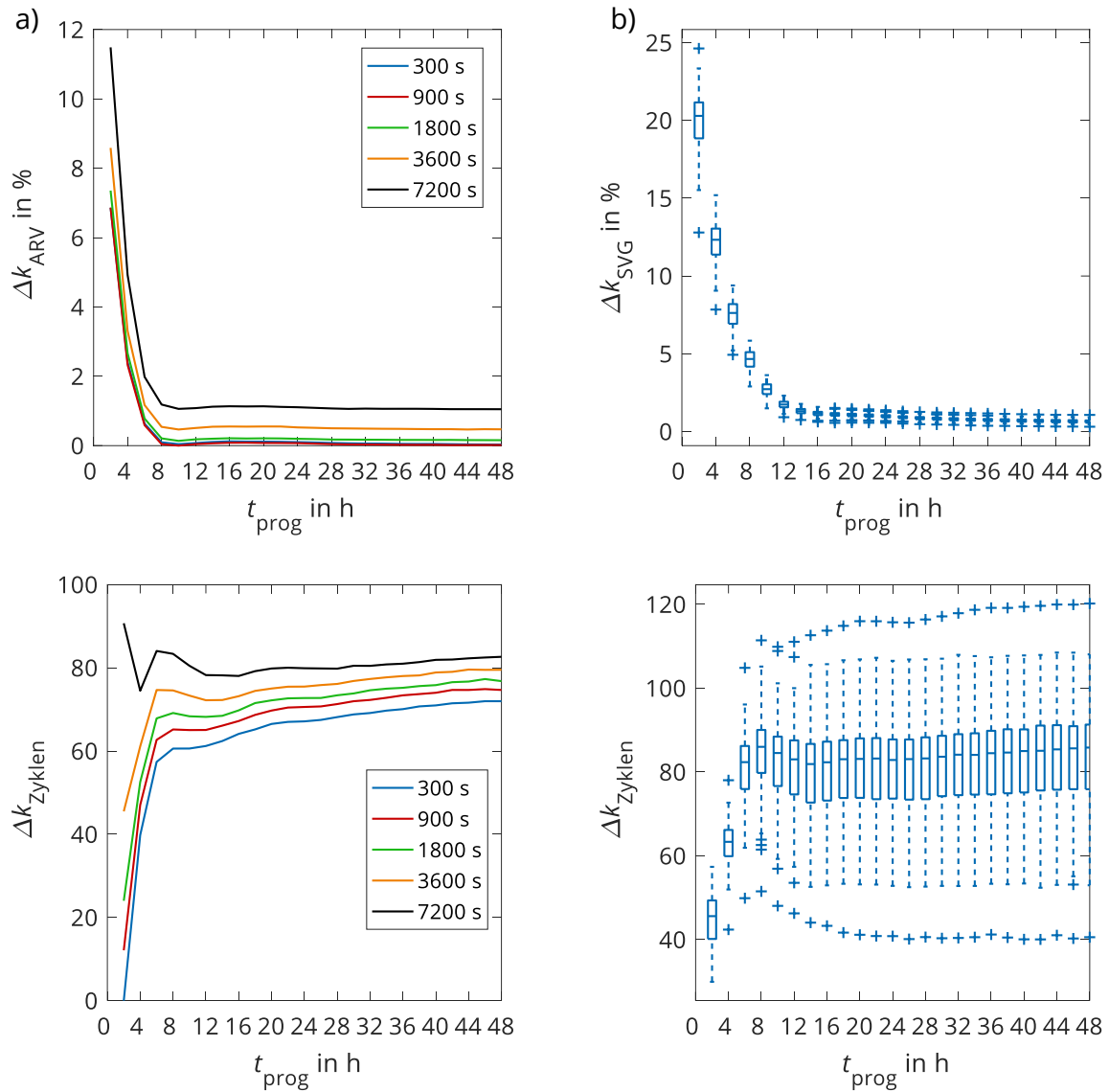
**Prognose 3**

Abbildung 89:  $\Delta k_{ARV}$  und  $\Delta k_{Zyklen}$  in Abhängigkeit des Prädiktionshorizonts  $t_{prog}$  und der Anzahl an Neuoptimierungen  $t_{Neuopt}$  für a) Haushaltslastprofil 2; b) alle Haushaltslastprofile als Boxplot mit einer Neuoptimierung von 900 Sekunden unter Verwendung von Prognose 3

## Anhang A5: Einfluss der Wichtungsfaktoren bezüglich der Bewertungskriterien

### Prognose 2

Selbstversorgungsgrad  $k_{SVG}$  in %

$\delta \backslash \gamma$	0	5	10	15	20
0	43,4	42,7	41,8	41,0	40,3
5	44,0	42,7	41,5	40,8	40,2
10	42,7	41,6	40,8	40,0	39,5
15	41,5	40,5	39,8	39,5	38,9
20	40,4	39,6	39,0	38,6	38,6

Eigenverbrauchsquote  $k_{EVQ}$  in %

$\delta \backslash \gamma$	0	5	10	15	20
0	43,9	43,7	42,6	41,6	41,0
5	44,7	43,6	42,3	41,5	40,9
10	43,2	42,2	41,4	40,5	40,0
15	41,8	40,9	40,3	40,0	39,3
20	40,6	39,9	39,3	39,0	39,0

Abregelverluste  $k_{ARV}$  in %

$\delta \backslash \gamma$	0	5	10	15	20
0	22,2	21,8	21,0	21,5	22,5
5	21,1	20,5	20,6	21,6	22,5
10	20,4	20,0	20,8	21,9	22,7
15	19,9	20,2	21,3	22,4	23,1
20	19,9	20,7	21,8	22,7	23,3

Vollzyklen  $k_{Zyklen}$

$\delta \backslash \gamma$	0	5	10	15	20
0	9.127	8.746	8.133	8.061	8.044
5	9.005	8.409	8.270	8.214	8.183
10	8.918	8.475	8.324	8.300	8.256
15	8.837	8.491	8.343	8.287	8.290
20	8.756	8.469	8.324	8.235	8.221

Abbildung 90: Ergebnisse der End-of-Life-Analyse, Bewertungskriterien für Prognose 2

## Anhang A6: Einfluss des Prädiktionshorizonts für das Industrieunternehmen für die drei Prognosevarianten

### Prognose 2

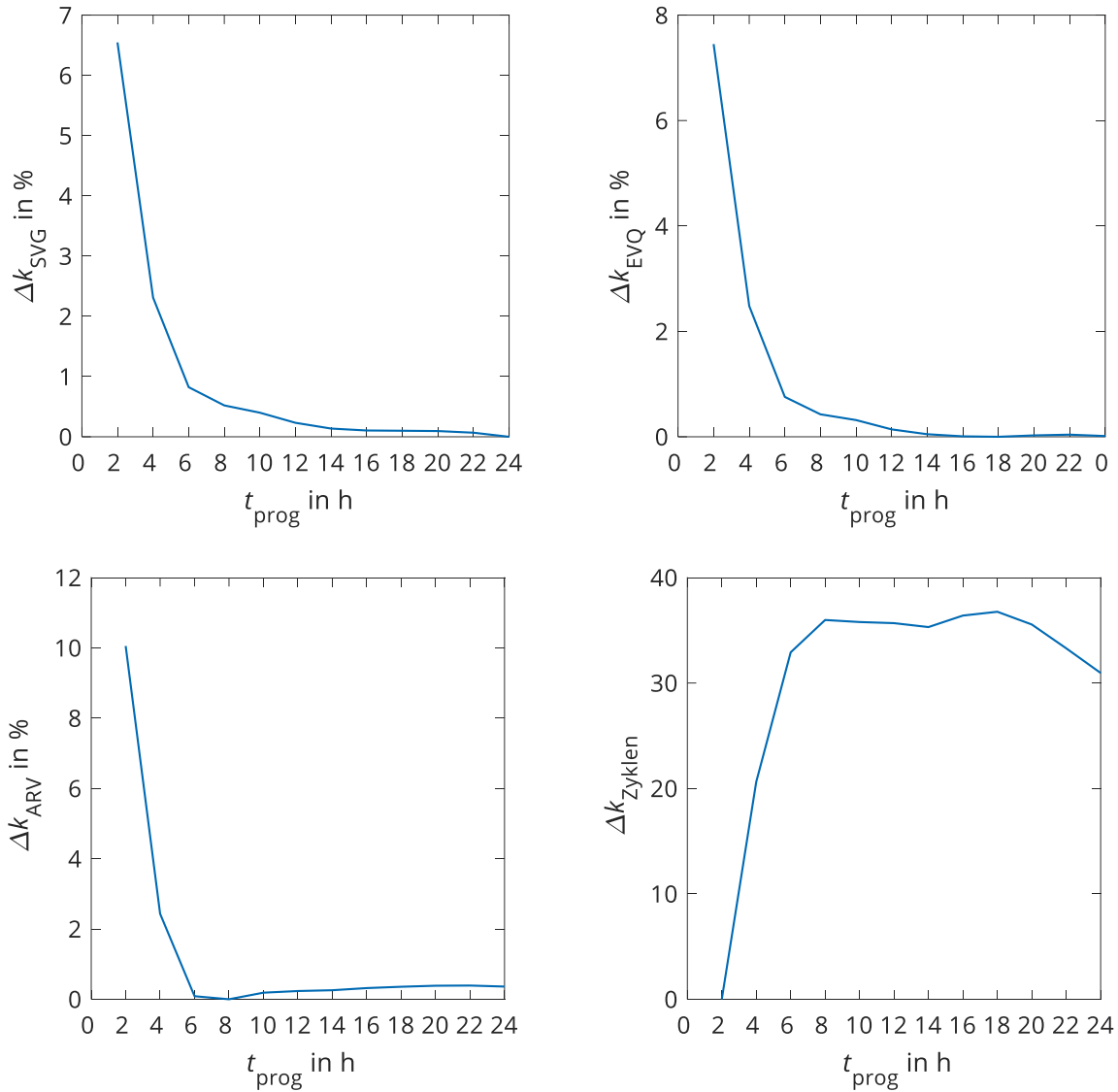


Abbildung 91: Einfluss des Prädiktionshorizonts  $t_{\text{prog}}$  für das Beispiel Industriebetrieb





# Publikationen

## Liste eigener Veröffentlichungen

Böttiger, M.; Paulitschke, M.; Beyer, R.; Neumann, L.; Bocklisch, T.: "Modular hybrid battery storage system for peak-shaving and self-consumption optimization in industrial applications", *Energy Procedia*, vol. 155, 2018, Pages 102-110, 10.1016/j.egypro.2018.11.064

Böttiger, M.; Paulitschke, M.; Bocklisch, T.: "Systematic experimental pulse test investigation for parameter identification of an equivalent based lithium-ion battery model", *Energy Procedia*, vol. 135, 2017, Pages 337-346, doi: 10.1016/j.egypro.2017.09.525

Böttiger, M.; Bocklisch, T.; Paulitschke, M.: "Innovative Reactive Energy Management for a Photovoltaic Battery System", *Energy Procedia*, vol. 99, 2016, doi: 10.1016/j.egypro.2016.10.124

Gelleschus, R.; Böttiger, M.; Bocklisch, T.: "Optimization-based feed-in and demand peak shaving for a PV-battery-heat pump-heat storage system", *energies*, vol. 12 (11), 2019, doi: 10.3390/en12112098

Kersic, M.; Böttiger, M.; Gerlach, L.; Bocklisch, T.: "Coordinating optimizing energy management concept for cooperating PV battery systems", *Energy Procedia*, (in press)

Gelleschus, R.; Stange, P.; Böttiger, M.; Bocklisch, T.: "Comparison of optimization solvers in the model predictive control of a PV-battery-heat pump system", *Energy Procedia*, vol. 155, 2018, Pages 524-535, 10.1016/j.egypro.2018.11.028

Paulitschke, M.; Bocklisch, T.; Böttiger, M.: "Comparison of particle swarm and genetic algorithm based design algorithms for PV-hybrid systems with battery and hydrogen storage path", *Energy Procedia*, vol. 135, 2017, Pages 452-463, doi: 10.1016/j.egypro.2017.09.509

Paulitschke, M.; Bocklisch, T.; Böttiger, M.: "Sizing Algorithm for a PV-battery-H<sub>2</sub>-hybrid System Employing Particle Swarm Optimization", *Energy Procedia*, vol. 73, 2015, Pages 154-162, doi: 10.1016/j.egypro.2015.07.664

Bocklisch, T.; Böttiger, M.; Paulitschke, M.: "Multi-storage Hybrid System Approach and Experimental Investigations", *Original Research Article, Energy Procedia*, vol. 46, 2014, Pages 186-193, DOI 10.1016/j.egypro.2014.01.172

Bocklisch, T.; Böttiger, M.; Paulitschke, M.: "Application Oriented Photovoltaic-hybrid system test-bed with battery, hydrogen and heat storage path", *Proceedings of the International Exhibition and Conference for Power Electronics, Intelligent Motion, Renewable Energy and Energy Management, Nuremberg, 2013, May 12-16, VDE Verlag. ISBN: 978-3-8007-3505-1*

## Betreute studentische Arbeiten

Elschner, T.: „Entwicklung und experimentelle Untersuchung einer Verlustoptimalen Lade-  
regelung für die Betriebsführung von PV-Batteriespeichersystemen“, Diplomarbeit an der  
TU Dresden, 2019

Roßbach, M.: „Simulationsbasierte Untersuchungen von Photovoltaik-Batteriespeichersys-  
temen in Industrie und Gewerbe“, Studienarbeit an der TU Dresden, 2019

Rao, H.: „kumulative Modellbildung einer Lithium-Ionenbatterie zur Onlinediagnose der Al-  
terung“, Diplomarbeit an der TU Dresden, 2018

Wilcken, J. von: „Entwicklung eines Ansatzes zur Online-Schätzung der Batteriealterung zur  
Anwendung in einem Energiemanagement für PV-Batteriespeichersysteme“, Diplomarbeit  
an der TU Dresden, 2018

Wilcken, J. von: „Literaturrecherche – semi-empirische Modellierungsansätze zur Beschrei-  
bung des Alterungsverhaltens von Lithium-Ionen-Batterien“, Oberseminar an der TU  
Dresden, 2018

Müller, S.: „Modellierung eines Schwungmassenspeichers“, Studienarbeit an der TU Dres-  
den, 2017

Treeck, R. von: „Ermittlung der Zellkapazität alternder Lithium-Ionen-Zellen aus unter Be-  
triebsbedingungen erfassten Messdaten“, Diplomarbeit an der TU Dresden, 2017

Neumann, L.: „Technische und wirtschaftliche Untersuchung von PV-Batteriespeicher-sys-  
temen in Industrie und Gewerbe“, Diplomarbeit an der TU Dresden, 2017

Boß, V.: „Simulationsbasierte Untersuchung der elektrochemischen Impedanzspektrosko-  
pie zur Charakterisierung elektrochemischer Energiespeicher“, Diplomarbeit an der TU  
Dresden, 2017

Emde, M.: „Konzeptionierung eines Bleibatterie-Experimentiersystems und Entwicklung  
eines Algorithmus zur Ladezustandsüberwachung“, Studienarbeit an der TU Dresden,  
2017

Wilcken, J. von: „Experimentelle Untersuchung einer Lithium-Titanat-Batterie“, Studienar-  
beit an der TU Dresden, 2017

Ludwig, J.: „Validierung eines Lithium-Ionen-Batteriemodells“, Fallstudie an der TU Chem-  
nitz, 2016

Ludwig, J.: „Untersuchung des Einflusses der Genauigkeit verschiedener Lithium-Ionen Bat-  
teriemodelle in einem prädiktiven Energiemanagementkonzept für ein PV-Batteriespei-  
chersystem“, Projektarbeit an der TU Chemnitz, 2016

Peichl, J.: „Experimentelle Untersuchung einer Lithium-Ionen-Batterie und Entwicklung ei-  
nes Simulationsmodells für die Anwendung in einem PV-Batteriespeichersystem“, Diplom-  
arbeit an der TU Chemnitz, 2016

Martin, T.: „Potenzialanalyse von Photovoltaik-Wärmepumpen-Batteriespeichersystemen  
für Privathaushalte“, Masterarbeit an der TU Chemnitz, 2015

Ulle, S.: „Wirtschaftlichkeitsanalyse von Energiespeichern in Industrie und Gewerbe“, Bachelorarbeit an der TU Chemnitz, 2015

Stute, J.: „Simulation und Vergleich von prioritätsbasierten Betriebsführungsstrategien für ein Multispeicher-Hybridsystem“, Bachelorarbeit an der TU Chemnitz, 2014

Rucks, S.: „Kommerzielle Speichersysteme zur Eigenverbrauchsoptimierung, Energiemanagement-Strategien und deren Simulation“, Seminararbeit an der TU Chemnitz, 2014

Rucks, S.: „Wirtschaftliche Analyse eines Photovoltaik-Wärmepumpen-Batteriespeichersystems“, Bachelorarbeit an der TU Chemnitz, 2014

Ulle, S.: „Energiespeicher – Wirtschaftlichkeit von Batteriespeichersystemen für Photovoltaikanlage“, Seminararbeit an der TU Chemnitz, 2014