
Multikriterielle Betriebsstrategien industrieller Microgrids

Von der Fakultät für Elektrotechnik, Informatik und Mathematik
der Universität Paderborn

zur Erlangung des akademischen Grades

Doktor der Ingenieurwissenschaften (Dr.-Ing.)

genehmigte Dissertation

von

Thorsten Vogt, M.Sc.

Erster Gutachter: Prof. Dr.-Ing. Joachim Böcker

Zweiter Gutachter: Prof. Willie Cronje (Witwatersrand-Universität)

Tag der mündlichen Prüfung: 17. Dezember 2019

Paderborn 2020
Diss. EIM-E/349

Vorwort

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Fachgebiet Leistungselektronik und elektrische Antriebstechnik (LEA) an der Universität Paderborn. Große Teile entstanden dabei in Zusammenarbeit mit der AEG Power Solutions GmbH in Warstein-Belecke.

An die Zeit der Erstellung dieser Arbeit werde ich mit großer Freude zurückdenken. Dazu haben zahlreiche Menschen beigetragen, bei denen ich mich herzlich bedanke.

Meinem Doktorvater, Herrn Prof. Dr.-Ing. Joachim Böcker, danke ich besonders für das mir entgegengebrachte Vertrauen, seinen Anregungen sowie für die Begutachtung dieser Arbeit. Ebenso danke ich Herrn Prof. Willie Cronje (Witwatersrand-Universität) für die Übernahme des Koreferats.

Den jetzigen und damaligen Mitarbeitern im Fachgebiet LEA danke ich für die tolle Zusammenarbeit und das hervorragende Arbeitsklima. Insbesondere danke ich Dr. Karl Stephan Stille, Dr. Oliver Wallscheid, Daniel Weber, Dr. Norbert Fröhleke und meinem langjährigen Weggefährten Lukas Keuck. Ich bedanke mich ebenfalls herzlich bei allen Studenten, die mich mit ihren Arbeiten unterstützt haben.

Seitens der AEG Power Solutions bedanke ich mich für die Unterstützung und für die Weichenstellung hinsichtlich dieser Arbeit bei meinen Kollegen und damaligen Kollegen Hartmut Barnhusen, Dr. Norbert Blacha, Dr. Peter Wallmeier, Prof. Dr. Stefan Kempen und Andreas Becker.

Weiterhin bedanke ich mich herzlich bei Julia Badede und Thomas Walter für die gute Zusammenarbeit.

Dies ist nun auch die Gelegenheit den wichtigsten Menschen in meinem Leben großen Dank in vielerlei Hinsicht auszusprechen: meiner Familie und insbesondere meinen Eltern und meiner Frau Larissa. Eure Unterstützung stärkte mir stets den Rücken und ermöglichte diese Arbeit.

Thorsten Vogt
Brilon, Januar 2020

Kurzfassung

Industrieunternehmen besitzen oftmals einen hohen Bedarf an elektrischer und thermischer Energie sowie hohe Ansprüche bezüglich der Versorgungssicherheit. Das *industrielle Microgrid* bezeichnet ein lokales Versorgungskonzept, welches die individuellen Rahmenbedingungen von Industrieunternehmen berücksichtigt und durch Einsatz von lokalen Erzeugungsanlagen und Energiespeichern zum einen die Versorgungskosten reduziert und zum anderen die Versorgungssicherheit erhöht. Im Unterschied zum Stand der Technik fokussiert diese Arbeit die Betriebsweise des elektrischen Energiespeichers in einem industriellen Microgrid, bei der vor allem die Kombination der einzelnen Kosteneinsparmöglichkeiten im Vordergrund steht. So wird auf Basis einer modellprädiktiven Regelung eine Betriebsstrategie vorgestellt, die sowohl die Bezugsspitzenleistung begrenzt als auch den Eigenverbrauch erhöht, die Speicherreserve für einen möglichen, autarken Inselnetzbetrieb maximiert und den Speicher zur Primärregelleistungsbereitstellung nutzt. Für die dafür benötigte Prädiktion werden etablierte Methoden verglichen, bei dessen Konfiguration und Kombination anwendungsspezifische Besonderheiten aufgezeigt werden. Das Ergebnis dieser Untersuchung zeigt, dass das Potenzial der Kosteneinsparungssteigerung durch die vorgestellte Strategie beachtlich ist. Die Zielerreichung bedingt jedoch ein komplexes Steuerungssystem und hängt stark von verschiedenen Einflussfaktoren ab. Diese Faktoren werden detailliert beschrieben und es werden Maßnahmen vorgestellt, die das Risiko eines nicht optimalen Ergebnisses reduzieren. Wenn gleich Industrieunternehmen im Fokus dieser Arbeit stehen, ist die Übertragung der Inhalte auf Versorgungsaufgaben mit ähnlichen Rahmenbedingungen denkbar, beispielsweise große Gebäudekomplexe, Universitäten oder Krankenhäuser.

Abstract

Industrial companies are usually characterized by a immense demand of electrical and thermal energy as by a high requirement for reliability. The *industrial microgrid* designates a local supply concept that takes the respective framework conditions of industrial companies into account and involves local energy sources as well as energy storage units. Its goals are, on the one hand, to reduce supply costs and, on the other hand, to increase the supply reliability. In extension of the state of the art, this thesis focuses on the electrical energy storage operation in an industrial microgrid, where the combination of the individual cost-saving options stands in the foreground. On the basis of a model predictive control, an operating strategy is presented which limits the demand peak power, increases the self-consumption, maximizes the storage reserve for power outage ride through, and supplies primary control reserve. Since this requires a prediction, established prediction methods are compared, and application-specific features and enhancements are presented. The result of this thesis shows that the presented strategy has the potential to increase the cost savings significantly. However, the achievement of the goals requires a complex energy management system and depends on various influencing factors. A detailed description of those factors as well as options which reduce the risk of non-optimal results are presented. Although supply tasks for industrial companies are the focus of this work, the results can be applied to those with similar framework conditions as well, like large building complexes, universities or hospitals for instance.

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	v
Abstract	vii
Abkürzungen und Formelzeichen	xi
1 Motivation und Einleitung	1
1.1 Konzept des industriellen Microgrids	6
1.2 Offene Fragestellungen	11
1.3 Zielsetzung und Aufbau dieser Arbeit	12
2 Grundlagen und Stand der Technik	13
2.1 Allgemeiner Überblick	13
2.2 Betriebsstrategien	21
2.3 Resümee	24
3 Systembeschreibung und Modellbildung	25
3.1 Besonderheiten industrieller Microgrids	25
3.2 Netzanschlusspunkt	31
3.3 Erzeugungsanlagen	33
3.4 Elektrische Lasten und Residualleistung	38
3.5 Energiespeicher im elektrischen Netz	39
3.6 Sektorkopplung im industriellen Microgrid	49
3.7 Steuerungsarchitektur	50
3.8 Definition der Zielfunktionen	52
4 Reflektorische Regelung	57
4.1 Reflektorische Wirkleistungsregelung	57
4.2 Simultane Primärregelleistungsbereitstellung	69
4.3 Aktive Blindleistungskompensation	77

5	Betriebsstrategien für den netzgekoppelten Betrieb	89
5.1	Regelbasierte Betriebsstrategien	90
5.2	Individuelle Betriebsstrategien	99
5.3	Modellprädiktive Betriebsstrategien	105
5.4	Zwischenfazit	134
6	Auswertung und Prädiktion von Residualleistungsverläufen	135
6.1	Szenarien	135
6.2	Vorauswertung von Leistungsdaten	137
6.3	Prädiktion des Residualleistungsverlaufs	145
6.4	Anwendungsspezifische Erweiterungen	170
6.5	Anwendungsspezifische Auswertung	189
6.6	Betrachtung der Leistungsreduktionsschwelle	192
6.7	Zwischenfazit	198
7	Aspekte der Wirtschaftlichkeit und der Dimensionierung	199
7.1	Betrachtung der Einzeleinflüsse	201
7.2	Betrachtung der Kombinationsmöglichkeiten	207
7.3	Diskussion der Ergebnisse	214
8	Zusammenfassung, Fazit und Ausblick	217
8.1	Zusammenfassung	217
8.2	Fazit	220
8.3	Ausblick	220
	Publikationen und studentische Arbeiten	221
	Literaturverzeichnis	225
	Anhang 1: Gedankenspiel zum zukünftigen Flexibilitätsbedarf	244
	Anhang 2: Bestandteile und Varianten der Betriebsstrategien	246
	A2.1 Optionen der reflektorischen Regelung	246
	A2.2 Übersicht der RB- und I-Betriebsstrategien	248
	Abbildungsverzeichnis	250
	Tabellenverzeichnis	257

Abkürzungen und Formelzeichen

Abkürzungen

AB	Arbeitsbereich
AKF	Autokorrelationsfunktion
AP	Anschlusspunkt
AR	Autoregressiv
ARMA	Autoregressive-Moving Average
ASH	Anwendungsspezifische Heuristik
BHKW	Blockheizkraftwerk
BLK	Blindleistungskompensation
BMS	Batteriemanagementsystem
DC	Gleichstrom (<i>direct current</i>)
DOD	Entladegrad (<i>depth of discharge</i>)
EA	Evolutionärer Algorithmus
EAR	Erweitertes autoregressives Modell
EE	Erneuerbare Energien
EEG	Gesetz für den Ausbau erneuerbarer Energien (Kurztitel: Erneuerbare-Energien-Gesetz)
EK	Energieinhaltsbezogene Investitionskosten
EnWG	Energiewirtschaftsgesetz
ESS	Kombination aus Eigenverbrauchssteigerung, Spitzenleistungs- reduktion und Speicherreserve für den Inselnetzbetrieb

ETK	Empirische Tagesklassifikation
EVS	Eigenverbrauchssteigerung
FK	Fixkosten
FPGA	Field Programmable Gate Array
GA	Generischer Algorithmus
GLT	Gebäudeleittechnik
GNL	Geringe Netzanschlusspunktleistung (Ziel)
GS	Gleichspannung
HTB	Hochtemperatur-Batterie
IB	Individuelle Betriebsstrategie (in zusammengesetzten Abkürzungen nur "I")
ISO	Internationale Organisation für Normung
JADE	Java Agent Development Framework
KNN	Künstliches neuronales Netz
KPNS	Korrekt erkannte Nicht-Spitzenleistung
KPS	Korrekt erkannte Spitzenleistung
KSE	Kombination aus Eigenverbrauchssteigerung und Spitzenleistungsreduktion
KWK	Kraft-Wärme-Kopplung
LD	Lebensdauer
LE	Leistungselektronik
LIB	Lithium-Ionen-Batterie
LK	Laufende Kosten während des Betriebs
LM	Lastmanagement
LMPC	Lineare modellprädiktive Regelung (<i>linear model predictive control</i>)
LVT	Letzter vergleichbarer Tag
MA	Mittelwertbildung und Abtastung

MAE	Mittlerer absoluter Fehler (<i>mean absolut error</i>)
MAS	Multiagentensystem
MPC	Modellprädiktive Regelung (<i>model predictive control</i>)
MPP	Arbeitspunkt maximaler Leistung (<i>maximum power point</i>)
MSE	Mittlerer quadratische Fehler (<i>mean squared error</i>)
NAP	Netzanschlusspunkt
NEA	Netzersatzanlage
NEV	Netzentgeltverordnung
NMPC	Nichtlineare modellprädiktive Regelung (<i>nonlinear model predictive control</i>)
NWP	Numerische Wetterprognose (<i>numerical weather prediction</i>)
OCM	Operator-Controller-Modul
PK	Leistungsbezogene Investitionskosten
PRL	Primärregelleistung
PSO	Partikelschwarmoptimierung
PtG	Power-to-Gas
PtH	Power-to-Heat
PV	Photovoltaik
RB	Regelbasierte Betriebsstrategie
RLM	Registrierende Leistungsmessung
SAIDI	Index der durchschnittlichen Systemausfallzeit (<i>system average interruption duration index</i>)
SCADA	Überwachung, Steuerung und Datenerfassung (<i>supervisory control and data acquisition</i>)
SLR	Spitzenleistungsreduktion
SMM	Schar-Mittelwert-Modell
SOC	Ladegrad (<i>state of charge</i>)
SOH	Alterungszustand (<i>state of health</i>)

SP	Spitzenleistungsprädiktion
SPS	Speicherprogrammierbare Steuerung
SQP	Sequential quadratic programming
SRI	Speicherreserve für den Inselnetzbetrieb
SRL	Sekundärregelleistung
SRS	Schwungradspeicher
TCP	Transmission Control Protocol
ÜNB	Übertragungsnetzbetreiber
USV	Unterbrechungsfreie Stromversorgung
VFD	USV-Schutzklasse 3, VFD-Klassifizierung nach EN 50091-3 (<i>voltage and frequency dependent</i>)
VFI	USV-Schutzklasse 1, VFI-Klassifizierung nach EN 50091-3 (<i>voltage and frequency independent</i>)
VNB	Verteilnetzbetreiber
VPP	Virtuelles Kraftwerk (<i>virtual power plant</i>)
WKA	Windkraftanlage
ZPS	Zeitfenster potentieller Spitzenleistungen

Formelzeichen

a_i	AR-Gewichtungsfaktoren
\mathbf{A}	Hauptmatrix
\mathcal{A}	Auszahlungen
\mathcal{A}_0	Investitionssumme
$B_{\text{cd},l}$	Verlustkoeffizient, lineares Verlustmodell, Laden u. Entladen
$B_{\text{cd},q}$	Verlustkoeffizient, quadratisches Verlustmodell, Laden u. Entladen
C_K	Verlustparameter der Komponenten
d	Laufvariable (Tage)
\mathbf{D}	Kovarianzmatrix
δ	Verschiebungsanzahl
Δc	Preisdifferenzsignal
E_C	Der Batterie beim Ladevorgang hinzugefügte Energie
E_D	Der Batterie beim Entladevorgang entnommene Energie
E_{diff}	Abweichung des nutzbaren Speicherenergieinhaltes zum Normalbereich
E_{EVS}	Untere Grenze des Speicherenergieinhaltsbereiches für die EVS
E_{in}	Dem Speichersystem beim Ladevorgang hinzugefügte Energie
E_{NBmax}	Obere Grenze des Speicherenergieinhaltsbereiches für den Normalbetrieb
E_{NBmin}	Untere Grenze des Speicherenergieinhaltsbereiches für den Normalbetrieb
E_{out}	Dem Speichersystem beim Entladevorgang entnommene Energie
E_S	Nutzbarer Speicherenergieinhalt
E_{Smax}	Maximal nutzbarer Speicherenergieinhalt
E_{Smax}^*	Nennwert des Maximal nutzbarer Speicherenergieinhalts (Datenblatt)
E_{Speicher}	Nutzbarer Speicherenergieinhalt (in Prinzipabbildungen)
E_{SRI}	Schwelle des Reserve-Speicherenergieinhalts für den Inselnetzbetrieb
\mathbf{e}	Vektor des Modellierungsfehlers
\mathcal{E}	Einzahlungen

\mathbf{E}_{NB}	Vektor der virtuellen Speicherenergieinhaltsschwellen
ε	Rauschterm / Prädiktionsfehler (kontextabhängig)
η	Wirkungsgrad
η_{S}	Speicherwirkungsgrad über einen Lade-Entladezyklus
f	Netzfrequenz
f_0	Nennfrequenz
\mathcal{G}	Transformierter Zielfunktionswert (für Vergleiche der Betriebsstrategien)
γ	Gradientengewichtungsfaktor
h	Wahrscheinlichkeitsdichte
\mathcal{H}	Wahrscheinlichkeitsverteilung
i	Laufvariable (kontextabhängig)
I	Laufindex Endwert (kontextabhängig)
\mathbf{I}	Einheitsmatrix
\mathbf{i}_{N}	Vektor der Ströme am Netzanschlusspunkt
j	Laufvariable (kontextabhängig)
J_{BLK}	Zielfunktionswert: Blindleistungskompensation
J_{EVS}	Zielfunktionswert: Eigenverbrauchssteigerung
J_{GNL}	Zielfunktionswert: Geringe Netzanschlusspunktleistung
J_{GSL}	Zielfunktionswert: Geringe Speicherleistung
J_{SLR}	Zielfunktionswert: Spitzenleistungsreduktion (oberhalb von P_{T})
J'_{SLR}	Zielfunktionswert: Spitzenleistungsreduktion
J_{SRI}	Zielfunktionswert: Speicherreserve für Inselnetzbetrieb
k	Laufvariable (kontextabhängig, i. d. R. Index der Viertelstundenwerte)
K_{p}	Anzahl der Prädiktionsschritte
K_{B}	Anzahl der mit T_{M} abgetasteten Werte im Betrachtungszeitraum
\mathcal{K}_0	Kapitalwert
κ	Laufvariable (MPC-Zeit)

λ	Gewichtungsparameter (kontextabhängig)
λ_{EL}	Gewichtungsparameter in der SRI Zielfunktion (linearer Teil)
λ_{EQ}	Gewichtungsparameter in der SRI Zielfunktion (quadratischer Teil)
λ_{EVS}	Zielerreichungsgrad für die Eigenverbrauchssteigerung
λ_{Nmax}	Preis für die Spitzenleistung am Netzanschlusspunkt
λ_{Nn}	Vergütung für elektrische Arbeit am Netzanschlusspunkt
λ_{Np}	Preis für Wirkarbeit am Netzanschlusspunkt
λ_{NQ}	Preis für Blindarbeit am Netzanschlusspunkt
λ_{SLR}	Zielerreichungsgrad für die Spitzenleistungsreduktion
λ_{VN}	Gewichtungsparameter in der GNL Zielfunktion
λ_{VS}	Gewichtungsparameter in der GSL Zielfunktion
n	Laufvariable (kontextabhängig, i. d. R. Index der Sekundenwerte)
N_{I}	Anzahl der Mittelwerte über T_{S} in T_{M}
P	Wirkleistung
p	AR-Ordnung
p_{FP}^*	Leistung des Fahrplangeschäfts
p_{IPS}^*	Idealer Leistungssollwert (unbegrenzt)
p_{PRL}^*	Speichersollwertanteil der Primärregelleistungsbereitstellung
p_{PS}^*	Leistung der PRL-Steuerung
p_{SRW}^*	Speichersollwertanteil der reflektorischen Regelung
P_{E}	Summenleistung betrachteter Erzeuger
P_{Erzeuger}	Summenleistung betrachteter Erzeuger (in Prinzipabbildungen)
P_{K}	Klemmleistung
P_{L}	Summenleistung betrachteter Leistungen
P_{Last}	Summenleistung betrachteter Leistungen (in Prinzipabbildungen)
P_{N}	Leistung am Netzanschlusspunkt
P_{NAP}	Leistung am Netzanschlusspunkt (in Prinzipabbildungen)

P_{Nn}	Auf einspeisbaren Wertebereich begrenzte Netzanschlusspunktleistung
P_{Np}	Auf positiven Wertebereich begrenzte Netzanschlusspunktleistung
P_{PA}	Angebotene Regelleistung
P_R	Residualleistung
$P_{Residual}$	Residualleistung (in Prinzipabbildungen)
P_S	Leistung des betrachteten Speichersystems
P_{SCmax}	Maximale Lade-Speicherleistung (aufgehen vom aktuellen Zeitpunkt)
P_{SCsys}	Nenn-Ladeleistung des Speichersystems
P_{SDmax}	Maximale Entlade-Speicherleistung (aufgehen vom aktuellen Zeitpunkt)
P_{SDsys}	Nenn-Entladeleistung des Speichersystems
P_{SI}	Innere Leistung
$P_{Speicher}$	Leistung des betrachteten Speichersystems (in Prinzipabbildungen)
$P_{SV,L}$	Gesamtverlustleistung des Speichersystems nach linearem Modell
$P_{SV,Q}$	Gesamtverlustleistung des Speichersystems nach quadratischem Modell
P_{SV}	Gesamtverlustleistung des Speichersystems
P_V	Verlustleistung
P_{EL}	Einspeiselimit
p_{\downarrow}	Begrenzung des Leistungsbereichs in negativer Richtung (PRL)
$P_{LS,E}$	Entladesollwert der I-ESS-LS Betriebsstrategie
$P_{LS,L}$	Ladesollwert der I-ESS-LS Betriebsstrategie
p_{\uparrow}	Begrenzung des Leistungsbereichs in positiver Richtung (PRL)
\bar{p}_N^{α}	Mittelwert über die im aktuellen Intervall verstrichene Zeit
\bar{p}_N^{β}	Mittelwert bezogen auf die Intervalldauer
\bar{p}_N^{γ}	Gleitender Mittelwert über die Intervalldauer
ϕ	Gewichtungsfaktor für die dynamische SRI-Gewichtung
φ	Zielgewichtungsfaktor
Ψ	AR-Gewichtungsvektor

Q	Blindleistung
Q_{frei}	Kostenfreie Blindleistung
Q_{komp}	Kompensierte Blindleistung
Q_{kost}	Kostenpflichtige Blindleistung
Q_{L}	Blindleistung der Lasten
Q_{N}	Blindleistung am Netzanschlusspunkt
r	Fehler
R	Fehler (gemittelt / gesamt)
r_{RW}	Regelfehler der reflektorischen Wirkleistungsregelung
ρ	Leistungsfaktor
ρ_{N}	Leistungsfaktor am Netzanschlusspunkt
S	Scheinleistung
S_{L}	Scheinleistung der Lasten
S_{N}	Scheinleistung am Netzanschlusspunkt
$S_{\text{K}x}$	Scheinleistung der Komponente x
\mathcal{S}_{G}	Gesamtschädigung
\mathcal{S}_{K}	Kalendarische Schädigung
$\mathcal{S}_{\text{Z},i}$	Zyklenschädigung des Ereignisses i
t	Zeit
T_{B}	Betrachtungszeitraum (kontextabhängig)
T_{BS}	Benutzungsstunden
T_{KLD}	Kalendarischen Lebensdauer
T_{M}	"Lange" Periodendauer (15 Minuten)
T_{S}	"Kurze" Periodendauer (hier: eine Sekunde)
t_{SLE}	Zeitpunkt der Spitzenleistungsprädiktion (Uhrzeitangabe)
t_{u}	Uhrzeit
T_{UV}	Umschaltzeitverschiebung

T_V	Vorlaufzeit
$t_{ZPS,A}$	Anfangszeitpunkt des Zeitfensters potenzieller Spitzenleistungen
$t_{ZPS,E}$	Endzeitpunkt des Zeitfensters potenzieller Spitzenleistungen
T_{ZPS}	Zeitfenster potenzieller Spitzenleistungen
$t_{u,d}$	Uhrzeit am Tag d
τ	MPC-Zeit / Zeitverschiebung (kontextabhängig)
ϑ	Temperatur
θ_{E1}	Auswahlparameter: Option 1 zur Einspeiseüberwachung
θ_{E2}	Auswahlparameter: Option 2 zur Einspeiseüberwachung
θ_{E3}	Auswahlparameter: Option 3 zur Einspeiseüberwachung
θ_G	Auswahlparameter: Grundfunktionalität der reflektorischen Regelung
θ_L	Auswahlparameter: Option für eingeschränkten Ladegradbereich
θ_{PT}	Auswahlparameter: Option zur Einhaltung der Leistungsreduktionsschwelle
Θ	Vektor zur Optionsauswahl der reflektorischen Regelung
\mathbf{u}_N	Vektor der Spannungen am Netzanschlusspunkt
v	Laufindex der Datensätze
V	Endwert des Laufindex der Datensätze
φ	Zielgewichtungsvektor
W_{Nn}	Eingespeiste Arbeit am Netzanschlusspunkt
W_{Np}	Bezogene Arbeit am Netzanschlusspunkt
$\tilde{\phi}_{AKF}$	Empirisch ermittelte Autokorrelationsfunktion
x	Variable (kontextabhängig)
ξ	Kalkulationszinssatz
y_{SP}	Ergebnis der Spitzenleistungsprädiktion
\mathbf{y}	Ausgangsvektor
z	Zielwert

Allgemeine Indizes und Variablentypen

$\tilde{\square}$	Prädizierter Wert / auf prädizierten Werten basierend / geschätzt
$\hat{\square}$	Spitzenwert
\square^*	Sollwert
\square_{\min}	Minimalwert
\square_{\max}	Maximalwert
\square'	Normierte Größe / Variation der Größe
$\overline{\square}$	Zeitlicher Mittelwert
\square^+	Variable mit auf $[0, \infty)$ begrenzten Wertebereich
\square^-	Variable mit auf $(-\infty, 0]$ begrenzten Wertebereich
\square_{TM}	Variable abgetastet mit T_{M}
\square_{TS}	Variable abgetastet mit T_{S}
\mathbf{X}	Matrizen, Vektoren (fett gedruckt)

Hinweise zur Notation

Die zeitlichen Abhängigkeiten werden für die bessere Lesbarkeit nur dort angegeben, wo es für das Verständnis wichtig ist. Kleine Formelzeichen signalisieren zeitlich veränderliche Variablen. Da in dieser Arbeit für ist meisten physikalischen Größen ausschließlich Mittelwerte betrachtet werden, wurden kleine Formelzeichen auch zur Kennzeichnung von Mittelwerten über kurze Periodendauer (z. B. p_{N} als Mittelwert der Netzanschlusspunktwirkleistung über $T_{\text{S}} = 1 \text{ s}$) genutzt, wohingegen Mittelwerte über eine lange Periodendauer mit großen Formelzeichen gekennzeichnet werden (z. B. P_{N} als Mittelwert der Netzanschlusspunktwirkleistung über $T_{\text{M}} = 15 \text{ min}$).

Mit $\overset{!}{\square}$ wird in dieser Arbeit eine Forderung bzw. ein Wunsch ausgedrückt, z. B. bedeutet $x \overset{!}{=} y$, dass x und y möglichst gleich sein sollen bzw. wünschenswerterweise gleich sind.

Zur Begrenzung von Variablen wird in dieser Arbeit häufig ein Intervall angegeben. Hierzu wird in Kurzschreibweise z. B. $x \in [a, b]$ geschrieben, was stets bedeutet, dass die Variablen zu den reellen Zahlen gehören, also $[a, b] = \{x \in \mathbb{R} \mid a \leq x \leq b\}$. Abweichungen hierzu werden an entsprechender Stelle angegeben. Weiterhin wird mit \mathbb{N}^+ in dieser Arbeit die Menge der natürlichen Zahlen *ohne Null* bezeichnet.

Kapitel 1

Motivation und Einleitung

*Prediction is very difficult,
especially if it's about the future.*

Niels Bohr (1885-1962)

Kaum ein Thema wird so kontrovers diskutiert wie die Zukunft der Energieversorgung. Maßgebliche Gründe dafür sind die vielen Vor- und Nachteile verschiedener Lösungen, die unzähligen Einflussfaktoren der Berechnungs- und Prognosemodelle und die immensen wirtschaftlichen Aspekte. Dies gilt aufgrund ihrer Komplexität in besonderem Maße für die Elektrizitätsversorgung.

Seit dem Beginn der öffentlichen Elektrizitätsversorgung zum Ende des 19. Jahrhunderts ist die gesellschaftliche und wirtschaftliche Bedeutung enorm gestiegen. So werden hohe Anforderungen gestellt: Verfügbarkeit, Versorgungssicherheit, geringe Endverbraucherkosten und zunehmend Umweltverträglichkeit und Nachhaltigkeit sind nur die wichtigsten Faktoren. Die Lösung der damit verbundenen Probleme gilt als eine zentrale Herausforderung des 21. Jahrhunderts (vgl. [1]).

In Deutschland wird die Elektrizitätsversorgung durch die sogenannte Energiewende reformiert. Neben der Elektrizitätsversorgung umfasst diese auch die Bereiche Wärmeversorgung und Mobilität. Sie soll die deutsche Energieversorgung unter Berücksichtigung von ökologischen, sozialen und wirtschaftlichen Gesichtspunkten umgestalten. Die Energiewende begann in den 1980er Jahren mit der Förderung erneuerbarer Energien (EE) und dem Abbruch neuer Kernkraftwerksprojekte, z. B. in Wyhl [2, S. 31].

Befürworter der Energiewende begründen den Handlungsbedarf mit den Gefahren des Klimawandels, der Begrenztheit fossiler Energiereserven und den Risiken der Kernenergie. Um diesen Problemen zu begegnen, bedinge es an Einsparungen und Effizienzsteigerungen in Verbindung mit der Nutzung erneuerbarer Energiequellen

wie Sonnenenergie (Solarthermie, Photovoltaik), Windenergie, Wasserkraft, Meeresenergie (Nutzung von Gezeiten, Meeresströmungen, Wellenenergie,...), Bioenergie und Erdwärme (vgl. [3, S. 429f]). Im Energiekonzept der Bundesregierung vom Jahre 2011 [4, S. 5] wurden Zielwerte für den Anteil der elektrischen Energie aus regenerativen Energiequellen definiert (bezogen auf den Brutto-Inlandsverbrauch elektrischer Energie in Deutschland). Abbildung 1.1 zeigt die bisherige Entwicklung dieses Anteils sowie die Zielvorstellungen. Dabei erfordert der Übergang von der überwiegend auf fossilen Brennstoffen basierenden zentralen Energieversorgung hin zu einer dezentralen Energieversorgung mit hohem Anteil erneuerbarer Energien erhebliche Anpassungen der Infrastrukturen und Koordinationsmechanismen (vgl. [5, S. 93]). Durch die witterungsabhängige Stromerzeugung wird es besonders zu einem steigenden Flexibilitätsbedarf kommen (vgl. [6, S. 49ff], siehe Anhang A1).

Auf der anderen Seite besteht vielfältige Kritik an der Energiewende. So wird beispielsweise in [7] der CO₂-Ausstoß als Ursache des Klimawandels in Frage gestellt. Doch selbst wenn nur wenige die Begründungen der Energiewende anzweifeln und den sich daraus ergebenden Zielen entgegenstehen, so besteht doch erhebliche Kritik am eingeschlagenen Weg, um die Ziele zu erreichen (vgl. [2, S. 24f]). In [8] und [9] werden beispielsweise die Zeitplanung, technisch ungelöste Probleme und insbesondere die enormen Kosten als Kritikpunkte genannt.

Für *Industrieunternehmen* stellen die Kosten der Energieversorgung einen entscheidenden Faktor dar, welcher sich direkt auf die internationale Wettbewerbsfähigkeit auswirkt (vgl. [10]). Daher wird in dieser Arbeit ein Konzept vorgestellt,

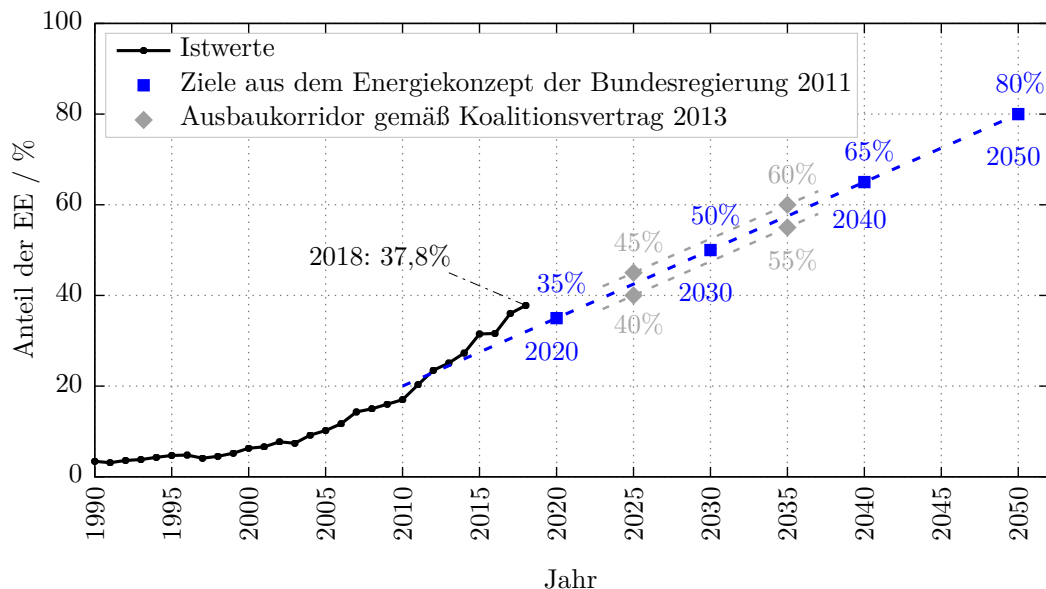


Abbildung 1.1: Anteil der elektrischen Energie aus regenerativen Energiequellen bezogen auf den Brutto-Inlandsverbrauch elektrischer Energie in Deutschland
Daten-Quellen: BDEW (Stand: 02/2015) und AGEE-Stat (Stand: 07/2019)

welches Kosten der Energieversorgung für Industrieunternehmen reduzieren bzw. Kostensteigerungen entgegenwirken soll. Die durchschnittlichen Strompreise (inflationsbereinigt) für Industrieunternehmen in Deutschland haben sich seit dem Jahr 2000 mehr als verdoppelt (Abbildung 1.2). Großen Anteil daran nimmt die zwischen 2008 und 2017 deutlich gestiegene EEG-Umlage. Für eine Einschätzung der mittelfristigen Preisentwicklung wurde im Jahr 2015 in [11, S. 88] eine Entwicklungsspanne der jährlichen Preissteigerung von 0 % bis 2 % pro Jahr (inflationsbereinigt) genannt, was die Autoren als eher konservative Einschätzung einstufen. Tatsächlich liegt der in [12] ermittelte durchschnittliche Strompreis für das Jahr 2017 bereits weit über dieser Schätzung. Die durchschnittliche inflationsbereinigte Preissteigerung zwischen den Jahren 2000 und 2015 liegt bei 4,78 % pro Jahr.

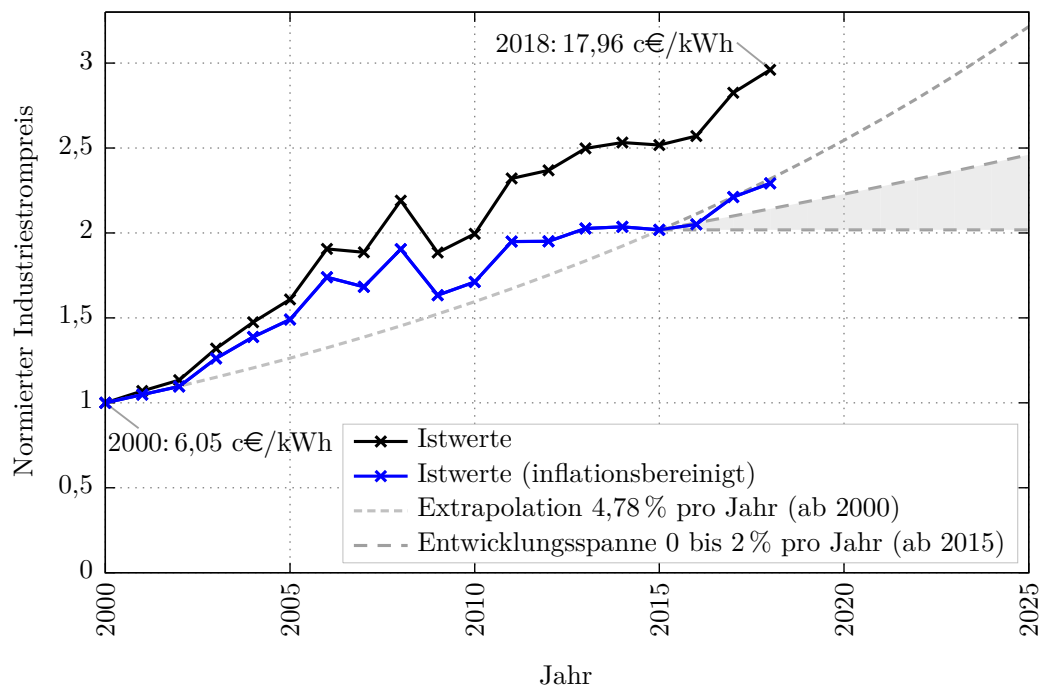


Abbildung 1.2: Durchschnittliche Strompreise für Industrieunternehmen (0,16 bis 20 GWh Jahresbedarf mit Mittelspannungsanbindung) in Deutschland, inklusive Stromsteuern, Abgaben und Umlagen; Inflationsbereinigung anhand des Verbraucherpreisindex für Deutschland; Daten-Quelle Strompreise: BDEW (Stand: 01/2019), Daten-Quelle Verbraucherpreisindex: Statistisches Bundesamt (Stand: 01/2019)

Im gezeigten durchschnittlichen Industriestrompreis sind Netzentgelte enthalten, welche sich im Einzelfall stark unterscheiden, aber einen beachtlichen Teil des Gesamtpreises ausmachen können. Durch Netzentgelte werden Kosten der Netzbetreiber für Netzausbau, Betrieb und die Instandhaltung von Stromnetzen auf die Verbraucher umgelegt. Wie in [13, S. 23] beschrieben, erfordert die Energiewende einen erheblichen Ausbau der Stromnetze auf Übertragungs- und Verteilnetzebene.

Der Ausbaubedarf wird insbesondere durch die Integration von EE-Anlagen, durch die Abschaltung von Kernkraftwerken sowie das ansteigende Aufkommen von Rückeinspeisungen auf vorgelagerte Netzebenen verursacht [13, S. 23]. Demnach werden die Netzentgelte gerade für mittelständische Industriekunden in den nächsten Jahren weiter steigen, vgl. [13, S. 24]. Um diese Aussage besser einschätzen zu können, wurde eine Auswertung von Preisblättern der Übertragungs- und ausgewählter Verteilnetzbetreiber in Deutschland durchgeführt. Dabei sind starke Steigerungen der Leistungspreise aufgefallen. Abbildung 1.3 zeigt die Verläufe ausgewählter Jahresleistungspreise (für Höchstspannung mit Umspannung auf Hochspannung und für Mittelspannungsebene) bei einer Jahresbenutzungsdauer¹ von ≥ 2500 h.

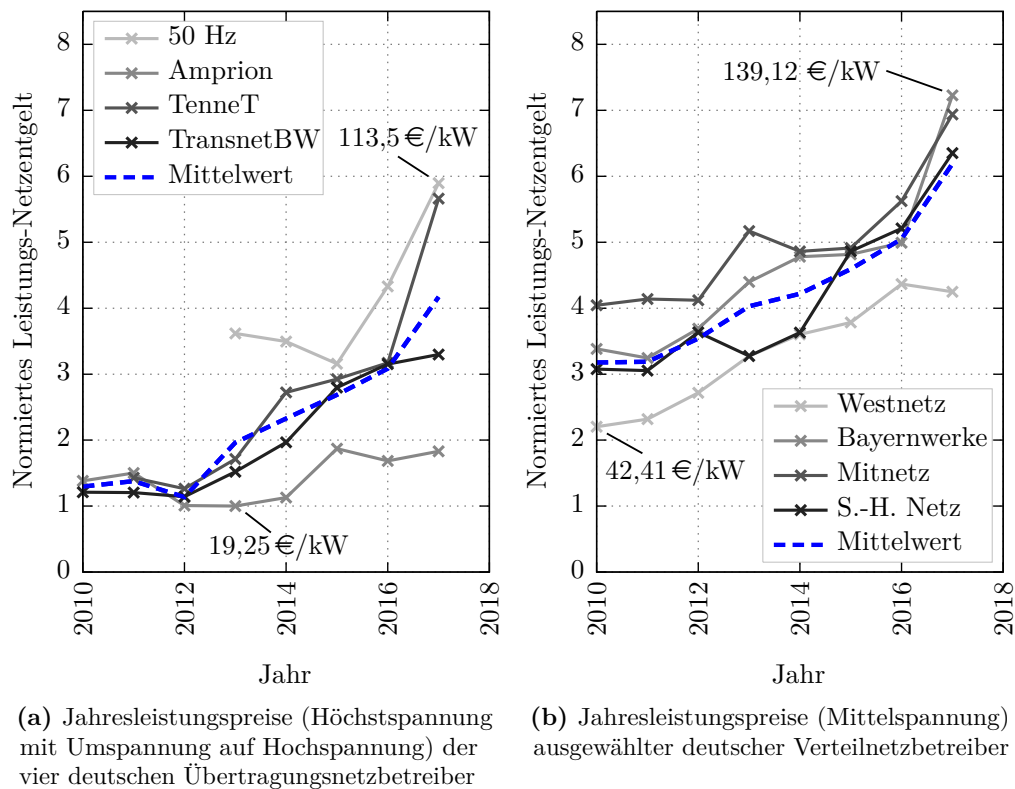


Abbildung 1.3: Historie von Jahresleistungspreisen in Deutschland, bei einer Jahresbenutzungsdauer von ≥ 2500 h, Daten-Quellen: Preisblätter von Amprion, TransnetBW, TenneT TSO, 50Hertz Transmission, Westnetz, Bayernwerke, Mitnetz, Schleswig-Holstein Netz (Stand: 01/2017)

¹ Die Jahresbenutzungsdauer bezeichnet den Quotient aus der Arbeit und der maximalen Leistung (Viertelstundenmittelwert) an einem Messpunkt bezogen auf den Zeitraum eines Jahres, eine genauere Erläuterung folgt in Kapitel 3.2 im Kontext der registrierenden Leistungsmessung.

Ein weiterer wichtiger Aspekt zur Motivation dieser Arbeit sind mittelbare Kosten, welche den Industrieunternehmen in Folge von Ausfällen des Versorgungsnetzes entstehen (vgl. [14]). Um die Zuverlässigkeit der Stromversorgung einschätzen und vergleichen zu können, wird häufig der SAIDI-Wert (*system average interruption duration index*) als Kenngröße verwendet. Danach ist die Netzzuverlässigkeit in Deutschland im internationalen Vergleich seit Jahren auf höchstem Niveau (im Jahr 2015 bei 12,70 Minuten). Im SAIDI werden jedoch nur Unterbrechungen berücksichtigt, welche nicht auf geplante Unterbrechungen oder höhere Gewalt, wie etwa Naturkatastrophen, zurückzuführen sind und *länger als drei Minuten* andauern.

Da sich der SAIDI in den letzten Jahren trotz hohem Niveau noch verbessert hat, erscheinen Warnungen vor kurz bevorstehenden Blackouts als Folge der Energiewende übertrieben zu sein (vgl. [15]). Das Risiko, dass sich die Qualität der Versorgungssicherheit im weiteren Prozess der Umstellung des Energiesystems verschlechtert, könnte dennoch steigen, da der Erhalt der Netzstabilität immer anspruchsvoller wird. Dies wird durch die stark steigende Häufigkeit von Redispatch-Maßnahmen deutlich (vgl. [15]). Redispatch bezeichnet den vom Übertragungsnetzbetreiber angeordneten Eingriff in den ursprünglich geplanten Fahrplan der Kraftwerke zur Verlagerung der Einspeisung, um Leitungsüberlastungen im Stromnetz vorzubeugen (präventiver Redispatch) bzw. zu beheben (kurativer Redispatch) [16].

Zu Versorgungsunterbrechungen unter drei Minuten gibt es keine offizielle Übersicht, was z. B. in [17, S. 14] aus Sicht der Industrie kritisiert wird, da Industrieanlagen häufig schon bei Versorgungsausfällen ab ca. 200 ms automatisch abschalten. In [18] wird hingegen festgestellt, dass diese Unterbrechungen zwar für einzelne Netznutzer eine hohe wirtschaftliche Relevanz besitzen, jedoch nicht für die Allgemeinheit. Daher werden für Netznutzer mit hohen Qualitätsansprüchen individuelle Maßnahmen zur Sicherstellung der von ihnen geforderten Qualität nahegelegt.

Um die Versorgung im Falle eines Netzausfalls abzusichern, sind unterbrechungsfreie Stromversorgungsanlagen (USV-Anlagen) Stand der Technik. Da die Absicherung durch USV-Anlagen aber mit erheblichen Kosten verbunden ist, werden in der Regel nur wirklich kritische Lasten abgesichert (z. B. Operationssäle, Kraftwerkstechnik), oder solche, bei denen ein Ausfall zu sehr hohen Kosten führen würde (z. B. Rechenzentren, Leit- und Steuerungstechnik).

Es existieren jedoch auch Lasten in Unternehmen, welche zwar bei einem Netzausfall mittelbar Kosten verursachen, für die sich eine USV aber nicht wirtschaftlich darstellen lässt (z. B. Produktionsstraßen, Büroräume, automatisierte Lager- und Logistiksysteme). Bei diesen *weniger kritischen Lasten* können auch schon kurzzeitige Versorgungsunterbrechungen problematisch sein, wie bei Produktionsprozessen, die nicht pausieren dürfen (z. B. Abfüll-, Walz- oder Fügeprozesse).

1.1 Konzept des industriellen Microgrids

Im Folgenden wird das Konzept des industriellen Microgrids vorgestellt. Eine ausführliche Beschreibung zu Microgrids und dem Stand der Technik findet sich in Kapitel 2. Um das Konzept des industriellen Microgrids zu motivieren, wurde zunächst die Versorgungssituation von Industrieunternehmen in Deutschland geschildert, da unter diesen Rahmenbedingungen der Nutzen von industriellen Microgrids besonders hoch erscheint. Die wesentlichen Rahmenbedingungen werden wie folgt zusammengefasst und interpretiert:

- Der Einsatz von regenerativen Erzeugungsanlagen (wie z. B. Photovoltaik-Anlagen) ist politisch gewollt und für Unternehmen wirtschaftlich darstellbar.
- Versorgungsnetzauslastung und Flexibilitätsbedarf (u. a. Speicherbedarf) im Energiesystem steigen durch zunehmenden Anteil von EE-Erzeugungsanlagen.
- Kosten für den Bezug elektrischer Leistung und Arbeit aus dem öffentlichen Versorgungsnetz steigen, u. a. durch steigende Netzentgelte.
- Kosten für Bezugsarbeit sind höher als die Vergütung für eingespeiste Arbeit.
- Selbst kurzzeitige Netzausfälle können für Industrieunternehmen hohe Kosten verursachen.
- Aufgrund der Investitionskosten von USV-Anlagen und der hohen Versorgungssicherheit in Deutschland, werden hauptsächlich kritische Lasten durch USV-Anlagen abgesichert. Viele Lasten werden nicht abgesichert, obwohl durch deren Ausfälle massive Kosten entstehen.

Die eingangs beschriebene Situation in Deutschland führt auf lokaler Ebene zunehmend zu Veränderungen der Versorgungskonzepte. Ein üblicher erster Schritt von Industrieunternehmen zur Einsparung von Versorgungskosten ist die Installation von lokalen Erzeugungsanlagen wie Blockheizkraftwerken (BHKW), Photovoltaikanlagen und Windkraftanlagen im unternehmenseigenen Netz (siehe z. B. Abbildung 1.4). Die Differenz der lokal benötigten und erzeugten Leistung wird aus dem übergeordneten Versorgungsnetz entnommen bzw. in das übergeordnete Versorgungsnetz abgegeben. Freiheitsgrade der Leistungsbeeinflussung am Netzanschlusspunkt (NAP) sind dabei typischerweise kaum vorhanden.

Ein derartiges Netz bildet quasi den Ausgangspunkt für die Transformation zu einem *industriellen Microgrid*. Dazu wird das lokale Netz durch Schaltanlagen¹,

¹ Die Schaltanlagen werden zur Unterbrechung der Verbindung zwischen Versorgungsnetz und lokalem Netz bzw. Teilen des lokalen Netzes benötigt.

ein Speichersystem und eine lokale Microgrid-Steuerung erweitert (Abbildung 1.5). Durch diese Komponenten entstehen einerseits Freiheitsgrade, um den Leistungsverlauf am Netzanschlusspunkt zu beeinflussen (netzgekoppelter Betrieb), andererseits kann im Falle eines Netzausfalls die Versorgung der Lasten, zumindest in Teilen, aufrechterhalten werden (Inselnetzbetrieb). Diese Fähigkeit wird auch als Resilienz eines technischen Systems bezeichnet.

Das primäre Ziel industrieller Microgrids ist die *Generierung von Erlösen*. Dies können einerseits Opportunitätserlöse sein, also z. B. Kosteneinsparungen durch Reduzierung von Netzentgelten oder durch Aufrechterhaltung der Versorgung von Anlagen während eines Netzausfalls. Andererseits können dies aber auch direkte Erlöse sein, z. B. durch Vermarktung von Dienstleistungen wie der Regelleistungsbereitstellung.

Da im industriellen Microgrid erneuerbare Energiequellen zum Einsatz kommen und der lokale Speicher das Angebot und den Bedarf der elektrischen Leistung harmonisiert, werden mittelbar auch die Ziele der Energiewende verfolgt. Unterstellt man weiterhin eine Korrelation zwischen der Höhe der Netzentgelte und dem Grad der Netzauslastung, so kann auch in Folge der Reduktion der Netzentgelte ein netzentlastendes Verhalten unterstellt werden. Dies kann wiederum den Netzausbaubedarf reduzieren. Zudem ist die Beteiligung am Regellenergemarkt



Abbildung 1.4: Industrieunternehmen mit Photovoltaik-, Wind-, und Biogasnutzung (Quelle: Stute Nahrungsmittelwerke GmbH & Co KG, Paderborn)

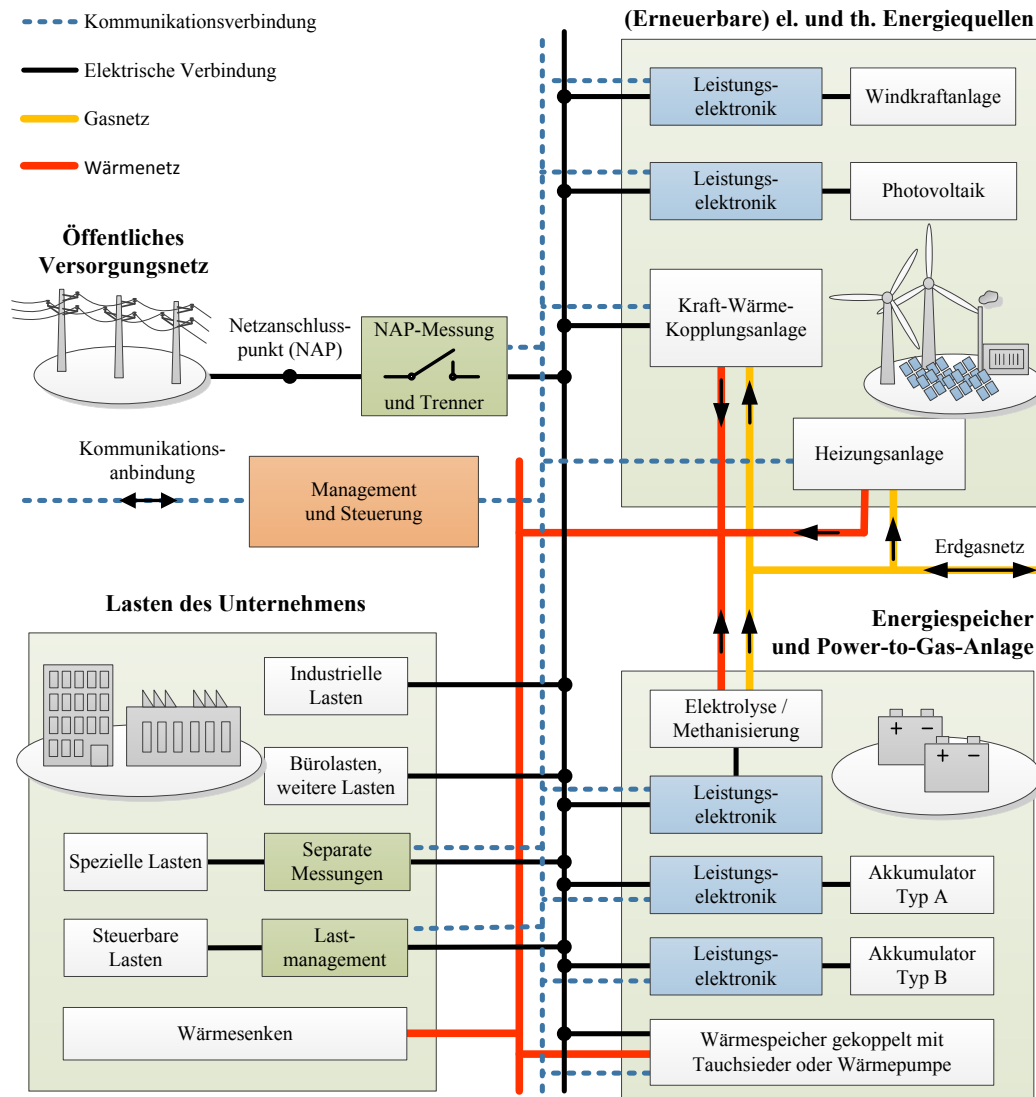


Abbildung 1.5: Illustration der beispielhaften Struktur eines industriellen Microgrids

ein direkter Beitrag zur Netzstabilität. Es ist also anzunehmen, dass die Ziele des Microgridbetreibers nicht konträr zu energiewirtschaftlichen Interessen stehen.

Um ein industrielles Microgrid aufzubauen, sind Investitionen für die Komponenten (Quellen und Speicher), die Infrastruktur (z. B. Messsystem, Verkabelung, Leitwarte) sowie für die Projektierung und Konfigurierung notwendig. Diese Ausgaben stehen dem primären Ziel, der Generierung von Erlösen, zunächst entgegen. Die Kosten für Speichersysteme können, trotz derzeitig sinkender Preise verschiedener Technologien für stationäre Speichersysteme (siehe [11]), als gravierender Faktor angesehen werden. Um einen wirtschaftlichen Vorteil zu erreichen, ist es daher notwendig, das Speichersystem bestmöglich auszunutzen. Dies kann nur mit

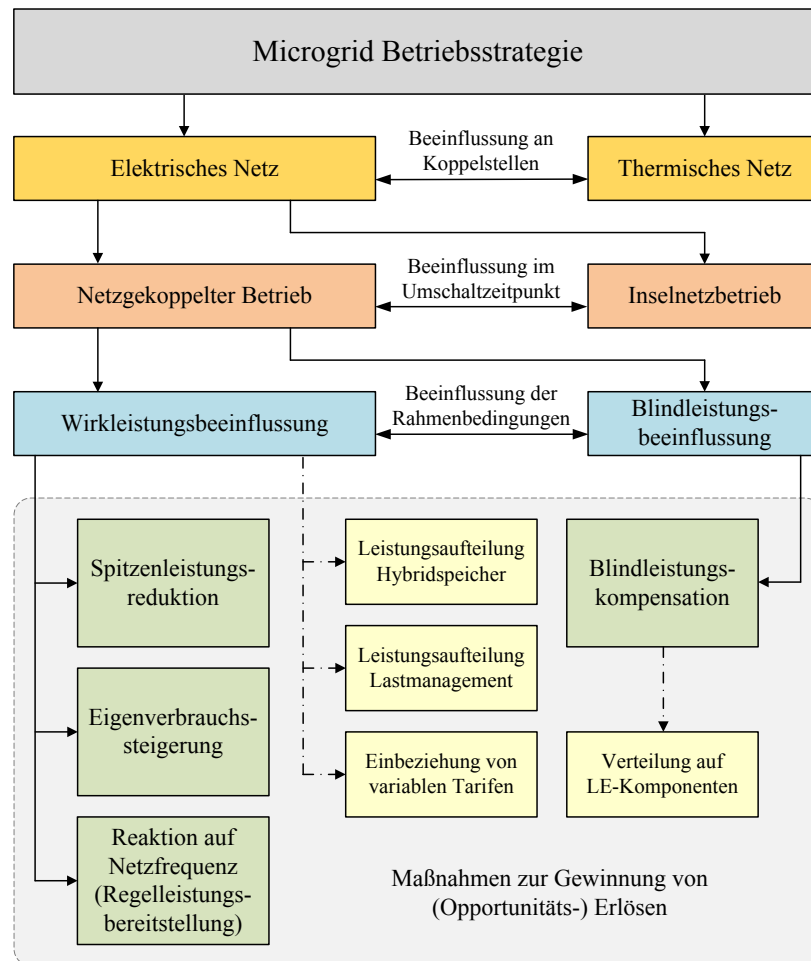


Abbildung 1.6: Aspekte der Betriebsstrategien von industriellen Microgrids

entsprechenden *Betriebsstrategien* gelingen. Erst mit der entsprechenden Betriebsstrategie kann die Dimensionierung der Komponenten stattfinden, welche natürlich ebenfalls einen maßgeblichen Einfluss auf die Wirtschaftlichkeit des Systems hat.

Die Bestandteile bzw. die Ausgestaltung der Betriebsstrategien von Microgrids variieren mit dem Anwendungsgebiet. Abbildung 1.6 zeigt eine Übersicht der Aspekte von Betriebsstrategien industrieller Microgrids. Die Besonderheiten dieses Anwendungsgebiets werden in Kapitel 3 detailliert beschrieben, wobei deutlich wird, dass insbesondere an den netzgekoppelten Betrieb spezielle Anforderungen gestellt werden.

Aufgrund dieser Rahmenbedingungen ergeben sich im netzgekoppelten Betrieb im Wesentlichen zwei grundsätzliche Möglichkeiten die Kosten der Elektrizitätsversorgung durch Einsatz von Energiespeichern zu senken. Zum einen die Spitzenleistungsreduktion und zum anderen die Eigenverbrauchssteigerung. Für beide Aspekte

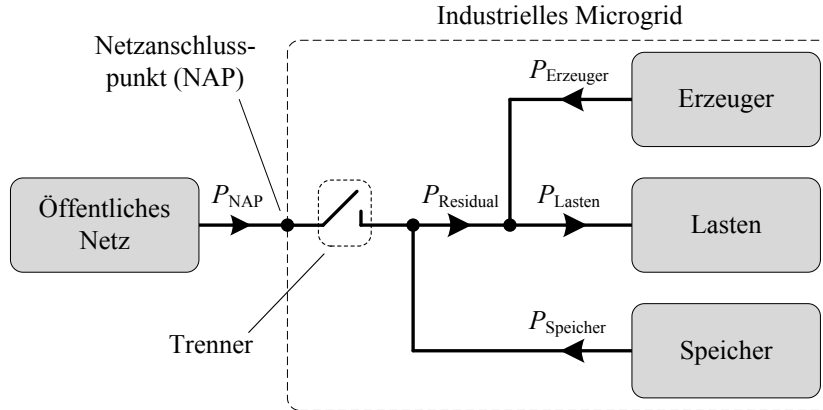


Abbildung 1.7: Blockdiagramm des industriellen Microgrids

können einfache, regelbasierte Betriebsstrategien formuliert werden, wie sie bereits zum Stand der Technik gehören. Dafür ist es sinnvoll, das Microgrid zu abstrahieren, indem alle elektrischen Komponenten in den Gruppen *Lasten*, *Erzeuger* und *Speicher* zusammengefasst werden (Abbildung 1.7). Für das Wirkleistungsgleichgewicht gilt im netzgekoppelten Zustand

$$P_{\text{NAP}} = \underbrace{P_{\text{Last}} - P_{\text{Erzeuger}}}_{P_{\text{Residual}}} - P_{\text{Speicher}}. \quad (1.1)$$

Zur Spitzenleistungsreduktion wird der Speicher so betrieben, dass die Differenz aus Residualleistung und Speicherleistung einen Maximalwert (Leistungsreduktionsschwelle P_T genannt) möglichst nicht übersteigt. Dadurch werden die Kosten für die Maximalleistung im Abrechnungszeitraum reduziert. Zur Eigenverbrauchssteigerung wird der Speicher hingegen bei negativer Residualleistung geladen und bei positiver Residualleistung wieder entladen. Die Kostenersparnis errechnet sich dabei näherungsweise aus der Differenz der Kosten für die Wirkarbeit und der Einspeisevergütung, multipliziert mit dem mittleren Wirkungsgrad des Speichers. Beispielverläufe regelbasierter Betriebsstrategien zur Spitzenleistungsreduktion und zur Eigenverbrauchssteigerung sind in Abbildung 1.8 gezeigt.

Um möglichst hohe Kosteneinsparungen zu erreichen, liegt es nun nahe, die beiden vorgestellten regelbasierten Betriebsstrategien zu kombinieren. Es ist jedoch schnell ersichtlich, dass es hierbei zu Problemen kommen kann. Bei der Spitzenleistungsreduktion wird der Speicher, sobald die Residualleistung unter die Leistungsreduktionsschwelle fällt, geladen, um auf mögliche weitere Spitzenleistungen reagieren zu können. Wie die Beispielverläufe zeigen, kann der Speicher zu Zeiten negativer Residualleistungen vollständig geladen sein, was eine Steigerung des Eigenverbrauchs verhindert. Bei der Eigenverbrauchssteigerung wird der Speicher wiederum entladen, sobald die Residualleistung positiv wird, um auf mögliche

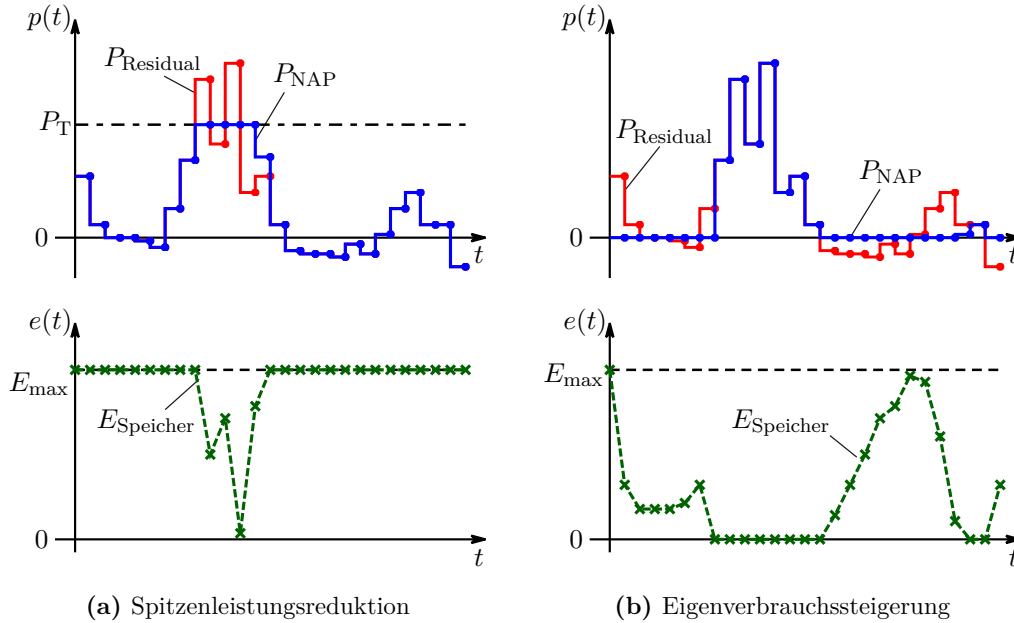


Abbildung 1.8: Beispielverläufe regelbasierter Einzel-Betriebsstrategien

weitere Einspeiseperioden reagieren zu können. Wie die Beispielverläufe zeigen, kann es bei der Eigenverbrauchssteigerung dazu kommen, dass zu Zeiten von Spitzenleistungen der Speicher bereits vollständig entladen ist und somit wiederum nicht zur Spitzenleistungsreduktion eingesetzt werden kann. Beide Betriebsstrategien nehmen den Speicher also auf verschiedene Weise in Anspruch; die einfache Kombination der Regeln beider Strategien gelingt nicht.

1.2 Offene Fragestellungen

In Kapitel 2 wird eine ausführliche Übersicht zum Stand der Technik von Microgrids gegeben. Zusammengefasst ist zu sagen, dass bereits ein großer Fundus methodischer Ansätze für den Betrieb von Microgrids verfügbar ist und unterschiedliche Anwendungsgebiete untersucht werden. Vor allem der Betrieb im Inselnetz ist häufig thematisiert und gut beschrieben. Auch zum Energiemanagement von netzgekoppelten Microgrids sind bereits einige Arbeiten zu finden.

Offene Fragestellungen bezüglich industrieller Microgrids stellen sich vor allem bezüglich der Betriebsführung im netzgekoppelten Betrieb. Die Kombination aus Spitzenleistungsreduktion und Eigenverbrauchssteigerung ist bislang nicht thematisiert. Wie kann also eine Betriebsstrategie diese Kombination effektiv durchführen? Inwiefern können Prognosen bei der Betriebsführung hilfreich sein und ist eine qualitativ nutzbare Prognose der Leistungsverläufe in diesen vergleichsweise kleinen Netzen mit etablierten Verfahren überhaupt möglich?

Ferner stellt sich die Frage, wie weitere Betriebsstrategiebestandteile berücksichtigt werden können. Hierzu zählen beispielsweise die minimale Beeinträchtigung der Überbrückungsfunktionalität und die Bereitstellung von Netzdienstleistungen.

Damit verbunden ergibt sich eine Reihe weiterer Fragestellungen, wie z. B. die einer wirtschaftlichen Speicherauslegung im Kontext einer solchen Betriebsstrategie. Da die im Rahmen dieser Arbeit vorgestellten Methoden teilweise mit recht hohem Aufwand verbunden sind, ist insbesondere von Interesse, ob der Mehraufwand dieser Methoden durch den wirtschaftlichen Vorteil gegenüber einfacheren Methoden gerechtfertigt ist und welche Risiken während des Betriebs bestehen.

1.3 Zielsetzung und Aufbau dieser Arbeit

Ausgehend von den offenen Fragestellungen ist primäres Ziel dieser Arbeit, ein flexibles Konzept für multikriterielle Betriebsstrategien zur Anwendung in industriellen Microgrids zu erstellen und einen Beitrag zur Lösung der damit verbundenen Herausforderungen zu liefern. Im Fokus steht dabei die möglichst optimale Kombination von Eigenverbrauchssteigerung und Spitzenleistungsreduktion. Um diesen Forschungsbedarf darzustellen, wird in *Kapitel 2* der Stand der Technik zu Microgrids und Betriebsstrategien beschrieben.

Die im Rahmen dieser Arbeit gewonnenen Erkenntnisse beruhen auf Simulationen, welche wiederum auf realen Messdaten aufgebaut sind. Dazu notwendige Modelle, die Systembeschreibung der betrachteten Microgrid-Struktur sowie Zielfunktionen für die einzelnen Betriebsstrategiebestandteile werden in *Kapitel 3* erläutert.

Die eigentliche Behandlung der Betriebsstrategien ist in die drei nachfolgenden Kapitel aufgeteilt. *Kapitel 4* beschreibt die reflektorische Regelung und somit das Fundament der Betriebsstrategie, denn hier werden die Leistungsverläufe mit hoher Abtastrate überwacht und Sollwerte unter verschiedenen Nebenbedingungen eingeregelt. Die Bestimmung dieser Sollwerte wird in *Kapitel 5* unter idealisierten Bedingungen beschrieben und so mögliche Potenziale verglichen. Die Residualleistung ist bei der Betrachtung von Microgrid-Betriebsstrategien eine elementare Größe, daher werden schließlich in *Kapitel 6* Auswertemöglichkeiten und die Prädiktion von Residualleistungsverläufen thematisiert. Das Ergebnis ist eine Einschätzung, was von dem theoretischen Potenzial tatsächlich erreichbar scheint.

In *Kapitel 7* wird ein Beitrag zur Wirtschaftlichkeitsbetrachtung und zur Dimensionierung eines Speichersystems für das industrielle Microgrid gegeben. Ziel ist es hier insbesondere die Betriebsstrategiebestandteile und deren Kombination zu vergleichen, da konkrete Ergebnisse aufgrund der stark variierenden Randbedingungen wenig Aussagekraft besitzen.

Abschließend werden die Erkenntnisse dieser Arbeit in *Kapitel 8* zusammengefasst und verschiedene Anknüpfungspunkte für Folgearbeiten aufgezeigt.

Kapitel 2

Grundlagen und Stand der Technik

Dieses Kapitel gibt zunächst eine Übersicht zum allgemeinen Stand der Technik von Microgrids. Außerdem werden Anwendungsgebiete und Unterschiede zu artverwandten Anwendungen beschrieben. Aufgrund der Relevanz für diese Arbeit steht im Weiteren der Stand der Technik von komplexeren Betriebsstrategien im Fokus.

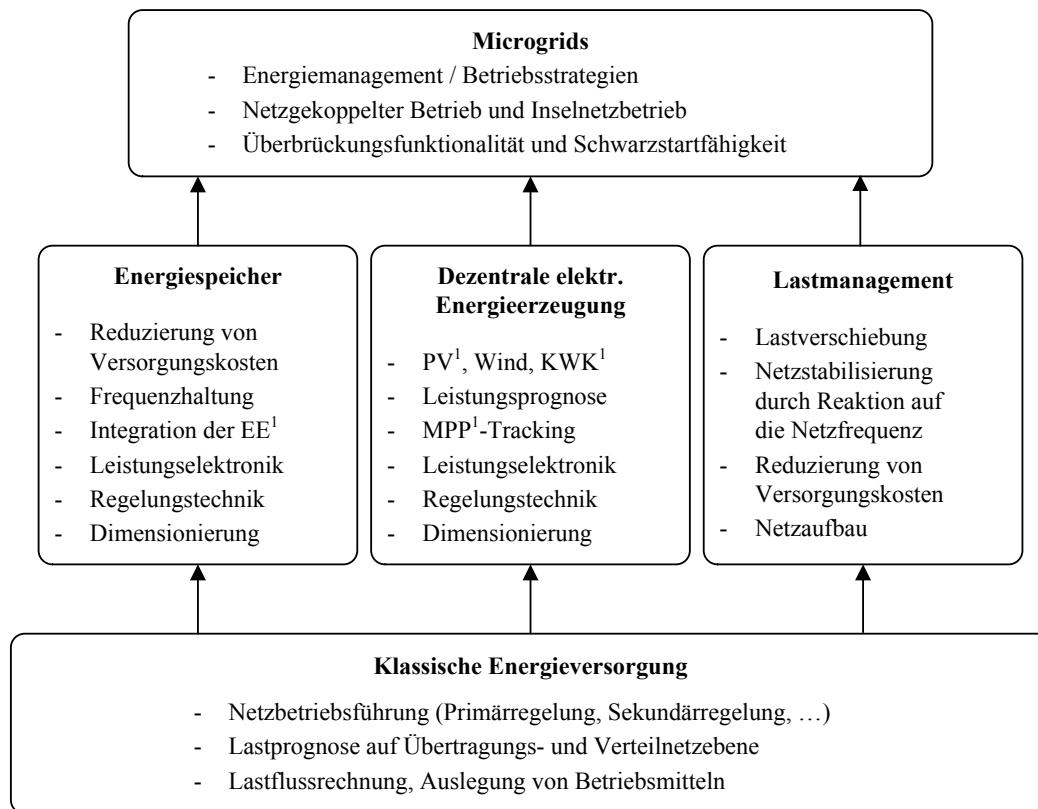
2.1 Allgemeiner Überblick

Unter dem Begriff *Microgrid* wird allgemein ein lokales Netz bezeichnet, welches aus elektrischen und thermischen Energiequellen, -speichern und Lasten besteht und welches mit oder ohne Verbindung zum Versorgungsnetz arbeitet (vgl. [19]).

Durch den Einsatz von Energiespeichern, Lastmanagement und steuerbaren Quellen entstehen Freiheitsgrade bezüglich der Leistungsaufteilung im Microgrid. Diese Freiheitsgrade bestmöglich zu nutzen ist Aufgabe der lokalen Microgrid-Steuerung. Die konkreten Ziele variieren dabei je nach Anwendungsgebiet und Rahmenbedingungen, wobei einzelne Fragestellungen artverwandte Themenbereiche berühren, die dort bereits behandelt sind (Abbildung 2.1).

Weltweit werden Microgrid-Konzepte hinsichtlich verschiedener Fragestellungen erforscht. Die Anwendungsgebiete werden grob in isolierte Microgrids ohne Verbindung zu einem übergeordneten Verteilnetz und Microgrids mit einer möglichen Verbindung zu einem übergeordneten Verteilnetz klassifiziert.

Permanente Inselnetze werden bislang hauptsächlich in dünn besiedelten und schwer zugänglichen Regionen aufgebaut und mit Dieselgeneratoren betrieben. Auch Microgrids können Dieselgeneratoren beinhalten, beziehen darüber hinaus jedoch typischerweise regenerative Erzeuger- und Speichersysteme mit ein [20], wobei komplexe Fahrplanoptimierungen zum Einsatz kommen können (wie in [21] am Beispiel mit KWK-Anlagen). Motiviert werden diese Konzepte i. d. R. durch eine Versorgungskostenersparnis gegenüber reinen Dieselgeneratorlösungen. Beispiele finden sich für ein Dorf in Kenia (Naikarra, [22]), für eine Zink- und Goldmine in



¹ EE: Erneuerbare Energien, PV: Photovoltaik, KWK: Kraft-Wärme-Kopplung, MPP: Maximum Power Point

Abbildung 2.1: Schaubild ausgewählter technischer Fragestellungen und Themengebiete im Kontext von Microgrids

Chile (El Toqui, [23]), für eine Forschungsstation in der Antarktis (Ross Island, [24]) oder für eine Siedlung auf einer schottischen Insel (Isle of Muck, [25]). Bei diesen Projekten gibt es weder permanente noch temporäre Verbindungen zu übergeordneten Netzen.

In Deutschland und anderen Industriestaaten stehen vor allem Projekte zur Erforschung von inselnetzfähigen netzgekoppelten Microgrids im Vordergrund. Bei dieser Art von Microgrids ist die An- und Abkopplung zu einem übergeordneten Netz möglich [26]. Damit wird die Versorgungssicherheit der Verbraucher im Microgrid erhöht, da Netzstörungen als Inselnetz überbrückt werden können. Beispielprojekte in Deutschland sind: IREN2 in Wildpoldsried [27] oder das MSG auf dem EUREF-Campus in Berlin [28]. Auf europäischer Ebene sind z. B. die zwischen 2002 und 2010 durchgeführten Verbundprojekte „Microgrids“ [29] und „More Microgrids“ [30] im Kontext zu optional inselnetzfähigen Microgrids zu nennen.

Im netzgekoppelten Zustand kann das Microgrid einerseits auf Anforderungen aus dem Verteilnetz reagieren und andererseits das Zusammenspiel der lokalen Komponenten hinsichtlich verschiedener Kriterien optimieren, beispielsweise zur

Versorgungskosten senkung [31]. Zudem kann eine Schwarzstart-Fähigkeit integriert werden und somit kann das Microgrid auch zum Netzwiederaufbau nach einem Ausfall des übergeordneten Netzes beitragen, wie beispielsweise in [32] thematisiert. Die unterschiedlichen Steuerungs- und Regelungsebenen können wie in [33] vorgeschlagen gegliedert werden (Abbildung 2.2).

Sobald sich ein Microgrid im *Inselnetzbetrieb* befindet, muss die lokale Steuerung die Erhaltung der Netzspannung und das Leistungsgleichgewicht sicherstellen. Dazu ist es notwendig, dass die beteiligten Komponenten auf dieses Zusammenspiel angepasst sind und die benötigte Leistung auf die verfügbaren Komponenten aufteilen. Eine oft zitierte Möglichkeit der kommunikationslosen Leistungsverteilung ist die Nachbildung der klassischen Statiken, die in der Komponentenregelung eine (künstliche) Abhängigkeit der Wirkleistung von der Frequenz und der Blindleistung von der Spannungsamplitude erzeugen, z. B. in [34] und [35]. Auch proprietäre Erweiterungen, wie in [36] vorgestellt, sind bereits Stand der Technik. Alternative Methoden werden in [37] (mittels virtueller Synchronmaschinen) und in [38] (mittels schneller Echtzeitkommunikation) vorgestellt. Häufig basieren die Lösungen auf einem Master-Slave-Konzept, wie auch in [39]. Es ist jedoch auch möglich, einen gleichberechtigten Parallelbetrieb zu ermöglichen, dessen Vorteile vor allem in der Redundanz und der Anwendbarkeit auf räumlich (weit) verteilte Systeme zu finden sind. Engler schuf dazu bereits 2002 eine umfassende Beschreibung [40]. Ein wichtiger Aspekt im Inselnetzbetrieb ist die Systemstabilität, welche z. B. in [41] und [42] untersucht wird. Bei der Verwendung von Synchrongeneratoren mit starrer Kopplung zwischen mechanischer Drehzahl und elektrischer Frequenz tragen deren

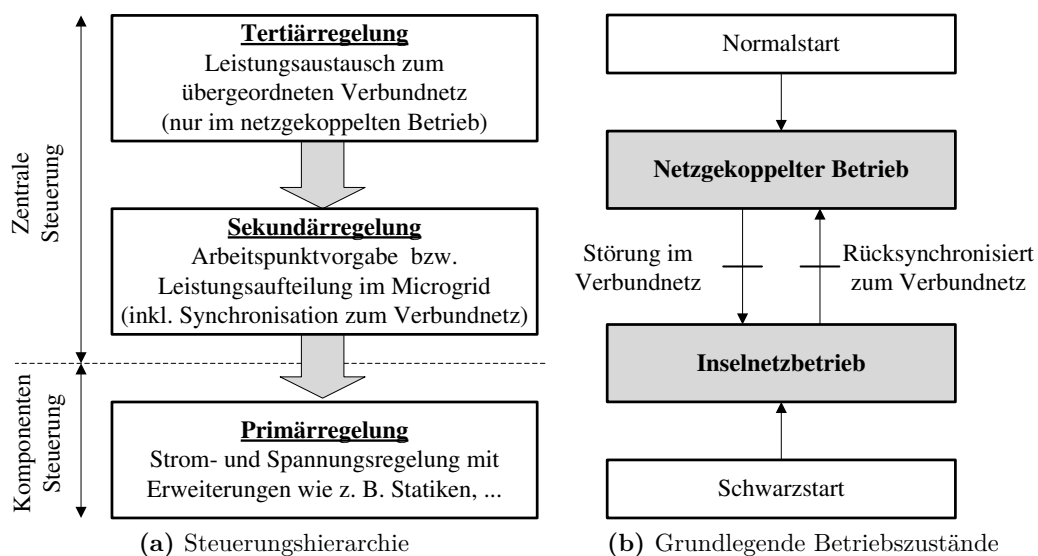


Abbildung 2.2: Steuerungshierarchie und Betriebszustände von Microgrids

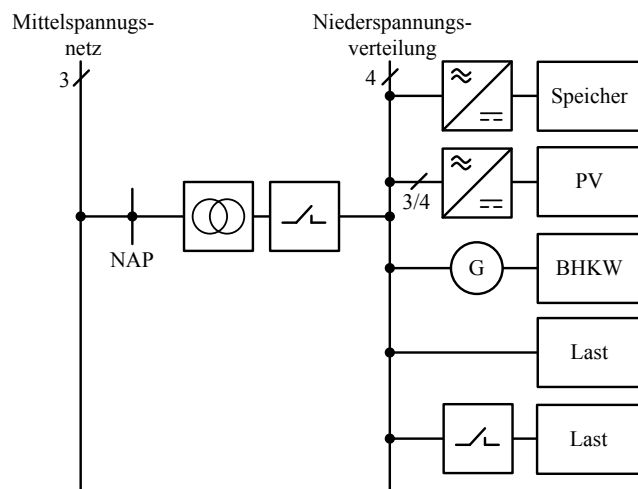
Massenträgheitsmomente direkt zur Systemstabilität bei [43]. Im Microgrid ist es jedoch möglich, dass der Großteil der Erzeuger über frequenzvariable leistungselektronische Konverter einspeist, was bezüglich der Systemstabilität nachteilig ist. Eine Möglichkeit, die Robustheit des Systems zu erhöhen, ist der Einsatz von Schwungmassenspeichern, wie z. B. in [44]. Da solche zyklensfesten und leistungstarken Speicher typischerweise nur geringe Mengen an Energie speichern können, liegt es nahe, die Vorteile verschiedener Speichertechnologien im Microgrid zu einem Hybridspeicher zu kombinieren. Dieser Ansatz wird in anderem Zusammenhang auch zur relativen Kostenreduktion (bezogen auf die Systemlebensdauer) betrachtet [45]. Andererseits kann die Robustheit des Systems, wie in [46] gezeigt, auch durch die Verwendung eines lokalen Gleichspannungsnetzes, welches zumindest einen Teil der Microgridkomponenten verbindet, erhöht werden. Ein solches System gilt als einfacher zu steuern, da der Ausgleich der Blindleistung im Gleichspannungsteil entfällt. Neben den Vorteilen bezüglich des Inselnetzbetriebs werden Gleichspannungs- oder gemischte Hybrid-Microgrids auch vor allem wegen hoher Energieeffizienz, geringerer Kosten und der Reduktion von Wandlungsstufen betrachtet, vgl. [47], [48], [49] und [50]. In Abbildung 2.3 ist eine Auswahl möglicher Topologien von Microgrids gezeigt.

Im *netzgekoppelten Zustand* wird die Spannung am Netzanschlusspunkt durch das übergeordnete Verbundnetz vorgegeben, wodurch meist auch die Systemstabilität gewährleistet ist. Die Komponentenregelungen werden i. d. R. in diesem Zustand als Kaskadenstruktur mit einer äußeren Leistungsregelung und einer inneren Strom- oder Spannungsregelung ausgeführt. Im netzgekoppelten Betrieb können Microgrids so z. B. eine Versorgungskostenersparnis für den Microgrid-Betreiber (oder für die Teilnehmer im Microgrid) erreichen oder sogar eine gezielte Unterstützung des übergeordneten Verteilnetzes leisten. Dabei ist es (zunächst) unerheblich, ob die Beeinflussung des Leistungsverlaufs am Netzanschlusspunkt durch Speichereinsatz, Erzeugerbeeinflussung oder Lastbeeinflussung realisiert wird.

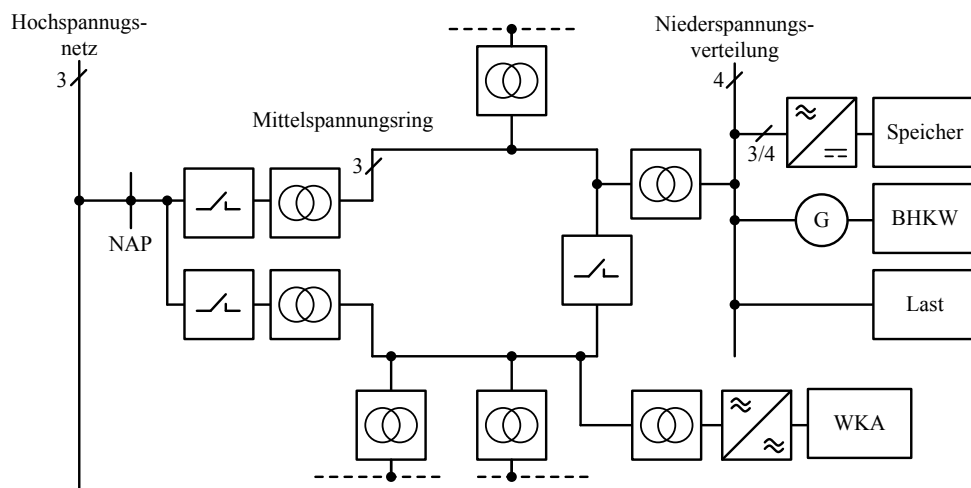
Es kommt vor, dass die Bezeichnung des Microgrids auch ohne Vorhandensein eines Speichers gewählt wird. Dies ist jedoch nur dann nachvollziehbar, wenn viele bzw. sehr einflussreiche steuerbare Lasten in diesem lokalen Netz enthalten sind, so dass ein Lastmanagement die Leistung sowohl anheben als auch absenken kann und somit die Funktionalität eines Speichers nachgebildet wird.

Microgrids können neben der Einteilung bezüglich ihrer Netzankopplung auch bezüglich der Anwendungsgebiete unterschieden werden. Die Zielsetzungen und Besonderheiten der Einsatzgebiete werden im Folgenden mit wenigen Stichpunkten beschrieben.

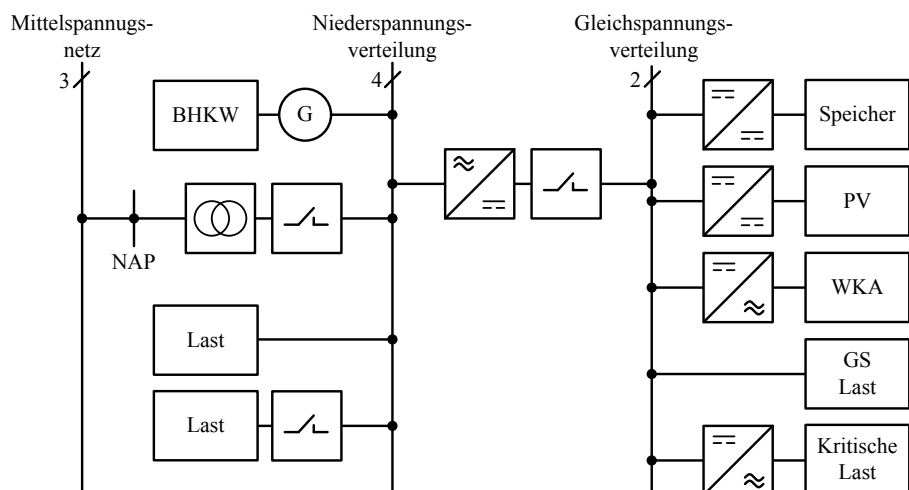
In [27, 51–54] werden *Microgrids für Dörfer und Städte* betrachtet. Hier kann das Microgrid einen Bestandteil eines übergeordneten Smart Grids darstellen [31, S. 202ff], wobei ein Teil der Steuerung über Referenzsignale (z. B. variabler Stromtarif)



(a) Beispiel Topologie eines radialen Microgrids



(b) Beispiel eines Microgrids mit Ringstruktur



(c) Beispiel Topologie eines radialen Gleich- u. Wechselspannungs-Microgrids

Abbildung 2.3: Beispiel Topologien von netzgekoppelten Microgrids

durchgeführt wird. Sowohl der permanente Inselnetzfall (abgelegene Dörfer) als auch der kurzzeitige Inselnetzbetrieb ist von Interesse. Ziele der Betriebsführung lauten unter anderem: Anpassung der Nachfrage an die Erzeugung (insbesondere für die Laststeuerung bzw. Demand-Side-Management), Netzstabilität und Netzwiederaufbau nach Blackout. Diese Microgrids können wiederum *Nanogrids für Wohnhäuser und andere kleine Gebäude* beinhalten, wie z. B. in [55–57] behandelt. Bei Nanogrids ist i. d. R. ausschließlich der netzgekoppelte Betrieb möglich, bei dem z. B. das Zusammenspiel einer PV-Anlage, einem lokalem Speicher und den haushaltsüblichen Verbrauchern betrachtet wird. Auch Netzbereiche mit Gleichspannungen können hier sinnvoll sein. Das lokale Ziel lautet möglichst geringe Versorgungskosten zu realisieren. Die Betriebsführung beinhaltet weiterhin die Erhöhung des Eigenverbrauchs statt wenig rentabler Einspeisung, die Vermeidung von PV-Einspeise-Abregelung (ab dem Einspeiselimit), die Kostenminimierung bei variablem Strompreistarif sowie die Einbindung von Elektrofahrzeugen als zusätzliche Speicher.

Bei *Microgrids für militärische Einrichtungen*, wie z. B. Militärstützpunkte, liegt der Fokus auf einer sicheren bzw. resilienten Versorgung und der Minimierung der Abhängigkeit zu einem übergeordneten Versorgungsnetztes (englisches Stichwort: never-fail microgrids). Auch isolierte Microgrids kommen zum Einsatz wie z. B. für mobile Camps, wobei auch Kostenersparnisse gegenüber reinen Diesellösungen erreicht werden sollen. Beispielarbeiten finden sich in [58–60], ein Prototyp findet sich auf Hawaii bei Honolulu für die Joint Base Pearl Harbor–Hickam [61].

Die Anwendung von *Microgrids auf Schiffen* wird z. B. in [62–65] beschrieben. Eine Besonderheit dieser Microgrids ist, dass der Zeitpunkt der Transition zwischen netzgekoppelten Betrieb und Inselnetzbetrieb planbar ist, nämlich beim An- und Ablegen des Schiffes im Hafen. Forschungsgegenstände sind DC-Netze sowie Energiemanagement mit Dieselgeneratoren, Lasten und Speichern.

Bei *Microgrids für Industrieunternehmen*, wie in [66–69] behandelt, steht eine kostengünstige Energieversorgung und die Überbrückung von Netzstörungen im Inselnetzbetrieb im Vordergrund. Wenngleich bislang relativ wenig Publikationen Microgrids für Industrieunternehmen fokussieren, so ist die Spanne der Publikationsthemen weit: Neben einem Beispiel zum kurzzeitigen autarken Betrieb im Inselnetz und entsprechenden Betriebsartwechselvorgängen in [70], finden sich auch Themen wie die Integration von DC-Teilnetzen (z. B.: [66]), ein Beitrag zur Spitzenleistungsreduktion (engl.: peak shaving) im netzgekoppelten Betrieb [68] sowie eine Arbeit zur gezielten Reaktion auf einen vierstufigen Tagesstromtarif [69]. Da die industriellen Microgrids im Fokus dieser Arbeit stehen, werden die Besonderheiten detaillierter in Kapitel 3.1 beschrieben.

Wenngleich die meisten Arbeiten einzelne Microgrids fokussieren, so gibt es bereits auch Ansätze, die das *Zusammenspiel mehrerer Microgrids* behandeln. Eine Klassifizierung der Konzepte zur Koordinierung mehrerer Microgrids kann,

wie in [71], von allgemeinen Theorien zur Regelung verteilter Systeme abgeleitet werden. Dabei wird zwischen zentralen, dezentralen, verteilten und hierarchischen Steuerungs- bzw. Regelungsansätzen unterschieden (Abbildung 2.4). Beispiele zu solchen Ansätzen finden sich in [20] (dezentral), in [72] (verteilt) und in [73] (hierarchisch). In [74] wird eine verteilte Steuerung von Microgrids basierend auf einem MAS (Multiagentensystem) mit JADE (Java Agent Development Framework) vorgestellt. Dieses Konzept wird in der Literatur häufig genannt und wird auch zur Steuerung innerhalb weit verteilter Microgrids betrachtet [75]. Die physikalische Verbindung der Microgrids findet i. d. R. durch übergeordnete Netze statt (vgl. [76, S. 77]), wie in Abbildung 2.5 beispielhaft gezeigt.

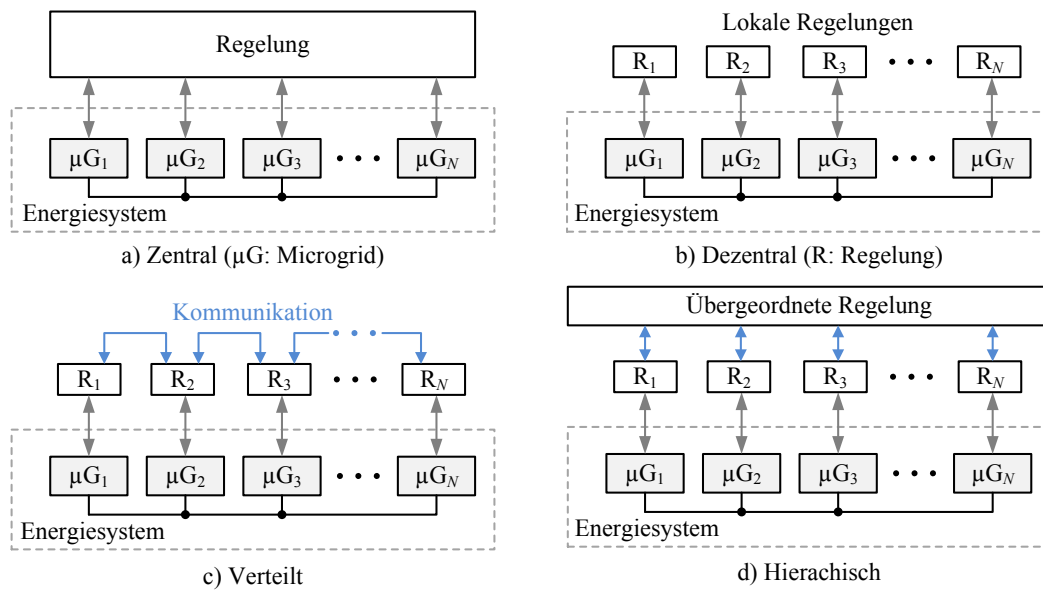


Abbildung 2.4: Konzepte zur Koordinierung mehrerer Microgrids (μG)(vgl. [71])

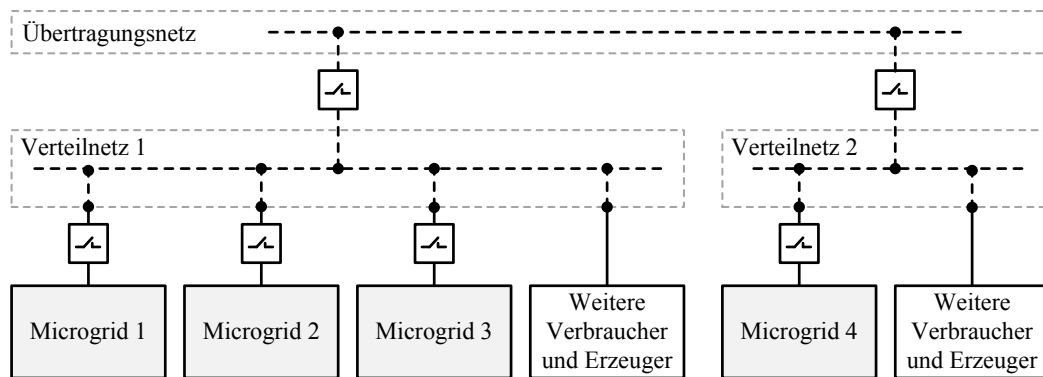


Abbildung 2.5: Beispiel zur Verbindung mehrerer Microgrids durch übergeordnete Netze

Neben Microgrids gibt es verwandte Anwendungen, in denen stationäre Speicher zum Einsatz kommen. Beim Vergleich von virtuellen Kraftwerken (*virtual power plant* (VPP), Abbildung 2.6 c) und Microgrids besteht ein maßgeblicher Unterschied darin, dass Microgrid-Konzepte üblicherweise über genau einen Netzanschlusspunkt verfügen. Im Vergleich dazu ist es bei virtuellen Kraftwerken üblich, dass jede einzelne Komponente über einen eigenen Netzanschlusspunkt verfügt (vgl. [77]). Ein Inselnetzbetrieb ist daher im Allgemeinen nicht möglich. Des Weiteren werden bei virtuellen Kraftwerken keine konkreten Lasten in die Betriebsführung einbezogen, stattdessen wird elektrische Arbeit und Systemdienstleistung vermarktet.

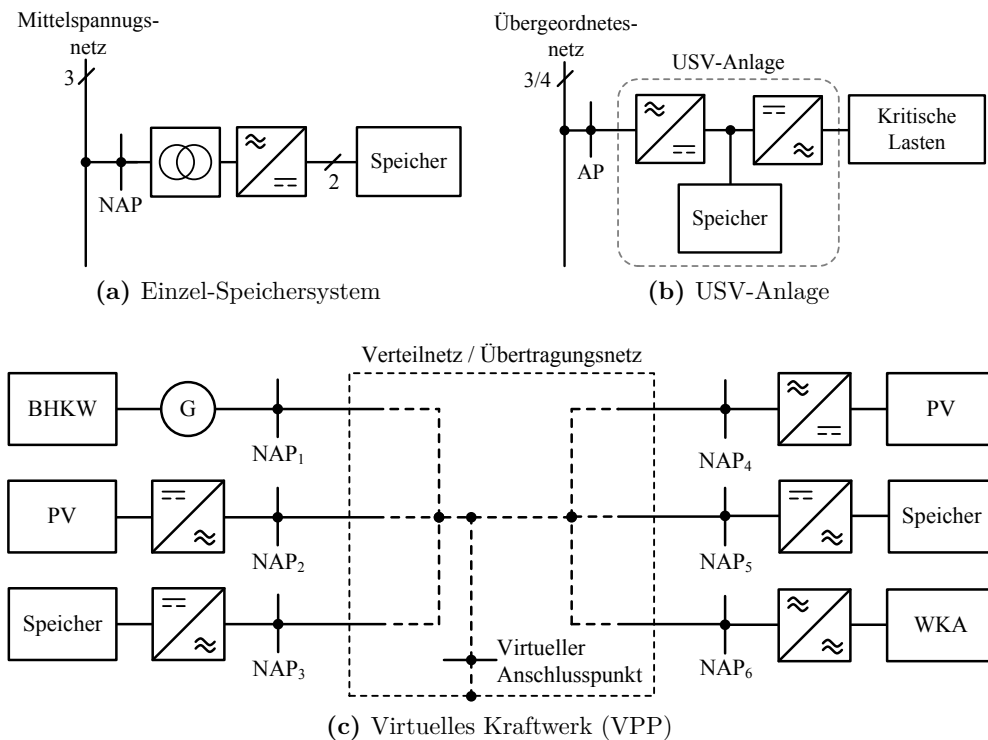


Abbildung 2.6: Beispieltopologien weiterer Anwendungen stationärer Speichersysteme

Zur Absicherung von kritischen Lasten sind unterbrechungsfreie Stromversorgungen (USV) seit vielen Jahren verfügbar. USV-Anlagen welche in der IEC 62040-3 klassifiziert. Abbildung 2.6 b zeigt die abstrahierte Topologie einer VFI-USV-Anlage (*voltage and frequency independent*, auch Online-USV genannt), welche die höchste Absicherungsqualität bietet. Im Vergleich zu Microgrids ist bislang üblicherweise keine Interaktion des Speichers mit lokalen Quellen oder zwecks Energiemanagement mit dem übergeordneten Versorgungsnetz vorgesehen.

Stationäre Speichersysteme als Einzelanlagen (Abbildung 2.6 a) gehören auch in großem Maßstab bereits zum Stand der Technik. Beispielprojekte finden sich z. B. in Bedfordshire (UK, 10 MWh Lithium-Ionen-Speicher zur Netzstabilisierung,

[78]), in Zhangbei (China, 8 MWh Vanadium-Redoxflow-Speicher zur Integration von PV- und Windanlagen, [79]), in New York (5 MWh Schwungmassenspeicher zur Netzfrequenzstabilisierung, [80]) und in Yuza (Japan, 10,5 MWh Blei-Säure-Speicher zur Netzstabilisierung, [81]). In Deutschland finden sich solche Projekte z. B. in Braderup (Schleswig-Holstein, 3 MWh Lithium- und Vanadium-Redoxflow-Hybridspeicher zum Ausgleich für eine Windkraftanlage, [82]) und in Schwerin (Mecklenburg-Vorpommern, 5 MWh Lithium-Ionen zur Primärregelleistung, [83]). Die Konzepte sehen i. d. R. keinen Inselnetzbetrieb vor und verfolgen einzelne Ziele.

Besonders die Bereitstellung von Primärregelleistung (PRL) durch solche Speichersysteme nimmt in Deutschland seit einigen Jahren rapide zu [84]. PRL ist ein Aspekt der Systemsicherheit; Weitere sind die Momentanreserve, die Sekundärregelleistung (SRL), die Minutenreserve, Redispatch-Maßnahmen, der Versorgungswiederaufbau (Schwarzstart), die Stundenreserve und die Reserve für saisonalen Ausgleich (vgl. [85]). Wie in [86] beschrieben ist der rapide Zuwachs der Speichersysteme gerade für die PRL-Bereitstellung darin begründet, dass einerseits die Anforderungen der PRL-Bereitstellung (siehe [87] und [88]) sehr gut von Batteriespeichern erfüllt werden können, und andererseits daran, dass die Investitionskosten für Großbatteriespeicher in den letzten Jahren erheblich sanken. Die Anforderungen der PRL-Bereitstellung und den sich daraus ergebenden Betriebsstrategien sind sehr anschaulich in [89] und [84] beschrieben. Auch werden bereits kombinierte Betriebsstrategien beschrieben, z. B. in [90] (PRL + Eigenverbrauchssteigerung), in [91] (PRL + Spitzenleistungsreduktion) und in [92] (SRL + Eigenverbrauchssteigerung unter Berücksichtigung von Einspeiselimits). Grundsätzlich ist die Bereitstellung von Regelleistung als einfache Speicher-Betriebsstrategie anzusehen, für die eine einfache Berechnung der Sollwerte anhand vorher festgelegter Regeln erfolgt.

2.2 Betriebsstrategien

Beschreibungen von Betriebsstrategien zur Eigenverbrauchssteigerung (EVS) oder zur Spitzenleistungsreduktion (SLR) finden sich z. B. in [93, S. 43ff]. In Kapitel 1.1 wurde bereits dargestellt, dass diese Betriebsstrategien auf sehr einfachen Regeln basieren und dementsprechend mit wenig Aufwand umsetzbar sind. Die Kombination dieser Strategien ist jedoch nicht trivial, da sie den Speicher auf verschiedene Weise in Anspruch nehmen (wie in Kapitel 5 ausführlich behandelt wird).

In dieser Arbeit werden daher Methoden eingesetzt, welche Prognosen der beteiligten Einflussgrößen nutzen. Im Fokus stehen dabei verschiedene Varianten von modellbasierten prädiktiven Regelungen (MPC). Für die hier fokussierte Anwendung ist keine entsprechende Vorarbeit bekannt. Der Einsatz einer MPC im Kontext von Microgrids wird allerdings in der Literatur bereits an verschiedenen Stellen beschrieben, beispielsweise in [94] für die Betriebsführung unter Einbeziehung eines

variablen Preissignals im Smart Grid oder in [95] für die kostenoptimale Leistungsaufteilung in einem Microgrid im Inselnetzbetrieb. Die Anwendung in einem artverwandten Zielsystem wird in [96] gezeigt, bei der durch Einsatz einer MPC der Eigenverbrauch durch Vermeidung von Einspeiseabriegelungen erhöht wird (System mit PV-Anlage am Niederspannungsnetz).

Werden mehrere konkurrierende Ziele verfolgt, spricht man von multikriteriellen Betriebsstrategien oder Mehrzielbetriebsstrategien. Auch hierzu gibt es bereits Veröffentlichungen im Microgrid-Anwendungsbereich, wie etwa in [97], wo Versorgungskosten und Batterielebensdauer als konkurrierende Ziele innerhalb der MPC betrachtet werden. Interpretiert man die Reduktion der Batterielebensdauer wiederum als zusätzliche Betriebskosten, kann dieses Problem direkt mittels Einzieloptimierungsverfahren gelöst werden, bei der das übergeordnete Ziel „Wirtschaftlichkeit des Microgrids“ maximiert wird. In diesem Fall kann die Gewichtung der unterlagerten Ziele inhärent stattfinden, da die einzelnen Ziele auf einen monetären Kostenwert umgerechnet werden. In diesem Punkt ähnelt diese Problematik der Kombination von SLR und EVS, da hierbei ein solches Vorgehen ebenfalls möglich ist.

Wenn die unterlagerten Ziele nicht direkt zu einem übergeordneten Ziel zusammengefasst werden können, ist eine solche Herangehensweise nicht so trivial. Dies wäre z. B. der Fall, wenn im o.g. Beispiel durch die Maximierung der Batterielebensdauer, neben der Minimierung der Betriebskosten, ebenfalls die Ressourceneffizienz berücksichtigt werden soll. Bei der Kombination von SLR und EVS sind solche nichtmonetären Nebenziele beispielsweise die Energieeffizienz und die Versorgungsnetzentlastung. Ein Beispiel zu einer solchen Problematik findet sich in [98], bei dem eine MPC eingesetzt wird, um in einem thermo-hydraulischen System einen Kompromiss zwischen dem thermischen Komfort und dem minimalen Energieaufwand für die Wärme- und Kälteversorgung zu finden. Zur Lösung dieses Problems wurde in [98] die Methode der gewichteten Summe benutzt, welche laut [99] die verbreitetste Methode zur Lösung von Mehrzieloptimierungsproblemen ist. Das sich ergebende (Einziel-)Optimierungsproblem wird in [98] mittels ableitungsbasierten Innere-Punkte-Verfahren unter Verwendung von Gradienten und Hessematrizen der Zielfunktion gelöst. Hierbei vergleicht [98] das ableitungsbasierte Verfahren mit einer Kombination aus Partikelschwarmoptimierung (PSO) und verallgemeinerter Mustersuche (engl. generalized pattern search) und stellt heraus, dass vergleichbare Lösungen mit dem Innere-Punkte-Verfahren über 300-mal schneller gefunden wurden. Unklar bleibt hier, warum nicht die Kombination aus PSO und Innere-Punkte-Verfahren betrachtet wurde, um Schnelligkeit und globalen Suchansatz zu kombinieren. Vermutlich konnten suboptimale Lösungen durch Verbleib in lokalen Minima der Zielfunktion ausgeschlossen werden und somit bedingte die Lösung des Optimierungsproblems keinen globalen Ansatz.

Mehrzieloptimierungsprobleme werden in diesem Kontext nicht nur innerhalb von MPC Strukturen betrachtet. In [100] wird die kurzfristige Leistungsaufteilung in einem Microgrid mit dem Zielkonflikt zwischen den Zielen *minimale Energiekosten* und *minimale Schadstoffemissionen* durchgeführt. Auch hier kommt die Methode der gewichteten Summe zum Einsatz. Die Lösung des sich ergebenden Optimierungsproblems wird hier mit einem erweiterten genetischen Algorithmus (GA) durchgeführt, welcher in [100] hinsichtlich Zuverlässigkeit und Schnelligkeit vorteilhaft bewertet wird. Sehr ähnliche Anwendungen werden in [101] und [102] beschrieben. In [101] kommt ebenfalls die Methode der gewichteten Summe zum Einsatz, hier wird die Gewichtung jedoch nach der *judgment matrix method* durchgeführt, bei der Prioritäten der einzelnen Ziele vorab separat zu wählen sind. Das resultierende Optimierungsproblem wird mittels PSO gelöst. In [102] wird anstatt der gewichteten Summe die ε -constraint method genutzt. Hierbei wird nur das vorrangige Ziel in der Zielfunktion betrachtet (in diesem Fall minimale Energiekosten) und alle weiteren Ziele werden als Nebenbedingungen mit individuellen Schranken formuliert (in diesem Fall minimale Schadstoffemissionen).

Die Methode der gewichteten Summe und die ε -constraint method eignen sich vorrangig für den Fall, dass die Gewichtung der einzelnen Ziele a-priori (also im Vorhinein) vorgenommen werden soll. Das eigentliche Optimierungsproblem kann dann mittels Einzel-Optimierungsverfahren gelöst werden. In verschiedenen Fällen kann es aber auch sinnvoll sein, zunächst die Pareto-Menge (Definition siehe [99]) zu berechnen und dann (a-posteriori) die Wahl der entsprechenden Lösung zu treffen. Zu diesem Zwecke kommen (unter anderem) die bereits erwähnten naturanalogen Optimierungsverfahren (PSO, GA, ...) direkt zum Einsatz, ohne vorangehender Skalarisierung des Mehrzieloptimierungsproblems. In [103] werden so mittels einer Partikelschwarmoptimierung die Komponenten eines Microgrids mit PV-, Wind- und Batteriesystem unter dem Zielkonflikt der Versorgungs-Ausfallwahrscheinlichkeit und geringen Versorgungskosten dimensioniert.

Wie in [99] beschrieben, hängt die Wahl des entsprechenden Verfahrens stark von der Art der Zielfunktion und individueller Rahmenbedingungen ab. Ein Vergleich verschiedener Verfahren für eine neuartige Anwendung erscheint daher naheliegend. Zur Übersicht weiterer Verfahren sowie deren Vor- und Nachteile, sei auf [99] verwiesen.

2.3 Resümee

Zusammengefasst ist zu sagen, dass bereits ein großer Fundus methodischer Ansätze für den Betrieb von Microgrids verfügbar ist. Vor allem der Betrieb im Inselnetz ist häufig thematisiert und gut beschrieben. Auch zum Energiemanagement von Microgrids sind viele Arbeiten zu finden. Es fehlt jedoch ein *Modellierungs- und Betriebsführungsansatz für industrielle Microgrids*, welcher die speziellen Besonderheiten und Anforderungen industrieller Microgrids einbezieht. Ein solcher Ansatz muss die verschiedenen Aspekte der Kosteneinsparung im netzgekoppelten Zustand (Spitzenleistungsreduktion, Eigenverbrauchssteigerung und Blindleistungskompensation), die Überbrückungsfunktionalität sowie Synergien der thermischen und der elektrischen Versorgung, variable Preissignale und Netzdienstleistungen simultan einbeziehen. Zwar wächst folglich die Komplexität der Betriebsführung, aber nur mit einem solchen Ansatz kann das vollständige Potenzial des Systems erschlossen werden, was für den Betreiber selbst aber auch energiewirtschaftlich anzustreben ist. Die folgenden Kapitel werden einen Beitrag zur Behandlung dieser Themen geben, angefangen mit den Besonderheiten und Anforderungen industrieller Microgrids sowie der Modellierung des betrachteten Systems in Kapitel 3.

Kapitel 3

Systembeschreibung und Modellbildung

Dieses Kapitel beinhaltet eine Beschreibung der in dieser Arbeit angenommenen Rahmenbedingungen industrieller Microgrids sowie der Modellbildung für die Simulation der Betriebsstrategien. Darin inbegriffen sind die Besonderheiten industrieller Microgrids, die Modellierung von Microgrid-Komponenten (insbesondere des Speichersystems), eine Übersicht zur Sektorkopplung im industriellen Microgrid und der für diese Arbeit angenommenen Steuerungsstruktur des Microgrids. Darauf aufbauend folgt eine allgemeine Formulierung der Zielfunktionen für die einzelnen Ziele der Betriebsstrategien.

3.1 Besonderheiten industrieller Microgrids

Im Vergleich zu Microgrids für andere Zielsysteme weisen Microgrids für Industrieunternehmen bezüglich Zielsetzung und Rahmenbedingungen einige Besonderheiten auf, welche im Folgenden skizziert werden. Fokussiert werden dabei die (Opportunitäts-)Erlösmöglichkeiten und die Überbrückungsfunktionalität.

3.1.1 Erlösmöglichkeiten industrieller Microgrids

Die Kosten der elektrischen Energieversorgung von Industrieunternehmen in Deutschland bestehen aus vielen einzelnen Bestandteilen: Kosten für Erzeugung und Vertrieb, Netzentgelte, §19-Umlage, Stromsteuer, Konzessionsabgabe, KWK-Aufschlag, EEG-Umlage, Haftungsumlage Offshore, Umlage für abschaltbare Lasten und Fixkosten, wie z. B. für die Messwertaufnahme (vgl. [104] o. [105, S. 319]). Die meisten Kosten berechnen sich proportional zu der bezogenen Wirkarbeit.

Eine Besonderheit stellen Netzentgelte dar, welche in Arbeits- und Leistungskosten aufgeteilt werden. Bei Kleinverbrauchern werden die Leistungskosten mittels Standardlastprofilen ermittelt, welche die maximale Leistung zur Berechnung der Leistungskosten in Abhängigkeit der bezogenen Wirkarbeit stellen. Industrieun-

ternehmen verfügen aufgrund des hohen elektrischen Energiebedarfs meist über eine registrierende Leistungsmessung RLM (i. d. R. ab einem Bezug von 100 MWh pro Jahr [106, Kap. 2.1.4]). Eine technische Beschreibung der RLM wird in Kapitel 3.2 gegeben. Mit Hilfe der RLM zeichnet das Versorgungsunternehmen den Leistungsverlauf am Netzanschlusspunkt in 15-Minuten-Mittelwerten für die Stromkostenabrechnung auf. Dabei ist es üblich, dass nicht nur die Wirkarbeit, sondern auch die maximale Wirkleistung im Abrechnungszeitraum individuell abgerechnet wird. Die Wahl des Abrechnungszeitraums hängt vom Wirkleistungsverlauf ab; es wird i. d. R. ein Jahres- oder Monatsleistungspreissystem angeboten. Das Jahresleistungspreissystem wird wiederum in zwei Tarife unterteilt. Diese Tarifeinordnung richtet sich nach der sogenannten Jahresbenutzungsdauer (auch Benutzungsstunden genannt), welche als Quotient aus der im Jahr bezogenen Wirkarbeit und der maximalen Wirkleistung definiert ist. Laut [13] liegt der Leistungspreisanteil an den Netzentgelten auf Mittelspannungsebene zwischen 19,8 % (Benutzungsstunden < 2500 h) und 72,2 % (Benutzungsstunden ≥ 2500 h)¹.

Neben den Kosten für Wirkarbeit und maximaler Wirkleistung kann bei Großverbrauchen ebenfalls die Blindarbeit zu Kosten führen (Entgelte für Blindmehrarbeit). Ob Blindarbeitskosten anfallen oder nicht richtet sich nach dem Quotient aus dem Absolutwerts der Wirkleistung und der Scheinleistung (Leistungsfaktor).

Wie in [106, Kap. 2.1.4] beschrieben, werden mehr als 99 % aller Verträge zwischen Versorgungsunternehmen und Kunden mit RLM bilateral und daher mit individuellen Konditionen ausgehandelt. Dies macht generelle Aussagen schwierig. Eine vereinfachte Beispielrechnung (ohne Aufteilung der Netzentgelte in Leistungs- und Arbeitspreis) eines bayerischen Industrieunternehmens findet sich in [104, S. 39]. Der Anteil der Netzentgelte an den Gesamtkosten macht in dieser Beispielrechnung mehr als ein Drittel aus.

Wird in einem industriellen Microgrid durch lokale Erzeugungsanlagen mehr Leistung bereitgestellt als benötigt, kommt es zur Einspeisung von Arbeit ins Verteilnetz. Für eingespeiste Wirkarbeit werden je nach Art der Quelle unterschiedliche Einspeisevergütungen erstattet.

Im Wesentlichen finden sich für Industrieunternehmen somit vier Positionen auf der Abrechnung, welche für die weiteren Betrachtungen von Interesse sind:

- Kosten für die bezogene Wirkarbeit (abhängig vom Arbeitspreis)
- Einspeisevergütung für Wirkarbeit (abhängig von der Erzeugerart)
- Kosten für die maximal bezogene Wirkleistung (abhängig vom Leistungspreis)
- Kosten für Blindarbeit (induktiv und kapazitiv, Leistungsfaktorabhängig)

¹ Durchschnittswerte basierend auf den Netzbetreibern in Zuständigkeit der Bundesnetzagentur.

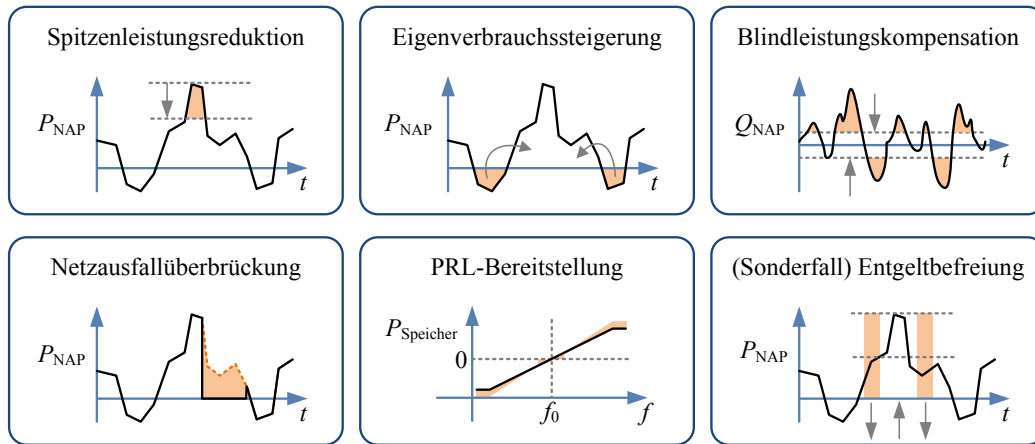


Abbildung 3.1: (Opportunitäts-)Erlösmöglichkeiten industrieller Microgrids durch Lastverschiebung und Einsatz von Speichersystemen

Unter der Annahme, dass die Vergütung der ins Versorgungsnetz eingespeisten Wirkarbeit deutlich geringer ist als die Kosten der aus dem Versorgungsnetz bezogenen Wirkarbeit, ergeben sich durch Beeinflussung des Leistungsverlaufs am Netzanschlusspunkt zunächst drei Möglichkeiten, Opportunitätserlöse zu erzielen: 1. durch Eigenverbrauchssteigerung, 2. durch Spitzenleistungsreduktion und 3. durch Kompensation von Blindarbeitsbezug.

Zur Eigenverbrauchssteigerung wird durch Zwischenspeicherung weniger Arbeit eingespeist und stattdessen der Bezug zu anderen Zeiten reduziert (siehe Kapitel 5). Zur Spitzenleistungsreduktion wird die maximale Leistung im entsprechenden Abrechnungszeitraum reduziert (siehe Kapitel 5).

Die Kompensation von Blindarbeit erfolgt üblicherweise durch den Ausgleich induktiver Blindarbeit mittels fest eingebauter Kondensatoren (statische Blindleistungskompensation) oder mittels geschalteter Kondensatoren. Leistungselektronische Konverter können zur aktiven Blindleistungskompensation eingesetzt werden, bei der sowohl induktive als auch kapazitive Blindleistung dynamisch und stufenlos kompensiert werden kann. Daher eignet sich diese Variante auch insbesondere als Ergänzung einer statischen Blindleistungskompensation. Im industriellen Microgrid kommen typischerweise mehrerer solcher Konverter zum Einsatz, was Freiheiten bei der zentral koordinierten Verteilung der Arbeitspunkte eröffnet (siehe Kapitel 4.3).

Als Sonderfall der Kosteneinsparungen sei die mögliche Befreiung von Netzentgelten (individuelle Netznutzungsentgelte) genannt. Die Bedingungen dafür werden in der Stromnetzentgeltverordnung (StromNEV) in §19 *Sonderformen der Netznutzung* beschrieben. Zusammengefasst kann ein individuelles Netzentgelt bei atypischer Netznutzung genehmigt werden, wenn die Höchstlast während Hochlastzeitfenster deutlich unter der Jahreshöchstlast liegt. Außerdem wird ein individuelles Netzentgelt angeboten, wenn der Jahresbedarf elektrischer Arbeit 10 GWh übersteigt und

gleichzeitig eine Benutzungsstundenzahl von mindestens 7000 h erreicht wird (bei mehr als 7500 h und 8000 h können höhere Befreiungsbeträge erreicht werden). Auch zur Erreichung einer solchen Befreiung kann der Leistungsverlauf am Netzanschlusspunkt beeinflusst werden, zur Erfüllung der zweiten Bedingung kann beispielsweise die Spitzenleistungsreduktion angewandt werden.

Neben den Möglichkeiten zur Generierung von Opportunitätserlösen können in einem industriellen Microgrid auch direkt Erlöse z. B. durch die Vermarktung von Regelleistung erzielt werden. Die Rahmenbedingungen dazu wurden bereits in Kapitel 2.1 allgemein geschildert. Insbesondere zu den Anforderungen der Bereitstellung von Primärregelleistung (PRL) scheint die Größenordnung der Infrastruktur industrieller Microgrids (Netzanbindung, Speichergrößen, ...) gut zu passen. Weiterhin können in dieser Umgebung Synergieeffekte durch die Kombination mit anderen Betriebsstrategien oder einer lokalen Sektorkopplung genutzt werden, wie in Kapitel 4.2 und Kapitel 5.3.9 näher beschrieben.

Mittelbare Kosteneinsparungen können auch durch die Überbrückungsfunktionalität des Microgrids erreicht werden.

3.1.2 Überbrückungsfunktionalität

Die Lastabsicherung bzw. die Überbrückung von Netzstörungen im Inselnetzbetrieb des Microgrid ist für Industrieunternehmen von besonderem Interesse. Versorgungslücken können zu Ausfällen und Störungen z. B. in Verarbeitungsprozessen führen, was wiederum mittelbar hohe Kosten für das Unternehmen verursachen kann. Im Vergleich zu anderen Microgridanwendungen sind hier auch Versorgungslücken im Sekundenbereich problematisch (vgl. [17, S. 14]).

Für kritische Anwendungen, wie z. B. Notbeleuchtungen, werden zur Absicherung separate unterbrechungsfreie Stromversorgungen (USV) verwendet, die i. d. R. ausschließlich dem Zwecke der Absicherung dienen. Für nicht-kritische Verbraucher (wie z. B. Produktionsstraßen) ist dies wirtschaftlich häufig nicht darstellbar, was von den individuellen Folgekosten eines Ausfalls und der Ausfallhäufigkeit abhängt.

Anders als beim Betrieb von USV-Anlagen, die i. d. R. eine Mindestüberbrückungszeit für das Worst-Case-Szenario garantieren müssen, wird in dieser Arbeit davon ausgegangen, dass die Mindestüberbrückungszeit im Microgrid variieren kann. Die Lasten, die im Microgrid über den Speicher und die lokalen Quellen im Falle eines Netzausfalls versorgt werden, seien weiterhin Lasten, deren Ausfall zwar mit Kosten bzw. Unannehmlichkeiten verbunden, aber grundsätzlich akzeptabel ist.

Um möglichst die wichtigsten Lasten weiter zu versorgen, erscheint es sinnvoll, die Lasten in separat angekoppelte Kategorien einzuteilen. Je nach Systemzustand wird dann (z. B. zum Zeitpunkt der Umschaltung) entschieden, welche Lastkategorien weiterhin versorgt und welche abgeschaltet werden.

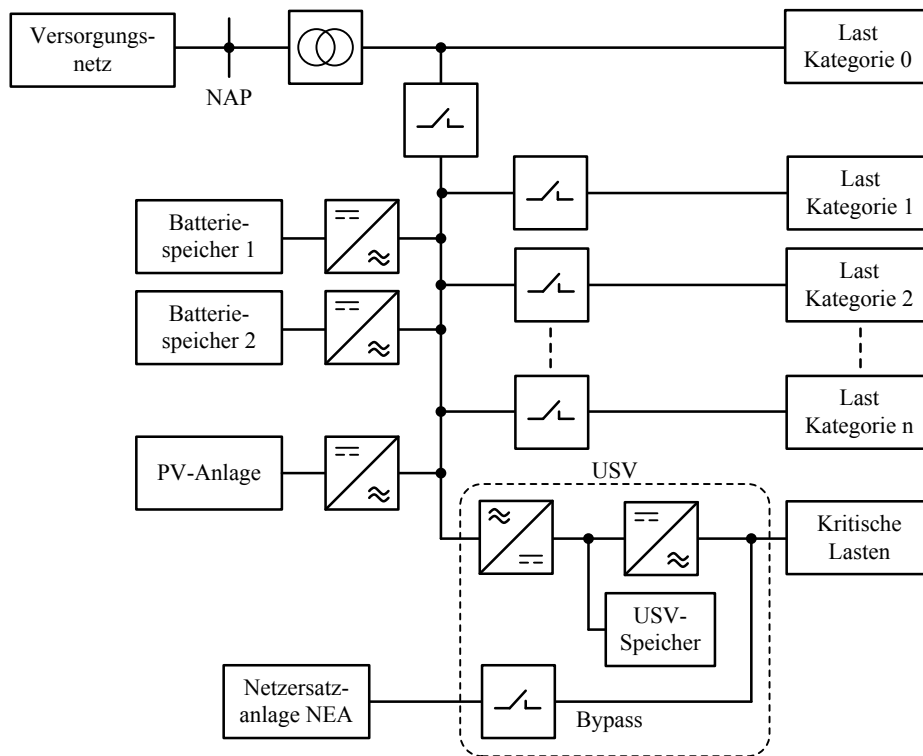


Abbildung 3.2: Beispiel einer Konfiguration mit separater VFI-USV-Anlage

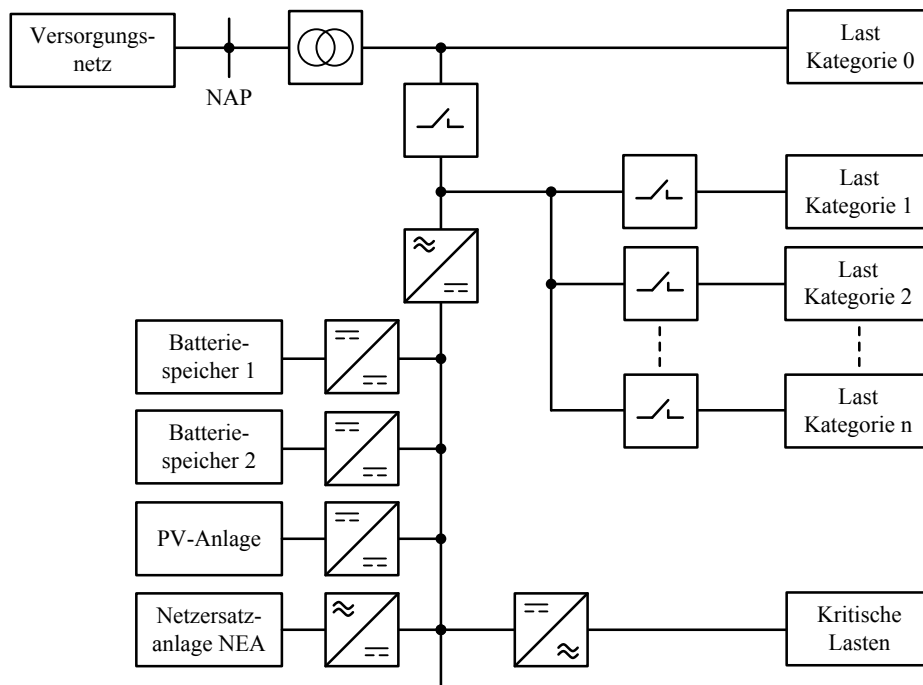


Abbildung 3.3: Beispiel einer Konfiguration mit inhärenter VFI-USV-Anlage und Gleichspannungskopplung der Erzeugeranlagen und Speicher

Für eine völlig entkoppelte Versorgung kritischer Lasten kann der Betrieb von USV-Anlagen auch innerhalb eines Microgrids sinnvoll sein (Abbildung 3.2), um so höchste Spannungsqualitätsansprüche und eine gesicherte Überbrückungszeit zu realisieren. Alternativ ist es aber auch denkbar, die Funktionalität in das Microgrid zu integrieren (Abbildung 3.3), indem kritische Lasten aus einem gesicherten Gleichspannungskreis über einen separaten Wechselrichter versorgt werden.

Da sich die betriebenen Lasten ständig ändern, ändert sich auch ständig die Wichtigkeit der Überbrückungsfunktionalität. So kann es beispielsweise Zeiten geben, in denen der Speicher vorrangig als Backup dient und kurze Zeit darauf wieder für andere Aufgaben einsetzbar wäre. Die Zielgewichtung kann dabei durch einen manuellen Eingriff erfolgen oder automatisiert unter Einbeziehung von Lastprioritäten (ggf. auch Tageszeiten), Netzausfallwahrscheinlichkeiten und der Residualleistungsprognose, welche für andere Teile der Betriebsführung ebenfalls genutzt wird.

3.1.3 Industrie 4.0 und industrielle Microgrids

Industrie 4.0 – zusammengefasst soll dabei die industrielle Produktion mit moderner Informations- und Kommunikationstechnik verzahnt werden. Ziel ist eine weitestgehend selbstorganisierte Produktion, in der die Akteure (Menschen, Maschinen, Anlagen, ...) direkt bzw. automatisiert miteinander kommunizieren [107] (ähnlich: "Smart Factory", "Internet of Things" (IoT) oder "Business Digitalization").

Es ist anzunehmen, dass Produktionsschritte in einem solchen System weit im Voraus geplant werden und die Zeitpunkte des Ein- und Ausschaltens von Maschinen bzw. der Start und das Ende von Arbeitssequenzen gut einzuschätzen sind. Für den Betrieb eines industriellen Microgrids ergeben sich daraus direkte Vorteile:

1. Produktionszeitpläne können direkt in die Lastprognose eines industriellen Microgrids einfließen.
2. Produktionszeitpläne und die Abbildung des Ist-Zustands der Produktion sind wichtige Informationen für eine automatisierte Zielpriorisierung des Microgrid, z. B. beim Einstufen der Wichtigkeit der Überbrückungsfunktionalität.
3. Andersherum kann auch die Microgridsteuerung einfacher Einfluss auf die Planung der Produktion nehmen, um z. B. Spitzenleistungen zu vermeiden.

3.1.4 ISO 50001 und industrielle Microgrids

Die Norm ISO 50001 soll Unternehmen beim Aufbau eines Energiemanagements unterstützen. Hierbei handelt es sich nicht etwa um ein technisches Energiemanagement, sondern um eine Methode der Unternehmensführung (wie z. B. das

Qualitätsmanagementsystem nach ISO 9001). Es wird darin ein kontinuierlicher Prozess zur Steigerung der Energieeffizienz beschrieben. Grundlage dafür ist die Erfassung der Energieflüsse im Unternehmen und das Definieren von Kennwerten, wie z. B. der spezifische Energieverbrauch (Gesamtenergiebedarf bezogen auf die Menge hergestellter Produkte) oder die spezifischen Energiekosten (Energieversorgungskosten bezogen auf Herstellungskosten), welche zur Kontrolle von Maßnahmen benutzt werden (vgl. [108]). Das Microgrid benötigt ein Mess- und Kommunikationssystem, welches im Kontext der ISO 50001 auch zum Erfassen der relevanten Energieflüsse genutzt werden kann und somit einen Doppelnutzen erfüllt. Andererseits kann der Betrieb des Microgrids einen Beitrag zur Erfüllung der nach Norm gesteckten Ziele leisten, z. B. durch Reduktion der spezifischen Energiekosten.

3.2 Netzanschlusspunkt

Am Netzanschlusspunkt (NAP) des Microgrids findet der Leistungsausgleich zum übergeordneten Netz statt und demnach werden hier auch die Kosten für die Versorgung des Unternehmens ermittelt. In dieser Arbeit wird davon ausgegangen, dass die Leistung am NAP mittels registrierender Leistungsmessung (RLM) erfasst wird, welche folgende Besonderheiten aufweist: die Wirk- und Blindleistung wird separat voneinander erfasst, die Wirkleistung wird in bezogene und eingespeiste Wirkleistung unterteilt und für die Kostenabrechnung werden lediglich Mittelwerte über 15 Minuten der entsprechenden Leistungen festgehalten.

Da die Messwertverarbeitung eine große Rolle spielt, wird an dieser Stelle eine ausführlichere Erklärung der anwendungsspezifischen Besonderheiten gegeben. Die Messwertverarbeitung findet mit unterschiedlichen Abtastzeiten statt $T_S = 1\text{ s}$ und $T_M = 15\text{ min}$. Zunächst wird aus den Augenblickswerten (welche als quasi kontinuierlich abgetastet angenommen werden) die Wirk- und Blindleistung über T_S gebildet und mit T_S abgetastet. Diese Werte werden mit dem Abtastindex n gekennzeichnet. Im zweiten Schritt werden positive und negative Messwerte voneinander getrennt. Hierfür werden die Funktionen f_{pos} und f_{neg} genutzt.

$$x^+ = f_{\text{pos}}(x) \quad \text{mit} \quad f_{\text{pos}}(x) = \begin{cases} x & \text{für } x > 0 \\ 0 & \text{für } x \leq 0 \end{cases} \quad (3.1)$$

$$x^- = f_{\text{neg}}(x) \quad \text{mit} \quad f_{\text{neg}}(x) = \begin{cases} 0 & \text{für } x \geq 0 \\ x & \text{für } x < 0 \end{cases} \quad (3.2)$$

Um die resultierenden Größen voneinander zu unterscheiden, werden die hochgestellten Indizes $+$ und $-$ genutzt. Von den sich so ergebenden Leistungsverläufen werden im Anschluss Mittelwerte über T_M gebildet, welche mit T_M abgetastet werden. Das entsprechende Intervall wird mit dem Index k gekennzeichnet.

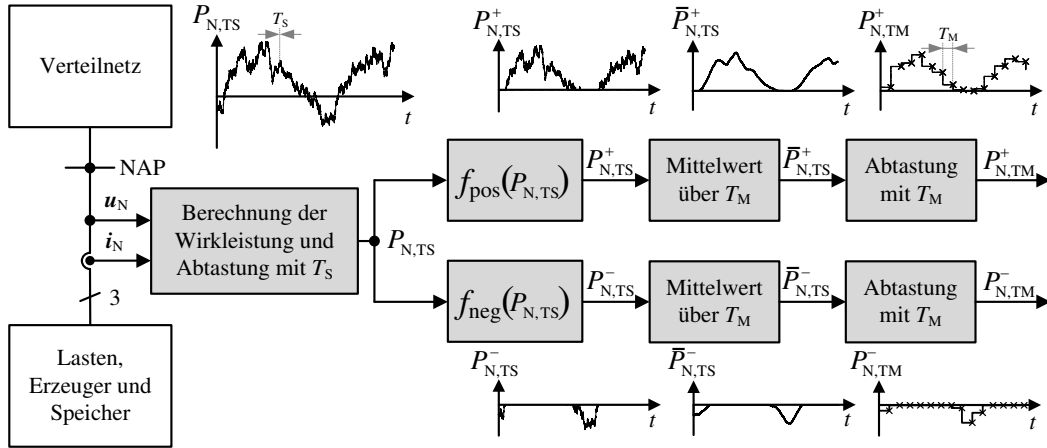


Abbildung 3.4: Messwertverarbeitung der Wirkleistung am Netzanschlusspunkt

Zu Beginn eines neuen Intervalls wird n zurückgesetzt, was an einigen Stellen die Schreibweise vereinfacht. Für die eindeutige Bezeichnung des Zeitpunkts eines Messwertes innerhalb eines Intervalls, müssen dadurch jedoch sowohl n als auch k angegeben werden $x(t_{k,n})$. Innerhalb eines Intervalls ergeben sich $N_I = T_M/T_S$ Werte für jede Messgröße.

Abbildung 3.4 verdeutlicht die Messwertverarbeitung am Beispiel der Wirkleistungsmessung. Ausgehend von den über T_S gebildeten Wirkleistungsmesswerten $P_{N,TS}(t_{k,n})$, mit den Indizes N für NAP, TS für die Abtastzeit T_S , werden schließlich die für die Abrechnung relevanten 15-Minuten-Mittelwerte ermittelt:

$$P_{N,TM}^+(t_k) = P_{N,TM}^+(t_{k,n}) \Big|_{n=N_I} = \frac{1}{N_I} \sum_{i=1}^{N_I} f_{\text{pos}}(P_{N,TS}(t_{k,i})) \quad (3.3)$$

und

$$P_{N,TM}^-(t_k) = P_{N,TM}^-(t_{k,n}) \Big|_{n=N_I} = \frac{1}{N_I} \sum_{i=1}^{N_I} f_{\text{neg}}(P_{N,TS}(t_{k,i})). \quad (3.4)$$

Es ist also durchaus möglich, dass für dasselbe Intervall beide Werte (für eingespeiste und bezogene Leistung) ungleich Null ergeben. Die Versorgungskosten können nun direkt in Abhängigkeit von $P_{N,TM}^+$ berechnet werden. Einspeisevergütungen werden nur in Teilen in Abhängigkeit von $P_{N,TM}^-$ berechnet. Die Höhe der Vergütung ist vom Typ der Erzeugungsanlagen abhängig und einige weitere Dinge sind dabei zu beachten, welche im Anschluss in Kapitel 3.3 beschrieben werden.

Vereinfacht wird in dieser Arbeit in der Regel die Summenleistung $P_{N,TM}$ betrachtet, in der Annahme, dass die dadurch entstehenden Abweichungen gering sind. Die Annahme wird vor allem durch die in Kapitel 4 beschriebene Intervallregelung

gestützt, da dadurch ungewollte Auswirkungen durch diese Vereinfachung reduziert werden. Die Summenleistung ist definiert als

$$P_{N,TM}(t_k) = P_{N,TM}^+(t_k) + P_{N,TM}^-(t_k). \quad (3.5)$$

Neben monetären Aspekten können am Netzanschlusspunkt Aspekte wie die Netzauslastung und Übertragungsverluste betrachtet werden. Bezüglich der Netzauslastung wird in Kapitel 5 ein variabler Stromtarif berücksichtigt. Durch den Stromtarif wird zwar wieder ein monetärer Ansatz geschaffen, welcher aber der Harmonisierung von Angebot und Nachfrage im Stromnetz dient. Ähnlich trifft dies auf die Bereitstellung von Primärregelleistung zu, welche ebenfalls in Kapitel 5 thematisiert wird.

Um Übertragungsverluste zu reduzieren, müssten Informationen über die vorgelagerte Netzebene vorliegen, beispielsweise über den momentanen Leistungsaustausch von parallel angeschlossenen Verbrauchern. Um die Vielseitigkeit der in Kapitel 5 vorgestellten Betriebsstrategien zu zeigen, wird hier vereinfachend davon ausgegangen, dass die Übertragungsverluste durch Reduktion der mittleren quadratischen NAP-Leistung ebenfalls verringert werden. Alternativ könnten Steuersignale vom Verteilnetzbetreiber (VNB) auf die Zielsetzung Einfluss nehmen.

3.3 Erzeugungsanlagen

Übliche Erzeugungsanlagen im elektrischen Netz von Industrieunternehmen sind Photovoltaikanlagen, Blockheizkraftwerke und Windkraftanlagen. Im Rahmen von Ersatzstromversorgungen kommen weiterhin Netzersatzanlagen zum Einsatz. Im Folgenden wird eine kurze Beschreibung dieser Anlagen gegeben und auf Besonderheiten eingegangen.

3.3.1 Photovoltaikanlagen

Photovoltaikanlagen (PV-Anlagen) wandeln mittels Solarzellen einen Teil der Sonnenstrahlung in elektrische Energie um. Eine PV-Anlage besteht i. d. R. aus einer Reihen- und/oder Parallelschaltung von PV-Modulen (die wiederum aus in Serie und/oder parallel geschalteten Solarzellen bestehen) und einer leistungselektronischen Ankopplung.

Das Verhalten der Solarzellen wird maßgeblich von ihrer Temperatur und der Bestrahlungsstärke beeinflusst. In [109, S. 22 ff.] finden sich Klemmspannungsmodelle, welche den Zusammenhang zwischen Temperatur, Bestrahlungsstärke, Zellstrom und Zellspannung beschreiben. In Abbildung 3.5 wird dieser Zusammenhang für PV-Module exemplarisch mit Strom-Spannungs- und Leistungs-Spannungs-Kennlinien

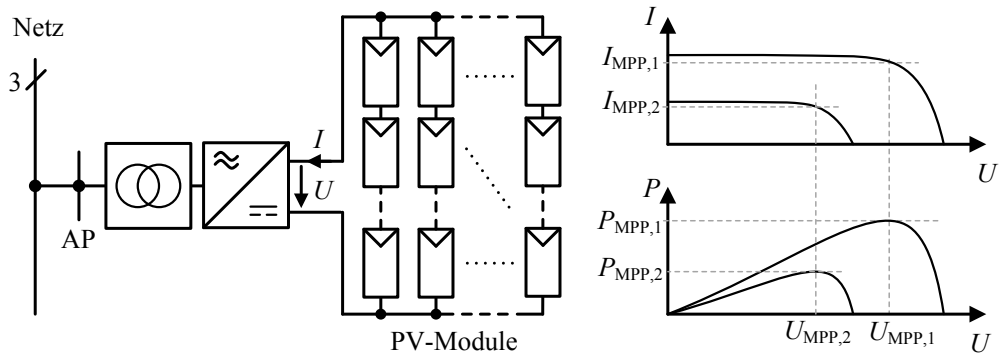


Abbildung 3.5: Beispiel zur Anbindung von Photovoltaikmodulen über einen Zentralwechselrichter und prinzipielle Strom-Spannungs- u. Leistungs-Spannungs-Kennlinien mit den jeweiligen Punkten maximal abrufbarer Leistung bei gleichmäßiger Bestrahlung unterschiedlicher Intensität und unterschiedlichen Modultemperaturen

visualisiert. Weiterhin wird eine beispielhafte Ankopplung der PV-Module über einen Zentralwechselrichter an ein Drehstromnetz gezeigt.

Um eine möglichst hohe Leistungsausbeute beim Betrieb von PV-Anlagen zu erreichen, sucht die leistungselektronische Ankopplung ständig den Arbeitspunkt, bei dem die maximale Leistung abgerufen werden kann (engl. Maximum Power Point, MPP). Von diesem Betrieb wird üblicherweise nur durch äußere Vorgaben abgewichen (z. B. wenn das Einspeiselimit am NAP erreicht ist oder nach Vorgabe der Netzanschlussbedingungen durch netzfrequenzenabhängige Leistungsreduktion). Beispielverläufe einer PV-Anlage sind in Abbildung 3.6 gezeigt, bei denen die Abhängigkeiten zu Uhrzeiten t_u und Jahreszeiten gut zu erkennen sind.

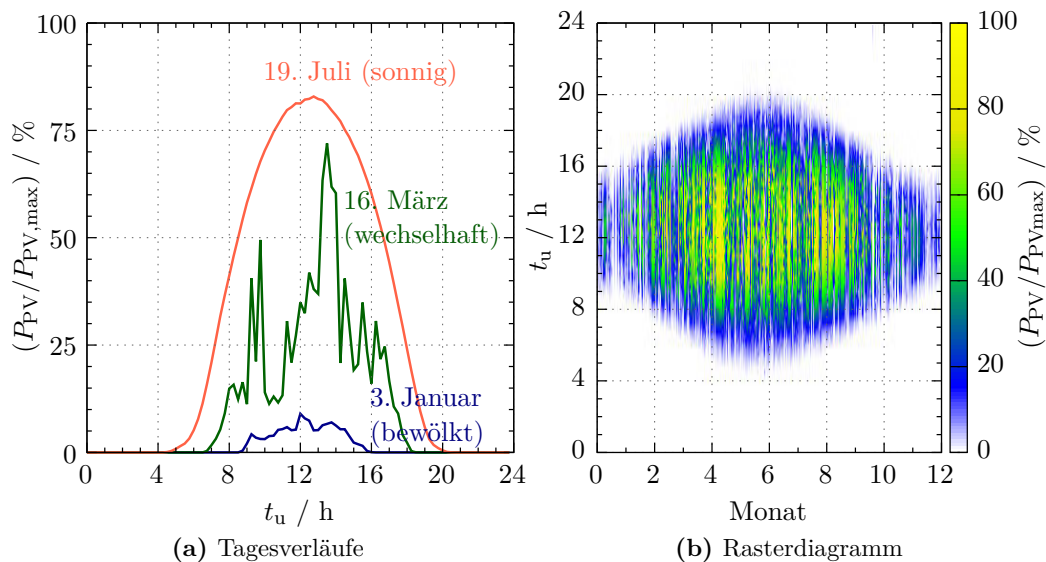


Abbildung 3.6: Beispielleistungsverläufe einer PV-Anlage (250 kW Spitzenleistung)

3.3.2 Kraft-Wärme-Kopplungsanlagen

Anlagen mit Kraft-Wärme-Kopplung (KWK) dienen der simultanen Erzeugung nutzbarer Wärmeleistung und elektrischer Leistung (i. d. R. mit mechanischer Leistung als Zwischenprodukt). Der Leistungsbereich von KWK-Anlagen liegt zwischen einigen kW bis zu mehreren Hundert MW [110] und ist abhängig von der eingesetzten Technologie.

Für den industriellen Einsatz eignen sich Blockheizkraftwerke (BHKWs) mit Leistungen bis ca. 10 MW, welche meist mit Erdgasmotor betrieben werden (v.g. [111]). Für höhere Leistungen werden große Heizkraftwerke mit Dampfturbinen, Gasturbinen und deren Kombination, den GuD-Turbinen, eingesetzt. Weitere Technologien sowie Vergleiche werden z. B. in [112] oder [113] vorgestellt. Neben Gas als Brennstoff kommen (je nach Technologie) auch Kohle, Öl, Müll, Diesel, Pflanzenöl, Holz und vermehrt biogene Brennstoffe zum Einsatz (siehe [113]). Für den Vergleich der Technologien spielt weiterhin die Stromkennzahl (elektrische Leistung bezogen auf den Nutzwärmestrom) und das Temperaturniveau der auskoppelbaren Wärme eine Rolle. Abbildung 3.7 zeigt die Netzanbindung eines BHKWs mit Verbrennungsmotor und ohne Leistungselektronik. Eine Variante ohne einen mechanischen Teil bietet der viel diskutierte Einsatz von Brennstoffzellen, bei denen eine Gleichspannung erzeugt wird und (ähnlich wie bei PV-Anlagen) ein Wechselrichter zur Netzanbindung eingesetzt wird.

Wenngleich für den Betrieb von KWK-Anlagen unterschiedliche Betriebsstrategien in der Literatur genannt werden (wärmegeführt, stromgeführt und Kombinationen, vgl.: [105, S. 324]), so scheint die wärmegeführte Betriebsweise den höchsten wirtschaftlichen Stellenwert zu besitzen (vgl.: [115, S. 267], [116, S. 62] und [105, S. 324]). Das im Laufe dieser Arbeit primär verwendete Praxisbeispiel der *Firma A* (in Kapitel 6 genauer beschrieben), beinhaltet ebenfalls ein wärmegeführtes BHKW, welches auf die Wärmegrundlast dimensioniert ist und daher nahezu ständig mit voller Leistung betrieben wird. Ähnliche Beispiele werden in [113] gezeigt. Zusätzlich zu dem BHKW wird bei einer solchen Auslegung eine weitere (herkömmliche) Heiz-

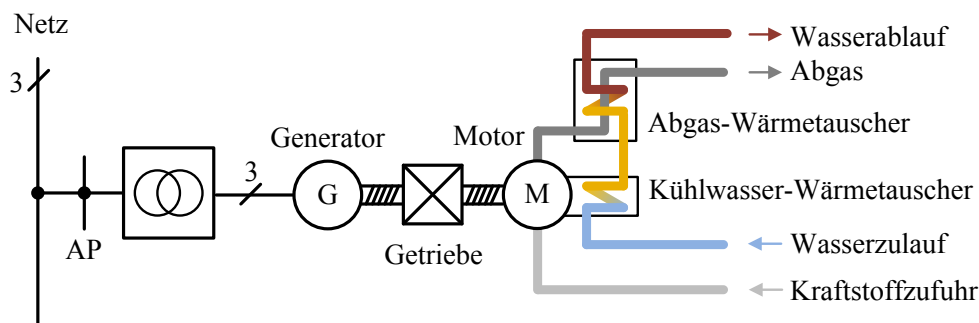


Abbildung 3.7: Beispielanbindung eines BHKWs mit Verbrennungsmotor

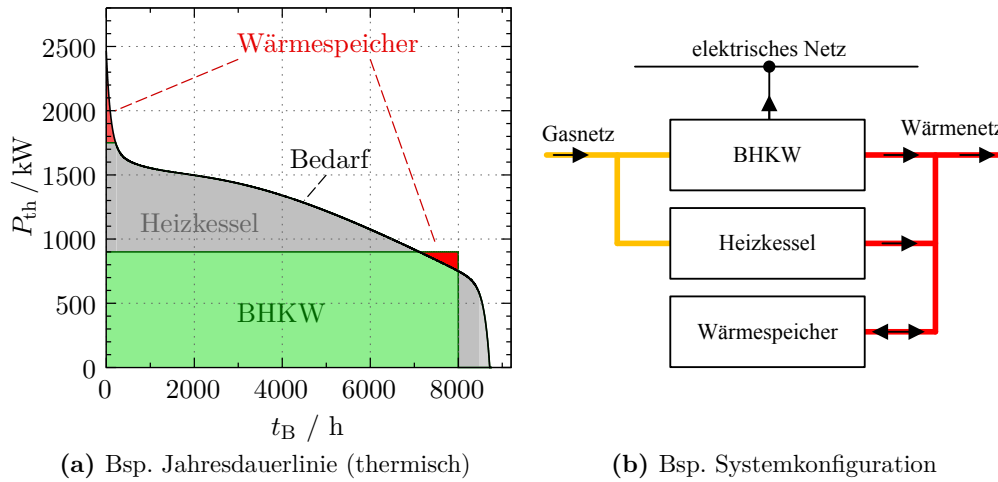


Abbildung 3.8: Beispiel Jahresdauerlinien und Systemkonfiguration mit BHKW, Heizkessel und Wärmespeicher (vgl. [114, S. 265ff] u. [112, S. 273])

anlage (auch Spitzenlastkessel genannt) benötigt, welche den Wärmebedarf über die Wärmegrundlast hinaus und ggf. während Wartungen der KWK-Anlage den gesamten Wärmebedarf deckt. Weiterhin kann, wie z. B. in [115, S. 268ff] beschrieben, ein Wärmespeicher die Laufzeit des BHKWs erhöhen, indem der Wärmespeicher geladen wird, wenn das BHKW mehr Wärme produziert als abgenommen wird. Abbildung 3.8 zeigt ein solches Konzept und verdeutlicht die Betriebsweise anhand von Jahresdauerlinien (thermische Leistung P_{th} über die jeweiligen Betriebsstunden t_B) und einer möglichen Systemkonfiguration mit Spitzenlastkessel.

Es bleibt festzuhalten, dass KWK-Anlagen grundsätzlich steuerbar sind. Da für diese Arbeit jedoch eine wärmegeführte Betriebsweise für die Wärmegrundlast angenommen wird, wird auch keine Beeinflussung des Betriebs vorgesehen. Es wird vielmehr angenommen, dass das BHKW kontinuierlich mit voller Leistung arbeitet und somit eine nahezu konstante elektrische Leistung bereitstellt.

3.3.3 Windkraftanlagen

Windkraftanlagen (WKA) wandeln die Bewegungsenergie des Windes in elektrische Energie um. Die Leistung der eingesetzten Generatoren kann mehrere Megawatt betragen. Beschreibungen zur Modellierung von WKA, unterschiedliche Bauformen sowie Regelungs- und Betriebsführung finden sich in [117]. Je nach Standort und Wetterbedingung kann sich die Windstärke sehr schnell ändern. Die Leistungsabgabe der WKA fluktuiert, wie in [118, S. 9] beschrieben, noch stärker als die Windstärke, da diese von der dritten Potenz der Windgeschwindigkeit abhängt. Darüber hinaus wird eine WKA bei zu hohen Windstärken ganz abgeschaltet, was zu einem plötzlichen Fall von hoher Erzeugungsleistung zu Null führt und

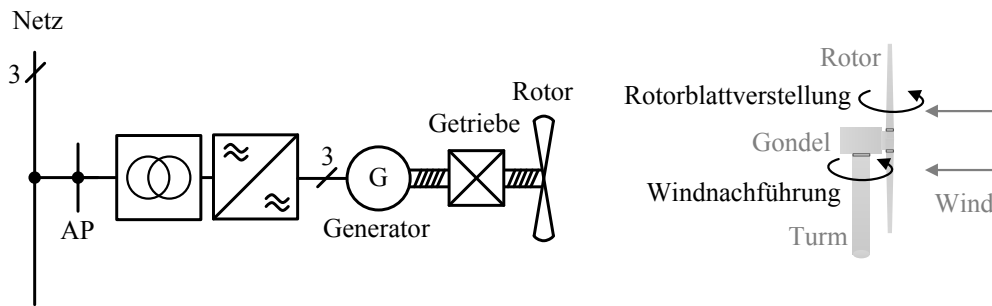


Abbildung 3.9: Beispielanbindung einer Windkraftanlage über einen Umrichter und Verstellmöglichkeiten zur Arbeitspunktverschiebung, vgl. [117, S. 486]

Leistungsprognosen erschwert. Abbildung 3.9 zeigt die Netzanbindung und typische Komponenten einer WKA.

Um die dargebotene Bewegungsenergie des Windes bestmöglich zu nutzen, verfügen viele WKA über eine Rotorblattverstellung und eine Windnachführung, welche darauf abzielt, die Gondel ständig optimal zur Windrichtung zu positionieren. Ähnlich dem Betrieb von PV-Anlagen wird von dem Betrieb mit maximal möglicher Leistungsausbeute nur durch äußere Vorgaben abgewichen (z. B. wenn das Einspeiselimit am NAP erreicht ist).

3.3.4 Weitere Erzeugungsanlagen und Zwischenfazit

Neben PV-, KWK-, und Windkraftanlagen können Notstromaggregate (z. B. auf Basis von Dieselmotoren) elektrische Energie bereitstellen, welche jedoch i. d. R. nur während eines Netzausfalls oder zu Testzwecken betrieben werden. Dauerhaft kommen solche Aggregate vor allem in permanenten Inselnetzen zum Einsatz, wie bereits in Kapitel 2 beschrieben. Die Hochlaufzeit des Aggregates wird bei kritischen Anwendungen durch USV-Anlagen überbrückt. Weitere in Industrieunternehmen übliche Erzeugungsanlagen (für Wärme, Druckluft, Gas und Kälte) werden kurz in Kapitel 3.6 behandelt, stehen aber aus den dort genannten Gründen nicht im Fokus der Arbeit.

Zusammengefasst wird für diese Arbeit also angenommen, dass im netzgekoppelten Betrieb des Microgrids die PV-, und Windkraftanlagen stets versuchen, die witterungsabhängige maximale Leistung abzugeben. KWK-Anlagen bedienen die Wärmegrundlast und laufen nahezu die gesamte Zeit konstant mit maximaler Leistung. Somit ist lediglich eine Drosselung der Anlagen als Steuerungsmöglichkeit zu betrachten, was jedoch nur aufgrund von Systemgrenzen (z. B. Erreichen des Einspeiselimits) sinnvoll erscheint.

3.4 Elektrische Lasten und Residualleistung

Die Lastverläufe von Industrieunternehmen können sich stark von denen in z. B. Privathaushalten, Dörfern oder Städten unterscheiden. Neben Spitzenleistungen von mehreren Megawatt kann insbesondere der Einfluss einzelner Lasten enorm sein. Das Lastprofil kann hohe Spitzenlasten enthalten, die durch Maschinen und Betriebsmittel mit hohen Leistungen und kleinen Einschaltzeiten verursacht werden. Diese Aspekte führen dazu, dass statistische Prognosen für Industrieunternehmen erschwert werden, wie später in Kapitel 6 thematisiert ist.

Um den Lastleistungsverlauf zu glätten oder an die lokale Erzeugung anzupassen, ist es vielfach möglich, die Nutzung von einzelnen Lasten zeitlich zu verschieben. Derartige Betrachtungen werden allgemein unter dem Begriff *Lastmanagement* zusammengefasst. Zu diesem Thema wurde die Abschlussarbeit [A7] im Kontext dieser Arbeit betreut. Darin ist eine Zusammenfassung zur Potenzialabschätzung für Industrieunternehmen, der Stand der Technik und ein Ansatz zur Optimalsteuerung verschiedener Lasten beschrieben. Es ist davon auszugehen, dass dies eine der kostengünstigsten Möglichkeiten der Leistungsbeeinflussung ist, welche bereits heute Anwendung in Firmen (auch ohne Microgrid-Struktur) findet.

Es hängt jedoch von dem Unternehmen ab, ob ein Lastmanagement großen Einfluss auf die Leistungsverläufe nehmen kann. Im Weiteren wird zumeist davon ausgegangen, dass entweder keine Möglichkeiten des Lastmanagements bestehen oder die Möglichkeiten bereits vollständig ausgeschöpft wurden.

In dieser Arbeit wird meist als Fallbeispiel die *Firma A* betrachtet, bei der eine PV-Anlage, ein BHKW und ein einfaches Lastmanagement installiert sind. Bildet man die Differenz zwischen der von den Lasten benötigten elektrischen Leistung P_L und der von den Erzeugern abgegebenen elektrischen Leistung P_E erhält man die

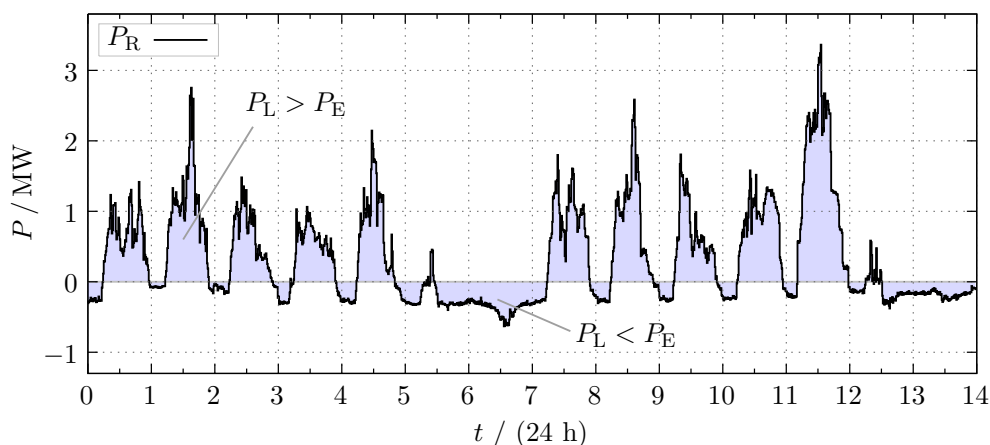


Abbildung 3.10: Zwei-Wochen-Ausschnitt der Residualleistung (Firma A)

Residualleistung P_R (teilweise auch Residuallast genannt). Wenn davon ausgegangen wird, dass weder Last- noch Erzeugerleistungsänderungen sinnvoll sind, ist diese Leistung der Ausgangspunkt für den Eingriff von Speichersystemen. Abbildung 3.10 zeigt einen Beispiel-Residualleistungsverlauf der Firma A über zwei Wochen.

3.5 Energiespeicher im elektrischen Netz

Wegen der verschiedenen Technologien zur Speicherung von Elektrizität, die in einem industriellen Microgrid zum Einsatz kommen können, wird eine kurze Übersicht gegeben und Besonderheiten beschrieben. Wie bereits ausführlich erklärt, wird in dieser Arbeit die Residualleistung als nicht weiter veränderbar angenommen (d.h. die Möglichkeiten der Erzeugersteuerung und des Lastmanagements sind unwesentlich oder bereits völlig ausgeschöpft). Daher wird vor allem die Leistung des Energiespeichers als bestimmender Freiheitsgrad im Betrieb des Microgrid untersucht. Für diese Untersuchungen wird ein Simulationsmodell des Energiespeichers benötigt, das die Speicherleistung mit dem Speicherenergieinhalt verknüpft und ebenfalls in diesem Kapitel beschrieben wird.

3.5.1 Speichertechnologien für industrielle Microgrids

In verschiedenen Arbeiten sind bereits ausgiebige Vergleiche von Speichertechnologien zu finden, wie z. B. in [119], [120], [121], [122], [123] und [124]. Die in Kapitel 2 aufgeführten Beispielprojekte stationärer Speichersysteme und viele anwendungsorientierte Technologiebeschreibungen z. B. aus [119] und [125, S. 418ff] lassen darauf schließen, dass zu den derzeit relevanten Speichertechnologien für Microgrids vor allem Lithium-Ionen-Batterien, Blei-Säure-Batterien, Flow-Batterien, Schwungradspeicher und Hochtemperatur-Batterien zählen. Weiterhin erscheint die Elektrolyse und Methanisierung (unter dem Begriff Power to Gas (PtG) zusammengefasst) im industriellen Umfeld vorteilhaft, da relativ große Anlagen in Verbindung mit einer möglichen Nutzung der Abwärme denkbar sind. Dem Vorteil der gigantischen Speicherkapazität von PtG stehen der niedrige Wirkungsgrad und relativ hohe Kosten gegenüber, weshalb [119] eine relevante Marktnachfrage dieser Technologie nicht vor dem Jahr 2025 erwartet.

Eine allgemeine Schwierigkeit beim Vergleich der Technologien ist, dass die einzelnen Technologien in unterschiedlichen Konfigurationen eine breite Variation der Eigenschaften aufweisen und oft nur unvollständige Informationen vorliegen. In Tabelle 3.1 werden daher auf Basis von [119] lediglich Indikatoren der relevanten Technologien aufgeführt. Gerade Lithium-Ionen-Batterien weisen ein breites Spektrum auf (nach [119] wird beispielsweise ein Bereich der möglichen Vollzyklen zwischen 1000 und 5000 sowie ein Investitionskostenbereich zwischen 300 €/kWh

und 800 €/kWh angegeben). Für die konkrete Auswahl eines Speichers erscheint daher eine genaue Betrachtung der individuellen Systeme unerlässlich. Eine detaillierte Übersicht der unterschiedlichen Typen von Lithium-Ionen-Batterien wird in [125] gegeben.

Tabelle 3.1: Vergleich ausgewählter Speichertechnologien für industrielle Microgrids basierend auf [119] und eigenen Angebots- und Datenblattauswertungen. Alle Zahlen sind Indikatoren und können zwischen verschiedenen Varianten erheblich variieren.

Eigenschaft	SRS ^A	PB ^B	LIB ^C	FB ^D	HTB ^E
Wirkungsgrad in %	95	70	90	80	75
Zykluslebensdauer (Vollzyklen)	$>10^6$	1500	4000	$>10^4$	10^4
Entladetiefe in %	75	70	100	100	100
Kalendarische Lebensdauer in Jahren	15	10	20	15	20
Investition (Kapazität) in €/ kWh	1000	250	450	400	600
Investition (Leistung) in €/ kW	300	170	170	1250	170
Selbstentladung	hoch	gering	gering	gering	mittel

^A SRS: Schwungradspeicher, ^B PB: Blei-Säure-Batterien, ^C LIB: Lithium-Ionen-Batterien

^D FB: Flow-Batterien ^E HTB: Hochtemperatur-Batterien

Anhand der Schilderungen von [126] und [125, S. 417ff.] erscheinen Lithium-Ionen-Batterien und Blei-Säure-Batterien als die Technologien, welche derzeit für die Anwendung im industriellen Microgrid die höchste Relevanz besitzen¹. Die günstigere Blei-Säure-Batterie mit geringerer Zyklenfestigkeit im Hinblick auf die Reserve für Netzausfallüberbrückungen (wie sie auch schon lange für unterbrechungsfreie Stromversorgung genutzt werden) und die Lithium-Ionen-Batterie mit höherem Wirkungsgrad und höherer Zyklenfestigkeit im Hinblick auf die Spitzenleistungsreduktion, Eigenverbrauchssteigerung und PRL-Bereitstellung. Beide Technologien zeichnen sich weiterhin durch sehr geringe Selbstentladung aus. Es liegt nun nahe, auch Kombinationen von Lithium-Ionen-Batterien und Blei-Säure-Batterien zu einem Hybridspeichersystem zu betrachten, wie auch in [126] beschrieben und bereits in verschiedenen Projekten in anderen Anwendungsbereichen realisiert. Im industriellen Microgrid ist es weiterhin denkbar, bereits vorhandene Speicher für die Microgrid Anwendungen nutzbar zu machen. Ein Beispiel liefern Ladestationen für Gabelstaplerbatterien (i. d. R. Bleibatterien), für dessen Nutzung jedoch bidirektionale Ladesysteme notwendig wären.

¹ Flow-Batterien erscheinen (derzeit) eher bei Anwendungen mit sehr hohem Kapazitätsbedarf bei geringem Leistungsbedarf und Schwungradspeicher eher bei Anwendungen mit geringem Kapazitätsbedarf bei sehr hohem Leistungsbedarf als sinnvolle Technologiewahl. Beide Technologien zeichnen sich durch eine hohe Zyklenlebensdauer aus.

3.5.2 Bilanzierendes Modell des Speichersystems

Es gibt unterschiedliche Ansätze zur Modellierung von Speichersystemen, die je nach Zweck sehr unterschiedliche Detailtiefen aufweisen und sich dementsprechend in Komplexität und Genauigkeit unterscheiden.

Für Batteriesysteme werden nach [127] diese Ansätze in bilanzierende Modelle, Ersatzschaltbildmodelle und fundamentale Modelle unterteilt. In dieser Arbeit wird ein bilanzierendes Speichermodell genutzt, das die Abhängigkeit des Speicherenergieinhalts von der abgegebenen und bezogenen Leistung des Speichers modelliert. Dabei wird im Folgenden von einem Batteriespeichersystem ausgegangen, wobei die Betrachtungen auch auf andere Speichersysteme (z. B. Schwungradspeicher) übertragen werden können. Das Modell wird als inkrementelles, zeitdiskretes Modell mit der Abtastzeit T_M beschrieben.

Ein Batteriespeichersystem besteht im Wesentlichen aus einer leistungselektronischen Ankopplung (z. B. 3-Phasen Speicherstromrichter oder Gleichstromsteller) und den Batteriezellen. Sowohl im Speicherstromrichter als auch in den Batteriezellen selbst entstehen beim Lade- und Entladevorgang Verluste in Form von Abwärme, wie in Abbildung 3.11 illustriert. Im Stillstand erfolgt weiterhin eine Selbstentladung des Speichers und es entstehen Standby-Verluste des Stromrichters und der Peripherie.

Den Kern des Modells bildet ein im Ausgang begrenzter Summierer, der die innere Leistung P_{SI} multipliziert mit T_M aufsummiert. Die innere Leistung ist als die Leistung zu verstehen, welche effektiv über die Zeit den Energieinhalt ändert. Bei einem verlustfreien Speicher (idealer Speicher) entspricht die Anschlusspunktleistung

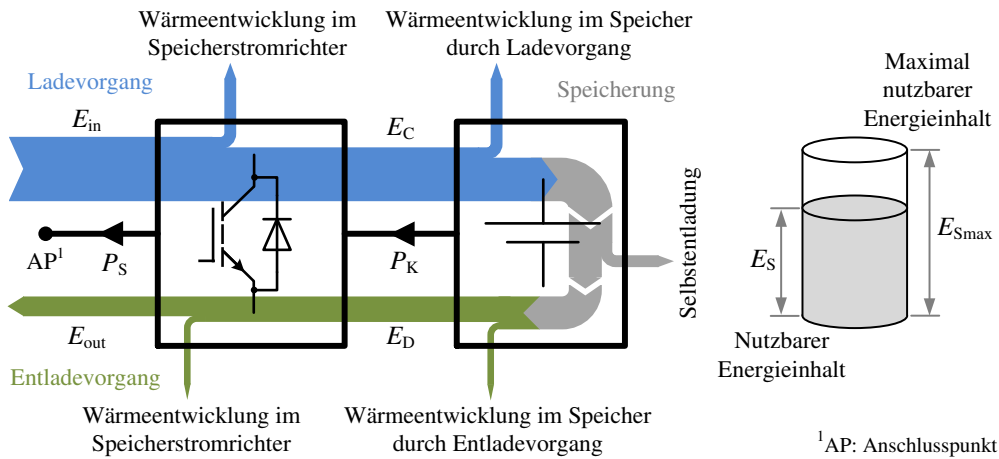


Abbildung 3.11: Prinzipielles Sankey-Diagramm des Lade-, Speicher-, und Entladezyklus eines Speichersystems und Veranschaulichung der betrachteten Größen

P_S direkt P_{SI} , wobei durch die Wahl der Leistungsflussrichtung ($P_S > 0$ führt zur Entladung des Speichers) für den Energieinhalt des Speichers E_S gilt:

$$E_S(t_{k+1}) = E_S(t_k) - P_{SI}(t_{k+1}) \cdot T_M \quad E_S \in [0, E_{S\max}]. \quad (3.6)$$

Mit E_S wird der nutzbare Energieinhalt des Speichers bezeichnet, welcher maximal $E_{S\max}$ und minimal Null werden kann. Damit diese Bedingung während der Nutzung des Modells immer erfüllt bleibt, wird die innere Leistung P_{SI} (dynamisch) begrenzt

$$P_{SI}(t_{k+1}) = \begin{cases} \frac{E_S(t_k)}{T_M} & \text{für } (E_S(t_k) - P_{SI}^*(t_{k+1}) \cdot T_M) < 0, \\ P_{SI}^*(t_{k+1}) & \text{für } 0 \leq (E_S(t_k) - P_{SI}^*(t_{k+1}) \cdot T_M) \leq E_{S\max}, \\ \frac{E_S(t_k) - E_{S\max}}{T_M} & \text{für } (E_S(t_k) - P_{SI}^*(t_{k+1}) \cdot T_M) > E_{S\max}, \end{cases} \quad (3.7)$$

wobei P_{SI}^* den Sollwert (also die unbegrenzte innere Leistung) darstellt. Sie ergibt sich aus der Summe der Anschlusspunktleistung P_S und der Summe der bereits beschriebenen Verlustleistungen P_{SV} (welche die Verluste der Leistungselektronik und die Verluste der Batterie selbst beinhaltet). Die Verluste können von verschiedenen Einflussfaktoren abhängen, insbesondere von der Anschlusspunktleistung P_S , der Leistungsflussrichtung (sich also beim Laden und Entladen unterscheiden), dem Ladegrad und den Temperaturen der einzelnen Komponenten (vergleiche [127]). Die Beschreibung der Verluste wäre also in folgender Form denkbar

$$P_{SV} = P_{SI}^* - P_S = \begin{cases} f_{dv}(P_S, E_S, \vartheta) & \text{für } P_S \geq 0, \\ f_{cv}(P_S, E_S, \vartheta) & \text{für } P_S < 0. \end{cases} \quad (3.8)$$

In Abbildung 3.12 wird der Zusammenhang der Größen verdeutlicht. Eine Untersuchung der Verluste ist in der eigenen Veröffentlichung [E6] und der im Rahmen dieser Arbeit betreuten Abschlussarbeit [A6] beschrieben. Die quadratische Abhängigkeit der Verlustleistung von der Anschlusspunktleistung erscheint dabei als wesentliche Komponente. Für die Betrachtungen mit quadratischer Verlustleistungsabhängigkeit (gekennzeichnet mit dem Index q) gilt vereinfacht

$$P_{SV,q} = B_{cd,q} \cdot P_S^2. \quad (3.9)$$

Für Bleibatterien sollte nach den Erkenntnissen aus [A6] der Verlustkoeffizient $B_{cd,q}$ in Abhängigkeit der Leistungsflussrichtung und des Ladegrads berechnet werden. Eine genauere Modellierung der Verluste mit mehr Parametern erscheint aber vor allem dann sinnvoll, wenn ein konkreter Speicher nachgebildet werden soll, was nicht Ziel dieser Arbeit ist.

Zur Verwendung des Speichersmodells ist es weiterhin notwendig, die maximal abrufbare Anschlusspunktleistung für den nächsten Zeitschritt zu ermitteln, um den Energieinhalt während der Simulation im zulässigen Bereich zu halten. Die maximale Anschlusspunktleistung für Ladevorgänge wird ermittelt mit¹

$$P_{\text{SCmax,q}}(t_k) = \frac{E_{\text{S}}(t_k) - E_{\text{Smax,q}}}{T_{\text{M}}} - B_{\text{cd,l}} \cdot P_{\text{SCmax,q}}(t_k)^2$$

$$= \begin{cases} \frac{E_{\text{S}}(t_k) - E_{\text{Smax,q}}}{T_{\text{M}}} & \text{für } B_{\text{cd,q}} = 0 \\ \frac{\sqrt{4 \cdot \frac{E_{\text{S}}(t_k) - E_{\text{Smax,q}}}{T_{\text{M}}} \cdot B_{\text{cd,q}} + 1} - 1}{2 \cdot B_{\text{cd,q}}} & \text{sonst,} \end{cases} \quad (3.10)$$

und äquivalent für Entladevorgänge

$$P_{\text{SDmax,q}}(t_k) = P_{\text{SImin}}(t_k) - B_{\text{cd,q}} \cdot P_{\text{SDmax,q}}(t_k)^2$$

$$= \begin{cases} \frac{E_{\text{S}}(t_k)}{T_{\text{M}}} & \text{für } B_{\text{cd,q}} = 0, \\ \frac{\sqrt{4 \cdot \frac{E_{\text{S}}(t_k)}{T_{\text{M}}} \cdot B_{\text{cd,q}} + 1} - 1}{2 \cdot B_{\text{cd,q}}} & \text{sonst,} \end{cases} \quad (3.11)$$

wobei der Bereich der vorgebbaren Anschlusspunktleistung von vornherein durch die Leistungsbegrenzung des Speichersystems (z. B. Nennleistung der Leistungselektronik) eingeschränkt wird

$$P_{\text{S}} \in [P_{\text{SCsys}}, P_{\text{SDsys}}]. \quad (3.12)$$

Für die Parametrierung des Modells werden nun also E_{Smax} , P_{SCsys} , P_{SDsys} und $B_{\text{cd,q}}$ benötigt. Problematisch bei der Parametrierung anhand von Datenblattangaben ist, dass Herstellerangaben häufig ungenau sind und sich meist auf Ladung und Strom der Batterie beziehen.

Bei der Datenblattangabe des maximal nutzbaren Energieinhalts (weiterhin E_{Smax}^* genannt), ist z. B. zu berücksichtigen, dass sich diese Angabe i. d. R. als abrufbare Energiemenge bei Entladung mit konstantem Strom versteht. Häufig wird dafür der

¹ Es sei darauf hingewiesen, dass das Argument innerhalb der Wurzel in Gleichung 3.10 negativ werden kann. Dies ist der Fall, wenn $P_{\text{SV}} \geq \text{abs}(P_{\text{S}}/2)$, also die Verlustleistung größer gleich der halben Anschlusspunktleistung resultiert. Ab diesem Punkt würde eine höhere Anschlusspunktleistung zu einer geringeren effektiven Ladeleistung führen. Der Punkt ist mit P_1 in Abbildung 3.12a gekennzeichnet.

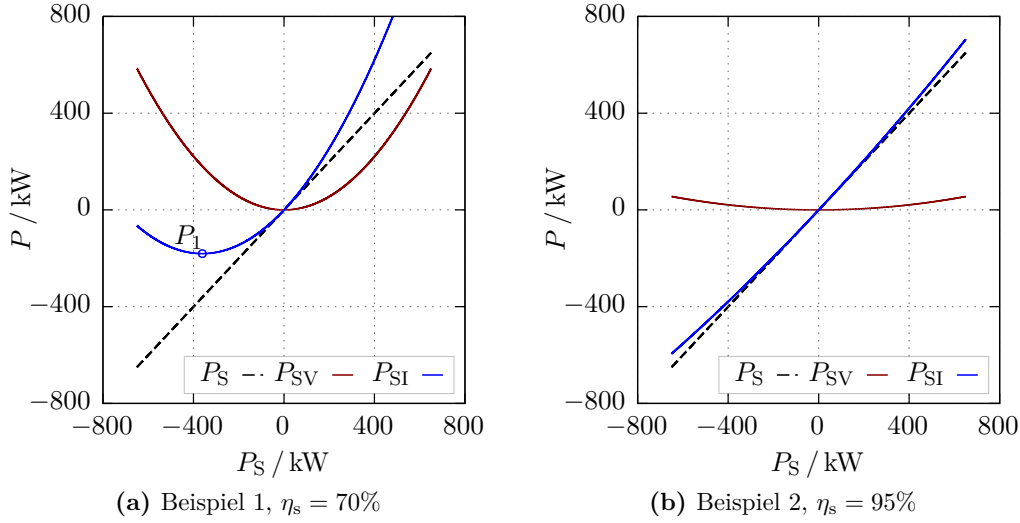


Abbildung 3.12: Beispielkennlinien zur Verdeutlichung der Beziehung zwischen innerer Leistung, Verlustleistung und Anschlusspunkteistung (Wirkungsgradangaben beziehen sich auf einen 150 kWh Speicher)

Strom genutzt, welcher zur vollständigen Entladung innerhalb einer Stunde führt (auch Strom bei C-Rate von 1 oder 1C Strom genannt). In dieser Arbeit wird E_{Smax} als der nutzbare Energieinhalt betrachtet, welcher bei einem Wirkungsgrad von 1 abrufbar wäre. Somit muss der Wert aus dem Datenblatt um die entsprechenden Wärmeverluste bei der angegebenen Entladungsbedingung erhöht werden.

Um $B_{cd,q}$ zu ermitteln, kann der Zykluswirkungsgrad über einen Lade-Entladezyklus η_s (eng.: round-trip efficiency) herangezogen werden, welcher häufig als einzige diesbezügliche Information in den Herstellerangaben aufgeführt ist. Das Verhältnis der zugefügten zu der abgeführten Arbeit eines vollständigen Lade- und Entladezyklus wird mit η_s ausgedrückt. Auch diese Angabe versteht sich unter der Bedingung, dass der Zyklus mit konstantem Entladestrom und gleich hohem Ladestrom durchgeführt wird (i. d. R. mit 1C-Entladestrom und somit mit der Zykluszeit $T_z = 2$ h).

Um diese Angaben ohne größeren Aufwand zu verwenden, wird im Weiteren vereinfacht von einer konstanten Zellspannung ausgegangen. Somit wäre die Leistung während eines Entladevorgangs mit konstantem Strom auch konstant ($P_{S,1h}$). Unter dieser Annahme kann $B_{cd,q}$ in Abhängigkeit von η_s unter Verwendung von Gleichung 3.10 wie folgt bestimmt werden

$$\eta_s = \underbrace{\frac{P_{S,1h}}{P_{S,1h} + P_{SV,q}}}_{\eta_{S,D}} \cdot \underbrace{\frac{P_{SV,q} - P_{S,1h}}{-P_{S,1h}}}_{\eta_{S,C}} = \frac{P_{S,1h} - P_{SV,q}}{P_{S,1h} + P_{SV,q}} = \frac{1 - P_{S,1h} \cdot B_{cd,q}}{1 + P_{S,1h} \cdot B_{cd,q}} \quad (3.13)$$

mit

$$P_{S,1h,q} = \frac{\sqrt{4 \cdot E_{Smax,q} \cdot \frac{2}{T_z} \cdot B_{cd,q} + 1} - 1}{2 \cdot B_{cd,q}} \quad (3.14)$$

folgt

$$B_{cd,q} = \left(\left(\frac{\eta_S - 3}{\eta_S + 1} \right)^2 - 1 \right) \cdot \frac{T_z}{8 \cdot E_{Smax,q}}. \quad (3.15)$$

Weiterhin kann so $E_{Smax,q}$ in Abhängigkeit von E_{Smax}^* berechnet werden. Ebenfalls ausgehend von Gleichung 3.10 folgt dafür zunächst

$$E_{Smax,q} = \begin{cases} E_{Smax}^* & \text{für } B_{cd,q} = 0 \\ \frac{(2 \cdot E_{Smax}^* \cdot B_{cd,q} + 1)^2 - 1}{4 \cdot B_{cd,q}} & \text{sonst} \end{cases} \quad (3.16)$$

und durch Einsetzen von Gleichung 3.15 und umstellen folgt letztlich

$$E_{Smax,q} = \frac{1}{2} \cdot E_{Smax}^* \cdot \left(\left| \frac{\eta_S - 3}{\eta_S + 1} \right| + 1 \right) = \frac{2 \cdot E_{Smax}^*}{\eta_S + 1}. \quad (3.17)$$

Abbildung 3.13 zeigt Beispielverläufe von Speicherleistung und Energieinhalt nach Berechnung des Speichermodells mit *quadratischer* Verlustleistungsabhängigkeit. Wird die Verlustleistung durch eine *lineare* Abhängigkeit von der Anschlusspunkt-leistung approximiert, vereinfachen sich die Betrachtungen entsprechend zu:

$$P_{SV,l} = |B_{cd,l} \cdot P_S|, \quad \text{mit } 0 \leq B_{cd,l} < 1 \quad (3.18)$$

$$P_{SCmax,l}(t_k) = \frac{E_S(t_k) - E_{Smax,l}}{T_M} \cdot \frac{1}{1 - B_{cd,l}}, \quad (3.19)$$

$$P_{SDmax,l}(t_k) = \frac{E_S(t_k)}{T_M} \cdot \frac{1}{1 + B_{cd,l}}, \quad (3.20)$$

$$P_{S,1h,l} = \frac{E_{Smax,l}}{\frac{1}{2} \cdot T_z \cdot (1 + B_{cd,l})}, \quad (3.21)$$

$$B_{cd,l} = \frac{1 - \eta_S}{1 + \eta_S}, \quad (3.22)$$

$$E_{Smax,l} = E_{Smax}^* \cdot (1 + B_{cd,l}) = \frac{2 \cdot E_{Smax}^*}{\eta_S + 1}. \quad (3.23)$$

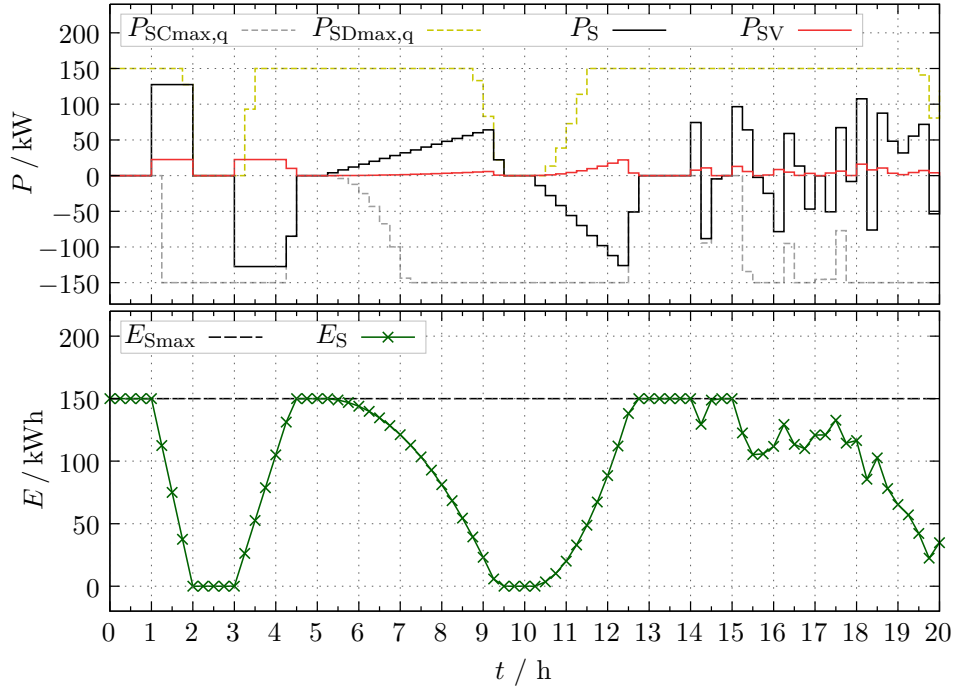


Abbildung 3.13: Beispielverläufe von Speicherleistung und Energieinhalt mit *quadratischer* Verlustleistungsabhängigkeit und folgenden Parametern: $\eta_s = 70\%$, $E_{S\max} = 150 \text{ kWh}$, $E_{S\max}^* = 127,5 \text{ kWh}$, $P_{SD\text{sys}} = -P_{SC\text{sys}} = 150 \text{ kW}$

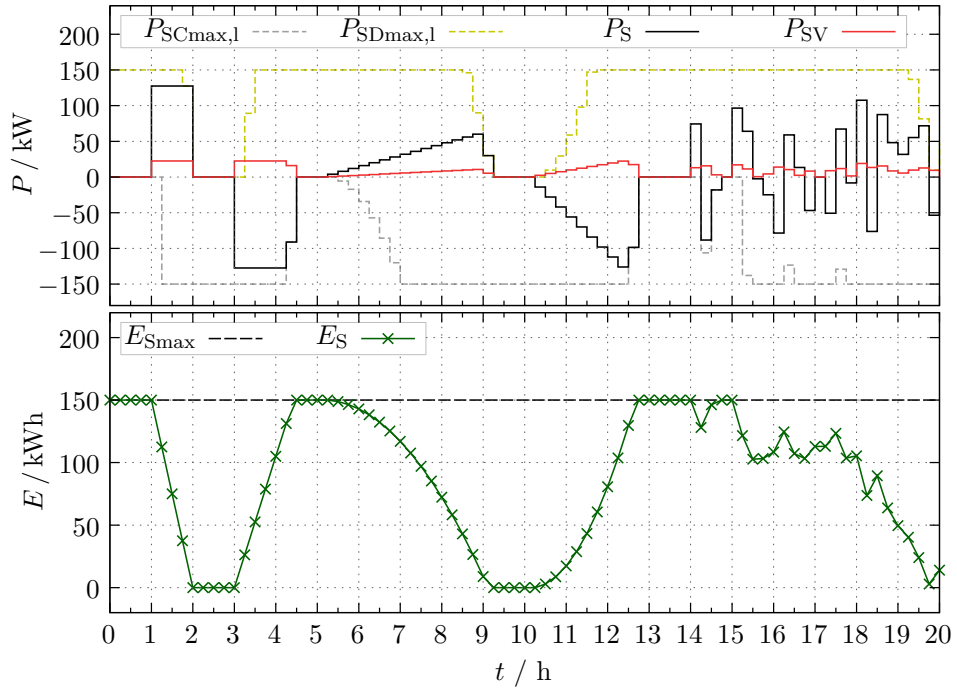


Abbildung 3.14: Beispielverläufe von Speicherleistung und Energieinhalt mit *linearer* Verlustleistungsabhängigkeit und folgenden Parametern: $\eta_s = 70\%$, $E_{S\max} = 150 \text{ kWh}$, $E_{S\max}^* = 127,5 \text{ kWh}$, $P_{SD\text{sys}} = -P_{SC\text{sys}} = 150 \text{ kW}$

Das Modell mit linearer Verlustleistungsabhängigkeit kann ca. 50-mal schneller berechnet werden, als das Modell mit quadratischer Verlustleistungsabhängigkeit¹, was maßgeblich auf die Gleichungen 3.10 und 3.15 zurückzuführen ist. Abbildung 3.13 und Abbildung 3.14 zeigen Beispielverläufe von Speicherleistung und Energieinhalt nach Berechnung beider Speichermodelle. Wie zu erwarten, verhalten sich beide Modelle gleich, wenn die Anschlussleistung exakt $\pm P_{S,1hL}$ beträgt (wie den Abbildungen in den ersten 5 Stunden zu sehen). Die Abweichung der Modelle ist vor allem relevant, wenn die Anschlussleistung im Bereich um $\pm P_{S,1hL}/2$ (hier berechnet das lineare Modell höhere Verluste als das quadratische Modell) und $P_S \ll -P_{S,1hL}$ bzw. $P_S \gg P_{S,1hL}$ (hier berechnet das lineare Modell deutlich geringere Verluste als das quadratische Modell) liegt. Wird das lineare Modell also aufgrund des geringen Rechenzeitbedarfs z. B. für Auslegungssimulationen genutzt, sollte diese Tatsache berücksichtigt werden. In dieser Arbeit werden beide Modelle genutzt, was im jeweiligen Zusammenhang begründet wird.

3.5.3 Alterungsmodell des Speichersystems

Die Alterungsbestimmung von Speichersystemen ist ein sehr komplexes Thema, zu dem seit langem intensive Forschung betrieben wird. Detaillierte Modelle (wie z. B. in [128] für eine $\text{Li}(\text{NiMnCo})\text{O}_2$ basierte Lithiumbatterie vom Typ 18650) benötigen viele Parameter, welche jeweils für die betrachtete Batteriezelle ermittelt werden müssen. Bei einfacheren Modellen, die weniger Einflussgrößen betrachten, ergibt sich der Nachteil, dass die Genauigkeit der berechneten Lebensdauer abnimmt. Methodenvergleiche finden sich z. B. in [129] und [130]. Der häufig eingesetzte ereignisorientierte Ansatz (auch Wöhlerkurven-Ansatz genannt) gilt als sehr einfach anwendbar, jedoch auch als recht ungenaue Methode, insbesondere da hierbei die Schädigung unabhängig von der Vorgeschichte linear akkumuliert wird.

Auch in den Arbeiten [131] und [84] kommt der ereignisorientierte Ansatz zum Einsatz. In beiden Fällen können Parallelen zu den Anforderungen in dieser Arbeit gezogen werden. Daher wurde im Kontext dieser Arbeit ebenfalls der ereignisorientierte Ansatz exemplarisch angewandt, um Anhaltspunkte bezüglich der Batterielebensdauer zu erhalten. Wie in [129] geschildert, sind dies aber Anhaltspunkte die kritisch hinterfragt werden müssen. In der später vorgestellten Betriebsstrategie werden Strafkosten für die Höhe der Speicherleistung und für geringe Ladegrade vorgesehen. Der Reduktion dieser Strafkosten wird indirekt auch eine Reduktion der Speicherschädigung zugeschrieben.

Für die Anwendung² des ereignisorientierten Ansatzes zur Berechnung der zyklensbedingten Schädigung wird von einer vorhandenen Funktion der maximalen Zyklen-

¹ Ergebnis einer exemplarischen Zeitmessung auf einem Standard-PC.

² Die Erklärungen der Anwendung der Methode basiert auf [129], [131] und [84].

zahl $\mathcal{S}_{Z_{\max}}$ (DOD) über die jeweilige Entladetiefe DOD eines Lade-Entladezyklus ausgegangen. Diese kann empirisch ermittelt werden und ist häufig in den Datenblättern der Batteriehersteller zu finden (wie z. B. in [132] und [133]). Ist die maximale Zyklenanzahl erreicht, gilt die Batterielebensdauer als aufgebraucht, was i. d. R. für stationäre Speichersystemen bei einer nutzbaren Restkapazität von 70 % definiert ist (Anwendungsabhängig, sonst häufig bei 80 %). Als Ereignisse werden die einzelnen Entlade- und Ladezyklen verstanden, welche mit dem Laufindex i nummeriert werden¹. Für das Ereignis i wird die Zyklenschädigung $\mathcal{S}_{Z,i}$ mit

$$\mathcal{S}_{Z,i} = \frac{1}{\mathcal{S}_{Z_{\max}}(\text{DOD}_i)} \quad (3.24)$$

berechnet. Neben der Zyklenschädigung kann bei diesem Ansatz auch die kalendarische Schädigung \mathcal{S}_K berücksichtigt werden. Dabei wird angenommen, dass sich die kalendarische Schädigung gleichmäßig über die Standzeit der Batterie auf die Restkapazität auswirkt und die Zyklenschädigung zur kalendarischen Schädigung einfach addiert werden kann. Die Herstellerangabe der kalendarischen Lebensdauer T_{KLD} bezieht sich ebenfalls auf die o.g. Batterielebensdauerdefinition. Sie ist also als die maximale Lebensdauer der Batterie zu verstehen, bis zu der ohne zyklische Beanspruchung und unter gleichbleibenden Bedingungen (Erhaltungsladung) die nutzbare Restkapazität auf 80 % (oder 70 %) abfällt. Die kalendarische Lebensdauer ist wie in [134] genauer beschrieben abhängig vom Ladegrad und der Umgebungstemperatur, was bei diesem Ansatz aber unberücksichtigt bleibt.

Um nun die Gesamtschädigung \mathcal{S}_G in einem betrachteten Zeitraum $[0, T_B]$ zu berechnen, in dem I abgeschlossene Zyklen (also Ereignisse) stattfanden, wird die Schädigung der einzelnen Ereignisse aufsummiert und um die anteilige kalendarische Schädigung erhöht

$$\mathcal{S}_G = \mathcal{S}_K + \mathcal{S}_Z = \frac{T_B}{T_{\text{KLD}}} + \sum_{i=1}^I \mathcal{S}_{Z,i} \quad (3.25)$$

wobei davon ausgegangen wird, dass zum Zeitpunkt $t = 0$ die Zelle ungeschädigt (also neu) ist. Ansonsten müsste die Schädigung zur Anfangszeit der Betrachtung $\mathcal{S}_G(t = 0)$ hinzuaddiert werden. Beträgt die Schädigung $\mathcal{S}_G = 1$, so wird davon ausgegangen, dass die Batterie das Ende ihrer Lebensdauer (wie oben definiert) erreicht hat. Dieses Modells wurde im Rahmen der eigenen Veröffentlichung [E8] angewandt, das Ergebnis wird in Kapitel 7 verwendet.

¹ Ist der Ladegrad am Anfang und am Ende des Zyklus nicht 100 %, spricht man von Teilzyklen, dessen Gewichtung beim ereignisorientierte Ansatz aufgrund von fehlenden Informationen problematisch ist. In [134] ist ein entsprechender Einfluss dargestellt. Wie in [86] beschrieben, gibt es einen schnellen Zyklenzählansatz, welcher die Teilzyklen nacheinander zählt, und genauere Methoden wie die Rainflow-Zählung, welche ausführlich in [135] beschrieben ist.

3.6 Sektorkopplung im industriellen Microgrid

Allgemein wird unter dem Begriff Sektor- oder Sektorenkopplung die gemeinsame Betrachtung verschiedener Sektoren eines Energiesystems verstanden. In der Energiewirtschaft sind diese Elektrizität, Wärmeversorgung und Mobilität. Ziel dabei ist es, Synergieeffekte auszunutzen, um z. B. die Energieeffizienz zu erhöhen und Kosten zu senken. In [136, S. 21ff] sind allgemeine Beispiele der Umwandlungsmöglichkeiten zwischen den Energieformen (mechanischer, elektrischer, thermischer und chemischer Energie) sowie erreichte Umwandlungswirkungsgrade verschiedener Möglichkeiten aufgezählt.

Auch in dem Energiesystem des industriellen Microgrids sind verschiedene Schnittstellen zwischen den Energieformen bzw. den Energieträgern denkbar, welche beispielhaft in Abbildung 3.15 dargestellt sind. Ähnlich wie beim Lastmanagement¹, kann das Ziel einer Sektorkopplungsbetrachtung das zeitliche Verschieben von Umwandlungsprozessen sein, wie z. B. die Entwärmung eines Kühlhauses (Flexibilität durch die thermische Speicherfähigkeit des Kühlhauses) oder die Erzeugung von Druckluft (Flexibilität durch Speicherung der Druckluft im Druckluftsystem). Damit kann die Erzeugung und der Verbrauch der jeweiligen Ausgangsenergieform zur Erhöhung des Gesamtsystemnutzens beeinflusst werden.

Wie bereits in Kapitel 3.5 beschrieben, können darüber hinaus auch indirekte Speichermöglichkeiten für Elektrizität geschaffen werden, z. B. durch die Erzeugung von Wasserstoff² und die spätere Rückverstromung durch ein BHKW. Diese Möglichkeiten werden intensiv für Großspeicher diskutiert. Theoretisch wäre auch eine Rückverstromung der Druckluft möglich, dies erscheint aufgrund des Aufwandes jedoch nur für sehr große Anlagen sinnvoll (vgl. [119]). Als Nachteil dieser Möglichkeiten werden vor allem die relativ hohen Umwandlungsverluste genannt.

Die Konstellation der Möglichkeiten ist von Industriebetrieb zu Industriebetrieb sehr unterschiedlich und bedingt dadurch ein hohes Maß an individueller Konfiguration. In dieser Arbeit wird lediglich eine dieser Schnittstellen konkret betrachtet, was in Kapitel 4.2.1 näher erklärt wird. Die Betrachtungen weiterer Schnittstellen sowie das virtuelle Zusammenführen der Speichermöglichkeiten erscheint weiterhin sinnvoll, wird hier aber nicht weiter thematisiert.

1 An einigen Stellen in der Literatur verschwimmt die Zuordnung der Begriffe Lastmanagement und Sektorkopplung und wird je nach Kontext für gleiche Betrachtungen verwendet bzw. wird das Lastmanagement teilweise als Unterpunkt der Sektorkopplung verstanden.

2 Die Erzeugung von Wasserstoff und ggf. die Umwandlung des Wasserstoffs in künstliches Methan (Methanisierung mit Sabatier-Prozess) wird zusammengefasst als Power to Gas (PtG) bezeichnet. Die Methanisierung ist z. B. dann sinnvoll, wenn das Gas längere Zeit gespeichert oder in das öffentliche Gasnetz eingespeist werden soll.

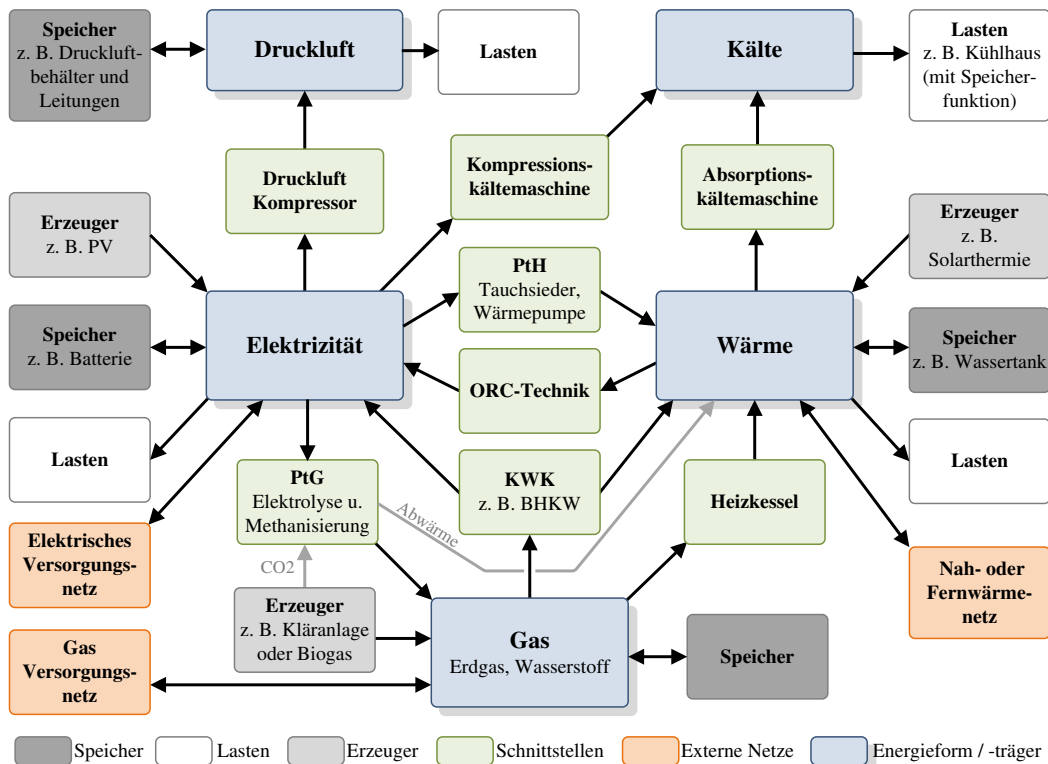


Abbildung 3.15: Beispielschnittstellen im Energiesystem des industriellen Microgrid

3.7 Steuerungsarchitektur

Die Steuerung eines Microgrid benötigt ein Mess-, und Kommunikationssystem sowie eine entsprechende Steuerungshardware und -software. Systeme dieser Art werden allgemein als Supervisory Control and Data Acquisition (SCADA) Systeme bezeichnet. In [137] wird ein solches Leitsystem für Microgrids beschrieben. Grundsätzlich besteht die Hardware eines solchen Systems aus Feldkomponenten (entsprechende Mess- und Kommunikationshardware z. B. im Speicherstromrichter), welche über ein Kommunikationssystem (z. B. ein Ethernet basierter Bus wie Modbus TCP) mit einer Leitwarte verbunden sind. In der Leitwarte sorgt die entsprechende Software zur Sollwertgenerierung, Datenspeicherung und Visualisierung. Im industriellen Umfeld ist häufig bereits eine Prozessleittechnik und/oder eine Gebäudeleittechnik (GLT) vorhanden, welche ähnliche Aufgaben wie z. B. zum Führen von verfahrenstechnischen Anlagen bzw. technischen Vorgängen innerhalb der Gebäude (z. B. für Heizung und Lüftung) übernehmen und beim Aufbau eines Microgrid-Leitsystems zu berücksichtigen sind.

An dieser Stelle soll es jedoch weniger um die konkrete Umsetzung eines solchen Systems gehen, sondern vielmehr um die Beschreibung der unterschiedlichen Rege-

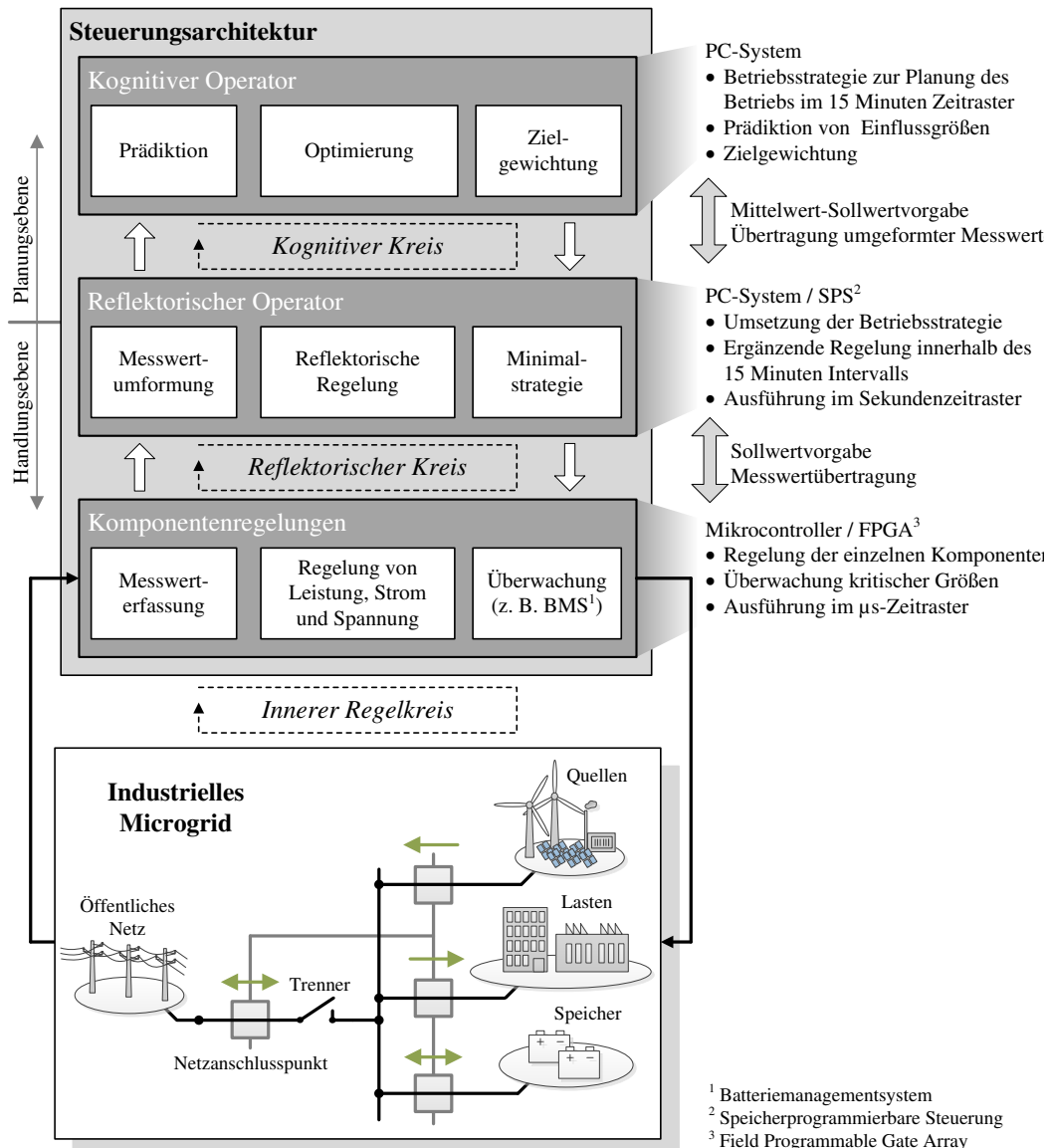


Abbildung 3.16: Steuerungsarchitektur nach dem Schema von [138] und [139, S. 101]

lungsebenen, wie sie in dieser Arbeit angenommen werden. Hierzu wird der Ansatz des Operator-Controller-Moduls (OCM) herangezogen, welcher aus z. B. [140], [141] und [138] bekannt ist und auf die in Kapitel 2 beschriebene Steuerungshierarchie abbildbar ist. Dabei werden drei Regelungs- und Steuerungsebenen unterschieden:

Der *kognitive Operator* bildet die höchste Ebene und ist zentral in der Leitwarte angesiedelt. Hier wird die Betriebsstrategie des Microgrids implementiert und daher die Planung des Betriebs vorgenommen. Auf dieser Ebene können Prognosen der Einflussgrößen sowie externe Informationen (wie z. B. ein variables Preissignal)

berücksichtigt werden und es findet die konkrete Zielgewichtung statt. Hier werden daher die komplexesten Berechnungen innerhalb des Microgrids durchgeführt. In dieser Arbeit beträgt die Zykluszeit hier 15 Minuten. Die entsprechenden Betriebsstrategien werden in Kapitel 5 detailliert beschrieben.

Der *reflektorische Operator* bildet die Verbindungsebene zwischen kognitivem Operator und den einzelnen Komponenten und ist ebenfalls zentral in der Leitwarte angesiedelt. Hier wird die Einregelung der vom kognitiven Operator vorgegebenen Sollwerte unterstützt, indem einfache Regeln mit deutlich kürzerer Zykluszeit (in dieser Arbeit: 1s) verfolgt werden. Diese werden unter dem Begriff *reflektorische Regelung* zusammengefasst, welche auch die Bereitstellung von Primärregelleistung beinhaltet und ausführlich in Kapitel 4 beschrieben wird.

Die unterste Ebene bilden die *Komponentenregelungen*, welche dezentral bei den einzelnen Komponenten des Microgrids implementiert sind und mit geringster Zykluszeit die Sollwerte des reflektorischen Operators umsetzen. Wie in Abbildung 3.16 dargestellt werden in dieser Ebene auch alle relevanten Messdaten erfasst und überwacht. Diese Ebene wird hier nicht weiter thematisiert, es wurden allerdings zwei Abschlussarbeiten im Rahmen dieser Arbeit dazu betreut: [A8] und die Gruppenarbeit [A11], [A12].

3.8 Definition der Zielfunktionen

In den vorangegangenen Abschnitten dieses Kapitels wurden beschrieben, welche Besonderheiten industrielle Microgrids aufweisen und welche (Opportunitäts-)Erlösmöglichkeiten bestehen. Für diese Annahmen und Rahmenbedingungen werden hier Zielfunktionen für die einzelnen Ziele der Betriebsführung definiert, welche diese Aspekte aufgreifen und zur Bewertung der Betriebsstrategien dienen. Dabei gilt, dass eine Minimierung des Funktionswerts zu einer Maximierung des Nutzens führt. Die Betrachtung erfolgt jeweils über eine Zeitperiode T_B von t_0 bis t_{K_B} . Da die Betriebsstrategien mit der Abtastzeit T_M betrachtet werden, sind auch die Zielfunktionen entsprechend formuliert. Es gilt dabei stets

$$T_B = K_B \cdot T_M \quad K_B \in \mathbb{N}^+, \quad (3.26)$$

und somit auch $T_B \geq T_M$. In Kapitel 5 werden die Zielfunktionen zudem zur Beurteilung von Lösungen die auf Prädiktionen basieren leicht angepasst. Hierbei entspricht T_B dann stets dem Prädiktionshorizont T_P .

1) Generierung von Opportunitätserlösen

Die Rahmenbedingungen zur Generierung von Opportunitätserlösen wurden in Kapitel 3.1 beschrieben. Das Ziel lässt sich in zwei untergeordnete Ziele aufteilen:

1.1) Eigenverbrauchssteuerung (EVS)

Der Bezug elektrischer Arbeit soll minimiert werden, indem Einspeisung vermieden wird und die erzeugte elektrische Arbeit stattdessen selbst verbraucht wird. Die Bewertungsgröße dafür wird für einen Zeitraum T_B wie folgt definiert

$$J_{\text{EVS}}(P_N) = \frac{1}{K_B} \left[\underbrace{\lambda_{Np} \sum_{k=1}^{K_B} (P_{Np}(t_k) \cdot T_M)}_{W_{Np}} + \underbrace{\lambda_{Nn} \sum_{k=1}^{K_B} (P_{Nn}(t_k) \cdot T_M)}_{W_{Nn}} \right], \quad (3.27)$$

mit

$$K_B = \frac{T_B}{T_M}, \quad (3.28)$$

$$P_{Np}(t_k) = \begin{cases} P_N(t_k) & \text{für } P_N(t_k) > 0, \\ 0 & \text{für } P_N(t_k) \leq 0, \end{cases} \quad (3.29)$$

$$P_{Nn}(t_k) = \begin{cases} 0 & \text{für } P_N(t_k) > 0, \\ P_N(t_k) & \text{für } 0 \geq P_N(t_k) \geq P_{EL}, \\ P_{EL} & \text{für } P_N(t_k) < P_{EL}. \end{cases} \quad (3.30)$$

wobei W_{Nn} die eingespeiste und W_{Np} die bezogene Arbeit am Netzanschlusspunkt bezeichnet. Mit λ_{Np} und λ_{Nn} wird der Preis bzw. die Vergütung für die elektrische Arbeit am Netzanschlusspunkt bezeichnet. Wie in Kapitel 3.1.1 beschrieben, wird stets angenommen, dass $\lambda_{Np} > \lambda_{Nn}$. Vereinfacht wird bei dieser Berechnung die Summenleistung ausgewertet, was, wie in Kapitel 3.2 bereits beschrieben, zu einem als unerheblich erachteten Fehler führt.

Zur Berechnung der Einspeisevergütung wird ebenfalls die Einspeiseleistungsabregelung berücksichtigt. Die Einspeiseleistungsabregelung sorgt dafür, dass die Erzeuger im Microgrid abgeregelt werden, wenn die Einspeiseleistung das Einspeiselimit P_{EL} überschreitet bzw. überschreiten würde (nach verwendetem Zählpfeilsystem ist dies der Fall, wenn $P_N < P_{EL}$). Da hierdurch Einspeisevergütungen verloren gehen, soll der Speicherbetrieb dies möglichst vermeiden. Virtuell wird bei der Planung des Speicherleistungsverlaufs angenommen, dass P_N auch unter P_{EL} fallen darf, aber eben keinerlei Vergütung für die so entstandene Arbeit stattfindet.

1.2) Spitzenleistungsreduktion (SLR)

Die maximal auftretende Spitzenleistung am Netzanschlusspunkt im Betrachtungszeitraum soll reduziert werden. Die Zielfunktion dafür wird für einen Zeitraum T_B wie folgt definiert

$$J'_{\text{SLR}}(P_N) = \lambda_{N_{\max}} \cdot \max(P_N(t_k)) \quad k = 1, 2, \dots, K_B, \quad (3.31)$$

wobei $\lambda_{N_{\max}}$ den Preis für die Spitzenleistung am Netzanschlusspunkt bezeichnet. I. d. R. ist das Ziel, $\max(P_N(t_k))$ auf einen vorab bestimmten Schwellwert zu reduzieren (Leistungsreduktionsschwelle P_T). Daher sind für die Betriebsstrategie insbesondere auch die Kosten relevant, welche durch Überschreiten dieser Schwelle entstehen

$$J_{\text{SLR}}(P_N) = \begin{cases} \lambda_{N_{\max}} \cdot [\max(P_N(t_k)) - P_T] & \text{für } \max(P_N(t_k)) > P_T, \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (3.32)$$

2) Speicherreserve für Inselnetzbetrieb (SRI)

Die Hintergründe zum Inselnetzbetrieb des industriellen Microgrids sind in Kapitel 3.1.2 beschrieben. Einerseits wird dafür in dieser Arbeit eine Minimalgrenze E_{SRI} definiert, welche als Nebenbedingung zu verstehen ist. Andererseits soll der Speicher aber stets möglichst vollgeladen sein, um eine möglichst lange Überbrückungsdauer im Inselnetzbetrieb zu gewährleisten. Die Zielfunktion dafür wird für einen Zeitraum T_B wie folgt definiert

$$J_{\text{SRI}}(E_S) = \frac{1}{K_B} \sum_{k=1}^{K_B} \left[\lambda_{\text{EQ}} (E_{\text{Smax}}(t_k) - E_S(t_k))^2 + \lambda_{\text{EL}} (E_{\text{Smax}}(t_k) - E_S(t_k)) \right]. \quad (3.33)$$

Die Forderung nach stets möglichst vollem Speicher ist weiterhin sinnvoll, um plötzlich auftretenden Spitzenleistungen im netzgekoppelten Betrieb abzufangen. Der monetäre Nutzen dieses Aspekts ist schwer zu greifen, daher ist eine einfache Gleichsetzung der Relevanz dieses Funktionswerts mit den oben beschriebenen (J_{EVS} und J_{SLR}) nicht möglich. Dementsprechend können auch die Parameter λ_{EQ} und λ_{EL} nicht so anschaulich erklärt werden, wie die zuvor genannten. Sie dienen letztlich zu einer Normierung bzw. Vorgewichtung des Funktionswerts. Die quadratische Abhängigkeit des Gütemaßes stellte sich dabei für die später durchgeführte Optimierung (siehe Kapitel 5.3) als vorteilhaft heraus.

3) Geringe Speicherleistung (GSL)

Wie in Kapitel 3.5 beschrieben, wird eine quadratische Abhängigkeit der Speicher-
verluste von der Speicherklemmleistung unterstellt. Zur Bewertung der Verluste
wird die folgende Zielfunktion über den Zeitraum T_B definiert

$$J_{\text{GSL}}(P_S) = \frac{1}{K_B} \sum_{k=1}^{K_B} \lambda_{\text{VS}} \cdot P_S(t_k)^2. \quad (3.34)$$

Da die Verluste einem Bezug von Wirkleistung gleichgesetzt werden können, ist es
denkbar, λ_{VS} gleich $\lambda_{\text{NP}} \cdot B_{\text{cd,q}}$ zu setzen. Wie z. B. in [142] beschrieben, ist aber
auch eine Korrelation zwischen den Verlusten und der Schädigung der Batterie (in
[142] für den Fall eines Lithium-Eisenphosphat-Akkumulators) zu erkennen, was
die Motivation dieses Ziels noch erhöht. Damit ist aber auch hier der monetäre
Nutzen dieses Aspekts nicht mehr *einfach* zu ermitteln. Wie in Kapitel 5.3 deutlich
wird, steht dieser Aspekt nicht im Zielkonflikt zu den Zielfunktionen 1.1 (EVS) und
1.2 (SLR), was eine monetäre Bewertung motivieren würde (Gleichsetzbarkeit der
Relevanz), wohl aber im Zielkonflikt zur Zielfunktion 2 (SRI). Daher ist eine separa-
te Gewichtung der Zielfunktionswerte, wie sie ebenfalls in Kapitel 5.3 beschrieben
wird, sinnvoll. Aus diesen Gründen dient λ_{VS} auch hier lediglich zur Normierung,
welche am Ende des Kapitels thematisiert wird.

4) Geringe Netzanschlusspunktleistung (GNL)

Wie in Kapitel 3.2 beschrieben soll die Minimierung der mittleren quadratischen
Leistung am Netzanschlusspunkt als weiteres Ziel mitbetrachtet werden. Unter
bestimmten Voraussetzungen können so Übertragungsverluste und die Netzauslas-
tung reduziert werden. Die Zielfunktion dafür wird für einen Zeitraum T_B wie folgt
definiert

$$J_{\text{GNL}}(P_N) = \frac{1}{K_B} \sum_{k=1}^{K_B} \lambda_{\text{VN}} \cdot P_N(t_k)^2. \quad (3.35)$$

Diesem Ziel kann heute noch kein monetärer Nutzen für das Unternehmen un-
terstellt werden, da nur die einmalig auftretende Spitzenleistung bepreist wird.
Daher dient auch hier λ_{VN} lediglich zu einer Normierung bzw. Vorgewichtung des
Funktionswerts.

Priorisierung der Ziele und Normierung der Funktionswerte

Es können nicht alle beschriebenen Ziele direkt auf einen monetären Vorteil umge-
rechnet werden. Daher ist eine direkte Vergleichbarkeit der Relevanz der einzelnen

Zielfunktionswerte nicht gegeben. Weiterhin wird in Kapitel 5.3 klar, dass die Ziele teilweise im Widerspruch zueinander stehen und die später betrachteten Betriebsstrategien sich bezüglich der einzelnen Aspekte sehr unterschiedlich auszeichnen. Welche Betriebsstrategie sollte also am Ende ausgewählt werden?

Dies sind typische Probleme von Mehrzieloptimierungsproblemen, wie sie in Kapitel 2.2 bereits erwähnt wurden. An dieser Stelle soll als Orientierung aber bereits eine Priorisierung festgelegt werden, welche auf den Erkenntnissen dieser Arbeit und den später gezeigten Fallbeispielen basiert.

Für Eigenverbrauchssteigerung (Ziel 1.1) und Spitzenleistungsreduktion (Ziel 1.2) wird der größte monetäre Nutzen angenommen. Diese Ziele werden daher im Weiteren als Hauptziele verstanden, deren kombinierte Erreichung ein zentrales Ziel dieser Arbeit darstellt.

Die Priorisierung des Ziels *Speicherreserve für Inselnetzbetrieb* (Ziel 2) ist diffiziler. Grundsätzlich wird die Minimalgrenze E_{SRI} des Speicherenergieinhalts als Nebenbedingung betrachtet, welche somit i. d. R. über allen anderen Zielen steht (diese kann jedoch auch zeitlich variieren und ebenfalls zu Null gewählt werden). Darüber hinaus soll, für eine möglichst hohe Überbrückungszeit, der Speicherenergieinhalt stets maximal sein. Dieser Aspekt wird aber den Hauptzielen untergeordnet, da ansonsten der Speicher nie im netzgekoppelten Zustand entladen werden dürfte und somit eher der Einsatz einer reinen USV-Anlage nachgebildet wird (wie in Kapitel 1 beschrieben). Nicht zuletzt gilt natürlich auch für die Spitzenleistungsreduktion, dass ein möglichst voller Speicher stets wünschenswert ist, beispielsweise wenn unvorhergesehene Leistungsspitzen eintreten. An verschiedenen Stellen dieser Arbeit wird daher auch gesondert auf den Fall eingegangen, dass dieses Ziel höher als das der Eigenverbrauchssteigerung gestellt wird.

Das Ziel der geringen Netzanschlusspunktleistung (Ziel 4) birgt, trotz der möglichen Vermeidung von Übertragungsverlusten, für das Unternehmen zunächst keinen direkten Nutzen und ist somit von geringster Relevanz. Der Vermeidung von Speicherverlustleistung (Ziel 3) wird daher die dritthöchste Priorität zugewiesen.

In Kapitel 5.3 werden die Auswirkungen einer Variation dieser Priorisierung sowie Kompromisslösungen gezeigt. Dabei werden weiterhin die Ziele 1.1 und 1.2 als *Hauptziele* und die Ziele 2-4 als *Nebenziele* betrachtet. Um diese Variation vorzubereiten werden die Normierungsfaktoren der Zielfunktionen 2-4 (λ_{EL} , λ_{EQ} , λ_{VS} , λ_{VN}) so gewählt, dass die Funktionswerte in einem ungefähren Bereich zwischen 0 und 1 liegen (was weit unter den Wertebereichen der Zielfunktionen 1.1 und 1.2 liegt). So wird später gewährleistet, dass die Nebenziele unter der quasi Randbedingung maximierter Hauptziele verfolgt werden. Die so produzierten Ergebnisse mit diesem Vorgehen sind gut nachvollziehbar, dennoch besteht bei der Normierung der Zielfunktionswerte noch Bedarf an weiterer Betrachtung, um ein automatisiertes Anpassen für unterschiedliche Fallbeispiele zu ermöglichen.

Kapitel 4

Reflektorische Regelung

Die Steuerungsarchitektur des Microgrids wird in dieser Arbeit in drei Bereiche unterteilt: Komponentenregelungen, reflektorischer Operator und kognitiver Operator (siehe Kapitel 3.7). In diesem Kapitel wird die reflektorische Regelung beschrieben, die den Kern des reflektorischer Operators bildet. Die Hauptaufgabe besteht darin, die von der Betriebsstrategie (kognitiver Operator, Kapitel 5) berechneten Sollwerte an die Komponenten weiterzuleiten und diese ggf. auf Grund von unvorhergesehenen Bedingungen zu beeinflussen. Weiterhin übernimmt die reflektorische Regelung Aufgaben, die nicht von der Betriebsstrategie geplant werden. Hierzu zählt die aktive Blindleistungskompensation und die Primärregelleistungsbereitstellung.

4.1 Reflektorische Wirkleistungsregelung

Die reflektorische Wirkleistungsregelung bekommt Leistungssollwerte mit der Abtastzeit $T_M = 15$ min vorgegeben, welche anhand der Betriebsstrategie berechnet werden und im Mittel für das entsprechende Intervall eingeplant sind. Da diese Planung auf Annahmen bzw. auf Prognosen basiert, können innerhalb der Intervalle Situationen auftreten, auf die mit einer schnellen Änderung der Sollwerte reagiert werden muss. Das ist die Aufgabe der reflektorischen Wirkleistungsregelung, welche mit einer Abtastzeit von $T_S = 1$ s arbeitet¹. Dabei können verschiedene Optionen durch die Betriebsstrategie ausgewählt werden, die Auswahl geschieht über Optionsparameter, die in dem Vektor Θ zusammengefasst sind.

$$\Theta = [\theta_G \ \theta_{PT} \ \theta_{E1} \ \theta_{E2} \ \theta_{E3} \ \theta_L] \quad \theta_{(\dots)} \in \{0,1\} \quad (4.1)$$

Die Optionen (später im Detail erklärt) werden nacheinander durchlaufen und ändern den Sollwert je nach Situation anhand von festen Regeln ab. Für die Erklä-

¹ Die Wahl der Abtastzeit hängt vor allem von der Geschwindigkeit des Kommunikationssystems ab und ist mit $T_S = 1$ s relativ lang gewählt, kürzere Abtastzeiten sind durchaus denkbar.

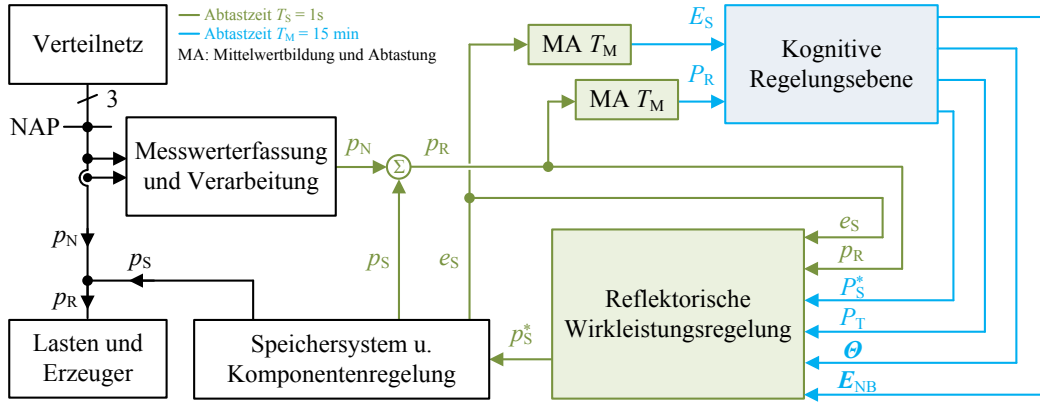


Abbildung 4.1: Zusammenspiel von kognitiver und reflektorischer Wirkleistungsregelung für ein Speichersystem (unter Annahme idealer Messungen)

ungen wird von einem Microgrid mit einem Speichersystem ausgegangen. Idealisert wird davon ausgegangen, dass die an die Komponentenregelung übertragenen Sollwerte ideal eingeregelt werden. Die relevanten Messgrößen werden wie in Kapitel 3.2 beschrieben erfasst. Die Momentanwerte der Leistungen sind in dieser Arbeit an keiner Stelle von Interesse, zur besseren Lesbarkeit werden daher in diesem Kapitel die mit T_S gemittelten und abgetasteten Werte mit Kleinbuchstaben gekennzeichnet. Für die Leistung am NAP folgt daher

$$p_N(t_{k,n}) = P_{N,TS}(t_{k,n}) \quad k \in \mathbb{N}^+ | k \leq K_B, \quad n \in \mathbb{N}^+ | n \leq N_I \quad (4.2)$$

mit N_I als Anzahl der mit T_S abgetasteten Werte innerhalb eines Intervalls und K_B als Anzahl der mit T_M abgetasteten Werte innerhalb des Betrachtungszeitraums.

Die Residualeistung p_R ist i. d. R. eine virtuelle Größe, welche durch Addition der Speicherleistung p_S und Netzanschlusspunktleistung p_N berechnet werden kann. Physikalisch ist diese Größe nur messbar, wenn der Speicher direkt am NAP angeschlossen wird, wovon aber allgemein nicht ausgegangen werden kann. Abbildung 4.1 zeigt das Zusammenspiel der Regelungsebenen und die zunächst relevanten Größen.

Die reflektorische Regelung hat die Einregelung bzw. Beeinflussung von Mittelwerten innerhalb der Zeitintervalle zum Ziel. Dafür ist es notwendig, innerhalb eines Zeitintervalls einen Mittelwert der bis dahin beobachteten Größen zu bilden. Um Zwischenwerte des Intervall-Mittelwertes zu bestimmen, sind drei Vorgehensweisen denkbar (die Erklärung erfolgt am Beispiel der Netzanschlusspunktleistung):

a) Mittelwert der Messwerte im aktuellen Intervall k bezogen auf die bis $t_{k,n}$ verstrichene Zeit im Intervall

$$\bar{p}_N^\alpha(t_{k,n}) = \frac{1}{n \cdot T_S} \sum_{i=1}^n p_N(t_{k,i}) \cdot T_S \quad (4.3)$$

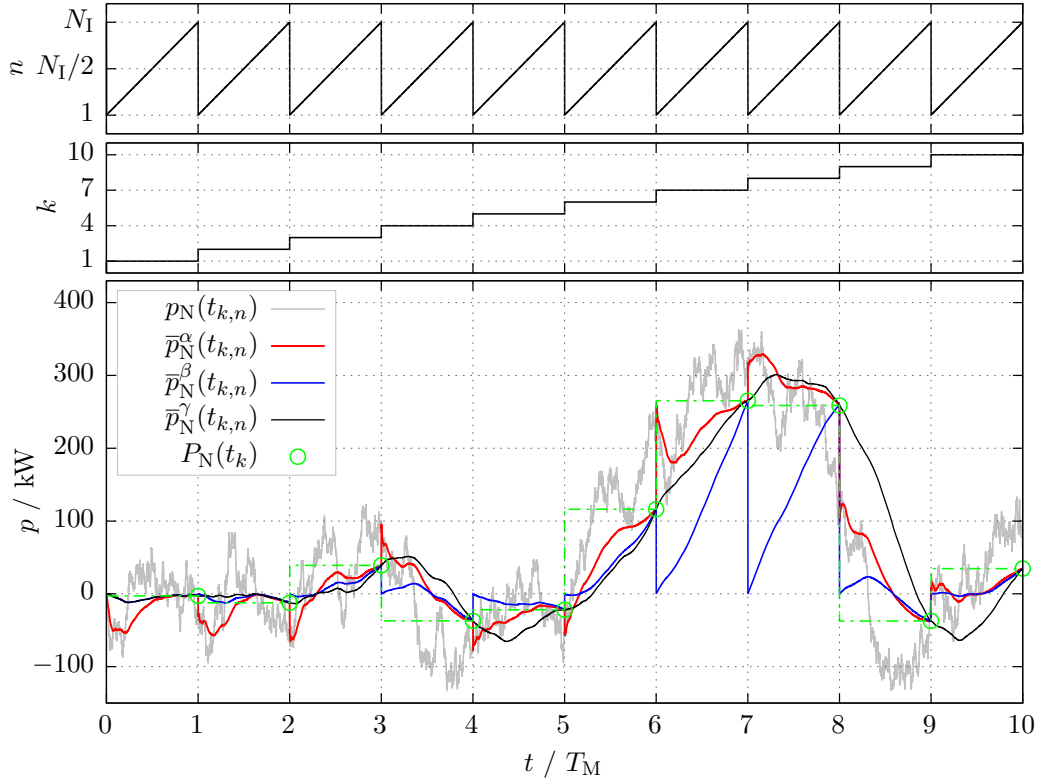


Abbildung 4.2: Vergleich der unterschiedlichen Mittelwertbildungen und Zuordnung zu den Abtastindizes

b) Mittelwert der Messwerte im Intervall k bezogen auf die Intervalldauer T_M

$$\bar{p}_N^\beta(t_{k,n}) = \frac{1}{T_M} \sum_{i=1}^n p_N(t_{k,i}) \cdot T_S \quad (4.4)$$

c) Gleitender Mittelwert über die Intervalldauer T_M (mit der Besonderheit, dass hierbei Werte des letzten Intervalls in die Berechnung eingehen)

$$\bar{p}_N^\gamma(t_{k,n}) = \begin{cases} \frac{1}{T_M} \left(\sum_{i=n+1}^{N_I} [p_N(t_{k-1,i}) \cdot T_S] + \sum_{i=1}^n [p_N(t_{k,i}) \cdot T_S] \right) & \text{für } n < N_I \\ \frac{1}{T_M} \sum_{i=1}^n p_N(t_{k,i}) \cdot T_S & \text{für } n = N_I \end{cases} \quad (4.5)$$

Zum Zeitpunkt t_k , also bei $n = N_I$, sind dabei alle Werte gleich

$$P_N(t_k) = \bar{p}_N^\alpha(t_{k,N_I}) = \bar{p}_N^\beta(t_{k,N_I}) = \bar{p}_N^\gamma(t_{k,N_I}). \quad (4.6)$$

Wie in Abbildung 4.2 gezeigt, unterscheiden sich die Zwischenergebnisse aber zum Teil enorm. In den folgenden Erklärungen werden je nach zu betrachtender

Größe die unterschiedlichen Mittelwerte genutzt. Der nutzbare Energieinhalt des Speichers E_S sei dabei zunächst keine beschränkende Größe, da sich dadurch keine Änderungen am gewünschten Verhalten der reflektorischen Regelung ergeben.

4.1.1 Grundfunktionalität

Das Einregeln der Mittelwert-Sollwerte bildet die Grundfunktionalität der reflektorischen Wirkleistungsregelung. Dafür wird von der kognitiven Regelungsebene ein Sollwert für den Mittelwert der Speicherleistung P_S^* über T_M vorgegeben. Für die Betrachtungen werden zunächst folgende Annahmen getroffen:

- P_S^* ist direkt zu Beginn des Intervalls verfügbar
- Das Speichersystem regelt den vorgegeben Wert innerhalb von T_S ideal ein

Diese vereinfachenden Annahmen können getroffen werden, wenn sowohl die Sollwertberechnung in der kognitiven Regelungsebene als auch die Regelung des Speichersystems sehr schnell erfolgen. Beides erscheint nicht unrealistisch.

Wie eingangs beschrieben, können Zwischenwerte der Regelgröße (also der Mittelwert der Speicherleistung innerhalb eines Intervalls) auf unterschiedliche Weise gebildet werden. Für die Mittelwertbildung in dieser Anwendung wird der Mittelwert der Messwerte im Intervall k bezogen auf die Intervalldauer T_M gewählt:

$$\bar{p}_S^\beta(t_{k,n}) = \frac{1}{T_M} \sum_{i=1}^n p_S(t_{k,i}) \cdot T_S \quad (4.7)$$

mit den Zwischenwerten des Regelfehlers r_{RW}

$$r_{RW}(t_{k,n}) = P_S^*(t_k) - \bar{p}_S^\beta(t_{k,n}) \quad (4.8)$$

wissend, dass der Regelfehler nur zum Zeitpunkt $t_{k,n=N_I}$ von Bedeutung ist, da der Sollwert $P_S^*(t_k)$ nur für den Mittelwert am Ende des Intervalls gilt. Für diese etwas ungewöhnlich erscheinende regelungstechnische Aufgabe erscheinen zwei einfache Reglerformulierungen naheliegend. Erstens die gleichmäßige Einregelung:

$$p_{S,G,g}^*(t_{k,n+1}) = \begin{cases} r_{RW}(t_{k,n}) \cdot (N_I - n)^{-1} \cdot N_I & \text{für } n < N_I \\ P_S^*(t_{k+1}) & \text{für } n = N_I \end{cases} \quad (4.9)$$

bei der versucht wird, den Mittelwert möglichst gleichmäßig einzuregeln. Beim Intervallübergang ist zu beachten, dass die Sollwertvorgabe für den Abtastschritt

t_{k,N_I+1} dem Abtastschritt $t_{k+1,1}$ der Messwerterfassung entspricht. Die zweite Reglerformulierung dient zur möglichst schnellen Einregelung:

$$p_{S,G,s}^*(t_{k,n+1}) = \begin{cases} N_I \cdot r_{RW}(t_{k,n}) & \text{für } n < N_I \\ P_S^*(t_{k+1}) \cdot N_I & \text{für } n = N_I, \end{cases} \quad (4.10)$$

welche zur Einregelung des Sollwertes innerhalb eines Abtastschrittes mit T_S führen würde, wenn der Speicher eine entsprechend große Leistung bereitstellen kann. Überschreitet der Reglerausgangswert die mögliche Lade- oder Entladeleistung, welche auch vom Ladegrad des Speichers abhängt, wird der jeweilige Maximalwert als Sollwert definiert. Die Auswahl des Verfahrens wird mit dem Optionsparameter θ_G (erstes Element von Θ) von der kognitiven Regelungsebene durchgeführt

$$p_{S,G}^* = \begin{cases} p_{S,G,g}^* & \text{für } \theta_G = 0 \\ p_{S,G,s}^* & \text{für } \theta_G = 1. \end{cases} \quad (4.11)$$

In Abbildung 4.3 werden Beispielverläufe mit beiden Verfahren gezeigt. Dabei wird ein Speicher mit einer maximalen Lade- und Entladeleistung von 600 kW angenommen. Gezeigt sind dabei auch die mit T_S abgetasteten Wirkleistungsmittelwerte

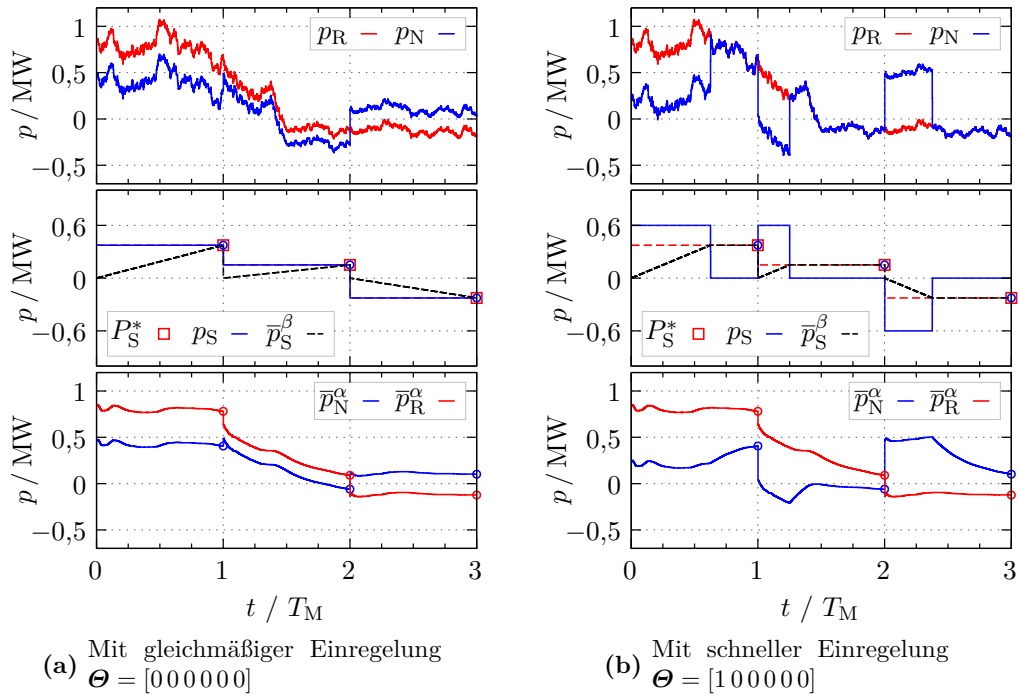


Abbildung 4.3: Beispielverläufe mit gleichmäßiger und schneller Einregelung des Mittelwert-Sollwert für ein Speichersystem über drei Intervalle

der Residualleistung p_R und der Netzanschlusspunktleistung p_N sowie die dazugehörigen Mittelwerte über T_M , welche Einfluss auf den Sollwert der Speicherleistung nehmen.

4.1.2 Option zur Einhaltung der Leistungsreduktionsschwelle

Verschiedene Betriebsstrategien haben zum Ziel, dass die mittlere Leistung (über T_M) am Netzanschlusspunkt P_N einen Maximalwert (Leistungsreduktionsschwelle P_T) nicht überschreiten soll. Dies führt zu der Forderung

$$P_R - P_S \stackrel{!}{\leq} P_T. \quad (4.12)$$

Bei einer idealen Prognose von P_R ist davon auszugehen, dass der Mittelwert-Sollwert P_S^* entsprechend der Forderung berechnet wird. Da dies aber nicht angenommen werden kann, soll die reflektorische Regelung die Möglichkeit bieten, die Einhaltung dieser Schwelle möglichst sicherzustellen und ggf. $p_{S,G}^*$ anzupassen (P_T -Option, einschaltbar mit dem Optionsparameter $\theta_{PT} = 1$). Dazu wird die Grundfunktionalität wie folgt erweitert

$$p_{S,PT}^* = \begin{cases} P_T - p_R & \text{für } [p_{S,G}^* \leq (P_T - p_R)] \wedge (\theta_{PT} = 1) \\ p_{S,G}^* & \text{sonst.} \end{cases} \quad (4.13)$$

In Abbildung 4.4 wird der Einfluss der P_T -Option für die gleichmäßige und die schnelle Einregelung gezeigt. Der Leistungsverlauf ist in jedem der drei gezeigten Intervallen gleich, lediglich P_S^* wird variiert. Die gleichmäßige und die schnelle Einregelung unterscheiden sich bei diesem Beispiel nur im ersten Intervall, bei dem die gleichmäßige Einregelung dazu führt, dass $p_{S,G}^*$ zu jedem Zeitpunkt kleiner als P_T ist und daher die P_T -Option nicht zum Einsatz kommt.

Diese Erweiterung hat auch zur Folge, dass auch Leistungsspitzen (also $p_R > P_T$) durch den Speicher abgefangen werden, welche im Mittel nicht zu einem Überschreiten von P_T führen. Gerade im zweiten Intervall, indem der Sollwert $P_S^* = 0$ ist, wird deutlich, dass die Gleichung 4.12 ohne den Speichereinsatz erfüllt wäre, aber der Speicher trotzdem in Anspruch genommen wird. Es folgt, dass ohne einen monetären Vorteil zu erreichen, Verlustleistungen und Speicherschädigung in Kauf genommen werden. Dies wäre nur durch eine (ideale) Prognose der mittleren Residualleistung vermeidbar. Andererseits kann aus Sicht der Netzauslastung die stetige Begrenzung auf diese Schwelle als sinnvoll angesehen werden.

Nachdem der Sollwert anhand Gleichung 4.13 angepasst wurde, kann es passieren, dass die maximale Entladeleistung des Speichers erreicht wird und die Leistungsspitze nicht bzw. nicht ganz abzufangen ist. Dies führt dazu, dass auch im Mittel die

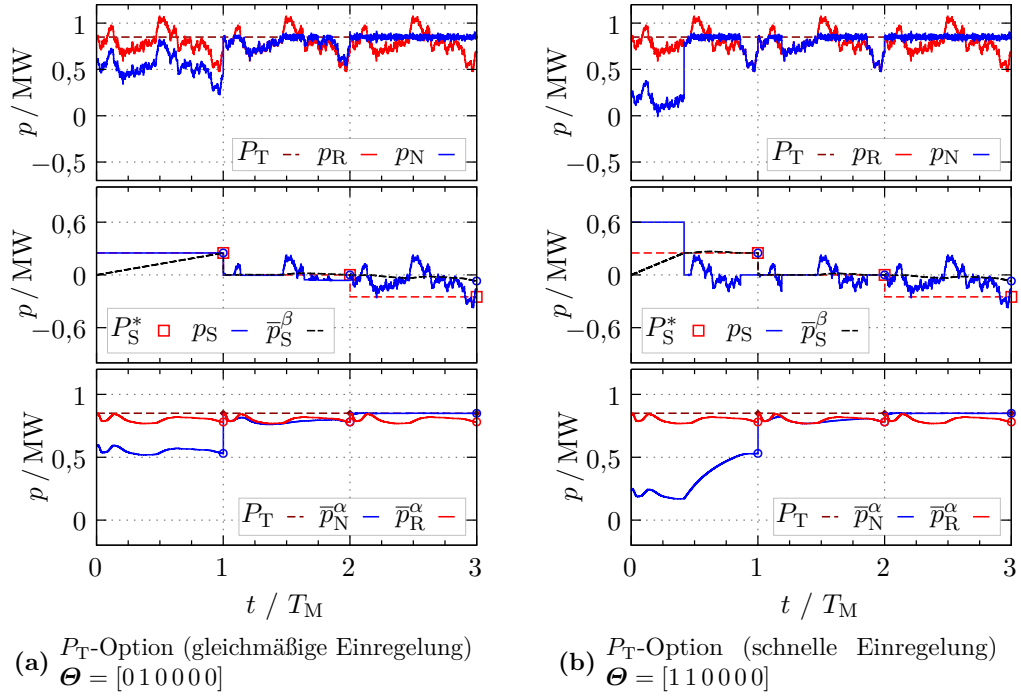


Abbildung 4.4: Beispielverläufe unter Berücksichtigung der Leistungsreduktionschwelle P_T , Speicherleistungsgrenze 600 kW (Lade- und Entladeleistung)

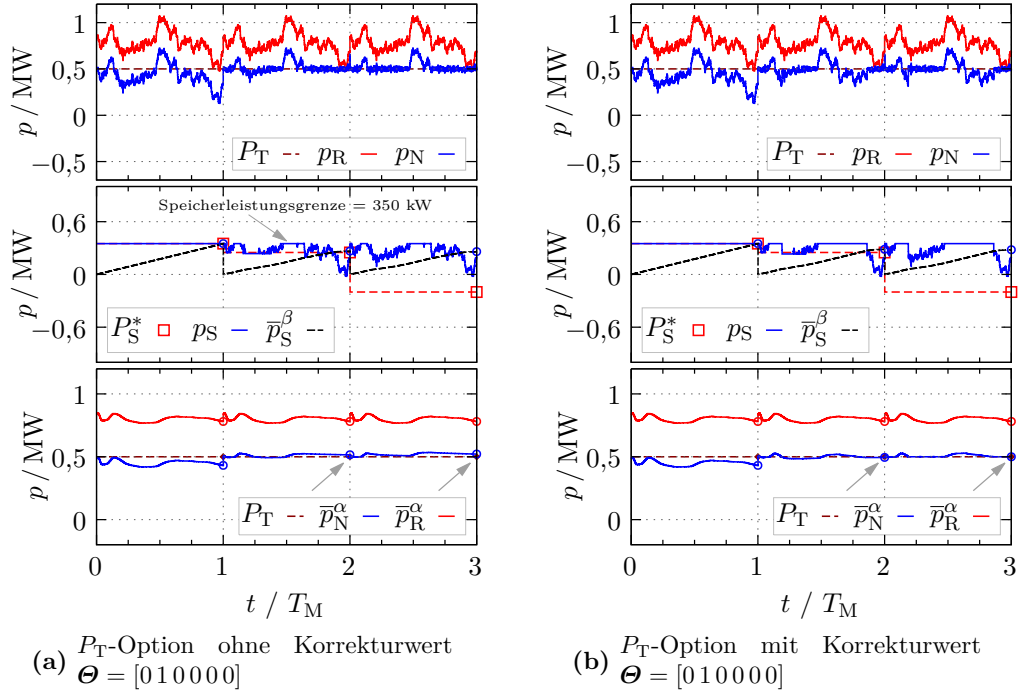


Abbildung 4.5: Vergleich der P_T -Option mit und ohne Korrekturwert, gleichmäßige Einregelung, Speicherleistungsgrenze 350 kW (Lade- und Entladeleistung)

Grenze überschritten wird, also $P_N > P_T$ resultiert (Abbildung 4.5 a). Dem kann entgegengewirkt werden, indem diese Leistungsdifferenzen zu einem Korrekturwert aufsummiert und auf den ursprünglichen Sollwert addiert werden. Ist die Summe der Leistungsdifferenzen am Ende des Intervalls Null, gilt $P_N \leq P_T$ (Abbildung 4.5 b).

4.1.3 Optionen zur Einspeiseüberwachung

Bei der Beschreibung der Grundfunktionalität fällt auf, dass es beim Entladen des Speichers zur Einspeisung ins Netz kommen kann (z. B. in Abbildung 4.3 sichtbar). Dies ist i. d. R. von der Betriebsstrategie nicht beabsichtigt¹. Weiteres Ziel einer Betriebsstrategie kann sein, zu jedem Zeitpunkt eine Einspeisung möglichst zu vermeiden und stattdessen den Speicher zu laden, wobei ein zu hoher Leistungssollwert zu ungewolltem Laden des Speicher aus dem Netz führen kann. Selbst bei einer idealen Prognose von P_R und einer entsprechenden Vorgabe von P_S^* sind diese Fälle nicht auszuschließen.

Aus diesen Gründen werden für die reflektorische Wirkleistungsregelung drei Optionen zur Einspeiseüberwachung vorgesehen (jeweils auswählbar mit den Optionsparametern θ_{E1} , θ_{E2} , θ_{E3}). Die erste Option hat zum Ziel, Einspeisung ins Netz aus dem Speicher zu vermeiden²

$$p_{S,E1}^* = \begin{cases} p_R & \text{für } (p_R > 0) \wedge (p_{S,PT}^* > p_R) \wedge (\theta_{E1} = 1) \\ 0 & \text{für } (p_R < 0) \wedge (p_{S,PT}^* > 0) \wedge (\theta_{E1} = 1) \\ p_{S,PT}^* & \text{sonst.} \end{cases} \quad (4.14)$$

Die zweite Option dient dazu, beim Laden in Einspeiseperioden ($p_R < 0$) den Speicher nicht mit aus dem Netz bezogener Leistung zu laden³

$$p_{S,E2}^* = \begin{cases} p_R & \text{für } (p_R < 0) \wedge (p_{S,E1}^* < p_R) \wedge (\theta_{E2} = 1) \\ p_{S,E1}^* & \text{sonst.} \end{cases} \quad (4.15)$$

Und die dritte Option zielt darauf ab, die gesamte negative Residualleistung zur Ladung des Speichers zu nutzen

$$p_{S,E3}^* = \begin{cases} p_R & \text{für } (p_R < 0) \wedge (\theta_{E3} = 1) \\ p_{S,E2}^* & \text{sonst.} \end{cases} \quad (4.16)$$

-
- 1 Beim Erbringen von Primärregelleistung kann dieser Fall eintreten. Die Primärregelleistungserbringung wird jedoch, wie in Kapitel 4.2 geschildert, gesondert betrachtet.
 - 2 Da die Optionen nacheinander durchlaufen werden, ist $p_{S,PT}^*$ der Eingangswert für die erste Einspeiseüberwachungsoption. Für die Beispiele ist jedoch $\theta_{PT} = 0$ gewählt.
 - 3 Das Nachladen des Speichers aus dem Netz bei positiver Residualleistung ist z. B. im Hinblick auf die SLR notwendig und wird daher hier nicht ausgeschlossen.

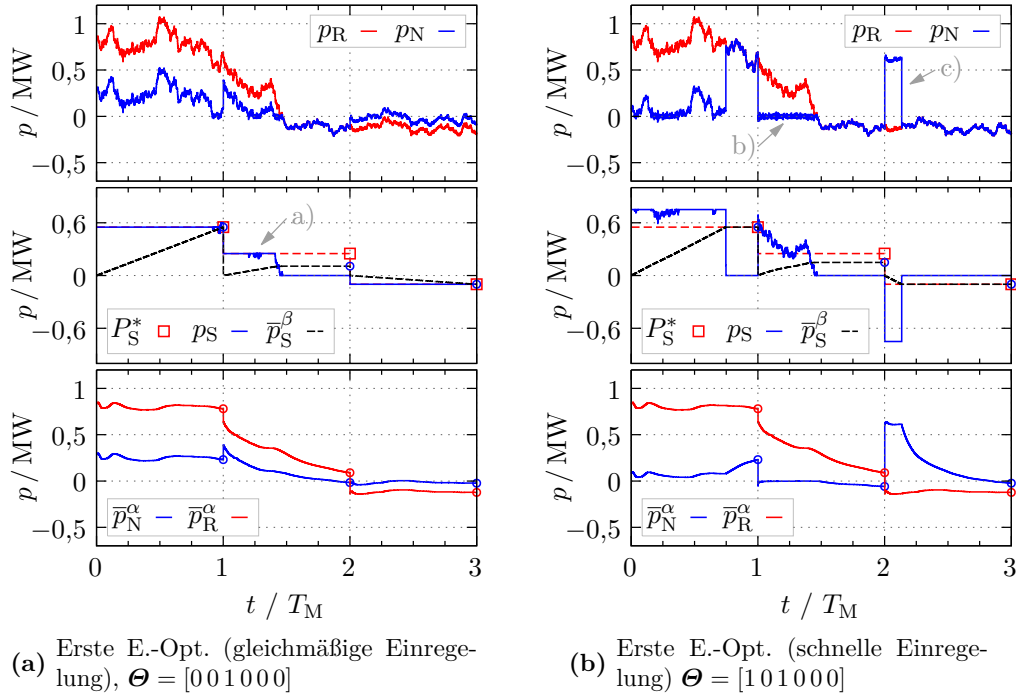


Abbildung 4.6: Beispielverläufe mit erster Einspeiseüberwachungsoption (Vermeidung von Einspeisung ins Netz aus dem Speicher), mit gleichmäßiger und schneller Einregelung

In Abbildung 4.6 wird die gleichmäßige und die schnelle Einregelung jeweils mit der ersten Einspeiseoption (Vermeidung von Einspeisung ins Netz aus dem Speicher) gezeigt. Zu erkennen ist, dass bei gleichmäßiger Einregelung die Begrenzung zunächst nur geringen Einfluss hat (markiert mit "a") in Abbildung 4.6 a). Sobald die Residualleistung negativ wird, kann der Sollwert der Speicherleistung durch die Begrenzung nicht weiter eingeregelt werden. Bei der schnellen Einregelung ist die Auswirkung deutlicher zu erkennen. In dem zweiten gezeigten Intervall ist die Begrenzung hierbei direkt aktiv (markiert mit "b") in Abbildung 4.6 b), am Ende des Intervalls wurde der Sollwert ebenfalls nicht erreicht, wobei der Fehler geringer ist als bei der gleichmäßigen Einregelung.

Im dritten Intervall gibt der Sollwert eine Speicherladung vor, welche bei der schnellen Einregelung und bei dieser Konfiguration zunächst mit maximaler Speicherleistung durchgeführt wird (markiert mit "c") in Abbildung 4.6 b). Es ist zu erkennen, dass die Leistung zum Teil durch aus dem Netz bezogene Leistung durchgeführt wird. Dies wird durch Einschalten der zweiten Einspeiseüberwachungsoption verhindert und die Ladeleistung auf die negative Residualleistung beschränkt (markiert mit "d") in Abbildung 4.7 a). Trotzdem wird der gewünschte Mittelwert am Ende des Intervalls erreicht (markiert mit "e") in Abbildung 4.7 a). Durch Einschalten der dritten Einspeiseüberwachungsoption wird darüber hinaus der Speicher mit jeglicher zur Verfügung stehender negativer Residualleistung geladen (natürlich

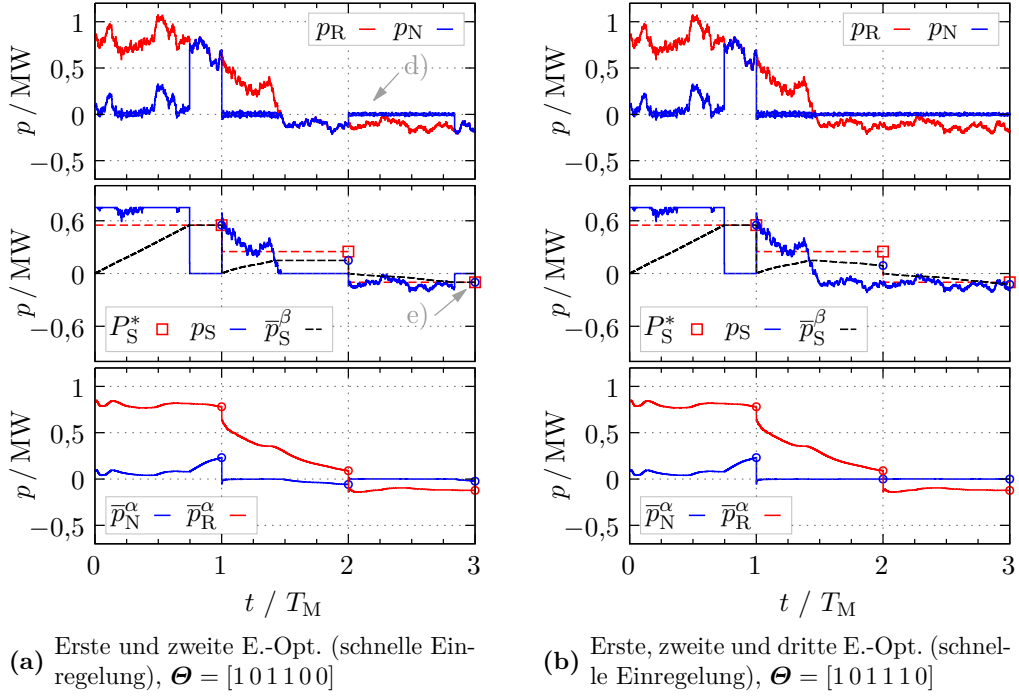


Abbildung 4.7: Beispielverläufe mit erster und zweiter sowie erster, zweiter und dritter Einspeiseüberwachungsoption jeweils mit schneller Einregelung

weiterhin vorausgesetzt, der Speicher ist nicht bereits vollständig geladen), wie in Abbildung 4.7 b gezeigt.

4.1.4 Option für einen eingeschränkten Ladegradbereich

Bislang wurde der Energieinhalt des Speichers nicht berücksichtigt. Dies ist im Prinzip bei den bislang beschriebenen Optionen auch nicht nötig, da der Sollwert vom Speichersystem nur dann umgesetzt wird, wenn dies auch in den Systemgrenzen des Speichersystems möglich ist. Es kann dabei davon ausgegangen werden, dass das Ziel bestmöglich erreicht wird. Dies ist anders, wenn der Bereich des Speicherladegrads für den normalen Betrieb nur eingeschränkt zur Verfügung steht, wie z. B. bei der Berücksichtigung eines Mindestladegrades für die Überbrückung von Netzausfällen (bezeichnet mit E_{SRI}) oder Reservebereiche für die Bereitstellung von Regelleistung (bezeichnet mit E_{NBmin} , E_{NBmax}). Die Forderungen für den Bereich des Speicherenergieinhalts e_S im Normalbetrieb lautet dann

$$e_S \in [E'_{\min}, E'_{\max}] \quad \text{mit } E'_{\min} = \max(\{E_{\text{SRI}}, E_{\text{NBmin}}\}), E'_{\max} = E_{\text{NBmax}} \quad (4.17)$$

mit der unteren Grenze E'_{\min} und der oberen Grenze E'_{\max} des Energieinhalts. Diese Grenzen sollen nur dann über- oder unterschritten werden, wenn entweder

der Inselnetzberieb eintritt oder der Regelleistungsabruf dies bedingt. Um die Reservebereiche zu schaffen, wird der Sollwert wie folgt beschränkt¹

$$p_S^* = \begin{cases} 0 & \text{für } (e_S > E'_{\max}) \\ \frac{E'_{\max} - e_S}{T_S} & \text{für } (e_S < E'_{\max}) \wedge ((e_S - p_{S,E3}^* \cdot T_S) > E'_{\max}) \\ \frac{e_S - E'_{\min}}{T_S} & \text{für } (e_S > E'_{\min}) \wedge ((e_S - p_{S,E3}^* \cdot T_S) < E'_{\min}) \\ \frac{E_{SRI} - e_S}{T_S} & \text{für } (E_{NBmin} \leq e_S < E_{SRI}) \wedge (\theta_L = 1) \\ 0 & \text{für } (e_S < E_{NBmin}) \vee ((e_S < E_{SRI}) \wedge (\theta_L = 0)) \\ p_{S,E3}^* & \text{sonst.} \end{cases} \quad (4.18)$$

Mit dem Parameter θ_L wird also ausgewählt, ob der Speicher nachgeladen werden soll, wenn E_{SRI} unterschritten wird. Durch Setzen von $E_{NBmin} = E_{SRI} = 0$ und $E_{NBmax} = E_{Smax}$ können die weiteren Beschränkungen unwirksam gemacht werden. Die Begrenzungen werden mit $\mathbf{E}_{NB} = [E_{NBmin}, E_{SRI}, E_{NBmax}]$ übergeben.

4.1.5 Zwischenzusammenfassung

Für die Grundfunktionalität der reflektorischen Wirkleistungsregelung wurden zwei unterschiedliche Einregelungsarten vorgestellt, die schnelle und die gleichmäßige Einregelung. Es wurde gezeigt, wie diese Grundfunktionalität durch eine Option zur Einhaltung der Leistungsreduktionsschwelle sowie drei unterschiedliche Optionen zur Einspeiseüberwachung erweitert werden kann. Als letzte dieser sequentiell durchlaufenen Optionen sorgt die Option für einen eingeschränkten Ladegradbereich dafür, dass Reservebereiche des Speicherladegrads zum Laden und Entladen des Speichers reserviert werden können.

Die gezeigten Beispielverläufe verdeutlichen, dass die gleichmäßige Einregelung im Vergleich zu der schnellen Einregelung durch stetigen aber niedrigeren Leistungsabruf gekennzeichnet ist. Dies kann sowohl Verlustleistung als auch Akkumulatorschädigung vermeiden, wie in Kapitel 3.5 beschrieben. Für den Fall, dass keine der Erweiterungsoptionen gewählt wird bzw. durch diese kein Einfluss auf die Einregelung genommen wird, erscheint die gleichmäßige Einregelung daher als bessere Wahl. Die schnelle Einregelung zeigt gerade dann Vorteile, wenn die

¹ Diese Regeln sind der Übersichtlichkeit halber für einen verlustfreien Speicher formuliert. Zur Berücksichtigung von Speicherverlusten können die Berechnungen ähnlich derer in Kapitel 3.5.2 (z. B. ähnlich Gleichung 3.10) formuliert werden. Der daraus resultierende Fehler ist aber als gering anzusehen, da die Berechnungen in kurzen Zeitabständen (T_S) erfolgen.

Erweiterungsoptionen in die Einregelung eingreifen. Beispielsweise für den Fall, dass der Speicher in einem Intervall entladen werden soll, jedoch ein Übergang von positiver zu negativer Residualleistung stattfindet. Sind in einem solchen Fall die Einspeiseüberwachungsoptionen aktiv, können durch die schnelle Einregelung deutlich bessere Ergebnisse erzielt werden.

Durch die Option zur Einhaltung der Leistungsreduktionsschwelle und den Optionen zur Einspeiseüberwachung können unerwünschte Situationen vermieden werden. Für einfache Betriebsstrategien kann durch diese Auswahl auf die kognitive Regelungsebene völlig verzichtet werden. Beispielsweise für die regelbasierten Betriebsstrategien zur Eigenverbrauchssteigerung oder zur Spitzenleistungsreduktion.

Sollte in der kognitiven Regelungsebene bewusst eine solche Situation in Kauf genommen werden, kann durch Wahl der Optionsparameter die entsprechende Option abgewählt werden; auch individuell für einzelne Intervalle. Ein einfaches Beispiel dafür wäre, dass bei negativer Residualleistung der Speicher möglichst schnell vollgeladen werden soll und daher zusätzlich Leistung aus dem Netz zur Speicherladung bezogen werden soll. In dem Fall muss die zweite Einspeiseüberwachungsoption für das entsprechende Intervall ausgeschaltet werden.

Die einzelnen Optionen werden nacheinander durchlaufen, möglichst ohne den Einfluss einer vorgelagerten Option aufzuheben. Der Vollständigkeit halber zeigt Abbildung 4.8 das bekannte Beispiel mit den ersten vier Optionen.

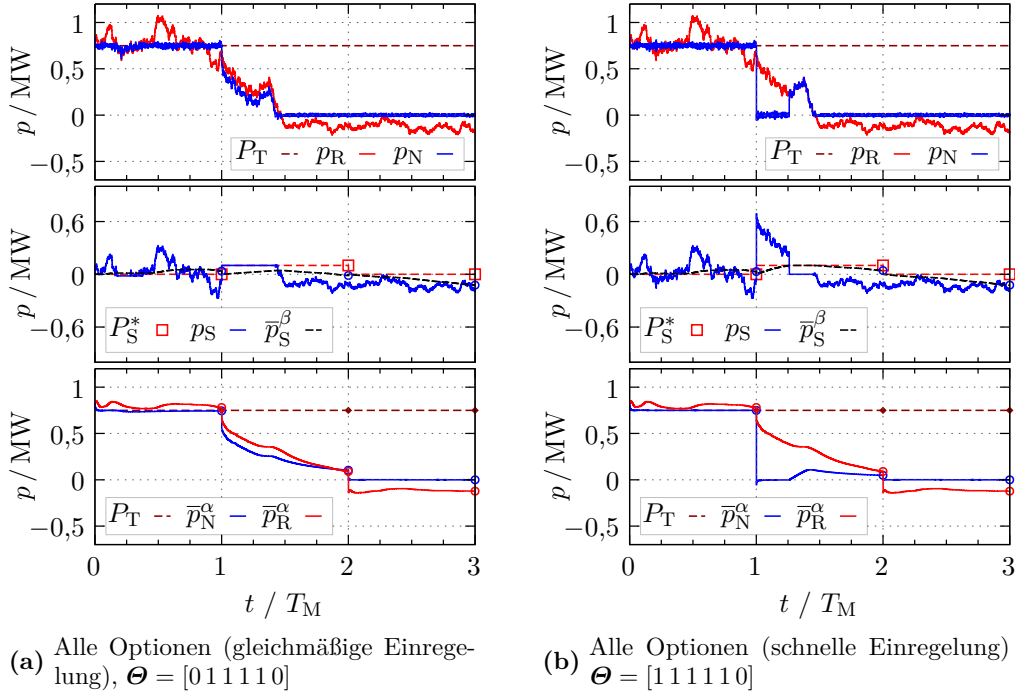


Abbildung 4.8: Beispielverläufe mit den ersten vier Optionen für die gleichmäßige und die schnelle Einregelung

4.2 Simultane Primärregelleistungsbereitstellung

Für die Bereitstellung von Primärregelleistung (PRL) durch Batteriespeicher gelten spezielle Regularien, welche in [87] und [88] für Deutschland zusammengefasst sind. In [89] werden ausgehend von diesen Regularien die sich ergebenden Freiheitsgrade des Speicherbetriebs beschrieben. Kombinationen mit weiteren Betriebsstrategien sind z. B. in [90] (PRL + Eigenverbrauchssteigerung), in [91] (PRL + Spitzenleistungsreduktion) und in [92] (SRL + Eigenverbrauchssteigerung unter Berücksichtigung von Einspeiselimits) beschrieben.

Aufbauend auf den genannten Arbeiten wird in diesem Kapitel beschrieben, wie die Bereitstellung von Primärregelleistung mit dem Speicher im Microgrid simultan zu weiteren, microgridspezifischen Aufgaben durchgeführt werden könnte. Augenmerk wird dabei auf eine virtuelle Trennung der Anwendungen gelegt, welche für die Kosten- und Erlösberechnung notwendig erscheint. Im Weiteren ergeben sich für die Kombination der Betriebsstrategien im Microgrid interessante Synergieeffekte, welche in Kapitel 5.3.9 im Kontext der Microgrid-Betriebsstrategien für den netzgekoppelten Zustand und in Kapitel 7 im Kontext der Speicherdimensionierung verdeutlicht werden. Diese Thematik ist bereits Bestandteil der Publikation [E8].

Für die Vergütung der Regelleistungsbereitstellung ist es notwendig, dass die vorgegebenen Regularien eingehalten werden. Führt ein Speichersystem nur PRL-Bereitstellung durch, ist eine Überwachung der Regelkonformität durch physikalische Messungen möglich. Basiert aber die Leistung des Speichers auf einer Sollwertüberlagerung, muss die Trennung virtuell erfolgen. In dieser Arbeit wird daher der Anteil der PRL-Leistung aus der Residualleistung herausgerechnet, bevor diese als Grundlage für weitere Berechnungen verarbeitet wird. Die dafür vorgesehene Struktur ist in Abbildung 4.9 gezeigt. Der Sollwert der Speicherleistung p_s^* besteht

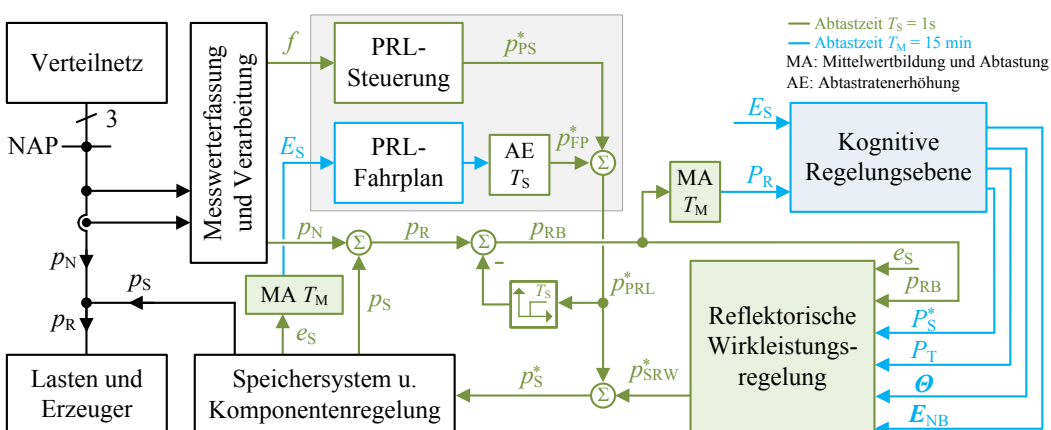


Abbildung 4.9: Zusammenspiel von kognitiver und reflektorischer Wirkleistungsregelung mit Primärregelleistungseinbindung für ein Speichersystem

nun aus zwei Anteilen, dem Resultat der reflektorischen Wirkleistungsregelung p_{SRW}^* und dem Anteil der Primärregelleistungsbereitstellung p_{PRL}^*

$$p_{\text{S}}^* = p_{\text{SRW}}^* + p_{\text{PRL}}^*. \quad (4.19)$$

Ist dieser Sollwert nicht (nahezu) ideal vom Speichersystem umsetzbar, muss davon ausgegangen werden, dass die PRL-Regularien verletzt werden. Zuvor müssen deshalb die Rahmenbedingungen dafür geschaffen werden. Unter der Annahme dass diese Forderung eingehalten wird, gilt aber zunächst

$$p_{\text{S}}(t_{k,n}) = p_{\text{S}}^*(t_{k,n-1}) \quad (4.20)$$

und daher¹

$$p_{\text{R}}(t_{k,n}) = p_{\text{N}}(t_{k,n}) + p_{\text{SRW}}^*(t_{k,n-1}) + p_{\text{PRL}}^*(t_{k,n-1}) \quad n \in \mathbb{N}^+ | n < N_{\text{I}}. \quad (4.21)$$

Um nun also den PRL-Anteil aus der Residualleistung herauszurechnen, kann ausgehend von der Summe der physikalisch messbaren Werte p_{N} und p_{S} der um einen Abtastschritt verschobene PRL-Anteil p_{PRL}^* abgezogen werden. Die resultierende Größe, die bereinigte Residualleistung p_{RB} , wird nun für den Rest der Steuerung anstatt der Residualleistung selbst genutzt, wodurch sichergestellt ist, dass kein Einfluss der PRL auf den zweiten Anteil des Speichersollwerts innerhalb der Intervalle genommen wird. Lediglich über die Änderung des Speicherenergieinhaltes beeinflusst die PRL-Bereitstellung den zweiten Anteil des Speichersollwerts (langfristig), was aber als legitim angesehen wird, da sich dieser Einfluss konstant über ein Intervall auswirken würde. Zudem wird in der beschriebenen Strategie dieser Einfluss möglichst minimiert.

Da die Forderung nach Trennbarkeit nun also erfüllbar erscheint, stellt sich die Frage nach der Berechnung von p_{PRL}^* . In den in [87] und [89] beschriebenen Regularien für Deutschland, wird zunächst ein zulässiger Bereich des stationären Endwerts von p_{PRL} (normiert auf die angebotene Regelleistung P_{PA}) beschrieben. Der zulässige Bereich dieses Wertes hängt von der Frequenzabweichung Δf (also der Differenz der Netzfrequenz f und der Nennfrequenz f_0) ab und wird in Abbildung 4.10 gezeigt. Begrenzt wird dieser Bereich von den Größen p_{\downarrow} (die möglichst geringe bzw. möglichst negative Leistung) und p_{\uparrow} (die möglichst hohe bzw. möglichst positive Leistung).

Für das transiente Verhalten nach einer Frequenzänderung wird weiterhin eine minimale Leistungsrampe beschrieben, bei der P_{PA} spätestens nach 30 s (bei einer entsprechenden Frequenzabweichung) geliefert werden muss. Die Abtastzeit der

¹ Zur besseren Lesbarkeit wird der Fall $n = N_{\text{I}}$ nicht (wie z. B. in Gleichung 4.5) separat gewürdigt, was natürlich in ähnlicher Weise möglich ist.

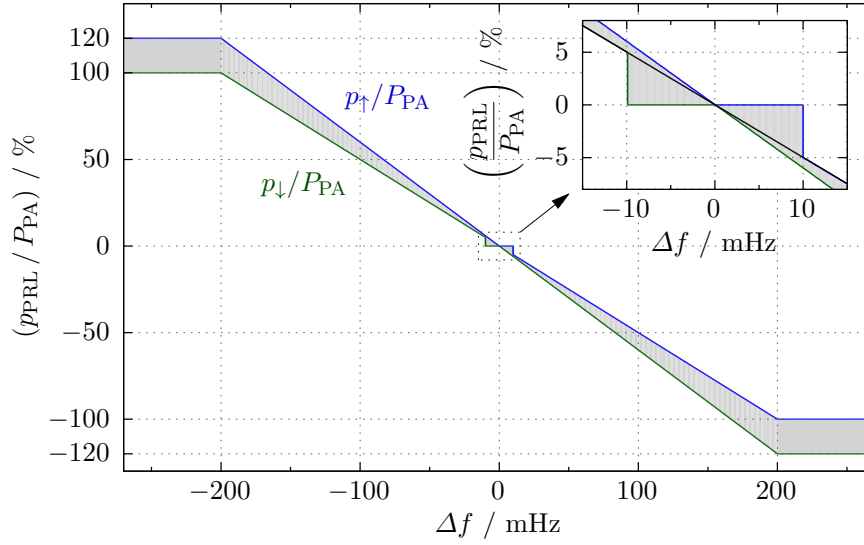


Abbildung 4.10: Zulässiger Bereich des stationären Endwerts

entsprechenden Werte beträgt nach [88] eine Sekunde; innerhalb einer Sekunde müssen also durch Anforderung der Rampe mindestens $3,3\% P_{PA}$ geliefert werden. Eine schnellere Einregelung des stationären Endwerts ist dabei immer erlaubt¹.

Wie z. B. in [90] beschrieben, ist die Regelleistungsabgabe auch über längere Zeit nicht mittelwertfrei. Der Ladegrad des Batteriespeichers würde daher nach einer gewissen Zeit die Lade- oder Entladegrenze des Speichers erreichen. Um diesen Fall zu vermeiden, können, wie in [89] ausführlich beschrieben, sogenannte Fahrplangeschäfte genutzt werden. Diese ermöglichen PRL-regelkonform, den PRL-Sollwert mit einer über 15 Minuten konstanten Leistung zu beaufschlagen. Diese Beaufschlagung muss nach [87] mindestens 15 Minuten vorher angemeldet werden, in [143] wird eine Vorlaufzeit für den Intraday-Markt sogar von 30 (bis 45) Minuten angenommen. Für weitere Betrachtungen wird daher 30 Minuten Vorlaufzeit eingeplant. Der Sollwert des Speichersystems setzt sich nun also, neben dem Anteil der reflektorischen Regelung p_{SRW}^* , aus zwei Anteilen der PRL zusammen, der Leistung der PRL-Steuerung p_{PS}^* und der Leistung des Fahrplangeschäfts p_{FP}^* zusammen

$$p_S^* = p_{SRW}^* + \underbrace{p_{PS}^* + p_{FP}^*}_{p_{PRL}^*}. \quad (4.22)$$

Nachdem nun die Freiheitsgrade der PRL-Bereitstellung beschrieben wurden, wird nun ein einfacher Algorithmus vorgestellt, der es ermöglicht, diese Freiheitsgrade so zu nutzen, dass sich die 15-Minuten-Mittelwerte von p_{PS}^* möglichst zu Null ergeben.

¹ Es hat sich gezeigt, dass sich die Ausnutzung dieses Freiheitsgrads kaum bemerkbar macht. Daher wird er nicht weiter betrachtet. Ähnlich wurde dies bereits in [89] beschrieben.

Würde dieses Ziel erreicht, ist p_{FP}^* immer Null und es gäbe keinen Einfluss über den Energieinhalt des Speichers auf weitere Anwendung (unter Vernachlässigung von Verlustleistungen). Wie später ersichtlich wird, kann dieses Ziel aber nicht in jedem Intervall erreicht werden und daher wird auch das Fahrplangeschäft durch diesen Algorithmus genutzt. Der Algorithmus besteht aus vier Schritten, die ersten werden mit der Abtastzeit T_S durchgeführt, der vierte mit T_M .

a) Berechnung des Mittelwerts $\bar{p}_{\text{PS}}^\alpha(t_{k,n})$ der n -Messwerte von p_{PS} im aktuellen Intervall k , bezogen auf die bis $t_{k,n}$ verstrichene Zeit im Intervall

$$\bar{p}_{\text{PS}}^\alpha(t_{k,n}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_{\text{PS}}(t_{k,i}) \quad n \in \mathbb{N}^+ | n \leq N_I \quad (4.23)$$

b) Berechnung des idealen Leistungssollwerts $p_{\text{IPS}}^*(t_{k,n+1})$

$$p_{\text{IPS}}^*(t_{k,n+1}) = -\bar{p}_{\text{PS}}^\alpha(t_{k,n}) \quad (4.24)$$

c) Beschränkung des idealen Leistungssollwerts auf den zulässigen Bereich

$$p_{\text{PS}}^*(t_{k,n+1}) = \begin{cases} p_\uparrow(t_{k,n}) & \text{für } p_{\text{IPS}}^*(t_{k,n+1}) \geq p_\uparrow(t_{k,n}) \\ p_{\text{IPS}}^*(t_{k,n+1}) & \text{für } p_\downarrow(t_{k,n}) < p_{\text{IPS}}^*(t_{k,n+1}) < p_\uparrow(t_{k,n}) \\ p_\downarrow(t_{k,n}) & \text{für } p_{\text{IPS}}^*(t_{k,n+1}) \leq p_\downarrow(t_{k,n}) \end{cases} \quad (4.25)$$

was bereits zu dem Sollwert $p_{\text{PS}}^*(t_{k,n+1})$ für den nächsten Zeitschritt führt.

d) Am Ende des Intervalls bei $n = N_I$ liegt der vollständige Intervallmittelwert $P_{\text{PS}}(t_k) = p_{\text{PS}}(t_{k,N_I})$ vor. Im letzten Schritt wird dann der Sollwert der Leistung des Fahrplangeschäfts P_{FP}^* (für das überübernächste Intervall) bestimmt

$$P_{\text{FP}}^*(t_{k+3}) = P_{\text{PS}}(t_k) + \frac{E_{\text{diff}}(t_k)}{T_M} \quad (4.26)$$

wobei E_{diff} die Energie bezeichnet, welche benötigt wird, um die nutzbare Energie E_S im Speichers innerhalb eines bestimmten Bereiches zu halten. E_{diff} folgt zu

$$E_{\text{diff}}(t_k) = \begin{cases} E_{\text{NB,max}} - E_S(t_k) & \text{für } E_S(t_k) > E_{\text{NB,max}} \\ 0 & \text{für } E_{\text{NB,min}} \leq E_S(t_k) \leq E_{\text{NB,max}} \\ E_S(t_k) - E_{\text{NB,min}} & \text{für } E_S(t_k) < E_{\text{NB,min}} \end{cases} \quad (4.27)$$

mit $E_{\text{NB,min}}$ und $E_{\text{NB,max}}$ als Grenzen des Normalbetriebs (in [88] auch als Handlungsspielraum bzw. Arbeitsbereich bezeichnet). Oberhalb und unterhalb dieser Grenzen muss nach [88] die Ladung und Entladung des Speicher bei einer Frequenz-

abweichung von ± 200 mHz für 30 Minuten (30-Minuten-Kriterium) gewährleistet sein. Dies muss bei der Auslegung und der Unterteilung des nutzbaren Speicherenergieinhalts berücksichtigt werden, was in Kapitel 7 noch verdeutlicht wird.

Zur Bewertung des Algorithmus wurde eine Simulation durchgeführt, welcher als Eingangsdaten die Frequenzmesswerte über ein Jahr aus dem europäischen Verbundnetz zugrunde liegen. Dabei wurde der Ausgangswert der reflektorischen Regelung p_{SRW}^* stets als Null angenommen (keine weiteren Einflüsse). Zunächst wurde der Verlauf von P_{PS} in Verbindung mit den jeweiligen theoretischen Grenzen $P_{\uparrow}(f)$ und $P_{\downarrow}(f)$ untersucht (die theoretischen Grenzen ergeben sich, indem für p_{PS}^* immer $p_{\uparrow}(f)$ bzw. $p_{\downarrow}(f)$ eingesetzt wird). Abbildung 4.11 zeigt dazu eine statistische Auswertung, bei der deutlich wird, dass der Algorithmus die theoretischen Grenzen gerade bei höheren Abweichungen erreicht. Lediglich im Bereich $\pm 5\%$ um Null sind Abweichungen zu erkennen, welche nicht weiter verwundern, da hier die Leistungsanforderungen innerhalb der Intervalle häufig um Null schwanken und daher eine (ideale) Mittelwertprognose nötig wäre, um das theoretische Optimum zu erreichen. Es wird jedoch auch deutlich, dass der Wunsch nach Mittelwertfreiheit von P_{PS} innerhalb des durch die Regularien vorgegeben, zulässigen Bereichs nicht

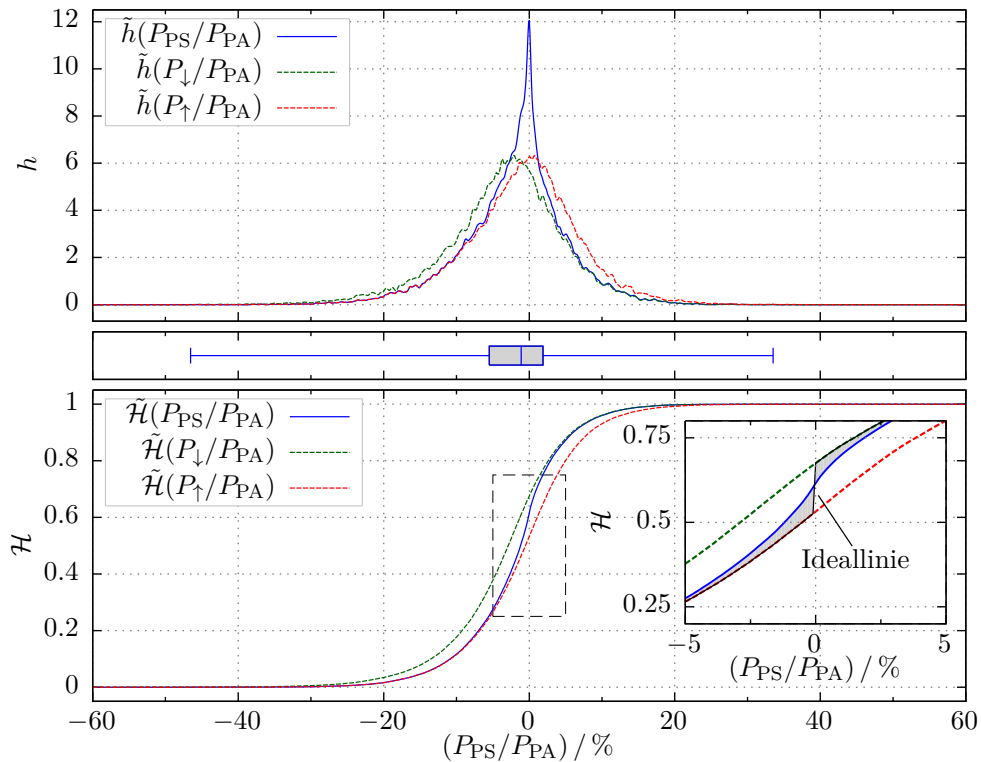


Abbildung 4.11: Statistische Auswertung von P_{PS} mit den jeweiligen theoretischen Grenzen $P_{\uparrow}(f)$ und $P_{\downarrow}(f)$. Oben: mittels Kerndichteschätzer geschätzte Wahrscheinlichkeitsdichte. Mitte: Box-Whisker-Plot. Unten: geschätzte Wahrscheinlichkeitsverteilung.

erreichbar ist. P_{FP} ist daher häufig ungleich Null, um den Speicherenergieinhalt im Arbeitsbereich zu halten.

Zur Berechnung des Speicherenergieinhalts wird das in Kapitel 3.5.2 vorgestellte Speichermodell (mit quadratischem Verlustmodell) genutzt. Die angebotene PRL-Leistung wird im ganzen Jahr mit $P_{PA} = 1$ MW und der nutzbare Speicherenergieinhalt $E_{Smax} = 2$ MWh angenommen. Abbildung 4.12 zeigt die statistische Auswertung des in der Simulation berechneten Speicherladegrads. Dabei wird deutlich, dass für diese Konfiguration das in [88] beschriebene 30-Minuten-Kriterium (und somit auch das 15-Minuten-Kriterium) erfüllt wird¹.

Für die Simulation wurde auch der Speicherwirkungsgrad variiert. Es fiel dabei auf, dass sich der benötigte Arbeitsbereich auch bei sehr schlechten Wirkungsgraden (bis $\eta_S = 50\%$) kaum ändert. Die geringe Änderung ist einerseits darauf zurückzuführen, dass bei der Regelleistungsbereitstellung relativ niedrige Leistungen abgerufen werden, bei denen die Verlustleistung (beim quadratischen Verlustmodell) entsprechend gering sind. Andererseits gleicht das Fahrplangeschäft die Verlustleistung natürlich mit aus, was dazu führt, dass im Mittel kaum vom gewünschten Ladegrad (50 %) abgewichen wird.

Weiterhin ist bei kleineren Wirkungsgraden eine geringere Verschiebung des benötigten Arbeitsbereichs in Richtung niedriger Ladegrade zu beobachten. Dies ist naheliegend, da der Speicher bei gleichem maximal nutzbaren Energieinhalt und gleicher Anschlusspunktleistung weniger schnell vollgeladen, dafür aber schneller

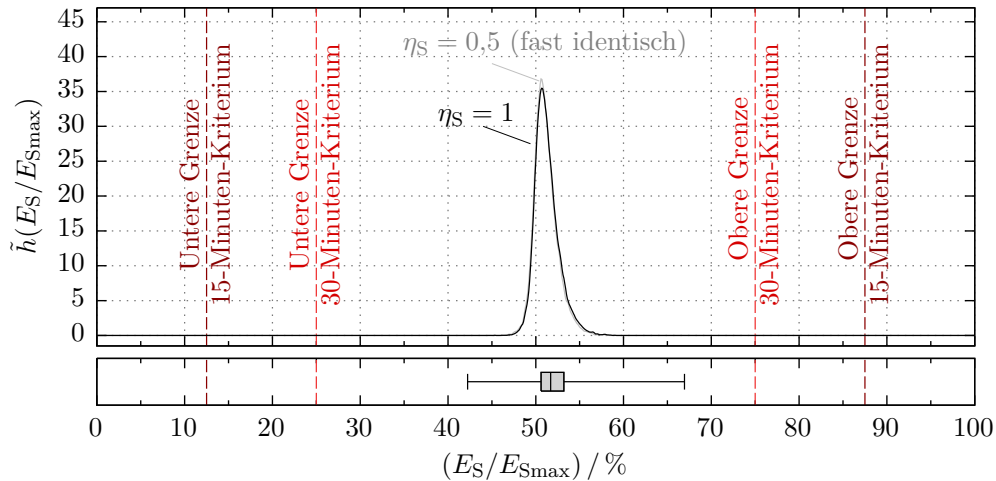


Abbildung 4.12: Geschätzte Wahrscheinlichkeitsdichte des Ladegrads E_S/E_{Smax} (Grenzen für $\eta_S = 1$ eingetragen, bei $\eta_S = 0,5$ jeweils 5 % höhere Ladegrade)

¹ In z. B. [88] und [84] wird der Arbeitsbereich für das 15- und 30-Minuten-Kriterium über die Speichergröße aufgetragen. Die sich so ergebenden Diagramme werden auch Schnabelkurven genannt. Nach [88] ist das 15-Minuten-Kriterium nur für die Bereitstellung in einem Pool (also einem virtuellen Verbund vieler Einheiten) relevant.

entladen wird. Beim Laden ist die Abwärme also sogar förderlich, den Ladegrad weniger schnell zu verändern. Bei realen Wirkungsgraden verschiebt sich auch entsprechend das 30-Minuten-Kriterium. Die Simulation ergab jedoch, dass diese Auswirkungen sehr gering sind (bei $\eta_S = 90\%$ eine Verschiebung der Bereiche um $0,7\%$, bei $\eta_S = 70\%$ um $2,6\%$ und bei $\eta_S = 50\%$ um 5%). Bei sehr niedrigen Wirkungsgraden kann es also von Vorteil sein, den Sollwert für den mittleren Ladegrad entsprechend oberhalb von 50% einzustellen, wovon aber im Allgemeinen nicht auszugehen ist.

4.2.1 Simultane Primärregelleistungsbereitstellung mit Speicher und Sektorkopplung / Lastmanagement

Wie in Abbildung 4.12 deutlich zu erkennen ist, sind die geforderten Reservebereiche relativ groß (im gezeigten Beispiel beim 30-Minuten-Kriterium machen diese 50% des möglichen Speicherladegradbereichs aus). Hierfür einen teuren, zyklentfesten Speicher einzusetzen reduziert die Wirtschaftlichkeit der Anwendung.

Zur Reduktion der Systemkosten sind Hybridspeicher denkbar (z. B. aus Lithium und Blei, wie in [145] beschrieben und in [146] realisiert wurden) oder auch die Sektorkopplung, wie in [144] in Verbindung mit einer Elektroheizung gezeigt (Abbildung 4.13). Die zweite Lösung benötigt nur nahezu die Hälfte der Speicherkapazität und ist daher wirtschaftlich von Vorteil, insbesondere dann, wenn die leistungselektronische Ankopplung wie in [144] beschrieben für die Elektroheizung und die Batterie genutzt wird. Vor Inbetriebnahme einer solchen Anlage muss jedoch ein Umweltgutachter die sinnvolle Verwendung der Wärme bescheinigen [147]. Diese liegt dann vor, wenn die Wärme nicht ungenutzt in die Umgebung abgegeben wird, sondern äquivalent eine andere Heizquelle entsprechend weniger genutzt wird und

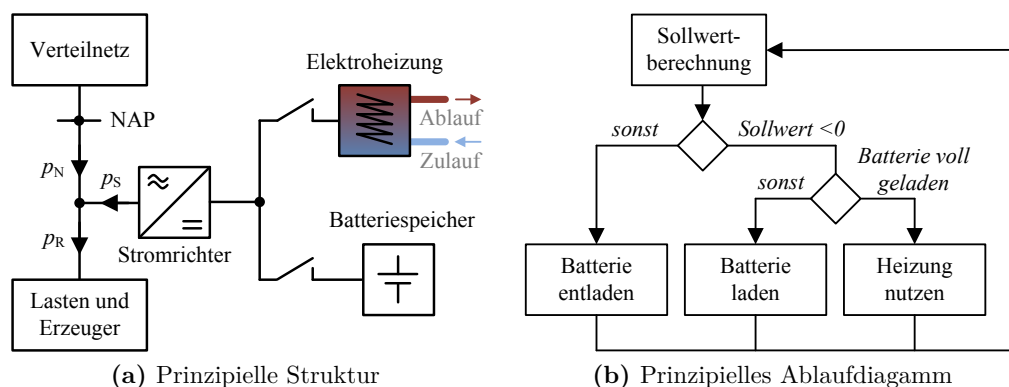


Abbildung 4.13: Struktur einer kombinierten Anlage (mit Stromrichter zur kombinierten Ankopplung der Elektroheizung und der Batterie) zur Erbringung von Regelleistung (proprietäre Lösung der Firma AEG Power Solutions, vgl. [144]) und Steuerungsablauf

so z. B. Gas eingespart wird. Weiterhin wäre ebenfalls das Zwischenspeichern und Einspeisen der Wärme in ein Fernwärmenetz möglich. Das industrielle Umfeld, welches häufig mit hohem und ganzjährigem Wärmebedarf gekennzeichnet ist, scheint daher gut für diese Lösung geeignet. Aus diesen Gründen wird die Lösung in dieser Arbeit berücksichtigt, wobei nun stets davon ausgegangen wird, dass die Wärme abgenommen bzw. zwischengespeichert wird.

4.2.2 Zwischenfazit und Ausblick

Die Betrachtung der reflektorischen Wirkleistungsregelung zeigt, dass viele Aufgaben durch einfache Regeln umsetzbar sind. Wird der Speicher nur zur Eigenverbrauchssteigerung oder zur Spitzenleistungsreduktion eingesetzt, kann die reflektorische Wirkleistungsregelung im Prinzip ohne Sollwertvorgaben des kognitiven Operators arbeiten (ausgenommen der Leistungsreduktionsschwelle P_T). Werden komplexere Betriebsstrategien verfolgt, kann die reflektorische Wirkleistungsregelung (je nach Parametrierung) ungewollte Situationen in der Zeit zwischen den Sollwert-Aktualisierungen vermeiden. Weiterhin wird die Bereitstellung von Primärregelleistung durch die reflektorische Wirkleistungsregelung übernommen. Hierfür ist die Möglichkeit einer virtuellen Trennung der Mess- und Sollwertgrößen sowie ein einfacher PRL-Algorithmus aufgezeigt.

Im Vergleich zwischen schneller und gleichmäßiger Einregelung erzielt die schnelle Einregelung gerade bei Nulldurchgängen der Residualleistung geringere Abweichungen zwischen Soll- und Istwerten am Ende der Intervalle. Nachteilig sind die vergleichsweise hohen Leistungsabfragen an das Speichersystem, welche in vielen Situationen nicht zum Erreichen des Sollwerts benötigt würden und unnötige Verlustleistungen im Speichersystem hervorrufen.

Weitere in dieser Arbeit nicht behandelte Themen der reflektorischen Regelung wären z. B.: die Lastsymmetrierung (für einzelne Komponenten in [148] beschrieben) oder die aktive Filterung zur Verbesserung der Spannungsqualität (wie z. B. in [149] beschrieben). Auch kann eine Option zur Berücksichtigung eines Einspeiselimits berücksichtigt werden, welche sich ähnlich der Spitzenleistungsoption verhalten würde.

Zur Verbesserung der Einregelung können auch Prädiktionen des weiteren Leistungsverlauf eingehen, entweder als Prädiktion innerhalb eines Intervalls oder aber als Ein-Schritt-Prädiktion der 15-Minuten-Mittelwerte.

Auf die Optionen der reflektorischen Regelung wird in den nächsten Kapitel häufig verwiesen. Für einen besseren Überblick wurden daher diese Optionen in Anhang A2.1 übersichtlich zusammengefasst.

4.3 Aktive Blindleistungskompensation

Der Bezug von Blindleistung verursacht Übertragungsverluste und führt gemäß Kapitel 3.1.1 zu Kosten für Industrieunternehmen (Entgelte für Blindmehrarbeit). Ob Blindarbeitskosten anfallen oder nicht richtet sich nach dem Quotient zwischen Absolutwert der Wirkleistung und der Scheinleistung (Leistungsfaktor ρ). Nach Auswertung verschiedener Preisblätter von Verteilnetzbetreibern (für das Jahr 2017) erscheint derzeit eine Bepreisung von Blindarbeit (unabhängig ob induktiv oder kapazitiv) bei einem Leistungsfaktor $< 0,9$ mit $\lambda_{NQ} = 1 \text{ c€/kVAh}$ und ab einem Leistungsfaktor $\geq 0,9$ mit $\lambda_{NQ} = 0$ als üblich¹.

Die Kompensation von Blindarbeit erfolgt typischerweise durch den Ausgleich induktiver Blindarbeit mittels fest eingebauter Kondensatoren (statische Blindleistungskompensation) oder mittels geschalteter Kondensatoren (siehe [150]). Leistungselektronische Konverter können zur aktiven Blindleistungskompensation (BLK) eingesetzt werden, bei der sowohl induktive als auch kapazitive Blindleistung dynamisch und stufenlos kompensiert werden kann. Daher eignet sich diese Variante insbesondere als Ergänzung einer statischen Blindleistungskompensation.

Im industriellen Microgrid ist in der Regel davon auszugehen, dass mehrere solcher Konverter zum Einsatz kommen und eine zentral koordinierte Verteilung der Blindleistung auf diese Komponenten durchgeführt werden kann. Im Folgenden wird diese Verteilung am Beispiel der in Abbildung 4.14 gezeigten Konfiguration

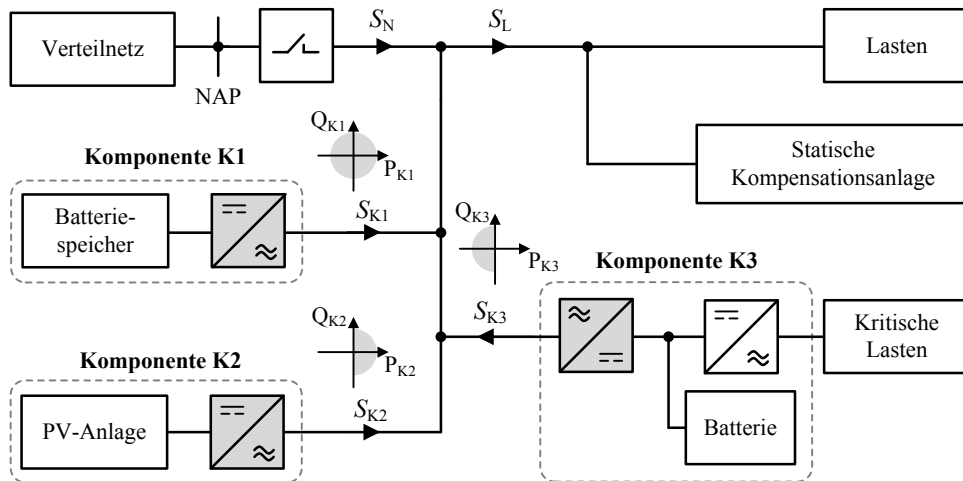


Abbildung 4.14: Betrachtete Beispielkonfiguration mit drei unterschiedlichen Komponenten zur aktiven Blindleistungskompensation

¹ Üblich erscheint weiterhin eine Berechnung der Kosten für jeweils einen Monat. Für die hier betrachtete Optimierung wird jedoch von Viertelstundenperioden ausgegangen, da diese allgemein anwendbar ist und einfach auf eine Monatsbetrachtung erweitert werden kann.

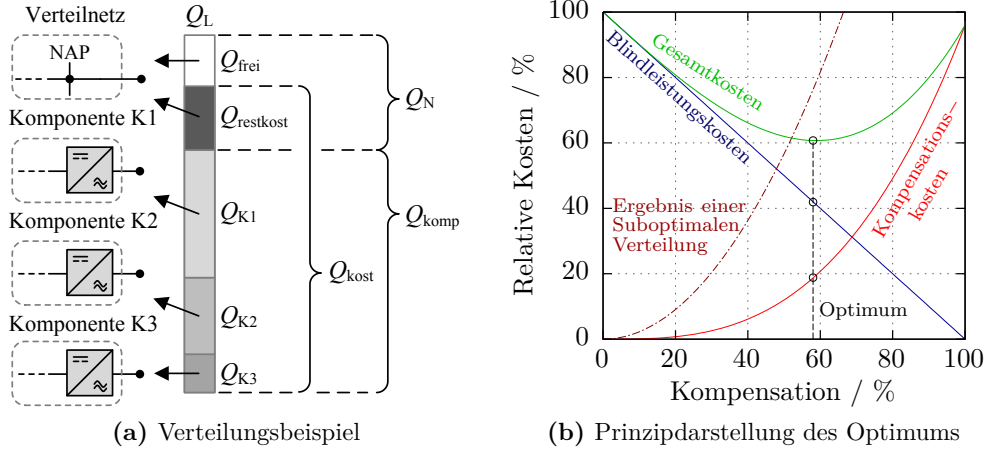


Abbildung 4.15: Zielsetzung der aktiven Blindleistungskompensation

thematisiert. Die Betrachtungen bauen auf den Vorarbeiten von M. Braun auf (insbesondere [151], [152] und [153]). Darin wird die wirtschaftliche Bereitstellung von Blindleistung durch Einzelanlagen (wie PV- und Windkraftanlagen) und durch einen Anlagenverbund analysiert, sowie der Zusammenhang zwischen Spannung und Blindleistung anhand von Netzmodellen berücksichtigt. Diese Überlegungen werden hier auf die Rahmenbedingungen im Microgrid erweitert. Dabei wird sich jedoch rein auf die Festlegung der zu kompensierenden Blindleistung sowie der Verteilung der Blindleistung auf die unterschiedlichen Komponenten beschränkt¹.

Das Ziel ist, möglichst hohe Kostenersparnisse zu erreichen. Bei der Blindleistungsbereitstellung durch Stromrichter entstehen jedoch auch Verluste, welche wiederum in entsprechende Kosten umgerechnet und von der Ersparnis abgezogen

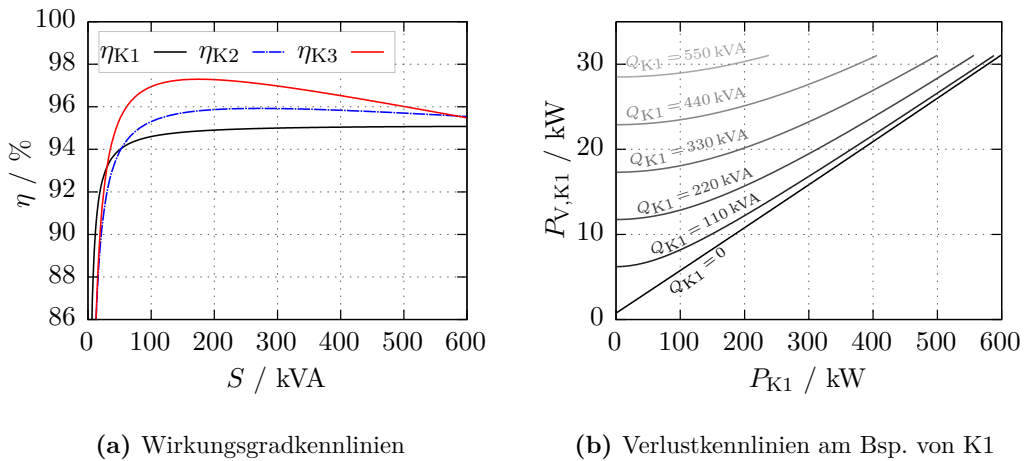


Abbildung 4.16: Wirkungsgradkennlinien und Verlustkennlinien

¹ Bezüglich der Berücksichtigung von Spannungs-Blindleistungsabhängigkeiten sowie der entsprechenden Modellbildung sei auf [153] verwiesen.

gen werden müssen. Der optimale Arbeitspunkt besteht somit aus der Höhe der zu kompensierenden Blindleistung und der entsprechenden verlustminimalen und damit kostenminimalen Blindleistungsverteilung auf die einzelnen Komponenten (Abbildung 4.15). Grundlage der Berechnung der Kompensationskosten sind die anhand von Wirkungsgradkennlinien (Abbildung 4.16) berechneten zusätzlichen Verluste durch Blindleistungsbereitstellung. Diese Kennlinien sind i. d. R. von weiteren Einflüssen abhängig, bei den Komponenten K1 und K2 (PV- und Batteriestromrichter) kann z. B. die im Betrieb variierende DC-Spannung nennenswerten Einfluss nehmen. Diese Effekte wurden aber aus Gründen der Übersichtlichkeit vernachlässigt und statt dessen von vornherein unterschiedliche Kennlinien angenommen. Es ergeben sich unter dieser Einschränkung statische Kennfelder der zusätzlichen Verlustleistung durch Blindleistungsbereitstellung. Ein solches Kennfeld ist beispielhaft für die Komponente 1 in Abbildung 4.17 a dargestellt.

Während Wirkleistungsbezug am NAP berechnen sich die Kompensationskosten entsprechend des Wirkarbeitsbezugspreises. Liegt Spitzenleistungsbezug vor ($P_R > P_T$) ist die Blindleistungskompensation vollständig zu stoppen, da die Verlustleistung entweder hohe zusätzliche Kosten verursachen (Spitzenleistungsentgelte) oder der Speicher durch Bereitstellung der Verlustleistung schneller entladen wird (während Spitzenleistungsreduktion kritisch). Bei Einspeisung ins Versorgungsnetz berechnen sich die Kompensationskosten entsprechend der entgangenen Einspeisevergütungen. Unterhalb der Einspeisegrenze entfallen die Kompensationskosten. Die Wirkleistungskosten am NAP unter Berücksichtigung der durch Blindleis-

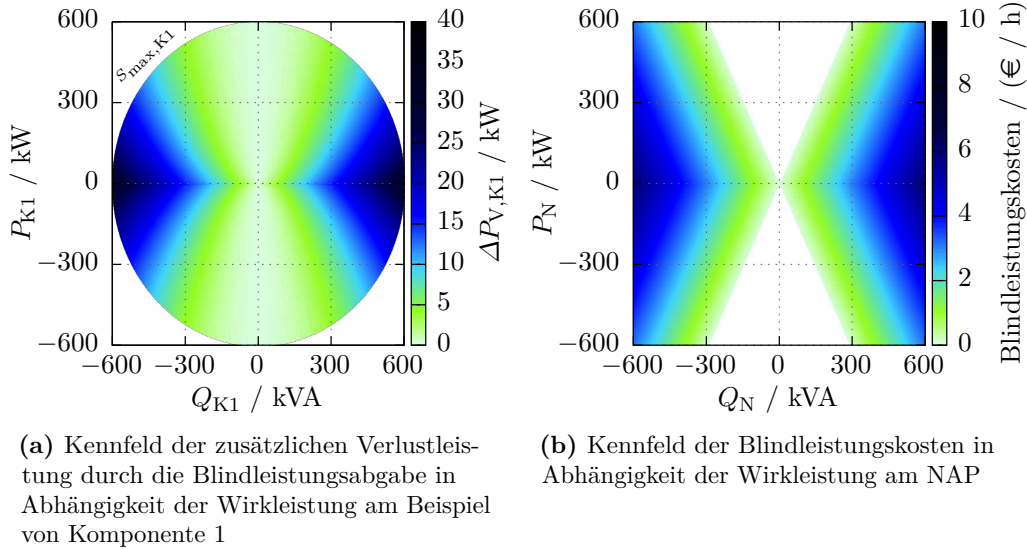


Abbildung 4.17: Beispiel Kennfelder zur Visualisierung von Kosten (Zusatzverluste in den Komponenten) und Nutzen (Reduktion der Blindleistungskosten am NAP) der Blindleistungskompensation

tungsbereitstellung verursachten Verluste $P_{\Sigma V}(\mathbf{P}, \mathbf{Q})$ berechnen sich unter diesen Rahmenbedingungen (abweichend zu den Formulierungen in Kapitel 3.8, in dem die genutzten Parameter bereits eingeführt wurden) zu

$$f_K(P'_N, \mathbf{P}, \mathbf{Q}) = \begin{cases} \lambda_{N\max} \cdot (P_N - P_T) \cdot T_B + \lambda_{Np} \cdot P_N \cdot T_M & \text{für } P_N > P_T \\ \lambda_{Np} \cdot P_N \cdot T_M & \text{für } P_T \geq P_N > 0 \\ \lambda_{Nn} \cdot P_N \cdot T_M & \text{für } 0 \geq P_N > P_{EL} \\ \lambda_{Nn} \cdot P_{EL} \cdot T_M & \text{für } P_{EL} \geq P_N, \end{cases} \quad (4.28)$$

$$\text{mit } P_N = P'_N + P_{\Sigma V}(\mathbf{P}, \mathbf{Q}), \quad \mathbf{Q} = \begin{bmatrix} Q_{K1} \\ Q_{K2} \\ \vdots \\ Q_{KN} \end{bmatrix} \quad \text{und} \quad \mathbf{P} = \begin{bmatrix} P_{K1} \\ P_{K2} \\ \vdots \\ P_{KN} \end{bmatrix},$$

wobei P'_N die Wirkleistung am NAP ohne die Verlustleistungen der Komponenten bezeichnet. Die Kostendifferenz durch die Blindleistungskompensation berechnet sich also entsprechend mit

$$\Delta f_K(P'_N, \mathbf{P}, \mathbf{Q}) = f_K(P'_N, \mathbf{P}, \mathbf{Q}) - f_K(P'_N, \mathbf{P}, \mathbf{0} \cdot \mathbf{Q}). \quad (4.29)$$

Die Funktion $P_{\Sigma V}(\mathbf{P}, \mathbf{Q})$ wird dabei wie folgt mit den Verlustparametern $C_{Ki,2}, C_{Ki,1}$ und $C_{Ki,0}$ definiert (vgl. [153, S. 71])

$$P_{\Sigma V}(\mathbf{P}, \mathbf{Q}) = \sum_{i=1}^N \left(\underbrace{(P_{Ki}^2 + Q_{Ki}^2)}_{S_{Ki}^2} \cdot C_{Ki,2} + S_{Ki} \cdot C_{Ki,1} + f_{V0}(S_{Ki}) \right) \quad (4.30)$$

und

$$f_{V0}(S_{Ki}) = \begin{cases} C_{Ki,0} & \text{für } S_{Ki} \neq 0 \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (4.31)$$

Durch die Fallunterscheidung in der Funktion $f_{V0}(S_{Ki})$ wird der Leistungsgrundbedarf der einzelnen Komponente zu null gesetzt, wenn keine Leistung abgerufen wird. Dies ist in der Realität natürlich nur dann näherungsweise der Fall, wenn das Gerät ganz abgeschaltet wird. Gerade dieser Punkt macht in den Ergebnissen einen erheblichen Unterschied, wie später noch zu sehen ist.

Die Grundlage der Berechnung der Kosteneinsparungen durch die Kompensation bilden die jeweils geltenden Abrechnungsmodalitäten. Im Weiteren wird die eingangs beschriebene Variante betrachtet, wobei sich der Grundgedanke natürlich auf

andere Abrechnungsarten übertragen lässt, ggf. muss z. B. eine Zeitabhängigkeit entsprechend Hoch- und Niedertarif (HT & NT) und eine Monatsabrechnung berücksichtigt werden. Für die hier betrachteten Bedingungen ergibt sich das Kennfeld in Abbildung 4.17 b. Für die weiteren Berechnungen ist es sinnvoll, zunächst die kostenfreie Blindleistung Q_{frei} zu ermitteln. Diese hängt von der Leistungsfaktorgrenze (hier $L_{\text{frei}} = 0,9$) und der Wirkleistung am NAP ab, wobei das Vorzeichen entsprechend der Lastblindleistung Q_L zu wählen ist

$$\rho_{\text{frei}} = \frac{|P_N|}{\sqrt{P_N^2 + Q_{\text{frei}}^2}} \Rightarrow Q_{\text{frei}} = \text{sgn}(Q_L) \cdot \sqrt{\left(\frac{P_N}{\rho_{\text{frei}}}\right)^2 - P_N^2}. \quad (4.32)$$

Für die kostenpflichtige Blindleistung Q_{kost} folgt $Q_{\text{kost}} = Q_L - Q_{\text{frei}}$. Genau genommen erhöht die Verlustleistung der Blindleistungskompensation also die Grenze der kostenfreien Blindleistung am NAP. Diese Rückkopplung wurde aber vernachlässigt, da davon ausgegangen wird, dass die Wirkleistung am NAP zumeist deutlich höher ist als diese Verlustleistung und sich daher auch der Freibetrag der Blindleistung nicht gravierend ändert. Unter diesen Rahmenbedingungen wurde das Optimierungsproblem für N Komponenten schließlich wie folgt formuliert

$$\min_{\mathbf{Q}} \quad J_{\text{BLK}} = f_K(P'_N, \mathbf{P}, \mathbf{Q}) + \left| Q_{\text{kost}} - \sum_{i=1}^N Q_{Ki} \right| \cdot \lambda_{\text{NQ}} \cdot T_M \quad (4.33)$$

$$\begin{aligned} \text{u. B. v.} \quad & \sum_{i=1}^N Q_{Ki} \leq Q_{\text{kost}}, \\ & \text{sgn}(Q_{Ki}) = \text{sgn}(Q_L) \quad \text{mit} \quad i = 1, 2, \dots, N, \\ & Q_{Ki} \leq \sqrt{S_{\text{max},i}^2 - P_{Ki}^2} \quad \text{mit} \quad i = 1, 2, \dots, N. \end{aligned} \quad (4.34)$$

Zu beachten gilt, dass hier die Verlustleistungsberechnung und die Leistungsbegrenzungen nur in Abhängigkeit der Scheinleistung bestimmt werden, was in einer konkreten Anwendung ggf. weiter aufgespalten werden muss. Die Begrenzung auf den möglichen Scheinleistungsbereich findet sich in den Nebenbedingungen wieder. Die weiteren Einschränkungen bewirken, dass die Blindleistung der einzelnen Komponenten stets das gleiche Vorzeichen der Lastblindleistung besitzen und in Summe diese Leistung auch nicht überschreiten.

Bei einem idealen Optimierungsverfahren mit sicherem Finden des globalen Optimums sind diese Nebenbedingungen nicht notwendig, es zeigt sich jedoch, dass diese Nebenbedingungen zumindest bei der verwendeten Lösungsmethodik sinnvoll sind. Da das nichtlineare Optimierungsproblem sowohl Plateaus als auch lokale Minima der Zielfunktion aufweist, ist ein globaler Optimierungsansatz notwendig. Dieser wurde durch mehrfaches Vorgeben von Startwerten realisiert, denen im Anschluss

eine Lösungsverfeinerung durch ein SQP-Verfahren¹ folgt. Dieser Ansatz wurde mit verschiedenen anderen Ansätzen verglichen (z. B. einer Partikelschwarmoptimierung) wodurch sich zeigte, dass diese Methodik insbesondere in vergleichsweise kurzer Zeit zum Ergebnis führt: bei zwei Komponenten ca. 1,4 ms, bei drei Komponenten ca. 12 ms und bei vier Komponenten ca. 100 ms. Für die Startwertvorgabe wurde die folgende Auswahl getroffen

$$\mathbf{Q}_{0,Ki} = Q_{\text{kost}} \cdot \begin{bmatrix} 0 & 0,03 & 0,1 & 0,25 & 0,33 & 0,5 & 0,7 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.35)$$

Jede Kombination dieser Startwerte wird vorgegeben, es werden also für eine Optimierung 8^N Teilloptimierungen durchgeführt und verglichen. Nahe der symmetrischen Aufteilung der kostenpflichtigen Blindleistung auf die Komponenten wurde häufig ein globales Optimum gefunden, daher wird diese Aufteilung bei der Startwertwahl berücksichtigt und als einfache Lösung des Vergleichs genutzt. Weiterhin ist es wichtig Null Leistung vorzugeben, da ggf. eine oder mehrere Komponenten im ausgeschalteten Zustand den Grundleistungsbedarf einsparen können und sich dadurch das globale Optimum an einem solchen Arbeitspunkt ergibt. Dies wird in Abbildung 4.18 verdeutlicht, indem für zwei Komponenten die normierte Zielfunktion, die Startwerte sowie die optimale Lösung für unterschiedliche Arbeitspunkte gezeigt wird. Zur Einschätzung des Nutzens dieser Optimierung wurden verschiedene Simulationen mit Beispielverläufen durchgeführt. Die Ergebnisse für die Betrachtung mit zwei Komponenten sind in Abbildung 4.19 und 4.20 dargestellt.

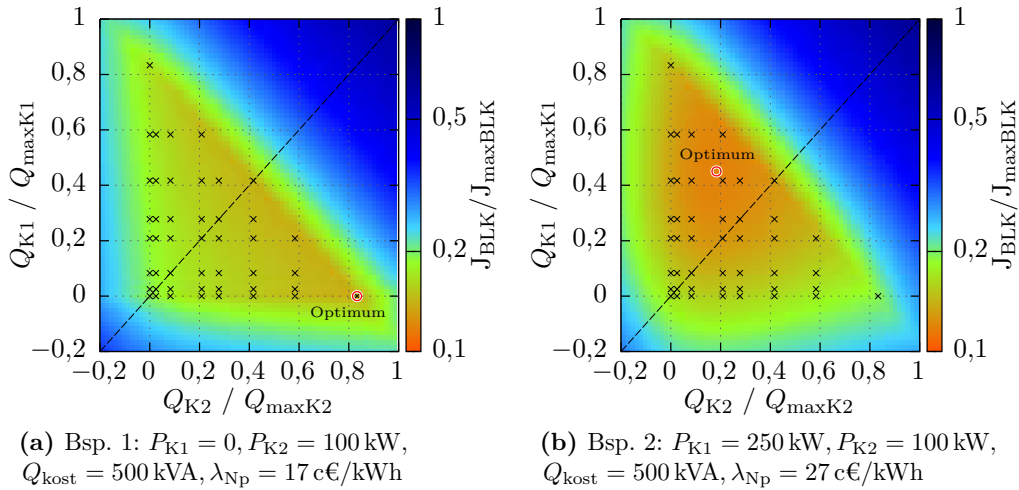


Abbildung 4.18: Zielfunktionsdarstellungen bei unterschiedlichen Arbeitspunkten

¹ Verfahren der Sequentiellen Quadratischen Programmierung (SQP) sind sehr erfolgreiche Standardverfahren zur Lösung von nichtlinearen, restringierten Optimierungsproblemen. Allgemeine Beschreibungen finden sich vielfach in der Literatur, z. B. in [154], [155] oder [156].

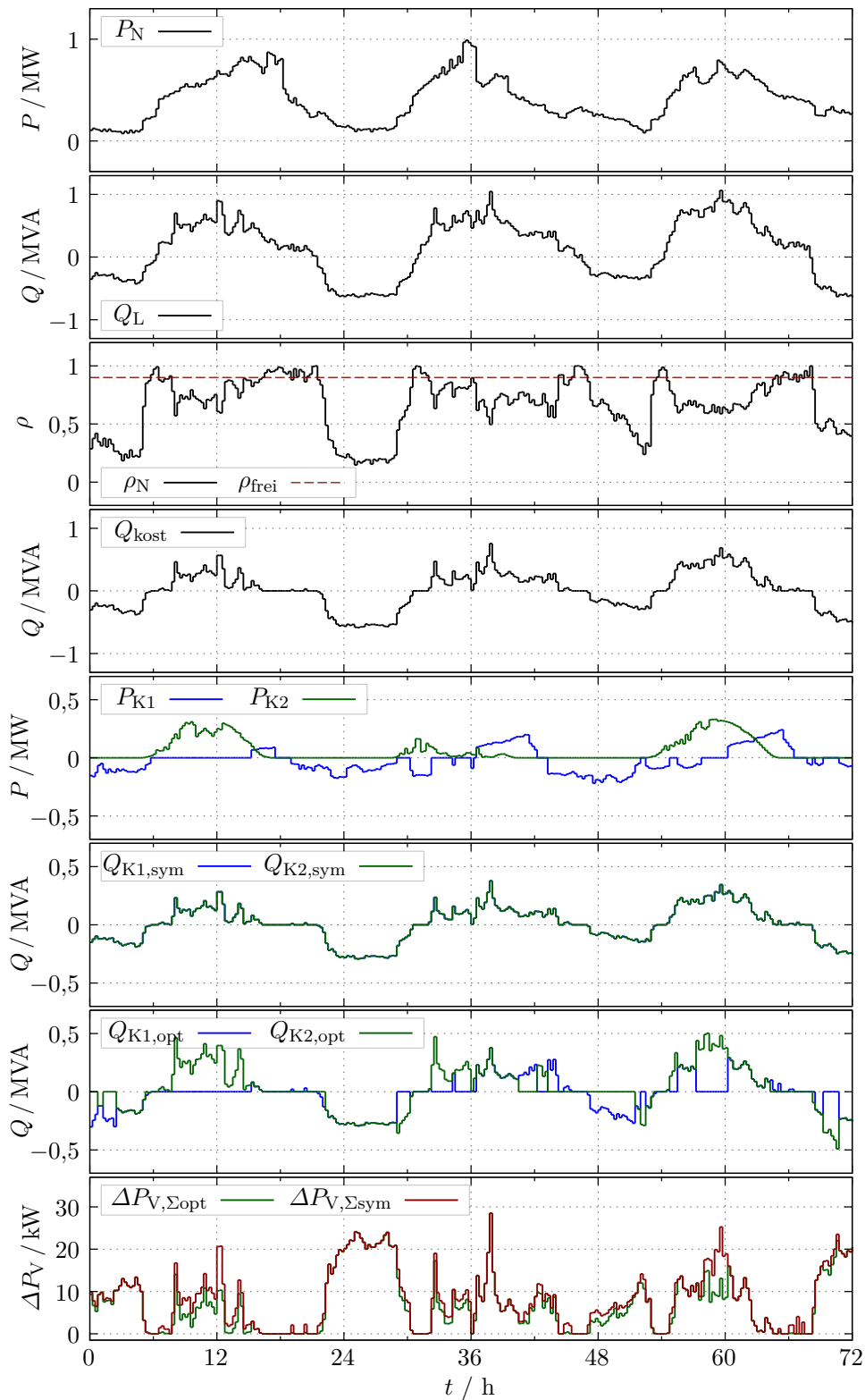


Abbildung 4.19: Beispielverläufe mit zwei Komponenten sowie symmetrischer und optimierter Blindleistungsaufteilung, $\lambda_{Np} = 17 \text{ c€/kWh}$

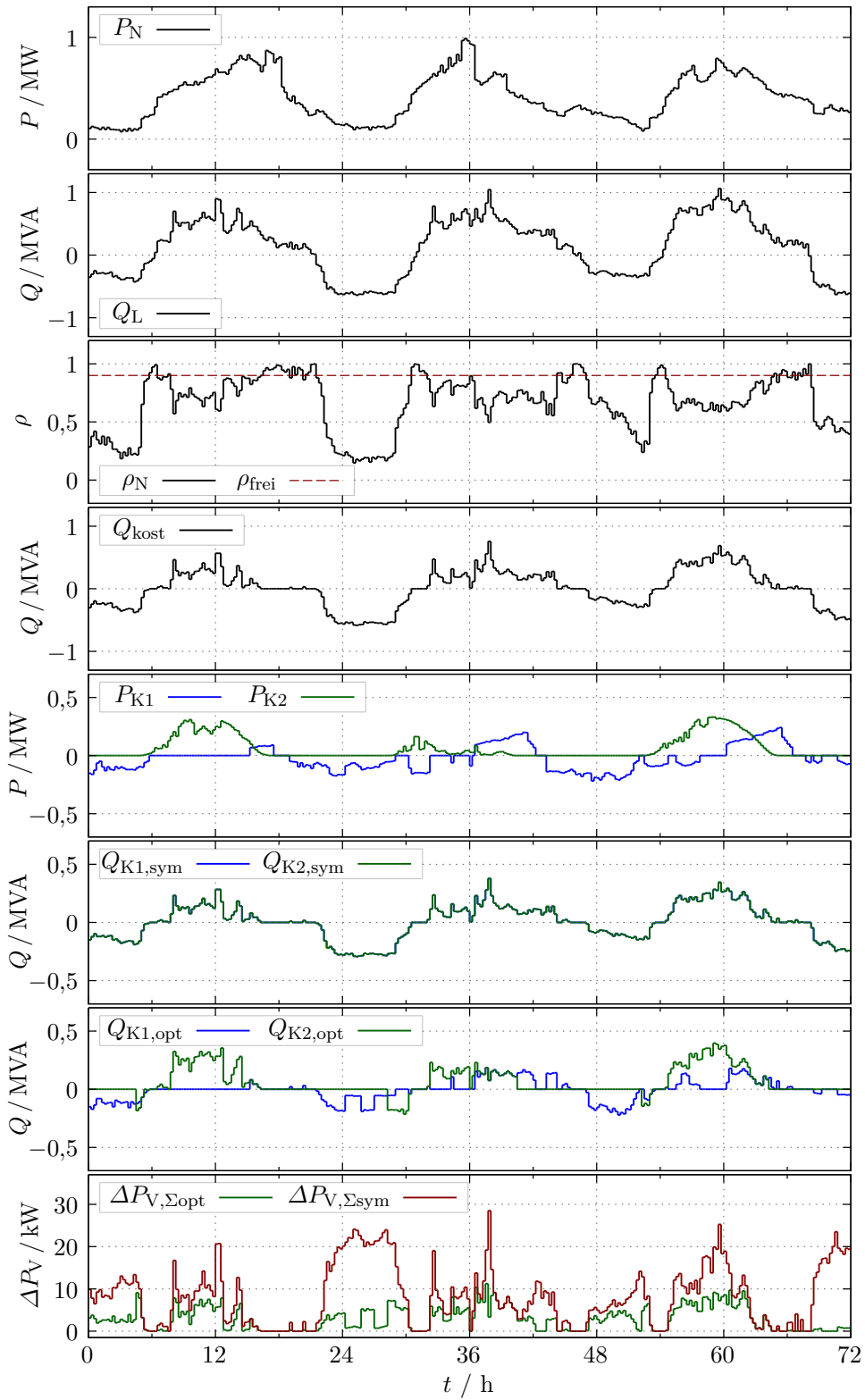


Abbildung 4.20: Beispielverläufe mit zwei Komponenten sowie symmetrischer und optimierter Blindleistungsaufteilung, $\lambda_{Np} = 27 \text{ c€/kWh}$

In der ersten Simulation (Abbildung 4.19) mit zwei Komponenten und einem Wirkarbeitspreis von $\lambda_{\text{Np}} = 17 \text{ c€/kWh}$ ist zu erkennen, dass in der optimierten Lösung nahezu die gesamte kostenpflichtige Blindleistung entweder durch eine Komponente alleinig oder nahezu symmetrisch auf beide Komponenten verteilt wird (in Summe wird 98 % der kostenpflichtigen Blindleistung kompensiert). Im Vergleich zu der symmetrischen Verteilung kann dadurch ein Teil der zusätzlichen Verluste durch die Blindleistungsbereitstellung reduziert werden, was eine Steigerung der Einsparung von 15 % ermöglicht (zur Übersicht sind alle Ergebnisse in Tabelle 4.1 aufgelistet).

Für die zweite Simulation (Abbildung 4.20) wurde der Wirkarbeitspreis auf $\lambda_{\text{Np}} = 27 \text{ c€/kWh}$ erhöht. Dieser für Industrieunternehmen unrealistisch hohe Wert soll lediglich den Einfluss höherer Kompensationskosten verdeutlichen, wie er auch in ähnlicher Weise durch schlechtere Wirkungsgrade der Komponenten verursacht würde. Es ist zu erkennen, dass in der Lösung mit Optimierung in vielen Arbeitspunkten nur noch ein Teil der kostenpflichtigen Blindleistung kompensiert wird, in Summe 80 %. Im Vergleich zur symmetrischen Aufteilung werden sehr verlustreiche Arbeitspunkte vermieden und dadurch eine 4-fach höhere Einsparung generiert.

Diese Simulationen wurden jeweils auch mit drei Komponenten durchgeführt. Abbildung 4.21 zeigt das Ergebnis mit $\lambda_{\text{Np}} = 17 \text{ c€/kWh}$. Hier ist zu erkennen, dass die Optimierung die Blindleistung auf eine, zwei oder drei Komponenten nahezu symmetrisch verteilt, wobei die restlichen Komponenten ausgeschaltet sind. Hier liegt die Erhöhung der Einsparung bei 13 %. Der Unterschied zu dem Ergebnis nach Erhöhung des Wirkarbeitspreises auf $\lambda_{\text{Np}} = 27 \text{ c€/kWh}$ (Abbildung 4.22) ist diesmal weniger gravierend. Die Steigerung der Einsparung beträgt dennoch 32 %.

Sowohl die Darstellung, die Simulation als auch die spätere Abrechnung basiert auf den 15-Minuten-Mittelwerten der Blindleistung. Um dieses Vorgehen entsprechend umzusetzen, müsste eine sehr genaue Prädiktion des Blindleistungsmittelwertes für das jeweils folgende 15-Minuten-Intervall vorliegen. Die Alternative ist die Durchführung dieser Optimierung in deutlich kürzeren Zeitabständen (z. B. im 1 s Takt) wobei für diese kurze Zeit von unveränderten Leistungsverläufen auszugehen ist. Zeitlich ist dies mit dem beschriebenen Vorgehen und bis mindestens 4 Komponenten problemlos durchführbar. Bei mehr Komponenten können weniger Startwerte vorgegeben werden, um die Berechnungsdauer zu verringern, was aber die Gefahr von suboptimalen Lösungen erhöht.

Alle Ergebnisse in Tabelle 4.1 basieren auf Testverläufen über drei Tage, welche auf ein Jahr hochgerechnet werden. Die so berechneten Ergebnisse zeigen den Nutzen der Optimierung und motivieren entsprechende Betrachtungen im industriellen Microgrid, zumal die benötigte Infrastruktur (Stromrichter, Kommunikationssystem, zentrale Steuerung) bereits vorhanden ist. Das tatsächliche Einsparpotenzial wird aber natürlich firmenspezifisch sehr unterschiedlich sein.

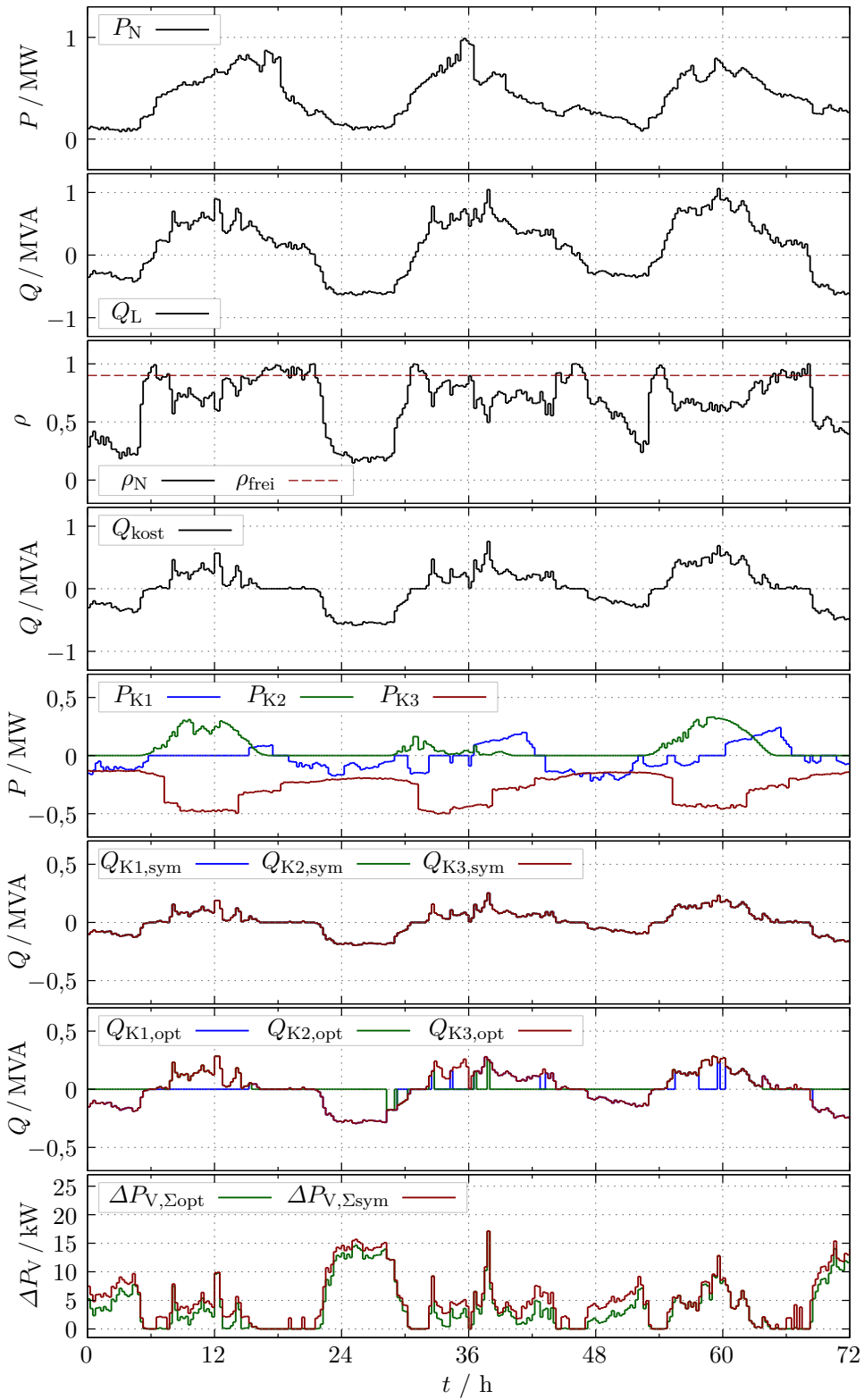


Abbildung 4.21: Beispielverläufe mit drei Komponenten sowie symmetrischer und optimierter Blindleistungsaufteilung, $\lambda_{Np} = 17 \text{ c€/kWh}$

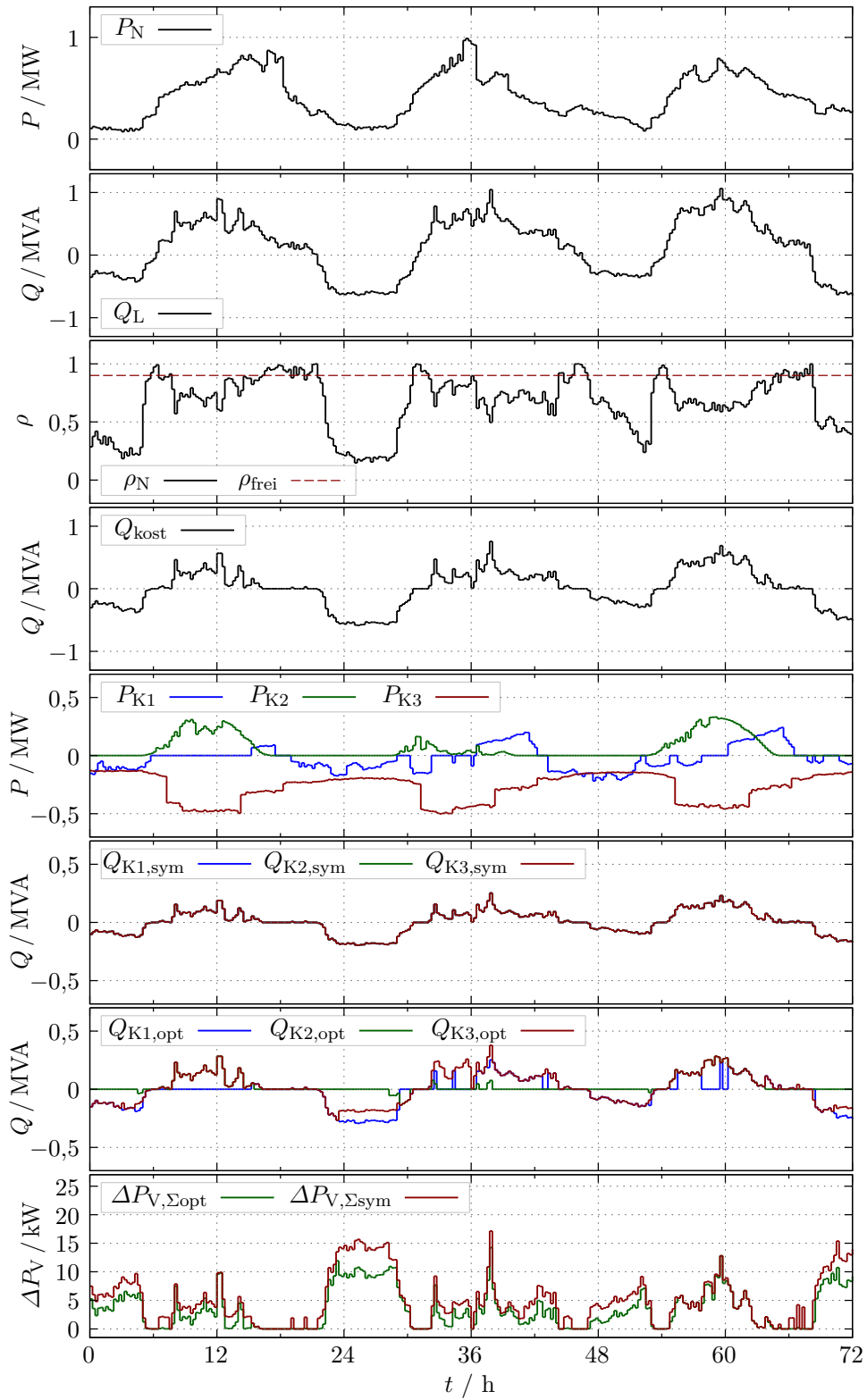


Abbildung 4.22: Beispielverläufe mit drei Komponenten sowie symmetrischer und optimierter Blindleistungsaufteilung, $\lambda_{Np} = 27 \text{ c€/kWh}$

Tabelle 4.1: Vergleich der Beispielergebnisse (Hochrechnung auf ein Jahr)

Eingangsbedingungen ohne Kompensation		
Gesamt Blindarbeitsbezug	3718,61 MVAh	
Kostenpflichtiger Blindarbeitsbezug	2067,89 MVAh	
Blindarbeitskosten	20679 €	
1): 2 Komponenten, $\lambda_{\text{Np}} = 17 \text{ c€/kWh}$	Sym. Aufteilung	Opt. Aufteilung
Rest kostenpflichtiger Blindarbeitsbezug	0 MVAh	42 MVAh
Verbleibende Gesamtkosten	12273 €	10950 €
Anteil Kompensationskosten	100 %	96 %
Ersparnis	8406 €	9730 €
Differenzersparnis durch Optimierung	1324 €	
2): 2 Komponenten, $\lambda_{\text{Np}} = 27 \text{ c€/kWh}$	Sym. Aufteilung	Opt. Aufteilung
Rest kostenpflichtiger Blindarbeitsbezug	0 MVAh	417 MVAh
Verbleibende Gesamtkosten	19492 €	15809 €
Anteil Kompensationskosten	100 %	44 %
Ersparnis	1187 €	4870 €
Differenzersparnis durch Optimierung	3683 €	
3): 3 Komponenten, $\lambda_{\text{Np}} = 17 \text{ c€/kWh}$	Sym. Aufteilung	Opt. Aufteilung
Rest kostenpflichtiger Blindarbeitsbezug	0 MVAh	0 MVAh
Verbleibende Gesamtkosten	7407 €	5651 €
Anteil Kompensationskosten	100 %	100 %
Ersparnis	13272 €	15028 €
Differenzersparnis durch Optimierung	1756 €	
4): 3 Komponenten, $\lambda_{\text{Np}} = 27 \text{ c€/kWh}$	Sym. Aufteilung	Opt. Aufteilung
Rest kostenpflichtiger Blindarbeitsbezug	0 MVAh	78 MVAh
Verbleibende Gesamtkosten	11764 €	8919 €
Anteil Kompensationskosten	100 %	89 %
Ersparnis	8915 €	11760 €
Differenzersparnis durch Optimierung	2845 €	

Kapitel 5

Betriebsstrategien für den netzgekoppelten Betrieb

In diesem Kapitel werden unterschiedliche Betriebsstrategien industrieller Microgrids für den netzgekoppelten Betrieb vorgestellt, welche in regelbasierte Betriebsstrategien, individuelle Betriebsstrategien und modellprädiktive Betriebsstrategien unterteilt werden. Die Betriebsstrategien bilden die zentrale Komponente der kognitiven Regelungsebene.

Wie in Kapitel 3 bereits ausführlich beschrieben, wird zunächst die Residualleistung als nicht weiter veränderbar angenommen (d.h. Möglichkeiten der Erzeugersteuerung und des Lastmanagements sind sehr begrenzt oder aber bereits völlig ausgeschöpft). Daher wird primär die Steuerung des Energiespeichers betrachtet.

Zur Betrachtung der Betriebsstrategien im netzgekoppelten Betrieb ist es sinnvoll, das Microgrid wie in Abbildung 5.1 zu abstrahieren. Hierbei werden die einzelnen

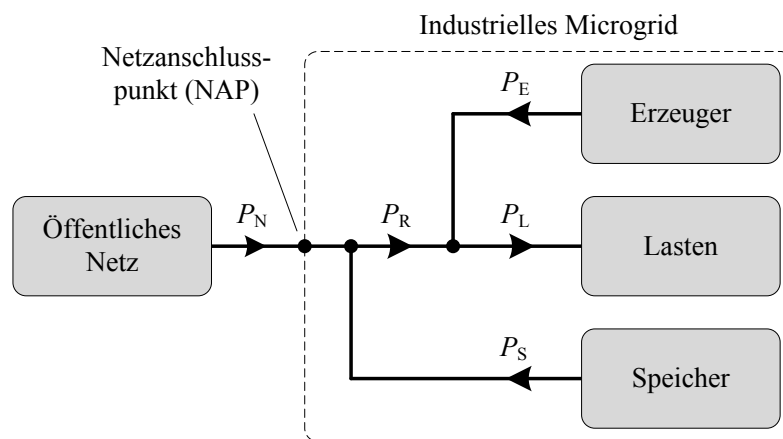


Abbildung 5.1: Blockdiagramm des industriellen Microgrids im netzgekoppelten Zustand

Komponenten zu Gruppen zusammengefasst (Lasten, Erzeuger und Speicher), denen wiederum (virtuelle) Leistungsverläufe zugeordnet werden. Es gilt

$$P_N = \underbrace{P_L - P_E}_{P_R} - P_S, \quad (5.1)$$

mit der Leistung am Netzanschlusspunkt P_N , der Lastleistung P_L , der Erzeugerleistung P_E , der Residualleistung P_R und der Speicherleistung P_S . Neben diesen Leistungen ist der nutzbare Speicherenergieinhalt E_S eine weitere wichtige Größe in diesem Kapitel, dessen Berechnung mit dem in Kapitel 3.5.2 vorgestellten Speichermodell beschrieben wird. Für den Vergleich der Betriebsstrategien wird zunächst von einem verlustfreien, also idealen, Speichersystem ausgegangen. Die Auslegung des Speichers wird in Kapitel 7 beschrieben, daher sei $E_{S\max}$ zunächst als bekannt vorausgesetzt.

Für den Vergleich der Zielerreichung der einzelnen Betriebsstrategien werden die in Kapitel 3.8 beschriebenen Bewertungsgrößen berechnet und (wie später beschrieben) ins Verhältnis zueinander gesetzt. Als Fallbeispiel dient der Residualleistungsverlauf der Firma A, dessen Gegebenheiten in den folgenden Kapiteln noch näher beschrieben werden. Dabei ist ein Zwei-Wochen-Ausschnitt der entsprechenden Residualleistung besonders gut geeignet, um die einzelnen Aspekte zu beschreiben.

Für die Betriebsstrategien in dieser Arbeit wird eine Zykluszeit von 15 Minuten angenommen (siehe Kapitel 3.7). Dabei wird davon ausgegangen, dass die Berechnungszeit des Sollwertes deutlich kürzer ist als die Zykluszeit und somit genügend Zeit verbleibt, um den Mittelwert im gleichen Intervall einzustellen. Die Einregelung selbst übernimmt die in Kapitel 4 beschriebene reflektorische Wirkleistungsregelung.

5.1 Regelbasierte Betriebsstrategien

Regelbasierte Betriebsstrategien (RB) reagieren ausschließlich auf die Ist-Situation nach einem vorab festgelegten Regelwerk. Diese Betriebsstrategien sind zum Teil sehr einfach, können mit wenig Aufwand implementiert und in hoher Geschwindigkeit ausgeführt werden. Die regelbasierten Betriebsstrategien zur Eigenverbrauchssteigerung (RB-EVS) und zur Spitzenleistungsreduktion (RB-SLR) könnten alleinig durch die reflektorische Wirkleistungsregelung durchgeführt werden und sind nur der Vollständigkeit halber aus Sicht der kognitiven Regelungsebene beschrieben.

5.1.1 Eigenverbrauchssteigerung (RB-EVS)

Die regelbasierte Speicherbetriebsstrategie zur Eigenverbrauchssteigerung (RB-EVS) hat einen möglichst geringen Ausgleich zum Versorgungsnetz zum Ziel. Dement-

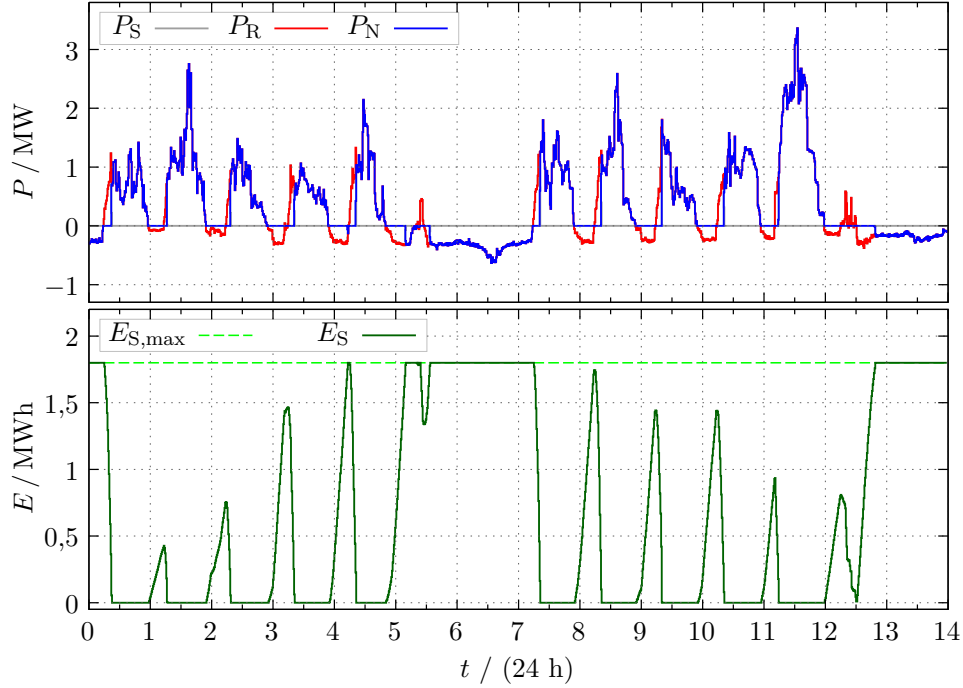


Abbildung 5.2: Beispielverläufe mit RB zur Eigenverbauchssteigerung (RB-EVS)

sprechend ist das Ziel, die Residualleistung so zu beeinflussen, dass möglichst keine Leistung am Netzanschlusspunkt abgerufen oder eingespeist wird. Daher folgt für die gewünschte Speicherleistung unter Berücksichtigung der Systemgrenzen

$$P_S(t_{k+1}) \stackrel{!}{=} P_R(t_{k+1}). \quad (5.2)$$

Diese Forderung kann durch das Setzen der in Kapitel 4.1.3 beschriebenen Optionen zur Einspeiseüberwachung der reflektorischen Regelung im Rahmen der Systemgrenzen erreicht werden. Dafür wird von der kognitiven Regelungsebene als Sollwert stets die Nenn-Entladeladeleistung des Speichersystems

$$P_S^*(t_{k+1}) = P_{SDsys} \quad (5.3)$$

und die Optionsparameter entsprechend zu $\Theta = [0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0]$ vorgegeben (einschalten aller Optionen zur Einspeiseüberwachung). Die Gleichung 5.2 ist dann erfüllt, wenn die folgenden Beschränkungen des Speichersystems nicht berührt werden

$$\begin{aligned} P_S &\in [P_{SCsys}, P_{SDsys}], \\ E_S &\in [0, E_{Smax}]. \end{aligned} \quad (5.4)$$

Eine weitere Beschränkung kann das Einspeiselimit sein, was bis zum Kapitel 5.3.5 aber vorerst nicht beachtet wird. Wird keine der Beschränkungen erreicht, findet kein Leistungsaustausch zum Versorgungsnetz statt und somit ergibt sich ein, zumindest temporärer, autarker Betrieb. Abbildung 5.2 zeigt Beispielverläufe dieser Betriebsstrategie über zwei Wochen.

5.1.2 Spitzenleistungsreduktion (RB-SLR)

Die regelbasierte Speicherbetriebsstrategie zur Spitzenleistungsreduktion (RB-SLR) zielt darauf ab, die Netzanschlusspunktleistung auf eine im Vorhinein definierte Leistungsreduktionsschwelle P_T zu beschränken.

Geht man davon aus, dass der Speicher direkt maximal möglich geladen werden soll, wenn die Netzanschlussleistung unter die Leistungsreduktionsschwelle fällt, kann für die gewünschte Speicherleistung unter Berücksichtigung der Systemgrenzen nun folgende Forderung verwendet werden

$$P_S(t_{k+1}) \stackrel{!}{=} P_R(t_{k+1}) - P_T(t_k). \quad (5.5)$$

Diese Forderung kann durch das Setzen der in Kapitel 4.1.3 beschriebenen Option zur Einhaltung der Leistungsreduktionsschwelle der reflektorischen Regelung erreicht werden. Dafür wird von der kognitiven Regelungsebene stets der Sollwert

$$P_S^*(t_{k+1}) = P_{SCsys}, \quad (5.6)$$

die Leistungsreduktionsschwelle $P_T(t_k)$ und die Optionsparameter entsprechend zu $\Theta = [0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0]$ vorgegeben. Dabei gelten ebenfalls die Beschränkungen aus Gleichung 5.4. Wird keine der Beschränkungen berührt, wird die Leistungsreduktionsschwelle von der Netzanschlusspunktleistung nicht überschritten. Weiterhin sorgt die Vorgabe in Gleichung 5.6 dafür, dass der Speicher direkt maximal möglich geladen wird, wenn die Netzanschlussleistung unter die Leistungsreduktionsschwelle fällt. Abbildung 5.3 zeigt Beispielverläufe dieser Betriebsstrategie über zwei Wochen.

Die Wahl von P_T hängt von der Speichergröße und dem zu erwartenden Residualleistungverlauf ab, was detaillierter in Kapitel 6 beschrieben wird. Weiterhin wird dort auch eine Variation von P_T im laufenden Betrieb beschrieben, welche z. B. nach einem Überschreiten von P_T durch die Netzanschlusspunktleistung geschieht.

5.1.3 Speicherreserve für den Inselnetzbetrieb (RB-SRI)

Kommt es zu einem (unvorhergesehen) Ausfall des Versorgungsnetzes, soll die Versorgung (zumindest ausgewählter Lasten) im Microgrid durch die lokalen Komponenten im Inselnetzbetrieb erfolgen (siehe Kapitel 3.1.2). Für diesen Fall soll

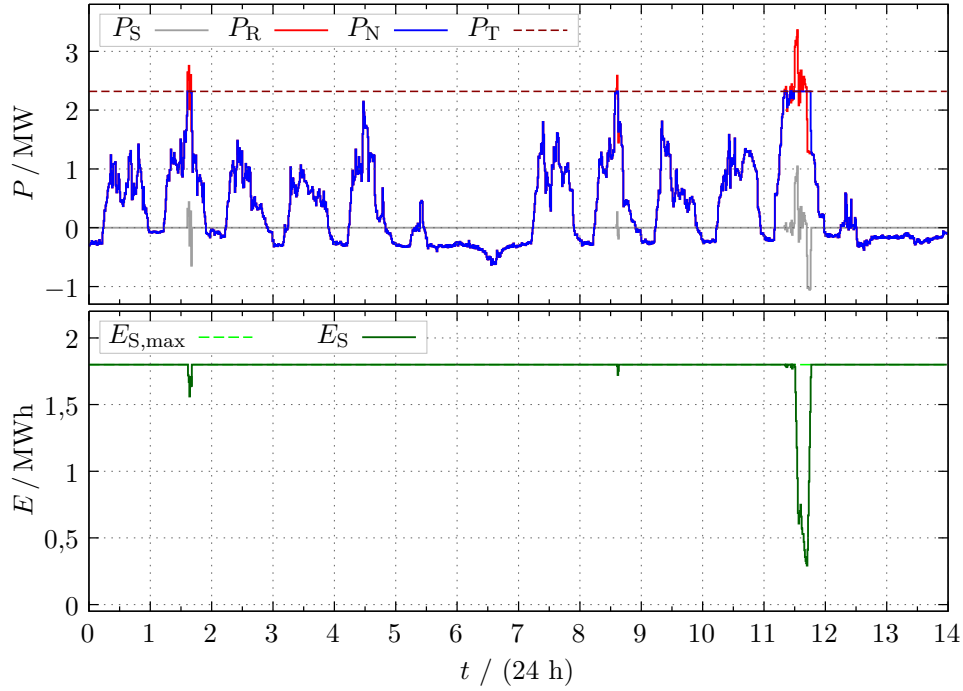


Abbildung 5.3: Beispielverläufe mit RB zur Spitzenleistungsreduktion (RB-SLR)

ein Mindest-Speicherenergieinhalt E_{SRI} als Speicherreserve für den Inselnetzbetrieb (SRI) verfügbar sein.

5.1.3.1 Erhaltungsladung (RB-SRI)

Soll der Speicher nur für diese Überbrückung bereit stehen (also ähnlich einer reinen USV-Anlage), wird als Betriebsstrategie die Erhaltungsladung, also der Erhalt des maximalen Energieinhalts, gewählt. Dafür kann die Option für einen eingeschränkten Ladegradbereich der reflektorischen Regelung (Kapitel 4.1.4) genutzt werden, indem

$$E_{\text{NBmin}} = E_{\text{NBmax}} = E_{\text{Smax}} = E_{\text{SRI}} \quad (5.7)$$

und nur der Parameter $\theta_L = 1$ gesetzt wird (also $\Theta = [000001]$). Da der Speicher im Microgrid aber i. d. R. verschiedene Aufgaben übernehmen soll, wird zur Kombination oberhalb von E_{SRI} ein nutzbarer Bereich des Speichers benötigt und E_{SRI} definiert lediglich die notwendige Reserve.

Die Höhe der Reserve kann fest gewählt werden oder (wie im Weiteren betrachtet) ständig variieren. Für den zweiten Fall muss E_{SRI} auf Grundlage verschiedener Einflussfaktoren (z. B. je nach Wichtigkeit der betriebenen Lasten) ständig neu berechnet werden, was Aufgabe der kognitiven Regelungsebene ist. Da hierfür

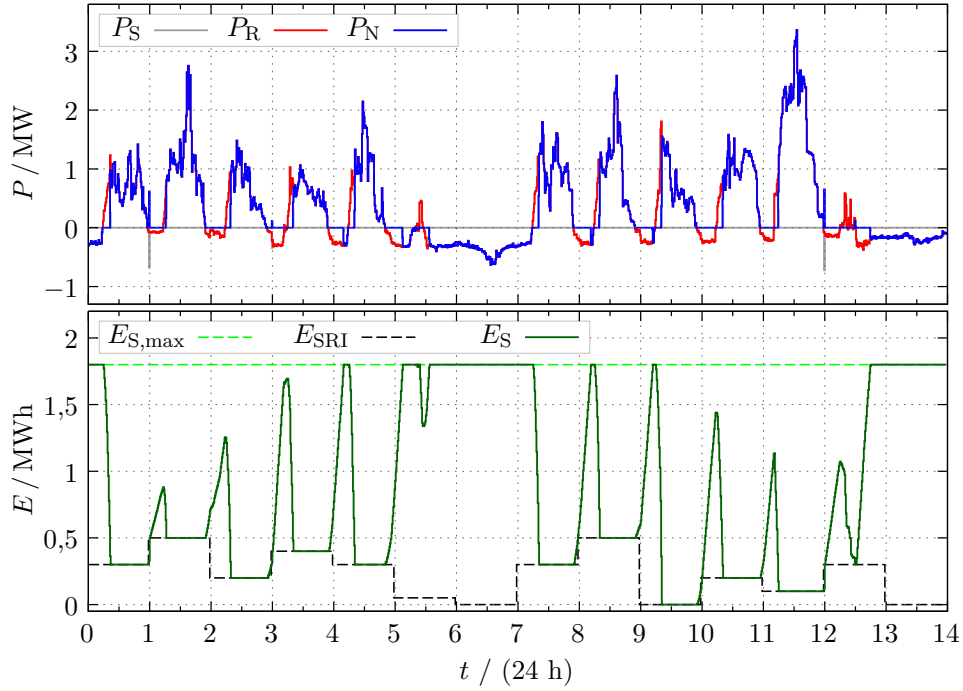


Abbildung 5.4: Beispielverläufe mit regelbasierter Betriebsstrategie zur Kombination von Eigenverbrauchssteigerung und variierender Speicherreserve (RB-EVS-S)

ein reales Fallbeispiel nicht zur Verfügung steht, wird zunächst eine willkürliche, tageweise Veränderung von E_{SRI} vorgenommen.

5.1.3.2 Kombination von EVS und SRI (RB-EVS-S)

Die Kombination mit der Eigenverbrauchssteigerung ist nun denkbar einfach. Dafür wird gewählt: $E_{NBmin} = E_{SRI}$, $E_{NBmax} = E_{Smax}$ sowie $\Theta = [001111]$, wobei $E_{SRI} < E_{Smax}$ ist. Die entsprechenden Verläufe sind in Abbildung 5.4 gezeigt.

5.1.3.3 Kombination von SLR und SRI (RB-SLR-S)

Die Kombination mit der Spitzenleistungsreduktion scheint ähnlich einfach, denn dafür wird lediglich gewählt: $E_{NBmin} = E_{SRI}$, $E_{NBmax} = E_{Smax}$ sowie $\Theta = [010001]$, wobei ebenfalls $E_{SRI} < E_{Smax}$ gilt. Es sollte hierbei aber eine E_{SRI} -entsprechende Anpassung von P_T vorgenommen werden (wofür E_{SRI} im Vorhinein bekannt sein muss). Die einfachste Möglichkeit ist hierbei P_T auf den Maximalwert von E_{SRI} (bezeichnet mit \hat{E}_{SRI}) auszulegen, was allerdings nur im Sonderfall zur maximalen Kosteneinsparung führt.

5.1.4 Kombination von EVS, SLR und SRI (RB-ESS-D)

Die Kombination von Speicherreserve für den Inselnetzbetrieb ist also sowohl mit der Eigenverbrauchssteigerung als auch mit der Spitzenleistungsreduktion einfach zu bewerkstelligen. Ein Vergleich der Beispielverläufe von regelbasierten Betriebsstrategien zur Eigenverbrauchssteigerung (Abbildung 5.2) und zur Spitzenleistungsreduktion (Abbildung 5.3) zeigt jedoch schnell, dass beide Betriebsstrategien den Speicher auf verschiedene Weise in Anspruch nehmen; die einfache Kombination der Regeln beider Strategien ist also nicht ohne Weiteres möglich.

Bei der RB-SLR wird der Speicher, sobald die Residualleistung unter die Leistungsreduktionsschwelle fällt, geladen, um auf mögliche weitere Spitzenleistungen reagieren zu können. Wie die Beispielverläufe in Abbildung 5.3 zeigen, ist der Speicher zu Zeiten negativer Residualleistungen i. d. R. vollständig geladen, was eine Steigerung des Eigenverbrauchs verhindert.

Bei der RB-EVS wird der Speicher wiederum entladen, sobald die Residualleistung positiv wird, um auf mögliche weitere Einspeiseperioden reagieren zu können. Wie die Beispielverläufe zeigen, kann es hierbei dazu kommen, dass zu Zeiten von Spitzenleistungen der Speicher bereits vollständig entladen ist und somit wiederum nicht zur Spitzenleistungsreduktion eingesetzt werden kann.

Dennoch kann der Versuch unternommen werden, die Ziele EVS, SLR und SRI *direkt* mit einfachen Regeln in einer Strategie zu verfolgen (RB-ESS-D). Dabei wird der Speicher nur dann entladen, wenn die Residualleistung die Leistungsreduktionsschwelle übersteigt und nur bei negativer Residualleistung geladen:

$$P_S(t_{k+1}) \stackrel{!}{=} \begin{cases} P_R(t_{k+1}) - P_T(t_k) & \text{für } P_R(t_{k+1}) > P_T(t_k) \\ P_R(t_{k+1}) & \text{für } P_R(t_{k+1}) < 0 \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (5.8)$$

Diese Forderung kann ebenfalls durch Konfiguration der reflektorischen Regelung realisiert werden. Für den Sollwert gilt stets

$$P_S^*(t_{k+1}) = 0, \quad (5.9)$$

wobei die Optionsparameter zu $\Theta = [0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]$ vorgegeben werden. Bei fest gewähltem P_T ist diese Vorgehensweise beim betrachteten Beispiel nicht sinnvoll einsetzbar. Daher wurde P_T variiert (was während der Anwendung die Einbeziehung von entsprechendem Vorwissen über den zukünftigen Residualleistungsverlauf erfordert). Wie Abbildung 5.5 zeigt, wurde an den ersten sieben Tagen ein niedriges P_T gewählt, was dazu führt, dass zwar eine gewisse Eigenverbrauchssteigerung stattfindet, jedoch P_T am Tag 2 und 5 überschritten wird. An den darauf folgenden sieben Tagen wurde ein hohes P_T gewählt, mit dem zwar keine Überschreitung von

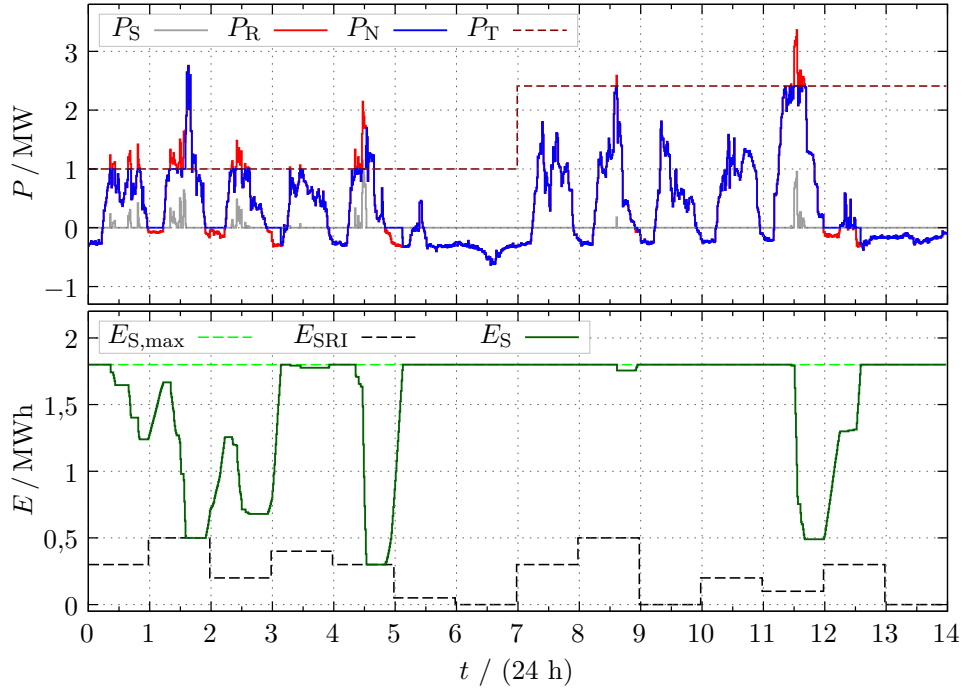


Abbildung 5.5: Beispielverläufe mit der regelbasierten Betriebsstrategie zur direkten Kombination von Eigenverbrauchssteigerung, Spitzenleistungsreduktion und variierender Speicherreserve (RB-ESS-D)

P_T auftritt, nun aber auch kaum Eigenverbrauchssteigerung stattfindet. Zudem wird nun nicht mehr direkt nachgeladen, wenn zwischen zwei Spitzenleistungen die Residualleistung unter die Leistungsreduktionsschwelle fällt. Dies führt dazu, dass im Vergleich zur RB-SLR, bei gleichem P_T , ein größerer Speicher benötigt würde. Dies wird gerade dann zum Problem, wenn über längere Zeit keine Einspeisung stattfindet. Somit ist diese Betriebsstrategie für das gezeigte Beispiel nicht sinnvoll einsetzbar (selbst mit der Variation von P_T); lediglich bei sehr gleichförmigen Leistungsprofilen mag dies anders sein.

5.1.5 Kombination mit geteiltem Speicherbereich (RB-ESS-G)

Eine allgemeingültigere Strategie zur Kombination der Ziele EVS, SLR und SRI mit einfachen Regeln kann mittels *virtuell geteiltem Speicherbereich* beschrieben werden (RB-ESS-G). Im Prinzip wurde auch schon z. B. bei der RB-EVS-S Strategie der Speicherbereich virtuell aufgeteilt, indem die Speicherreserve für den Inselnetzbetrieb als virtuelle Entladegrenze eingeführt wurde. Dies lässt sich erweitern um separate Bereiche für die Eigenverbrauchssteigerung und die Spitzenleistungsreduk-

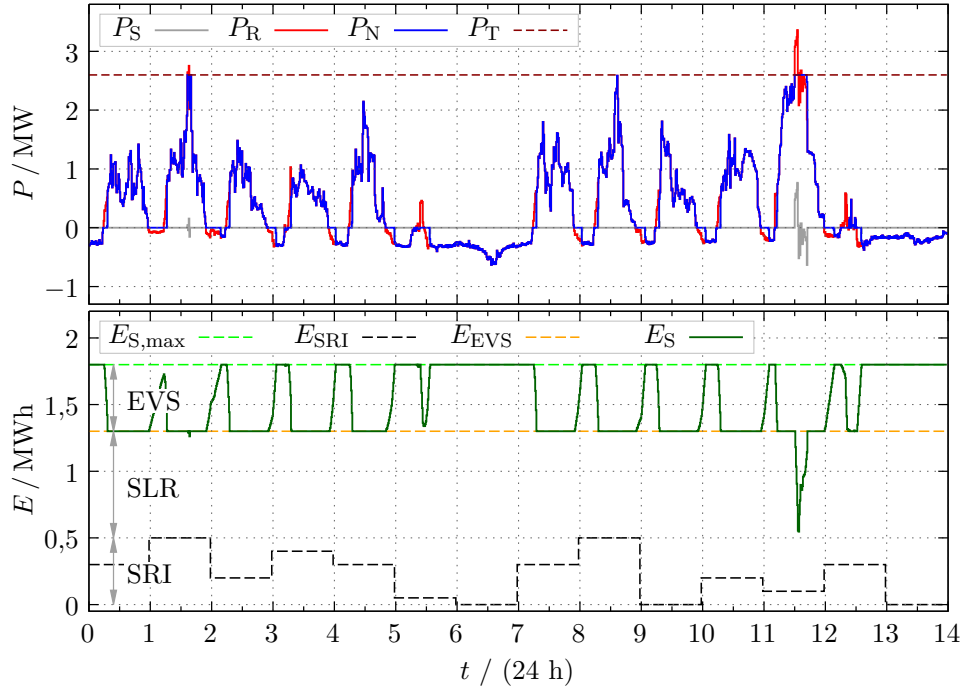


Abbildung 5.6: Beispielverläufe mit der regelbasierten Betriebsstrategie zur Kombination von Eigenverbrauchssteigerung, Spitzenleistungsreduktion und variierender Speicherreserve mittels virtueller Aufteilung des Speicherbereichs (RB-ESS-G)

tion zu schaffen, wofür eine weitere Grenze E_{EVS} benötigt wird. Unter dieser wird keine weitere Eigenverbrauchssteigerung durchgeführt. Abbildung 5.6 zeigt eine Beispielaufteilung und die entsprechenden Verläufe.

Zur Realisierung werden die Optionsparameter zu $\Theta = [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]$ vorgegeben. Für diesen speziellen Fall musste die reflektorische Regelung allerdings geringfügig verändert werden, da hierbei der Energieinhalt und nicht die mittlere Speicherleistung als Sollwert vorgegeben wird. Dazu wurde Gleichung 4.10 aus Kapitel 4 wie folgt angepasst, wobei der Sollwert für e_S stets E_{EVS} entspricht

$$p_{S,G,s}^*(t_{k,n+1}) = (e_S(t_{k,n}) - E_{EVS}) \cdot T_S^{-1}. \quad (5.10)$$

Zwischenfazit

Die regelbasierten Betriebsstrategien sind gut geeignet, um einzelne Ziele wie die Eigenverbrauchssteigerung oder die Spitzenleistungsreduktion zu erreichen. Auch die Speicherreserve für den Inselnetzbetrieb kann einfach berücksichtigt werden.

Zum konkreten Vergleich werden die in Kapitel 3.8 definierten Zielfunktionen herangezogen. Ein vergleichsweise niedriger Zielfunktionswert bedeutet dabei eine hohe Zielerreichung. Für die Darstellung und den Vergleich sind die Funktionswerte

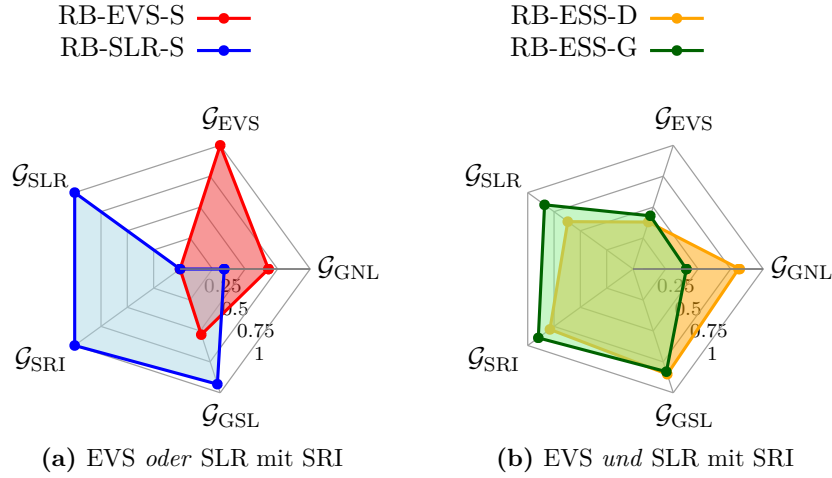


Abbildung 5.7: Relative Zielerreichung der regelbasierten Betriebsstrategien

aber zunächst wenig geeignet, daher werden die Werte in einen neuen Wertebereich transformiert. Dazu wird auf die noch folgenden Ergebnisse der Betriebsstrategien in diesem Kapitel vorgegriffen¹. Die Transformationen der Zielfunktionen erfolgen alle nach dem gleichen Schema:

$$\mathcal{G}_x(J_x) = \frac{J_x - J_{x,\max}}{J_{x,\min} - J_{x,\max}} \quad x \in \{\text{SLR, EVS, GNL, GSL, SRI}\}. \quad (5.11)$$

Die so berechneten Werte sind nun also so zu deuten, dass $\mathcal{G}_{EVS} = 1$ der von allen betrachteten Betriebsstrategien höchsten Eigenverbrauchssteigerung entspricht. $\mathcal{G}_{EVS} = 0$ hingegen, entsprechend dem von allen betrachteten Betriebsstrategien niedrigsten Eigenverbrauchssteigerung. Dadurch wird die Vergleichbarkeit der Betriebsstrategien deutlich erleichtert².

Abbildung 5.7 zeigt einen Vergleich der Betriebsstrategien RB-EVS-S, RB-SLR-S, RB-ESS-D und RB-ESS-G. Die RB-SLR-S erhält dabei beste Bewertungen bei der Spitzenleistungsreduktion (SLR), der Speicherreserve für den Inselnetzbetrieb (SRI) und geringer mittlerer quadratischer Speicherleistung (GSL). Nur in den Punkten Eigenverbrauchssteigerung (EVS) und geringer mittlerer quadratischer Netzanschlussleistung (GNL) erreicht die RB-EVS-S bessere Ergebnisse.

Die Kombination der Eigenverbrauchssteigerung und der Spitzenleistungsreduktion gelingt mit einfachen Regeln nur bedingt; die RB-ESS-G mit virtueller Aufteilung des Speichers wird aber aufgrund der Ergebnisse und der allgemeineren Anwendbarkeit deutlich relevanter eingeschätzt.

¹ Da die Betriebsstrategien RB-SLR und RB-EVS die Nebenbedingung für die Speicherreserve im Inselnetz nicht einhalten, sind diese aus dem Vergleich ausgenommen.

² Die absoluten Werte der Zielfunktionen werden aber im Weiteren der Arbeit (z. B. im dem Kapitel zur Wirtschaftlichkeitsbetrachtung - Kapitel 7) auch noch eine Rolle spielen.

5.2 Individuelle Betriebsstrategien

Wie im vorangegangenen Zwischenfazit beschrieben, ist die simultane Zielsetzung zur Eigenverbrauchssteigerung und Spitzenleistungsreduktion mit den regelbasierten Betriebsstrategien nicht zufriedenstellend zu lösen.

Bei den bisher beschriebenen regelbasierten Betriebsstrategien wurden die in der Vergangenheit aufgezeichneten Messwerte nur zur Festlegung der Leistungsreduktionsschwelle ausgewertet. Es wurden also keine Informationen über Muster im Leistungsverlauf betrachtet. Dies ist der Unterschied zu den *individuellen Betriebsstrategien*, bei denen besonders das Zeitfenster potenzieller Spitzenleistungen (ZPS) als weitere Information genutzt wird. Dieses Zeitfenster kennzeichnet die Zeitperioden, in denen aufgrund vergangener Messdaten Spitzenleistungen (also Residualleistungen, die die Leistungsreduktionsschwelle überschreiten) zu erwarten sind. Es bezieht sich auf Uhrzeiten $t_u \in [0 \dots 24 \text{ h}]$ und wird mit einer Anfangs- und Enduhrzeit $T_{\text{ZPS}} = t_{\text{ZPS,E}} - t_{\text{ZPS,A}}$ festgelegt. Auch mehrere Zeiträume am Tag sind in ähnlicher Weise behandelbar, werden hier aber nicht explizit betrachtet. Das ZPS wird in Kapitel 6 noch näher behandelt.

5.2.1 ESS mit leistungsprofilbasierten Sollwerten (I-ESS-LS)

Die berechneten Sollwerte der regelbasierten Betriebsstrategien (in Verbindung mit der reflektorischen Regelung) sind stets abhängig von der aktuellen Residualleistung. Die Grundidee der individuellen Betriebsstrategie zur Kombination von EVS, SLR und SRI mit leistungsprofilbasierten Sollwerten (I-ESS-LS) bildet in gewisser Weise das Gegenstück dazu. Vorausgesetzt das ZPS ist durch die Auswertung historischer Daten bekannt, wird eine konstante Leistung über das gesamte ZPS abgegeben, welche den Speicher exakt in dieser Zeit entlädt. Diese Leistung wird mit $P_{\text{LS,E}}$ bezeichnet und berechnet sich für einen verlustfreien Speicher mit

$$P_{\text{LS,E}} = \frac{E_{\text{Smax}} - \hat{E}_{\text{SRI}}}{t_{\text{ZPS,E}} - t_{\text{ZPS,A}}}. \quad (5.12)$$

Die restliche Zeit wird der Speicher mit der Leistung $P_{\text{LS,L}}$ wieder geladen

$$P_{\text{LS,L}} = \frac{\hat{E}_{\text{SRI}} - E_{\text{Smax}}}{24 \text{ h} - (t_{\text{ZPS,E}} - t_{\text{ZPS,A}})}. \quad (5.13)$$

So ergibt sich für den Sollwert des Speichers in Abhängigkeit der Uhrzeit

$$P_{\text{S}}^*(t_{k+1}) = \begin{cases} P_{\text{LS,E}} & \text{für } t_{\text{ZPS,A}} \leq t_u(t_{k+1}) < t_{\text{ZPS,E}} \\ P_{\text{LS,L}} & \text{sonst.} \end{cases} \quad (5.14)$$

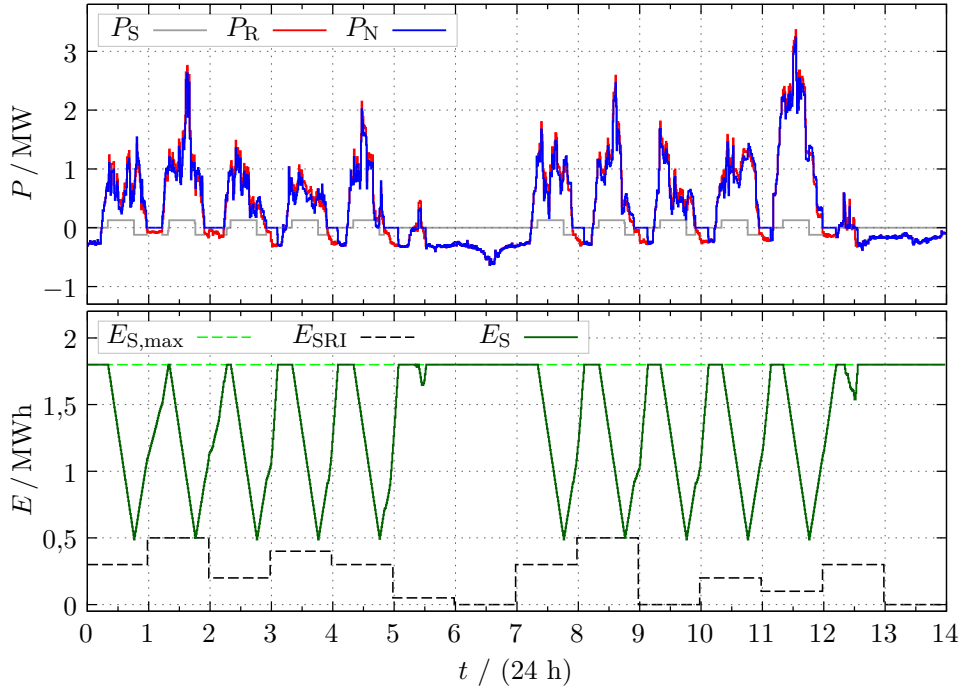


Abbildung 5.8: Beispiel zur ESS mit leistungsprofilbasierten Sollwerten (I-ESS-LS)

Bei der Wahl der Optionsparameter zu $\Theta = [000001]$ ergibt sich ein von der Residualleistung quasi unabhängiger Betrieb, für den auch keine Vorgabe von P_T benötigt wird. Es zeigte sich weiterhin, dass das Einschalten der Optionen zur Einspeiseüberwachung die Ergebnisse bezüglich der Eigenverbrauchssteigerung deutlich verbessert, daher wird $\Theta = [001111]$ gewählt. Für diese Konfiguration zeigt Abbildung 5.8 einen Beispielverlauf. Deutlich ist, dass die maximale Leistung am Netzanschlusspunkt an jedem Tag um $P_{LS,E}$ gesenkt wird. Somit wird auch die Spitzenleistung um $P_{LS,E}$ gesenkt (je nach Länge des ZPS, deutlich weniger als bei der RB-SLR-S). Eine mögliche Verbesserung ist das variable Setzen von $P_{LS,E}$ (abhängig von E_{SRI}), was das Ergebnis jedoch auch nur geringfügig verbessert (und auch nur dann, wenn E_{SRI} an den Spitzenleistungstagen deutlich kleiner ist als \hat{E}_{SRI}). Eine solche Betriebsstrategie ist in [157] beschrieben.

5.2.2 ESS mit leistungsprofilbasierten Umschaltzeiten (I-ESS-LU)

Um im Vergleich zur I-ESS-LS die Spitzenleistungsreduktion zu erhöhen, kann unter Beachtung des ZPS auch ein Umschalten der regelbasierten Betriebsstrategien erfolgen. So kann während der Zeit, in der potenziell Spitzenleistungen auftreten, die RB-SLR-S ausgeführt werden, während ansonsten die RB-EVS-S genutzt wird. Es

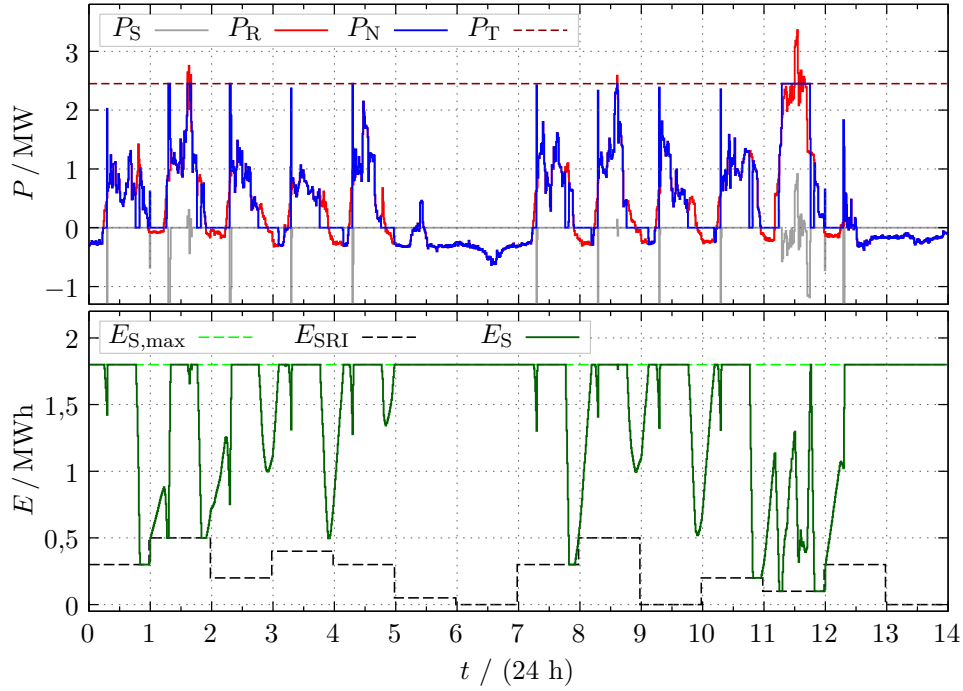


Abbildung 5.9: Beispiel zur ESS mit leistungsprofilbasierten Umschaltzeiten (I-ESS-LU)

wird dabei jedoch schnell klar, dass das Umschalten von RB-EVS-S nach RB-SLR-S vor der ZPS erfolgen muss, damit der Speicher noch vollständig geladen werden kann. Dies wird mit der Umschaltzeitverschiebung T_{UV} realisiert. Es folgt für den Speichersollwert

$$P_S^*(t_{k+1}) = \begin{cases} P_{SCsys} & \text{für } (t_{ZPS,A} - T_{UV}) \leq t_u(t_{k+1}) < t_{ZPS,E} \\ P_{SDsys} & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.15)$$

und für die Optionsparameter

$$\Theta(t_{k+1}) = \begin{cases} [0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 1] & \text{für } (t_{ZPS,A} - T_{UV}) \leq t_u(t_{k+1}) < t_{ZPS,E} \\ [0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1] & \text{sonst.} \end{cases} \quad (5.16)$$

Die Beispielverläufe in Abbildung 5.9 zeigen, dass diese Betriebsstrategie bereits eine gute Kombination aus Eigenverbrauchssteigerung und Spitzenleistungsreduktion realisiert. Nachteilig ist vor allem das Laden mit sehr hohen Leistungen vor dem ZPS, selbst dann wenn an diesem Tag keine Spitzenleistung auftritt. Dadurch entstehen unnötige Zyklen und Verluste für den Speicher. Dies ist besonders beim

Ausbleiben von negativer Residualleistung ärgerlich, da der Speicher dann auch ohne Vorteil zunächst vollständig entladen wird¹.

5.2.3 ESS mit Spitzenleistungsprädiktion (I-ESS-SP)

Bei der I-ESS-LU-Betriebsstrategie sind vor allem die unnötigen Zyklen des Speichers nachteilig. Das zu starke Entladen des Speichers vor potenziellen Zeiten negativer Residualleistung erscheint zunächst nicht einfach veränderbar. Daher soll an dieser Stelle das Laden des Speichers vermieden werden, wenn keine Spitzenleistung am betrachteten Tag zu erwarten ist.

Um einzuschätzen, ob dies der Fall ist, werden in Kapitel 6.4.2 verschiedene Möglichkeiten der Spitzenleistungsprädiktion (SP) detailliert beschrieben. Das Resultat y_{SP} ist eine binäre Prädiktion, welche an der Uhrzeit $t_u = t_{SP} = t_{ZPS,A} - T_{UV}$ übergeben wird. Ist $y_{SP} = 1$ ist für das folgende ZPS eine Spitzenleistung zu erwarten, ansonsten ist $y_{SP} = 0$. Für die Einbindung in die Sollwertberechnung folgt

$$P_S^*(t_{k+1}) = \begin{cases} P_{SCsys} & \text{für } (y_{SP} = 1) \wedge (t_{SP} \leq t_u(t_{k+1}) < t_{ZPS,E}) \\ P_{SDsys} & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.17)$$

und für die Optionsparameter

$$\Theta(t_{k+1}) = \begin{cases} [0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 1] & \text{für } (y_{SP} = 1) \wedge (t_{SP} \leq t_u(t_{k+1}) < t_{ZPS,E}) \\ [0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1] & \text{sonst.} \end{cases} \quad (5.18)$$

An dieser Stelle soll nun von einer idealen Erkennung ausgegangen werden, um zu zeigen, wie die Erkennung im Idealfall das Ergebnis beeinflusst². Bei Betrachtung von Abbildung 5.10 wird deutlich, dass der Speicher nur dann nachgeladen wird, wenn auch wirklich eine Spitzenleistung zu erwarten ist. Dadurch werden unnötige Zyklen eingespart. Wird davon ausgegangen, dass keine Spitzenleistung am entsprechenden Tag auftritt, wird der Speicher (wie bei der RB-EVS-S) entsprechend der Residualleistung entladen, um während negativer Residualleistung wieder geladen werden zu können. Wird davon ausgegangen, dass eine Spitzenleistung am entsprechenden Tag auftritt, wird der Speicher (wie bei der RB-SLR-S) vollständig geladen und ist somit wieder in der Lage Spitzenleistungen abzufangen.

-
- 1 Dies kann im gezeigten Ausschnitt zwischen dem zweiten und dritten Tag erahnt werden, zwischen denen die negative Residualleistung sehr gering ausfällt. Im Fallbeispiel bleibt an anderer Stelle die negative Residualleistung ganz aus, was das Ergebnis deutlich verschlechtert, denn dann wird der Speicher größtenteils bzw. vollständig aus dem Netz aufgeladen.
 - 2 Prädiktionsfehler führen in unkritischen Situationen zu unnötigen Zyklen, im schlimmsten Fall jedoch zum vollständigen Versagen der Spitzenleistungsreduktion.

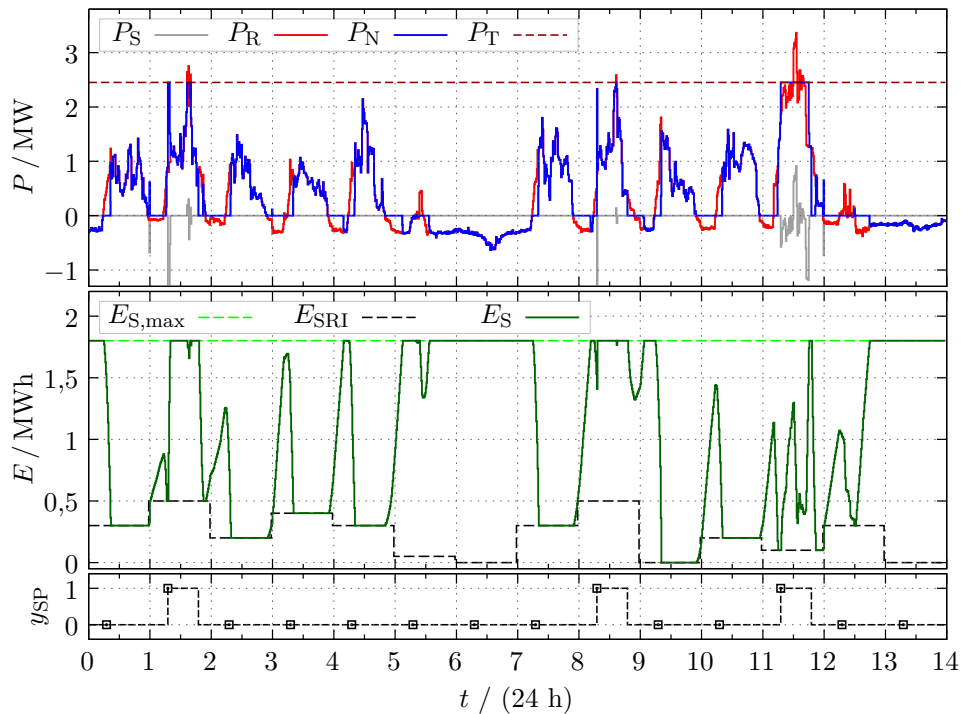


Abbildung 5.10: Beispiel zur ESS mit Spitzenleistungsprädiktion (I-ESS-SP)

Dennoch sind nach wie vor unnötige Zyklen zu erkennen, wie am Tag 12 ersichtlich wird, an dem auch der Speicher nicht vollständig für die nachfolgende Spitzenleistung geladen werden konnte, was kritisch bezüglich der Spitzenleistungsreduktion ist. Weiterhin sei an dieser Stelle nochmal erwähnt, dass E_{SRI} nur die Mindestreserve für den Inselnetzbetrieb definiert, es aber durchaus wünschenswert ist, dass der mittlere Ladegrad des Speicher stets möglichst hoch liegt.

Zwischenfazit

Die Einbeziehung der Auswertung des Leistungsprofils der betrachteten Firma, in Form des Zeitfensters potenzieller Spitzenleistungen und der Spitzenleistungsprädiktion, begünstigt die Kombination von Eigenverbrauchssteigerung und Spitzenleistungsreduktion.

Abbildung 5.11 zeigt den Vergleich der individuellen Betriebsstrategien untereinander sowie zu den regelbasierten Betriebsstrategien. Hierbei ist anzumerken, dass die I-ESS-LS eine sehr robuste Art der Kombination ermöglicht. Eine Festlegung der Leistungsreduktionsschwelle wird nicht benötigt; somit besteht lediglich die Gefahr, dass Spitzenleistungen außerhalb des Spitzenleistungszeitfensters auftreten. Dieser Vorteil werden durch ein deutlich reduziertes Potenzial der Zielerreichung erkauft, vor allem ist die erreichte Spitzenleistungsreduktion vergleichsweise gering.

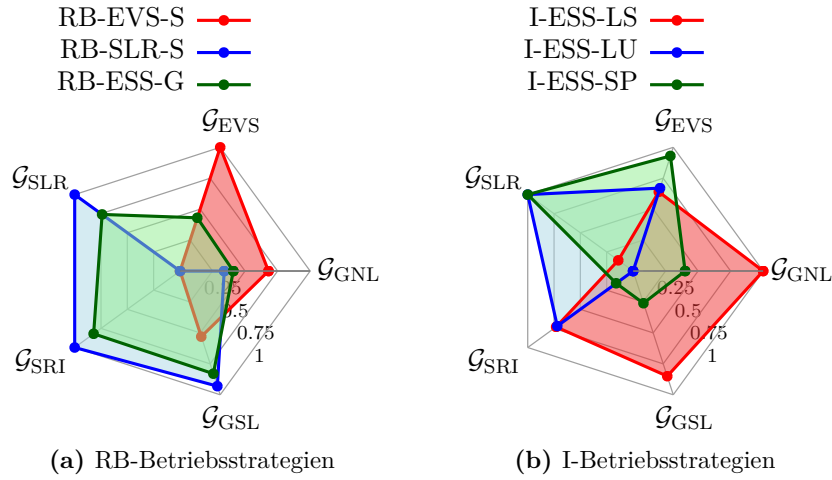


Abbildung 5.11: Relative Zielerreichung der regelbasierten und individuellen Betriebsstrategien

Da die Leistung kontinuierlich über das Zeitfenster potenzieller Spitzenleistungen abgegeben wird (in dem i. d. R. unabhängig von einer Überschreitung der Leistungsreduktionsschwelle hohe Leistungen aus dem Netz bezogen werden), ist das Nebenziel, eine möglichst geringe mittlere quadratische Netzanschlusspunktleistung (GNL) zu beziehen im Vergleich zu den anderen Betriebsstrategien bestmöglich erfüllt. Aus dem gleichen Grund ist auch die mittlere quadratische Speicherleistung sehr gering, weshalb auch die Bewertung für das Ziel GSL relativ hoch ausfällt.

Die I-ESS-LU schaltet zu fest vorgegeben Zeiten zwischen RB-EVS-S und RB-SLR-S um. Grundsätzlich wird damit eine deutlich höhere Spitzenleistungsreduktion als bei der I-ESS-LS ermöglicht. Nachteilig hierbei sind vor allem unnötige Zyklen und hohe Ladeleistungen des Speichers. Dies führt dazu, dass diese Betriebsstrategie die geringste Zielerreichung bezüglich der Ziele GNL und GSL besitzt.

Ist die Prädiktion von Leistungsspitzen im Vorhinein möglich, kann die I-ESS-SP diese Nachteile reduzieren, indem der Speicher nur dann geladen wird, wenn wirklich eine Leistungsspitze bevorsteht. Das Ergebnis ist bereits vielversprechend, der geringe mittlere Ladegrad und verbleibende unnötige Zyklen motivieren jedoch weitere Betrachtungen.

Zu den regelbasierten und individuellen Betriebsstrategien wird in Anhang A2.2 eine abstrahierte Übersicht gegeben.

5.3 Modellprädiktive Betriebsstrategien

Wie die Ergebnisse der individuellen Betriebsstrategien zeigen, können Informationen auf Grundlage von in der Vergangenheit aufgezeichneten Messwerten das Gelingen der Kombination verschiedener Ziele enorm begünstigen. Im Weiteren sollen diese Informationen mit Hilfe der modellbasierten prädiktiven Regelungen (MPC) noch intensiver genutzt werden.

5.3.1 Einführung der MPC basierten Betriebsstrategien

Zunächst wird aus Sicht dieser Anwendung die Konfiguration der modellbasierten prädiktiven Regelungen geschildert. Allgemeine Vergleiche und Beschreibungen zur MPC finden sich z. B. in [158], [159] und [160].

Die Grundidee der MPC, wie sie in dieser Arbeit auf die Anwendung im industriellen Microgrid angewandt wird, lässt sich in wenigen Stichpunkten beschreiben:

1. Prädiktion der Residualleistung um K_p -Zeitschritte in die Zukunft, auf Basis eines *Black-Box-Systemmodells* und Eingangsdaten (je nach Methode: vorangegangene Residualleistungsmessdaten, Wochentag, Uhrzeit, ...)
2. Berechnung eines optimalen Verlaufs der Speicherleistung (also des Speicherleistungsverlaufs, der eine vorgegebene Zielfunktion minimiert) über K_p -Zeitschritte in die Zukunft
3. Übertragung des ersten so berechneten Sollwerts für die Speicherleistung
4. Stetige Wiederholung der ersten drei Schritte, zu jedem Zeitpunkt t_k

Diese für MPC-Regelungen typische Vorgehensweise wird als Prinzip des gleitenden Horizonts bezeichnet. Die Länge des Zeithorizonts $T_p = K_p \cdot T_M$ muss entsprechend der Anwendung gewählt werden, was noch verdeutlicht wird. Die für dieses Vorgehen notwendigen Elemente der MPC werden in Abbildung 5.12 gezeigt und im Folgenden näher beschrieben.

Die Residualleistungsprädiktion berechnet anhand verschiedener Eingangsdaten (z. B. Messwerte der Residualleistung, aktueller Wochentag, aktuelle Uhrzeit) eine Prognose der Residualleistung \tilde{P}_R für K_p -Zeitschritte in die Zukunft. Hierfür kommen verschiedene Verfahren in Betracht, welchen in Kapitel 6 gesondert ausführlich Beachtung geschenkt wird. Zunächst wird die Prädiktion hier als ideal angenommen, um später die Einflüsse von Prädiktionsfehlern gesondert zu beschreiben. Eine weitere Prädiktion wird für den Verlauf des Speicherenergieinhalts benötigt, welche mit dem in Kapitel 3.5.2 beschriebenen Speichermodell durchgeführt wird. Diese Prädiktion basiert auf dem letzten Messwert (bzw. dem vom Batteriemanagementsystem berechneten Wert) des Speicherenergieinhalts und einem von dem

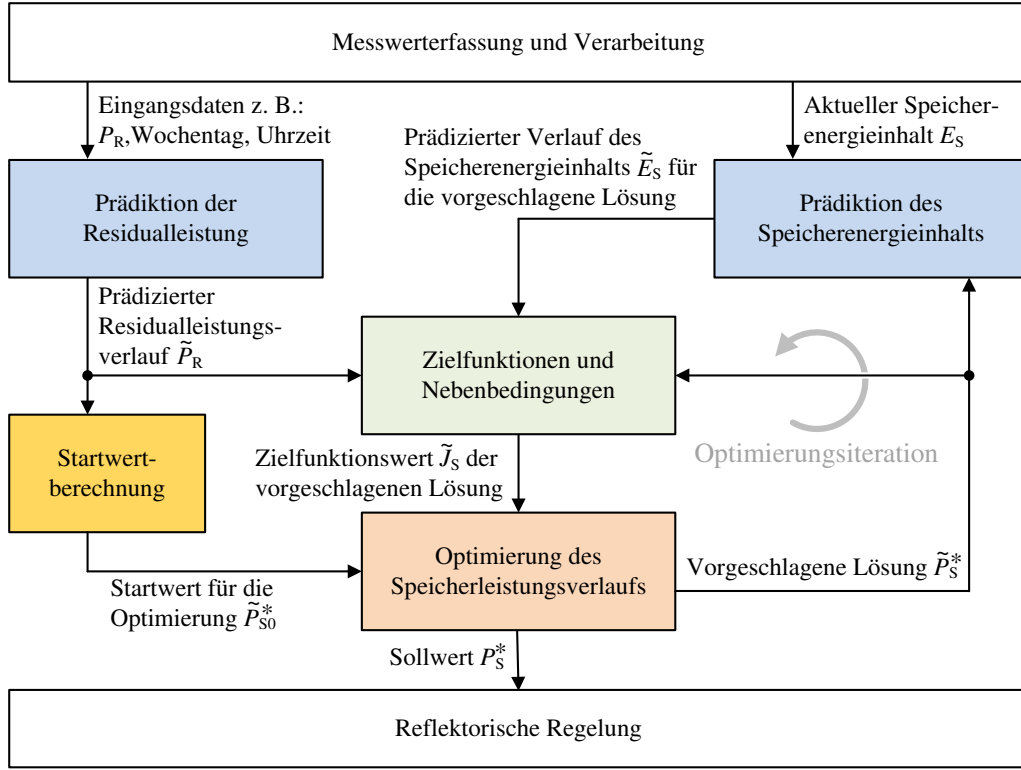


Abbildung 5.12: Aufbau der MPC

Optimierer vorgeschlagenen Speicherleistungsverlauf \tilde{P}_S über den Prädiktionshorizont. Der so prädizierte Verlauf des Speicherenergieinhalts \tilde{E}_S wird zur Berechnung des Zielfunktionswerts an die Zielfunktionsberechnung weitergegeben.

Die zu verwendenden Zielfunktionen wurden in Kapitel 3.8 beschrieben und bereits zum Vergleich der Betriebsstrategien herangezogen. Da sich die Beschreibungen in Kapitel 3.8 auf eine vergangene Zeitperiode beziehen, werden Funktionen zur Einbindung in die MPC geringfügig angepasst: Es müssen nun mögliche Lösungen über einen gleitenden Zeithorizont bewertet werden. Daher ändert sich die Indizierung und die Tatsache, dass nicht die gemessenen Verläufe (z. B. P_N), sondern die prädizierten Verläufe (z. B. \tilde{P}_N), bewertet werden. Es werden zunächst nur die Hauptziele Spitzenleistungsreduktion und Eigenverbrauchssteigerung sowie das Nebenziel der möglichst hohen Speicherreserve für den Inselnetzbetrieb betrachtet. Für die Spitzenleistungsreduktion gilt

$$\tilde{J}_{\text{SLR}}(\tilde{P}_N) = \begin{cases} \lambda_{N\max} \cdot \left[\max_{\kappa} \left(\tilde{P}_N(\kappa; t_k) \right) - \tilde{P}_T \right] & \text{für } \max_{\kappa} \left(\tilde{P}_N(\kappa; t_k) \right) > \tilde{P}_T \\ 0 & \text{sonst,} \end{cases} \quad (5.19)$$

mit $\kappa = 1, 2, \dots, K_p$. Dabei bezeichnet $\tilde{P}_N(\kappa; t_k)$ die Prädiktion der Netzanschlusspunktleistung zum Zeitpunkt t_k über den Prädiktionshorizont, wobei die Zuordnung

der prädizierten Werte in der Zukunft über die Laufvariable κ geschieht. Mit κ kann auch die MPC-Zeit τ , welche stets bei dem aktuellen Zeitpunkt t_k beginnt und bei t_{k+K_P} endet, bestimmt werden

$$\tau = t_k + \kappa \cdot T_M = t_{k+1}, t_{k+2}, \dots, t_{k+K_P} \quad \kappa = 1, 2, \dots, K_P \quad (5.20)$$

Entsprechend folgt für die Eigenverbrauchssteigerung und einer möglichst hohen Speicherreserve für den Inselnetzbetrieb ausgehend von Kapitel 3.8

$$\tilde{J}_{\text{EVS}}(\tilde{P}_N) = \frac{T_M}{K_P} \sum_{\kappa=1}^{K_P} \left(\lambda_{N_P} \cdot \tilde{P}_{N_P}(\kappa; t_k) \right) + \left(\lambda_{N_n} \cdot \tilde{P}_{N_n}(\kappa; t_k) \right), \quad (5.21)$$

$$\tilde{J}_{\text{SRI}}(\tilde{E}_S) = \frac{1}{K_P} \sum_{\kappa=1}^{K_P} \lambda_{\text{EQ}} \left(E_{\text{Smax}} - \tilde{E}_S(\kappa; t_k) \right)^2 + \lambda_{\text{EL}} \left(E_{\text{Smax}} - \tilde{E}_S(\kappa; t_k) \right). \quad (5.22)$$

Das dynamische Optimierungsproblem wird damit wie folgt beschrieben

$$\min_{\tilde{P}_S^*} \quad \tilde{J}_S = \tilde{J}_{\text{EVS}}(\tilde{P}_N) + \tilde{J}_{\text{SLR}}(\tilde{P}_N) + \tilde{J}_{\text{SRI}}(\tilde{E}_S) \quad (5.23)$$

$$\text{u. B. v.} \quad \tilde{P}_S^*(\kappa; t_k) + \tilde{P}_N(\kappa; t_k) = \tilde{P}_R(\kappa; t_k), \quad \tilde{P}_N(\kappa; t_k) \in [P_{N\min}, P_{N\max}] \quad (5.24)$$

$$\tilde{P}_S^*(\kappa; t_k) \in [P_{S\min}, P_{S\max}], \quad \tilde{E}_S(\kappa; t_k) \in [E_{S\min}, E_{S\max}] \quad (5.25)$$

Der Zielfunktionswert \tilde{J}_S muss nun also mit einem Optimierungsverfahren durch geschickte Wahl des Speicherleistungsverlaufs \tilde{P}_S , minimiert werden. Ist das Abbruchkriterium der Optimierung erreicht, wird \tilde{J}_S als minimal erachtet (wissend, dass dies nicht dem globalen Minimum entsprechen muss) und \tilde{P}_S^* steht fest. Daraufhin wird der reflektorischen Regelung der Speichersollwert P_S^* vorgegeben zu

$$P_S^*(t_{k+1}) = \tilde{P}_S^*(\kappa = 1; t_k). \quad (5.26)$$

Auf Grundlage der Prädiktionen und der Zielfunktionen ermittelt also schließlich das Optimierungsverfahren den Verlauf der Speicherleistung über den gesamten Prädiktionshorizont, der zum geringsten Zielfunktionswert führt. Davon wird allerdings nur der erste Wert als Sollwert an die reflektorische Regelung weitergegeben, der Rest des Verlaufs wird verworfen und im nächsten Berechnungsschritt neu berechnet. Das Prinzip wird in Abbildung 5.13 anhand eines Beispielverlaufs verdeutlicht, wobei die Auswirkung der Verschiebung des Prädiktionshorizonts (hier: $T_P = 10$ h; gekennzeichnet mit grau schattiertem Hintergrund) auf das jeweilige Resultat der Optimierung zu erkennen ist, welches mit dem im Weiteren erklärten Verfahren berechnet wurde.

5 Betriebsstrategien für den netzgekoppelten Betrieb

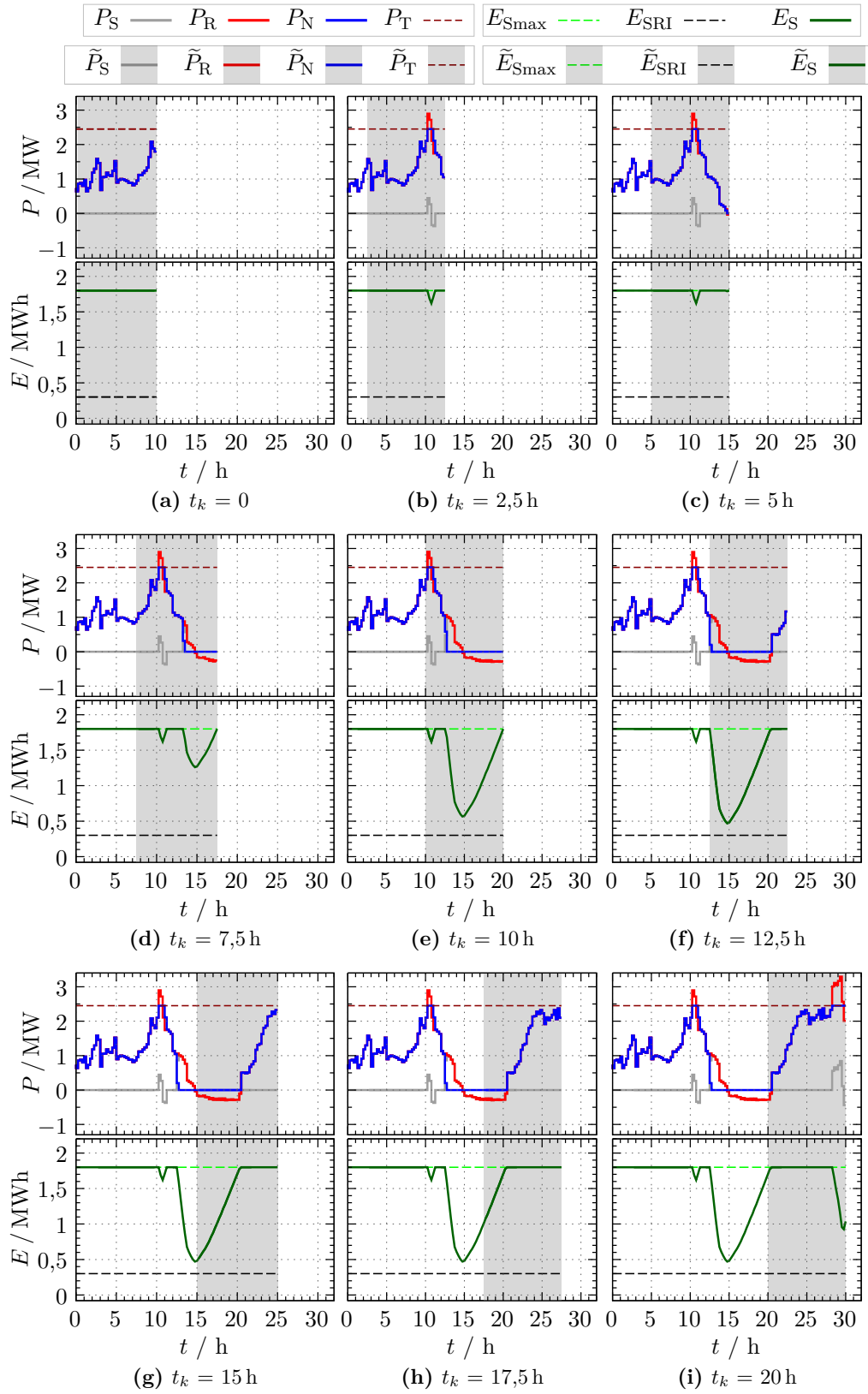


Abbildung 5.13: Beispielverlauf der MPC zu unterschiedlichen Zeitpunkten (jeweils das Endergebnis der Optimierung, Prädiktionshorizont $T_P = 10$ h)

Durch die Art der Zielfunktionen und der Begrenzungen (z. B. die des Speicherenergieinhalts, welche in Form von Nebenbedingungen einfließen) muss durch den Optimierer ein nichtlineares Optimierungsproblem mit Nebenbedingungen gelöst werden. Die Begrenzungen führen weiterhin zur Klassifikation als nichtlineare MPC (NMPC). Die Behandlung einer NMPC ist (wie in [158, S. 165] detailliert beschrieben) im Allgemeinen komplexer als die einer linearen MPC (LMPC) und die Wahl der möglichen Optimierungsmethoden wird dadurch eingeschränkt. Erschwert wird die Lösung weiterhin durch viele lokale Minima der Zielfunktion, was den Einsatz eines globalen Optimierungsalgorithmus bedingt.

Eine Möglichkeit zur Minimierung der Zielfunktion ist die vollständige Enumeration, welche bei diskreten Optimierungsvariablen sicher zu einem globalen Minimum führt. Dabei werden alle möglichen Lösungen berechnet und die, welche den geringsten Zielfunktionswert aufweist, ausgewählt. Da die Leistung des Speichers kontinuierlich einstellbar ist, gibt es zu jedem Zeitpunkt unendlich viele Möglichkeiten für den Sollwert dieser Leistung. Um diese Methode also anzuwenden zu können, muss zunächst der Einstellbereich eingeschränkt und eine Quantisierung durchgeführt werden. Dabei führt eine grobe Quantisierung zwar zu einer schnelleren Berechnung, die potentielle Abweichung zum globalen Optimum wird aber erhöht. Um einzuschätzen, wie lange eine solche Berechnung für die Anwendung im Microgrid dauern würde, wird ein kleines Gedankenspiel durchgeführt.

Gedankenspiel: Es sei angenommen, dass die Speicherleistung auf jeweils 0 %, 50 % und 100 % der Entlade- und Ladeleistung einstellbar sei. Das führt in jedem Berechnungsschritt somit zu fünf Möglichkeiten des Leistungssollwerts. Die Berechnungszeit der Zielfunktion dauere 100 ns und der Prädiktionshorizont sei zu 10 Stunden angenommen, was zu 40 Berechnungszeitpunkten im Viertelstundenraster führt. So folgt für die Dauer der Berechnungszeit zu:

$$T_{\text{Enumerativ}} = 5^{40} \cdot 10^{-7} \text{ s} \approx 2,88 \cdot 10^{13} \text{ Jahre.}$$

Bei diesem Beispiel sind drei Dinge zu beachten. Erstens ist die Quantisierung der Speicherleistung sehr grob (lediglich fünf von unendlich vielen Möglichkeiten pro Schritt werden betrachtet). Zweitens ist der Prädiktionshorizont mit zehn Stunden nicht besonders lang und drittens ist die Berechnungszeit der Zielfunktion mit 100 ns sehr schnell angenommen. Trotz dieser stark vereinfachten Bedingungen würde die Berechnung der Lösung für einen Zeitschritt viele Milliarden Jahre dauern.

Das Ergebnis zeigt, dass auf diesem Weg keine akzeptable Berechnungszeit zu erreichen ist und daher ist die Verwendung von Verfahren, welche die Berechnungszahl drastisch verkleinern, hinreichend motiviert. Vorteilhaft für diese Anwendung ist nun, dass durch das separate Durchführen der regelbasierten Betriebsstrategien

RB-EVS-S und RB-SLR-S das bestmögliche Ergebnis bezüglich der Hauptziele Spitzenleistungsreduktion und Eigenverbrauchssteigerung bereits bekannt ist (zumindest für einen verlustfreien Speicher und ohne Einspeiselimite). Werden diese Werte also von der MPC später erreicht, ist davon auszugehen, dass auch ein globales Minimum zumindest bezüglich \tilde{J}_{SLR} und \tilde{J}_{EVS} gefunden wurde.

5.3.2 MPC mit Partikelschwarmoptimierung

Die Partikelschwarmoptimierung (PSO) hat sich als Methode zur Lösung von derartigen Optimierungsproblemen bereits bewährt. Beispiele finden sich in [161], [163], [164] und [165].

Im Detail gibt es verschiedene Varianten der PSO; Kern dieser Methoden bilden aber stets die sogenannten Partikel, von denen mehrere einen sogenannten Schwarm bilden. Die Partikel beinhalten einen Vektor mit allen Optimierungsvariablen, dem zugehörigen Zielfunktionswert, Änderungsraten der Optimierungsvariablen pro Iteration (auch Geschwindigkeit genannt) und den Informationen über die bisher besten gefundenen Lösungen (minimaler bisher gefundener Zielfunktionswert des Partikels selbst, von benachbarten Partikeln und dem Partikel, mit dem minimalen Zielfunktionswert im gesamten Schwarm).

Abhängig von der jeweiligen Änderungsrate und Einflüssen der besten Lösungen wird iterativ die Position (also der Vektor der Optimierungsvariablen) des Partikels geändert. Abbildung 5.14 verdeutlicht dieses Vorgehen. Über diese kurze Einführung zur PSO hinaus, wird an dieser Stelle keine vertiefende Beschreibung gegeben werden,

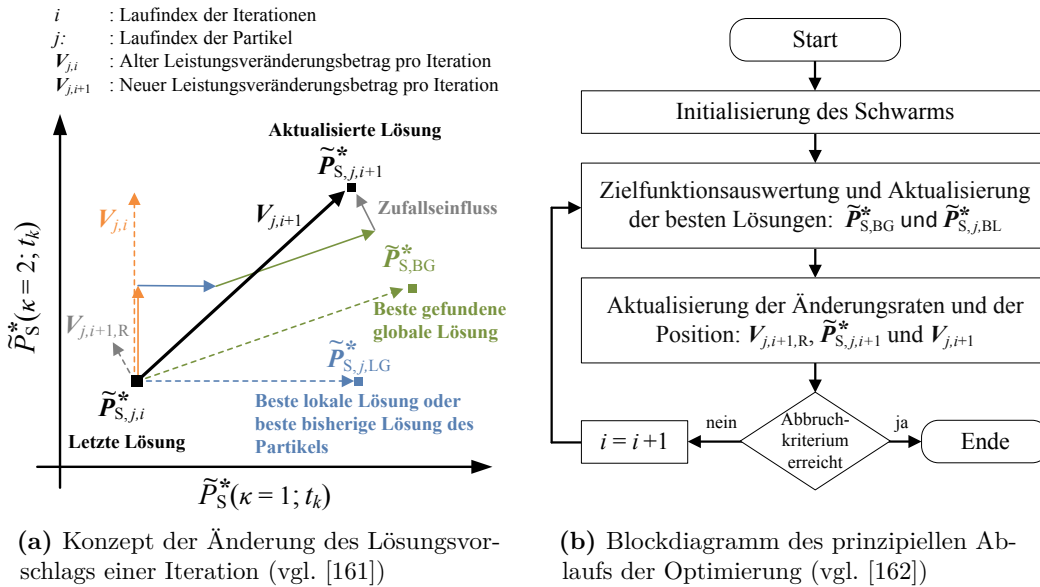


Abbildung 5.14: Prinzip des Ablaufs und der Aktualisierung von Lösungsvorschlägen von PSO-Optimierungsalgorithmen (Beispiel mit nur zwei Optimierungsvariablen)

da keine anwendungsspezifischen Anpassungen oder Konfigurationen vorgenommen wurden und Grundlagen bereits vielfach sehr anschaulich erklärt sind, z. B. in [166], [167] und [168]. Zur Anwendung der Methode wurde auf die Global Optimization Toolbox (Version R2017a) von MathWorks zurückgegriffen.

Zur Veranschaulichung eines Optimierungsvorganges mit der PSO für die Anwendung im Microgrid wird in Abbildung 5.16 das jeweils beste Ergebnis nach unterschiedlicher Anzahl von Iterationen gezeigt. Weiterhin wird der jeweilige Zielfunktionswert (normiert auf den Wertebereich zwischen 0 und 100) dieser Lösungen in Abbildung 5.15 in Abhängigkeit der durchgeführten Zielfunktionsaufrufe gezeigt. Mit einer Schwarmgröße von 500 Partikeln (empirisch ermittelt) zeigt das Ergebnis nach der zehnten Iteration das Ergebnis nach 5000 Zielfunktionsaufrufen. Dieses weist noch einen relativ hohen Zielfunktionswert auf, welcher mit zunehmender Anzahl von weiteren Iterationen stark abnimmt (man beachte die logarithmische Darstellung in Abbildung 5.15). Zwischen den Ergebnissen nach 300 und 400 Iterationen (also 150.000 und 200.000 Zielfunktionsauswertungen) ist kein Unterschied mehr sichtbar, der Zielfunktionswert ändert sich dabei allerdings noch geringfügig.

Bei der Durchführung des Beispiels benötigte eine Zielfunktionsauswertung durchschnittlich $480\text{ }\mu\text{s}$ (PC: Intel Core i7; 3,5 GHz). Bei einem Prädiktionshorizont von $T_P = 14\text{ h}$ dauerte die gezeigte Optimierung ca. $t_{\text{PSO}} = 2\text{ Minuten}$ (Abbruchkriterium: Iterationen $i \geq 500$). Unter Verwendung eines Abbruchkriteriums abhängig vom Zielfunktionswert $J_s^n \leq 10^{-2}$ beläuft sich die Zeit auf ca. 1,5 Minuten. Bei einer Schrittweite von $T_M = 15\text{ Minuten}$ zwischen den Abtastzeitpunkten bliebe der reflektorischen Regelung also ca. 13,5 Minuten für die Einregelung. Diese Zeit ist zwar akzeptabel, motiviert aber weitere Betrachtungen.

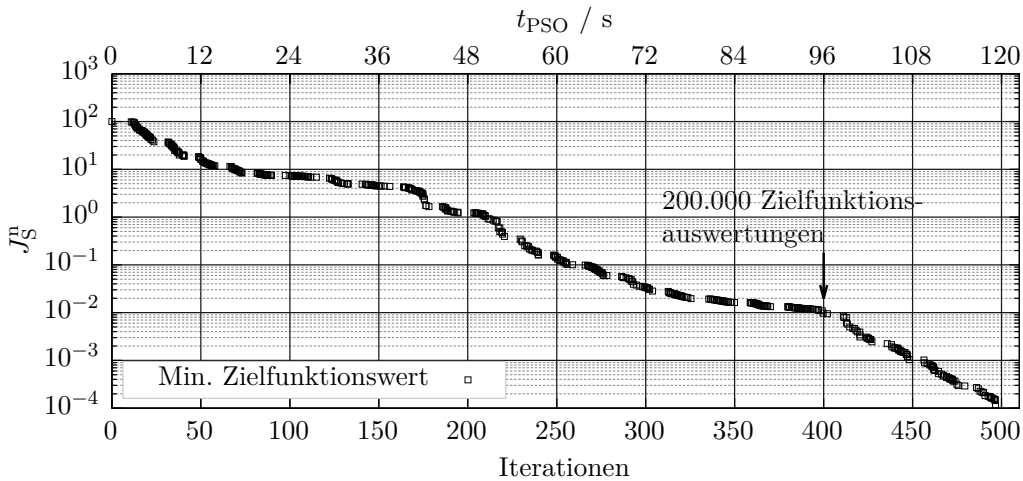


Abbildung 5.15: Verlauf des jeweils minimalen Zielfunktionswert (normiert auf den Wertebereich zwischen 0 und 100) mit fortschreitender Anzahl von Iterationen

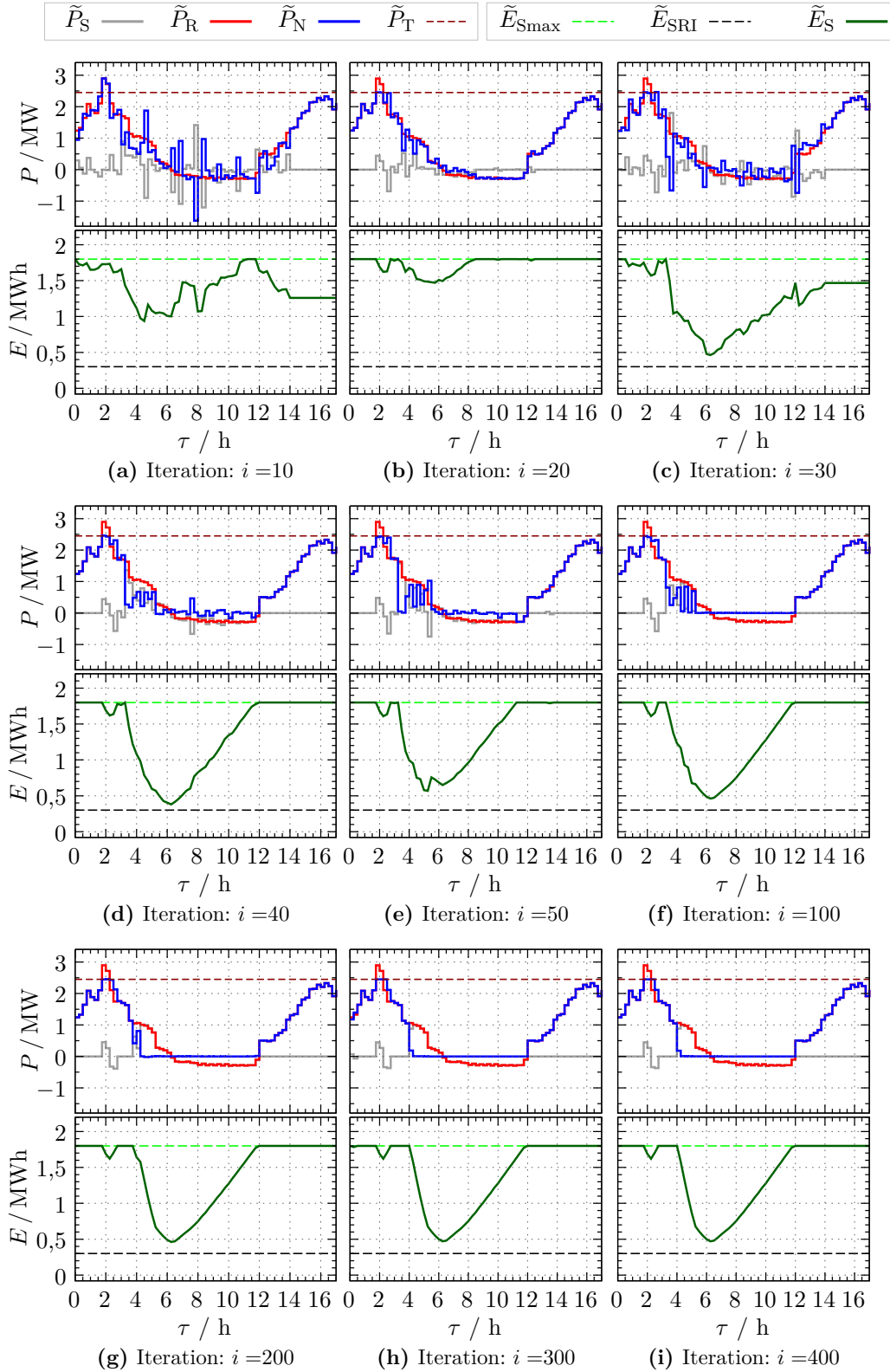


Abbildung 5.16: Das jeweils beste Zwischenergebnis der Optimierung nach unterschiedlichen Iterationen (PSO Schwarmgröße: 500, Prädiktionshorizont $T_P = 16,5$ h)

Es bleibt nun festzuhalten, dass die Betriebsstrategie eine ideale Kombination der zwei Hauptziele ermöglicht (ideale Prädiktion der Einflussgrößen vorausgesetzt). Die Berechnungszeit der Optimierung liegt für einen Prädiktionshorizont von 14 Stunden im Bereich zwischen 1,5 und 2 Minuten. Für einen Prädiktionshorizont von 20 Stunden liegt die notwendige Berechnungszeit im Bereich zwischen 2 und 2,5 Minuten. Da das Optimierungsverfahren zufallsbasierte Einflüsse enthält, ist eine Lösung nicht reproduzierbar. Dadurch ist es jedoch auch möglich, die Gefahr vom Verbleiben in lokalen Minima durch mehrfache (idealerweise parallele) Ausführung zu reduzieren. Das Verbleiben in lokalen Minima wurde in der Testphase gelegentlich beobachtet und konnte durch einen Zusatzzielfunktionsterm, der die Änderung der Speicherleistung mit geringen Strafkosten belegt, deutlich reduziert werden. Um die Berechnungszeit zu reduzieren, wird im Folgenden ein heuristisches Lösungsverfahren abgeleitet, welches die bisher zufällig gewählten Startwerte mit einem sehr schnell berechneten Lösungsvorschlag ersetzt.

5.3.3 Ableitung eines heuristischen Lösungsverfahrens

Nicht nur während des Betriebs der PSO ist eine schnellst mögliche Berechnung wünschenswert, sondern auch im Hinblick auf die der Ermittlung des nötigen Prädiktionshorizonts und der Speicherdimensionierung. Der Grund dafür sind die vielen Berechnungsschritte, welche für diese Auslegungen durchgeführt werden müssen (der Durchlauf eines Jahres beinhaltet über 35.000 Abtastpunkte), für die eine Berechnungsdauer pro Schritt im Minutenbereich zu inakzeptablen Gesamtberechnungsdauern führt.

Um die Berechnungsdauer zu verkürzen, wurde eine problemspezifische bzw. anwendungsspezifische Heuristik (ASH) entwickelt, welche darauf abzielt, das Ergebnis der PSO ohne aufwendige iterative Optimierung zu reproduzieren. Zunächst wurde dabei versucht, die prädizierten Bereiche positiver und negativer Residualleistung hinsichtlich der jeweiligen Wirkarbeit dieser Bereiche zu vergleichen und danach den Zeitpunkt der Speicherentladung festzulegen. Dies führt aber zu einem aufwendigen Konstrukt von Ausnahmeabfragen, dessen Zielfunktionswerte trotzdem häufig weit über denen der PSO lagen. Es scheint nicht ausgeschlossen, auf diesem Weg eine Lösung zu finden, eine alternativ gefundene Vorgehensweise erscheint aber deutlich pragmatischer.

Die alternative Vorgehensweise besteht im Kern darin, die bereits beschrieben regelbasierte Betriebsstrategie RB-EVS-S rückwärts auf den prädizierten Verlauf anzuwenden. Dazu wird zunächst der prädizierte Verlauf an x- und y-Achse gespiegelt und auf den Speicherleistungsbereich begrenzt. Auf dieses Zwischenergebnis wird dann die RB-EVS-S angewandt, welche nun also den prädizierten Verlauf rückwärts durchläuft (verdeutlicht in Abbildung 5.17; die mit "a)" markierten Punkte zeigen dabei den gleichen Punkt in den jeweiligen Zwischenergebnissen). Dieses

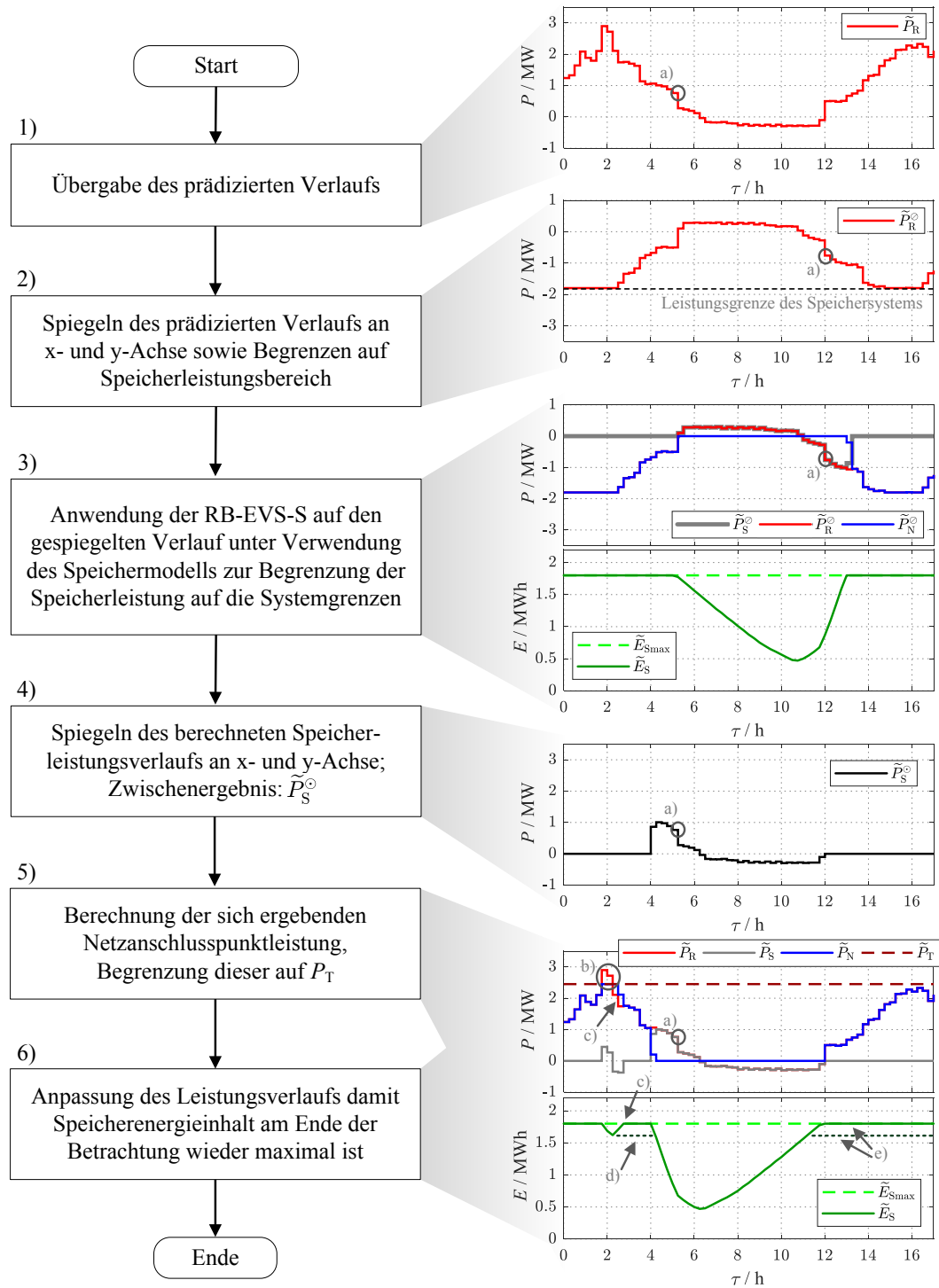


Abbildung 5.17: Ablauf der anwendungsspezifischen Heuristik

Zwischenergebnis wird danach erneut an x- und y-Achse gespiegelt sowie für die Spitzenleistungsreduktion von vorne Schritt für Schritt durchlaufen. Dabei wird der geplante Speicherverlauf wie folgt angepasst:

$$\tilde{P}_S = \begin{cases} \tilde{P}_R - \tilde{P}_T & \text{für } \tilde{P}_R - \tilde{P}_S^\odot > \tilde{P}_T \\ \tilde{P}_S^\odot & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.27)$$

mit \tilde{P}_S^\odot als Zwischenergebnis von Schritt 4 (Abbildung 5.17). Die Auswirkungen sind in Abbildung 5.17 mit "b)" gekennzeichnet. Um auf weitere Spitzenleistungen reagieren zu können, wurde in der ASH weiterhin ein einmaliges Vollladen des Speichers nach dem Eintreten einer Spitzenleistung implementiert (vergleichbar mit der RB-SLR-S Strategie). Der dadurch möglichst hohe Speicherladegrad ist sinnvoll, wenn nachfolgend nicht prädizierte Spitzenleistungen eintreten oder die Umschaltung in den Inselnetzbetrieb erfolgt. Der Eingriff dieser Option ist in Abbildung 5.17 mit "c)" und das Alternativergebnis mit "d)" gekennzeichnet.

Ist der Energieinhalt des Speichers am Ende des Prädiktionshorizonts nicht maximal, wird als letzte Maßnahme der gesamte Verlauf nochmals von vorne durchlaufen und bei jedem Leistungssollwert die Auswirkung auf den Energieinhalt am Ende der Prädiktion überprüft. Dabei sorgt ein Gradientenabstiegsverfahren dafür, dass der einzelne Sollwert (Optimierungsvariable) so angepasst wird, dass der Energieinhalt des Speichers am Ende der Prädiktion maximiert wird. Dieser Schritt wirkt sich insbesondere bei Prädiktionsfehlern aus, was in Kapitel 6 genauer beschrieben wird. In Abbildung 5.17 ist mit "e)" die mögliche Auswirkung markiert.

Diese Methode wurde mit verschiedenen Leistungsverläufen getestet und ergab stets einen Zielfunktionswert \tilde{J}_S kleiner gleich dem der PSO (bezüglich der Hauptziele \tilde{J}_{SLR} und \tilde{J}_{EVS} wurden ebenfalls stets die Werte der RB-SLR-S und der RB-EVS-S erreicht). Die Berechnungszeit der Heuristik beträgt jedoch im Mittel bei $T_P = 14$ h lediglich 10 ms (Maximum beim Testlauf mit 35000 Berechnungsschritten: 300 ms) und ist daher um ein Vielfaches schneller als die PSO. Dies ist im Betrieb des Microgrids von Vorteil, vor allem aber für Simulationen der Betriebsstrategie über längere Zeiträume zwingend notwendig (wie bei der Bestimmung des notwendigen Prädiktionshorizonts noch deutlich wird).

5.3.4 Bestimmung des notwendigen Prädiktionshorizonts

Die Länge des Prädiktionshorizonts hat maßgeblichen Einfluss auf das Endergebnis der Betriebsführung. Abbildung 5.18 verdeutlicht die Auswirkung anhand der Endergebnisse, welche mit drei beispielhaften Horizonten berechnet wurden. Als *notwendiger Prädiktionshorizont* wird der Prädiktionshorizont bezeichnet, welcher das bestmögliche Erreichen der Hauptziele ermöglicht. Dies ist abhängig von der Speichergröße und dem anzunehmenden Residualleistungsverlauf.

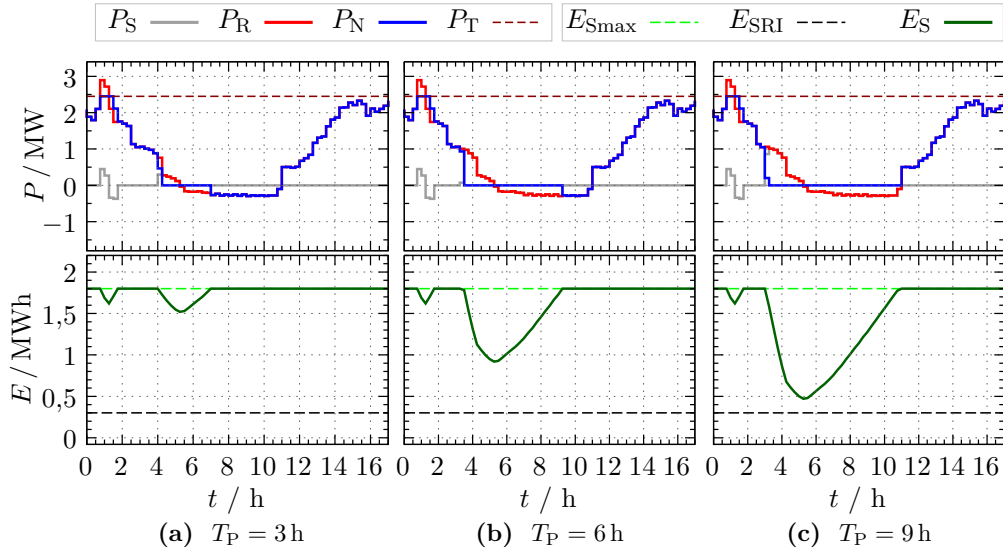


Abbildung 5.18: Resultierende Endergebnisse bei verschiedenen Prädiktionshorizonten

Um den notwendigen Prädiktionshorizont zu ermitteln, wurde die Betriebsstrategie auf ein gesamtes Jahr der Firma A (gezeigt in Kapitel 6) mit unterschiedlichen Prädiktionshorizonten und Speichergrößen durchlaufen. Zur Bewertung wurden die bereits eingeführten Gütemaße genutzt (deren Normierungen auf einer Speichergröße von $E_{S\max} = 1,8\text{ MWh}$ beruhen). Das Ergebnis für die Speichergröße $E_{S\max} = 1,8\text{ MWh}$ ist in Abbildung 5.19 b dargestellt und zeigt, dass die Betriebsstrategie mit einem Prädiktionshorizont von $T_P = 20$ Stunden sowohl $\mathcal{G}_{\text{EVS}} = 1$, als auch $\mathcal{G}_{\text{SLR}} = 1$ erreicht. Weiterhin wird deutlich, dass der Grad der Spitzenleistungs-

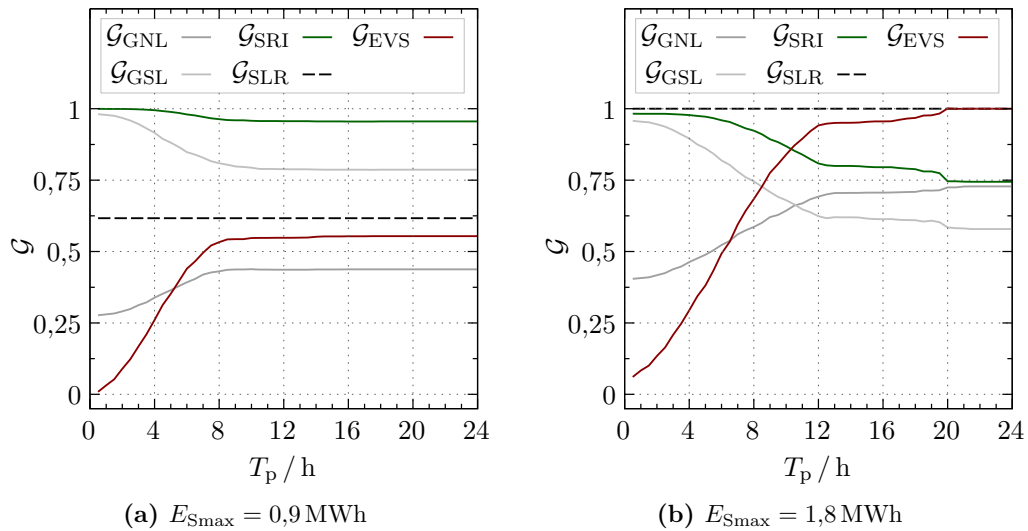


Abbildung 5.19: Abhängigkeit der relativen Zielerreichung vom Prädiktionshorizont für unterschiedliche Speichergrößen (Hinweis zur Ermittlung in Kapitel 5.3.3)

reduktion unabhängig von dem Prädiktionshorizont ist. Grund dafür ist die reflektorische Regelung, zu dessen Einstellung im Kontext der MPC-Betriebsstrategien in Kapitel 5.3.7 eingegangen wird. Für eine Speichergröße von $E_{\text{Smax}} = 0,9 \text{ MWh}$ (Abbildung 5.19 a) ist bereits ein Prädiktionshorizont von 14 Stunden zum Erreichen der maximalen Eigenverbrauchssteigerung ausreichend.

Die zur Horizontermittlung notwendigen Berechnungen erfolgten mit dem heuristischen Verfahren innerhalb weniger Minuten, wobei die alleinige Nutzung der PSO für ein Diagramm ca. ein Jahr an Rechenzeit benötigt hätte.

5.3.5 Mehrziel-MPC und erweiterte Rahmenbedingungen

Bislang wurde den Hauptzielen (Spitzenleistungsreduktion und der Eigenverbrauchssteigerung) in Kombination mit dem Nebenziel des möglichst hohen Speicherenergieinhalts Beachtung geschenkt.

Es zeigte sich, dass beide Hauptziele bestmöglich erreicht werden können, ohne einen Kompromiss eingehen zu müssen. Tatsächlich könnte dies mit unendlich vielen verschiedenen Speicherleistungsverläufen erreicht werden. Erst das Hinzufügen des Nebenziels des möglichst hohen Speicherenergieinhalts reduzierte die optimalen Lösungen des Speicherleistungsverlauf auf genau eine. Beide Hauptziele machen dabei die bestmögliche Erreichung dieses Nebenziels (welches erreicht würde, wenn der Speicher überhaupt nicht entladen würde) unmöglich. Die Wahl eines Kompromisses wurde hierbei jedoch vorweggenommen, da die Hauptziele von vornherein priorisiert wurden (siehe Kapitel 3.8).

Bei den Berechnungen zeigte sich weiterhin, dass die PSO gegenüber der Heuristik eine deutlich längere Berechnungszeit benötigt. Der Vorteil der PSO besteht jedoch u. a. darin, dass durch Veränderung der Zielfunktionen weitere Ziele und Rahmenbedingungen mit wenig Aufwand berücksichtigt werden können. Dies soll nun durch Hinzufügen der zwei weiteren Nebenziele aus Kapitel 3.8: Geringe Speicherverlustleistung (GSL) und Vermeidung von Übertragungsverlusten (GNL) sowie zusätzlichen Randbedingungen in Form von variablen Energiebezugskosten und Einspeisevergütungen (variables Preissignal) und einem Einspeiselimit gezeigt werden.

Zur Einbindung der weiteren Nebenziele müssen die Zielfunktionen aus Kapitel 3.8 ebenfalls, entsprechend der bereits betrachteten Zielfunktionen (siehe Gleichungen: 5.19, 5.22 und 5.21), angepasst werden. Für die möglichst geringe Speicherverlustleistung folgt

$$\tilde{J}_{\text{GSL}}(\tilde{P}_S^*) = \frac{1}{K_p} \sum_{\kappa=1}^{K_p} \lambda_{\text{VS}} \cdot \tilde{P}_S^*(\kappa; t_k)^2 \quad (5.28)$$

und für die Vermeidung von Übertragungsverlusten folgt

$$\tilde{J}_{\text{GNL}}(\tilde{P}_N) = \frac{1}{K_p} \sum_{\kappa=1}^{K_p} \lambda_{\text{VN}} \cdot \tilde{P}_N(\kappa; t_k)^2. \quad (5.29)$$

Wie noch deutlich wird, sind die drei Nebenziele konträr zueinander. Um eine definierte Gewichtung der Nebenziele vorzunehmen, wird der Zielgewichtungsvektor φ eingeführt. Das sich damit ergebende dynamische Optimierungsproblem wird damit wie folgt beschrieben

$$\min_{\tilde{P}_S^*} \quad J_S = \tilde{J}_{\text{EVS}}(\tilde{P}_N) + \tilde{J}_{\text{SLR}}(\tilde{P}_N) + \underbrace{\begin{bmatrix} \varphi_{\text{SRI}} & \varphi_{\text{GSL}} & \varphi_{\text{GNL}} \end{bmatrix}}_{\varphi} \begin{bmatrix} \tilde{J}_{\text{SRI}}(\tilde{E}_S) \\ \tilde{J}_{\text{GSL}}(\tilde{P}_S^*) \\ \tilde{J}_{\text{GNL}}(\tilde{P}_N) \end{bmatrix} \quad (5.30)$$

$$\begin{aligned} \text{u. B. v.} \quad & \tilde{P}_S^*(\kappa; t_k) + \tilde{P}_N(\kappa; t_k) = \tilde{P}_R(\kappa; t_k), \quad \tilde{P}_N(\kappa; t_k) \in [P_{\text{Nmin}}, P_{\text{Nmax}}] \\ & \tilde{P}_S^*(\kappa; t_k) \in [P_{\text{Smin}}, P_{\text{Smax}}], \quad \tilde{E}_S(\kappa; t_k) \in [E_{\text{Smin}}, E_{\text{Smax}}] \\ & \tilde{E}_S(\kappa + 1; t_k) = f_S(\tilde{P}_S(\kappa; t_k), \tilde{E}_S(\kappa; t_k)) \end{aligned} \quad (5.31)$$

Die Zielfunktion besteht nun also aus fünf additiv verknüpften Zielfunktionstermen. Sind diese Terme direkt vergleichbar (z. B. wenn alle einen monetären Vorteil repräsentieren) ist eine Gewichtung nicht nötig, da sie bereits in den Termen selbst inhärent vorgenommen wird. Dies ist, wie in Kapitel 3.8 ausführlich beschrieben, nur bei den zwei Hauptzielen der Fall. Daher müsste eigentlich jeder Summand mit einem Gewichtungsfaktor multipliziert werden, um den jeweiligen Stellenwert zu definieren. In dieser Arbeit wird jedoch der Übersichtlichkeit halber eine Vorgewichtung der nicht vollständig monetären Nebenziele in den jeweiligen Zielfunktionen vorgenommen, die bewirkt, dass die Hauptziele bei weitem dominieren. Vereinfacht kann dabei davon ausgegangen werden, dass die Nebenziele unter der Bedingung *optimaler Hauptziele* optimiert werden.

Es wird davon ausgegangen, dass diese Vorgehensweise noch verbessert werden kann, was vor allem auf die empirisch ermittelten Faktoren in den Zielfunktionen der Nebenziele zurück zu führen ist. Für diese Arbeit soll dieser Stand aber genügen, da die Auswirkungen unterschiedlicher Gewichtungen anschaulich gezeigt werden können und die Ergebnisse nachvollziehbar sind.

Die Vorgabe des Zielgewichtungsvektors kann manuell durch den Microgridbetreiber erfolgen. Alternativ oder aufbauend auf dieser Vorgabe erlaubt die MPC aber auch, dass äußere Rahmenbedingungen einen automatisierten Einfluss auf den Zielgewichtungsvektor nehmen. Im Speziellen ist ein Einfluss der bereits beschriebe-

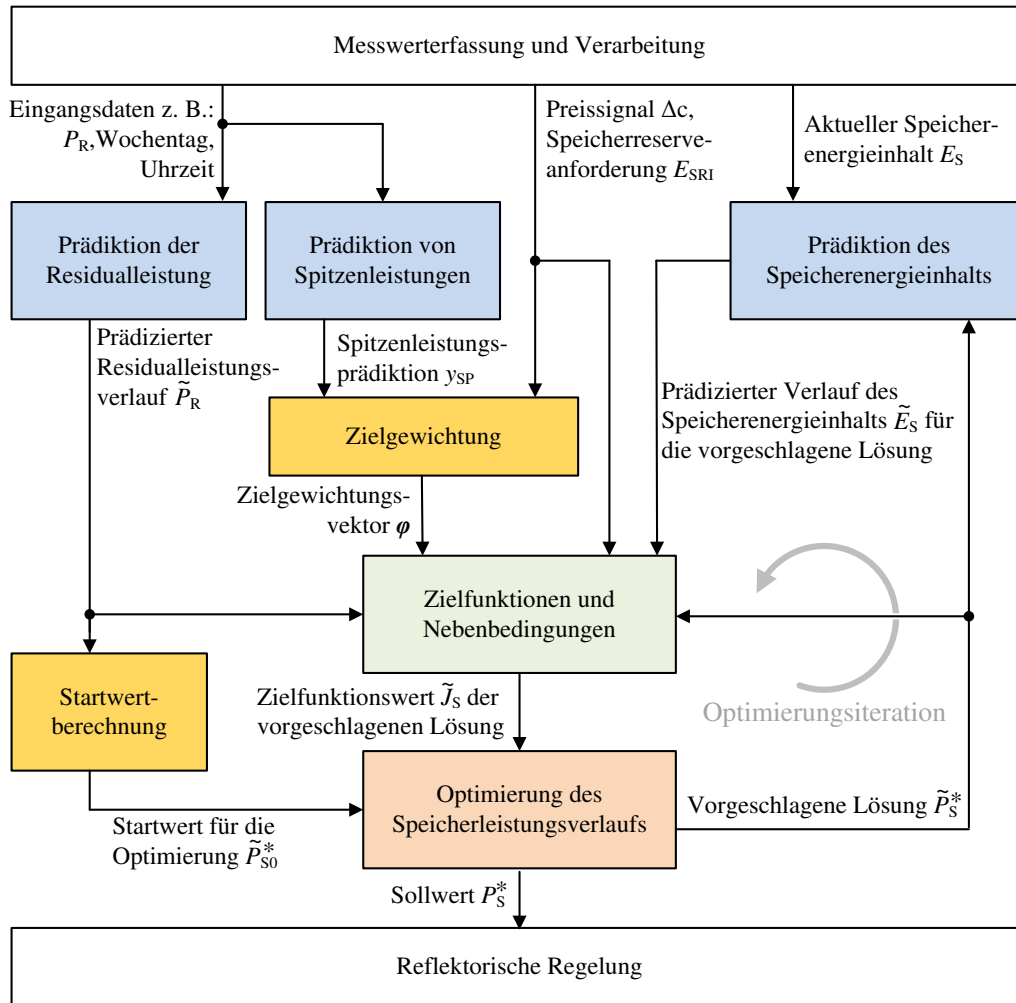


Abbildung 5.20: Erweiterte Struktur der MPC-Betriebsführung

nen Spitzenleistungsprädiktion oder der Anforderung des Mindest-Speicherenergieinhalts E_{SRI} denkbar.

Des Weiteren können äußere Rahmenbedingungen auch direkt Einfluss auf die Zielfunktionen nehmen. Dies ist beispielsweise bei einem variierenden Preissignal (was zu einem variierenden Bezugspreis und einer variierenden Einspeisevergütung führt) oder bei einer Einspeisebegrenzung der Fall. Auch diese Einflüsse sind nur schwer in einem heuristischen Lösungsverfahren zu berücksichtigen und motivieren daher den Einsatz der PSO. Abbildung 5.20 zeigt die erweiterte Struktur der MPC-Betriebsführung.

Zunächst wurden die Auswirkungen unterschiedlicher Gewichtungen der Nebenziele simuliert. Die Ergebnisse eines Beispielverlaufs sind in Abbildung 5.21 dargestellt. Da die unterschiedlichen Zielgewichtungen vor allem Einfluss auf die Zeiträume der Eigenverbrauchssteigerung nehmen, ist in diesem Beispiel keine Spitzenleistung

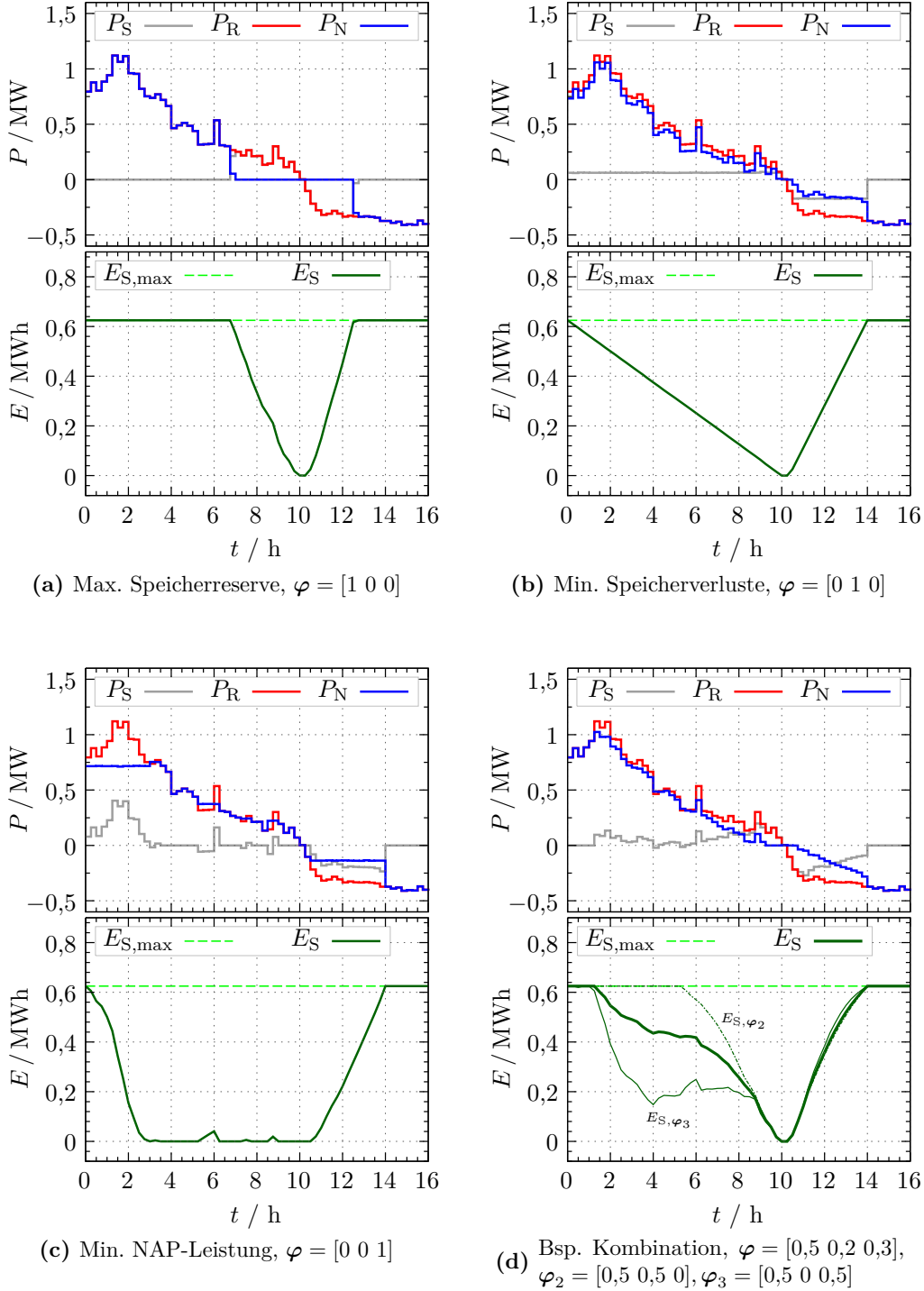


Abbildung 5.21: Beispielverläufe zum Ziel der maximalen Eigenverbrauchssteigerung und unterschiedlicher Gewichtung weiterer Nebenziele (Prädiktionshorizont $T_p = 14$ h)

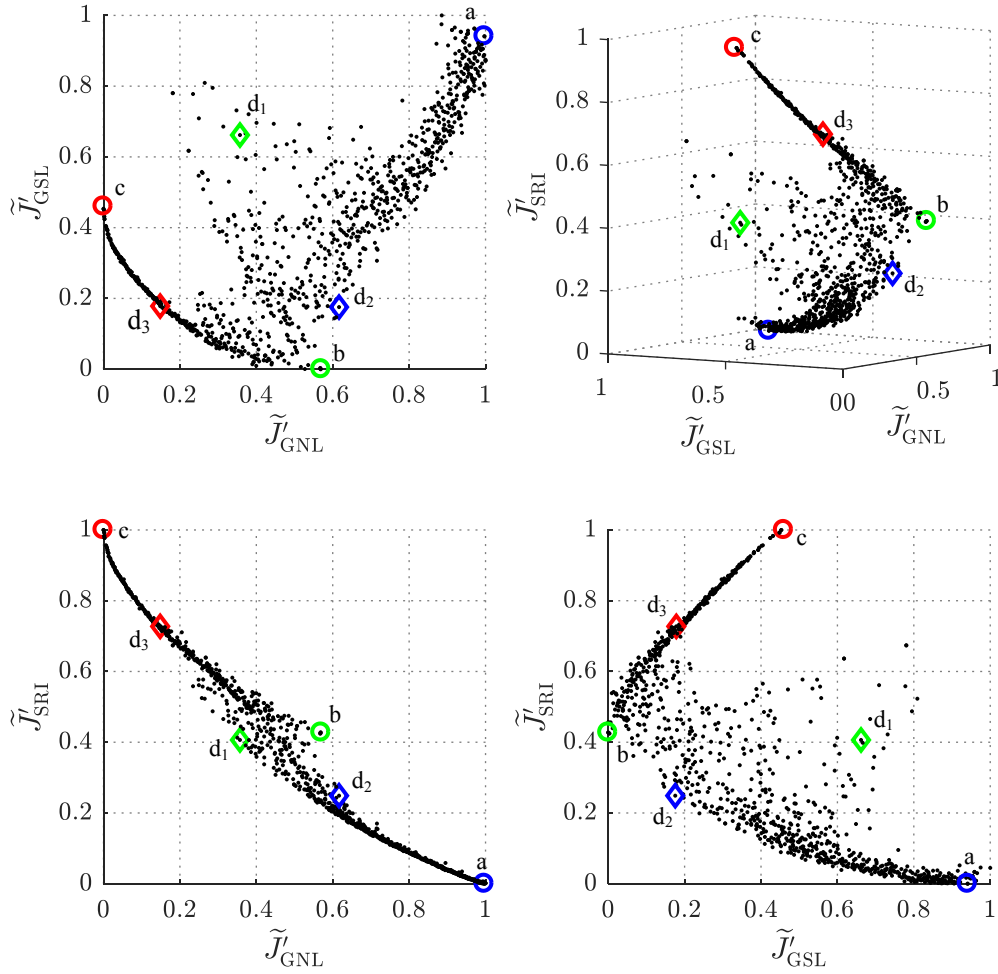


Abbildung 5.22: Paretooptimale Ergebnisse in Abhängigkeit der Nebenziele (normierte Zielfunktionswerte) mit maximierten Hauptzielen für einen Rechenschritt der MPC

enthalten (P_T liegt also oberhalb des gezeigten Verlaufs). Abbildung 5.21 a, b, c zeigen jeweils die Priorisierung eines einzelnen Nebenziels. Abbildung 5.21 d zeigt drei Kombinationen (für zwei Kombinationen wird nur der resultierende Speicherenergieinhaltsverlauf gezeigt).

Trotzdem das Ziel *möglichst hoher Speicherenergieinhalt* in den drei Kompromisslösungen mit 0,5 gewichtet wurde, hängt der resultierende Zielfunktionswert \tilde{J}_{SRI} offensichtlich von der Gewichtung der zwei weiteren Nebenziele ab. Dies wird in Abbildung 5.22 noch deutlicher, in der die normierten Zielfunktionswerte der Nebenziele für verschiedenste Gewichtungen gezeigt werden. Keiner der Punkte wird in allen drei Zielfunktionswerten von einem anderen Punkt in der Ergebnismenge dominiert, daher sind sie als paretooptimal anzusehen¹.

¹ Die wahre Paretomenge ist allerdings unbekannt, daher sind unbekannte Ergebnisse, welche in allen drei Kriterien dominieren, nicht auszuschließen.

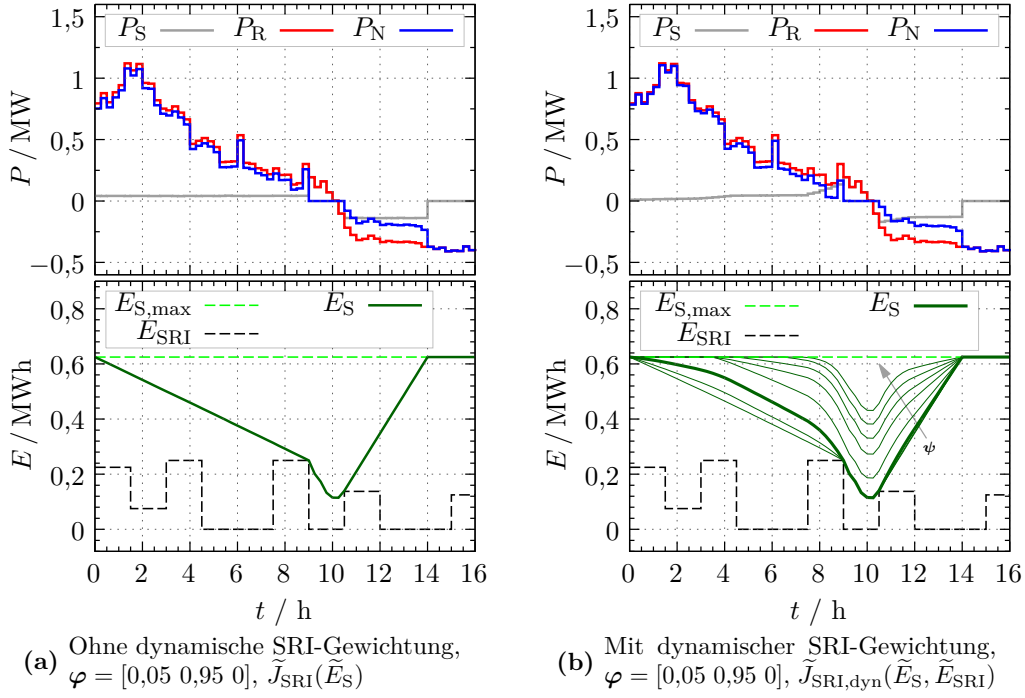


Abbildung 5.23: Beispielverläufe mit und ohne dynamische SRI-Gewichtung bei grundsätzlich hoher Gewichtung der Speicherverlustleistung (Prädiktionshorizont $T_p = 14$ h)

Die Berechnung einer solchen Auswahl an Lösungen wurde lediglich zur Veranschaulichung durchgeführt. Eine Berechnung zur Laufzeit der MPC und eine a-posteriori Wahl der entsprechenden Lösung (wie in Kapitel 2.2 erwähnt) erscheint nicht praktikabel, da die Berechnung viel zu lange dauert (ca. 2 Tage). Es ist also im Vorfeld, beispielsweise durch Simulationen, eine feste Gewichtung der Ziele anzustreben.

Die feste Gewichtung kann durch eine zusätzliche, von äußeren Rahmenbedingungen abhängige, dynamische Gewichtung ergänzt werden. Eine naheliegende Einflussgröße ist der bereits betrachtete Mindest-Speicherenergieinhalt E_{SRI} . Dieser kann auf unterschiedliche Weise auf die Gewichtung einwirken. Im einfachsten Fall, erfolgt eine Umgewichtung in φ in Abhängigkeit von E_{SRI} zum aktuellen Zeitpunkt oder vom Mittelwert von E_{SRI} über den Prädiktionshorizont. Dies hat den Nachteil, dass der weitere Verlauf von E_{SRI} nur bedingt berücksichtigt wird. Alternativ kann E_{SRI} innerhalb der entsprechenden Zielfunktion, wie folgt, berücksichtigt werden

$$\tilde{J}_{SRI,dyn}(\tilde{E}_S, \tilde{E}_{SRI}) = \frac{1}{K_p} \sum_{\kappa=1}^{K_p} \left(\lambda_{EQ} + \tilde{E}_{SRI}(\kappa; t_k) \cdot \psi \right) \left(E_{Smax} - \tilde{E}_S(\kappa; t_k) \right)^2. \quad (5.32)$$

Abbildung 5.23 zeigt, wie dabei der Einstellparameter ψ das Ergebnis variiert. In diesem Beispiel wurde ψ exemplarisch unter anderem so hoch gewählt, dass

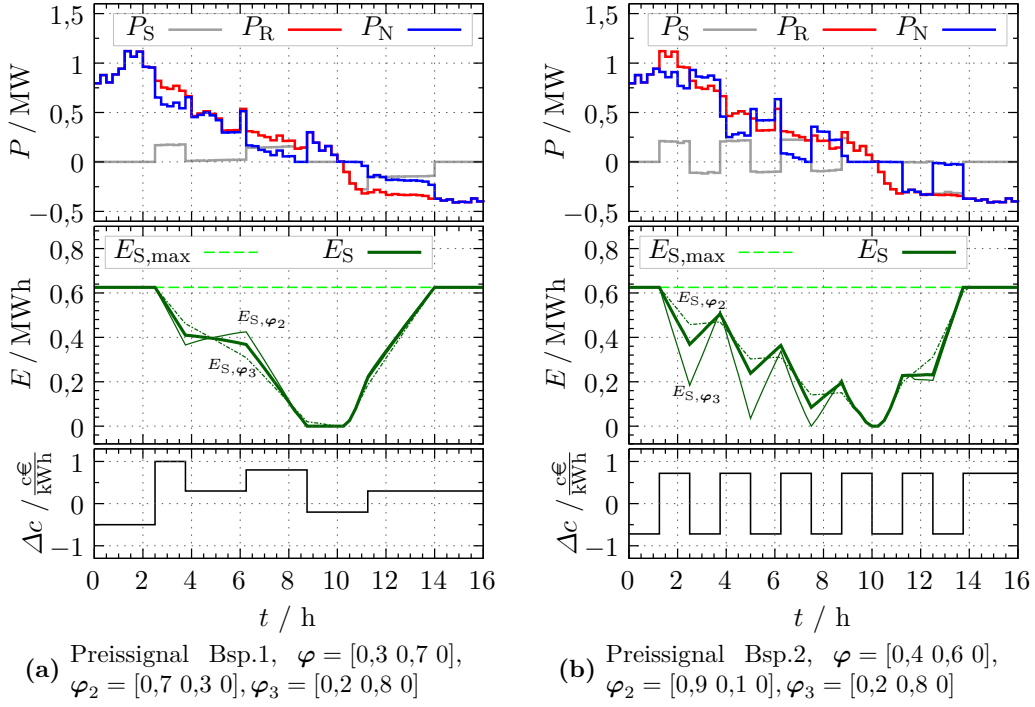


Abbildung 5.24: Beispielverläufe mit variablen Preissignal und unterschiedlicher Gewichtung der Nebenziele (Prädiktionshorizont $T_p = 14$ h)

das Hauptziel der Eigenverbrauchssteigerung nicht mehr optimal erreicht wird. Diesem Fall wird aber, wie bereits erklärt, keine weitere Beachtung geschenkt. Die automatisierte Beeinflussung der Gewichtung wird auch als Selbstoptimierung bezeichnet.

Ein weiterer äußerer Einfluss, welcher vor allem im Kontext von Smart Grids von Interesse ist, sind zeitvariable Tarife für den Bezug und die Einspeisung. Hierzu gibt es bereits verschiedenste Modelle und denkbare Varianten [169]. An dieser Stelle soll ein solcher Einfluss beispielhaft mit einem Preisdifferenzsignal $\Delta c(t_k)$ berücksichtigt werden, welches auf einen konstanten Grundwert addiert wird

$$\tilde{J}_{\text{EVS,var}}(\tilde{P}_N) = \frac{T_M}{K_P} \sum_{\kappa=1}^{K_P} \left((\lambda_{N_P} + \Delta c) \cdot \tilde{P}_{N_P}(\kappa; t_k) \right) + \left((\lambda_{N_n} + \Delta c) \cdot \tilde{P}_{N_n}(\kappa; t_k) \right) \quad (5.33)$$

Die Auswirkungen sowie der Einfluss der Nebenzieltgewichtung ist in Abbildung 5.24 beispielhaft dargestellt. An dieser Stelle wird erneut deutlich, mit wie wenig Aufwand die Betriebsstrategie auf sich ändernde Rahmenbedingungen adaptiert werden kann. So kann beispielsweise auch auf ein Einspeiselimit reagiert werden, welches mit P_{EL} bereits in der Definition von P_{N_n} enthalten ist (Gleichung 3.30). Die Auswirkungen sind in Abbildung 5.25 dargestellt.

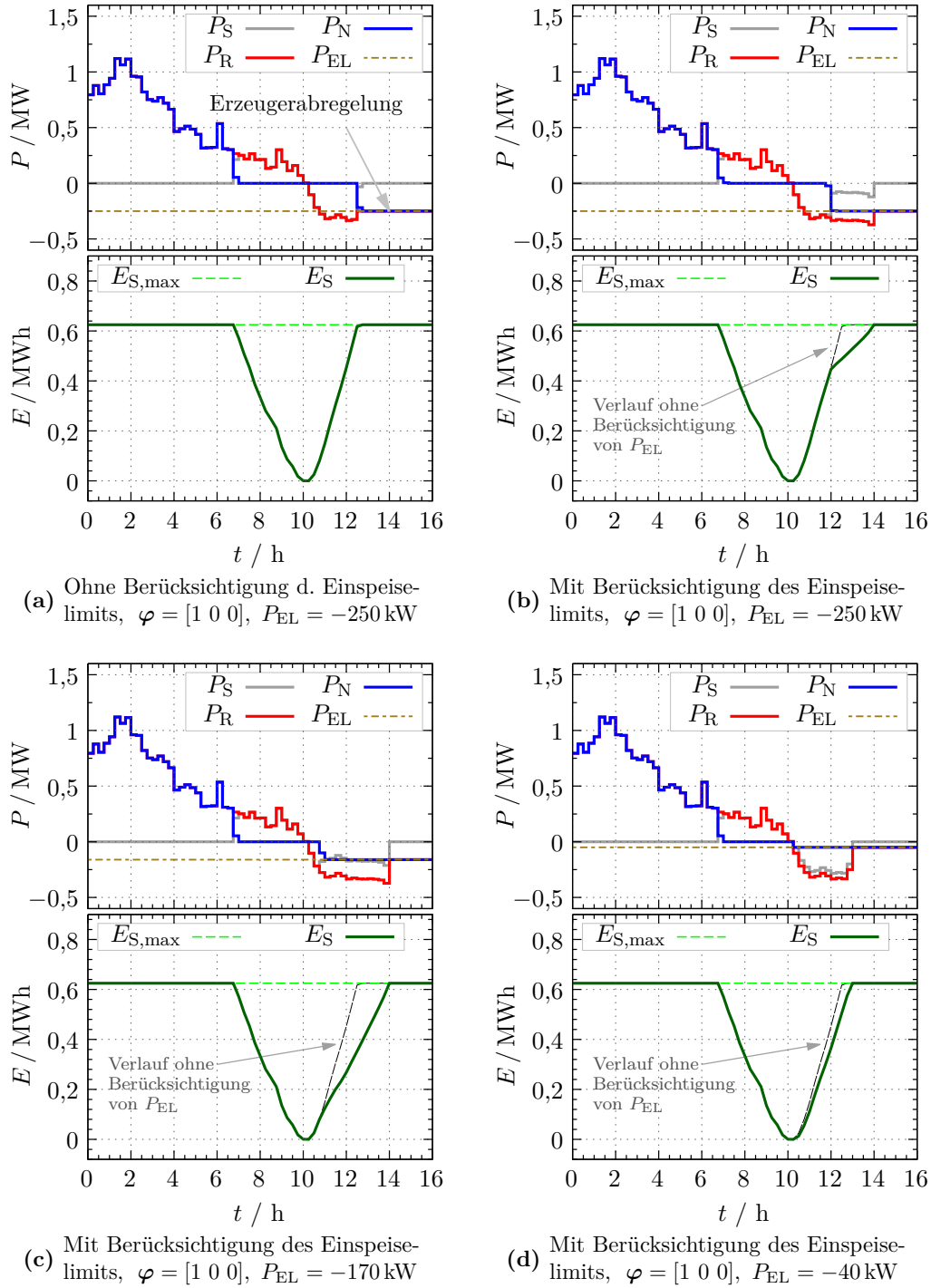


Abbildung 5.25: Beispielverläufe mit und ohne Berücksichtigung unterschiedlicher Einspeiselimits P_{EL} (Prädiktionshorizont $T_p = 14 \text{ h}$).

5.3.6 Mehrstufiger Optimierungsansatz

Es bleibt festzuhalten, dass die PSO¹ im Gegensatz zur anwendungsspezifischen Heuristik (ASH) flexibel erweitert werden kann, aber deutliche längere Berechnungszeiten benötigt. Um die Vorteile der einzelnen Verfahren zu kombinieren, wurden unterschiedliche, mehrstufige Optimierungsansätze untersucht. Im Fokus stand dabei die Berechnungsdauer aber auch die lokale Lösungsgüte.

Zur Verkürzung der Berechnungsdauer wurden der PSO mehrere verschiedene Startwerte in Form einer gezielten Initialisierung einzelner Partikel (welche ansonsten mit einem Zufallsgenerator initialisiert würden) vorgegeben. Einerseits wurde dafür das Ergebnis der anwendungsspezifischen Heuristik verwendet, was natürlich gerade bei Zielgewichtungen nahe $\varphi = [1 \ 0 \ 0]$ (nur SRI-Nebenziel berücksichtigt) zu einem schnellen Erreichen der Abbruchbedingung führt (über mehrere Iterationen keine Verbesserung der Zielfunktion). Weiterhin wurde das Ergebnis des letzten MPC-Schritts als Startwert genutzt, welches entsprechend um einen Schritt verschoben und mit einer Null aufgefüllt wurde. Dies führte häufig zum Verbleiben in einem lokalen Minimum der Zielfunktion (bei der Lösung wurde der Einfluss des neu prädizierten Leistungswerts häufig ignoriert). Die Kombination beider Vorgaben hingegen führte sowohl zu kürzeren Berechnungsdauern, als auch zum Erreichen der bestmöglichen Zielfunktionswerte der Hauptziele (welche durch die ASH der PSO als beste gefundene Lösung bekannt sind).

Um die Lösungsgüte im lokalen Bereich der von der PSO gefundenen Lösung weiter zu verbessern, wird in der Literatur (z. B. in [170, S. 49] oder [171, S. 213]) das Nachschalten von lokalen, gradientenbasierten Optimierungsansätzen genannt. Häufig wird dafür die gradientenbasierte, lokale Optimierungsmethode *Sequentielle Quadratische Programmierung* (SQP) verwendet [171, S. 213]. Dieses Vorgehen

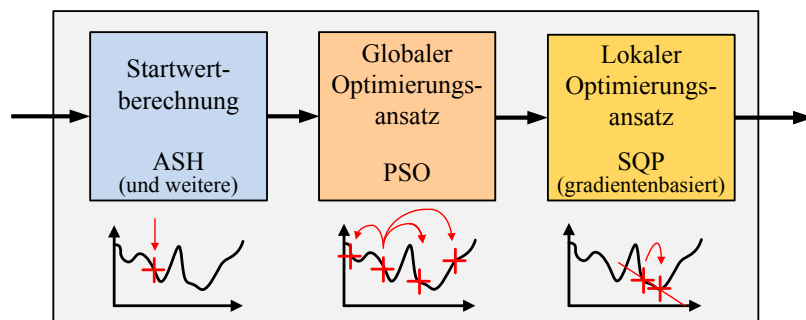


Abbildung 5.26: Prinzip des dreistufigen Optimierungsansatzes

¹ Es wurde auch ein Evolutionärer Algorithmus (EA) als Alternativverfahren zur PSO getestet, dessen Ergebnisse aber bezüglich Rechenzeit geringfügig schlechter waren. Dieses Stichprobenergebnis wird durch die Aussage in [170, S. 49] gestützt, welche u. a. besagt, dass bei quasi-kontinuierlichen Optimierungsvariablen eine PSO im Vergleich zum EA effizienter sei.

ist in der verwendeten Global Optimization Toolbox (Version R2017a) von MathWorks bereits implementiert und wurde entsprechend konfiguriert. Die für das Verfahren benötigte Zeit, jedoch auch die erzielten Verbesserungen, waren in den Beobachtungen sehr gering.

Stichproben haben gezeigt, dass die Berechnungsdauer mit dem mehrstufigen Optimierungsansatz für diese Anwendung (Prädiktionshorizont $T_p = 24$ h) wenige Sekunden bis zu ca. 2 Minuten beträgt. D.h. durch die Startwertvorgabe variiert nun die Berechnungsdauer deutlich und in vielen Fällen ist die Berechnungsdauer stark verkürzt. Dennoch ist nicht ausgeschlossen, dass eine nicht unerhebliche Verzögerung zwischen dem Start des neuen Intervalls und dem Vorliegen des neuen Sollwerts entsteht. Dies muss wie nachfolgend thematisiert bei der Vorgabe für die reflektorischen Regelung berücksichtigt werden.

5.3.7 Konfiguration der reflektorischen Regelung

Aus Gründen der Übersichtlichkeit, wurde bei den Erklärungen der MPC-Betriebsstrategien bisher auf die jeweilige Festlegung der Konfiguration der reflektorischen Regelung verzichtet. Dies wird nun in allgemeiner Form nachgeholt. Da keine realen Daten mit hoher Abtastrate zur Validierung vorliegen, basieren die folgenden Aussagen auf Simulationen mit zufallsbasierten, generierten Daten und bedürfen weiterer Validierung.

Bezüglich der Wahl zwischen schneller und gleichmäßiger Einregelung (über θ_G) ist naheliegend, grundsätzlich die gleichmäßige Einregelung zu wählen, um die Speicherverluste möglichst gering zu halten. Der theoretische Nachteil ist ein höherer Fehler zwischen gewünschtem und eingeregelter Leistungsmittelwert am Ende der jeweiligen Intervalle, was jedoch nur marginal beobachtet wurde und lediglich bei Intervallen mit Vorzeichenwechsel der Residualleistung.

Die weiteren Optionen der reflektorischen Regelung sind so ausgelegt, dass bei einer Einstellung von $\theta_{PT} = 1$, $\theta_{E1} = 1$, $\theta_{E2} = 1$ und $\theta_{E3} = 1$ innerhalb der physikalischen Grenzen des Speichersystems:

- die Leistungsreduktionsschwelle P_T nicht überschritten wird,
- die Speicherleistung nie zur Einspeisung ins übergeordnete Netz führt,
- der Speicher während $P_R < 0$ nie aus dem übergeordneten Netz geladen wird,
- die gesamte negative Residualleistung zur Ladung des Speichers genutzt wird.

Die erste dieser Optionen (einstellbar mit θ_{PT}) ist für jede betrachtete Konfiguration der MPC sinnvoll und sollte daher immer genutzt werden.

Auch die zweite dieser Optionen (einstellbar mit θ_{E1}) ist in den meisten Fällen zu nutzen, lediglich bei Berücksichtigung des variablen Preissignals ist es denkbar,

dass auch Energie aus dem Speichersystem ins übergeordnete Netz eingespeist wird. Dann muss für das betreffende Intervall, welches innerhalb der MPC vorher bekannt ist, die Option ausgeschaltet werden.

Die dritte dieser Optionen (einstellbar mit θ_{E2}) ist stets dann abzuschalten, wenn sich der Speicherenergieinhalt unterhalb des Mindest-Speicherenergieinhalt E_{SRI} einstellt, da dann diese Differenz unverzüglich und schnellst möglich ausgeglichen werden muss (wurde bei den MPC-Betriebsstrategien bei Prädiktionsfehlern beobachtet). Die Option ist auch dann abzuschalten, wenn der Speicher z. B. aufgrund einer bevorstehenden Spitzenleistung schnellst möglich geladen werden muss, was jedoch in allen betrachteten Beispielen nicht notwendig war, da die Spitzenleistungen nie direkt nach Einspeiseperioden auftraten. Ansonsten ist diese Option sinnvoll, um ungewollten Bezug aus dem Netz zur Speicherladung zu vermeiden (wurde bei den MPC-Betriebsstrategien bei Prädiktionsfehlern beobachtet).

Die letzte dieser Optionen (einstellbar mit θ_{E3}) sollte vor allem dann genutzt werden, wenn die Zielgewichtung auf maximalen mittleren Speicherenergieinhalt ausgerichtet ist ($\varphi = [1 \ 0 \ 0]$, bzw. bei der ASH). Eine gravierende Auswirkung findet dann vor allem bei Prädiktionsfehlern statt. In Intervallen, in denen die Einspeisung gezielt nicht vollständig durch die Speicherladung vermieden werden soll, muss diese Option ausgeschaltet werden. Dies tritt einerseits bei Berücksichtigung einer Einspeisegrenze oder eines variablen Preissignals auf. Andererseits bei Zielgewichtungen, welche wenig auf maximalen, mittleren Speicherenergieinhalt ausgerichtet sind, in Verbindung mit Fällen, in denen die mögliche Einspeisearbeit größer ist als die Energie, die der Speicher aufnehmen kann. Diese Fälle zeigen sich in den vorangegangenen Beispielverläufen, z. B. in den Abbildungen 5.23 - 5.25.

Neben den Optionen ist die Übergabe der Sollwerte an die reflektorische Regelung zu klären. Wie bereits beschrieben, kann die MPC-Berechnungszeit im Bereich von zwei Minuten liegen. Es stellt sich die Frage, wie sich die reflektorische Regelung innerhalb der Berechnungszeit verhält. Wie bereits erwähnt, stehen keine realen Daten mit hoher Abtastrate zur Validierung zur Verfügung, daher werden an dieser Stelle Möglichkeiten aufgezeigt und noch zu validierende Schlussfolgerungen angestellt. Für die Problemstellung wurden fünf Lösungsmöglichkeiten betrachtet, welche in Abbildung 5.27 prinzipiell dargestellt werden. Innerhalb der Berechnungszeit wird:

1. der Sollwert zu Null gesetzt (Verlauf: $P_{S,A}^*$),
2. der vorherige Sollwert weiterverwendet (Verlauf: $P_{S,B}^*$),
3. der zweite Sollwert der letzten Berechnung verwendet, also zum Zeitpunkt $t = t_k$ der Wert $\tilde{P}_S^*(\kappa = 2; t_{k-1})$ (Verlauf: $P_{S,C}^*$),
4. das Ergebnis der ASH verwendet (Verlauf: $P_{S,D}^*$),
5. ein unvollständiger Mittelwert zur vorläufigen Berechnung herangezogen.

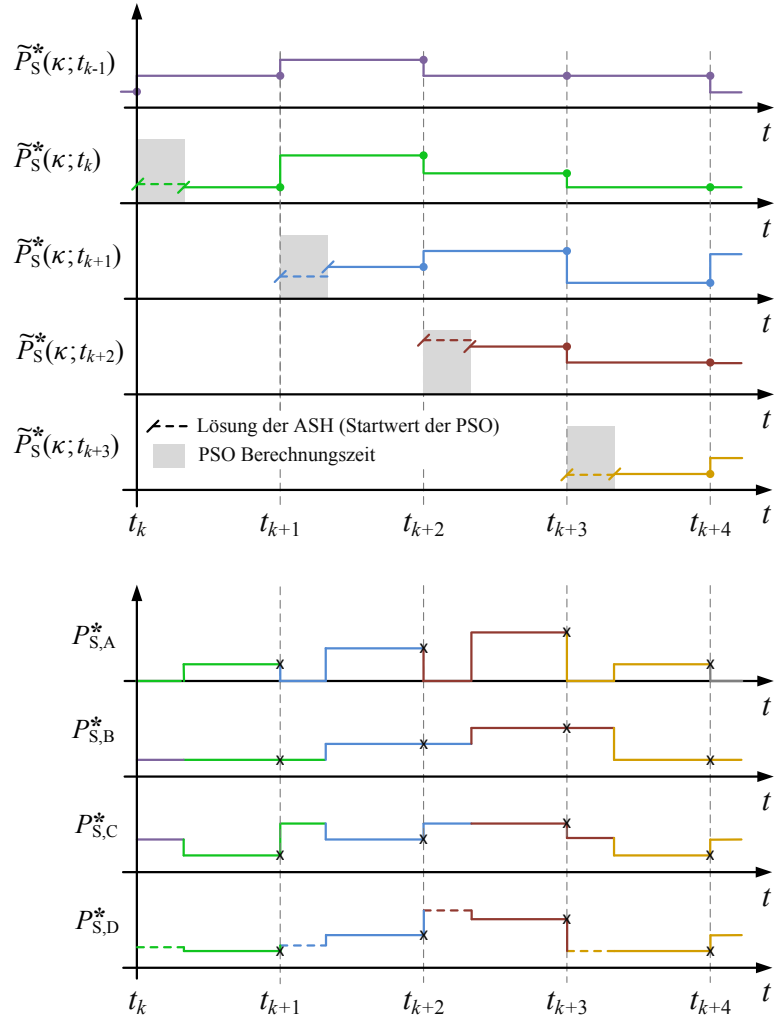


Abbildung 5.27: Verschiedene Möglichkeiten der Sollwertaktualisierung

Jede der Möglichkeiten bietet verschiedene Vorteile. *Möglichkeit 1* zeichnet sich dadurch aus, dass der einzustellende Mittelwert nicht in die falsche Richtung beeinflusst wird - also z. B. wenn der Speicher über das Intervall geladen werden soll, schließt diese Möglichkeit eine Entladung während der Berechnungszeit aus. Durch die Optionen der reflektorischen Regelung ist allerdings auch die Beeinflussung des einzustellenden Mittelwert in die falsche Richtung häufig ausgeschlossen. Nachteilig ist weiterhin, dass für die Einregelung des Leistungsmittelwerts in die richtige Richtung weniger Zeit zur Verfügung steht.

Möglichkeit 2 wurde aufgelistet, da ohne detaillierte Betrachtung der Thematik dies eine intuitive wählbare Möglichkeit ist. Diese Möglichkeit ist jedoch nur dann vorteilhaft, wenn sich die Sollwerte von Intervall zu Intervall kaum ändern, wovon allgemein nicht ausgegangen werden kann.

Ob *Möglichkeit 3* gewählt werden sollte, hängt davon ab, wie stark sich die Prädiktionsergebnisse von Intervall zu Intervall verändern. Bei idealer Prädiktion unterscheidet sich der Wert $\tilde{P}_S^*(\kappa = 2; t_{k-1})$ von $\tilde{P}_S^*(\kappa = 1; t_k)$ lediglich durch die Information des neu hinzukommenden Prädiktionswert am Ende der Prädiktion. Die dadurch hervorgerufenen Auswirkung machten sich in der Simulation nur geringfügig bemerkbar. Somit verbleiben vor allem stark unterschiedliche Prädiktionsergebnisse von Intervall zu Intervall als Fehlerursache bei dieser Möglichkeit.

Möglichkeit 4 sollte vor allem dann genutzt werden, wenn die Zielgewichtung auf maximalem, mittleren Speicherenergieinhalt ausgerichtet ist. Für den Fall $\varphi = [1 \ 0 \ 0]$ und ohne Beachtung äußerer Rahmenbedingungen (wie Preissignal und Einspeiselimit) ist von einem identischen Ergebnis auszugehen.

Zusätzlich zu diesen vier Möglichkeiten ist noch eine *fünfte Möglichkeit* zu nennen. Diese besteht darin, dass die MPC bereits 1-2 Minuten vor dem Intervallwechsel mit der Berechnung beginnt. Dabei wird der unvollständige Mittelwert des letzten Intervalls dem Prädiktionsverfahren innerhalb der Eingangsdaten übergeben. Geht man davon aus, dass dieser Mittelwert nur geringfügig vom endgültigen Mittelwert abweicht, weicht dann auch das Ergebnis nur wenig vom ansonsten zum Ende des Intervalls berechneten Ergebnis ab. Diese Möglichkeit kann zudem mit den zuvor genannten kombiniert werden - z. B. indem die MPC eine Minute vor dem Intervallwechsel gestartet wird und während der Berechnungszeit nach einer Minute eine der o.g. Möglichkeiten angewandt wird. Obwohl eine Validierung mit realen Daten aussteht, erscheint die Berechnungszeit der MPC durch die genannten Möglichkeiten hinnehmbar und wird im Weiteren nicht weiter beachtet.

5.3.8 Anwendung auf das Vergleichsbeispiel

Um die Ergebnisse der Mehrziel-NMPC mit mehrstufigem Optimierer (fortan MPC genannt) mit denen der bereits vorgestellten Betriebsstrategien zu vergleichen, wurde die MPC mit zwei festen Gewichtungen auf das Vergleichsbeispiel angewandt.

Für die erste Konfiguration (fortan MPC-K1 genannt) wurde die Zielgewichtung auf maximalem, mittleren Speicherenergieinhalt ausgerichtet und daher $\varphi = [1 \ 0 \ 0]$ gewählt. Abbildung 5.28 zeigt die entsprechenden Ergebnisse.

Für die zweite Konfiguration (fortan MPC-K2 genannt) wurde die Gewichtung stärker auf die Vermeidung von Speicherverlusten gelegt und $\varphi = [0,6 \ 0,4 \ 0]$ gewählt (Ergebnis in Abbildung 5.29 gezeigt).

Die Optionen der reflektorischen Regelung wurden für beide Konfigurationen zu $\Theta = [0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]$ gewählt. Dadurch wird eine weitere Beeinflussungsmöglichkeit aufgezeigt, denn durch diese Wahl der Optionen wird das Ergebnis der zweiten Konfiguration wie folgt geringfügig verändert: Der Entladevorgang wird, wie zu erwarten, mit reduzierter Leistung auf einen längeren Zeitraum aufgeteilt, um dadurch Speicherverluste zu reduzieren. Bei dem Ladevorgang wäre dies bei einer Wahl von

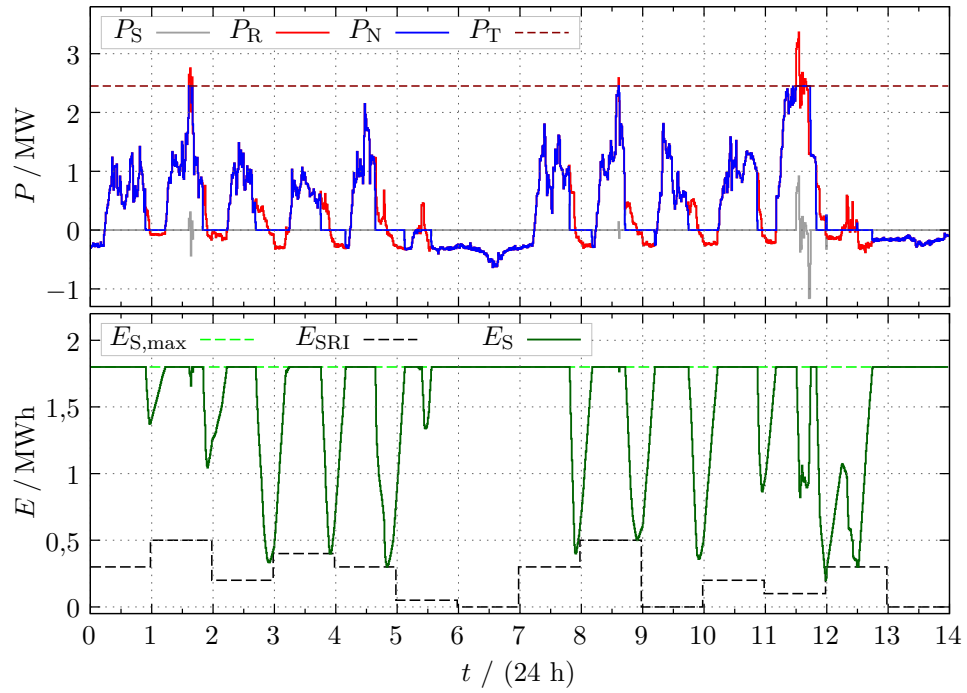


Abbildung 5.28: Beispielverläufe mit MPC-K1: $\varphi = [1 \ 0 \ 0]$

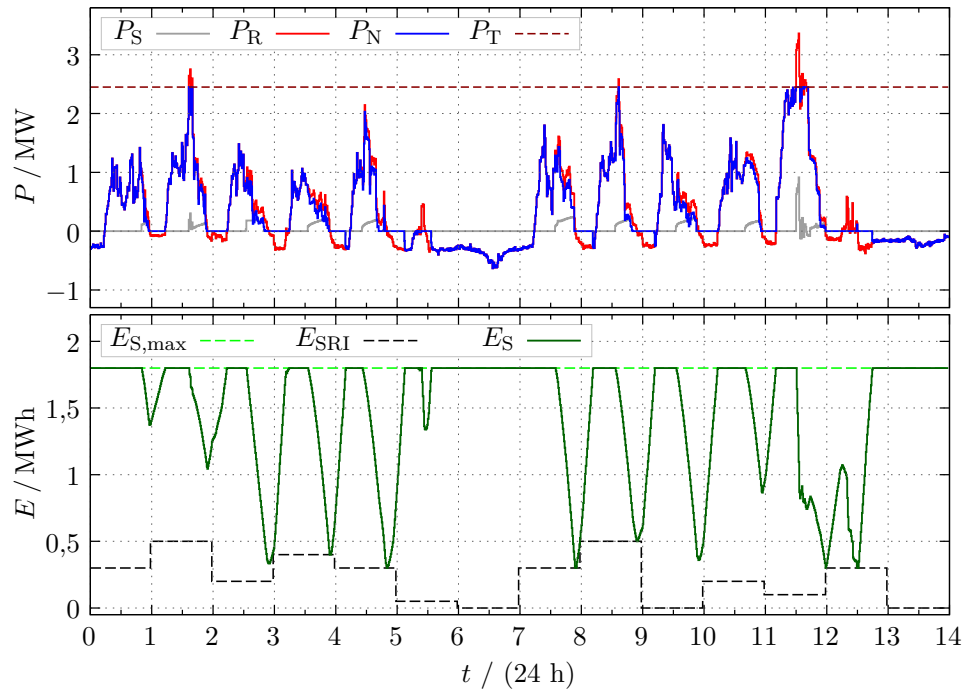


Abbildung 5.29: Beispielverläufe mit MPC-K2: $\varphi = [0,6 \ 0,4 \ 0]$

$\theta_{E3} = 0$ ebenfalls zu beobachten. Nun wird der Speicher aber stets bei negativer Residualleistung mit dem Betrag der Residualleistung geladen. Dies ist vor allem bei fehlerhafter Prädiktion von Interesse, um die maximale Eigenverbrauchssteigerung zu erreichen und sicherzustellen, dass der Speicher nach der Einspeiseperiode möglichst vollgeladen ist (wie in Kapitel 6 noch detaillierter thematisiert).

Der Vergleich der relativen Zielerreichung der MPC-Betriebsstrategien mit den zuvor beschriebenen Betriebsstrategien wird am Ende dieses Kapitels in einem Zwischenfazit gezeigt (Kapitel 5.4), zuvor wird noch die simultane Primärregelleistungsbereitstellung behandelt.

5.3.9 Kombination mit Primärregelleistungsbereitstellung

Die Bereitstellung von Primärregelleistung findet in der Ebene der reflektorischen Regelung statt. Der in dieser Arbeit genutzte Algorithmus ist in Kapitel 4.2 bereits ausführlich beschrieben worden. Das Ziel des Algorithmus ist die minimale Beeinflussung der ursprünglichen Betriebsstrategie.

An dieser Stelle werden anhand des Vergleichsbeispiels die Auswirkungen auf die Leistungsverläufe und den Speicherenergieinhaltsverlauf exemplarisch dargestellt. Da hierbei nur 15-Minuten-Mittelwerte betrachtet werden, wäre im Idealfall gar keine Auswirkung zu erkennen (da dann die PRL-Leistung über die 15-Minuten Intervalle mittelwertfrei wäre). Wie aber bereits in Kapitel 4.2 mit einer statistischen Auswertung gezeigt, ist dies aufgrund der begrenzten Freiheitsgrade bei der Primärregelleistungsbereitstellung nur in wenigen Intervallen möglich.

Um die Regularien der Primärregelleistungsbereitstellung bzgl. Reservekapazitäten zu erfüllen, sind zwei Schwellwerte E_{NBmin} und E_{NBmax} für die Unterteilung des Speicherenergieinhalts eingeführt worden. Diese Grenzen müssen so ausgelegt werden, dass 30 Minuten lang die maximale negative Regelleistung aufgenommen werden kann (der Speicher darf im Normalbetrieb also bis maximal E_{NBmax} geladen werden) sowie 30 Minuten lang die maximale positive Regelleistung abgegeben werden kann (der Speicher darf im Normalbetrieb also bis maximal E_{NBmin} entladen werden). Zwischen diesen Schwellwerten befindet sich somit der Handlungsspielraum für die ursprüngliche Betriebsstrategie.

Sollten die Grenzen durch den Abruf der Regelleistung dennoch unter- oder überschritten werden, müssen die Optionen der reflektorischen Regelung (zur Spitzenleistungsreduktion und Eigenverbrauchssteigerung) direkt abgeschaltet werden, damit der Energieinhalt nicht weiter vom Arbeitsbereich weg driftet.

Abbildung 5.30 zeigt das Ergebnis der Kombination aus MPC-K1-Betriebsstrategie und einer 1 MW Primärregelleistungsbereitstellung. Die Wahl der Speicherbereiche erfolgte bei diesem Beispiel wie folgt: Der Arbeitsbereich wurde, wie bei den bisher gezeigten Beispielen, zu 1,8 MWh gewählt. Für die Reservebereiche der Regelleistung wurden oberhalb und unterhalb des Arbeitsbereichs (AB) jeweils 0,7 MWh ergänzt.

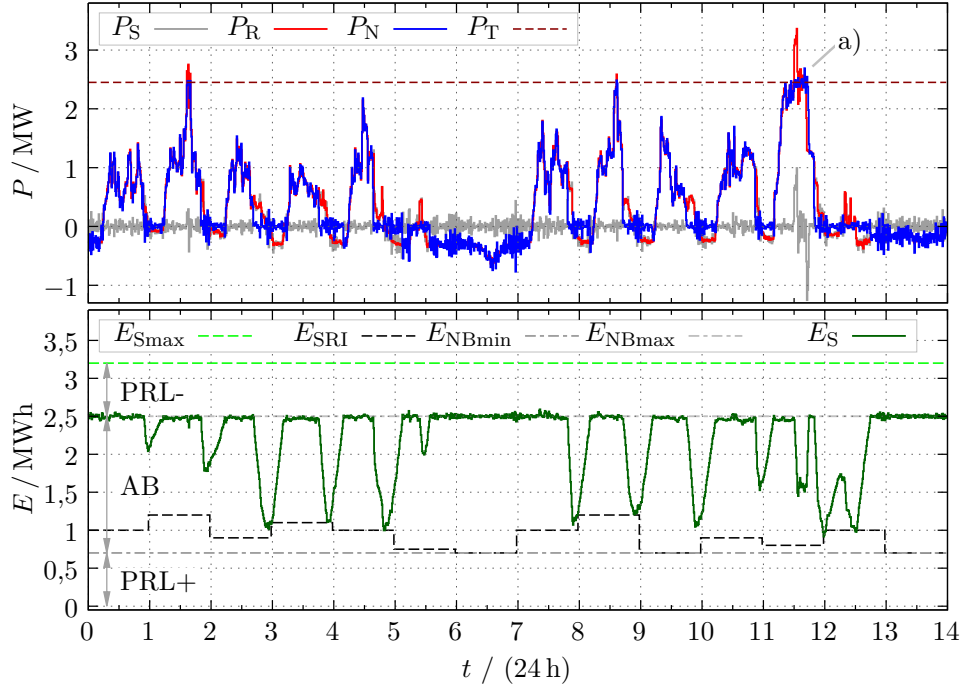


Abbildung 5.30: Kombination aus MPC-K1-Betriebsstrategie und einer 1 MW Primärregelbereitstellung (separate Speicherkapazitäts-Dimensionierung)

Im Vergleich mit den Ergebnissen der MPC-K1 ohne PRL-Bereitstellung (gezeigt in Abbildung 5.28) wird deutlich, dass der Verlauf des Speicherenergieinhalts nur geringfügig durch die PRL-Bereitstellung beeinflusst wird. Die Leistung am Netzanschlusspunkt hingegen zeigt deutliche Fluktuationen sowie eine Übertretung der Leistungsreduktionsschwelle (markiert mit "a" bei $t = 11,7 \cdot 24 \text{ h}$). Da diese Übertretung nachweislich durch die Bereitstellung der PRL auftritt, ist fraglich, ob dafür (in Zukunft) Netzentgelte gezahlt werden müssen (siehe [13, S. 97] und [172, S. 13]). Die Kostenersparnis der Spitzenleistungsreduktion bleibt ungeachtet dessen jedoch gleich, da ohne diesen Aspekt die Leistung am NAP durch die PRL-Bereitstellung noch über die Residualleistung hinaus erhöht würde.

Um die benötigte Speicherkapazität zu reduzieren, ist es naheliegend, den Reservebereich für positive Regelleistung (PRL+) und die Speicherreserve für den Inselnetzbetrieb (SRI) zu überlagern, da während eines Netzausfalls auch keine Regelleistung erbracht werden kann. Das Ergebnis ist in Abbildung 5.31 gezeigt. Es gilt dann natürlich der jeweils höhere Reservebedarf; an der Stelle "b)" bei $t = 7 \cdot 24 \text{ h}$ wurde der Verlauf von E_{SRI} erhöht, um dies deutlich zu machen.

Eine weitere Reduktion der benötigten Speicherkapazität lässt sich durch die in Kapitel 4.2.1 beschriebene Kombination mit einer Elektroheizung (einfaches Lastmanagement) erreichen. Hierbei entfällt der Reservebereich für negative Regelleistung (PRL-), da diese Energie mittels Elektroheizung einem Wärmeversorgungsnetz zugeführt wird. Das Ergebnis ist in Abbildung 5.32 gezeigt.

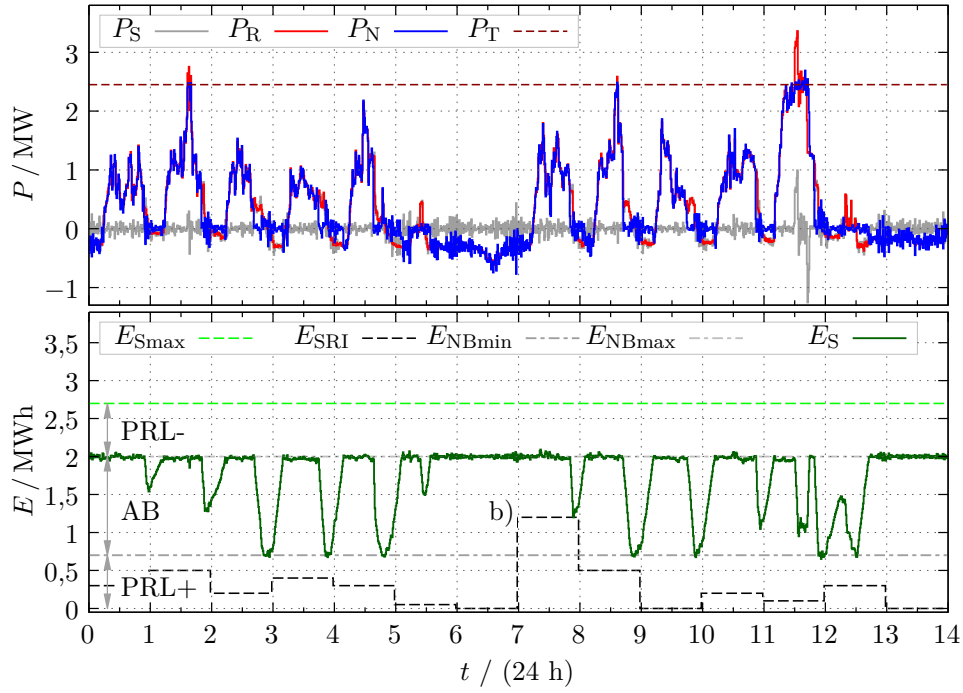


Abbildung 5.31: Kombination aus MPC-K1-Betriebsstrategie und einer 1 MW Primärregelleistungsbereitstellung (überlagerte Speicherkapazitäts-Dimensionierung)

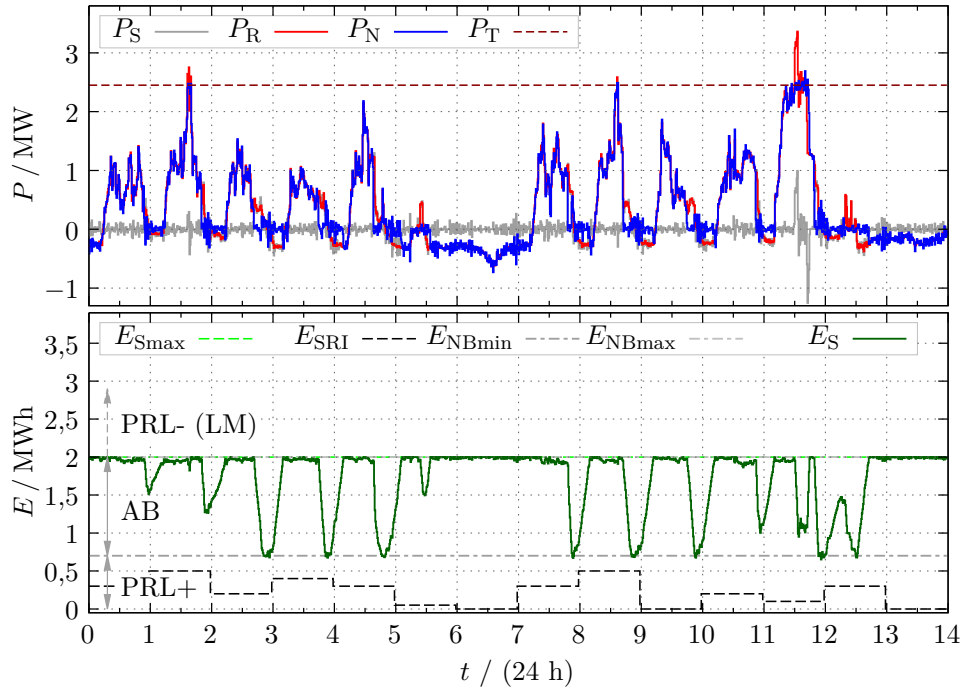


Abbildung 5.32: Kombination aus MPC-K1-Betriebsstrategie und einer 1 MW Primärregelleistungsbereitstellung mit überlagelter Speicherkapazitäts-Dimensionierung und Lastmanagement (LM)

5.4 Zwischenfazit

Die MPC stellt die mit Abstand aufwendigste der vorgestellten Betriebsführungsmethoden dar. Hierfür ist ein komplexes Optimierungsproblem auf bewegtem Horizont zu lösen und es wird eine Prädiktion der Residualleistung (Kapitel 6) sowie ein Speichermodell benötigt. Dafür ist die MPC sehr flexibel auf äußere Rahmenbedingungen einstellbar, die Nebenzielprioritäten können gewichtet werden und im betrachteten Beispiel weist die MPC das höchste Potenzial zum simultanen Erreichen der Hauptziele auf (siehe Abbildung 5.33).

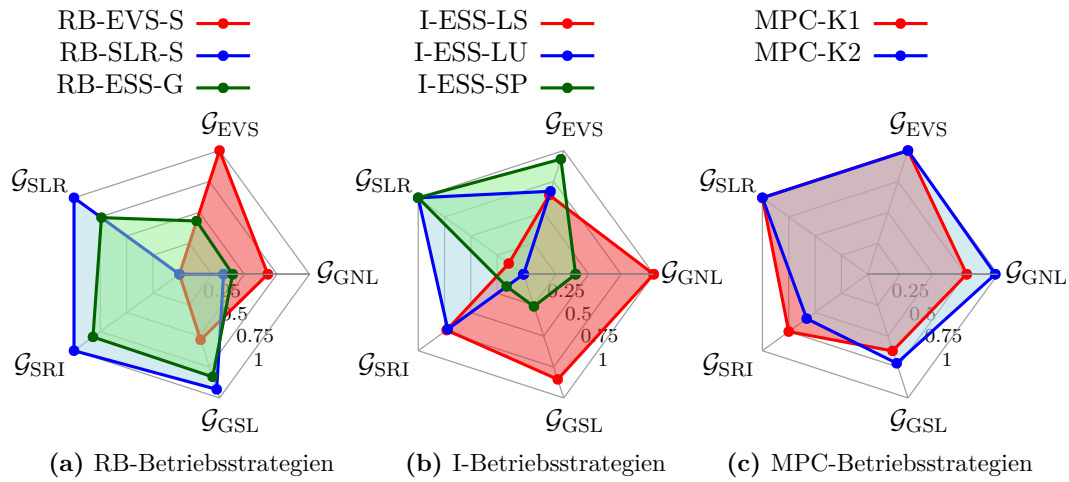


Abbildung 5.33: Relative Zielerreichung der Regelbasierten-, Individuellen- und modellprädiktiven-Betriebsstrategien

Es bleibt festzuhalten, dass die Hauptziele Spitzenleistungsreduktion und Eigenverbrauchssteigerung kombiniert werden können; bei idealer Prädiktion können die beiden Ziele mit der MPC-Betriebsstrategie sogar so kombiniert werden, dass theoretisch in beiderlei Hinsicht keinerlei Nachteile gegenüber den separaten Betriebsstrategien in Kauf zu nehmen sind. Bei nicht idealer Prädiktion kann dies im Allgemeinen nicht vorausgesetzt werden, was im nächsten Kapitel ausführlich behandelt wird.

Diese Erkenntnisse beruhen auf dem verwendeten Stichprobenumfang. Eine Erprobung auf breiterer Datenbasis steht aus.

Kapitel 6

Auswertung und Prädiktion von Residualleistungsverläufen

Dieses Kapitel widmet sich der Prädiktion, der Auswertung und der Visualisierung von Residualleistungsverläufen. Dazu werden Beispielverläufe von vier unterschiedlichen Firmen herangezogen, wobei die *Firma A* fokussiert betrachtet wird und die weiteren fallweise als ergänzende Beispiele dienen.

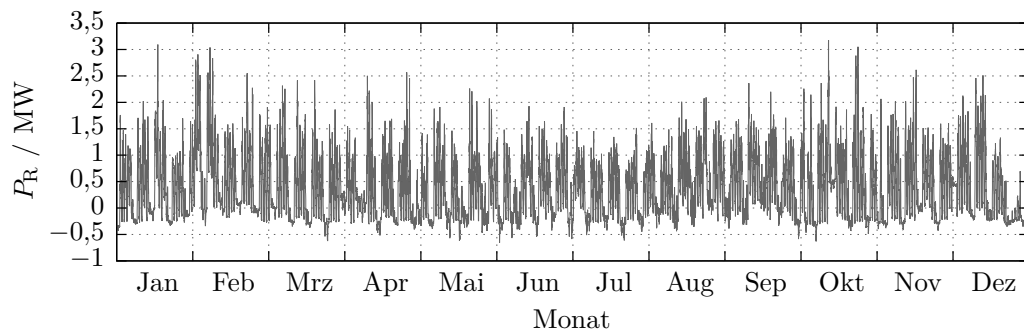
Im ersten Teil werden unterschiedliche Möglichkeiten der Auswertung und Visualisierung von Residualleistungsverläufen gezeigt, die helfen den jeweils vorliegenden Fall zu beurteilen. Darauf aufbauend wird die Prädiktion des Residualleistungsverlaufs mit unterschiedlichen Methoden thematisiert, dessen Bedarf und Anwendung bereits in Kapitel 5 beschrieben wurde. Hauptaugenmerk wurde dabei auf microgrid-spezifische Konfigurationen von etablierten Methoden gelegt - nicht auf Neu- oder Weiterentwicklung von Prädiktionsmethoden.

In ähnlicher Weise wird eine ereignisorientierte Prädiktion vorgestellt, welche mit einem binären Ausgabewert vor dem Eintreten von Leistungsspitzen der Residualleistung warnt. Auch hierbei werden verschiedene Methoden verglichen und es stehen die microgrid-spezifischen Besonderheiten im Fokus.

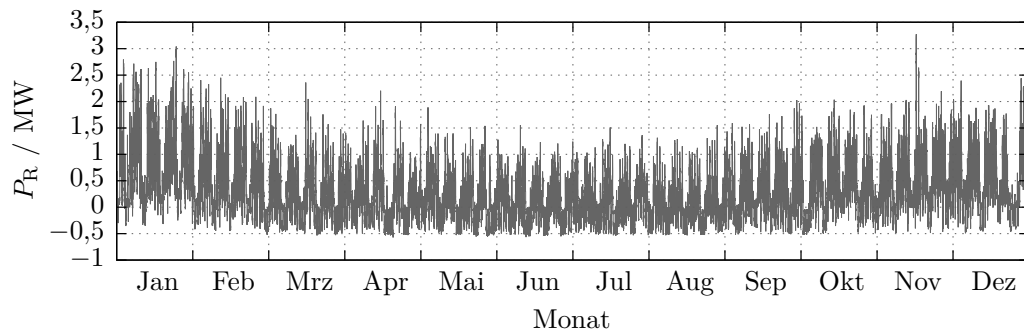
Zu den Themen in diesem Kapitel wurden im Kontext dieser Arbeit vier Abschlussarbeiten betreut (siehe [A3],[A5],[A9] und [A10]) sowie drei Konferenzbeiträge verfasst (siehe [E2], [E3] und [E7]).

6.1 Szenarien

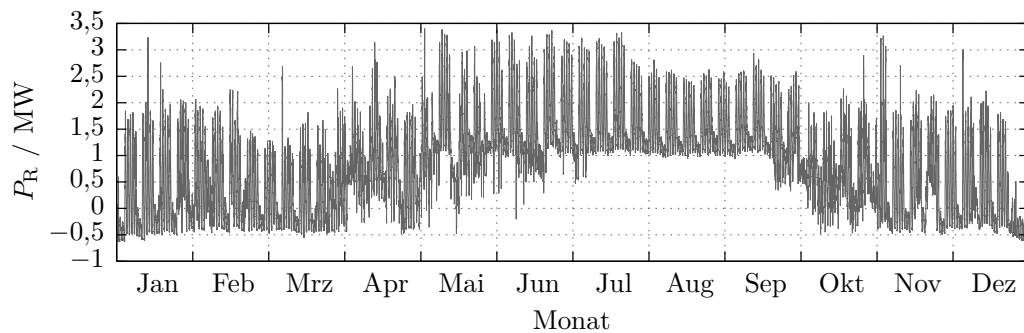
Im Folgenden werden Residualleistungsverläufe von vier Unternehmen eingeführt, welche auch zur späteren Kosten-Wirksamkeits-Analyse (Kapitel 7) herangezogen werden. Der Leistungsverlauf der *Firma A* wurde bereits in Kapitel 5 als Fallbeispiel verwendet und wird im Weiteren als primäres Beispiel dienen. Es handelt sich um eine Firma aus dem Bereich der Investitionsgüterindustrie (insbesondere



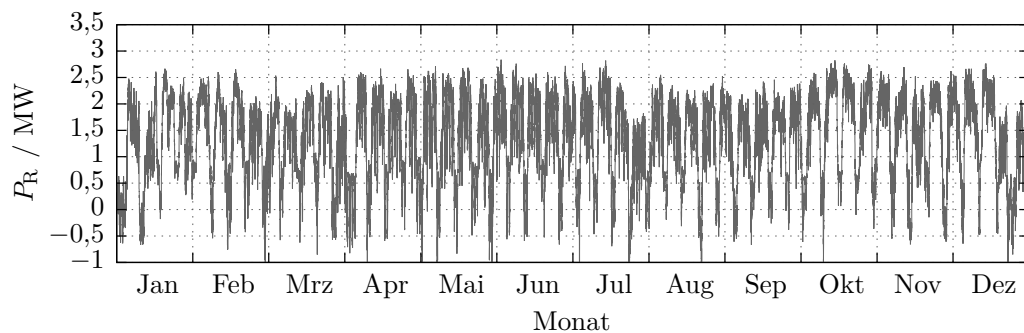
(a) Firma A: Residualleistung beinhaltet Lasten, BHKW und PV-Anlage



(b) Firma B: Residualleistung beinhaltet Lasten, BHKW und PV-Anlage



(c) Firma C: Residualleistung beinhaltet Lasten, BHKW



(d) Firma D: Residualleistung beinhaltet Lasten, Wind- und PV-Anlage

Abbildung 6.1: Eingangsdaten der unterschiedlichen Firmen (Residualleistungsverläufe über jeweils ein Jahr)

Elektroindustrie) mit PV-Anlage und BHKW (der Residualleistungsverlauf eines Jahres ist in Abbildung 6.1 a dargestellt). Bei *Firma B* handelt sich um eine Firma aus dem Bereich der Investitionsgüterindustrie (insbesondere Maschinenbau und Metallwarenindustrie), mit PV-Anlage und BHKW (der Residualleistungsverlauf eines Jahres ist in Abbildung 6.1 b dargestellt). Bei *Firma C* handelt sich um eine Bildungs- und Forschungseinrichtung, die nur BHKWs (welche im Sommer ausgeschaltet werden) betreibt (der Residualleistungsverlauf eines Jahres ist in Abbildung 6.1 c dargestellt). Bei *Firma D* handelt sich um eine Firma aus dem Bereich der Nahrungs- und Genussmittelindustrie mit Windkraft- und PV-Anlage (der Residualleistungsverlauf eines Jahres ist in Abbildung 6.1 d dargestellt).

Keine der Firmen betrieb während der Messdatenaufnahme ein Speichersystem, daher entspricht die Netzanschlussleistung der Residualleistung. Alle Leistungsverläufe basieren auf realen Messungen, die aufgrund von Datenschutzvereinbarungen und besserer Vergleichbarkeit auf ähnliche Wertebereiche skaliert wurden.

6.2 Vorauswertung von Leistungsdaten

Um die individuellen Leistungsverläufe besser einschätzen zu können, gibt es verschiedene Auswertemöglichkeiten. Zunächst ist es naheliegend einige *Kenngrößen* zu berechnen wie den maximal Wert $\max(P_R)$, den minimal Wert $\min(P_R)$, den Mittelwert \bar{P}_R , die positiv gezählte Arbeit W_{Rp} , die negativ gezählte Arbeit W_{Rn} und die Benutzungsstunden T_{BS} . Tabelle 6.1 listet diese Kennwerte für die vier betrachteten Firmen auf.

Tabelle 6.1: Kenngrößen der unterschiedlichen Leistungsverläufe

Kenngröße	Firma A	Firma B	Firma C	Firma D
$\max(P_R)$ / MW	3,29	3,28	3,31	3,26
$\min(P_R)$ / MW	-0,66	-0,57	-0,32	-0,97
\bar{P}_R / MW	0,38	0,28	0,98	1,8
W_{Rp} / GWh	3,98	3,1	8,72	15,77
W_{Rn} / GWh	-0,66	-0,6	-0,11	-0,02
T_{BS} / h	1210	945	2634	4837

Die Häufigkeit unterschiedlicher Leistungsbereiche kann mit einem *Histogramm* dargestellt werden. Zur Erstellung des Histogramms müssen die Daten quantisiert werden (Einteilung in Leistungsklassen). Die Klassenbreite sowie ein Ursprung der Klassifizierung muss empirisch gewählt werden. Abbildung 6.2 zeigt die Histogramme der Leistungsmessung über ein Jahr von Firma A und Firma D. Hierbei wurde die

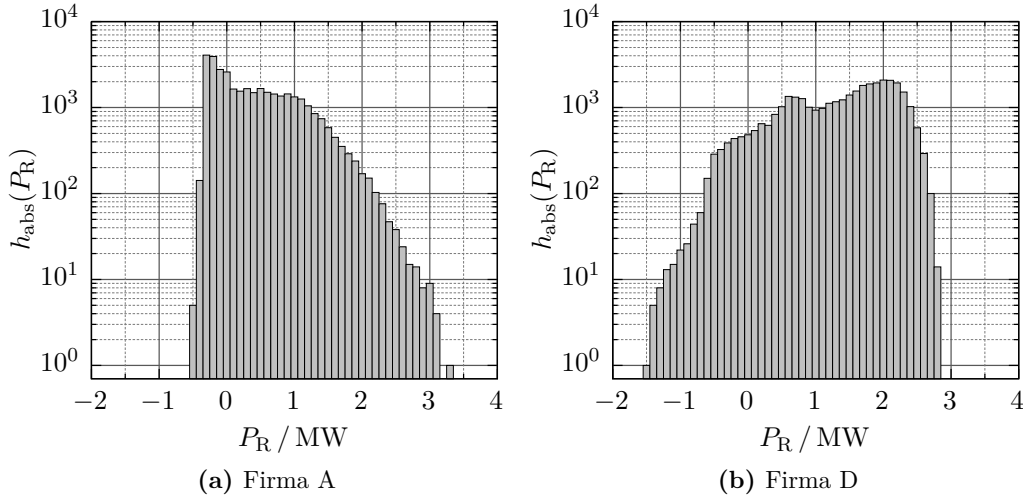


Abbildung 6.2: Histogramme der Residualleistung (absolute Häufigkeit)

Klassenbreite auf 100 kW (ca. 1/50 des Leistungsbereiches) gewählt. Der Ursprung wurde mit -50 kW symmetrisch zum Nullpunkt gewählt.

Es fällt auf, dass sich die Verteilung der aufgetretenen Leistung beider Firmen sehr unterschiedlich darstellt. Während bei Firma A die Häufigkeit höherer Leistungen ab 1 MW stark abfällt (selten auftretende Bezugs-Leistungsspitzen), erkennt man bei Firma D, dass gerade Leistungen um 2 MW sehr häufig gemessen wurden. Weiterhin wird bei Firma A häufig mit Leistungen bis 350 kW ins öffentliche Versorgungsnetz eingespeist, wohingegen sich bei Firma D die Häufigkeit der Einspeisungleistung mit steigendem Wert nach und nach verringert, bis hin zu sehr selten auftretenden Einspeiseleistungsspitzen bei 1,5 MW. Ein Nachteil dieser Darstellungen ist, dass das Abzählen der Leistungsmesswerte in den jeweiligen Klassen keine Aussage über die Abfolge zulässt. Ein einmaliges langes Auftreten einer Leistung kann zum gleichen Ergebnis führen wie das mehrmalige kurze Auftreten.

Ein genaueren Einblick zur Abfolge liefert die *Leistungs-Zeitdauer-Analyse*. Hierbei werden Mittelungen über verschiedene Fensterbreiten Δt durchgeführt und der jeweilige Maximal- und Minimalmittelwert bestimmt (vgl. [173]). Der Maximalmittelwert $\bar{P}_{R\uparrow}$ wird in folgender Weise bestimmt:

$$\bar{P}_{R\uparrow}(\Delta t) = \max_{k_0} \left(\frac{T_M}{\Delta t} \sum_{k=k_0}^{k_0 + \Delta t/T_M} P_R(t_k) \right), \quad k_0 \in \mathbb{N}^+ | k_0 \leq (K_B - \Delta t/T_M) \quad (6.1)$$

Der Wert $\bar{P}_{R\uparrow}(\Delta t)$ gibt also für ein gegebenes Zeitintervall Δt die jeweils höchste aufgetretene Durchschnittsleistung an, wobei Δt natürlich nur ganzzahlige vielfache von T_M bis maximal der gesamten Messdauer annehmen kann. Die Grenzwerte $\bar{P}_{R\uparrow}(T_M)$ und $\bar{P}_{R\uparrow}(T_M \cdot K_B)$ ergeben sich zum Maximal- bzw. zum Mittelwert. Der Minimalmittelwert $\bar{P}_{R\downarrow}$ wird entsprechend mit dem niedrigsten gefundenen Mittelwert bestimmt.

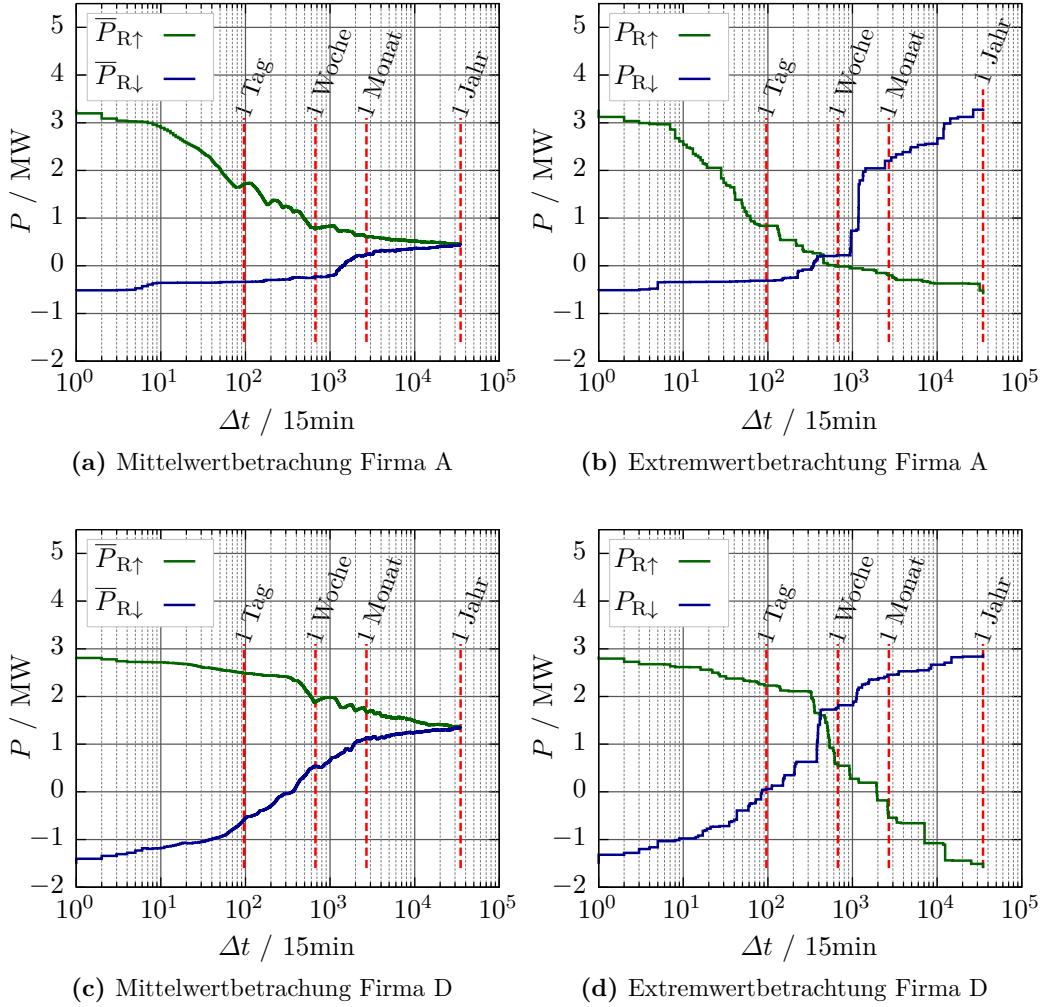


Abbildung 6.3: Leistungs-Zeitdauer-Analysen von P_R der Firmen A und D

In recht ähnlicher Weise können jedoch nicht nur Mittelwerte dargestellt werden, sondern z. B. auch die Leistungen die mindestens oder maximal über die gesamte jeweilige Fensterbreite Δt gemessen wurden. Der Höchstwert der Minima $P_{R\uparrow}$ zeigt an, wie lange die jeweilige Leistung durchgehend mindestens gemessen wurde:

$$P_{R\uparrow}(\Delta t) = \max_{k_0} \left[\min \left(P_R(t_{k_0}), \dots, P_R(t_{k_0 + \Delta t / T_M}) \right) \right], \quad \Delta t = T_M, 2 \cdot T_M, \dots \quad (6.2)$$

Das Minimum der Maximalwerte wird entsprechend mit Umkehrung der "min" und "max" Funktionen ermittelt und zeigt an, wie lange die jeweilige Leistung durchgehend unterschritten bzw. gemessen wurde. Die Ergebnisse werden für Firma A und D in Abbildung 6.3 gezeigt. Aus diesen Diagrammen können einige Erkenntnisse gewonnen werden. Beispielsweise erkennt man aus den Extremwertbetrachtungen (Abbildung 6.3 b,d), dass trotz ähnlicher Maximalleistungen (bei

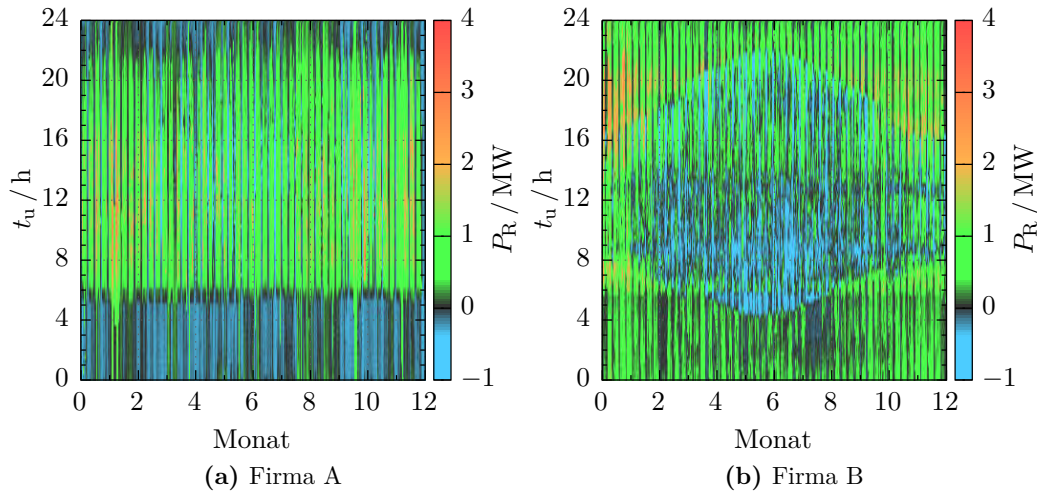


Abbildung 6.4: Rasterdiagramme der Residualleistung

ca. 3 MW) die 2 MW Leistungsschwelle bei Firma A gerade einmal drei Stunden, bei Firma D hingegen mehr als drei Tage durchgängig überschritten wurden. Beide Analysen lassen sich dabei als Worst-Case-Analyse verstehen, bei den Mittelwertbetrachtungen können jedoch auch Energiemengen abgeschätzt werden. So kann beispielsweise erkannt werden, dass bei Firma D Einspeiseleistungen über 1 MW dauerhaft maximal 2,5 Stunden am Stück vorlagen (Abbildung 6.3 d), die mittlere Leistung aber bis zu 10 Stunden unter diese Schwelle lag (Abbildung 6.3 c).

Ein Nachteil dieser Darstellungen ist, dass keine Aussagen über den zeitlichen Verlauf der Leistung, bzw. über das Auftreten der entsprechenden Leistungen getroffen werden kann. Aus diesem Grund, haben sich sog. *Rasterdiagramme* zur Darstellung von Leistungsverläufen etabliert, welche vor allem eine gute Übersicht zu saisonalen Veränderungen bieten. Hierbei werden die Leistungsverläufe in einzelne Tage unterteilt und dreidimensional dargestellt. Abbildung 6.4 zeigt die Rasterdiagramme der Leistungsmessung über ein Jahr von Firma A und Firma B. Nun wird deutlich, dass bei Firma A ab 6 Uhr morgens der Leistungsbedarf deutlich ansteigt (Arbeitsbeginn), bei Firma B hingegen wird auch Nachts (zumindest innerhalb der Wochen) Leistung abgerufen (hohe Grundlast). Weiterhin wird bei Firma B der Einfluss der PV-Anlage in Abhängigkeit der Jahreszeit sehr deutlich (vgl. dazu auch Abbildung 3.6), während bei Firma A keine deutliche Jahreszeitabhängigkeit des Leistungsverlaufs auffällt. Muster im Tages- und Wochenzyklus im Leistungsverlauf sind bei dieser Darstellung jedoch nur schwer zu erkennen und z. B. Spitzenleistungen werden kaum sichtbar.

Um Muster des Leistungsverlauf im Tages- und Wochenzyklus besser darzustellen, wurde eine weitere Darstellungsart gewählt, welche gewissermaßen die zuvor vorgestellten Darstellungsarten kombiniert. Die Grundidee besteht darin, dass zu unterschiedlichen Uhrzeiten die Auftrittshäufigkeit der Leistung über die gesamte

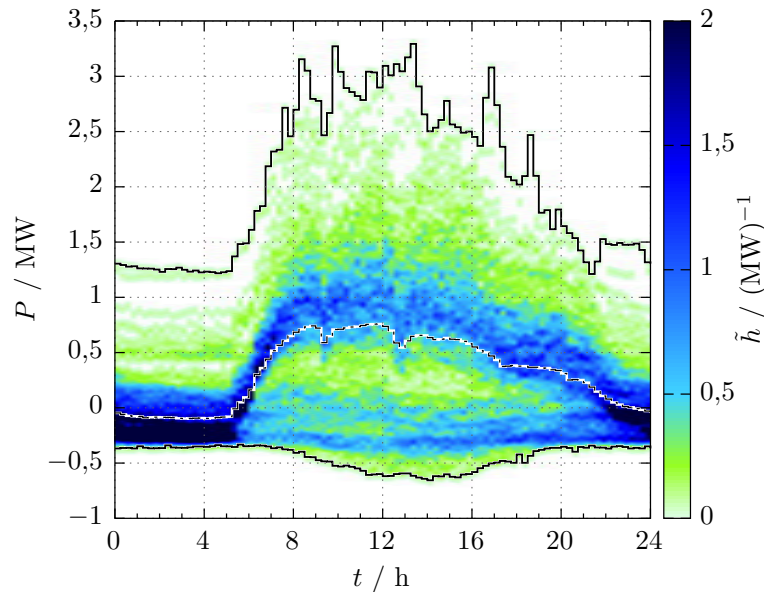
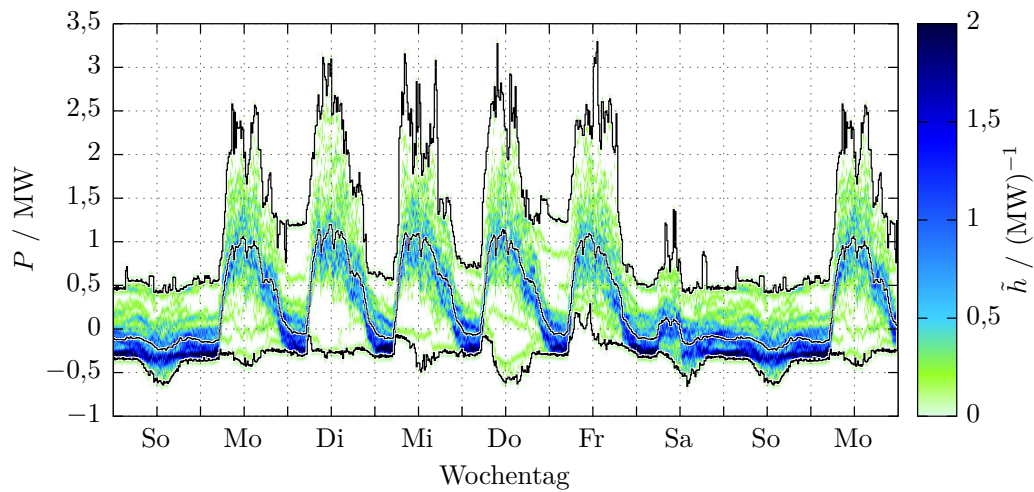


Abbildung 6.5: Statistisches Tages-Leistungsprofil der Firma A

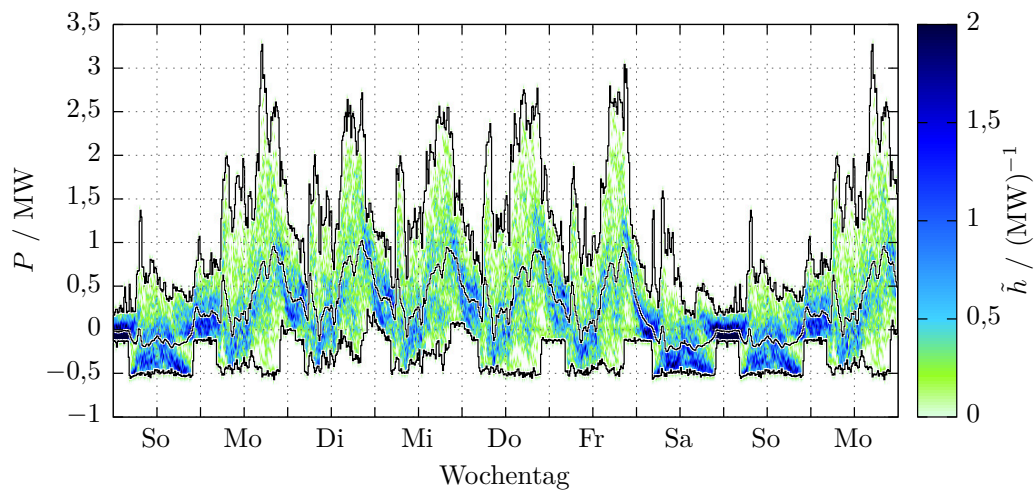
Messung modelliert wird. Für diese Modellierung wurden allerdings keine Histogramme, sondern Kerndichteschätzer verwendet, was ausführlich in der eigenen Veröffentlichung [E3] beschrieben wurde.

Für die Visualisierung von Tagesmustern resultieren im 15-Minuten-Zeitraster somit 95 Dichtefunktionen. Das Ergebnis, *statistisches Leistungsprofil* genannt, ist für Firma A in Abbildung 6.5 gezeigt. Hierbei werden nun, im Vergleich zu den bislang betrachteten Auswertungen, verschiedene Details sichtbar, z. B.: der Einfluss der PV-Anlage zwischen 8:00 und 19:00 Uhr, welcher sich jedoch nur selten ausprägt. Weiterhin ist gut zu erkennen, dass hohe Leistungen selten abgerufen werden, wenn aber dann zwischen ca. 7:00 und 19:00 Uhr. Durch den BHKW-Betrieb können vor allem nachts negative Residualleistungen von bis zu -400 kW beobachtet werden. Auch die Pausen-Zeiten um 9:00 und 12:30 Uhr sind deutlich sichtbar. Es ist jedoch generell zu bedenken, dass bei dieser Darstellung keine Aussage über die zeitliche Abfolge einzelner Leistungs-Tagesverläufe getroffen werden kann, selbst wenn es naheliegend erscheint, dass viele Verläufe den dunkelblauen Pfaden folgen könnten. Zusätzlich zu den geschätzten Wahrscheinlichkeitsdichten wurden in dem Diagramm auch die jeweiligen Maximal- und Minimalwerte sowie der Scharmittelwert eingetragen.

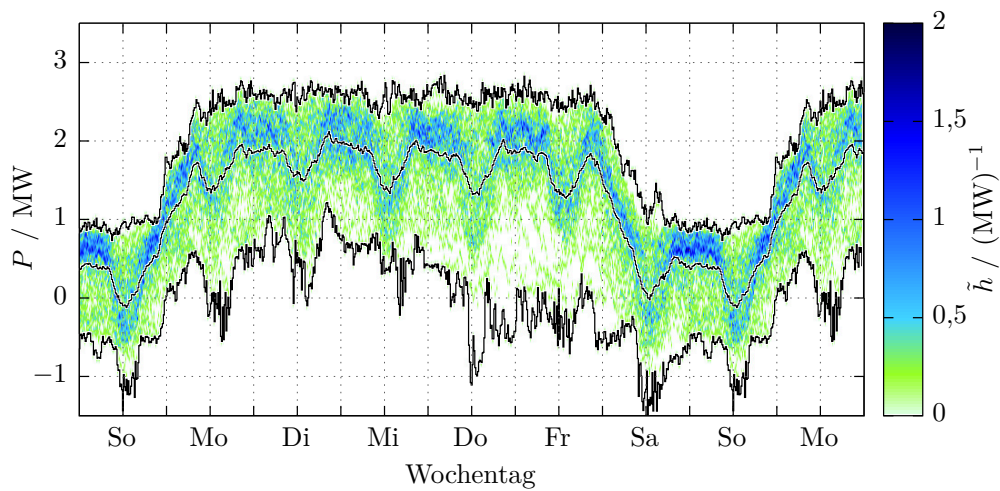
Neben der Visualisierung von Tagesmustern sind vor allem auch Wochenmuster von Interesse. Zu deren Erstellung wird in gleicher Weise vorgegangen, nun resultieren im 15-Minuten-Zeitraster jedoch 671 Dichtefunktionen. Die Ergebnisse für die Firmen A,B und D sind in Abbildung 6.6 gezeigt. Nun wird deutlich, dass bei allen drei Firmen an Samstagen und Sonntagen ein deutlich reduzierter Leistungsbedarf



(a) Statistisches Wochen-Leistungsprofil (Residualleistung, Firma A)



(b) Statistisches Wochen-Leistungsprofil (Residualleistung, Firma B)



(c) Statistisches Wochen-Leistungsprofil (Residualleistung, Firma D)

Abbildung 6.6: Beispiele zu statistischen Wochen-Leistungsprofilen

herrscht. Bei Firma D fällt auf, dass es durch den dort angewandten Dreischichtbetrieb, von montags bis freitags auch nachts zu hohen Residualleistungen kommt. Die teils hohen Einspeiseleistungen entstehen durch die Windkraftanlage. Es ist zu beachten, dass die Diagramme auf Basis der Messdaten eines Jahres entstanden sind, saisonale Abhängigkeiten können jedoch berücksichtigt werden, indem z. B. für jede Jahreszeit ein separates Diagramm erstellt wird.

In Vorbereitung auf die Prädiktion der Residualleistung sei an dieser Stelle erwähnt, dass der gemessene Leistungsverlauf als Zeitreihe bzw. als *eine* Realisierung eines stochastischen Prozesses angesehen werden kann (vgl. [174, S. 15]).

Zur Beschreibung der Zeitreihe können die sogenannten Momente der Zeitreihe empirisch ermittelt werden. Nach [175, S. 7] ist die Berechnung dieser Größen jedoch nur für stationäre Reihen sinnvoll, welche nach [175, S. 4], grob gesprochen, keine systematischen Veränderungen im Gesamtbild aufweisen (wie z. B. saisonale Schwankungen oder einen Trend). Dies ist leicht nachvollziehbar, denn weist eine Zeitreihe einen deutlichen Trend auf (wie z. B. die in der Einleitung gezeigten Verläufe in Abbildungen 1.1, 1.2 und 1.3), ist es beispielsweise wenig sinnvoll, einen Mittelwert zu berechnen und diesen für die Zukunft vorauszusetzen.

Nach [175, S. 4] erfolgt die praktische Überprüfung dieser Stationaritätsannahme durch Zerlegung der beobachteten Reihe in nicht zu kurze Segmente, für die dann verschiedene empirische Momente einzeln berechnet werden – weichen die Kennzahlen nicht zu stark voneinander ab, kann Stationarität angenommen werden¹. Wie weiterhin in [176, S. 14] beschrieben, liegt keine Stationarität vor, wenn die Reihe einen Trend, eine Saisonalkomponente oder eine mit dem Niveau ansteigende Varianz aufweist. Dies ist bei den Residualleistungen in keinem Fall ausgeschlossen und daher kann nicht ohne Weiteres von einer stationären Reihe ausgegangen werden.

Nach [176, S. 17] basiert die weitere Analyse solcher Zeitreihen auf der Vorstellung, dass sich die Zeitreihe aus unterschiedlichen Komponenten zusammensetzt. Zu den Komponenten von Zeitreihen gehören der Trend, saisonale und/oder zyklische Schwankungen und zufällige Einflüsse (auch Störterm oder Rauschen genannt). Im Weiteren kann dann durch eine Trend- und Saisonbereinigung versucht werden, die Zeitreihe in eine stationäre Zeitreihe zu überführen. Für Reihen, deren Streuung mit dem Niveau der Reihe steigt, werden in [176, S. 27ff] nichtlineare Transformationen der Zeitreihenwerte empfohlen, z. B. die logarithmische Box-Cox-Transformationen.

Zunächst soll diese Thematik jedoch nicht vertieft werden und erst einmal die Stationarität der Zeitreihe nicht in Frage gestellt werden. Die betrachtete Prädiktion zielt nicht darauf ab, die Residualleistung mehrere Monate oder gar Jahre in die Zukunft zu präzisieren, sondern lediglich im Bereich von ca. 10 bis 30 Stunden. Es

¹ Für die verschiedenartigen Definitionen bezüglich Stationarität sei auf [175, S. 100ff] verwiesen.

wird daher davon ausgegangen, dass sich mögliche Trends und Saisonalkomponenten nur sehr gering auf diese Zeitspannen auswirken. Auf sinnvolle Vorverarbeitungen der Zeitreihe wird mit Bezug hierauf noch eingegangen.

Vorab sei an dieser Stelle eine Analysemöglichkeit von Zeitreihen genannt, die insbesondere zur Ermittlung von Periodizitäten häufig genutzt wird – die Autokorrelationsfunktion (AKF). Die AKF gibt an, wieviel Ähnlichkeit die um die Zeit τ verschobene Zeitreihe mit der ursprünglichen Zeitreihe aufweist. Da die unverschobene Messreihe maximale Ähnlichkeit mit sich selbst aufweist, ist die Autokorrelation folglich bei $\tau = 0$ maximal. Die empirischen AKFs für die Residualleistungsverläufe der Firmen A und D wurden mit

$$\tilde{\phi}_{\text{AKF}}(\tau) = \frac{\sum_{k=1}^{K_B - \tau/T_M} \left[(P_R(t_k + \tau) - \bar{P}_R) \cdot (P_R(t_k) - \bar{P}_R) \right]}{\sum_{k=1}^{K_B - \tau/T_M} (P_R(t_k) - \bar{P}_R)^2}, \quad \tau/T_M = 0, 1, \dots \quad (6.3)$$

berechnet (vgl. [175, S. 13]), wobei K_B hier die Anzahl der Messwerte eines Jahres und \bar{P}_R den zeitlichen Mittelwert der Residualleistung über ein Jahr bezeichnet. Die Ergebnisse (Abbildung 6.7) sind jedoch mit Vorsicht zu interpretieren, da dafür die Bedingung eines stationären Prozesses erfüllt sein muss. Dennoch, bei Firma A sind positive Ausschläge nach jeweils 24 Stunden und starke positive Ausschläge nach jeweils 7 Tagen zu erkennen. Bei Firma D sind hingegen nur starke positive Ausschläge nach jeweils 7 Tagen zu erkennen. Dies ist mit dem Vorwissen über die Zeitreihen nachvollziehbar (vgl. Abbildung 6.6). Die AKF der Firma A wird in diesem Kapitel noch für Vergleiche bzw. für die Einschätzung der Prädiktionsgüte dienen.

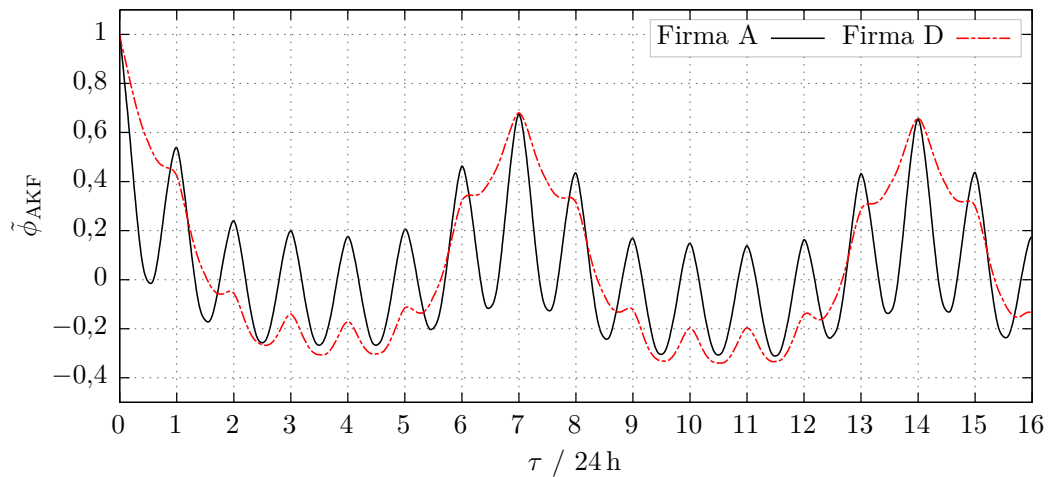


Abbildung 6.7: Autokorrelationsfunktionen der Leistungsverläufe von Firma A und D

6.3 Prädiktion des Residualleistungsverlaufs

In Kapitel 5.3 wurde die Funktionsweise von MPC-basierten Betriebsstrategien ausführlich beschrieben. Ein wichtiger Bestandteil dieser Betriebsstrategien ist die Prädiktion der Residualleistung. Bislang wurde diese Prädiktion als ideal angenommen, was nun um die Beschreibung von kausalen Varianten ergänzt wird.

Es gibt viele verschiedene Auswahlmöglichkeiten bei der Residualleistungsprädiktion: bei der Wahl der zu betrachtenden Leistungs-Messpunkte (Eingangsdaten), bei der Wahl der Prädiktionsmethode und bei der Wahl der auszuwertenden Gütekriterien. Zunächst stellt sich die Frage, welche Leistungs-Messpunkte als Grundlage für die Prädiktion herangezogen werden soll. Da die Residualleistung für Betrachtungen im Microgrid stets eine virtuelle Größe ist¹, kann diese nur durch Berechnung und nicht durch direkte Messung ermittelt werden. Die Residualleistung kann unterschiedlich bestimmt werden:

$$P_R = P_N + P_S = P_L - P_E, \quad (6.4)$$

wobei die Lastsummenleistung P_L und die Erzeugersummenleistung P_E i. d. R. ebenfalls virtuelle Größen sind und sich weiter aufspalten lassen.

Die *netzseitige Residualleistungsprädiktion* ist die Prädiktionvariante mit dem geringsten Aufwand, da hierbei nur die Netzanschlusspunktleistung P_N prädiiziert wird und die Leistung des Speichersystems P_S aus den Eingangsdaten herausgerechnet wird bzw. für den prädiizierten Verlauf der Residualleistung zu Null angenommen wird. Das Prinzip der netzseitigen Residualleistungsprädiktion ist in Abbildung 6.8² dargestellt. Neben dem geringen Aufwand ist bei dieser Variante von Vorteil, dass sie generell angewandt werden kann und unabhängig von der speziellen Konfiguration des Microgrids bzw. dessen Zusammensetzung ist.

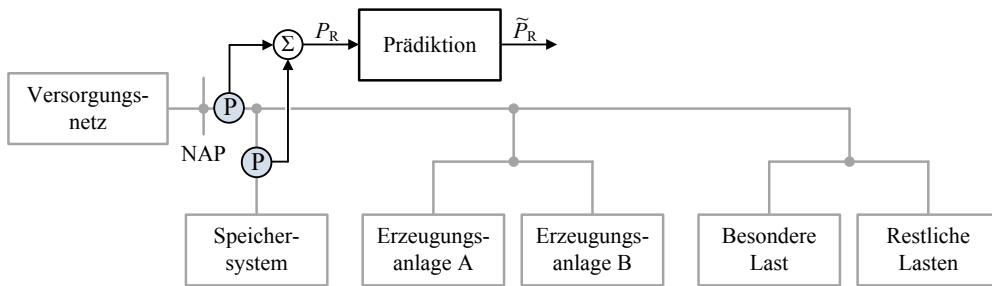


Abbildung 6.8: Beispielvariante zur netzseitigen Residualleistungsprädiktion

- 1 In Spezialfällen kann die Residualleistung auch direkt gemessen werden, z. B. ohne Speichersystem (in dem Fall gilt $P_R = P_N$), was aber an dieser Stelle nicht von Interesse ist.
- 2 Vereinfacht werden die Größen $P_R(t \leq t_k)$ und $\tilde{P}_R(\kappa; t_k)$ mit P_R und \tilde{P}_R bezeichnet.

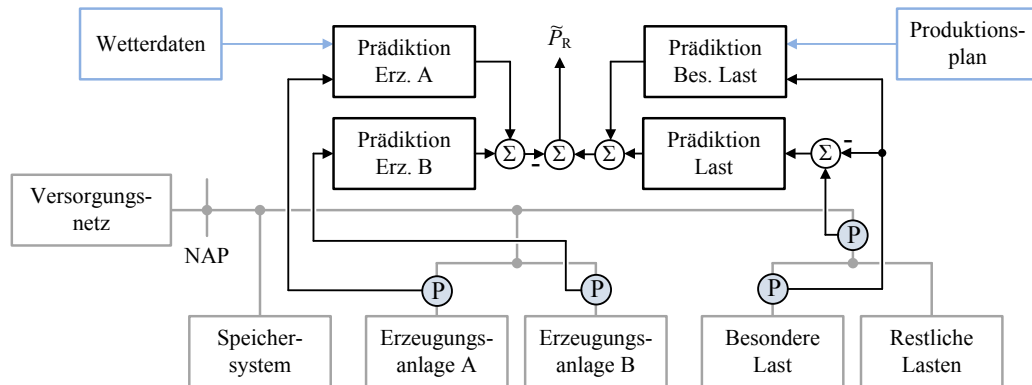


Abbildung 6.9: Beispielvariante zur verteilten Residualleistungsprädiktion mit Zusatzinformationsquellen (Wetterdaten und einem Produktionsplan)

Aufwendiger ist die *verteilte Residualleistungsprädiktion*, bei der die Prädiktion der Residualleistung aus der Auswertung und Prädiktion von mehreren Messstellen zusammengesetzt ist. Eine Möglichkeit dieser Variante ist in Abbildung 6.8 dargestellt, bei der die Leistungsverläufe von zwei Erzeugungsanlagen, aller Lasten und separat von einer *besonderen Last* zur Prädiktion der Residualleistung herangezogen werden.

Vorteilhaft bei dieser Variante ist, dass die Abhängigkeit einzelner Einflüsse besser zugeordnet werden, wie z. B. die saisonale Abhängigkeit von Erzeugungsanlagen oder die Uhrzeitabhängigkeit einzelner Lasten. Durch die Auswertung von weiteren Informationsquellen ist i. d. R. anzunehmen, dass deutlich genauere Prädiktionsergebnisse erreicht werden können. In Abbildung 6.9 ist angedeutet, wie bei dieser Variante z. B. Wetterdaten für eine Erzeugungsanlage und ein Produktionsplan für eine besondere Last eingebunden werden können.

Da die Datengrundlage für eine solche Betrachtung nicht vorliegt, beschränkt sich diese Arbeit auf die netzseitige Residualleistungsprädiktion. Die betrachteten Methoden sind jedoch in ähnlicher Weise auch für die einzelnen Prädiktionen der verteilten Residualleistungsprädiktion einsetzbar, lediglich die Einbindung von Zusatzdatenquellen wird in den folgenden Beschreibungen nicht thematisiert und muss in entsprechender Literatur nachgeschlagen werden, z. B. in [177] für die Prädiktion von PV-Leistungsverläufen (u. a. mit einem ARX-Modell und numerischer Wetterprognose, NWP) oder in [178] für die Prädiktion der Leistungsverläufe von Windkraftanlagen. Bei dieser Art der Prädiktion ist vor allem die Prädiktion der eigentlichen Einflussgrößen, wie Sonneneinstrahlung und Windgeschwindigkeit, herausfordernd. Daher wird auch häufig die Prädiktion dieser Einflussgrößen separat thematisiert, wie z. B. in [179] die Sonneneinstrahlung unter Berücksichtigung von Satellitendaten.

6.3.1 Auswahl und Vorstellung der Methoden

Um die anwendungsspezifischen Besonderheiten der Prädiktion in industriellen Microgrids herauszustellen, werden einige Methoden zur Prädiktion vorgestellt und miteinander verglichen. Da bereits ein großer Fundus an Publikationen zur Kurzzeitleistungsprädiktion verfügbar ist (z. B. in [180] und [181]), liegt der Fokus nicht auf der detaillierten Beschreibung oder der Verbesserung/Erweiterung dieser Verfahren, sondern vielmehr auf der Konfiguration und der Bewertung für die Anwendung im Microgrid. Weiterhin sind Details aus diesem Kapitel in drei im Rahmen dieser Arbeit betreuten Abschlussarbeiten ausgearbeitet worden: [A3], [A5] und [A10]. Der jeweilige Beitrag wird an den entsprechenden Stellen gekennzeichnet. Die Auswahl der betrachteten Methoden beinhaltet sehr einfache und naheliegende Ansätze sowie Methoden die nach Auswertung der o.g. Literatur als sehr verbreitet erachtet werden¹:

- Prädiktion basierend auf letztem vergleichbaren Tag (LVT)
- Prädiktion mittels Schar-Mittelwert-Modell (SMM)
- Prädiktion basierend auf autoregressiven Modellen (AR)
- Prädiktion mittels künstlicher neuronaler Netze (KNN)

6.3.1.1 Prädiktion basierend auf letztem vergleichbaren Tag (LVT)

Die LVT-Methode ist die wohl einfachste Art der Prädiktion, welche in der Literatur auch als naive Methode bezeichnet wird und häufig nur als Maßstab für den Vergleich mit komplexeren Methoden dient (vgl. [182]). Die Grundidee besteht darin, für die Prädiktion den unveränderten Leistungsverlauf aus der Vergangenheit zu nutzen, welcher lediglich um eine sinnvolle Zeitperiode verschoben abgetastet wird. In [182] wird dafür eine konstante Verschiebung δ genutzt, was in der hier verwendeten Notation zu

$$\tilde{P}_R^L(\kappa; t_k) = P_R(t_{k+\kappa-\delta}), \quad \kappa = 1, 2, \dots \quad (6.5)$$

führt. Die Länge der Verschiebung hängt von der entsprechenden Anwendung ab. Für die Prädiktion der Leistung einer PV-Anlage wurde in [183] naheliegenderweise δ entsprechend einer Verschiebung von 24 Stunden gewählt.

Mit Blick auf Abbildung 6.7 wird jedoch klar, dass für die in dieser Arbeit betrachteten Anwendung eine Verschiebung von 7 Tagen sinnvoller erscheint. Um

¹ In [A3] wurde weiterhin der Prädiktionsansatz mittels inhomogener Markov-Ketten für diese Anwendung betrachtet, was jedoch nicht weiter verfolgt wurde (ein Grund war die nur spärlich besetzte Übergangsmatrix trotz bereits grober Quantisierungsstufe).

jedoch kurzfristiger auf neue Informationen zu reagieren, wurde eine dynamische Wahl von δ gewählt. Mit Blick auf Abbildung 6.6 erkennt man, dass bei Firma A jeweils die Wochentage, die Samstage und die Sonntage ähnliche Muster aufweisen. Auf dieser Grundlage wurde in Tabelle 6.2 die Festlegung von δ abhängig dem t_k zugehörigen Wochentag vorgenommen.

Tabelle 6.2: Wahl der Verschiebungsdauer (für Firma A)

Wochentag	Verschiebungsdauer	δ
Mo	3 Tage	288
Di, Mi, Do, Fr	1 Tag	96
Sa, So	1 Woche	672
Feiertag	entsprechend auf letzten Sonntag	fallabhängig

Diese Tabelle gilt jedoch zunächst nur für einen Prädiktionshorizont von maximal 24 Stunden. Für längere Prädiktionshorizonte wurde die Tabelle mit einer entsprechenden Überlauflogik erweitert.

Die Ergebnisse werden im Rahmen eines Methodenvergleichs am Ende dieses Abschnittes detailliert diskutiert. Stichprobenergebnisse dieser Methode ergaben teilweise sehr gute Ergebnisse (siehe Abbildung 6.10 in der eine Prädiktion über drei Tage dargestellt ist), zuweilen aber auch starke Abweichungen. Zusammengefasst ist zu sagen, dass diese Methode mit Abstand am einfachsten zu implementieren ist. Eine Erweiterung dieser Methode wäre beispielsweise die Bildung von Mittelwerten von mehreren zurückliegenden ähnlichen Tagen. Bildet man diese Mittelwerte über alle verfügbaren Muster führt dies zur nächsten vorgestellten Methode, der Prädiktion mittels Schar-Mittelwert-Modell (SMM).

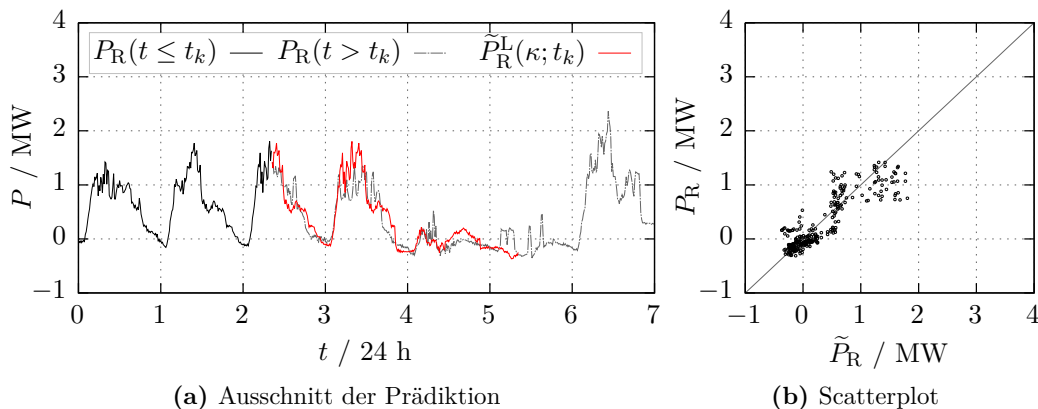


Abbildung 6.10: Qualitativ gutes Stichprobenergebnis der LVT-Methode am Beispiel von Firma A mit einem Prädiktionshorizont von drei Tagen (Bsp. 1)

6.3.1.2 Prädiktion mittels Schar-Mittelwert-Modell (SMM)

Das Schar-Mittelwert-Modell ist vergleichbar mit einem Standardlastprofil, wie es in der Energieversorgung zur Abschätzung des Summenleistungsverlaufs einer großen Anzahl ähnlicher Verbraucher zum Einsatz kommt. Für die Prädiktion mittels SMM werden im Abtastzeitraster Schar-Mittelwerte der vergangenen Messdaten an ähnlichen Tagen gebildet und diese für die Prädiktion des weiteren Verlaufs im Betrieb entsprechend ausgeschnitten.

Ähnlich wie bei der LVT-Methode wurden Wochentage, Samstage und Sonntage separat betrachtet und entsprechende Mittelwerte gebildet, welche bereits als gestrichelte Linie in Abbildung 6.6 für Jahr 1 der Firma A eingezeichnet wurden. Diese Mittelwertbildung könnte man als Training für diese Methode ansehen. Um eine kausale Betrachtung zu gewährleisten, wurde daher ein weiteres Jahr an Messdaten der Firma A zur Mittelwertbildung herangezogen. Die Anwendung erfolgt somit auf unbekannten Daten.

Bei der LVT-Methode werden inhärent stets neueste Daten für die Prädiktion genutzt. Bei der SMM-Methode ist dies zunächst nicht der Fall. Die Berücksichtigung neuer Daten kann in sinnvollen Abständen durch Neuberechnung der zugrundeliegenden Mittelwerte erfolgen. Hierbei können neuere Daten mehrfach bei der Mittelwertbildung eingehen, um ihnen eine höhere Gewichtung zukommen zu lassen, sehr alte Messwerte sollten wiederum aus der Mittelwertbildung entfernt werden.

Zur Darstellung eines Stichprobenergebnisses wurde die gleiche Ausgangssituation wie bei der LVT-Methode gewählt und in Abbildung 6.11 dargestellt. Augenscheinlich ist die Methode für die ausgewählte Situation zweckdienlich. Bei Betrachtung von Abbildung 6.6 wird jedoch schnell klar, dass bei vielen anderen Zeitpunkten die Methode starke Prädiktionsfehler aufweist.

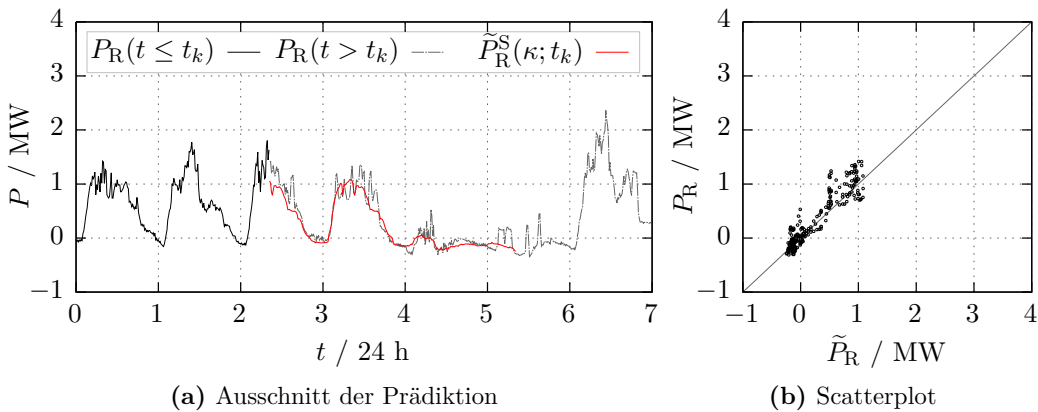


Abbildung 6.11: Qualitativ gutes Stichprobenergebnis der SMM-Methode am Beispiel von Firma A mit einem Prädiktionshorizont von drei Tagen (Bsp. 1)

6.3.1.3 Prädiktion basierend auf autoregressiven Modellen (AR)

Autoregressive Modelle (AR) haben die Form von linearen Differenzengleichungen und werden im Kontext der ARMA-Klassen-Zeitreihenmodellierung vielfältig in der Literatur in verschiedenen Ausführungen und für unterschiedlichste Anwendungen beschrieben. Im Folgenden wird eine anwendungsorientierte Beschreibung geliefert, für weiterführende Informationen sei auf [176] und auf die zu diesem Thema betreute Abschlussarbeit [A10] verwiesen. Zunächst wird dem zu betrachtenden Prozess unterstellt, dass der jeweils aktuelle Messwert aus einer Linearkombination vorangegangener Werte innerhalb eines Vergangenheitshorizonts und einem Rauschterm gebildet wird bzw. in dieser Art hinreichend genau approximiert werden kann. Für die hier verwendete Notation wird das AR[p]-Modell mit

$$P_R(t_k) = \sum_{i=1}^p a_i P_R(t_{k-i}) + \varepsilon(t_k) \quad (6.6)$$

beschrieben, wobei p die sog. AR-Ordnung angibt (entspricht der Anzahl der eingehenden Vergangenheitswerte), a_i die entsprechenden Gewichtungsfaktoren und $\varepsilon(t_k)$ den Rauschterm bezeichnet. Der Rauschterm wird in der Literatur meist als weißes Rauschen angenommen. Durch genauere Beschreibung dieses Zufallseinflusses bzw. durch Schätzung der Varianz von ε kann ein Konfidenzintervall für die Prädiktion ermittelt werden, worauf jedoch verzichtet wurde, da die in Kapitel 5 beschriebenen (deterministischen) MPC-Betriebsstrategien diese Information nicht nutzen¹. Weiterhin wird zunächst $\overline{P_R} = 0$ unterstellt, worauf noch gesondert eingegangen wird.

Um das Modell zu parametrieren, müssen p und a_i entsprechend der verfügbaren Muster-Messdaten bestimmt werden. Die Schätzung der Parameter a_i kann durch Minimierung der quadratischen Abweichungen (KQ-Schätzer) erfolgen², was in Kürze in der Notation des vorliegenden Problems geschildert werden soll. Ausgehend von N Sätzen der Musterdaten (auch Trainings- oder Konfigurationsdaten genannt) bis zum Zeitpunkt t_k wird folgendes Gleichungssystem aufgestellt

$$\underbrace{\begin{bmatrix} P_R(t_k) \\ P_R(t_{k-1}) \\ \vdots \\ P_R(t_{k-N}) \end{bmatrix}}_{\mathbf{y}} = \underbrace{\begin{bmatrix} P_R(t_{k-1}) & P_R(t_{k-2}) & \dots & P_R(t_{k-p}) \\ P_R(t_{k-2}) & P_R(t_{k-3}) & \dots & P_R(t_{k-p-1}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_R(t_{k-N-1}) & P_R(t_{k-N-2}) & \dots & P_R(t_{k-N-p}) \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}} \underbrace{\begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_p \end{bmatrix}}_{\boldsymbol{\psi}} + \underbrace{\begin{bmatrix} \varepsilon(t_k) \\ \varepsilon(t_{k-1}) \\ \vdots \\ \varepsilon(t_{k-N}) \end{bmatrix}}_{\mathbf{r}} \quad (6.7)$$

¹ Auf stochastische MPC Ansätze, die diese Unsicherheiten auswerten und in der Optimierung berücksichtigen wie z. B. in [184] beschrieben, wird auf Seite 173 noch kurz eingegangen.

² Weitere Schätzverfahren sind ebenfalls weit verbreitet, z. B. die Maximum-Likelihood-Methode.

wobei $\tilde{\Psi}$ nun die zu schätzenden Parameter a_i enthält. Für diese Schätzung muss ein Bewertungskriterium gewählt werden, das zumeist als Minimierung der Fehlerquadrate gewählt wird. Der Rauschterm wird nun als Modellierungsfehler $\tilde{\mathbf{r}}$ des sich ergebenden Modells erachtet

$$\tilde{\mathbf{r}} = \mathbf{y} - \mathbf{A}\tilde{\Psi} \quad (6.8)$$

welcher durch Wahl von $\tilde{\Psi}$ minimiert werden soll. Die Kostenfunktion J_{AR} lautet entsprechend

$$\begin{aligned} J_{\text{AR}} &= \sum_{i=1}^N \left(\varepsilon(t_{k-i}) \right)^2 = \tilde{\mathbf{r}}^T \tilde{\mathbf{r}} = (\mathbf{y} - \mathbf{A}\tilde{\Psi})^T (\mathbf{y} - \mathbf{A}\tilde{\Psi}) \\ &= \mathbf{y}^T \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{A}\tilde{\Psi} - \tilde{\Psi}^T \mathbf{A}^T \mathbf{y} + \tilde{\Psi}^T \mathbf{A}^T \mathbf{A} \tilde{\Psi}. \end{aligned} \quad (6.9)$$

Um das Minimum der Kostenfunktion zu ermitteln, wird die Zielfunktion nach $\tilde{\Psi}$ abgeleitet und zu Null gesetzt

$$\frac{\partial J_{\text{AR}}}{\partial \tilde{\Psi}} = - \underbrace{\mathbf{A}^T \mathbf{y}}_{\frac{\partial}{\partial \tilde{\Psi}} (\mathbf{y}^T \mathbf{A} \tilde{\Psi})} - \underbrace{\mathbf{A}^T \mathbf{y}}_{\frac{\partial}{\partial \tilde{\Psi}} (\tilde{\Psi}^T \mathbf{A}^T \mathbf{y})} + \underbrace{2 \mathbf{A}^T \mathbf{A} \tilde{\Psi}}_{\frac{\partial}{\partial \tilde{\Psi}} (\tilde{\Psi}^T \mathbf{A}^T \mathbf{A} \tilde{\Psi})} \quad (6.10)$$

$$= -2 \mathbf{A}^T \mathbf{y} + 2 \mathbf{A}^T \mathbf{A} \tilde{\Psi} \stackrel{!}{=} 0 \quad (6.11)$$

und schließlich nach $\tilde{\Psi}$ aufgelöst, wodurch man zum KQ-Schätzer gelangt

$$\tilde{\Psi} = [\mathbf{A}^T \mathbf{A}]^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{y}. \quad (6.12)$$

Diese recht verbreitete Vorgehensweise ist in ähnlicher Form z. B. in [185, S. 211f] und [186, S. 67ff] zu finden. Weitere übliche Methoden sind die Maximum-Likelihood-Schätzung, welche im vorliegenden Fall (Annahme normalverteilte Fehlerterme) das gleiche Endergebnis liefert (vgl. [187, S. 114]) oder der Yule-Walker-Schätzer [188, S. 103ff]. Mit dem Parameterschätzer kann nun die Prädiktion für eine gegebene Ordnung p durchgeführt werden. Für die hier verwendete Notation erfolgt die Prädiktion der Residualleistung mittels AR[p]-Modell durch

$$\tilde{P}_{\text{R}}^{\text{A}}(\kappa = 1; t_k) = \sum_{i=1}^p \tilde{a}_i P_{\text{R}}(t_{k-i+1}). \quad (6.13)$$

Es wird also zunächst nur um einen einzigen Schritt¹ in die Zukunft prädiziert. Um mehrere Schritte in die Zukunft zu prädizieren, gibt es verschiedene Möglichkeiten.

¹ Hier entspricht der zeitliche Abstand der eingehenden Werte der Abtastzeit (15 Minuten), es ist aber auch denkbar, Vielfache dieser Abtastrate zu wählen (z. B. abhängig von der AKF).

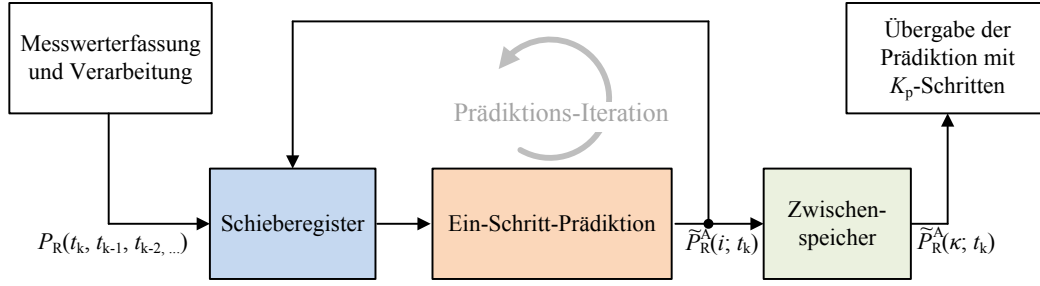


Abbildung 6.12: Rekursive Mehr-Schritt-Prädiktion mit Ein-Schritt-Prädiktionsmodell

Der wohl gebräuchlichste Ansatz ist die rekursive Mehr-Schritt-Prädiktion, welche iterativ die zuvor prädizierten Werte für weitere Prädiktionsschritte mit dem gleichen Ein-Schritt-Prädiktionsmodell nutzt (vgl. [175, 215 f] oder [188, S. 98f]). Abbildung 6.12 verdeutlicht das Konzept, die entsprechenden Gleichungen lauten

$$\begin{aligned}
 \tilde{P}_R^A(1; t_k) &= \tilde{a}_1 P_R(t_k) + \tilde{a}_2 P_R(t_{k-1}) + \dots + \tilde{a}_p P_R(t_{k-p+1}) \\
 \tilde{P}_R^A(2; t_k) &= \tilde{a}_1 \tilde{P}_R^A(1; t_k) + \tilde{a}_2 P_R(t_k) + \dots + \tilde{a}_p P_R(t_{k-p+2}) \\
 \tilde{P}_R^A(3; t_k) &= \tilde{a}_1 \tilde{P}_R^A(2; t_k) + \tilde{a}_2 \tilde{P}_R^A(1; t_k) + \dots + \tilde{a}_p P_R(t_{k-p+3}) \\
 &\vdots \\
 \tilde{P}_R^A(K_P; t_k) &= \tilde{a}_1 \tilde{P}_R^A(K_P - 1; t_k) + \tilde{a}_2 \tilde{P}_R^A(K_P - 2; t_k) + \dots + \tilde{a}_p P_R(t_{k-p+K_P}).
 \end{aligned}$$

In Abbildung 6.13 wird die Zuordnung und die hier verwendete Notation verdeutlicht. Es ist dabei offensichtlich, dass ab dem zweiten Schritt die jeweiligen Prädiktionsfehler in die weitere Prädiktion eingehen. Dies wird bei der Ermittlung der Parameter nicht berücksichtigt, da nur der Fehler eines Prädiktionsschrittes in die Fehlerberechnung eingeht. Alternativ zum Ansatz der rekursiven Mehr-Schritt-Prädiktion können auch unterschiedliche Modelle erstellt werden (man spricht auch von einem Ensemble), welche basierend auf den vorliegenden Messdaten jeweils unterschiedlich weit in die Zukunft prädizieren. Bei diesen Multi-Modell-Prädiktionen entsteht keine Fehlerfortpflanzung, der Aufwand steigt aber natürlich mit der Länge des Prädiktionshorizontes. Ein solches Vorgehen wird z. B. in [182] diskutiert.

Der Einfluss der Fehlerfortpflanzung hängt aber selbstverständlich vom Ausmaß der entsprechenden Fehler ab (bei einer idealen Prädiktion ergäbe sich schließlich auch kein Folgefehler) und muss nicht zu einem unbrauchbaren Ergebnis führen. Um die Komplexität weiterhin gering zu halten, wird zunächst an der ursprünglichen Vorgehensweise festgehalten. Der Vollständigkeit halber sei auf [189] verwiesen, um Folgefehler durch ein iteratives Konfigurationsverfahren bei der Parameteridentifikation zu berücksichtigen.

Im vorliegenden Fall (Datenreihe von Firma A) ist aus der AKF der Zeitreihe ersichtlich, dass die um jeweils eine Woche verschobenen Werte hohe Ähnlichkeiten aufweisen. Wenn alle Werte bei einer Abtastzeit von 15 Minuten berücksichtigt werden, führt der Vergangenheitshorizont von einer Woche zu einer Ordnung von mindestens 672. Weiterhin wurde wie oben beschriebene der MSE über die Ordnung aufgetragen und ab einer Ordnung von ca. 864 (was 9 Tagen Vergangenheitshorizont entspricht) verbesserte sich die Schätzung nicht mehr gravierend.

Abbildung 6.14 zeigt das Stichprobenergebnis der AR-Modell-basierten Prädiktion am Standardbeispiel. Es ist zu erkennen, dass bei dieser Stichprobe keine signifikante Fehlerfortpflanzung einsetzt und somit der Verlauf auch nach über 100 Prädiktionsschritten augenscheinlich brauchbar prädiziert wird. Die hohe Ordnung führte weder bei der Parameterschätzung noch bei der Anwendung des Modells zu inakzeptablen Berechnungszeiten.

Dieser Stand kann gewissermaßen als Ausgangspunkt für eine Vielzahl von weiteren Überlegungen angesehen werden kann. Zunächst gibt es neben dem AR-Modell verschiedene weitere Modellstrukturen. Das Moving-Average-Modell (MA-Modell) modelliert die Zeitreihe aus der Summe der gewichteten Residuen (Abweichung zwischen zuvor Prädizierten und tatsächlichen Werten) innerhalb des Vergangenheitshorizontes. Die Kombination aus AR- und MA-Modell bildet das ARMA-Modell ab.

Nach [188] kann sowohl mit dem AR-Modell als auch mit dem ARMA-Modell jeder reguläre, stationäre Prozess beliebig genau approximiert werden. Das ARMA-Modell weist dabei den Vorteil auf, dass oft weniger Parameter zur Approximation notwendig sind. Allerdings wird dieser Vorteil durch eine komplexere Struktur erkauft, bei der ein sogenanntes Identifizierbarkeitsproblem auftritt und die Schätzung der ARMA-Parameter weitaus diffiziler ist. AR-Modelle benötigen also für eine bestimmte Güte der Approximation im Allgemeinen eine hohe Ordnung, was wieder auch

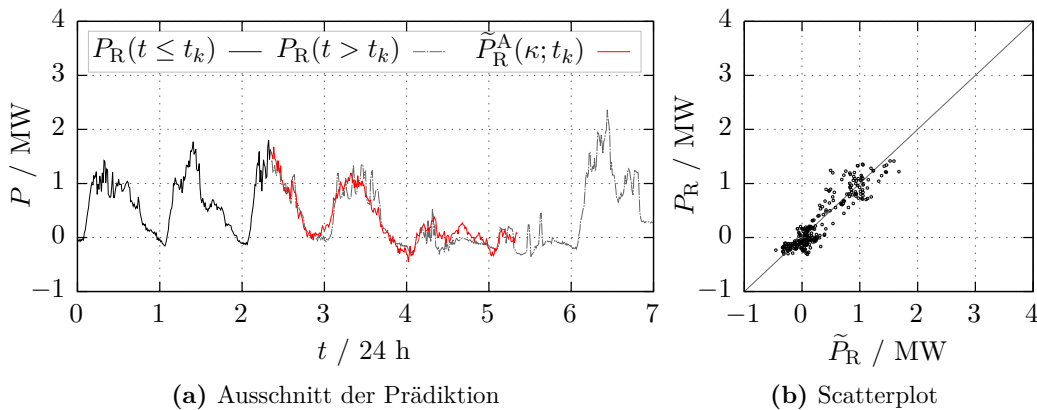


Abbildung 6.14: Qualitativ gutes Stichprobenergebnis der AR-Prädiktion am Beispiel von Firma A mit einem Prädiktionshorizont von drei Tagen (Bsp. 1)

zu höherem Rechenaufwand führt. Trotzdem wird nach [190, S. 82] häufig das AR-Modell bevorzugt, da die Schätzverfahren einfacher zu implementieren sind.

Die ARMA-Modell-Klasse wird als Überbegriff angesehen (schließlich sind die reinen AR- und MA-Modelle enthalten). Die Box-Jenkins-Methode fasst dazu die nötigen Schritte zur Anwendung und Erweiterungen zusammen. Häufig thematisierte Erweiterungen für ARMA-Modelle sind:

- Saisonale ARMA-Modelle (SARMA) zur Berücksichtigung von saisonalen Einflüssen in einfachen Modellerweiterungen
- ARMA-Modelle mit Berücksichtigung exogener Variablen (ARMAX), z. B. für PV-Leistungsprädiktion mit Berücksichtigung der Temperatur wie in [194]
- Integrierte ARMA-Modelle (ARIMA), um nicht-stationäre Prozesse durch (ggf. vielfache) Differenzierung in stationäre Prozesse zu transformieren und diese dann mit dem üblichen ARMA-Modell abzubilden

Unter den vielen im Rahmen dieser Arbeit untersuchten Modellierungsvarianten hat sich eine besondere Art der Saisonbereinigung als sehr nützlich erwiesen. Hierbei wurde nicht versucht, eine mathematische Beschreibung des saisonalen Einflusses zu approximieren (wie bei SARMA-Modellen), stattdessen wurde das Schar-Mittelwert-Modell genutzt, um die Saisonbereinigung der Daten für die anschließende Nutzung des autoregressiven Modells zu bewirken (Abbildung 6.16). Die dadurch erreichte Verbesserung wird anhand von zwei weiteren Stichproben-Beispielen (Bsp. 2 und 3) deutlich.

Bei dem verwendeten Beispiel 2 (Abbildung 6.15) ist zu erkennen, dass aufgrund eines ungewöhnlichen Vorverlaufs der Leistung die ursprünglichen Prädiktionen mittels AR-Modell und Schar-Mittelwert-Modell sehr unterschiedliche Abweichungen zum tatsächlichen Verlauf aufweisen. Während die SMM-Prädiktion gerade am

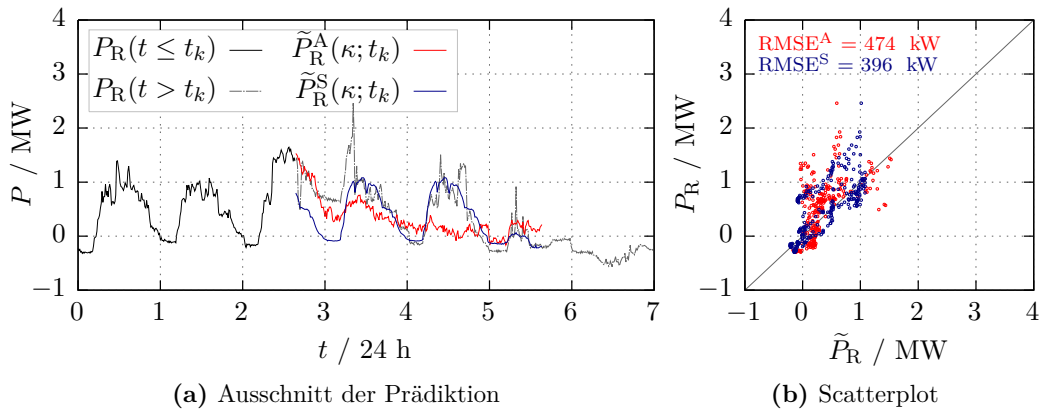


Abbildung 6.15: Vergleich von Stichprobenergebnisse der SMM- und der AR-Prädiktion nach einem weniger üblichen Leistungsverlaufs (Bsp. 2)

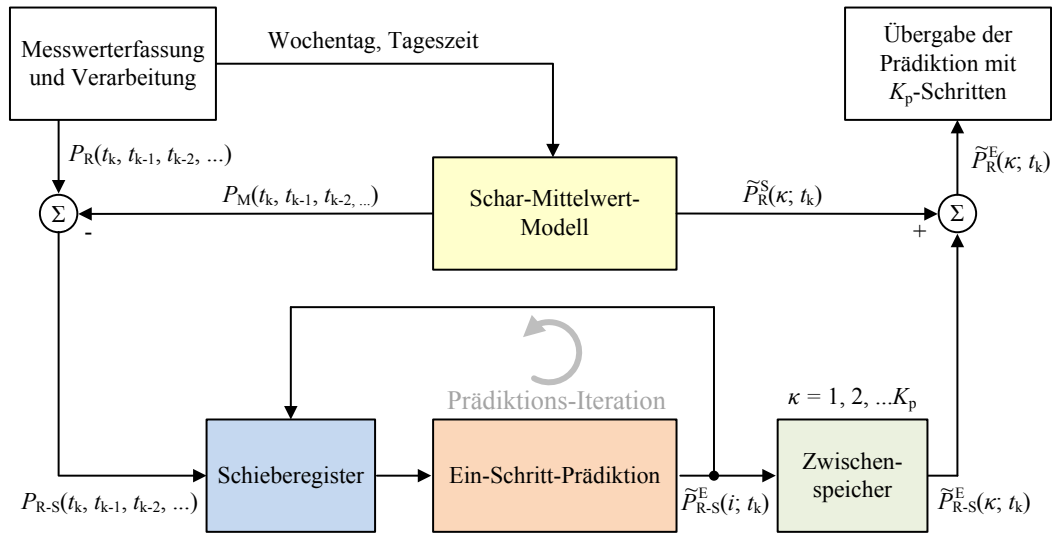


Abbildung 6.16: Verwendung des Schar-Mittelwert-Modells zur Saisonbereinigung der Daten für die anschließende Prädiktion mittels autoregressiven Modell

Anfang versagt (dort wo die Zeitreihe den ungewöhnlichen Verlauf zeigt) und im späteren Verlauf brauchbare Ergebnisse liefert, zeigt die AR-Prädiktion quasi das gegenteilige Resultat. Zum Vergleich der Güte wird die Wurzel aus dem gemittelten Fehlerquadrat (engl: Root-mean-squared error, RMSE) angegeben.

Das Resultat der Prädiktion unter Verwendung des Schar-Mittelwert-Modells zur Saisonbereinigung der Daten für die anschließende Prädiktion mittels autoregressiven Modell, fortan erweitertes AR-Modell (EAR-Modell) genannt, ist in Abbildung 6.17 gezeigt. Es ist zu erkennen, dass sich eine von den ursprünglichen Verfahren stark unterscheidende Prädiktion ergibt (also nicht etwa eine schlichte Mittelung), welche den tatsächlichen Verlauf deutlich besser abbildet (Verringerung des RMSE um ca. 20 % gegenüber SMM- und ca. 30 % gegenüber AR-Prädiktion).

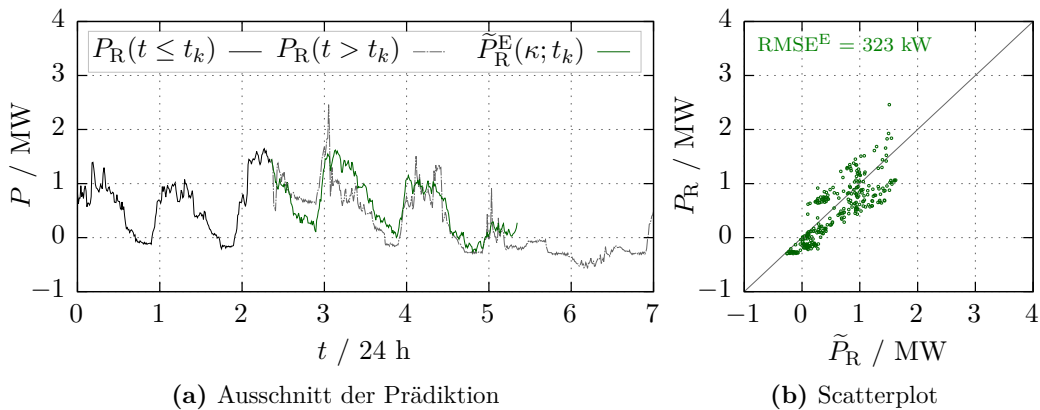


Abbildung 6.17: Stichprobenergebnisse der erweiterten AR-Prädiktion (Bsp. 2)

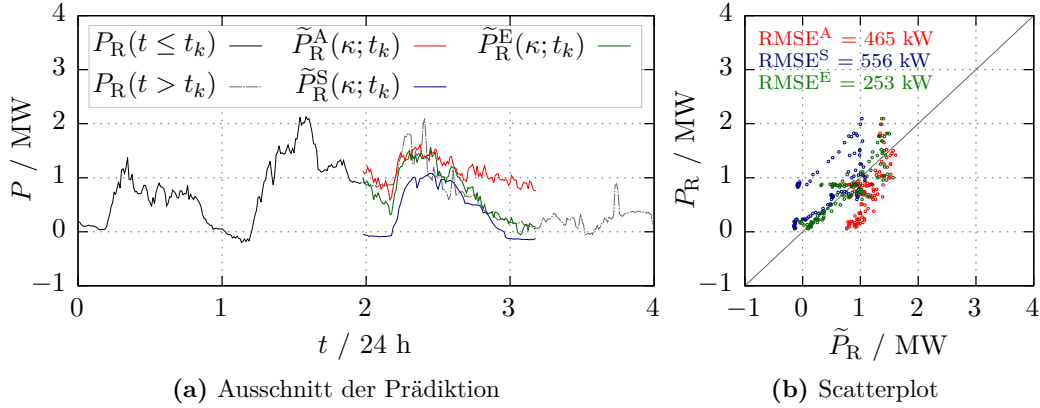


Abbildung 6.18: Weiterer Stichproben-Vergleich von SMM-, AR-, und erweiterter AR-Prädiktion mit einem Prädiktionshorizont von 29 Stunden (Bsp. 3)

Noch erheblicher zeigt sich die Verbesserung der EAR-Prädiktion gegenüber den einzelnen Verfahren im dritten Stichproben-Beispiel (Abbildung 6.18). Es ist gut zu erkennen, dass für die kurzfristige Prädiktion das Ergebnis eher dem der AR-Prädiktion und für die längerfristige Prädiktion das Ergebnis eher dem der SMM-Methode entspricht, was in diesem Beispiel zu einer Verringerung des RMSE um ca. 55 % gegenüber SMM- und ca. 46 % gegenüber AR-Prädiktion führt.

Zur Vollständigkeit zeigt Abbildung 6.19 das Ergebnis der EAR-Prädiktion für das Beispiel 1, für das ebenfalls ein qualitativ gutes Resultat erreicht wird (der RMSE beträgt 156 kW). Das beschriebene Vorgehen wurde in der Abschlussarbeit [A10] weiter untersucht. Darin werden die Auswirkungen auf die Autokorrelationsfunktion und die Anwendung eines ARMA-Modells gezeigt, was jedoch zu keiner gravierenden Verbesserung der Prädiktionsgüte führte.

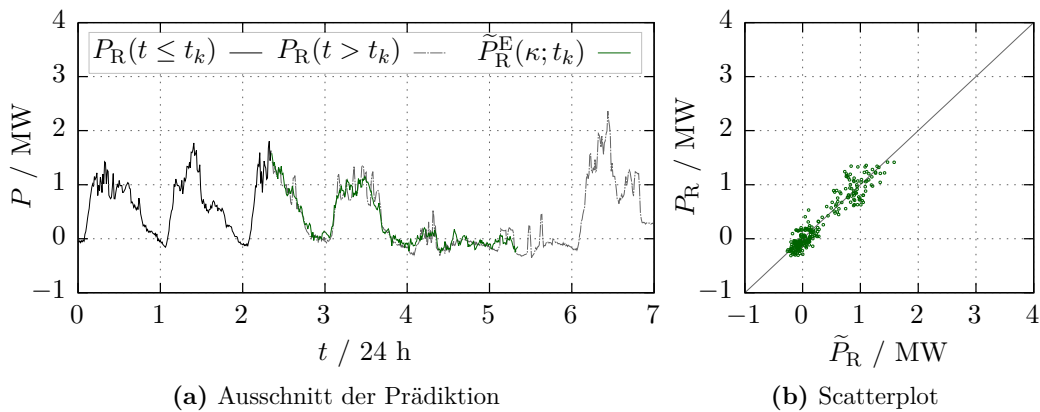


Abbildung 6.19: Stichprobenergebnis des erweiterten AR-Modells am Beispiel von Firma A mit einem Prädiktionshorizont von drei Tagen (Bsp. 1)

Bisher wurde von einer Konfigurationsphase zur Modellentwicklung und einer Anwendungsphase zur Prädiktion ausgegangen; eine automatische Aktualisierung des Modells erfolgt dabei nicht. Dieses Vorgehen soll nun erweitert werden, um die Informationen aus aktuellen Messwerten während der Anwendungsphase zur Modellverbesserung in einer fortlaufenden Konfiguration einfließen zu lassen. Dies ist insbesondere bei Änderungen der Muster im betrachteten Leistungsverlauf von Interesse, wie beispielsweise in [177] beschrieben.

Der KQ-Schätzer kann unverändert zur Aktualisierung des Modells genutzt werden, indem dieser zyklisch mit neuen Daten ausgeführt wird. Dabei wächst entweder die Datenbasis und damit die Berechnungskomplexität oder alte Messwerte werden entfernt. Der Algorithmus kann aber auch in eine rekursive Form überführt werden (RKQ-Schätzer), welcher dann eine kontinuierliche Nutzung mit aktuell anfallenden Daten bei gleichbleibender Komplexität in jedem Aktualisierungsschritt erlaubt. Dabei ist es üblich, aktuelle Messdaten stärker zu gewichten, was mit einem sogenannten Vergessensfaktor λ_{VF} eingestellt wird. Dieses Vorgehen ist in der Literatur vielfach im Kontext von Systemidentifikation beschrieben, daher wird auf die ausführliche Herleitung verzichtet und auf [185, S. 269ff] oder [186, S. 75ff] verwiesen. Auch die Anwendung zur Prädiktion ist bereits aus der Literatur bekannt, wie z. B. in [177] für eine Kurzzeitprädiktion von PV-Leistungsverläufen. In Notation dieser Arbeit ergibt sich der RKQ-Schätzer zu

$$\tilde{\Psi}(t_k) = \tilde{\Psi}(t_{k-1}) + \mathbf{K}(t_k) \cdot (P_R(t_k) - \boldsymbol{\rho}(t_k) \cdot \tilde{\Psi}(t_{k-1})) \quad (6.14)$$

mit

$$\mathbf{K}(t_k) = \frac{\mathbf{D}(t_{k-1}) \cdot \boldsymbol{\rho}(t_k)^T}{\lambda_{VF} + \boldsymbol{\rho}(t_k) \cdot \mathbf{D}(t_{k-1}) \cdot \boldsymbol{\rho}(t_k)^T}, \quad (6.15)$$

$$\mathbf{D}(t_k) = \frac{(\mathbf{I} - \mathbf{K}(t_k) \cdot \boldsymbol{\rho}(t_k)) \cdot \mathbf{D}(t_{k-1})}{\lambda_{VF}}, \quad (6.16)$$

und

$$\boldsymbol{\rho}(t_k) = \begin{bmatrix} P_R(t_{k-1}) & P_R(t_{k-2}) & \dots & P_R(t_{k-p}) \end{bmatrix}. \quad (6.17)$$

Zum Startzeitpunkt wird $\tilde{\Psi}(t_0)$ mit einem Ergebnis des KQ-Schätzers für einen Trainingsdatensatz initialisiert. Zur Initialisierung der Kovarianzmatrix $\mathbf{D}(t_0)$ wurde eine Diagonalmatrix mit hohen Einträgen verwendet. Da in dieser Arbeit zunächst nur die stetige Verbesserung des Modells im Vordergrund steht, wurde der Vergessensfaktor $\lambda_{VF} = 1$ gewählt. Um zielgerichteter auf systematische Änderungen reagieren zu können, sind Werte kleiner 1 zu wählen. Da auch hier die mit dem

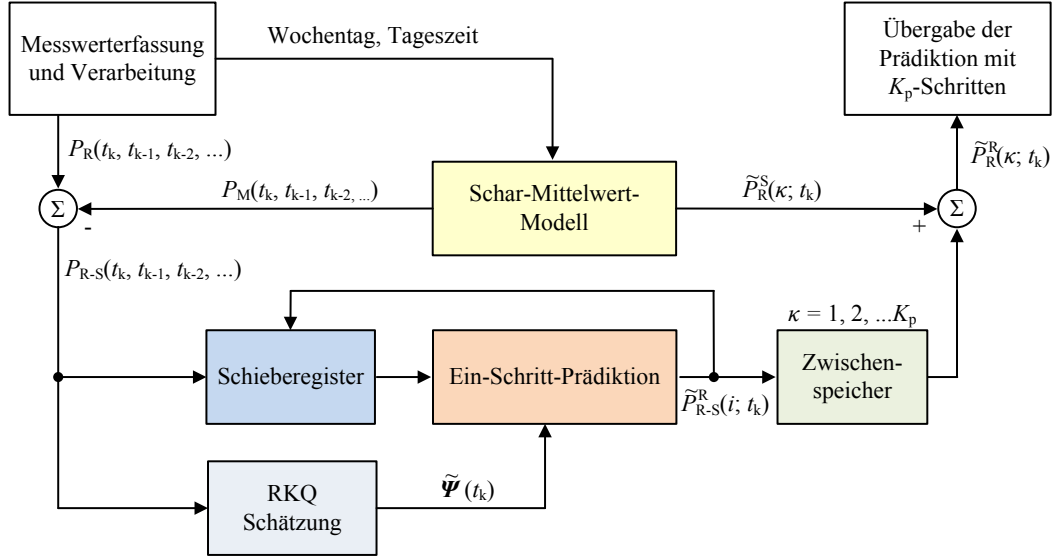


Abbildung 6.20: Erweiterte der Prädiktion mit rekursiver Parameterschätzung des autoregressiven Modells

Scharmittelwertmodell bereinigte Zeitreihe prädiziert wird, ist es sinnvoll, auch das Schar-Mittelwert-Modell zu aktualisieren, was ebenfalls rekursiv durchgeführt werden kann (siehe dazu [195, S. 216]).

Das erweiterte Prädiktionskonzept ist in Abbildung 6.20 gezeigt. Der so implementierte Algorithmus benötigt ca. 40 ms für Parameterschätzung und Prädiktion. Bezogen auf das 15 Minutenintervall kann die Berechnungsverzögerung also vernachlässigt werden. Das Ergebnis für Beispiel 1 ist in Abbildung 6.21 gezeigt. Im Unterschied zur EAR-Prädiktion mit 56 Tagen Trainingsdaten (ca. 3 Minuten Berechnungsdauer) gehen hier nun 236 Tage in die Parameterbestimmung ein.

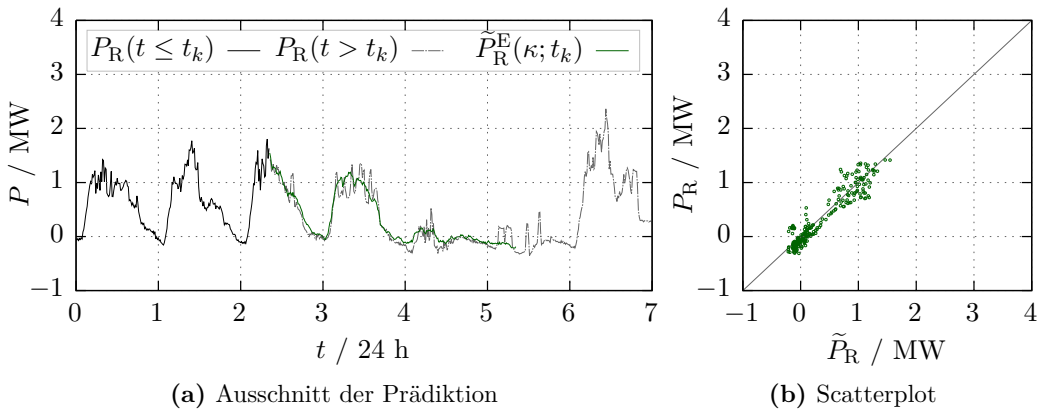


Abbildung 6.21: Stichprobenergebnis des EAR-Modells mit rekursiver Parameterschätzung und einem Prädiktionshorizont von drei Tagen (Bsp. 1)

6.3.1.4 Prädiktion mittels Künstlicher Neuronaler Netze (KNN)

Beim bisher betrachteten autoregressiven Modell wurde eine lineare Abhängigkeit der Vergangenheitswerte als Grundannahme zur Modellbildung genutzt. Um die Modellgenauigkeit zu erhöhen, liegt es nun nahe, auch eine nichtlineare Modellierung in Betracht zu ziehen, wobei hier eine enorme Vielzahl von unterschiedlichen Möglichkeiten besteht (vgl. [175, S. 436ff]). In dieser Arbeit werden, als eine Variante dieser Möglichkeiten, die künstlichen neuronalen Netze (KNN) betrachtet. Diese wurden unter anderem aufgrund der Aussage in [196, S. 320ff] ausgewählt, welche besagt, dass sich KNN vielfach gegenüber alternativen Verfahren bei der Prädiktion von Zeitreihen als vorteilhaft erwiesen haben. Allerdings gibt es auch im Bereich der KNN selbst wiederum unzählige Möglichkeiten der Gestaltung und Konfiguration der einzelnen Modellstrukturen.

Die Auswahl der Struktur des Netzes und dessen Konfiguration ist nicht trivial. Dies wird deutlich mit Blick auf Veröffentlichungen zu Anwendungen von KNN, wie in [197] im Hinblick auf die Prädiktion von Lastleistungen oder in [198] im Hinblick auf die Prädiktion von ökonomischen Zeitreihen. In diesen Studien wird klar: das *Standard-KNN* gibt es nicht. Wohl aber sehr verbreitete Ansätze, die dem Anschein nach in vielen Anwendungen zu brauchbaren Ergebnissen führen. Im Kontext dieser Arbeit wurde die Abschlussarbeit [A5] betreut, in der verschiedene Konfigurationen des wohl gebräuchlichsten Netzes getestet und verglichen wurden: das vorwärtsbetriebene KNN mit mehrlagigem Perzeptron (engl.: multilayer perceptron, MLP, Abbildung 6.22), welches mit dem Backpropagation-Verfahren konfiguriert bzw. trainiert wird. Im Folgenden wird dazu, mit Blick auf die Anwendung in dieser

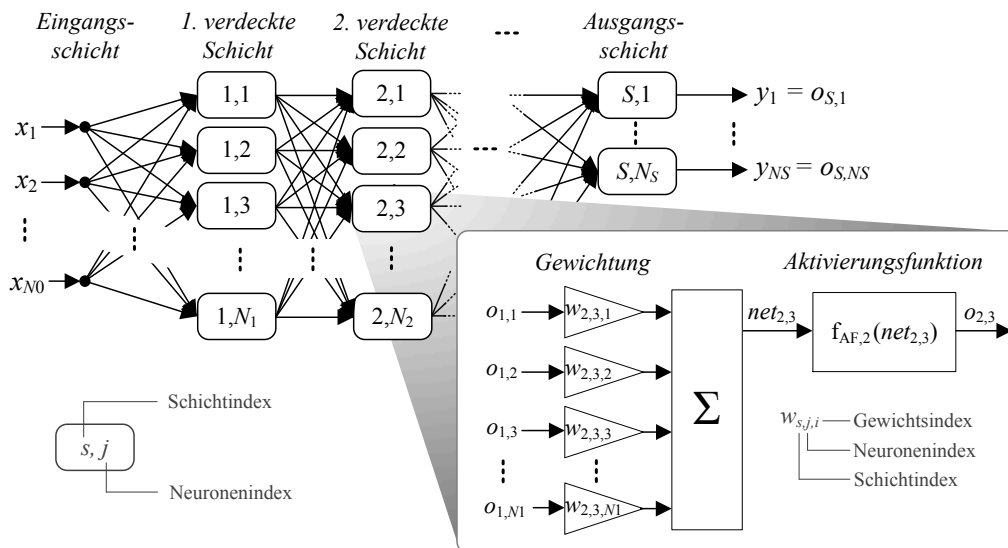


Abbildung 6.22: Aufbau der verwendeten Netzart und der verwendeten Neuronen

Arbeit, eine kurze Einführung gegeben. Bevor das Netz trainiert und genutzt werden kann, müssen verschiedene Parameter und Rahmenbedingungen festgelegt werden. Zu den wichtigsten zählen:

- Auswahl und Anzahl der Eingangsdaten
- Anzahl der Ausgangswerte
- Anzahl der verdeckten Schichten
- Anzahl der Neuronen pro Schicht
- Art der Aktivierungsfunktionen
- Art der Eingangsdatenvorverarbeitung
- Festlegung des Lernverfahrens bzw. dessen Optionen (Lernrate, Abbruchkriterium, individuelles oder kumulatives Lernen, Unterteilung der Trainingsdaten)

Das Training des KNNs passt das Netz für die jeweilige Aufgabe an, indem die Gewichtungsfaktoren $w_{s,j,i}$ entsprechend der vorgegebenen Trainingsdaten (V Datensätze, indiziert mit v) berechnet werden. Ein Trainingsdatensatz besteht aus Eingangswerten x und dem dazugehörigen gewünschtem Ergebnis z (Zielwert, engl.: target). Zunächst werden die Gewichtungsfaktoren mit Zufallswerten initialisiert und für die Eingangsdaten eines Musters die Netzausgänge y berechnet.

Wie zuvor beim KQ-Schätzers zur Berechnung der Parameter des linearen AR-Modells (Vergleich zwischen AR- und KNN siehe Abbildung 6.23), wird auch beim Training des KNNs zumeist das Ziel verfolgt, den quadratischen Fehler R_Q zwischen dem tatsächlichen Ergebnis $y_{v,j}$ und dem Zielwert $z_{v,j}$ zu minimieren¹:

$$\min_{w_{s,j,i}} R_Q = \frac{1}{2} \sum_{v=1}^V R_{Q,v} = \frac{1}{2} \sum_{v=1}^V \sum_{j=1}^{N_S} (z_{v,j} - y_{v,j})^2, \quad (6.18)$$

wobei N_S die Anzahl der Neuronen der Ausgangsschicht und somit die Anzahl der Netzausgangswerte bezeichnet². Zunächst wird nun $N_S = 1$ gewählt, was für die Anwendung bedeutet, dass die Residualleistung nur für einen Schritt in die Zukunft prädiziert wird (genau wie bei der AR-Modell-basierten Prädiktion). Der Faktor $1/2$ wird in der Literatur hinzugenommen, da die Ableitung des Fehlers gebildet wird und sich dann die Ausdrücke vereinfachen. Zur Bestimmung der Gewichtungsfaktoren wird nun das Backpropagation-Verfahren angewandt, was

¹ Die Beschreibungen des Vorgehens und der Verfahren sind in vielen Fachbüchern zu finden. Für diese Arbeit wurde [199, S. 323ff] und [200, S. 149ff] herangezogen.

² Für die Erklärung der Indizes und der Zuordnung der Variablen siehe Abbildung 6.22.

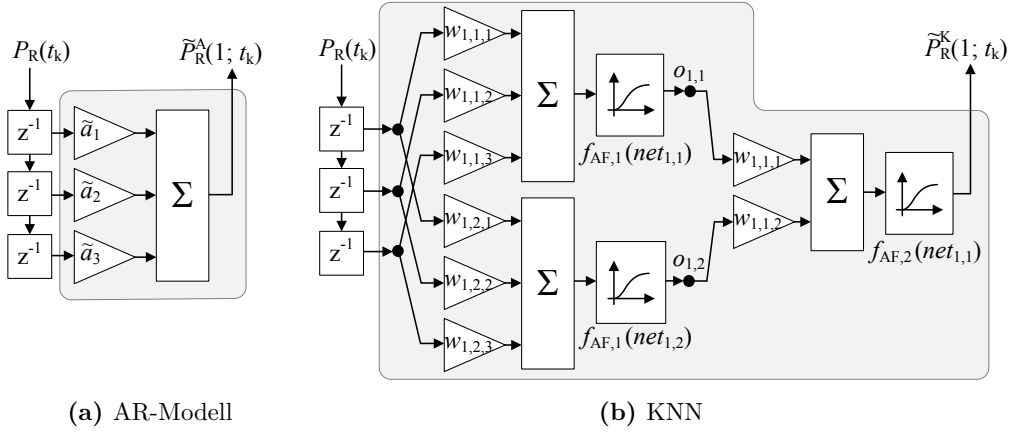


Abbildung 6.23: Vergleich des prinzipiellen Aufbaus von AR-Modell und KNN (mit lediglich 2 Neuronen in der verdeckten Schicht) mit jeweils drei Eingangswerten

ausführlich in [200, S. 149ff] beschrieben wird. Dabei werden die Gewichte, bzw. die Änderung der Gewichte, anhand des Fehlergradientens bestimmt. Durch Anwendung der Kettenregel kann dabei die partielle Ableitung der Fehlerfunktion aufgeteilt werden

$$\Delta w_{s,j,i} = -\gamma \cdot \nabla R_Q = -\gamma \cdot \frac{\partial R_Q}{\partial w_{s,j,i}} = -\gamma \cdot \frac{\partial R_Q}{\partial o_{s,j}} \frac{\partial o_{s,j}}{\partial net_{s,j}} \frac{\partial net_{s,j}}{\partial w_{s,j,i}}. \quad (6.19)$$

Die konkrete Lösung hängt von dem Netzaufbau ab (Beispiele werden in [A5, S. 37ff] gegeben), wobei als Aktivierungsfunktionen stetig differenzierbare und monoton steigende Funktionen ausgewählt werden. Das Backpropagation-Verfahren gehört also zu den Gradientenabstiegsverfahren und somit ist mit den üblichen Problemen solcher Verfahren zu rechnen – Verbleib in lokalen Minima, Verbleib auf Plateaus und Oszillation in Tälern der Zielfunktion. Vor allem die geschickte Gewichtung des Gradienten mit dem Faktor γ ist daher wichtig, welche im Kontext von KNN auch Lernrate genannt wird. Wie in [A5, S. 41ff] beschrieben, kann der Levenberg-Marquardt-Trainingsalgorithmus genutzt werden, um das Backpropagation-Verfahren mit einer dynamischen Wahl der Lernrate zu erweitern. Die Gewichtsänderung selbst erfolgt entweder durch iteratives Lernen (eine Gewichtsänderung aufgrund eines Musters) oder durch kumulatives Lernen (eine Gewichtsänderung aufgrund mehrerer Muster).

So wurde auch das Netz trainiert, das im Vergleich in [A5] als bestes Netz für diese Anwendung identifiziert wurde. Es besteht aus einer verdeckten Schicht mit 10 Neuronen (Aktivierungsfunktion Tangens hyperbolicus) sowie einem Neuron in der Ausgangsschicht. Als Eingänge wurden die letzten 24 Leistungsmessdaten sowie der aktuelle Wochentag und die aktuelle Uhrzeit ausgewählt. Für die Mehr-Schritt-Prädiktion wird wie beim AR-Modell der prädizierte Ausgang rückgekoppelt (siehe

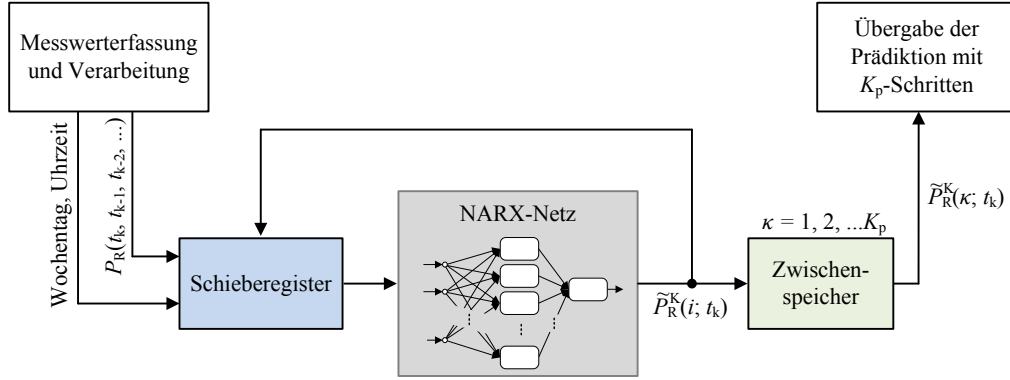


Abbildung 6.24: Integration des KNN in die Mehr-Schritt-Prädiktion (NARX-KNN)

Abbildung 6.24). Das so entstandene Netz wird als nichtlineares autoregressives Netz mit exogenen Eingängen (NARX-Netz) bezeichnet, wobei die exogenen Eingänge aus Wochentag und Uhrzeit bestehen.

In Abbildung 6.23 ist ein Vergleich der grundlegenden Strukturen von AR-Modell und NAR-Netz gezeigt, bei dem deutlich wird, dass die Struktur des neuronalen Netzes (selbst ohne Betrachtung der exogenen Eingänge) deutlich komplexer ist. Um ein Antrainieren von Zufallsmerkmalen in den Testreihen (Overfitting) zu vermeiden, gilt es, generell eine möglichst einfache Struktur zu wählen. Weiterhin wurden bei der Trainingsphase die vorliegenden Daten in Trainings- und Testdaten unterteilt (hier: 2 Jahre Messdaten, 2/3 des ersten Jahres wurden Trainingsdaten, 1/3 des ersten Jahres wurden Testdaten und das zweite Jahr wurde zur Validierung bzw. zur kausalen Anwendungssimulation genutzt). Nimmt der Fehler für Trainingsdaten durch komplexere Strukturen ab, der Fehler für die Testdaten aber nicht, ist dies ein Indiz für Overfitting. Für weitere Details sei auf [A5] verwiesen, ein Beispielausschnitt der Prädiktion ist in Abbildung 6.25 gezeigt.

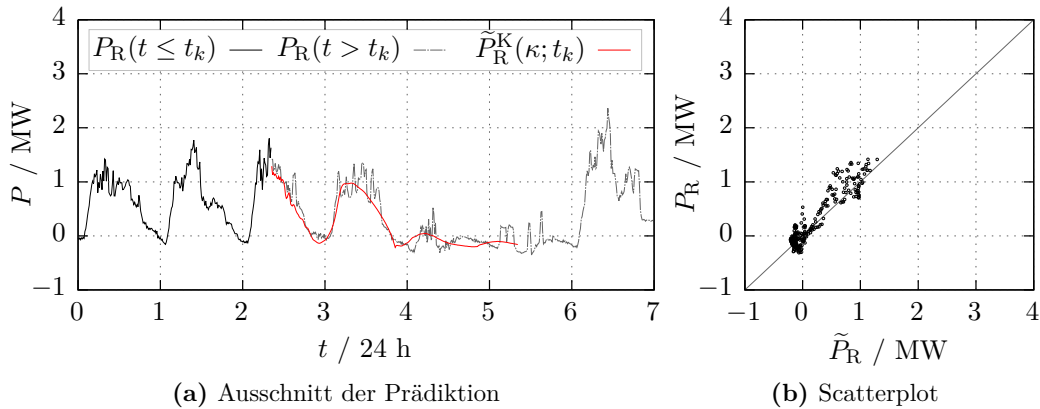


Abbildung 6.25: Stichprobenergebnis für Beispiel 1 mit KNN-Prädiktion

6.3.2 Zwischenauswertung und Fazit

An dieser Stelle werden die vorgestellten Verfahren anhand üblicher Gütekriterien verglichen. Der Vergleich wird mit dem Datensatz von Firma A, der zwei Jahre umfasst, durchgeführt. Damit der Vergleich möglichst auf gleichen Rahmenbedingungen beruht, wurde das erste Jahr zur Konfiguration (Trainings und Testdaten) verwendet und das zweite Jahr zur Validierung. Da die vorgestellten Verfahren unterschiedlich konfiguriert werden, sind exakt gleiche Rahmenbedingungen nicht möglich (z. B. kann die LVT-Methode nicht ohne das Wissen über die aktuellen Messdaten durchgeführt werden). Diese Arbeit erhebt dabei nicht den Anspruch, die beste mögliche Prädiktionmethode mit bestmöglicher Konfiguration herauszufinden, da dies ohnehin auf dem betrachteten Datensatz beruht. Im Fokus stehen eher die prinzipiellen Vorgehensweisen und Schlussfolgerungen für die Anwendung sowie eine realitätsnahe Prädiktionsgüte auf der die weiteren Auswertungen aufbauen.

Der Prädiktionsfehler ε hängt einerseits vom Ausgangszeitpunkt t_k und andererseits vom Prädiktionsschritt κ ab

$$\varepsilon(t_k, \kappa) = \tilde{P}_R(\kappa; t_k) - P_R(t_{k+\kappa}). \quad (6.20)$$

Um die Prädiktionsverfahren einzuschätzen, sind in Abbildung 6.26 zunächst die Autokorrelationen der unterschiedlichen Verfahren für den Prädiktionsfehler des ersten Prädiktionsschritt ($\kappa = 1$) über t_k gezeigt. Es fällt auf, dass bei der AR-, EAR- und KNN-Prädiktion kaum noch Autokorrelationen zu erkennen sind und der Prädiktionsfehler daher näherungsweise in Form eines weißen Rauschens vorliegt.

Bei der SMM- und LVT-Prädiktion erkennt man teils deutliche Ausschläge, somit enthält der Fehler periodische Anteile, welche zur Verbesserung der Prädiktion ausgewertet werden können. Da diese Verfahren dafür in der vorliegenden Form

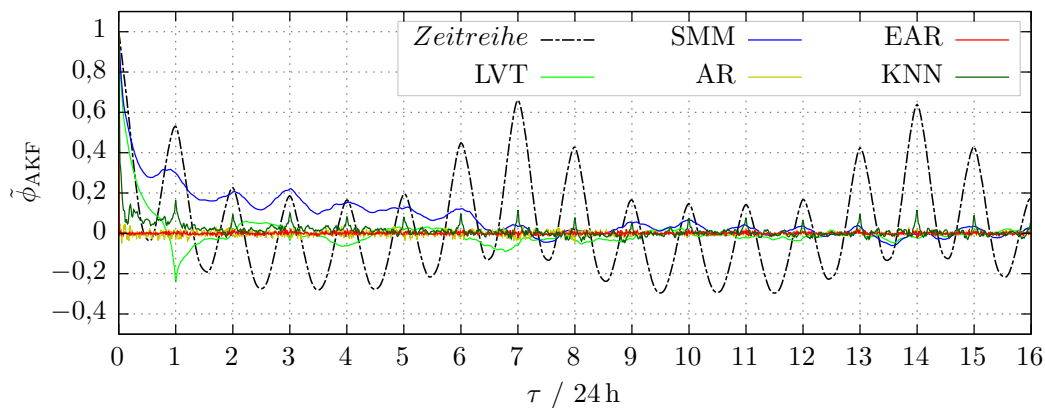


Abbildung 6.26: Autokorrelationsfunktionen der Zeitreihe selbst (Residualleistung der Firma A) sowie des Fehlers der Ein-Schritt-Prädiktion der jeweiligen Verfahren

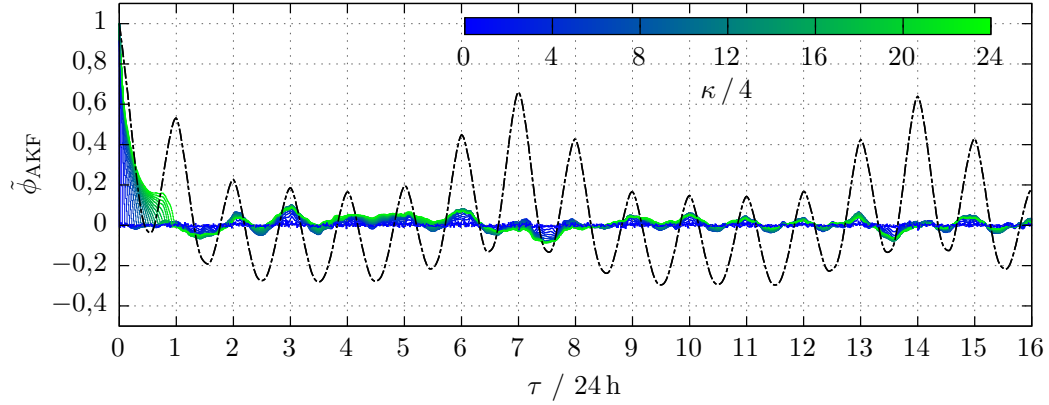


Abbildung 6.27: Autokorrelationsfunktionen der Zeitreihe selbst (Residualleistung der Firma A) sowie der Fehler der Prädiktion mit EAR-Modell von unterschiedlichen Prädiktionsschritten (im Viertelstundenabstand von 0,25 h bis 24 h)

keine Freiheitsgrade besitzen, müsste dafür eine Erweiterung der Verfahren selbst durchgeführt werden, wie es im Prinzip durch die Kombination von SMM- und AR- zur EAR-Prädiktion gemacht wurde. Bei dem KNN sind im Abstand von 24 h spitze Ausreißer zu erkennen. Es ist daher anzunehmen, dass das KNN durch eine andere Konfiguration oder einen anderen Aufbau selbst für die Ein-Schritt-Prädiktion noch zu verbessern ist. Zur Einschätzung der Mehr-Schritt-Prädiktion wurden in Abbildung 6.27 die Autokorrelationsfunktionen für die EAR-Prädiktion der Prädiktionsschritte von $\kappa = 1$ bis 96 (also einem Prädiktionshorizont bis zu 24 h) dargestellt. Hierbei sind mit zunehmendem κ wieder Ausschläge zu erkennen, was beim Training des Verfahrens nicht berücksichtigt wird, da dabei nur der erste Prädiktionsschritt ausgewertet wird. An dieser Stelle wäre also eine Betrachtung der bereits erwähnten Multi-Modell-Prädiktionen motiviert. In Abbildung 6.28 wurde

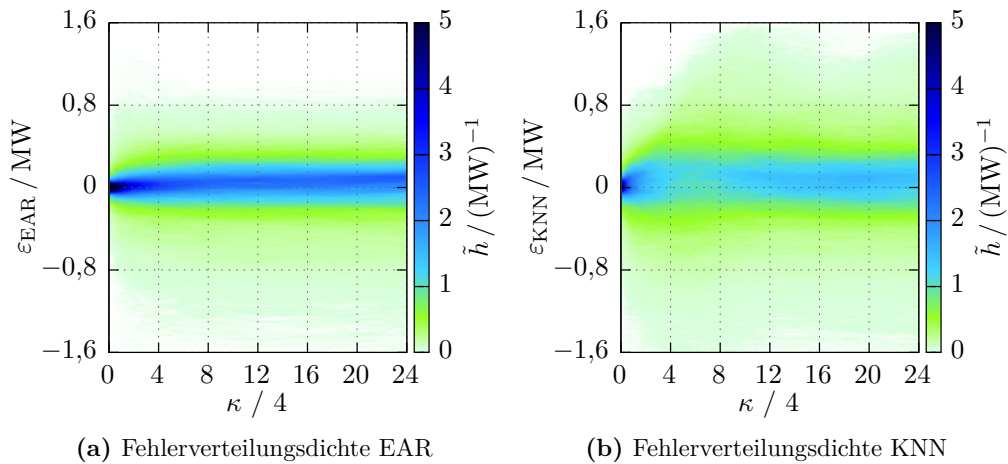
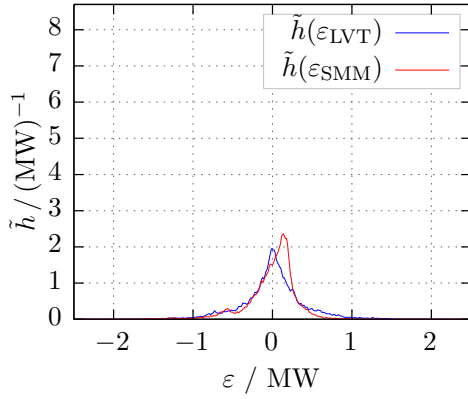
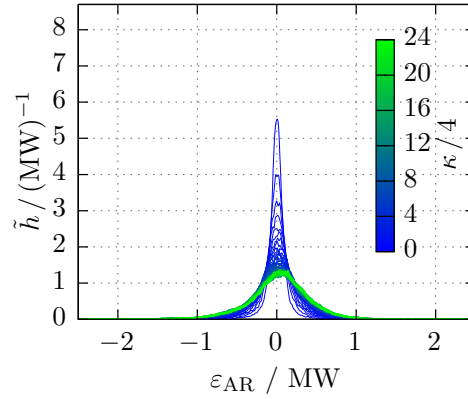


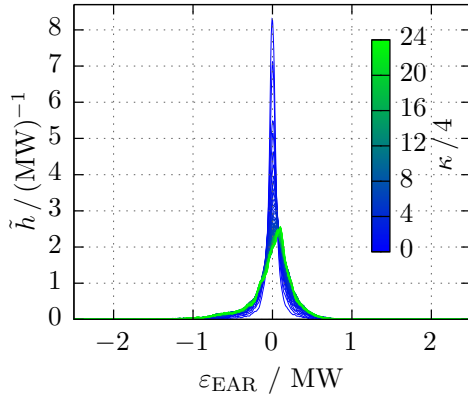
Abbildung 6.28: Fehler-Wahrscheinlichkeitsdichteschätzungen in Abhängigkeit von κ



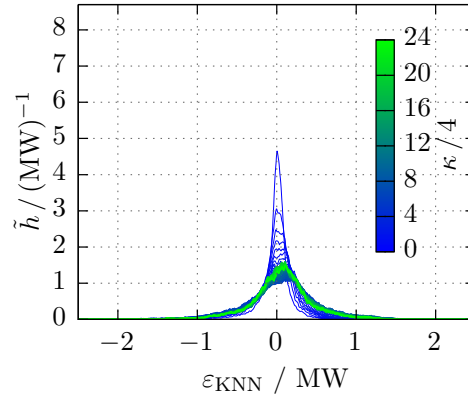
(a) Fehlerverteilungsdichte LVT und SMM



(b) Fehlerverteilungsdichte AR



(c) Fehlerverteilungsdichte EAR



(d) Fehlerverteilungsdichte KNN

Abbildung 6.29: Wahrscheinlichkeitsdichte-Schätzungen der Prädiktionsfehler

für die EAR- und die KNN-Prädiktion die geschätzte Wahrscheinlichkeitsdichteverteilung \tilde{h} der Prädiktionsfehler (kurz Fehlerverteilungsdichte) zum jeweiligen Prädiktionsschritt von $\kappa = 1$ bis 96 gezeigt. Es ist zu erkennen, dass vor allem in den ersten vier Stunden ($\kappa = 1$ bis 16) eine Veränderung stattfindet und danach kaum noch. Eine erhebliche Fehlerfortpflanzung ist also nicht zu erkennen.

In Abbildung 6.29 sind die geschätzten Fehlerverteilungsdichten für die betrachteten Verfahren zum Vergleich dargestellt. Prinzipbedingt sind die Fehlerverteilungsdichten der SMM-Prädiktion von κ unabhängig, da die Prädiktionsergebnisse zeitunabhängig sind (solange keine Aktualisierung des Modells zur Laufzeit stattfindet). Bei der LVT-Prädiktion trifft dies ebenfalls zu, jedoch nur auf die Prädiktionsschritte $\kappa = 1$ bis 95 (in der Abbildung gezeigt) und jeweils Vielfache dieses Bereichs (also $\kappa = 96$ bis 191, $\kappa = 192$ bis 287, usw.). Die Unterschiede sind sehr gering und daher hier nicht extra dargestellt. Weiterhin fällt auf, dass sich die Fehlerverteilungsdichte von AR- und KNN-Prädiktion sehr ähneln. Die der EAR-Prädiktion hingegen zeigen

vor allem für niedrige Werte von κ einen deutlich höheren Ausschlag bei Fehlern nahe Null. Für hohe κ entsteht bei der EAR-Prädiktion eine recht ähnliche Form zur Fehlerverteilungsdichte der SMM-Prädiktion.

Um die Prädiktionsgüte zu vergleichen, werden in der Literatur unterschiedliche Gütemaße vorgeschlagen, eine Übersicht liefert [201]. Als üblichste Gütemaße erscheinen der mittlere absolute Fehler (engl.: mean absolut error, MAE) und der mittlere quadratische Fehler (engl.: mean squared error, MSE). Für den Vergleich wird aber laut [201] die Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers (RMSE) dem MSE häufig vorgezogen. Neben dem MAE und dem RMSE wurde zusätzlich noch ein normiertes Gütemaß gewählt: der MAE normiert auf die Zeitreihenreichweite (hier: $\max(P_R) - \min(P_R)$). Weiterhin werden die Gütemaße auf alle im betrachteten Jahr durchgeführten Prädiktionen arithmetisch gemittelt

$$R_{\text{MMAE}} = \frac{1}{K_B \cdot K_p} \sum_{k=1}^{K_B} \sum_{\kappa=1}^{K_p} \left| \tilde{P}_R(\kappa; t_k) - P_R(t_{k+\kappa}) \right|, \quad (6.21)$$

$$R_{\text{MRMSE}} = \frac{1}{K_B} \sum_{k=1}^{K_B} \sqrt{\frac{1}{K_p} \sum_{\kappa=1}^{K_p} \left(\tilde{P}_R(\kappa; t_k) - P_R(t_{k+\kappa}) \right)^2}, \quad (6.22)$$

$$R_{\text{MNMAE}} = \frac{1}{K_B \cdot K_p} \sum_{k=1}^{K_B} \sum_{\kappa=1}^{K_p} \frac{\left| \tilde{P}_R(\kappa; t_k) - P_R(t_{k+\kappa}) \right|}{\max(P_R) - \min(P_R)}. \quad (6.23)$$

Die Gütemaße werden in Tabelle 6.5 für die unterschiedlichen Verfahren und jeweils einem Prädiktionshorizont von $K_p=1$ (15 Minuten) und $K_p=288$ (3 Tage) aufgelistet. Es wird ersichtlich, dass die Prädiktion mit dem erweiterten autoregressiven Modell (EAR) bei allen Gütemaßen und beiden Prädiktionshorizonten die

Tabelle 6.3: Gütemaßvergleich der Prädiktionsverfahren

Methode	MMAE ¹		MRMSE ²		MNMAE ³	
	$K_p = 1$	$K_p = 288$	$K_p = 1$	$K_p = 288$	$K_p = 1$	$K_p = 288$
LVT	280 kW	344 kW	409 kW	507 kW	7,1 %	8,7 %
SMM	218 kW	218 kW	311 kW	311 kW	5,6 %	5,6 %
AR	77 kW	298 kW	121 kW	404 kW	2,0 %	7,6 %
EAR	63 kW	199 kW	111 kW	289 kW	1,6 %	4,9 %
KNN	115 kW	274 kW	187 kW	383 kW	2,9 %	6,8 %

¹ MMAE: Mean of Mean Average Error (Mittlung über Horizont und Prädiktionen)

² MRMSE: Mean of Root Mean Squared Error

³ MNMAE: Mean of Normalized Mean Average Error

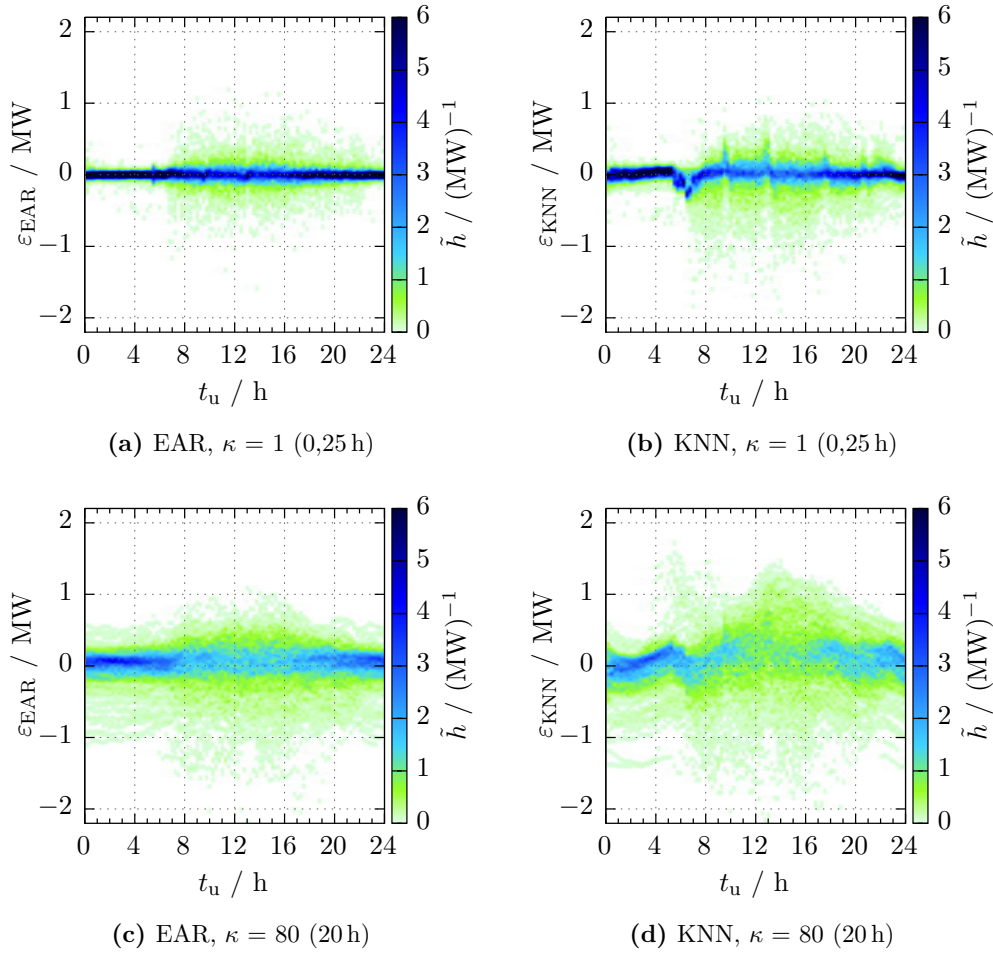


Abbildung 6.30: Wahrscheinlichkeitsdichteschätzungen der EAR- und KNN-Prädiktionsfehler in Abhängigkeit der Uhrzeit (bei unterschiedlichen κ)

geringsten Werte aufweist, die Prädiktion basierend auf Letztem Vergleichbaren Tag (LVT) hingegen die höchsten Werte. Die Werte der AR- und KNN-Prädiktion liegen dazwischen (für kurzen Prädiktionshorizont ist die AR-Prädiktion im Mittel genauer, für längere Prädiktionshorizonte das KNN). Auch [181] führte einen Vergleich zwischen ARMA und KNN für eine artverwandte Anwendung durch und gelangte ebenfalls zu dem Ergebnis, dass beide Verfahren nahezu gleichwertige Ergebnisse lieferten. Der Konfigurationsaufwand und die Modellkomplexität des KNN ist jedoch deutlich höher. Deshalb wurde die Erweiterung durch Kombination des SMM Modells mit dem AR Modell durchgeführt (in ähnlicher Weise könnte dies auch für das KNN erfolgen). Eine Untersuchung zu Behandlung von Strukturbrüchen der Zeitreihe (auch Regimewechsel genannt) mittels des zugrundeliegenden SMM Modells steht an dieser Stelle aus (diese könnten bei der betrachteten Anwendung z. B. durch Veränderungen im Produktionsprozess oder dem witterungsbedingten Ein- und Ausschalten eines BHKWs ergeben). In [176, S. 183ff] werden weiterhin

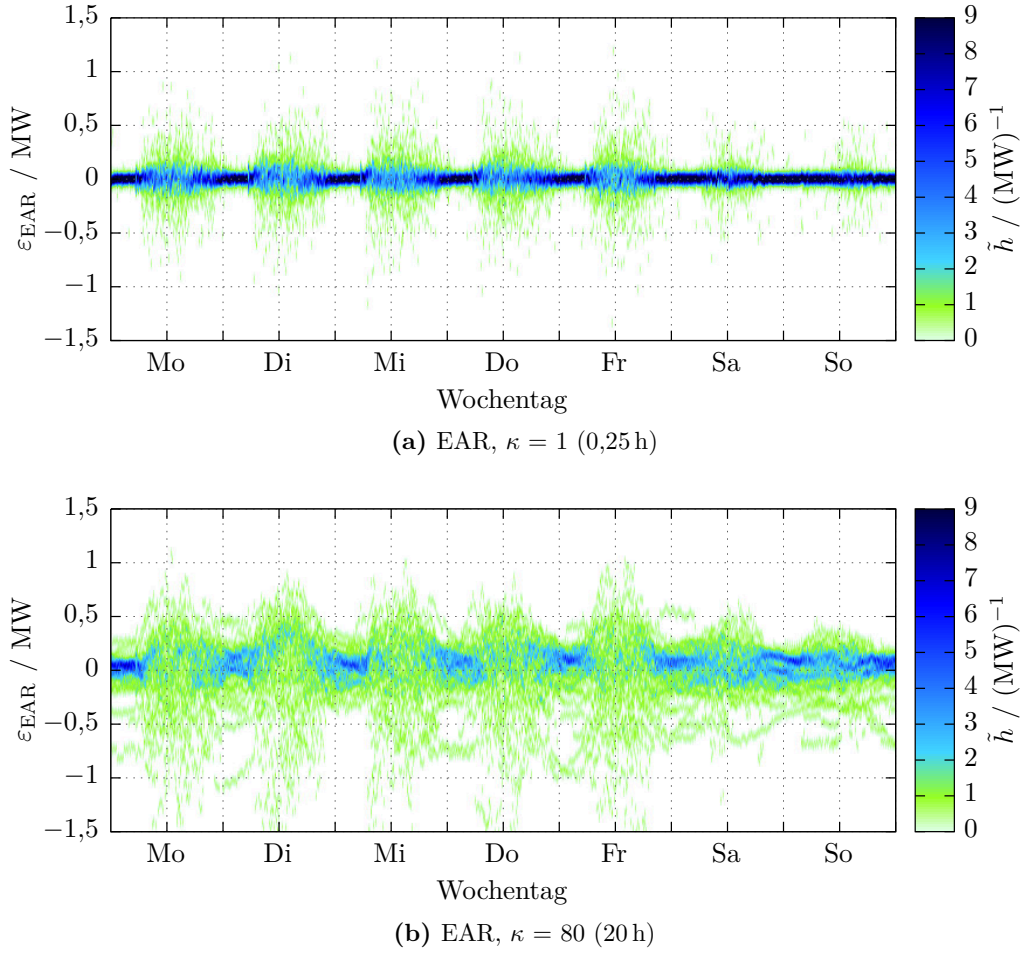


Abbildung 6.31: Wahrscheinlichkeitsdichteschätzungen der Prädiktionsfehler der EAR-Prädiktion in Abhängigkeit des Wochentages (bei unterschiedlichen κ)

spezielle Probleme behandelt (nicht äquidistante Abtastraten, fehlende Werte und Ausreißer der Zeitreihe), welche ebenfalls bei dieser Anwendung denkbar sind.

Die Fehlerbetrachtung und die allgemeinen Gütemaße sagen bislang wenig über die konkreten Folgen für die betrachtete Anwendung aus. Der Einfluss des Prädiktionsfehlers auf die Zielerreichung der MPC ist dabei abhängig vom jeweiligen Zeitpunkt, daher lohnt die Darstellung der Prädiktionsfehler über der entsprechen Uhrzeit (Abbildung 6.30) bzw. über Wochentage (Abbildung 6.31). Es fällt auf, dass die Wahrscheinlichkeitsdichteschätzungen insbesondere des Ein-Schritt-KNN-Prädiktionsfehlers (Abbildung 6.30 b) tageszeitliche Schwankungen zwischen 5 und 8 Uhr aufweist. Ansonsten verwundert es nicht, dass die Spreizung der Wahrscheinlichkeitsdichteschätzungen nachts am geringsten ausfallen, da hier auch die Zeitreihe selbst wenig Ausreißer aufweist. Die konkreten Folgen der Prädiktionsfehler für die Anwendung werden in Kapitel 6.4 beschrieben.

6.4 Anwendungsspezifische Erweiterungen

Es wurden verschiedene Verfahren in recht grundlegender Konfiguration vorgestellt. Mit Sicherheit ist durch weitere Aufwände für ein konkretes Fallbeispiel eine noch höhere Prädiktionsgenauigkeit erreichbar, allein im Bereich der KNN wären noch viele Erweiterungen denkbar (z. B. rekurrente Netzstrukturen) - nun stellt sich aber eher die Frage, wie sich die Genauigkeit auf die Anwendung auswirkt.

Zur Einschätzung der Prädiktionsgenauigkeit wurde bisher der Prädiktionsfehler ausgewertet und für die Konfiguration der Verfahren der MSE minimiert. Dies ist insofern sinnvoll, als dass bei einem MSE von Null eine ideale Prädiktion und daher auch das bestmögliche Gesamtergebnis vorliegt. Ein MSE von Null ist aber unter realen Bedingungen nicht erreichbar, daher ist eine Betrachtung der Auswirkungen der Prädiktionsfehler auf die Anwendung sinnvoll. Am Ende ist schließlich nicht (unbedingt) der kleinste MSE entscheidend, sondern viel mehr die maximale Erreichung der ursprünglichen Anwendungsziele bzw. die möglichst hohe Ausschöpfung des theoretischen Potenzials.

Je nach Zeitpunkt des Prädiktionsfehlers und Zielgewichtung der Betriebsstrategie variieren die Auswirkungen auf das Ergebnis. Um die Auswirkungen von Prädiktionsfehlern einfacher visualisieren zu können, wird die MPC-K1 (nur SRI als Nebenziel) mit dem heuristischen Lösungsverfahren (ohne PSO) und zunächst ohne Nachladeoptimierung angewandt. Es können grob vier Fälle unterschieden werden, welche in Abbildung 6.32 dargestellt sind. Die Auswirkungen lassen sich wie folgt zusammenfassen:

- *Zu hohe Prädiktion:* Wird vor einer Periode mit negativer Residualleistung die positive Residualleistung zu hoch prädictiert, wird der Speichers früher entladen, was zu einem geringfügig niedrigeren mittleren Speicherladegrad führt. Wird die negative Residualleistung im Anschluss ebenfalls zu hoch prädictiert, wird der Speicher zu tief entladen und kann somit während der Periode mit negativer Residualleistung nicht vollständig geladen werden. Das führt entweder zum Bedarf der Nachladung aus dem Netz, zu einem niedrigeren mittleren Speicherladegrad oder dazu, dass nachfolgende Spitzenleistungen aufgrund dessen nicht abgefangen werden können.
- *Zu niedrige Prädiktion:* Wird vor einer Periode mit negativer Residualleistung die positive Residualleistung zu niedrig prädictiert, erfolgt die Entladung des Speichers zu spät, was wiederum dazu führt, dass der Speicher weniger als bei idealer Prädiktion entladen wird. Wird dabei die negative Residualleistung im Anschluss korrekt prädictiert, ist trotzdem bereits eine zu geringe Eigenverbrauchssteigerung das Resultat. Dies wird weiter verstärkt, wenn die negative Residualleistung im Anschluss ebenfalls zu niedrig prädictiert wird.

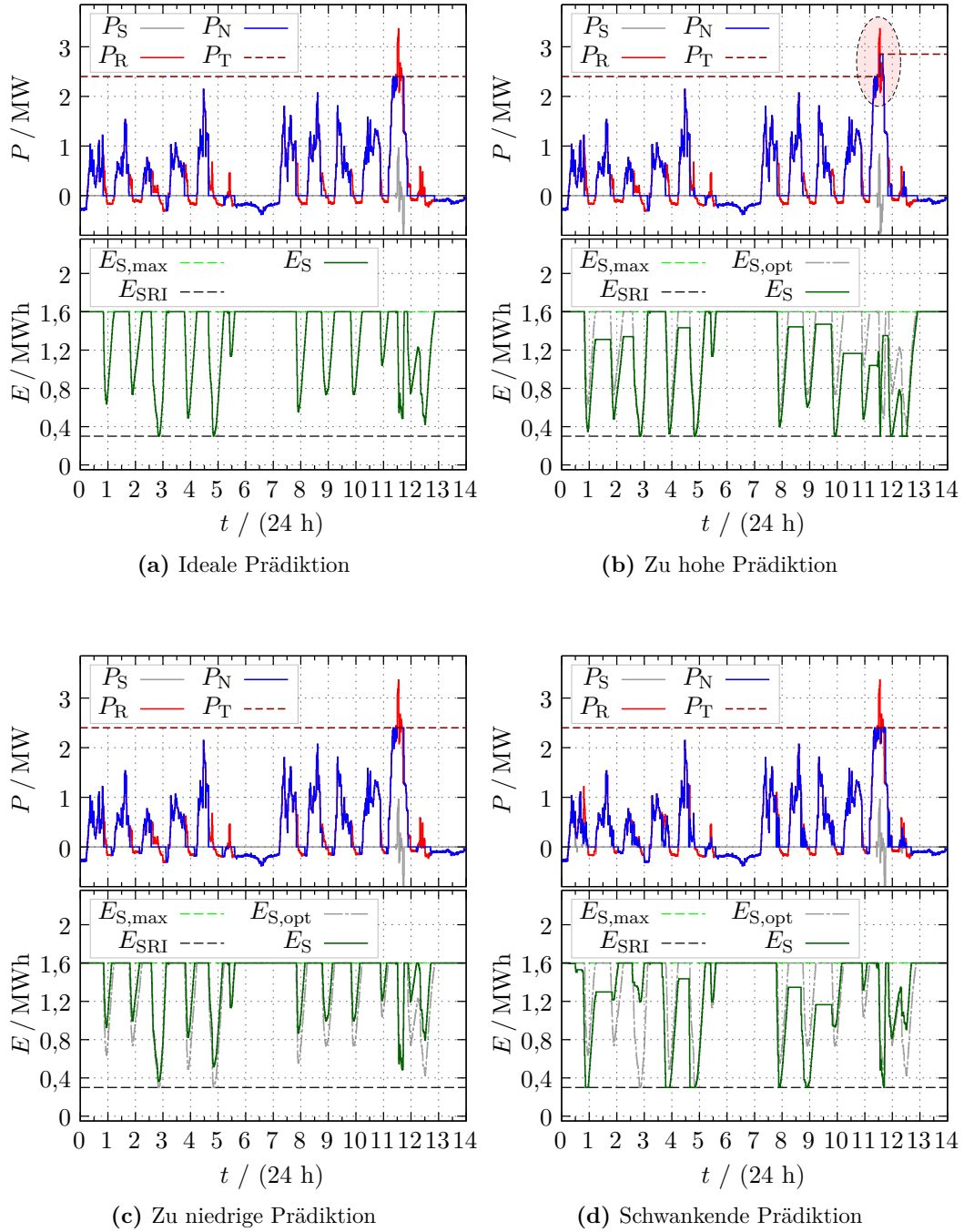


Abbildung 6.32: Darstellung der Auswirkung von unterschiedlichen Prädiktionsfehlern mit MPC-K1 (nur mit heuristischem Lösungsverfahren, ohne PSO und ohne Nachladeoptimierung, zum Zwecke der besseren Visualisierung der Auswirkungen)

- *Schwankende Prädiktion:* Bei schwankender Prädiktion können sich die o.g. Probleme abwechseln, weiterhin kann es zu unnötigen Zyklen des Speichers kommen, da die Betriebsstrategie von Abtastpunkt zu Abtastpunkt sehr unterschiedliche Ergebnisse berechnet.
- *Nicht prädizierte Spitzenleistungen:* Bei dem vorrangig betrachteten Leistungsverlauf war es mit keinem der vorgestellten Prädiktionsverfahren möglich, den Leistungsverlauf oberhalb der Leistungsreduktionschwelle P_T zuverlässig zu prädizieren. Da dies ein Problem darstellt, wird dieser Punkt gesondert in Kapitel 6.4.2 betrachtet.

Die zu niedrige Prädiktion (Abbildung 6.32 c) erscheint zunächst im Vergleich zur zu hohen Prädiktion (Abbildung 6.32 b) weniger kritisch, da hier nur ein Teil der Eigenverbrauchssteigerung verloren geht und nicht die gesamte Spitzenleistungsreduktion in Gefahr gerät. Es ist jedoch so, dass dieser Fehler im Nachhinein nicht mehr zu korrigieren ist. Bei der zu hohen Prädiktion können die Auswirkungen durch die in Kapitel 5.3.3 bereits geschilderte Nachladeoption für die Heuristik minimiert werden. Am Ende des betrachteten Prädiktionshorizonts wird dabei ein möglichst großer Speicherenergieinhalt angestrebt. Sollte der tatsächlich eintretende Energieinhalt nach einer Periode mit negativer Residualleistung von dem anfänglich geplanten abweichen, wird dieser Fehler durch zusätzliche Aufladung aus dem

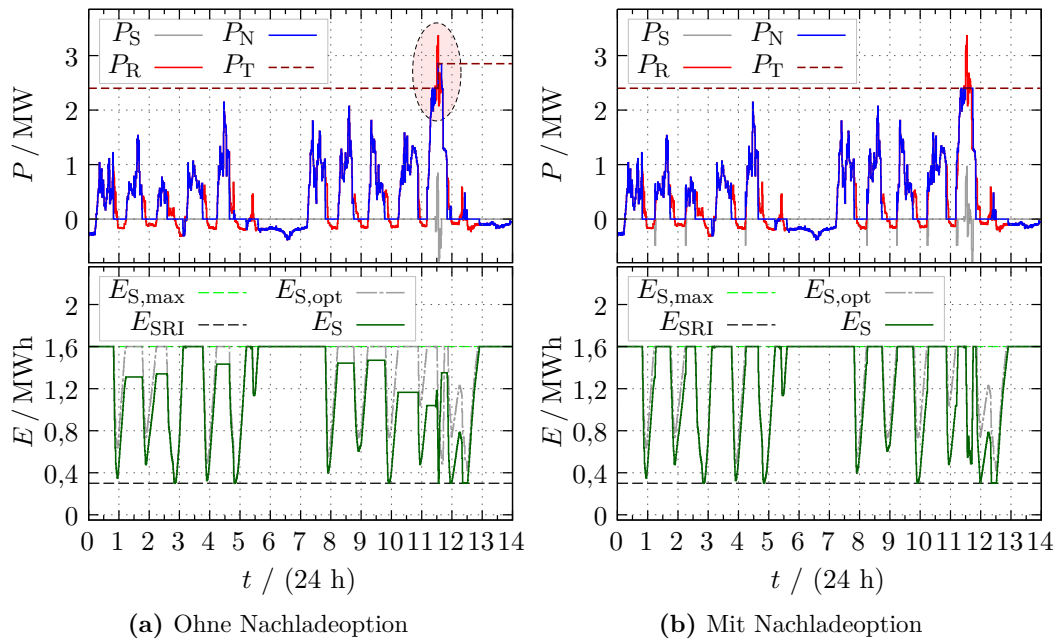


Abbildung 6.33: Auswirkung von zu hoher Prädiktion mit und ohne Nachladeoption des heuristischen Lösungsverfahrens ohne PSO (mit PSO ergibt sich direkt ein Ergebnis ähnlich dem mit Nachladeoption)

öffentlichen Netz korrigiert. Die Auswirkungen sind in Abbildung 6.33 dargestellt, ein ähnliches Ergebnis ergibt sich auch unter Verwendung der PSO.

Dieses Ergebnis beinhaltet nun sowohl die maximale Spitzenleistungsreduktion als auch die maximale Eigenverbrauchssteigerung. Nachteilig gegenüber der idealen Prädiktion sind dabei unnötig tiefe Zyklen der Batterie, die dadurch hervorgerufene zusätzliche Verlustleistung, ein geringerer mittlerer Speicherladegrad sowie die Nachladung aus dem Netz mit entsprechenden Kosten für den Wirkarbeitsbezug. Es bleibt also festzuhalten, dass Fehler bei der Prädiktion stets negative Folgen haben, eine etwas zu hohe Prädiktion erscheint aber zur Erfüllung und Kombination der beiden Hauptziele Eigenverbrauchssteigerung und Spitzenleistungsreduktion besser.

6.4.1 Gewichtete Prädiktionsauswertung

Wie kann nun gezielt beeinflusst werden, wie die Betriebsstrategie die Prädiktion interpretiert? Beispielsweise um gezielt eine eher zu hohen Prädiktion anzunehmen. Eine Lösungsvariante dafür bieten stochastische MPC-Ansätze wie in [184] oder [202] beschrieben. Der Grundgedanke liegt darin, dass nicht nur der Erwartungswert der Prädiktion ausgewertet wird, sondern auch alternative, weniger wahrscheinliche Pfade. Damit würde dann der Optimierungsalgorithmus entsprechend der resultierenden Ergebnisse und deren Wahrscheinlichkeiten eine situationsabhängige Entscheidung treffen. Selbst mit Einschränkungen des an sich werte-kontinuierlichen Zufallsprozesses ist bei einem solchen Vorgehen von einer starken Erhöhung des Rechenaufwand auszugehen. Wie bereits in Kapitel 5.3.7 geschildert, liegt die jetzige Berechnungszeit zwar noch in einem akzeptablen Rahmen, eine deutliche Verlängerung ist aber zu vermeiden. Daher wurde diese Möglichkeit in dieser Arbeit nicht weiter verfolgt.

Statt dessen wurde untersucht, wie sich eine direkte Einflussnahme auf die Prädiktionskonfiguration und/oder die Prädiktionsauswertung auf die Zielerreichung auswirkt. Nach dem Vergleich von verschiedenen Varianten erscheint die direkte Einflussnahme auf die Prädiktionsauswertung mit Faktoren als simple und trotzdem sehr effektive Möglichkeit die Zielerreichung zu beeinflussen. Dabei wird die prädizierte Leistung mit den aus Kapitel 3.2 bekannten Funktionen in eine positive und eine negative Zeitreihe zerlegt und unterschiedlich mit den Faktoren g_{pos} und g_{neg} gewichtet

$$\tilde{P}_{\text{R,g}} = g_{\text{pos}} \cdot f_{\text{pos}}(\tilde{P}_{\text{R}}) + g_{\text{neg}} \cdot f_{\text{neg}}(\tilde{P}_{\text{R}}). \quad (6.24)$$

Das Beispielergebnis der Prädiktion basierend auf EAR-Modell in Abbildung 6.34 a zeigt, dass gerade Perioden mit negativer Residualleistung stets zu gering prädiziert werden. Im Vergleich dazu zeigt Abbildung 6.34 b das Ergebnis mit $g_{\text{neg}} = 2,5$. Bei korrekter Prädiktion der positiven Residualleistung führt das aber dazu, dass

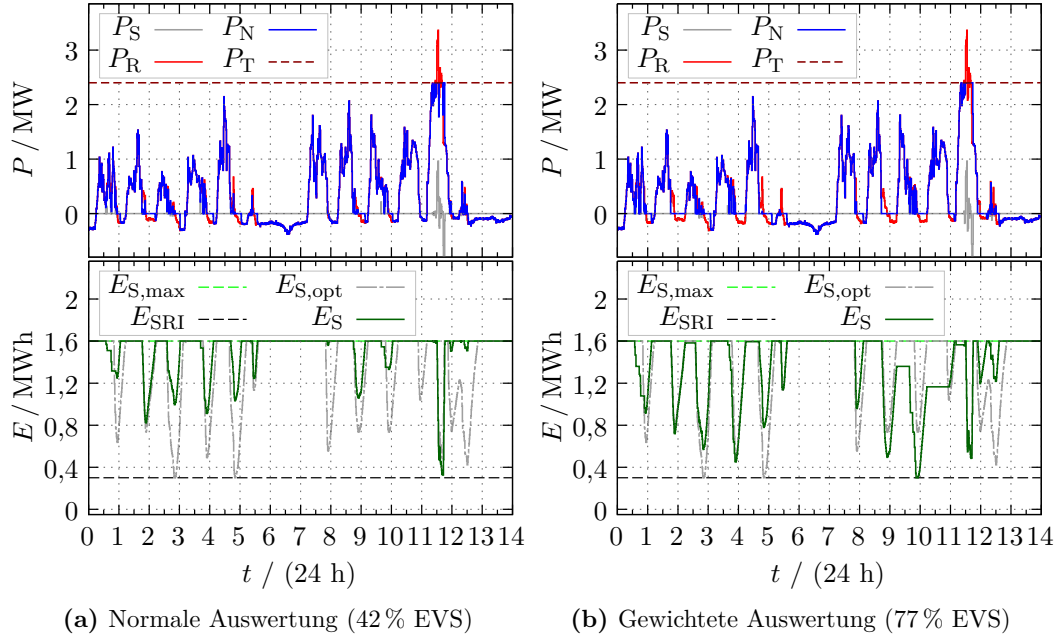


Abbildung 6.34: Auswirkung von zu geringer Prädiktion ohne Nachladeoption mit und ohne gewichteter Auswertung

der Speicher teilweise zu spät entladen wird. Um diesem Problem zu begegnen, wurde $g_{\text{pos}} = 0,8$ gewählt. Weiterhin wurde der erste Wert der Prädiktion, falls dieser positiv ist, erhöht, damit falls der Speicher entladen werden soll, die gesamte positive Residualleistung aus dem Speicher bereitgestellt werden kann. Wie in Kapitel 4 beschrieben, sorgt dabei die reflektorische Regelung dafür, dass es nicht zu einer Einspeisung aus dem Speicher kommt. Mit idealer Prädiktion liegt die Eigenverbrauchssteigerung bei unbeeinflusster Auswertung der Prädiktion bei 42 %. Durch das beschriebene Vorgehen konnte die Eigenverbrauchssteigerung auf über 75 % (ohne Nachladeoption) erhöht werden. Es ist dabei zu erkennen, dass nun der Speicher an mehreren Stellen nach Perioden mit negativer Residualleistung nicht mehr vollständig geladen werden kann. Mit eingeschalteter Nachladeoption ist dies, wie in Abbildung 6.33 b bereits verdeutlicht, nicht mehr der Fall. Die Eigenverbrauchssteigerung liegt dann noch bei ca. 70 %.

Die Wahl der Faktoren g_{pos} und g_{neg} kann nun wieder als Optimierungsproblem formuliert werden. Um unnötige Speicherzyklen in diese Optimierung einfließen zu lassen, ist es denkbar, die mittlere quadratische Leistung des Speichers in Zielfunktion zu berücksichtigen. Ohne dieses Vorgehen zu vertiefen, wird hier eine Ergänzung vorgestellt, die der Problematik unnötiger Zyklen anderweitig entgegenwirkt. Wie sich beim Blick auf Abbildung 6.34 b herausstellt, wird die Residualleistung auf P_T reduziert und somit wird die Spitzenleistungsreduktion zu 100 % erreicht. Die Nachladeoption, welche die EVS wieder reduziert, muss in

diesem Fall also nicht eingeschaltet werden. Gerade bei Gewichtungen, die zu einer relativ hohen Eigenverbrauchssteigerung führen (über 90 %), stellt sich die Frage, ob die Nachladeoption nicht aufgrund weiterer Informationen ausgeschaltet bleiben kann, um dadurch unnötige Zyklen des Speichers zu vermeiden.

6.4.2 Prädiktion von Residualleistungsspitzen

Wie im letzten Abschnitt thematisiert, können Fehler bei der Extrapolation der Residualleistung (von nun an kurz *Verlaufsprädiktion* genannt) dazu führen, dass der Speicher vor dem Auftreten von Residualleistungsspitzen (also Zeiten, zu denen $P_R > P_T$ gilt) nicht vollständig geladen ist. Gerade dann ist die Verlaufsprädiktion sehr ungenau - generell ist die benötigte Energie aus dem Speicher, um eine Leistungsspitze auf P_T zu reduzieren, nicht genau bestimmbar. Wenn eine Leistungsspitze wahrscheinlich ist, wird daher zum Ziel gesetzt, dass der Speicher vollständig geladen sein soll.

Das grundsätzliche Aufladen des Speichers nach Einspeiseperioden umgeht zwar diese Problematik, verursacht aber beim Ausbleiben der Leistungsspitzen verschiedene Nachteile: unnötige Speicherzyklen, Verluste, teurerer Leistungsbezug aus dem übergeordneten Netz. Daher wird im Weiteren die gezielte Prädiktion von Residualleistungsspitzen (von nun an kurz *Spitzenprädiktion* genannt) thematisiert, welche zum Ziel hat, Residualleistungsspitzen unabhängig von deren genauem Verlauf frühzeitig zu prädictieren; mit dem Ergebnis einer Erkennung *Spitzenleistung* / *keine Spitzenleistung* (wie in Abbildung 6.35 verdeutlicht). Diese Spitzenprädiktion

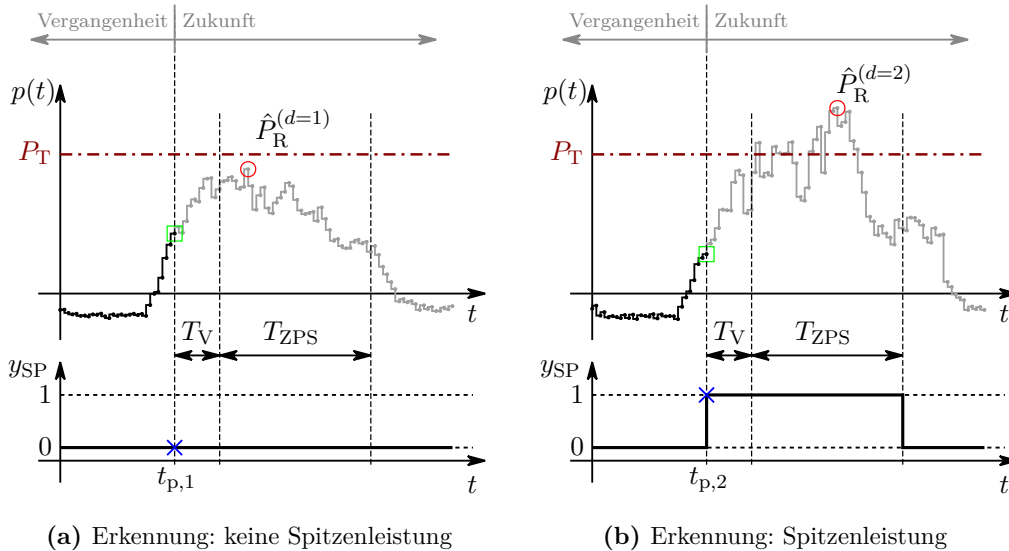


Abbildung 6.35: Prinzip der Spitzenprädiktion bei jeweils korrekter Funktionsweise

ist weiterhin Grundbestandteil der in Kapitel 5.2.3 beschriebenen individuellen Betriebsstrategie I-ESS-SP.

Die Spitzenprädiktion kann als Aufgabenstellung für eine Mustererkennung verstanden werden. Basierend auf Mustern in den aktuellen Messdaten wird auf die Wahrscheinlichkeit einer Spitzenleistung im weiteren Verlauf geschlossen. Zur Mustererkennung sind verschiedene Methoden etabliert, eine Übersicht liefert [203]. Nun werden die grundsätzlichen Fragestellungen aufgeworfen sowie konkrete Lösungsansätze beschrieben. Zu diesem Thema wurden die Abschlussarbeiten [A5] und [A9] betreut sowie die Veröffentlichung [E7] verfasst.

Die folgenden Erklärungen orientieren sich an einem Residualleistungsverlauf mit ausgeprägten Tageszyklen. Als konkretes Beispiel dient der Residualleistungsverlauf der *Firma A*. Im einfachsten Fall wird dabei eine feste Uhrzeit t_p für die Spitzenprädiktion festgelegt, sie wird also nur alle 24 Stunden einmalig ausgeführt. Zur Festlegung dieses Zeitpunkts wird zunächst das Zeitfenster potenzieller Spitzenleistungen (ZPS) und dessen Dauer T_{ZPS} festgelegt. Das ZPS beginnt und endet genau an den Uhrzeiten, zwischen denen alle bisher aufgezeichneten Spitzenleistungen aufgezeichnet wurden. Damit die Betriebsstrategie auf eine mögliche Spitzenleistung reagieren kann, sollte zwischen dem ZPS und dem Prädiktionszeitpunkt t_p eine Vorlaufzeit T_V berücksichtigt werden. Während dieser Vorlaufzeit muss ggf. der leere Speicher aufgeladen werden, wobei die maximale Speicherladeleistung sowie die Leistungsreduktionsschwelle P_T berücksichtigt werden muss. Auch zur Bestimmung der Vorlaufzeit müssen also die aufgezeichneten Datenreihen ausgewertet werden. Abbildung 6.35 verdeutlicht diese Zuordnung.

Die Übergabe des Spitzenprädiktionsergebnisses an die Betriebsstrategie erfolgt über die binäre Größe y_{SP} . Im idealen Fall folgt für jeden Tag $d = 1, 2, \dots, D$, an denen die Prädiktion durchgeführt wurde (zusammengefasst in \mathbb{D})

$$y_{SP}^{\text{Ideal}}(d) = \begin{cases} 1 & \text{für } \hat{P}_R(d) \geq P_T \\ 0 & \text{für } \hat{P}_R(d) < P_T \end{cases} \quad \forall d \in \mathbb{D} \quad (6.25)$$

mit

$$\hat{P}_R(d) = \max(P_R(t_k)) \quad t_k \in [t_{p,d} + T_V, t_{p,d} + T_V + T_{ZPS}]. \quad (6.26)$$

Dieses Ergebnis wird direkt an die Betriebsstrategie weitergegeben und ist für die Dauer von $T_V + T_{ZPS}$ an dem jeweiligen Tag gültig. Die ideale Spitzenprädiktion ist im Nachhinein einfach zu ermitteln und kann mit den Ergebnissen kausaler Methoden verglichen werden. Um die Güte dieser Methoden zur Spitzenprädiktion zu klassifizieren, werden zwei Größen eingeführt: zum einen die Anzahl der korrekt prädizierten Spitzenleistungen bezogen auf die Anzahl der tatsächlich eingetretenen Spitzenleistungen (abgekürzt mit KPS), zum anderen die Anzahl der

korrekt prädizierten Nichtspitzenleistungen bezogen auf die Anzahl der tatsächlich vorgekommenen Nichtspitzenleistungen (abgekürzt mit KPNS). Für eine beliebige Methode M folgt also

$$\text{KPS} = \frac{\sum_{d=1}^D f_{\text{KPS}}(y_{\text{SP}}^M(d))}{\sum_{d=1}^D y_{\text{SP}}^{\text{Ideal}}(d)} \quad (6.27)$$

mit

$$f_{\text{KPS}}(y_{\text{SP}}(d)) = \begin{cases} y_{\text{SP}}(d) & \text{für } \hat{P}_{\text{R}}(d) \geq P_{\text{T}} \\ 0 & \text{für } \hat{P}_{\text{R}}(d) < P_{\text{T}} \end{cases} \quad (6.28)$$

sowie

$$\text{KPNS} = \frac{\sum_{d=1}^D f_{\text{KPNS}}(y_{\text{SP}}^M(d))}{\sum_{d=1}^D f_{\text{KPNS}}(y_{\text{SP}}^{\text{Ideal}}(d))} \quad (6.29)$$

mit

$$f_{\text{KPNS}}(y_{\text{SP}}(d)) = \begin{cases} 0 & \text{für } \hat{P}_{\text{R}}(d) \geq P_{\text{T}} \\ -y_{\text{SP}}(d) + 1 & \text{für } \hat{P}_{\text{R}}(d) < P_{\text{T}}. \end{cases} \quad (6.30)$$

Würde eine Methode nun an allen Tagen eine Spitzenleistung prädizieren, also auch den Tagen, an denen keine Spitzenleistung eintritt, wäre KPS zwar 100 %, KPNS aber 0 %. Es gilt also, beide Gütemaße zu maximieren.

Da bei dem Jahres-Leistungs-Preissystem die einmalige Überschreitung der Leistungsreduktionsschwelle bereits die Ersparnis durch Spitzenleistungsreduktion stark reduzieren kann, wird den Methoden ein KPS von 100 % als Nebenbedingung festgelegt. Das Ziel ist es nun, unter dieser Nebenbedingung ein möglichst hohes KPNS zu erreichen.

Bevor nun die Methoden selbst ausgewählt werden, gilt es zunächst, Merkmale im Leistungsverlauf als Informationsquellen zu identifizieren und anhand dieser das Mustererkennungsproblem zu klassifizieren. Als Grundlage zur Auswertung und zum Konfigurieren der Methoden dient Jahr 1 des Residualeistungverlaufs von *Firma A*, Jahr 2 dient dann zur Verifikation. Die Leistungsreduktionsschwelle P_{R} wird auf 3 MW festgelegt. Es versteht sich von selbst, dass eine größere Datengrundlage als nur zwei Jahre wünschenswert wäre, um auch Langzeitveränderungen des Leistungsverlaufs der betrachteten Firma zu erkennen. Wie in Abbildung 6.36

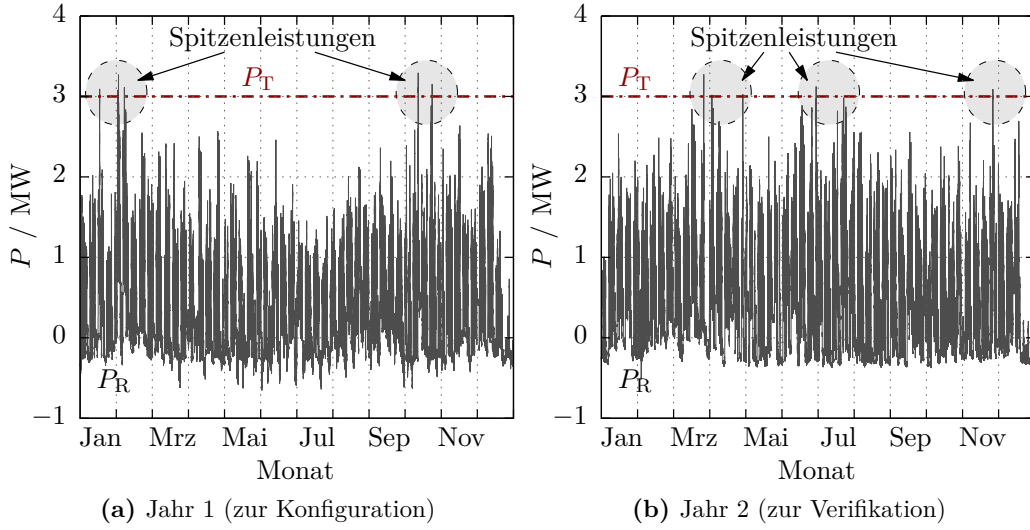


Abbildung 6.36: Datenbasis für die Spitzenleistungsprädiktion

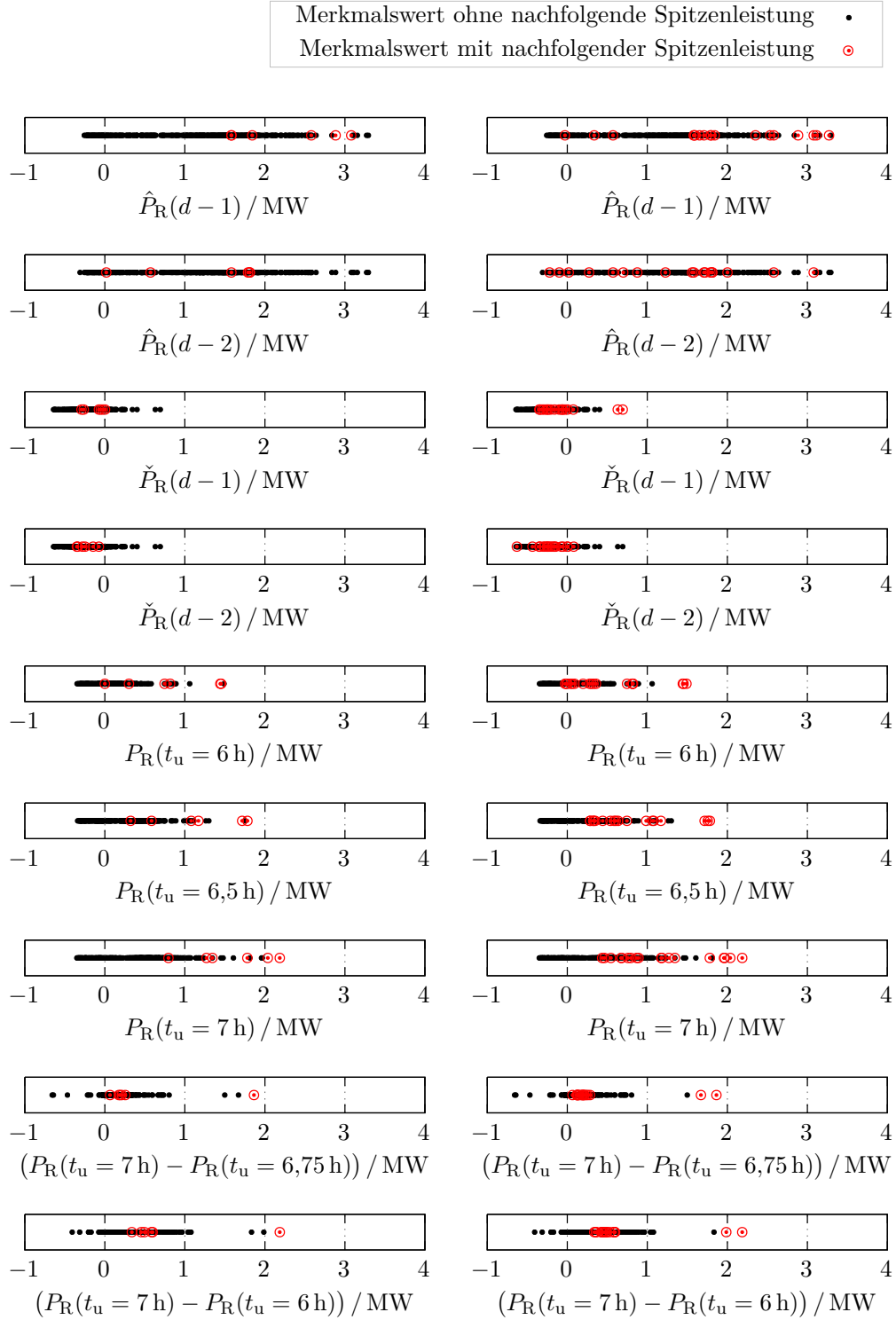
zu erkennen ist, wäre eine Zuordnung der Spitzenleistungen auf Jahreszeiten bei Betrachtung von Jahr 1 zunächst denkbar (in den Sommermonaten sind die Maxima der Residualleistung vergleichsweise gering als im Herbst und Winter). Mit Blick auf Jahr 2 wird aber deutlich, dass diese Zuordnung im Folgejahr nicht gilt. Als auszuwertende Merkmale können also Jahreszeiten oder einzelne Monate nur bei größerer Datengrundlage in Betracht gezogen werden.

6.4.2.1 Merkmalsauswahl und empirische Tagesklassifikation (ETK)

Gerade mit Blick auf das statistische Wochen-Leistungsprofil, das zu Beginn des Kapitels gezeigt wurde (Abbildung 6.6 a), ist ein naheliegendes Auswertungsmerkmal der Wochentag. In Jahr 1 wurde an Samstagen, Sonntagen und Feiertagen nie eine Spitzenleistung gemessen. Hieraus kann die erste sehr einfache Methode der Spitzenprädiktion abgeleitet werden, die empirische Tagesklassifikation (ETK), welche vor allem als Referenz dienen wird. Dazu werden zunächst alle Tage in Arbeitstage $\mathbb{W} \subseteq \mathbb{D}$ und Tage, die in der Firma keine normalen Arbeitstage sind, $\mathbb{O} \subseteq \mathbb{D}$ aufgeteilt. Es folgt dadurch $\mathbb{W} \cap \mathbb{O} = \emptyset$ und $\mathbb{W} \cup \mathbb{O} = \mathbb{D}$. Die Erkennung erfolgt nun sehr einfach durch

$$y_{\text{SP}}^{\text{ETK}}(d) = \begin{cases} 1 & \text{für } d \in \mathbb{W} \\ 0 & \text{für } d \in \mathbb{O} \end{cases} \quad \forall d \in \mathbb{D}. \quad (6.31)$$

Dieses Vorgehen ist simpel, jedoch nur dann zu gebrauchen, wenn alle Arbeitstage der betrachteten Firma sehr ähnlich sind. Ansonsten wird an vielen Tagen, an denen keine Spitzenleistung auftritt, fälschlich eine Spitzenleistung erkannt. Beim

(a) Merkmale für $P_T = 3 \text{ MW}$ (b) Merkmale für $P_T = 2,5 \text{ MW}$ **Abbildung 6.37:** Einzelmerkmale für die Spitzenleistungsprädiktion (aus Jahr 1)

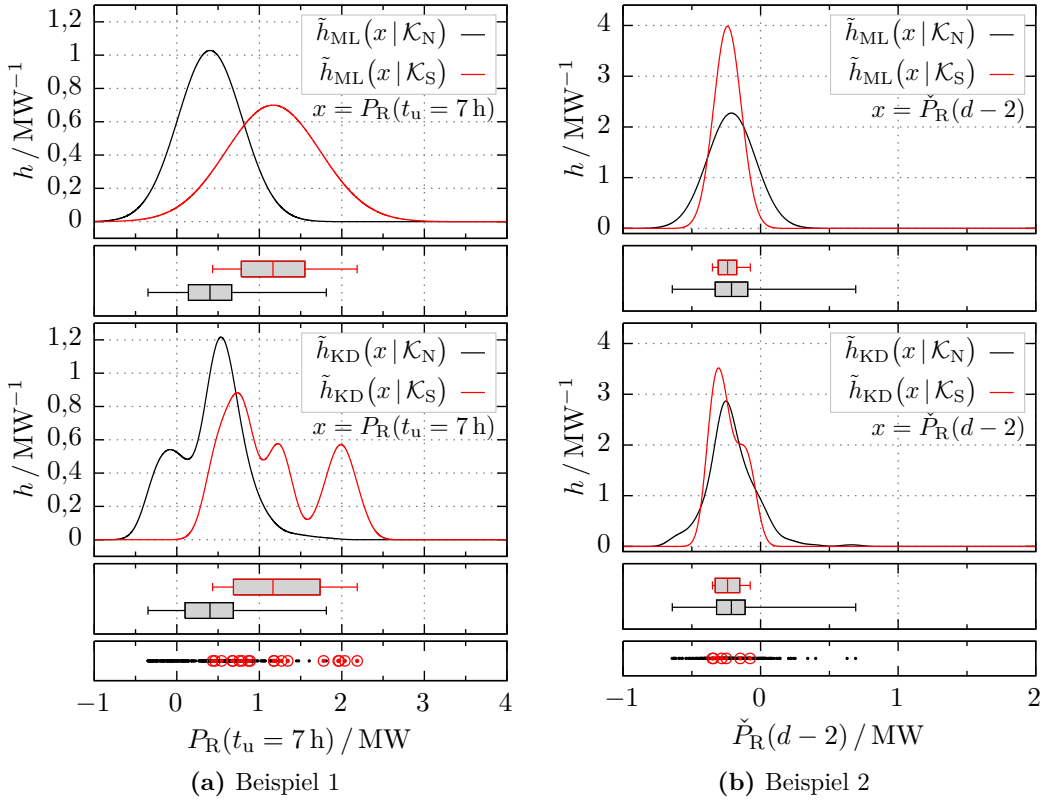


Abbildung 6.38: Beispiele der statistischen Auswertung von Einzelmerkmalen durch Schätzung der Wahrscheinlichkeitsdichte: ML) Maximum Likelihood Parameterschätzung unter Annahme einer Gaußverteilung; KD) Mittels Kerndichteschätzung mit Gaußkern

vorliegendem Beispiel wird durch die ETK ein KPS von 100 % und ein KPNS von lediglich 31,51 % erreicht. Dies motiviert die Auswertung weiterer Merkmale.

Als weitere Merkmale kommen verschiedene Größen in Betracht, z. B. die letzten Leistungsmesswerte vor dem Prädiktionszeitpunkt, wie z. B. $P_R(t_u = 7 \text{ h})$, Differenzen dieser Leistungsmesswerte sowie die Maximalwerte \hat{P}_R und Minimalwerte \check{P}_R der Vortages-Leistungsverläufe. Diese Merkmale sind einzeln für zwei unterschiedliche Grenzen in Abbildung 6.37 dargestellt.

Es ist ersichtlich, dass bei keinem dieser Merkmale alle Stichproben der zwei Klassen \mathcal{K}_S für *Spitzenleistung zu erwarten* und \mathcal{K}_N für *keine Spitzenleistung zu erwarten* in zwei einfach separierbaren Wertebereichen des jeweiligen Merkmals liegen. Welche Merkmale sollten also im Weiteren betrachtet werden?

Dem Thema der Merkmalsauswahl nimmt sich [204] an und beschreibt mögliche Vorgehensweisen, wobei im Wesentlichen auf heuristische und intuitive Gesichtspunkte zurückgegriffen werden muss (vgl. [204, S. 79]). Zur besseren Einschätzung der Merkmale kann es aber sinnvoll sein, diese zunächst weiter auszuwerten. Eine naheliegende Vorgehensweise ist dabei die Schätzung der Wahrscheinlichkeitsdichten;

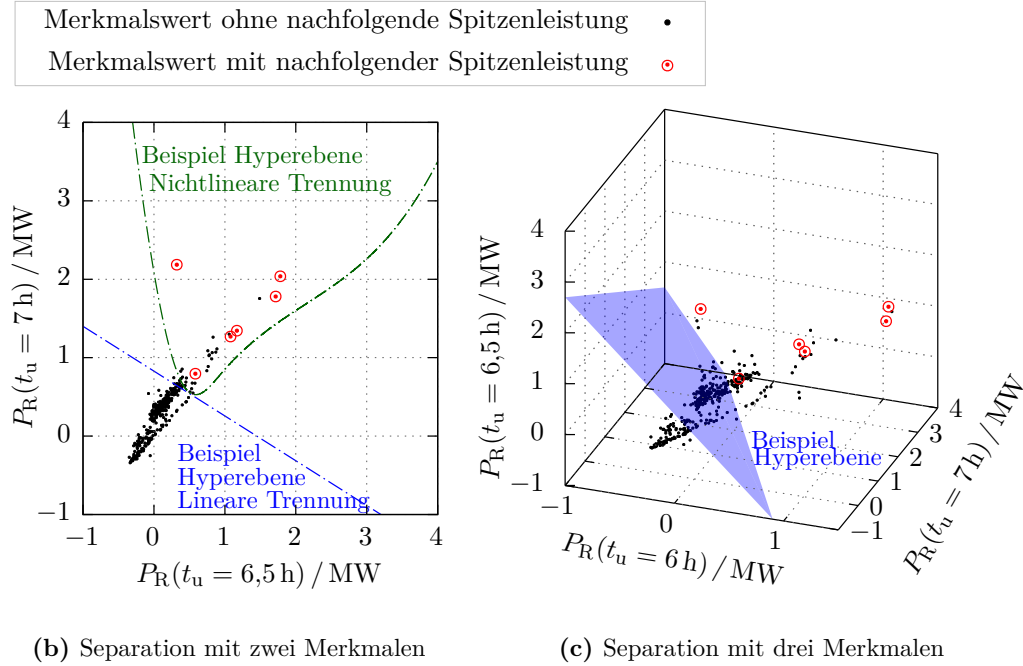


Abbildung 6.39: Beispiele für die Klassenseparation durch Hyperebenen

also für ein Merkmal x die Wahrscheinlichkeitsdichte $h(x | \mathcal{K}_S)$ der Stichproben mit anschließender Spitzenleistung und $h(x | \mathcal{K}_N)$ ohne anschließende Spitzenleistung. Abbildung 6.38 zeigt entsprechende Schätzungen beispielhaft für zwei Merkmale. Die Überlappung der Wahrscheinlichkeitsdichten zeigt quasi die Unschärfe der Merkmalswerte zur Klasseneinteilung. Da mit der Anzahl der Merkmale die Komplexität des Klassifizierungsproblem anwächst, sollten wenig vielversprechende Merkmale eliminiert werden. Ziel ist es also, mit möglichst wenig Merkmalen eine hohe Klassifikationsgüte zu erreichen, indem die Merkmale kombiniert ausgewertet werden (wie in Abbildung 6.39 beispielhaft für 2 und 3 Merkmale gezeigt).

Bei der vorliegenden Anwendung erscheint allerdings auch die *Robustheit* des Merkmals wichtig; in diesem Kontext also: Falls sich im nächsten Jahr der Leistungsverlauf leicht verändert, ist dann das Merkmal wohl in gleicher Weise noch sinnvoll auszuwerten? Um hierzu eine Einschätzung treffen zu können, wird das Merkmal bei unterschiedlichen Leistungsreduktionsschwellen betrachtet. Selbst wenn diese beispielsweise 3 MW betragen soll – wie stark verändert sich das Merkmal bei einer Verschiebung auf 2,5 MW? Der Grundgedanke dazu lautet: Wenngleich in den Trainingsdaten der Leistungsverlauf an einem Tag leicht unterhalb der Schwelle verblieb, so könnte ein ähnlicher Verlauf im nachfolgenden Jahr schnell die Schwelle überschreiten. Beispielsweise erscheint das Merkmal $\hat{P}_R(d-1)$ in Abbildung 6.37 bei $P_T = 3 \text{ MW}$ zunächst für eine Klassifikation geeignet (z. B. mit einer Einteilung \mathcal{K}_S für $\hat{P}_R(d-1) \geq 1,3 \text{ MW}$ und \mathcal{K}_N sonst). Bei $P_T = 2,5 \text{ MW}$ würde diese

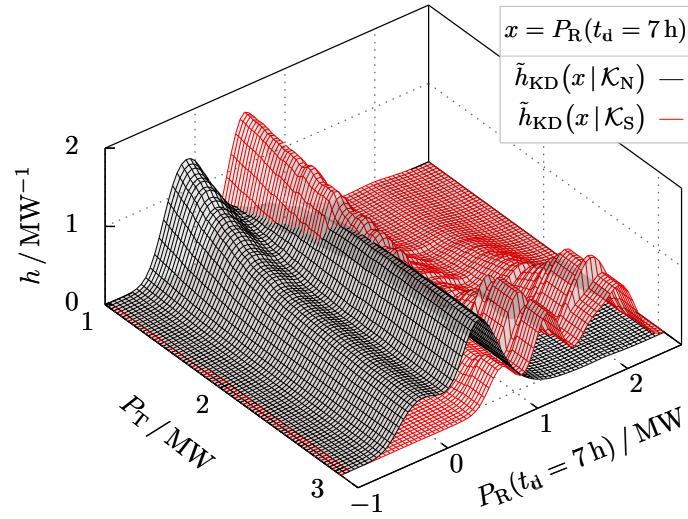


Abbildung 6.40: Schätzung der Wahrscheinlichkeitsdichte in Abhängigkeit von P_T (hier Beispielfall mit dem Merkmal $P_R(t_u = 7h)$; Schätzung mittels Kerndichteschätzer)

Einteilung aber zu mehrfacher Fehlklassifikation führen. Anders ist dies z. B. bei dem Merkmal $P_R(t_u = 7h)$, Abbildung 6.40 zeigt dazu die sich über P_T verändernde Verteilungsdichte. Dieser Sachverhalt wird ebenfalls bei der Konfiguration der Klassifikationen eine Rolle spielen. Für den vorliegenden Fall wurden als Merkmale schlussendlich die jeweils letzten Leistungsmesswerte und Differenzen von diesen ausgewählt.

Sind die Merkmale ausgewählt, stellt sich die Frage nach einer Klassifizierungsvorschrift. In der Literatur sind dazu verschiedene Methoden bekannt. Für die Aufgabe in dieser Arbeit wurden *Support Vector Machines* (SVM) und *künstliche neuronale Netze* (KNN) zur Anwendung ausgewählt. Weitere übliche Methoden sind Entscheidungsbäume (Festlegen von Grenzen durch rekursive Unterteilung in Einzeldimensionen), die Nächste-Nachbarn-Klassifikation (k-Nearest-Neighbor-Algorithmus mit Klassenzuordnung zu den nächsten vergleichbaren zuvor abgespeicherten Stichproben) und Bayes-Klassifikatoren. Letztere werten geschätzte Verteilungsdichten aus, wobei sich die Frage nach der Art der Schätzung stellt (wie in Abbildung 6.38 dargestellt, können diese Schätzungen recht unterschiedlich ausfallen, hier am Beispiel mit Annahme einer Gaußverteilung und mittels Kerndichteschätzung).

6.4.2.2 Klassifizierung mit Support Vector Machines (SVM)

Support Vector Machines (SVM) werden in vielen Anwendungsgebieten zur linearen Klassifikation von Merkmalsstichproben eingesetzt, wobei die Stichproben (auch Objekte genannt) vektoriell beschrieben werden. Die Klassifikation erfolgt mit einer

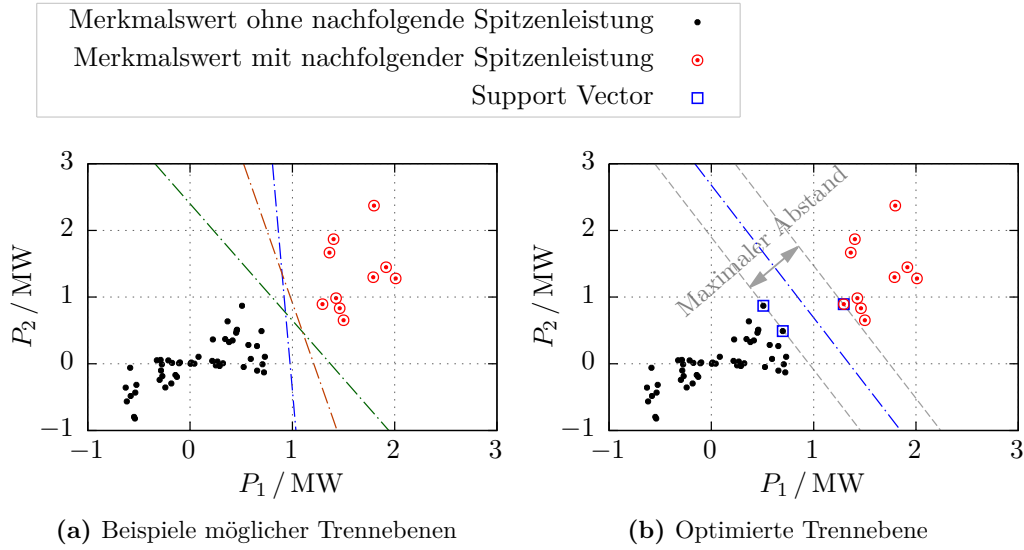


Abbildung 6.41: Beispiel mit linear gut trennbaren Klassen

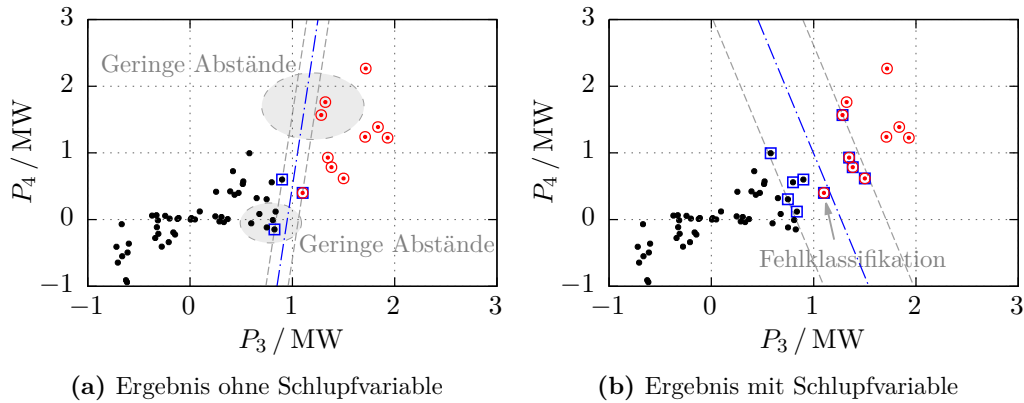


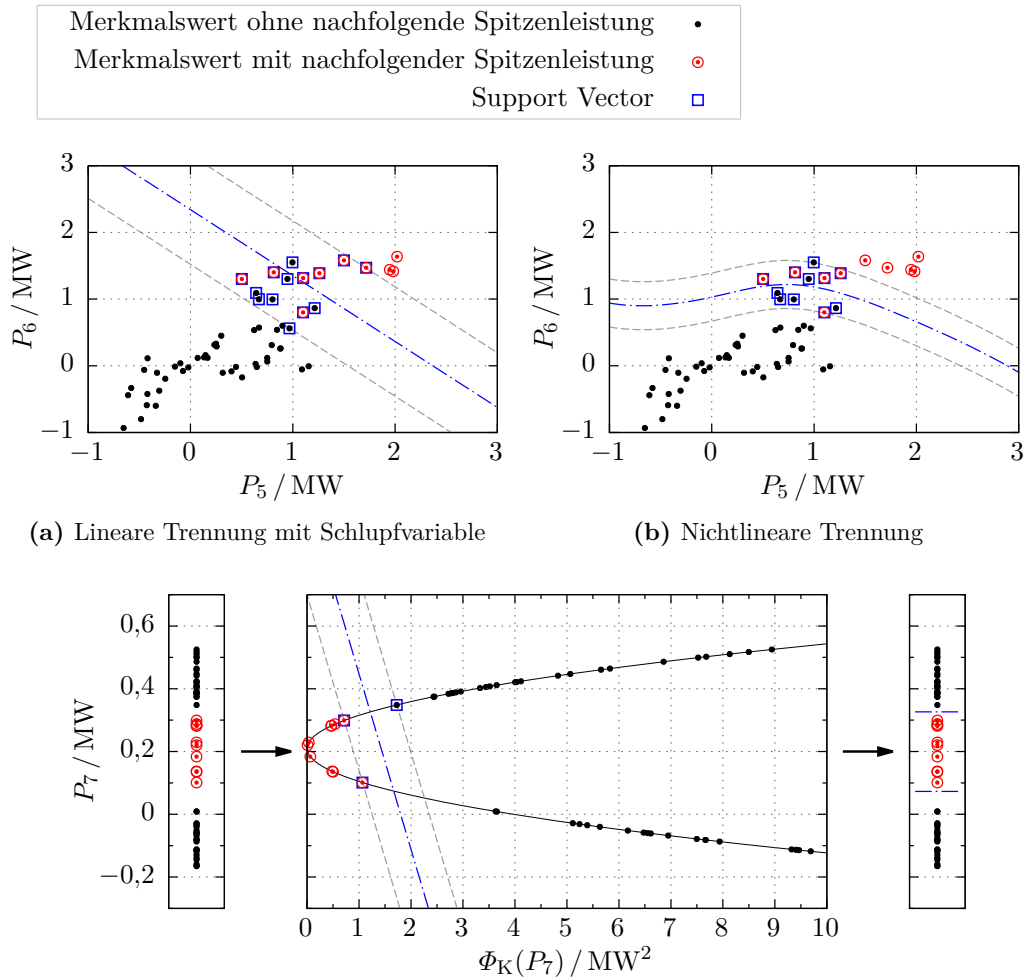
Abbildung 6.42: Beispiel mit linear trennbaren Klassen und Ausreißer

Trennebene (auch Hyperebene), welche mit Hilfe weniger Stützvektoren (Support Vectors) an den Klassengrenzen definiert wird (vgl. [205]).

Die mathematische Herleitung wird in der Literatur vielfach sehr anschaulich beschrieben (z. B. in [206], [207] und [208]). Hier wird daher nur die Anwendung für die gegebene Problematik geschildert¹. Weiterhin wurde zu diesem Thema die studentische Arbeit [A9] im Rahmen dieser Arbeit betreut, welche ebenfalls einfache Beispiele und eine Herleitung enthält.

Ausgehend von einem einfachen Klassifizierungsproblem mit linear trennbaren Klassen, für das viele Trennebenen in Frage kommen (Abbildung 6.41 a), stellt sich die Frage nach der optimalen Trennebene. Im Kontext von SVMs ist diese zunächst

¹ Alle gezeigten Ergebnisse in der Einführung und auch in der Anwendung wurden mit der MathWorks Toolbox "Statistics and Machine Learning Toolbox" ermittelt.



(c) Veranschaulichung der Anwendung eines linearen Klassifikators im höherdimensionalen Raum auf ursprünglich nicht linear trennbare Klassen

Abbildung 6.43: Beispiel mit Klassen die nicht fehlerfrei linear trennbar sind

als die Hyperebene angesehen, welche den größten Abstand zu den nächstgelegenen Merkmalsstichproben aufweist (Abbildung 6.41 b). Um diese Hyperebene zu ermitteln wird die Maximierung des Abstands als Optimierungsproblem formuliert, welches unter der Nebenbedingung keiner Falschklassifikation gelöst wird. Falls sich das Klassifizierungsproblem z. B. durch Ausreißer¹ komplizierter darstellt, kann die Nebenbedingung *keine Falschklassifikation* zu einer schlechten Generalisierbarkeit der Lösung führen. Die Hyperebene liegt zwar mit maximaler Entfernung zwischen den nächstgelegenen Merkmalsstichproben der Klassen, bezogen auf weitere Stichproben ist der Abstand aber sehr klein (Abbildung 6.42 a). Daher ist es üblich, die

¹ Merkmalsstichproben einer Klasse, die sehr nah an denen der anderen Klasse liegen.

Nebenbedingung mittels einer gewichteten Schlupfvariablen abzuschwächen (man spricht von einem *soft margin*). In der Konsequenz werden Fehlklassifikationen in der Kostenfunktion zwar bestraft, sind aber grundsätzlich möglich (Abbildung 6.42 b). So ist es auch möglich, linear nicht separierbare Probleme zu lösen wie in Abbildung 6.43 a gezeigt. Eine solche Lösung kann im Einzelfall sinnvoll sein, alternativ sind nichtlineare Klassifikatoren einzusetzen (Abbildung 6.43 b). Diese Möglichkeit bieten SVMs, indem die Merkmalsvektoren in einen höherdimensionalen Raum transformiert werden, in dem (so die Hoffnung) das Problem wieder linear trennbar ist. Ein entsprechendes Beispiel wird in Abbildung 6.43 c demonstriert, bei dem eine lineare Trennung auch mit Schlupfvariablen nicht sinnvoll ist. Unter Verwendung einer Kernel-Funktion Φ kann diese Merkmalstransformation sehr elegant für SVMs implementiert werden, man spricht auch von dem *Kernel-Trick*. Ein Nachteil ist dabei, dass die zu verwendende Kernel-Funktion empirisch auszuwählen ist. In [A9] wurden übliche Kernel-Funktionen für das verwendete Beispiel getestet. Dabei ergaben sich sehr unterschiedliche Ergebnisse, wobei der lineare Kernel das beste Ergebnis ergab: KPS: 100 % und KPNS: 50,14 %. Die entsprechenden Trainingsbedingungen dazu werden im Unterkapitel 6.4.2.4 näher beschrieben.

6.4.2.3 Klassifizierung mit künstlichen neuronalen Netzen (KNN)

Künstliche neuronale Netze sind zur Lösung von Klassifizierungsproblemen ebenfalls sehr populär. Wenngleich unterschiedliche Netzarten zum Einsatz kommen können, ist auch hier das vorwärtsbetriebene KNN weit verbreitet. Eine Einführung zu dieser Netzart wurde bereits in Kapitel 6.3.1 zur Prädiktion des Residualleistungsverlaufs gegeben. Der primäre strukturelle Unterschied zu jener Anwendung ist, dass zur Klassifizierung keine Ausgangsrückkopplung benötigt wird.

Je nach Netzart und -konfiguration können mit KNNs direkt nichtlineare Klassifizierungen durchgeführt werden. Dies wird häufig zur Lösung des *XOR-Problems* demonstriert, wie z. B. in [209]. Hier resultiert die Erkenntnis, dass ein vorwärtsbetriebenes Netz zur nichtlinearen Trennung von zwei Klassen mindestens eine verdeckte Schicht benötigt¹.

Zur Auswahl der Netzkonfiguration wurden für diese Arbeit in [A5] verschiedene Varianten von vorwärtsbetriebenen Netzen trainiert und verglichen. Die Konfiguration des Netzes mit dem besten Ergebnis enthielt zwei verdeckte Schichten (je 12 Neuronen mit Sigmoid-Aktivierungsfunktion) sowie ein Neuron in der Ausgangsschicht mit normalisierter Exponential-Aktivierungsfunktion (auch bekannt als Softmax-Funktion). Ähnlich wie bei den SVMs ergaben sich auch hier je nach Konfiguration sehr unterschiedliche Ergebnisse. Das beste Ergebnis erreichte ein KPS

¹ Die Lösung des *XOR-Problems* ist mit zwei Neuronen in einer verdeckten Schicht sowie einem Neuron in der Ausgangsschicht möglich.

von 100 % und ein KPNS von 77,2 %; die entsprechenden Trainingsbedingungen dazu werden im Unterkapitel 6.4.2.4 näher beschrieben. Für weitere Informationen sei an dieser Stelle auf [A5] sowie auf die eigene Veröffentlichung [E7] verwiesen.

6.4.2.4 Anwendungsspezifische Besonderheiten und Zwischenergebnisse

Drei Methoden wurden zur Spitzenprädiktion eingesetzt; die empirische Tagesklassifikation (ETK), Support Vector Machines (SVM) und künstliche neuronale Netze (KNN). Als Anwendungsbeispiel dienen die Leistungsverläufe der *Firma A*, wobei das Jahr 1 zur Konfiguration und das Jahr 2 zur Verifikation genutzt wurde. Die Leistungsreduktionsschwelle wurde mit 3 MW recht hoch gewählt, was für die Spitzenprädiktion ein herausfordernder Fall ist.

Sowohl SVM als auch KNN lieferten trotz unterschiedlichen Konfigurationen mit den üblichen Trainingsvorgaben keine zufriedenstellenden Ergebnisse. Die SVM erreichte KPS: 0 %, KPNS: 100 % (siehe [A9]) und das KNN erreichte KPS: 17 %, KPNS: 100 % (siehe [A5]), was also bedeutet, dass beide Verfahren fast ausschließlich die Prognose, dass *keine Spitzenleistung zu erwarten* ist, ausgaben. Mit Blick auf die Trainingsdaten (Abbildung 6.44 a) werden diese Ergebnisse allerdings

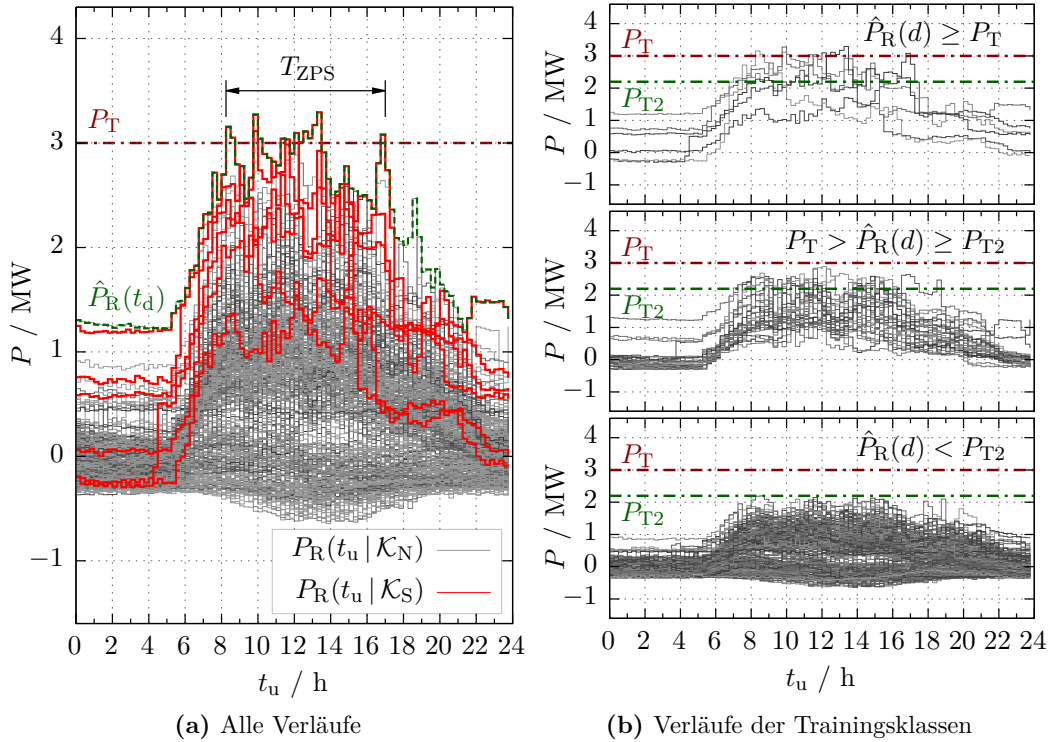


Abbildung 6.44: Einzel-Tagesleistungsverläufe, die vor dem Training der Methoden zur Spitzenprädiktion mit Hilfe einer zweiten Leistungsreduktionsschwelle P_{T2} umklassifiziert werden, um eine robuste Prädiktion zu ermöglichen

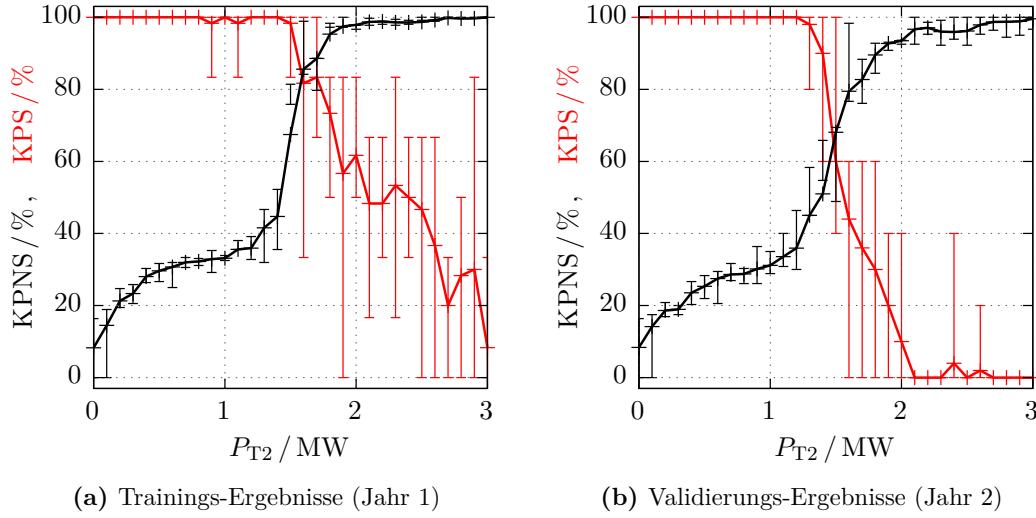


Abbildung 6.45: Prädiktionsergebnisse des KNN (Training und Validierung) in Abhängigkeit der Trainings-Leistungsreduktionsschwelle P_{T2} (vgl. [A5, S. 96])

verständlich, denn nur sehr wenige Muster der Klasse \mathcal{K}_S stehen vielen Mustern der Klasse \mathcal{K}_N gegenüber und die Unterscheidung ist, wie auch bei der Darstellung der Einzelmerkmale schon deutlich wurde, nicht trivial.

Da das Nichterkennen einer Spitzenleistung als deutlich schwerwiegenderer Fehler erachtet wird als die fälschliche Erkennung als Spitzenleistung, könnten nun bei den jeweiligen Optimierungsproblemen zur Konfiguration der Verfahren die Strafkosten innerhalb der Zielfunktion für die Nichterkennung von Spitzenleistungen deutlich erhöht werden. Mit Blick auf Abbildung 6.44 a wird aber ebenfalls klar, dass das Maximum vieler Verläufe der Klasse \mathcal{K}_N nur sehr knapp unterhalb der Leistungsreduktionsschwelle liegt und daher die Annahme naheliegt, dass ein ähnlicher Verlauf im Folgejahr zu einer Spitzenleistung führen könnte.

Um also auch die Robustheit der Prädiktion zu erhöhen, wurden die Verläufe, die im Maximum nur knapp unterhalb der Leistungsreduktionsschwelle liegen, für das Training von \mathcal{K}_N in \mathcal{K}_S transferiert. Dazu wurde eine zweite Leistungsreduktionsschwelle P_{T2} eingeführt, welche vor dem Training zur Klasseneinteilung der Muster genutzt wird. Abbildung 6.44 b zeigt die Klassifizierung in drei Klassen; oben: Die ursprünglichen Verläufe, die der Klasse \mathcal{K}_S zugewordnet waren; mittig: Die neuen Verläufe, die der Klasse \mathcal{K}_S zugeordnet werden und unten: Die Verläufe, die schließlich noch in der Klasse \mathcal{K}_N verbleiben.

Durch dieses Vorgehen konnte die Prädiktion der Spitzenleistungen drastisch verbessert werden. Um das bestmögliche Ergebnis zu erreichen, wurde P_{T2} numerisch ermittelt. Abbildung 6.45 zeigt die Ergebnisse des neuronalen Netzes in Abhängigkeit von P_{T2} . In dieser Abbildung sind unterschiedliche Konfigurationen der Netze enthalten: aufgetragen sind das jeweils beste und das schlechteste Ergebnis sowie

der Mittelwert der Ergebnisse aller betrachteten Konfigurationen (vgl. [A5, S. 93ff]). Eine recht ähnliche Abhängigkeit zeigte auch die SVM (vgl. [A9, S. 41ff]).

Um eine einfache Möglichkeit zum Einbeziehen von a-priori Wissen aufzuzeigen, wurde in [A9] eine hierarchische Prädiktion mit ETK und SVM aufgebaut. Hierbei werden unterschiedliche Klassifikatoren kombiniert, was recht simpel ist, wenn die Ausgänge der Einzelmethode für sich betrachtet alle ein KPS von 100 % aufweisen, denn dann können diese einfach miteinander multipliziert werden. Das Gesamtergebn weist in dem Fall ebenfalls ein KPS von 100 % auf und das KPNS ist größer oder mindestens gleich dem höchsten KPNS der Einzelmethode. Darauf aufbauend wurde beim Training der SVM dann der Wochentag als Eingangsvariable sowie alle Samstage und Sonntage aus den Trainingsdaten entfernt (da die Auswertung dieser Informationen bei der hierarchischen Erkennung bereits durch die ETK ausgewertet wird). Dadurch vereinfacht sich das Problem und sowohl die Trainingsgeschwindigkeit als auch die Ergebnisse verbesserten sich.

Für das neuronale Netz wurde weiterhin eine Vervielfältigung aller Spitzenleistungsmuster vorgenommen. Dies entspricht im Prinzip einer höheren Bestrafung von Falschklassifikationen beim Training, jedoch wurde bei der Vervielfältigung eine Zufallskomponente hinzugefügt, was ebenfalls die Robustheit der Erkennung steigern sollte. Durch eine dreifache Vervielfältigung der Spitzenleistungsmuster konnte das KPNS um fast 20 Prozentpunkte auf 77,2 % verbessert werden (vgl. [A5, S. 96f]).

Tabelle 6.4 zeigt eine Übersicht der Ergebnisse. Wenngleich hier das KNN ein besseres Ergebnis erreicht, kann keine generelle Empfehlung ausgesprochen werden, da ungleiche Voraussetzungen vorliegen. Der Aufwand für diese Anwendung war in etwa gleich. Weitere Informationen zum Vergleich von SVMs und KNNs zur Mustererkennung werden z. B. in [210] gegeben.

Tabelle 6.4: Vergleich der Spitzenprädiktionsverfahren (Prädiktion um 7:00 Uhr)

Methode	KPS ¹	KPNS ²
Empirische Tagesklassifikation	100 %	30,28 %
SVM mit üblichem Trainingsprozess	0 %	100 %
SVM mit Muster-Umklassifizierung	100 %	50,14 %
KNN mit üblichem Trainingsprozess	16,7 %	100 %
KNN mit Muster-Umklassifizierung	100 %	58,3 %
KNN mit Muster-Umklassifizierung und Vervielfältigung	100 %	77,2 %

¹ KPS: Anteil der korrekt prädizierten Spitzenleistungen

² KPNS: Anteil der korrekt prädizierten Nicht-Spitzenleistungen

6.5 Anwendungsspezifische Auswertung

In den letzten Abschnitten wurden die Verlaufsprädiktion und anwendungsspezifische Erweiterungen beschrieben. Zur Konfiguration der Verfahren wurden übliche Gütemaße verwendet, welche nur bedingt die eigentlichen Ziele der Anwendung widerspiegeln. Diese Ergebnisse wurden für die Verfahren der Verlaufsprädiktion sowie für die EAR-Prädiktion in Verbindung mit idealer, ETK- und KNN-Spitzenprädiktion bei unterschiedlicher gewichteter Auswertung der Verlaufsprädiktion exemplarisch für die MPC-K1 Betriebsstrategie berechnet (aufgelistet in Tabelle 6.5).

Zunächst wurde die Betriebsstrategie mit den unterschiedlichen Verfahren zur Verlaufsprädiktion ohne Verwendung einer gewichteten Auswertung und Spitzenprädiktionsverfahren ausgewertet. Bezüglich der Hauptziele Spitzenleistungsreduktion und Eigenverbrauchssteigerung wird mit der EAR-Prädiktion das beste Ergebnis erreicht (SLR: 100 % und EVS: 63,63 %). Trotz des relativ hohem MSE der LVT-Prädiktion erreicht diese immerhin 50,43 % EVS und damit deutlich mehr als z. B. die AR-Prädiktion mit deutlich geringerem MSE.

Das beste Ergebnis wurde mit der EAR-Prädiktion, einer stark gewichteten Prädiktionsauswertung (GA2) und der KNN-Spitzenprädiktion mit SLR:100 % und EVS:91,35 % erreicht. Ein Beispielverlauf ist dazu, zusätzlich zu den Verläufen mit idealen Prädiktionsverfahren, in Abbildung 6.46 gezeigt.

Bei der EAR-Prädiktion mit einer weniger stark gewichteten Prädiktionsauswertung (GA1) fällt auf, dass das beste Ergebnis ohne Spitzenprädiktionsverfahren erreicht wird (SLR:100 % und EVS:75,11 %). Mit KNN-Spitzenprädiktion sinkt die Eigenverbrauchssteigerung auf 68,96 %, was auf Fehlerkennungen von Spitzenleistungen zurückzuführen ist. Das Ergebnis liegt aber trotzdem noch über dem Ergebnis der EAR-Prädiktion ohne Erweiterungen.

Nach Analyse der Einflüsse durch Fehlerkennungen der Spitzenleistungsprädiktion liegt es nahe, die Spitzenleistungsprädiktion zu mehreren Zeitpunkten auszuführen und ggf. zu späteren Uhrzeiten eine Entwarnung zuzulassen. Dies hätte zur Folge, dass der Speicher zum Zwecke der Eigenverbrauchssteigerung wieder frühzeitig entladen werden kann, um nachfolgend während Perioden negativer Residualleistung die Einspeisung in das übergeordnete Netz zu vermeiden.

Neben dem Einfluss auf die Hauptziele haben die unterschiedlichen Prädiktionsvarianten natürlich auch einen Einfluss auf die Nebenziele. Bei der Verlaufsprädiktion mit EAR ohne Spitzenleistungsprädiktion ergibt sich zwar eine EVS von nur 63 %, dafür ist der mittlere Speicherenergieinhalt um 4 % höher und die mittlere Speicherleistung nur 60 % verglichen mit dem Ergebnis unter Verwendung idealer Prädiktion. Der Leistungsaustausch zum Versorgungsnetz ist jedoch um mehr als 2 % höher. Bei dem besten Ergebnis bezüglich der Hauptziele mit EAR GA2 und KNN ist vor

allem anzumerken, dass der mittlere Speicherenergieinhalt 6 % unter dem Ergebnis mit idealer Prädiktion liegt.

Zusammengefasst ist es für das Beispiel möglich, mit den ausgewählten Verfahren, mit allgemeinem Vorgehen der Konfiguration und der Auswertung bereits brauchbare Ergebnisse zu erreichen. Durch die anwendungsspezifischen Erweiterungen (insbesondere der gewichteten Auswertung der Verlaufsprädiktion und dem Umklassifizieren von Mustern bei der Spitzenprädiktion) konnte die Zielerreichung bezüglich der Hauptziele noch deutlich verbessert werden. Der Einfluss auf die Nebenziele ist dabei zu berücksichtigen, hielt sich aber bei diesem Beispiel in vertretbarem Rahmen.

Tabelle 6.5: Anwendungsspezifischer Vergleich der relativen Zielerreichung von MPC-K1 mit ausgewählten Verfahren für Verlaufs- und Spitzenprädiktion

Verlaufs- prädiktion	Spitzen- prädiktion	SLR ¹	EVS ²	SRI ³	GSL ⁴	GNL ⁵
<i>Ideal</i>	-	100 %	100,00 %	86,11 %	35,15 %	81,57 %
LVT	-	100 %	50,43 %	88,31 %	65,69 %	86,26 %
SMM	-	100 %	36,15 %	93,60 %	88,62 %	40,44 %
AR	-	100 %	14,83 %	97,09 %	100,00 %	0 %
EAR	-	100 %	63,63 %	90,87 %	74,26 %	30,77 %
KNN	-	100 %	58,66 %	89,61 %	72,54 %	68,02 %
<i>Ideal</i>	<i>Ideal</i>	100 %	100 %	86,11 %	35,15 %	81,57 %
EAR GA 1	-	100 %	75,11 %	81,63 %	53,01 %	57,91 %
EAR GA 1	<i>Ideal</i>	100 %	75,11 %	81,63 %	53,01 %	57,99 %
EAR GA 1	ETK	100 %	47,50 %	93,66 %	63,42 %	23,77 %
EAR GA 1	KNN	100 %	68,96 %	83,26 %	48,06 %	31,88 %
EAR GA 2	-	88,46 %	95,55 %	70,14 %	0 %	100,00 %
EAR GA 2	<i>Ideal</i>	100 %	95,54 %	77,33 %	23,41 %	62,43 %
EAR GA 2	ETK	100 %	70,51 %	92,35 %	59,43 %	54,77 %
EAR GA 2	KNN	100 %	91,35 %	79,72 %	30,76 %	68,74 %

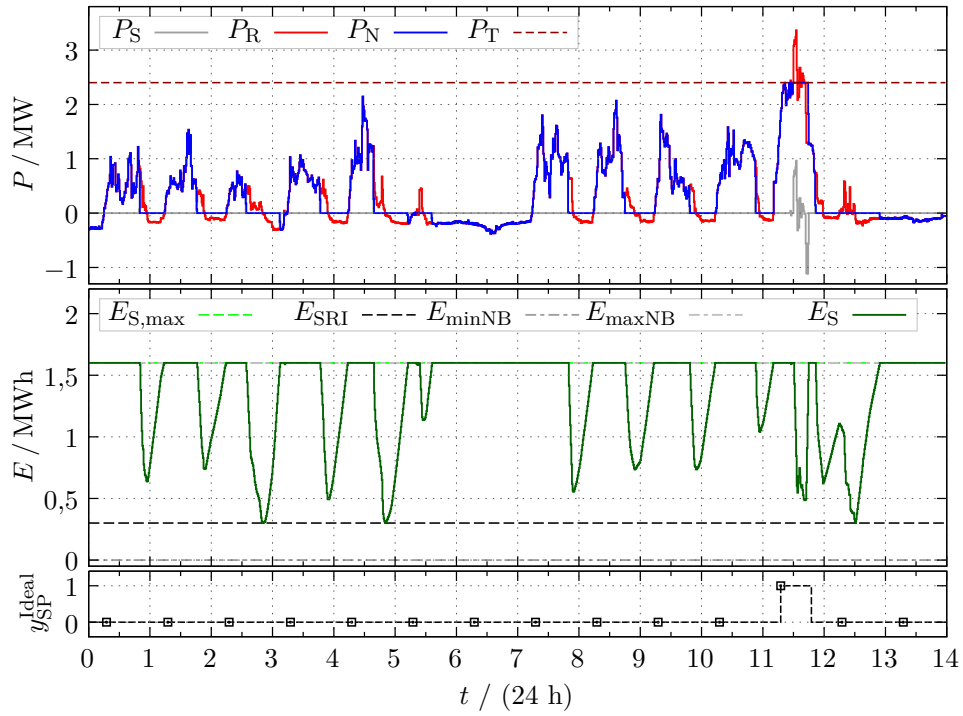
¹ Relative Zielerreichung Spitzenleistungsreduktion ($\mathcal{G}_{\text{SLR}} / \max(\mathbf{G}_{\text{SLR}})$)

² Relative Zielerreichung Eigenverbrauchssteigerung ($\mathcal{G}_{\text{EVS}} / \max(\mathbf{G}_{\text{EVS}})$)

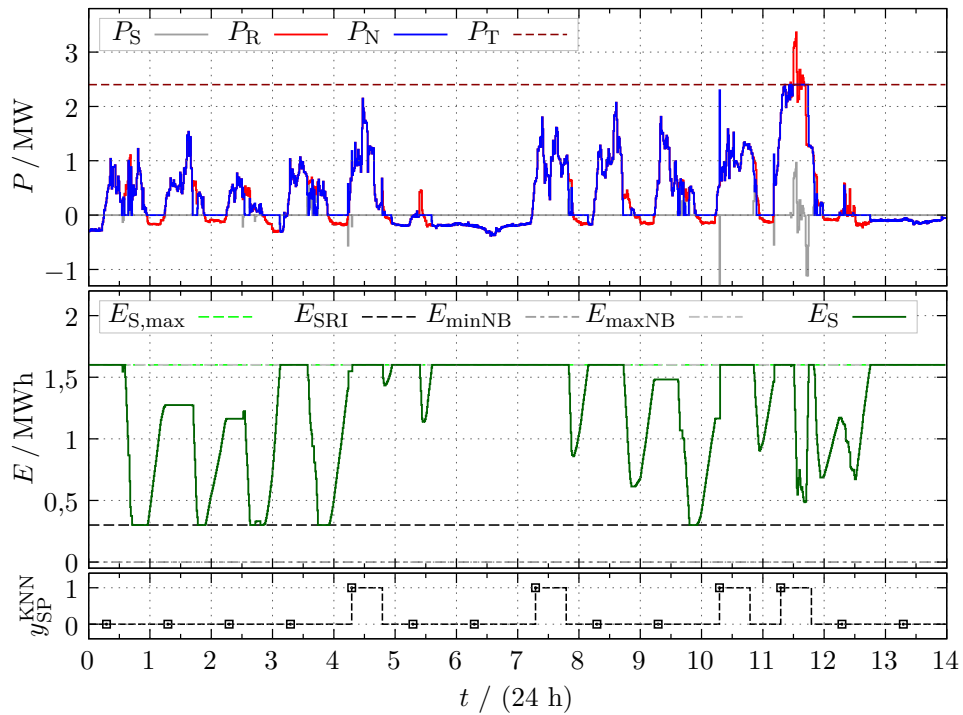
³ Mittlerer Speicherladegrad (als Maß zur Zielerreichung maximaler Energieinhalt)

⁴ Relative Zielerreichung minimale Speicherleistung (bezogen auf das Ergebnisintervall)

⁵ Relative Zielerreichung minimale NAP-Leistung (bezogen auf das Ergebnisintervall)



(a) Verläufe mit idealer Verlaufsprädiktion und idealer Spitzenprädiktion



(b) Verläufe mit EAR-G2-Verlaufsprädiktion und KNN-Spitzenprädiktion

Abbildung 6.46: Beispielverläufe mit MPC-K1 und unterschiedlichen Prädiktionsarten

6.6 Betrachtung der Leistungsreduktionsschwelle

Bislang wurde davon ausgegangen, dass die Leistungsreduktionsschwelle P_T bereits vorgegeben wurde. An dieser Stelle wird nun diskutiert, welcher Zusammenhang zwischen der Wahl von P_T und dem nutzbaren Energieinhalt des Speichers $E_{S\max}$ besteht. Diese Betrachtungen sind im Wesentlichen für drei Aspekte relevant:

- Zur Dimensionierung des Speichers während der Planung des Microgrids und damit verbunden auch zur Aufwands-Wirksamkeits-Analyse, welche in Kapitel 7 behandelt wird.
- Zur Aktualisierung von P_T während des Microgridbetriebs aufgrund von Veränderungen im Leistungsprofil (z. B. jährliche Neuberechnung) und aufgrund von Kapazitätsverlust infolge der Alterung des Speichers.
- Zum Eingriff in die Betriebsstrategie für den Fall, dass der Speicher nicht vollständig geladen ist oder die ursprünglich gewählte Grenze bereits überschritten wurde (dynamische Anpassung von P_T).

Bei einem fehlerfreien Systemzustand wird die Leistungsreduktionsschwelle überschritten, wenn entweder die Maximalleistung des Speichersystems kleiner ist als die Differenz $P_N - P_T$ (Abbildung 6.47 a) oder wenn während der Spitzenleistungsreduktion der Energieinhalt des Speichers die Entladebeschränkung erreicht (Abbildung 6.47 b). Dabei ist zu beachten, dass im ersten Fall die Spitzenleistungsreduktion am Netzanschlusspunkt $\Delta\hat{P}_N$ der Speicherspitzenleistung entspricht und somit mit diesem System auch durch eine andere Wahl von P_T kein besseres

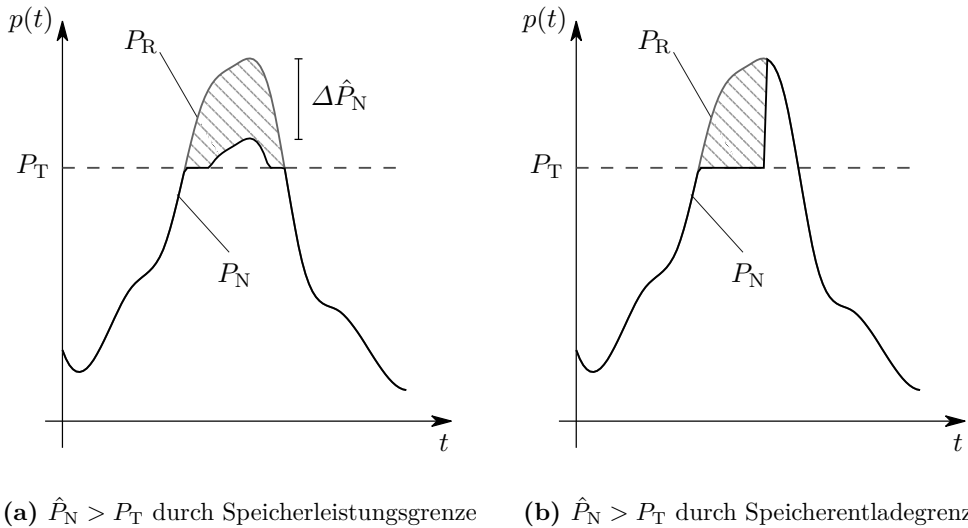


Abbildung 6.47: Prinzipielle Darstellung von nicht eingehaltener Leistungsreduktionsschwellen aufgrund von Leistungs- bzw. Ladegradbeschränkungen des Speichersystems

Ergebnis hätte erreicht werden können. Im zweiten Fall kann das Erreichen der Ladegradbeschränkung dazu führen, dass keine Leistungsreduktion und damit auch keine Kostenersparnis erreicht wird (wie in Abbildung 6.47 b dargestellt). Hier hätte eine andere Wahl von P_T zu höheren Kostenersparnissen geführt, daher ist der zweite Fall als deutlich kritischer bezüglich der Wahl von P_T einzuschätzen. Der erste Fall führt allerdings zu einer unnötigen Mehrentladung des Speichers, was wiederum das Eintreten des zweiten Falles begünstigt.

Für die Wahl von P_T ist zunächst die Abhängigkeit des gerade noch einhaltbaren P_T vom nutzbaren Speicherenergieinhalt und einem gegebenen Residualleistungsverlauf von Interesse. Um diese Berechnung durchzuführen, wurde das in Kapitel 3.5 beschriebene Speichermodell genutzt, der Speicherenergieinhalt wird dabei jedoch

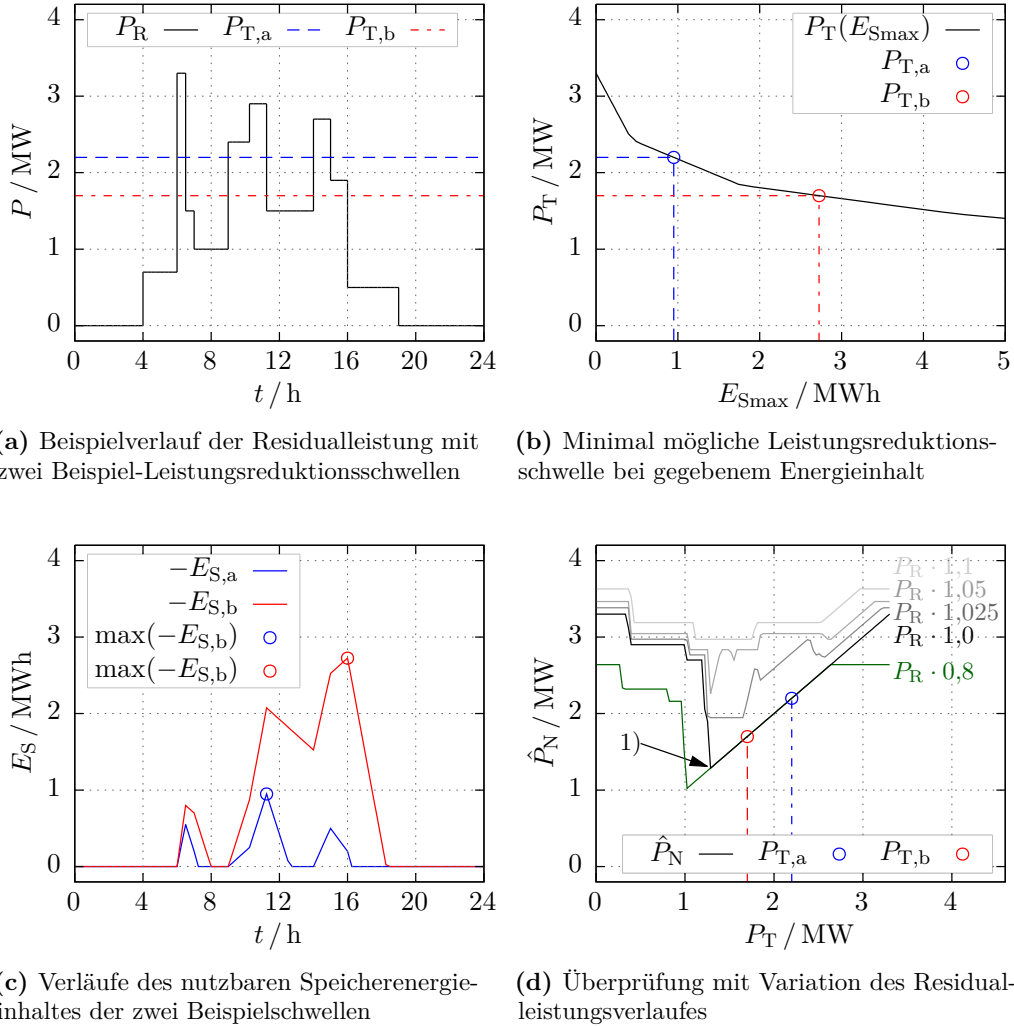


Abbildung 6.48: Auswertung der numerischen Berechnung für einen Beispieltagesverlauf und zwei Beispiel-Leistungsreduktionsschwellen

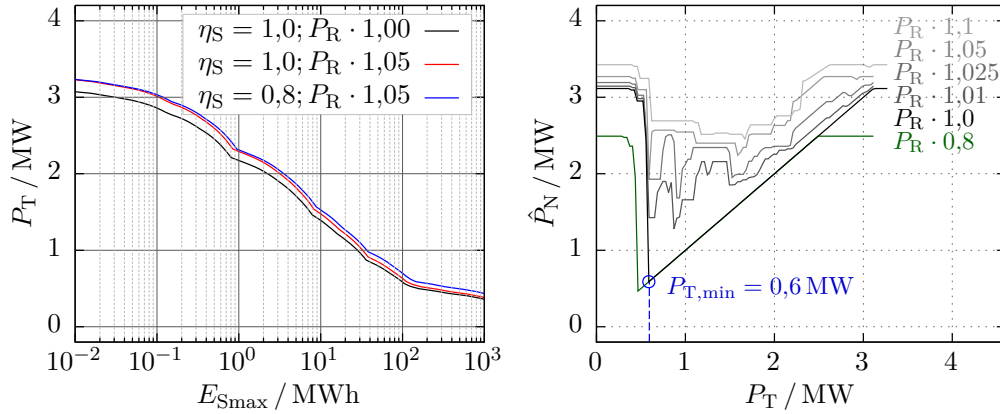


Abbildung 6.49: Auswertung basierend auf Messdaten der Firma A

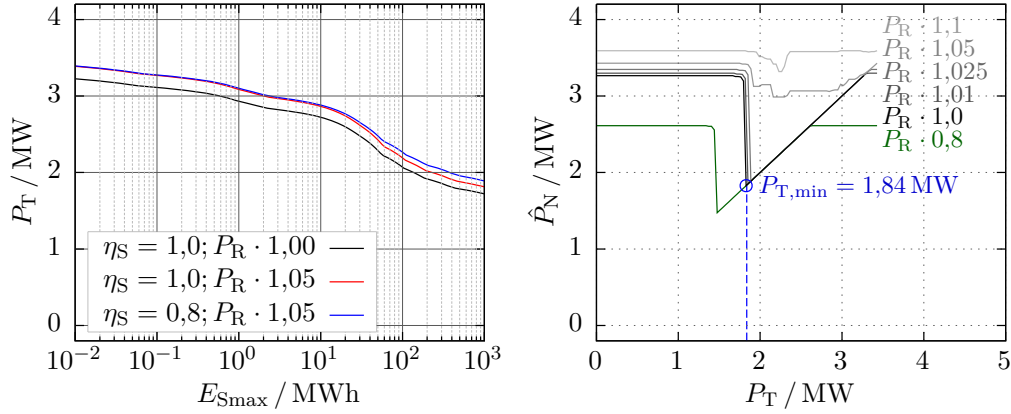


Abbildung 6.50: Auswertung basierend auf Messdaten der Firma D

auf das Intervall $E_S \in [-\infty, 0]$ begrenzt. Dies bewirkt, dass der Speicher theoretisch unendlich weit entladen werden darf, jedoch nur die Energiemenge wieder geladen werden kann, die vorher auch entnommen wurde. Mit diesem Speichermodell werden dann die entsprechenden Verläufe der Spitzenleistungsreduktion für unterschiedliche P_T berechnet. Abbildung 6.48 verdeutlicht diese Auswertung für einen Beispiel-Residualleistungsverlauf (Abbildung 6.48 a) und zwei Beispiel-Leistungsreduktionsschwellen ($P_{T,a}$ und $P_{T,b}$). In Abbildung 6.48 c ist der Verlauf des Speicherenergieinhaltes gezeigt. Der Betrag des Maximalwertes wird als minimaler nutzbarer Energieinhalt des Speichers interpretiert, welcher notwendig ist, um die vorgegebene Schwelle zu erreichen. Diese Maximalwerte werden in Abhängigkeit von P_T in Abbildung 6.48 b aufgetragen. Hier erkennt man nun direkt, dass eine z. B. die Leistungsreduktionsschwelle $P_{T,a} = 2,2$ MW einen nutzbaren Speicherenergieinhalt von fast 1 MWh erfordert.

Da der Speicher bei dieser Herangehensweise unendlich groß werden kann und die Verlaufsrechnung bei einem Startwert von Null einem voll geladenen Speicher

zu Beginn der Betrachtung entspricht, führt auch die Wahl einer Leistungsreduktionsschwelle von $P_T = 0$ zu einem Ergebnis. In diesem Extremfall erbringt der Speicher die gesamte Residualleistung. Am Ende der Betrachtung ist der Speicher dann vollständig entladen und eine Wiederholung im Anschluss ist nicht möglich. Um einen plausiblen Bereich abzustecken, wird daher bei jeder Berechnung eine Überprüfung durchgeführt, welche mit dem ursprünglichen Speichermodell und den berechneten Parametern durchgeführt wird. Hierbei wird der Speicher zu Beginn der Betrachtung allerdings als vollständig entladen angenommen. Das Ergebnis ist in Abbildung 6.48d dargestellt und zeigt bei einem gewählten P_T die resultierende maximale Leistung am NAP \hat{P}_N . Der mit "1)" gekennzeichnete Punkt zeigt dabei die Grenze $P_{T,\min}$, ab der die vorgegebene Schwelle nicht mehr erreicht wird. Weiterhin wurde diese Darstellung auch genutzt, um den Einfluss einer Variation der Residualleistung (Verlauf mit unterschiedlichen Faktoren skaliert) darzustellen. Bei der Überprüfung werden ebenfalls die Leistungsbeschränkungen des Speichersystems berücksichtigt.

Beispielsergebnisse dieser Vorgehensweise sind für die *Firma A* in Abbildung 6.49 und die *Firma D* in Abbildung 6.50 gezeigt. Hierbei wurde die mögliche Leistungsreduktionsschwelle für drei Fälle berechnet: für den Idealfall (verlustfreier Speicher und keine Sicherheitsreserve), für einen verlustfreien Speicher und einer Sicherheitsreserve, die für die Steigerung der Residualleistung um 5 % ausreichen

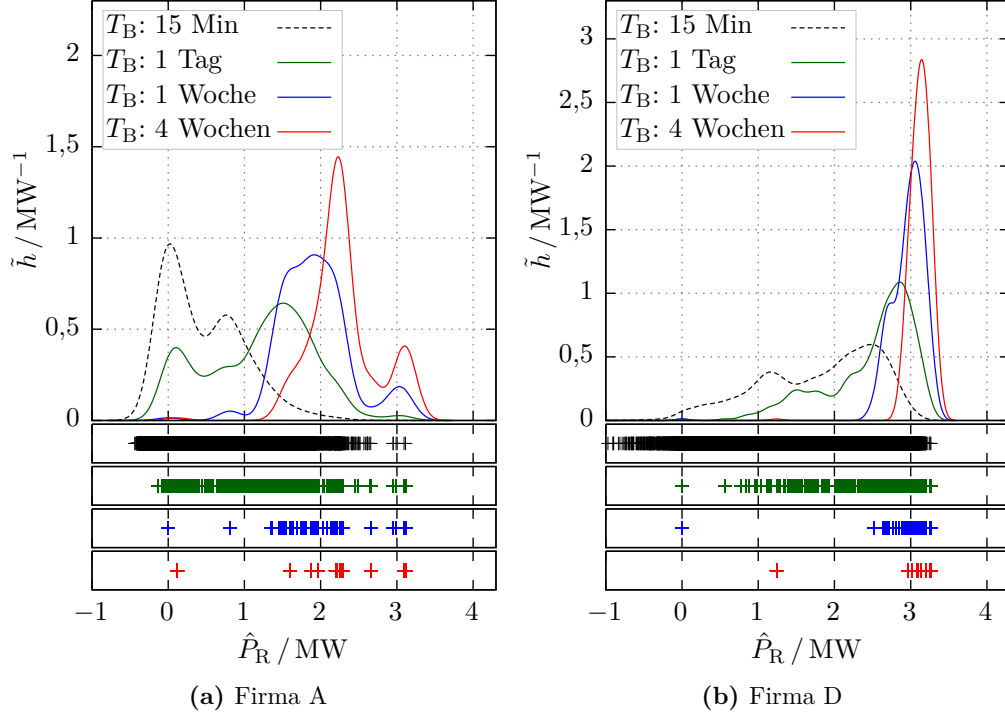


Abbildung 6.51: Schätzung der Wahrscheinlichkeitsdichte von Maximalwerten mit unterschiedlichen Zeitintervallen T_B

würde, sowie für einen Speicher mit 80 % Wirkungsgrad kombiniert mit dem der Sicherheitsreserve. Die Speichergröße für die nicht idealen Fälle ist hierbei signifikant größer sein als die Ursprungs-Speichergröße (Abbildung 6.49 und 6.50). Gerade die Sicherheitsreserve nimmt starken Einfluss, daher gilt es, diese möglichst realistisch, aber nicht zu groß einzuschätzen.

Für die Einschätzung der Sicherheitsreserve ist diese Analyse für alle verfügbaren Zeiträume der Vergangenheit (also bei einem Jahresleistungspreissystem die der vergangenen Jahre) und eine entsprechende Trendanalyse für den anvisierten Arbeitspunkt durchzuführen. Weiterhin kann die Varianz der Maximalwerte-Verteilungsdichte als Indiz herangezogen werden. Abbildung 6.51 zeigt entsprechende Wahrscheinlichkeitsdichteschätzungen für *Firma A* und *Firma D*. Die Formulierung einer automatisierten Methodik kann auf diesen Informationen basieren, benötigt aber entsprechend viele Musterdaten und wurde in dieser Arbeit nicht betrachtet.

Darüber hinaus ist eine dynamische Änderung der Leistungsreduktionsschwelle während des Betriebs in mehrerer Hinsicht ratsam, z. B. wenn vor Spitzenleistungen der Speicher nicht vollständig geladen ist oder E_{SRI} variiert. Dann sollte, solange $\hat{P}_R \leq P_T$ gilt, die Leistungsreduktionsschwelle entsprechend der Funktion $P_T(E_{\text{Smax}})$ versetzt werden (Abbildung 6.52). Wird die Schwelle dennoch überschritten ($\hat{P}_N > P_T$), ist der Schwellwert auf den entsprechenden Maximalwert \hat{P}_N zu setzen. Abbildung 6.53 zeigt ein Beispiel, bei dem eine schlecht gewählte statische Schwelle $P_{T,\text{stat}}$ zu keiner Leistungsreduktion führt, durch die dynamische Anpassung aber zumindest eine geringe Reduktion erreicht wird.

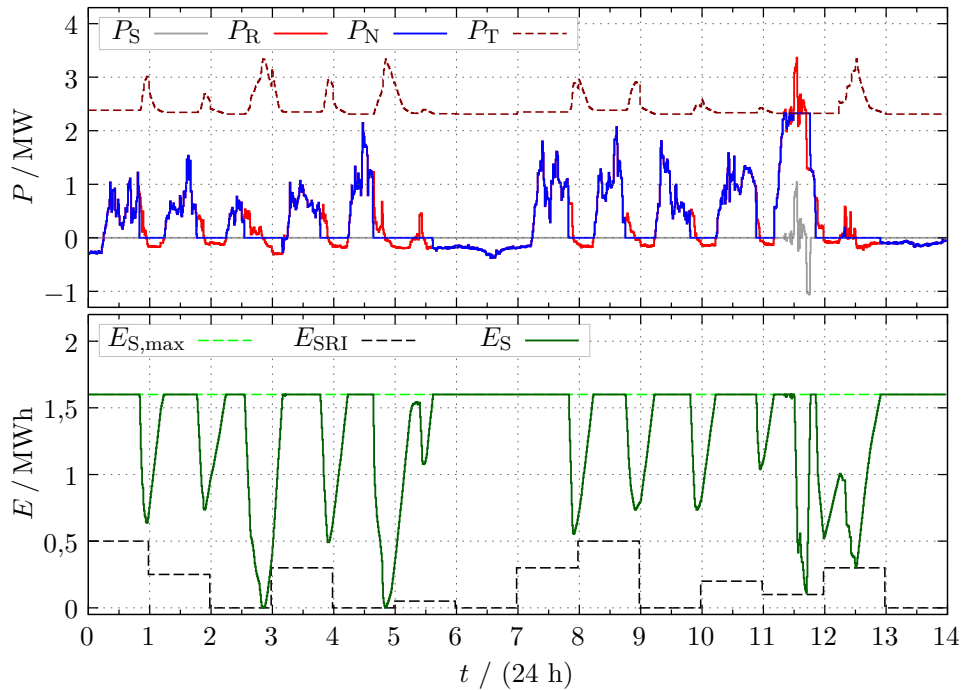


Abbildung 6.52: Beispielverläufe mit MPC-K1 und dynamischer P_T -Anpassung

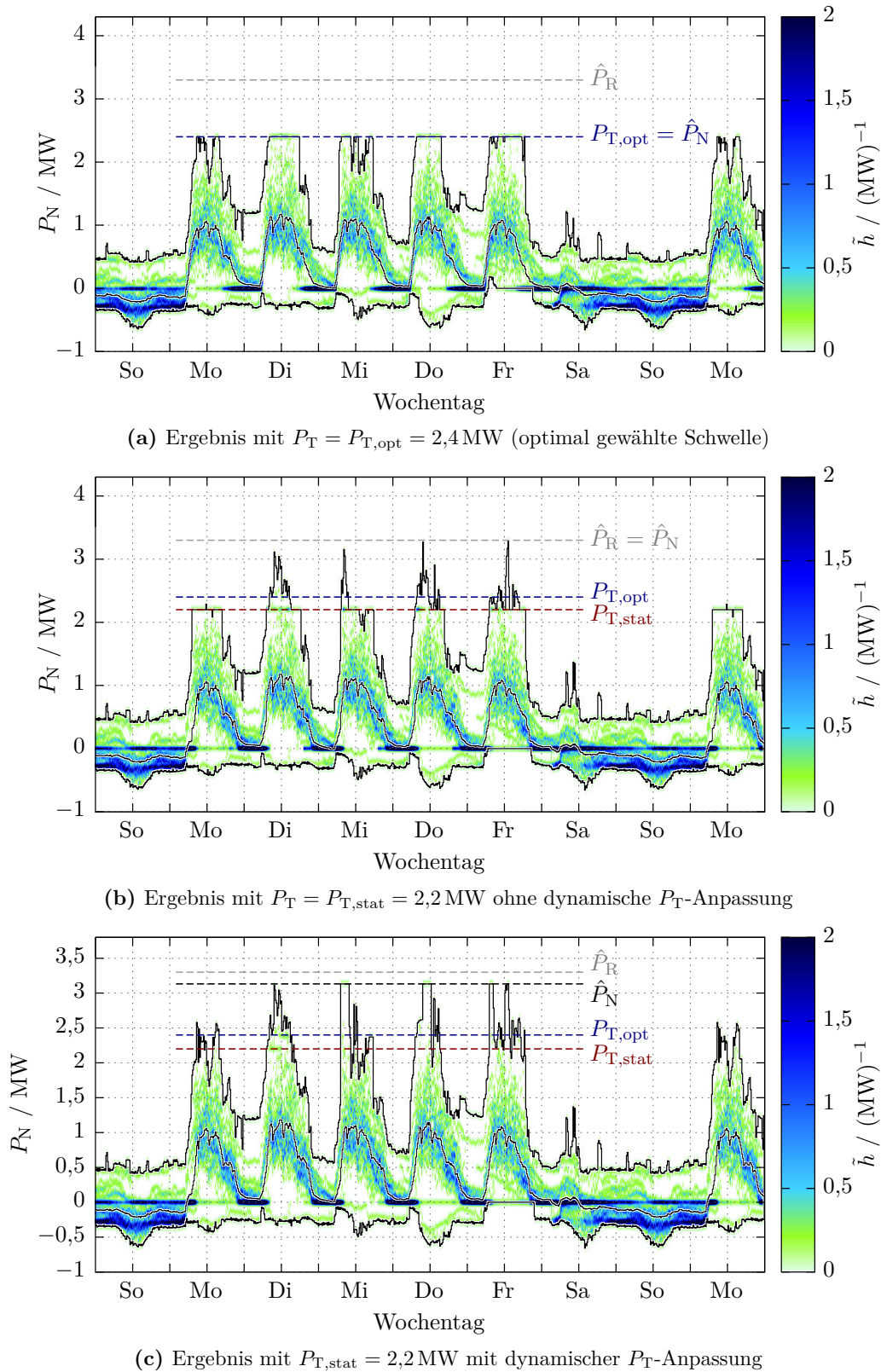


Abbildung 6.53: Statistische Leistungsprofile der NAP-Leistung P_N bei unterschiedlichen Leistungsreduktionsschwellen und Auswirkung der dynamischen P_T -Anpassung

6.7 Zwischenfazit

Zur intuitiven Einschätzung von Residualleistungsverläufen für die Planungsphase eines industriellen Microgrids sind verschiedene Auswerte- und Visualisierungsmethoden sinnvoll. Das statistische Leistungsprofil gibt Auskunft über Abhängigkeiten vom Wochentag und der Uhrzeit sowie der Häufigkeit der entsprechenden Leistungen. Das Diagramm bzw. die Funktion der möglichen Leistungsreduktionsschwelle in Abhängigkeit vom nutzbaren Speicherenergieinhalt bzw. die entsprechende Funktion erscheint unverzichtbar beim Festlegen der Leistungsreduktionsschwelle. Da das theoretische Optimum auf historischen Daten basiert, ist eine Sicherheitsreserve vorzusehen; diese wirkt sich wiederum negativ auf die Wirtschaftlichkeit aus, was im Kapitel 7 näher verdeutlicht wird. Eine automatisierte Auslegungsmethodik kann auf diesen Vorarbeiten aufgebaut werden. Zu deren Validierung ist jedoch ein umfangreicher Datenlage notwendig.

Es wurde deutlich, dass das Resultat der in Kapitel 5 vorgestellten MPC-Betriebsstrategie stark von der Güte der Residualleistungsprädiktion abhängt. Übliche Gütemaße, wie der MSE, reichen hier zur Einschätzung des Prädiktionsverfahrens nicht aus; vielmehr müssen direkt die anwendungsspezifischen Gütemaße betrachtet werden. Bezogen auf eine Beispielbetrachtung überzeugt als Prädiktionsmethode das autoregressive Modell in Verbindung mit einer Bereinigung der Eingangsdaten um den Scharmittelwert. Trotz relativ geringen Aufwands konnte so im Vergleich das beste Ergebnis für die Anwendung erreicht werden.

Es zeigte sich, dass eine gewichtete Auswertung der Prädiktion die Ergebnisse weiter verbesserten. Hiermit war es möglich, ein recht optimistisches Entladen des Speichers zu bewirken, was zu einer deutlichen Erhöhung der Eigenverbrauchssteigerung führt: für das betrachtete Beispiel fast 30 %. Nachteilig dabei ist eine unnötige Mehrbelastung des Speichersystems oder – ohne Nachladeoption – die Gefahr, dass die Spitzenleistungsreduktion nicht optimal durchgeführt werden kann. Es konnte gezeigt werden, dass eine separate Spitzenleistungsprädiktion den negativen Auswirkungen dieses speziellen Problems entgegenwirken kann. Die Realisierung mittels künstlichen neuronalen Netzes führte zu den besten Ergebnissen, bedingte jedoch zur Konfiguration eine anwendungsspezifische Umverteilung von Trainingsmustern.

Letztlich konnte durch das Zusammenspiel der zwei Prädiktionsverfahren für das betrachtete Beispiel ein Ergebnis nahe des Optimums erreicht werden. Bei 100 % Spitzenleistungsreduktion wurden 91,35 % der möglichen Eigenverbrauchssteigerung erreicht.

Kapitel 7

Aspekte der Wirtschaftlichkeit und der Dimensionierung

In den vorangegangenen Kapiteln wurden mögliche Ziele, zu erwartende Rahmenbedingungen und unterschiedliche Realisierungsmöglichkeiten zur Betriebsführung eines industriellen Microgrids aufgezeigt. Dieses Kapitel widmet sich nun der Gesamtbetrachtung bezüglich Aufwand und Nutzen dieser Konzepte.

Generelle Aussagen zur Wirtschaftlichkeit erscheinen aufgrund der individuellen Rahmenbedingungen der Unternehmen und der vielen Einflussfaktoren allerdings äußerst schwierig. Einige dieser Faktoren müssen zudem in ihren zukünftigen Veränderungen abgeschätzt werden. Dazu gehören insbesondere die Höhe der Energieversorgungskosten, die Art der Abrechnungsgestaltung und Veränderungen im Leistungsprofil des betrachteten Unternehmens. Die Installations- und Betriebskosten sind weiterhin stark abhängig von der vorhandenen Infrastruktur des betrachteten Unternehmens, beispielsweise ob ein vorhandenes SCADA-System für die Steuerung des Microgrids erweitert werden kann. Neben der Finanzierungsthematik und weiterer Unsicherheitsfaktoren (z. B. der Batterielebensdauer) müssen nicht zuletzt auch monetär schwer bewertbare Vorteile einbezogen werden. Hierzu gehören insbesondere die Überbrückungsfunktionalität und die Vorteile für übergeordnete Netze.

Aufgrund dieser Faktoren konzentriert sich der Beitrag in dieser Arbeit zur Einschätzung der Wirtschaftlichkeit von industriellen Microgrids auf die Betriebsstrategieaspekte des Energiespeichers und eine Variation von Einflussparametern. Dabei werden die besonders relevant erscheinenden Aspekte in möglichst allgemeiner Form untersucht. Insbesondere die Eigenverbrauchssteigerung, die Spitzenreduktion und deren Kombination stehen im Vordergrund; das Monatsleistungspreissystem und Sondereinsparmöglichkeiten im Bezug auf §19 der Stromnetzentgeltverordnung werden dagegen nicht weiter vertieft. In Tabelle 7.1 werden die ausgewählten Einflussparameter mit dem Variationsbereich angegeben. Als EVS-Wert wird hier die

Tabelle 7.1: Ausgewählte Einflussparameter für die Wirtschaftlichkeitsbetrachtung

Parameter	Referenzwert	Trend	Variationsbereich	Einheit
EVS-Wert ¹	12	↗	5 - 25	c€ / kWh
SLR-Wert ²	125	↑	30 - 180	(€ / kW) / a
SRI-Wert ³	0		0 - 100	k€ / a
PRL-Wert ⁴	2000	→	1000 - 2250	(€ / MW) / Woche
LD-Speicher ⁵	14	↗	5 - 20	a
PK-Speicher ⁶	85	↘	80 - 180	€ / kW
EK-Speicher ⁷	450	↓	200 - 1000	€ / kWh
FK-System ⁸	50		20 - 100	k€
LK-System ⁹	5		1 - 10	k€ / a

¹ EVS-Wert: Differenz zwischen Bezugspreis und Einspeisevergütung

² SLR-Wert: Leistungspreis für die Spitzenleistung im Betrachtungszeitraum

³ SRI-Wert: Monetärer Nutzen des Backups pro Jahr

⁴ PRL-Wert: PRL-Vergütung (Referenzwert: 80% von 2500€, Erklärung siehe Text)

⁵ LD-Speicher: Lebensdauer des Speichersystems

⁶ PK-Speicher: Leistungsbezogene Investitionskosten des Speichersystems

⁷ EK-Speicher: Energieinhaltsbezogene Investitionskosten des Speichersystems

⁸ FK-System: Fixkosten bei Implementierung (Microgridsteuerung, ...)

⁹ LK-System: Laufende Kosten des Microgridbetriebs

Differenz zwischen Bezugspreis und Einspeisevergütung bezeichnet (auch als *Spread* bekannt), die eigene Einschätzung des Referenzwerts und des Variationsbereichs beruht auf Informationen verschiedener Firmen und Veröffentlichungen des BDEW zur Strompreisanalyse [12]. Weiterhin wird aufgrund steigendem Bezugspreis ein leicht steigender Trend für den EVS-Wert angenommen. Der SLR-Wert bezeichnet hier den Leistungspreis für die Spitzenleistung im Betrachtungszeitraum. Der weite Variationsbereich deckt verschiedene Tarife ab, die von der Benutzungsstundenanzahl abhängen. Der SRI-Wert wird, wie später beschrieben, zur Berücksichtigung des anzunehmenden monetären Nutzens der Überbrückungsfunktionalität genutzt. Der PRL-Wert gibt den Erlös zur Vermarktung der Primärregelleistung an. Die Einschätzung des Durchschnittswertes von ca. 2500 (€ / MW) / Woche basiert auf Ergebnissen der PRL-Ausschreibung (abgerufen im Oktober 2018) der ÜNBs. Der Nominalwert wird jedoch um 30 % reduziert, da davon ausgegangen wird, dass die Vermarktung z. B. durch einen Pool-Anbieter den Erlös entsprechend verringert. Die weiteren Faktoren dienen der Aufwandsabschätzung und basieren auf subjektiver Einschätzung nach Auswertung unterschiedlicher Informationsquellen, weshalb ein großer Variationsbereich vorgesehen wird.

7.1 Betrachtung der Einzeleinflüsse

Bevor die Kombination der Einsparmöglichkeiten genauer untersucht wird, werden zunächst die Einzeleinflüsse und entsprechende Besonderheiten betrachtet.

7.1.1 Spitzenleistungsreduktion

Zur Berechnung der Einsparmöglichkeiten der Spitzenleistungsreduktion wird die in Kapitel 6.6 beschriebene Betrachtung der Leistungsreduktionsschwelle weitergedacht. Dort wurde zunächst die numerische Berechnung des Zusammenhangs zwischen Leistungsreduktionsschwelle und nutzbarem Speicherenergieinhalt mit dem Ziel beschrieben, die Leistungsreduktionsschwelle an sich ändernde Rahmenbedingungen anzupassen.

Hier werden nun die Einsparmöglichkeiten bezogen auf den nutzbaren Speicherenergieinhalt dargestellt, was sowohl bei der Wirtschaftlichkeitsbetrachtung als auch bei entsprechender Dimensionierung der Speichergröße dienlich ist. Das Zwischenergebnis (basierend auf der Betrachtung in Kapitel 6.6) stellt zunächst den Nutzen dar: Die Reduktion der Spitzenleistung am NAP bezogen auf den nutzbaren Speicherenergieinhalt (Abbildung 7.1). Wie in Kapitel 3 beschrieben werden pro Monat oder Jahr Netzentgelte für die Spitzenleistung erhoben. Hier wird von einem Jahresleistungspreissystem und Benutzungsstunden von (zunächst) $T_{BS} \geq 2500$ h

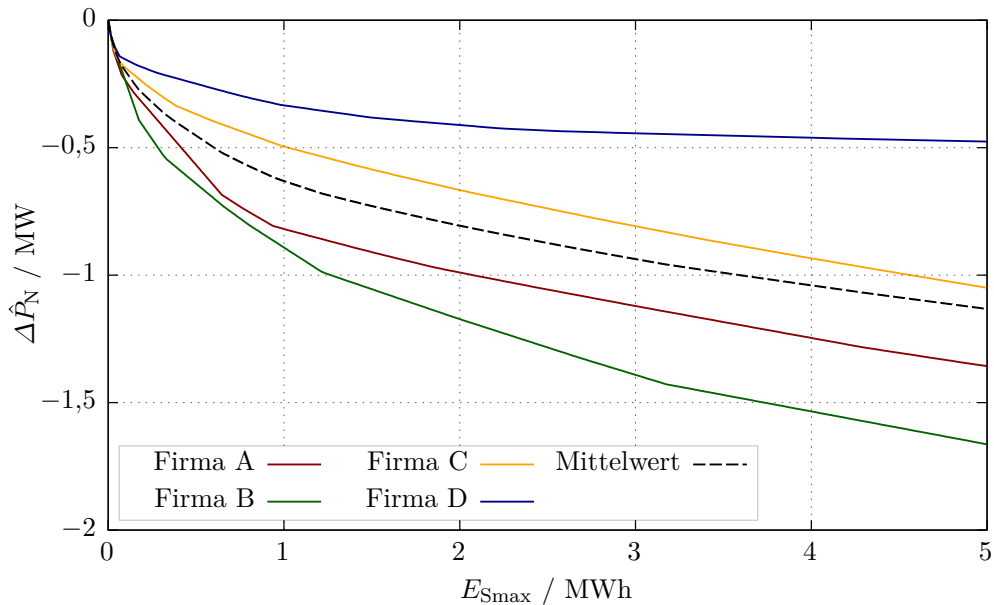


Abbildung 7.1: Zwischenergebnis zur Betrachtung der Spitzenleistungsreduktion: Mögliche Reduktion der NAP-Spitzenleistung in Abhängigkeit des dafür notwendigen Speicherenergieinhaltes

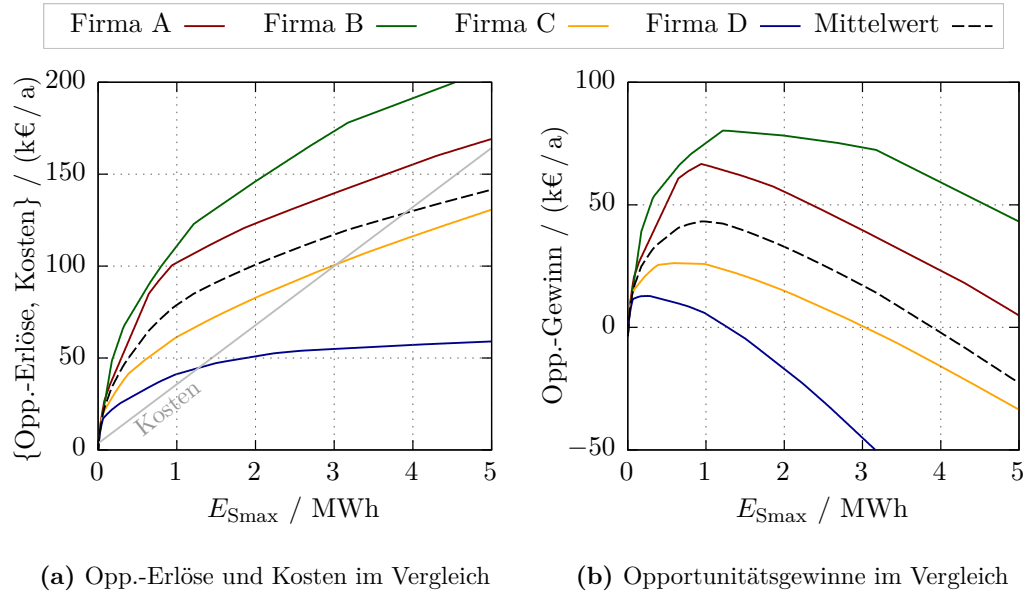


Abbildung 7.2: Vergleich der Opportunitätserlöse- und gewinne für die unterschiedlichen Firmen (nur Spitzenleistungsreduktion, Parameter mit Referenzwerten angenommen)

ausgegangen: Somit entsprechen die im Idealfall möglichen Opportunitätserlöse pro Jahr der reduzierten Spitzenleistung multipliziert mit dem SLR-Wert. Die entgegenstehenden Kosten pro Jahr setzen sich vereinfacht aus den laufenden Kosten des Betriebs (LK-System) und den auf die Speicherlebensdauer (LD-Speicher) bezogenen Investitionskosten (energie- und leistungsbezogene Speicherinstallationskosten sowie Fixkosten wie z. B. der Steuerungsinfrastuktur, also: EK-Speicher,

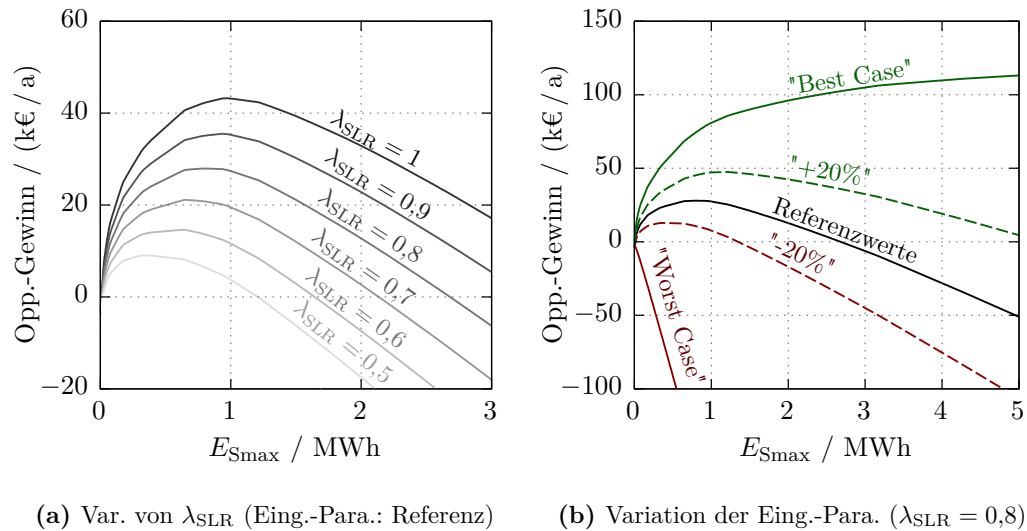


Abbildung 7.3: Einfluss der Eingangsparameter und λ_{SLR} auf den Mittelwert der Opportunitätsgewinne der vier Musterfirmen

PK-Speicher, FK-System) zusammen. Die Differenz zwischen dem Opportunitäts-erlös und den Kosten wird als Opportunitätsgewinn bezeichnet (Abbildung 7.2). Es ist dabei deutlich die große Spanne zwischen den vier betrachteten Firmen zu erkennen. Für die weiteren Betrachtungen wird der Übersichtlichkeit halber der Mittelwert der vier Firmen verwendet.

Wie in Kapitel 6 gezeigt, ist die Annahme des Idealfalles nicht realistisch. Insbesondere die Sicherheitsreserve und der Speicherwirkungsgrad schwächen das mögliche Ergebnis ab. Um diese Einflüsse zu berücksichtigen, wurden die möglichen Erlöse mit dem Faktor λ_{SLR} abgeschwächt (Abbildung 7.3 a). Bereits $\lambda_{\text{SLR}} = 0,8$ führt hier zu einer Verringerung der Opportunitätsgewinne um ca. 35 %.

Einen noch größeren Einfluss auf die Ergebnisse haben die in Tabelle 7.1 genannten Eingangsparameter. Um für diese Unsicherheiten eine Einschätzung zu geben, ist in Abbildung 7.3 b das Zwischenergebnis (Mittelwert der vier Firmen mit $\lambda_{\text{SLR}} = 0,8$) mit den in Tabelle 7.1 genannten Referenzwerten und Beispielen aus dem angegebenen Variationsbereich gezeigt.

Der "Best Case" bezeichnet hier den Fall der maximalen Wirtschaftlichkeit der Spitzenleistungsreduktion, welcher bei den jeweils maximalen Versorgungskosten (SLR-Wert maximal) und den minimalen Investitions- und Betriebskosten des Microgrids (PK-Speicher, EK-Speicher, FK-System, LK-System jeweils minimal und LD-Speicher maximal) eintritt. Hierbei erreicht der maximale Opportunitätsgewinn ca. das Vierfache im Vergleich zu den Referenzwerten. Der "Worst Case" bezeichnet entsprechend die pessimistischsten Annahmen für die Opportunitätsgewinne, welcher zu stets negativen Opportunitätsgewinnen führt. Der in Tabelle 7.1 genannte Variationsbereich führt also zu erheblichen Unsicherheiten bezüglich der Wirtschaftlichkeit. Bei Benutzungsstunden $T_{\text{BS}} < 2500$ h reduziert sich der SLR-Wert drastisch (um ca. 30€/kW und Jahr), was aus jetziger Sicht zu einer Unwirtschaftlichkeit der Spitzenreduktion in jeglicher Konstellation führt. Bei zwei der betrachteten Beispiel-Firmen (Firma A und Firma B) ist dies der Fall. Da dieser Punkt große Relevanz für die Betrachtungen besitzt, wird dieses Thema am Ende des Kapitels gesondert aufgegriffen.

Es muss jedoch dabei beachtet werden, dass diese Vorgehensweise stark vereinfacht ist und Korrelationen der Eingangsparameter außer Acht lässt, z. B. wird der Speicher mit höchsten Anschaffungskosten nicht die geringste Lebensdauer aufweisen. Zusätzlich zu den Extremwerten sind daher noch zwei weitere Anhaltspunkte gegeben, bei denen die Parameter um jeweils 20 % (pessimistisch und optimistisch bezüglich der Opportunitätsgewinne) vom Referenzwert abweichen. Dies führt zu einer Variation des maximalen Opportunitätsgewinns um ca. Faktor 0,5 bis 2.

7.1.2 Eigenverbrauchssteigerung

Die Eigenverbrauchssteigerung generiert einerseits Kostenersparnisse: Die reduzierte bezogene Arbeit (ΔW_{Np}) multipliziert mit dem Bezugs-Arbeitspreis. Andererseits entgehen dem Microgrid-Betreiber allerdings auch Erlöse: die reduzierte eingespeiste Arbeit (ΔW_{Nn}) multipliziert mit der Einspeisevergütung. Unter der Annahme eines verlustfreien Speichersystems können die resultierenden Opportunitätserlöse vereinfacht berechnet werden, indem ΔW_{Np} mit der Differenz aus Einspeisevergütung und Bezugs-Arbeitspreis, welche fortan mit EVS-Wert bezeichnet wird, multipliziert wird.

Abbildung 7.4 zeigt die Reduktion der bezogenen Arbeit und den EVS-Grad, also den Anteil der reduzierten Einspeisearbeit bezogen auf die negative Residualarbeit, für die vier Firmen in Abhängigkeit der Speichergröße. Diese Berechnung wurde mit der in Kapitel 5.1.1 beschriebenen regelbasierten Betriebsstrategie zur Eigenverbrauchssteigerung unter Variation der Speichergröße berechnet und ist als Zwischenergebnis zur Einschätzung des Einsparpotenzials anzusehen.

Auch hier sind große Unterschiede zwischen den vier Firmen zu erkennen, bei Firma C und D können mit einer Speichergröße von 1 MWh bereits ca. 70 % der möglichen Eigenverbrauchssteigerung erreicht werden; bei Firma A und B sind mit einer Speichergröße von ca. 1 MWh nicht einmal 40 % der möglichen Eigenverbrauchssteigerung erreicht, obwohl die absolute Reduktion der Bezugsarbeit

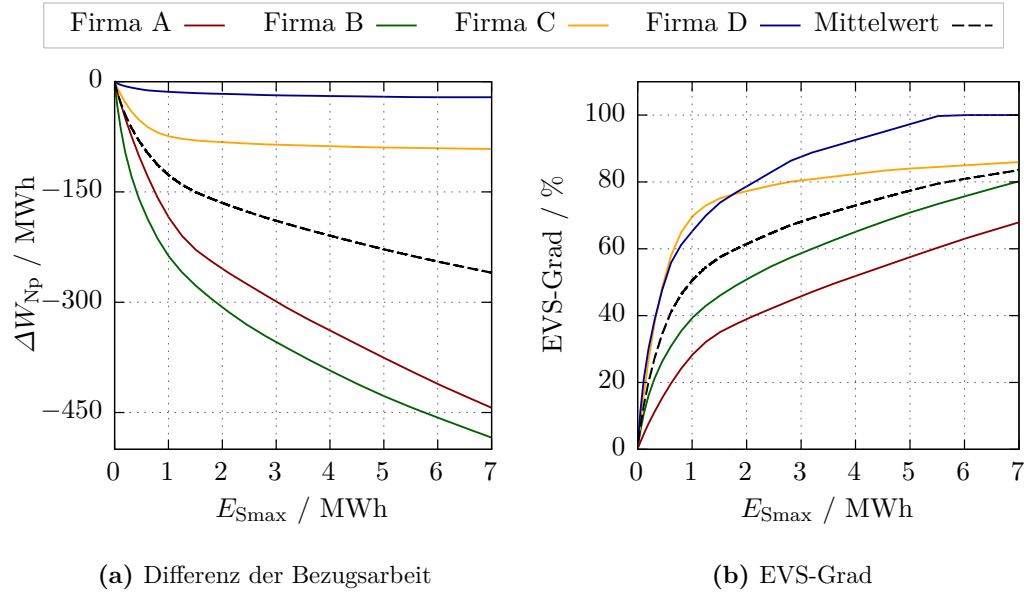


Abbildung 7.4: Zwischenergebnis zur Betrachtung der Eigenverbrauchssteigerung: Mögliche Reduktion der NAP-Bezugsarbeit in Abhängigkeit des dafür notwendigen Speicherenergieinhaltes

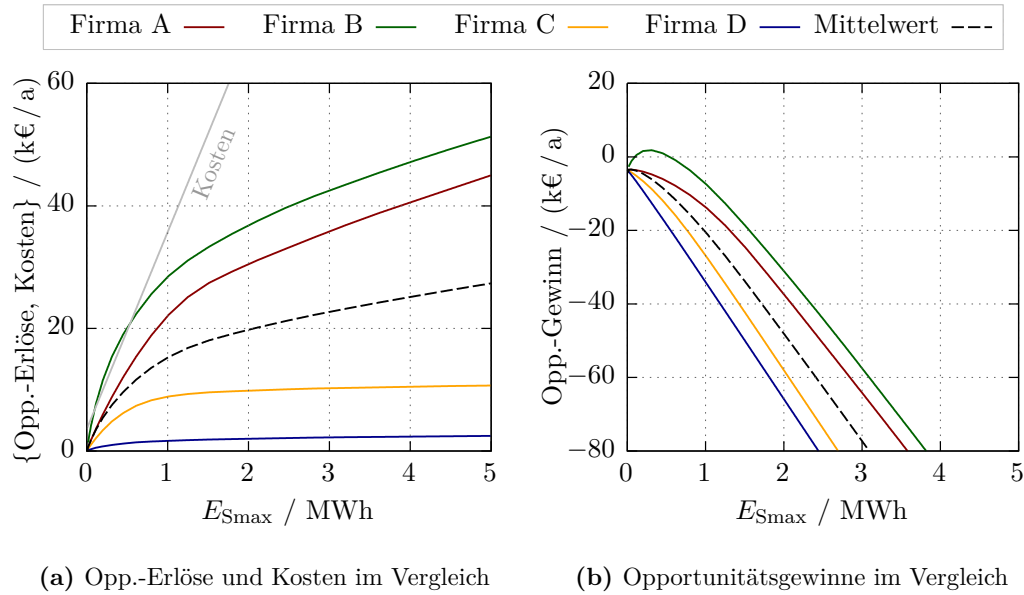


Abbildung 7.5: Vergleich der Opportunitätserlöse- und gewinne für die unterschiedlichen Firmen (nur Eigenverbrauchssteigerung, Parameter mit Referenzwerten angenommen)

gegenüber derer der Firmen C und D bereits um ein Vielfaches höher liegt. Bei Firma B sind mit Abstand die höchsten Opportunitätserlöse zu erwarten. Trotzdem ist zu erkennen, dass unter Verwendung der Referenz-Eingangsparameter kaum positive Opportunitätsgewinne erreichbar sind (Abbildung 7.5 b). Da hier noch kein Speicherwirkungsgrad einbezogen ist, wird ähnlich dem Vorgehen bei der Spitzenleistungsreduktion, ausgehend von dem Mittelwert der vier Firmen, die möglichen

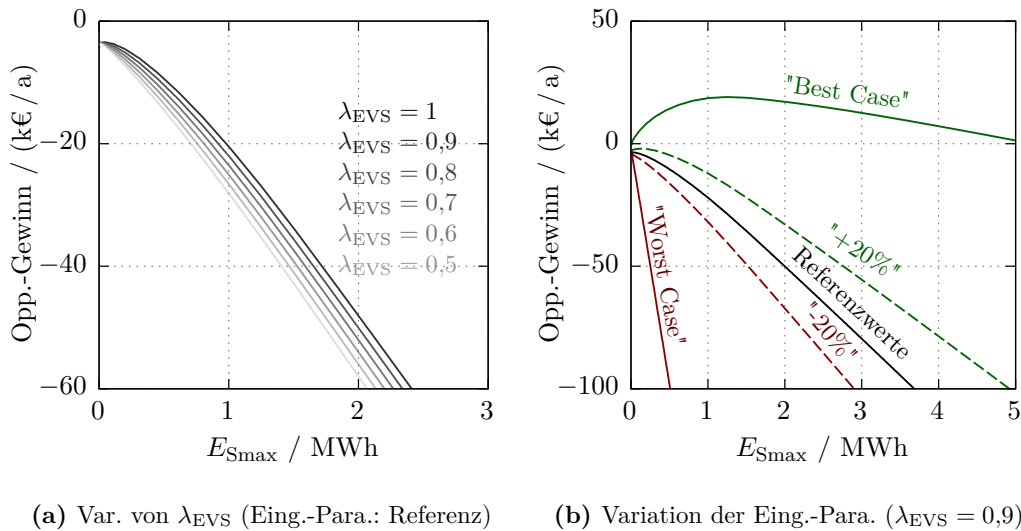


Abbildung 7.6: Einfluss der Eingangsparameter und λ_{EVS} auf den Mittelwert der Opportunitätsgewinne der vier Musterfirmen

Erlöse mit einem Faktor λ_{EVS} abgeschwächt (Abbildung 7.6 a). Der Faktor wird zunächst mit Hinblick auf den Speicherwirkungsgrad zu $\lambda_{\text{EVS}} = 0,9$ angenommen, wird aber später bei der Kombination der Betriebsstrategiebestandteile noch weiter variiert.

Abbildung 7.6 b zeigt, dass selbst mit der optimistischen Annahme der Eingangsparameter bezüglich der Wirtschaftlichkeit (jeweils entsprechend um 20 % verschoben) keine positiven Opportunitätsgewinne erreicht werden. Erst mit der Wahl aller Eingangsparameter entsprechend der maximalen Wirtschaftlichkeit innerhalb des Variationsbereich ergeben sich positive Opportunitätsgewinne. Die Wirtschaftlichkeit einer reinen Eigenverbrauchssteigerung erscheint daher aktuell nicht gegeben.

7.1.3 Weitere Einzeleinflüsse

Neben der Spitzenleistungsreduktion und der Eigenverbrauchssteigerung wurde in Kapitel 5 die Bereitstellung von Primärregelleistung und die Überbrückung eines Versorgungsnetzausfalls im Inselnetzbetrieb des Microgrid thematisiert. Derzeit wird in Deutschland die notwendige Primärregelleistung von den ÜNBs ausgeschrieben, weshalb die zu erwartende Vergütung stark variiert. Nach Informationen eines Vermarktungspool-Betreibers und [211] beläuft sich die Vergütung derzeit auf ca. 2500 €/MW pro Woche, wobei die Erlöse durch die Vermarktung um ca. 20 % reduziert und aufgrund von Wartungsarbeiten pro Jahr nur 50 Wochen Vermarktungszeit angenommen werden. Die Auslegung des Speichers bedarf wei-

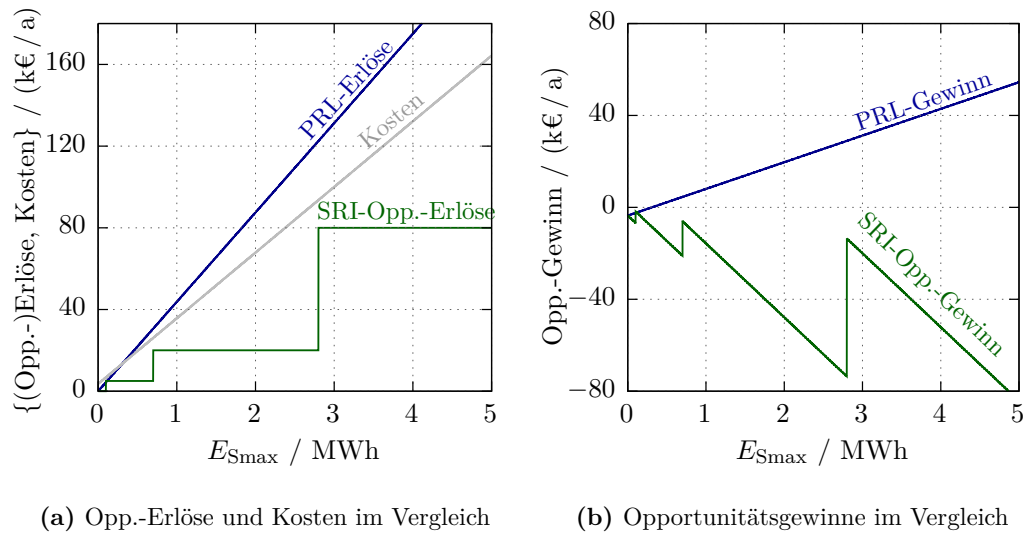


Abbildung 7.7: Beispiel Opportunitätserlöse und -gewinne für die PRL-Bereitstellung und die Speicherreserve für die Überbrückung von Versorgungslücken im Inselnetzbetrieb

terhin ca. 1,3 MWh nutzbaren Energieinhalts des Speichers pro angebotenem MW Primärregelleistung, was zu den Ergebnissen in Abbildung 7.7 führt. Der monetäre Nutzen der Versorgungsnetzausfall-Überbrückung ist selbst für einen individuellen Einzelfall nur schwer zu schätzen – generelle Aussagen sind daher kaum möglich. Abbildung 7.7 zeigt ein Beispiel, dass auf Gesprächen mit potenziellen Firmen basiert, im Grunde aber willkürlich gewählt wurde. Dieses enthält drei Stufen bei denen der monetäre Nutzen ab einem bestimmten nutzbaren Energieinhalt steigt, der Opportunitäts Gewinn aber stets negativ verbleibt.

7.2 Betrachtung der Kombinationsmöglichkeiten

Zunächst sei nur die Kombination aus Spitzenleistungsreduktion und Eigenverbrauchssteigerung (KSE) mittels MPC betrachtet. Wie in den vorangegangenen Kapiteln beschrieben, ist es möglich, diese Betriebsstrategiebestandteile in einem gemeinsam genutzten Speicherbereich zu kombinieren. Die Speicherreserve für den Inselnetzbetrieb wird hier aber weiterhin zunächst nicht berücksichtigt.

Aufgrund des gemeinsam genutzten Speicherbereiches können die Opportunitäts-erlöse der Einzelbetrachtungen addiert werden. Dabei ist allerdings zu beachten, dass nicht von einer idealen Kombination ausgegangen werden kann (siehe Kapitel 6.5) und daher wird für die KSE λ_{EVS} von 0,9 auf 0,8 verringert.

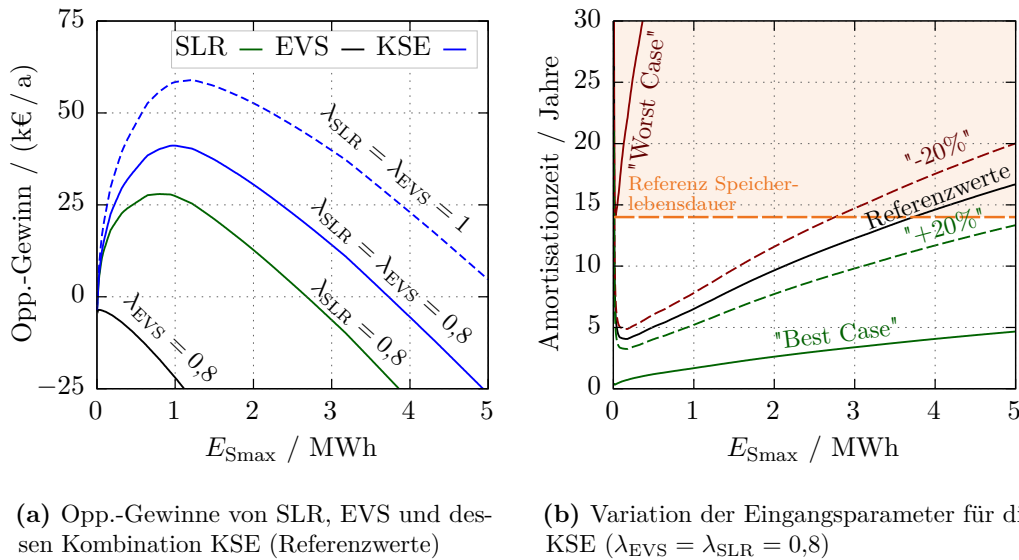


Abbildung 7.8: Einfluss der Eingangsparameter, von λ_{SLR} und von λ_{EVS} auf die Opportunitätsgewinne bei der Kombination aus Spitzenleistungsreduktion und Eigenverbrauchssteigerung (KSE)

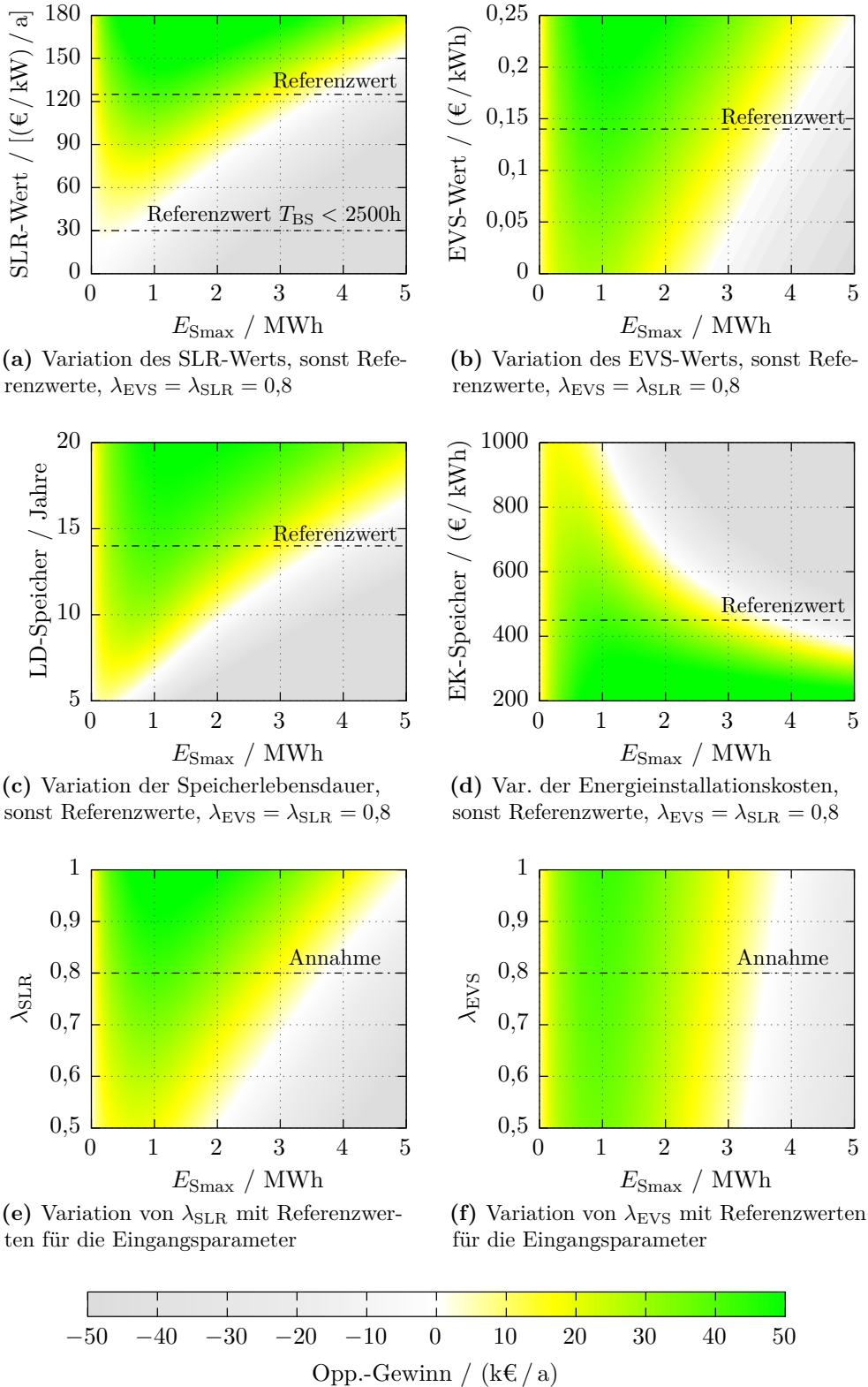


Abbildung 7.9: Veränderung der Opportunitätsgewinne durch Variation der Eingangsparameter und Zielerreichung von Eigenverbrauchssteigerung und Spitzenleistungsreduktion

Das Ergebnis dieser Berechnung ist für den zuvor ermittelten Mittelwert der vier betrachteten Firmen in Abbildung 7.8 a gezeigt. Die Kombination erhöht in diesem Fall den maximalen Opportunitätsgewinn um ca. 50 % im Vergleich zur reinen Spitzenleistungsreduktion. Der nutzbare Speicherenergieinhalt zum Erreichen des maximalen Opportunitätsgewinns liegt bei ca. 1 MWh, was nur geringfügig von dem Speicherenergieinhalt zum Erreichen des maximalen Opportunitätsgewinns der Spitzenleistungsreduktion abweicht.

Abbildung 7.9 zeigt das Ergebnis bei Variation ausgewählter Eingangsparameter sowie von λ_{EVS} und λ_{SLR} . Die Variation von λ_{EVS} nimmt hierbei den geringsten Einfluss auf den Opportunitätsgewinn. Insbesondere der Trend zu niedrigeren Investitionskosten für den nutzbaren Speicherenergieinhalt (EK-Speicher) lassen darauf hoffen, dass sich die Anwendung in Zukunft wirtschaftlicher darstellt, da dieser Parameter zudem hohen Einfluss auf das Ergebnis hat.

Je nach Wahl der Eingangsparameter variiert auch die Amortisationszeit (Abbildung 7.8 b). Bei einer Speichergröße von ca. 1 MWh (maximaler Opportunitätsgewinn) beträgt die Amortisationszeit ca. 5 bis 8 Jahre. Bei dieser Berechnung wurde die Amortisationszeit ohne Zins- oder Finanzierungsbetrachtung durchgeführt, sie zeigt also nur, wann der ursprüngliche Investitionsbetrag durch die Opportunitäts Erlöse wieder eingespart wird.

Um die Investition beurteilen zu können, wird in [212, S. 348] die Kapitalwertmethode als das von der Finanzierungstheorie präferierte Investitionsrechenverfahren beschrieben, welches zudem in der internationalen Unternehmenspraxis dominiert. Beschreibungen der Berechnung des Kapitalwerts werden z. B. in [213, S. 46ff] und [214, S. 59ff] gegeben. Die Anwendung der Kapitalwertmethode in artverwandten Themengebieten findet sich z. B. in [215] für PV-Speicher und [89] für PRL-Bereitstellung durch Batteriespeicher.

Nach [214] bestimmt sich der Kapitalwert \mathcal{K}_0 einer Investition \mathcal{A}_0 durch Abzinsung (Diskontierung) der zu den einzelnen Zeitpunkten gegebenen Einzahlungen \mathcal{E} und Auszahlungen \mathcal{A} . Dabei erfolgt die Diskontierung mit einem Kalkulationszinssatz¹ ξ , welcher die vom Investor geforderte bzw. gewünschte Verzinsung darstellt. Der Kapitalwert ist die Summe der Barwerte aller zukünftigen Einzahlungen und Auszahlungen abzüglich der Anschaffungsauszahlung (vgl. [214, S. 60]) bezogen auf einen Betrachtungszeitraum T_B .

Weiterhin werden in [214] die Vorteile der Betrachtung des Kapitalwertes beschrieben. Zusammengefasst bestehen diese daraus, dass die Zahlungsströme einer Investition hinsichtlich Höhe und Zeitpunkt unterschiedlich sein können und die Vergleichbarkeit der unterschiedlichen Zahlungsströme dadurch gegeben ist, dass sie auf ihren Barwert abgezinst (diskontiert) werden. Ein Kapitalwert von 0 € bedeutet,

¹ Der Kalkulationszinssatz wird auch Diskontierungs-, Kapitalisierungs- oder Vergleichszinssatz genannt.

dass die Investition genau den Kalkulationszinssatz erzielt. Die Einzahlungsüberschüsse reichen also aus, um die Anschaffungsauszahlung wiederzugewinnen und das gebundene Kapital mit dem Kalkulationszinssatz zu verzinsen. Eine Investition ist also vorteilhaft, wenn ihr Kapitalwert positiv oder gleich null ist (vgl. [214, S. 61]). Der Kapitalwert berechnet sich entsprechend [214, S. 61] zu

$$\mathcal{K}_0(\xi) = -\mathcal{A}_0 + \sum_{j=1}^{T_B} \left(\frac{\mathcal{E}_j - \mathcal{A}_j}{(1 + \xi)^j} \right) + \mathcal{E}_T \cdot (1 + \xi)^{-T} \quad (7.1)$$

mit j als Jahresindex und \mathcal{E}_T als Liquidationserlös im Sinne eines Restwertes der Investition. Bezogen auf die Anwendung liegt es nahe, den Betrachtungszeitraum T_B gleich der erwarteten Batteriebensdauer zu setzen; der Restwert der Investition kann dann z. B. durch Rückgabe einer Bleibatterie entstehen, welche lt. Herstellerangaben bis zu 20% des Neupreises ausmachen kann. Zudem kann die Lebensdauer weiterer Komponenten wie z. B. des Speicherstromrichters und des Steuerungssystems weit über der Batteriebensdauer liegen, weshalb auch hier ein Restwert angesetzt werden könnte. Hier soll der Restwert trotzdem zu Null angenommen werden, um eine zu optimistische Schätzung zu vermeiden.

Der Kalkulationszinssatz ξ wird zunächst mit 5 % angenommen. Um diesen Wert einzuschätzen sei erwähnt, dass in [215, S. 104] für eine artverwandte Anwendung eine gewünschte Rendite von 3 % angegeben wird.

In Abbildung 7.10 (a) ist der Kapitalwert der drei Betriebsstrategien EVS, SLR und KSE über der Zeit aufgetragen. Alle drei Betriebsstrategien werden mit dem

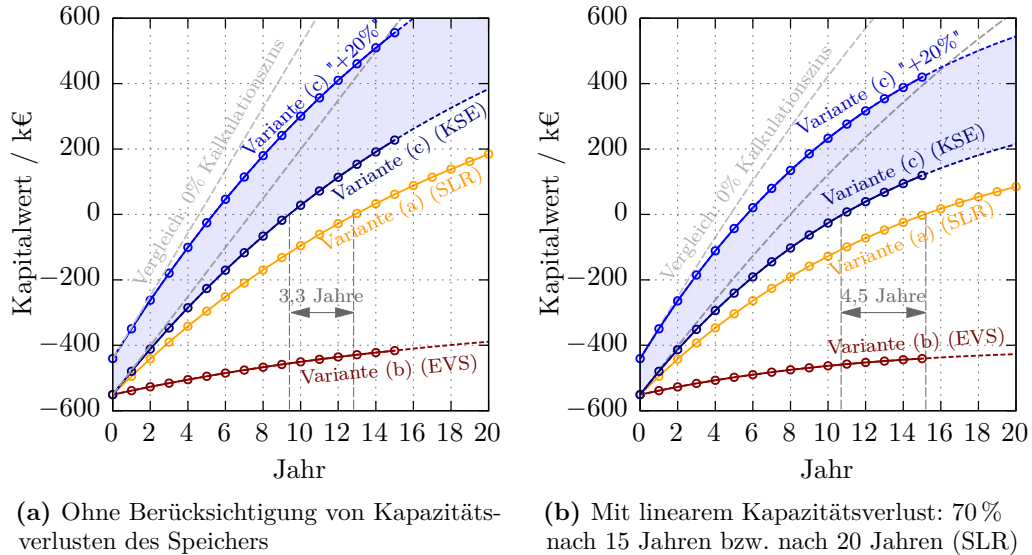


Abbildung 7.10: Vergleich der Kapitalwerte mit und ohne Beachtung von Kapazitätsverlusten (5 % Kalkulationszinssatz)

gleichen Speichersystem mit 1 MWh nutzbaren Energieinhalt betrachtet. Für die KSE wird weiterhin das Ergebnis für die optimistische Annahme der Eingangsparameter bezüglich der Wirtschaftlichkeit (jeweils um 20 % verbessert) gezeigt sowie jeweils eine Berechnung mit einem Kalkulationszinssatz von 0 %. Zu bemerken ist, dass die KSE einen Kapitalwert von Null nach ca. 9,5 Jahren erreicht und somit 3,3 Jahre vor der reinen SLR. Auch hier wird erneut deutlich, dass die reine EVS weit von einem wirtschaftlichen Nutzen entfernt ist.

Im Rahmen der eigenen Veröffentlichung [E8] wurde mit Hilfe eines Wöhlerkurven-Batterie-Schädigungsmodell (beschrieben in Kapitel 3.5.3) der Einfluss der einzelnen Betriebsstrategien auf die Batterielebensdauer abgeschätzt. Hierzu wurde eine Lithium-Ionen-NMC/NCA Batterie mit einer kalendarischen Lebensdauer von 20 Jahren bis zu einer Restkapazität von 70 % betrachtet. Hier ist zu beachten, dass die kalendarische Lebensdauer oft bis zu einer Restkapazität von 80 % und daher im Vergleich kürzer angegeben wird. Die zyklische Belastung der Batterie durch die Eigenverbrauchssteigerung führt dabei dazu, dass eine Restkapazität von 70 % bereits nach ca. 15,8 Jahre erreicht wird. Die Spitzenleistungsreduktion bedarf hingegen nur selten überhaupt eines Speichereinsatzs. Daher wurde hier rein die kalendarische Lebensdauer angesetzt (was allerdings abhängig von der Leistungsreduktionsschwelle ist).

In einer zweiten Berechnung wurde der Kapitalwert mit der eher pessimistischen Annahme eines *linearen* Kapazitätsverlusts und einem entsprechend linearen Abfall der Einnahmen berechnet. Für KSE und ESV wurde dazu eine Lebensdauer von

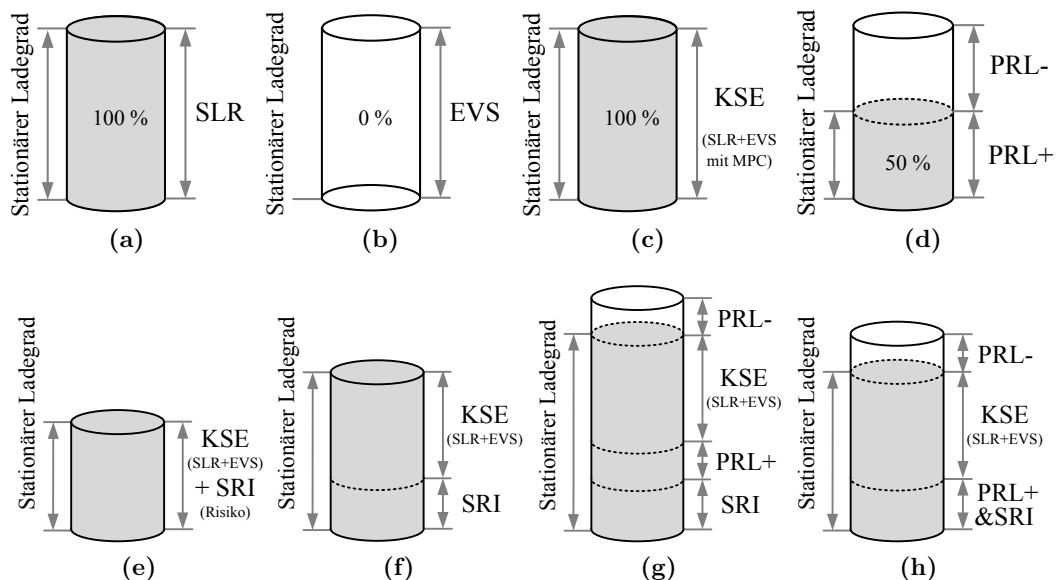


Abbildung 7.11: Virtuelle Aufteilung des Speicherenergieinhaltes der unterschiedlichen Betriebsstrategievarianten

15 Jahren und für die SLR von 20 Jahren angenommen. Abbildung 7.10 (b) zeigt die entsprechenden Ergebnisse. Trotz der Annahme einer 5 Jahre geringeren Lebensdauer der Batterie bei KSE im Vergleich zur SLR liegt der Kapitalwert der KSE nach 15 Jahren über dem der SLR nach 20 Jahren. Der Kapitalwert von Null wird bei der KSE nun nach ca. 10,5 Jahren erreicht (also ein Jahr später als bei der Berechnung ohne Berücksichtigung eines Kapazitätsverlusts) und damit 4,5 Jahre vor der SLR. Nach dieser Rechnung wäre also der Einsatz der KSE bei weitem der SLR vorzuziehen, obwohl die Batterie in diesem Szenario 5 Jahre früher das Ende ihrer Lebensdauer erreicht.

Bei der Investition wird das Kapital gebunden, daher wächst mit zunehmender Amortisationsdauer die Unsicherheit der Kapitalrückgewinnung. So ist auch aus diesem Grund die KSE mit geringerer Amortisationszeit im Vorteil gegenüber der SLR. Eine Amortisationszeit von 10 Jahren ist aufgrund der vielen unterschiedlichen Risiken aber noch immer als kritisch zu beurteilen. Die Berücksichtigung von Unsicherheiten und Risiken in der Investitionsrechnung wird in [213, S. 69ff] detaillierter beschrieben, was hier aber nicht weiter vertieft werden soll.

Die Kapitalwertmethode wurde auch angewandt, um die zusätzlichen Betriebsstrategiekomponenten zu bewerten. Eine Übersicht zu den unterschiedlichen Varianten und der jeweiligen virtuellen Speicherbereichseinteilung zeigt Abbildung 7.11.

Die bisher betrachteten Varianten (a), (b) und (c) also SLR, EVS und KSE wurden ohne Berücksichtigung eines monetären Nutzens der SRI betrachtet. Da bei der MPC ein möglichst hoher Energieinhalt als Nebenziel definiert wurde, wird in Variante (e) nun angenommen, dass die Überbrückung eines Netzausfalls

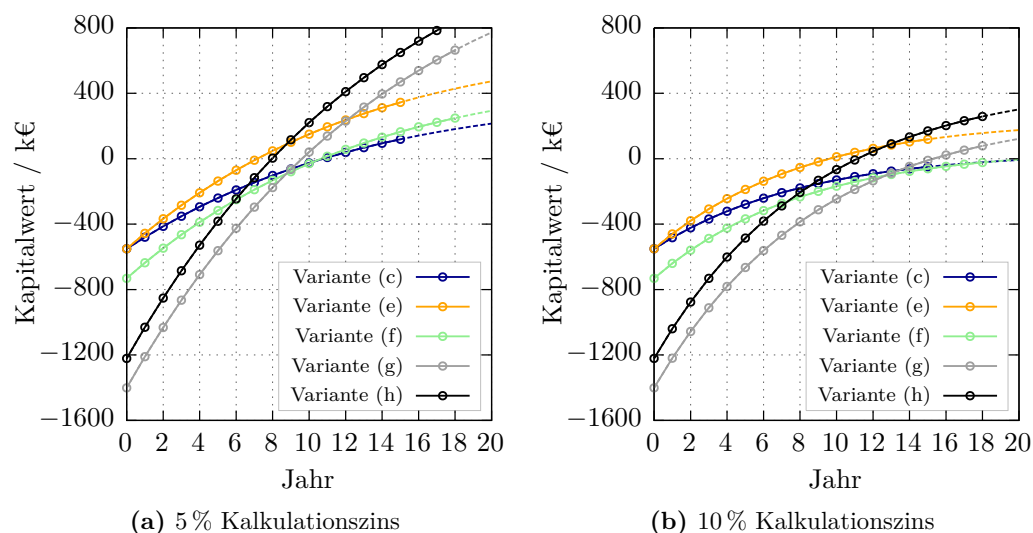


Abbildung 7.12: Vergleich der Kapitalwerte unterschiedlicher Betriebsstrategiekombinationen bei Annahme von 5 % und 10 % Kalkulationszins

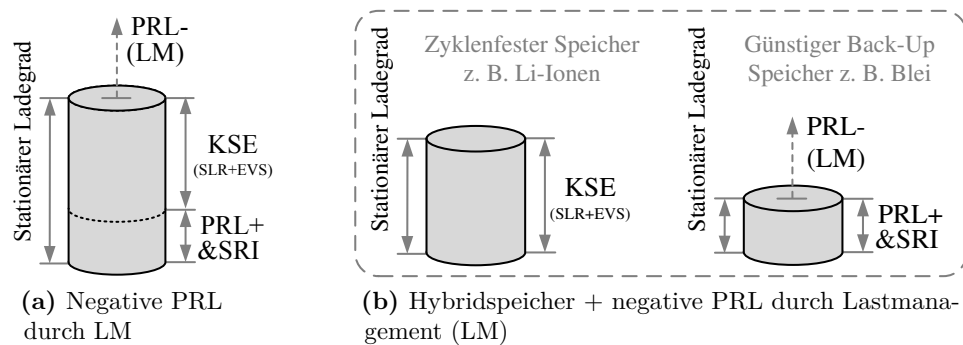


Abbildung 7.13: Weitere Varianten zur Einsparung von Investitionskosten

ohne zusätzliche Speicherkapazität erreicht werden kann (Risiko Variante). Zur Einschätzung dieser Variante sei erwähnt, dass bei dem Beispiel von Firma A der mittlere Speicherenergieinhalt des Speichers bei ca. 80 % lag (bei idealer Prognose liegt das Potenzial bei ca. 85 %), wobei die geringen Ladegrade vor allem am späten Nachmittag oder Nachts vorkommen. Der monetäre Nutzen der SRI wird im Weiteren mit 25.000 € pro Jahr angenommen. Im Vergleich zur Variante (e) wird bei Variante (f) zwar der gleiche monetären Nutzen angenommen, aber ein zusätzlicher Speicherenergieinhalt von 400 kWh nur für die SRI hinzugefügt. Ein Vorteil hierbei ist, dass sich so die relative Zyklientiefe reduziert, was zu einer geringeren Schädigung des Speichers führen und je nach Priorität auch der SLR eine höhere Sicherheitsreserve zugewiesen werden kann. Abbildung 7.12 zeigt die Ergebnisse für einen Kalkulationszins von 5 % und 10 %. Während bei einem Kalkulationszins von 5 % die Varianten (e) und (f) der reinen KSE, also Variante (c), vorgezogen werden sollten, erreicht bei einem Kalkulationszins von 10 % nur noch die Variante (e) einen Kapitalwert von Null.

Für die Einbeziehung der PRL-Bereitstellung wird in Variante (g) der nutzbare Speicherenergieinhalt um weitere 1,3 MWh erhöht. Die Erlöse der PRL berechnen sich anhand der Referenzwerte zu 100.000 € pro Jahr. Demgegenüber wird in Variante (h) davon ausgegangen, dass die positive PRL-Bereitstellung und die SRI, wie in Kapitel 5.3.9 bereits beschrieben, den gleichen Speicherbereich nutzen. Die Ergebnisse zeigen, dass die in Variante (h) erreichte Einsparung der Investitionskosten durch Zusammenlegen der Speicherbereiche sowohl den Kapitalwert deutlich erhöht als auch die Amortisationszeit stark verringert (im Vergleich zu Variante (g) um ca. 4 Jahre). Bei einem Kalkulationszins von 10 % dominiert eher die Variante (e), während Variante (h) noch weniger empfehlenswert ist.

Die Berechnungen wurden für unterschiedliche Eingangsparameter wiederholt. Insbesondere die Reduktion der Investitionskosten bezüglich des Speicherenergieinhalts zeigte dabei einen deutlichen, positiven Einfluss auf die Wirtschaftlichkeitsbetrachtung. Dies motiviert weitere Bemühungen um diese Investition zu reduzieren, indem

z. B. die Bereitstellung der negativen PRL durch die Nutzung einer Elektroheizung statt durch den Speicher durchgeführt wird (siehe Kapitel 4.2.1, Kapitel 5.3.9; die virtuelle Aufteilung des Speicherenergieinhaltes ist in Abbildung 7.13 (a) gezeigt) oder der Aufteilung des Speichers hinsichtlich zyklensfesten Speicher (eher teuer) für die KSE und einem günstigen Speicher für positive PRL und SRI (Abbildung 7.13 (b)).

7.3 Diskussion der Ergebnisse

In diesem Kapitel wurden Aspekte zur Wirtschaftlichkeit und zur Dimensionierung geschildert. Es musste dabei auf viele Annahmen und Schätzungen zurückgegriffen werden, was hohe Variationsbereiche der Eingangsparameter verursacht und die Aussagekraft der absoluten Ergebnisse in Frage stellt. Dies ist ebenfalls bei vergleichbaren Arbeiten zu beobachten, wie z. B. in [216] (Großbatterien am deutschen Regelle Energiemarkt). Auch hier führen die Variationsbereiche der benutzten Parameter (z. B. Batterie-Investitionskosten) zu sehr großen Unterschieden in den Ergebnissen.

Ziel der Untersuchung war jedoch insbesondere eine Einschätzung, ob und welche Kombination von unterschiedlichen Betriebsstrategiebestandteilen vorteilhaft ist, also die relativen Unterschiede zwischen den Ergebnissen. Diesbezüglich ist festzuhalten, dass die Kombination von SLR und EVS mittels MPC zu einer deutlichen Verbesserung der wirtschaftlichen Einschätzung führt. Im Vergleich zur SLR konnte der maximale Opportunitätsgewinn so um ca. 50 % gesteigert und die Zeit bis zu einem Kapitalwert von Null um ca. 25 % verringert werden. Diese Zeit entspricht der Amortisationszeit unter Berücksichtigung der Wunschkrendite und wird auch dynamische Amortisationszeit genannt.

Ein noch positiveres Ergebnis ist zu erwarten, wenn die Inselnetz-Funktionalität ohne zusätzliche Speicherkapazität abgedeckt werden kann. Um das Risiko dabei gering zu halten, optimiert die MPC (insbesondere bei Konfiguration 1) die Speicherleistung mit dem Nebenziel des möglichst hohen Speicherenergieinhalts (beim Beispiel der Firma A konnte mit EAR-GA-2-Verlaufsprädiktion und KNN-Spitzenprädiktion ein mittlerer Energieinhalt des Speichers von ca. 80 % erreicht werden).

Bei der Einbeziehung von PRL-Bereitstellung ist insbesondere die gemeinsame Speicherbereichsnutzung von positiver PRL und SRI hervorzuheben. Da im Falle eines Netzausfalls keine PRL geliefert werden kann, sind diese Anwendungen zeitlich voneinander getrennt (anders als z. B. die SLR und PRL). Die Investitionskosten können dadurch, je nach Dimensionierung der einzelnen Speicherbereiche, stark reduziert werden. In diesem Fall um fast 8 %, wären vorher 750 kWh für die SRI einplant, läge die Reduktion sogar bei mehr als 14 %. Dies führt zu einer Verringerung

der Zeit bis zu einem positiven Kapitalwert bei einem Kalkulationszins von 5 % von 1,5 Jahren; bei einem Kalkulationszins von 10 % sogar von 4 Jahren.

Die reine Eigenverbrauchssteigerung ist im Vergleich die am wenigsten wirtschaftliche Betriebsstrategie. Der Speicher ist dabei i. d. R. voll entladen, weshalb die Risikokombination mit SRI nicht ratsam ist. Der Aufwand ist jedoch auch minimal und es besteht prinzipiell kein Risiko, dass aufgrund falscher Vorannahmen Opportunitätserlöse ausbleiben. Bei der Spitzenleistungsreduktion ist insbesondere die Veränderung des Leistungsprofils der Firma und damit verbunden eine schlechte Wahl der Leistungsreduktionsschwelle das primäre Risiko. So steigt auch der Aufwand, da die Leistungsreduktionsschwelle mindestens jährlich neu berechnet werden muss.

Die Bereitstellung von Primärregelleistung erscheint unter den angenommen Rahmenbedingungen sowohl wirtschaftlich als auch risikoarm. Daher verwundert es nicht, dass bereits viele Großbatteriespeicher in Deutschland nur für die PRL-Bereitstellung aufgebaut wurden und die Zahl weiter steigt. Die Vergütung der PRL schwankt jedoch von Woche zu Woche teilweise um den Faktor 2-3. Hier bietet die Kombination mit anderen Betriebsstrategiebestandteilen den Freiheitsgrad, die Priorität der Betriebsstrategiebestandteile während der Laufzeit (sinnvollerweise

Tabelle 7.2: Einschätzung von Betriebsstrategien und Kombinationsmöglichkeiten

● Positive Bewertung ● Negative Bewertung

Betriebsstrategie	Ergebnispotenzial	Mittlerer Ladegrad	Risiko	Speicherbeanspruchung	Aufwand
<i>Einfache Betriebsstrategien im Vergleich zur MPC-KSE (Variante (c), MPC-K1)</i>					
RB-EVS	● ¹	● ¹	● ¹	●●● ²	●
RB-SLR	●●	●●●●●	●●●	●	●●
MPC-KSE	●●●●	●●●	●●●●	●●● ²	●●●●
<i>MPC-K1 mit zusätzlichen Betriebsstrategiebestandteilen</i>					
Variante (e)	●●●●●	●●●	●●●●●	●●● ²	●●●●
Variante (f)	●●●	●●●●	●●●●	●● ^{2,4}	●●●●
Variante (g)	●●	●●●●●	●●● ⁵	●●● ^{2,3,4}	●●●●●
Variante (h)	●●●●●	●●●●	●●● ⁵	●●●● ^{2,3}	●●●●●

¹ Bei der RB-EVS sind die Erlöse stets kleiner als die Kosten, der Speicher ist i. d. R. entladen, es besteht jedoch im Prinzip auch kein Risiko für die Zielerreichung.

² Tiefe Zyklen, abhängig vom Residualleistungsprofil zwischen ca. 50 und 360 Zyklen pro Jahr.

³ Durch die PRL Bereitstellung: sehr viele kleine Zyklen (ca. 150.000 bis 200.000 pro Jahr).

⁴ Aufgrund Speicheraufteilung geringere relative Zykrentiefe.

⁵ Geringeres Risiko aufgrund von Verschiebungsmöglichkeiten der Speichernutzung.

wöchentlich) zu variieren. Da die Umwidmung der virtuell festgelegten Speicherbereiche während der Laufzeit möglich ist, kann z. B. bei geringen PRL-Vergütungen mehr Speicherbereich für die Eigenverbrauchssteigerung genutzt werden. Andererseits könnte, falls einmalig die Spitzenleistungsreduktion misslungen ist und eine hohe Leistung bezahlt werden muss, der gesamte KSE-Speicherbereich der PRL-Bereitstellung zugeordnet werden. Hierdurch reduziert sich das Risiko der SLR und die Sicherheitsreserve könnte reduziert werden. Überschreitet die NAP-Leistung allerdings erst am Ende des Jahres die Leistungsreduktionsschwelle, kommt der Vorteil der Umwidmung der Speicherbereiche natürlich nicht mehr gravierend zum Tragen.

Die Erkenntnisse des Vergleichs sind in Tabelle 7.2 für ausgesuchte Betriebsstrategien und Kombinationsmöglichkeiten zusammengefasst. Es wird deutlich, dass das Ergebnispotenzial, also insbesondere der wirtschaftliche Vorteil, mit zunehmendem Aufwand steigt. Insbesondere die MPC Variante (e) und Variante (h) erscheinen für industrielle Microgrids besonders interessant. Dieser Vergleich fokussiert die wirtschaftlichen Vorteile unter heutigen Rahmenbedingungen. Dabei sollte nicht vergessen werden, dass, wie in der Einleitung dieser Arbeit geschildert, in Zukunft der Flexibilitätsbedarf im Verbundnetz steigt. Die MPC erscheint als geeignete Methode, den Speicherverlauf unter multikriteriellen Gesichtspunkten zu optimieren - auch, wenn in Zukunft verstärkt zeitabhängige Bezugskosten eine Rolle spielen. Dieser Vorteil gegenüber den einfachen Betriebsstrategien kommt in dem gezeigten Vergleich nicht zum Tragen, könnte aber wie z. B. in [169] beschrieben zukünftig eine nicht unerhebliche Rolle spielen.

Der Trend verschiedener Eingangsparameter lässt generell auf einen steigenden wirtschaftlichen Nutzen in der Zukunft schließen. Insbesondere fallende Preise für Batteriespeicher, steigende Versorgungskosten und geringere Einspeisevergütungen lassen den Schluss zu, dass das Konzept des industriellen Microgrids mit multikriterieller Betriebsführung für Industrieunternehmen oder vergleichbare Anwendergruppen zunehmend interessanter wird. Weitere positive Zukunftsaspekte können durch die zunehmende Digitalisierung entstehen. Hierdurch werden viele Daten innerhalb eines Unternehmens verfügbar, die zu einer besseren Prognose der Leistungsverläufe verwendet werden können. Insbesondere die Festlegung der Leistungsreduktionsschwelle nahe des Optimums würde die Wirtschaftlichkeit des Systems merklich erhöhen (in den gezeigten Ergebnissen wurde stets 20 % Sicherheitsreserve berücksichtigt). Eine gesteigerte Ausbeute der Eigenverbrauchssteigerung durch eine bessere Verlaufsprädiktion wirkt sich hingegen nur geringfügig aus.

Kapitel 8

Zusammenfassung, Fazit und Ausblick

8.1 Zusammenfassung

In dieser Arbeit wird ein flexibles Konzept für die multikriterielle Betriebsführung industrieller Microgrids vorgestellt. Der Fokus liegt dabei auf der Steuerung eines Speichersystems im Microgrid. Dieser Fokus ist insbesondere dann sinnvoll, wenn die Ausgangslage dadurch gekennzeichnet ist, dass die Möglichkeiten eines Lastmanagements bereits ausgeschöpft oder nicht vorhanden sind sowie die Erzeugereinheiten sinnvollerweise stets ihre maximal mögliche Leistung bereitstellen und diese nur dann drosseln, wenn es äußere Rahmenbedingungen erfordern.

Zur Steuerung des Microgrids wird der Ansatz des Operator-Controller-Moduls vorgeschlagen. Dabei werden drei Regelungs- und Steuerungsebenen unterschieden: Der kognitive Operator bildet die oberste Ebene, in der die Betriebsstrategie des Microgrids implementiert und somit die Planung des Betriebs übernommen wird. In der Zwischenschicht befindet sich der reflektorische Operator, indem die reflektorische Regelung mit einfachen Regeln die Sollwerte des kognitiven Operators regelt und Überwachungen durchführt. Hier wird auch die Bereitstellung von Primärregelleistung und die aktive Blindleistungskompensation getrennt von der restlichen Betriebsstrategie vorgenommen. Die unterste Ebene setzt sich aus den Komponentenregelungen zusammen, welche dezentral bei den einzelnen Komponenten des Microgrids implementiert sind und die Sollwerte des reflektorischen Operators umsetzen.

Das Primärziel der Betriebsführung ist eine möglichst optimale Kombination von Eigenverbrauchssteigerung und Spitzenleistungsreduktion. Dafür wurde eine Betriebsstrategie auf Grundlage der modellbasierten prädiktiven Regelungen (MPC) konzipiert und es konnte gezeigt werden, dass damit die Kombination unter idealen Bedingungen optimal möglich ist. Zunächst führen sogar unendlich viele verschiedene Lösungen zu diesem optimalen Ergebnis, erst die Berücksichtigung eines weiteren Nebenziels führt zu einer eindeutigen Lösung.

Als wichtigstes Nebenziel wurde ein stets hoher Speicherenergieinhalt benannt, da so die Überbrückungszeit eines Netzausfalls im autarken Inselnetzbetrieb maximiert wird. Die Berechnungen für ein auf realen Messdaten basierendes Beispiel haben gezeigt, dass potentiell ein mittlerer Speicherenergieinhalt von ca. 85 % erreicht werden kann und das trotz eines tiefen täglichen Zyklus des Speichers aufgrund der Eigenverbrauchssteigerung. Obwohl dieser Wert relativ hoch ist, wurde in der Betriebsstrategie die Möglichkeit einer zusätzlichen Entladegrenze in Form einer Optimierungsnebenbedingung eingebracht, welche für die Überbrückung von Netzausfällen eine garantierte Speicherenergieinhaltsreserve ermöglicht. Zusätzliche betrachtete Nebenziele sind eine stets minimale Speicherleistung und eine möglichst geringe mittlere Netzananschlusspunktleistung. Weitere Aspekte, die in den Zielfunktionen Berücksichtigung finden, sind eine Einspeisebegrenzung und ein variables Preissignal für den Wirkarbeitsbezug.

Innerhalb der MPC berechnet eine Partikelschwarmoptimierung (PSO) die Sollwerte der Speicherleistung im 15-Minuten-Zeitraaster über den gesamten Prädiktionshorizont. Da die Speicherleistung zu jedem Zeitpunkt eine Optimierungsvariable darstellt und ein benötigter Prädiktionshorizont von mehr als 20 Stunden durchaus notwendig sein kann, ergibt sich ein nicht triviales Optimierungsproblem, das zudem durch viele lokale Minima gekennzeichnet ist. Es verwundert daher nicht, dass die Berechnungszeit der PSO mit bis zu zwei Minuten nicht unerheblich ist. Um die benötigte Berechnungszeit zu verkürzen, wurde ein heuristisches Lösungsverfahren abgeleitet, dass die Hauptziele und das Nebenziel des stets hohen Speicherenergieinhalts berücksichtigt. Zum Vergleich: Die Berechnungszeit der Heuristik liegt bei ca. 10 ms. Die Heuristik wurde zur Startwertsuche für die PSO benutzt, welche dann die Lösung im Hinblick auf eine andere Zielgewichtungen weiter verändert. Hierdurch konnte die Berechnungszeit der PSO stark verkürzt werden, allerdings zuverlässig nur dann, wenn die gewünschte Zielgewichtungen nicht zu stark von der Zielvorgabe der Heuristik abweicht. Aus diesem Grund wurden darüber hinaus verschiedene Varianten für den Umgang mit längeren Berechnungszeiten beschrieben.

Neben der Optimierung ist insbesondere eine hohe Prädiktionsgüte der Residualleistungsprädiktion für das Ergebnis der MPC elementar. Hierzu wurden übliche Verfahren aus artverwandten Anwendungen verglichen; die Prädiktion auf Basis eines autoregressiven Modells überzeugte dabei durch relativ hohe Prädiktionsgüte und vertretbaren Aufwand sowie einer einfachen Möglichkeit, aktuelle Messdaten gewichtet in die Parameterbestimmung des Modells einfließen zu lassen. Um das Prädiktionsergebnis weiter zu verbessern, wurden die Eingangsdaten um den Scharmittelwert bereinigt. Es wurde deutlich, dass übliche Gütemaße, wie z. B. der mittlere quadratische Fehler, hier zur Einschätzung der Prädiktion nicht ausreichen; vielmehr müssen direkt die anwendungsspezifischen Gütemaße (wie z. B. der Grad der erreichten Eigenverbrauchssteigerung) betrachtet werden. Zunächst wurden

100 % Spitzenleistungsreduktion und 63 % des Potenzials der Eigenverbrauchssteigerung erreicht. Durch eine gewichtete Auswertung der Prädiktion konnte ein optimistischeres Entladen des Speichers und damit eine weitere Erhöhung der Eigenverbrauchssteigerung erreicht werden. Nachteilig dabei ist entweder eine teils unnötige Mehrbelastung des Speichersystems oder die Gefahr, dass die Spitzenleistungsreduktion aufgrund eines nicht vollgeladenen Speichers nicht optimal durchgeführt werden kann. Um diesem speziellen Problemen zu begegnen, wurde eine separate Spitzenleistungsprädiktion untersucht, welche frühzeitig erkennen soll, ob im weiteren Verlauf eine Spitzenleistung auftritt oder nicht. Dies kann beispielsweise durch ein künstliches neuronales Netz realisiert werden, zu dessen Training eine anwendungsspezifische Umverteilung von Trainingsmustern essentiell war. Nach Umsetzung dieses Konzepts resultierten 100 % korrekt prädizierte Spitzenleistungen bei 77 % korrekt prädizierten Nicht-Spitzenleistungen.

Letztlich konnte durch das Zusammenspiel der zwei Prädiktionsverfahren für das betrachtete Beispiel ein Gesamtergebnis nahe des theoretischem Optimums erreicht werden: 100 % Spitzenleistungsreduktion, 91 % des Potenzials der Eigenverbrauchssteigerung und 80 % mittlerer Speicherenergieinhalt (was 94 % des Potentials verglichen mit idealer Prädiktion entspricht).

Die Betrachtung der wirtschaftlichen Aspekte zeigt schließlich auf, dass sich die Betriebsführung zur Kombination von Spitzenleistungsreduktion und Eigenverbrauchssteigerung und der damit verbundene Aufwand durchaus lohnen kann. Im Vergleich zur reinen Spitzenleistungsreduktion konnte der maximale Opportunitätsgewinn so um ca. 50 % gesteigert und die dynamische Amortisationszeit um ca. 25 % verringert werden. Hinzu kommen weitere Vorteile durch die mögliche Überbrückung von Netzunterbrechungen und die Synergieeffekte, wenn simultan mit dem System auch Netzdienstleistungen wie die Primärregelleistungsbereitstellung durchgeführt werden. Es wurde jedoch auch deutlich, dass konkrete Aussagen zur Wirtschaftlichkeit durch die sehr individuellen Rahmenbedingungen kaum möglich sind. Daher wurde für die Berechnungen ein Mischszenario basierend auf vier realen Leistungsverläufen verwendet. Insbesondere bei Benutzungsstunden weit unter 2500 h sinkt das Einsparpotential durch den Speicher beträchtlich. Weiterhin stehen verschiedene Risikofaktoren dem wirtschaftlichen Vorteil entgegen. Hier ist insbesondere die Wahl der Leistungsreduktionsschwelle zu nennen, zu deren Bestimmung ein Verfahren basieren auf einem Speichermodell und historischen Leistungsverlaufsdaten beschrieben wurde.

8.2 Fazit

- Die Kombination von Eigenverbrauchssteigerung und Spitzenleistungsreduktion ist im industriellen Microgrid möglich und wirtschaftlich anzustreben.
- Die Mehrziel-MPC-Betriebsstrategie ermöglicht diese Kombination unter flexibler Berücksichtigung weiterer Nebenziele. Essentiell ist hierbei die Prädiktion der Residualleistung. Der Aufwand und das Risiko gegenüber einfacheren Betriebsstrategien steigt.
- Die Verlaufsprädiktionsgewichtung in Verbindung mit einer Spitzenleistungsprädiktion erhöhte beim betrachteten Beispiel die Eigenverbrauchssteigerung um fast 30 Prozentpunkte auf 91 % bei 100 % Spitzenleistungsreduktion.
- Individuelle Rahmenbedingungen, insbesondere die Form des Residualleistungsverlaufs und die Benutzungsstunden, nehmen starken Einfluss auf die Speicherdimensionierung. Die Wahl der Leistungsreduktionsschwelle und der Sicherheitsreserve ist dabei nicht trivial, aber von elementarer Bedeutung.

8.3 Ausblick

Aufbauend auf den hier gewonnenen Erkenntnissen ergeben sich verschiedene Anknüpfungspunkte für Folgearbeiten. Nachdem die Motivation und theoretische Realisierungsmöglichkeiten der multikriteriellen Betriebsführung beschrieben wurden, ist insbesondere die Vereinbarkeit bzw. Lösungsmöglichkeiten auf mögliche Diskrepanzen mit den technischen Anschlussregeln zu prüfen. Diese werden in Deutschland für den Anschluss an das Mittelspannungsnetz ab dem 27. April 2019 in der VDE-AR-N 4110 *TAR Mittelspannung* grundsätzlich beschrieben und durch die technischen Bestimmungen des jeweiligen Netzbetreibers ergänzt. Hier ergibt sich die Frage, wie die Interessen des Microgridbetreibers und des Betreibers des übergeordneten Verteilnetzes bestmöglich in Einklang gebracht werden können.

Eine erste inhaltliche Erweiterung der Betriebsführung könnte die Integration weiterer Sektorkopplungsaspekte (Wärme/Kälte, Gas und Druckluft) und alternative BHKW-Betriebskonzepte (stromgeführt, stromorientiert und andere) beinhalten. Letztlich liegt natürlich der Wunsch nahe, in der MPC alle Freiheitsgrade der beteiligten Speicher, Lasten und Erzeuger zu berücksichtigen. Im Hinblick auf den verwendeten Speicher ist für konkrete Betrachtungen die Integration detaillierter Schädigungsmodelle in Form von Zielfunktionstermen wünschenswert, welche bei Hybridspeichern auch eine schädigungsoptimale Betriebsweise ermöglichen würden. Weiterhin ist insbesondere für Neubauten eine Dimensionierung-Optimierung aller Komponenten des Microgrids wünschenswert, also für einen gegebenen Lastverlauf die wirtschaftlichste Kombination aus Speicher- und Erzeugungsanlagen.

Publikationen und studentische Arbeiten

Eigene Publikationen im Kontext der Arbeit

- [E1] T. Vogt, A. Peters, N. Fröhleke, J. Böcker, S. Kempen
Power Profile Based Selection and Operation Optimization of Power Converter Combinations
International Power Electronics Conference (IPEC), ECCE-ASIA, IEEE
Hiroshima, Japan, 2014
- [E2] T. Vogt, N. Fröhleke, J. Böcker, S. Kempen
Design Considerations on Peak Power Clipping Thresholds in Microgrids
6th World Conference on Photovoltaic Energy Conversion (WCPEC), IEEE
Kyoto, Japan, 2014
- [E3] T. Vogt, L. Keuck, N. Fröhleke, J. Böcker, S. Kempen
Analysis of Industrial Microgrid Power Curves Based on the Theory of Stochastic Variables for Control System Development and Component Sizing
International Conference on Advances in Green Energy (ICAGE), IEEE
Trivandrum, Indien, 2014
- [E4] T. Vogt, J. Böcker, S. Kempen
Die Rolle von Batteriespeichern in KMU-Microgrids
BWK - Das Energie-Fachmagazin - Springer VDI Verlag, Ausgabe 12-2014
- [E5] T. Vogt, N. Fröhleke, J. Böcker, S. Kempen
Mehrziel-Speicherbetriebsstrategie für industrielle Microgrids
ETG-Fachtagung „Von Smart Grids zu Smart Markets“ - VDE
Kassel, Deutschland, 2015

- [E6] T. Vogt, R. Pahl, N. Fröhleke, J. Böcker
Determination of Storage Loss Characteristics with Reasonable Measurement and Calculation Effort
18th European Conference on Power Electronics and Applications, EPE,
ECCE Europe, IEEE
Karlsruhe, Deutschland, 2016
- [E7] T. Vogt, D. Weber, O. Wallscheid, J. Böcker
Prediction of Residual Power Peaks in Industrial Microgrids Using Artificial Neural Networks
30th International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), IEEE
Anchorage, USA, 2017
- [E8] T. Vogt, J. Badeda, J. Böcker, D. U. Sauer
Consideration on Primary Control Reserve Provision by Industrial Microgrids in Grid-Coupled Operation
12th International Conference on Power Electronics and Drive Systems (PEDS), IEEE
Honolulu, USA, 2017

Eigene Fachvorträge im Kontext der Arbeit

- [F1] T. Vogt
Industrielle Microgrids für kleine und mittelständische Unternehmen
Belecker Fachtage 2013
Warstein, Deutschland, 2013
- [F2] T. Vogt, S. Kempen
Betriebsweise industrieller Microgrids
Workshop "Micro Smart Grid", Fraunhofer IAO
Stuttgart, Deutschland, 2013
- [F3] T. Vogt
Industrielle Microgrids: Potentiale und Herausforderungen
Intelligente Technische Systeme OstWestfalenLippe Summer School
Paderborn, Deutschland, 2013
- [F4] T. Vogt
KMU-Microgrid im Kontext der DIN EN ISO 50001
Belecker Fachtage 2014
Warstein, Deutschland, 2014

-
- [F5] T. Vogt
Einsatz von Speichern in industriellen Microgrids
4. Niedersächsisches Forum für Energiespeicher und -systeme
Hannover, Deutschland, 2015
- [F6] T. Vogt
Einsatz von Speichern in industriellen Microgrids (Workshop)
Regenerative Energieversorgung von Gewerbegebieten und Quartieren
Braunschweig, Deutschland, 2015
- [F7] T. Vogt
Energiemanagement für kleine und mittelständische Unternehmen
Intelligente Technische Systeme OstWestfalenLippe Summer School
Paderborn, Deutschland, 2016

Betreute Abschlussarbeiten im Kontext der Arbeit

- [A1] Lars Glasemann
Komponentenbasierte Kostenanalyse für industrielle Microgrids
Betreuung: J. Böcker, T. Vogt
Bachelorarbeit, Universität Paderborn, 2013
- [A2] Meryl Teresa Joy
Resource planning for SME micro grids
Betreuung: J. Böcker, D. Krishna, T. Vogt
Masterarbeit, Universität Paderborn, 2013
- [A3] Vitali Borger
Modellierung von Zufallsprozessen in industriellen Microgrids
Betreuung: J. Böcker, T. Vogt
Bachelorarbeit, Universität Paderborn, 2014
- [A4] Willi Schreiber
Modellierung von Schwungmassenspeichersystemen zur verlustminimalen Betriebsführung
Betreuung: J. Böcker, T. Vogt, M. Hagemeyer
Bachelorarbeit, Universität Paderborn, 2015
- [A5] Daniel Weber
Prädiktion von Residualleistungsverläufen in industriellen Microgrids mittels künstlicher neuronaler Netze
Betreuung: J. Böcker, T. Vogt
Masterarbeit, Universität Paderborn, 2016

- [A6] Richard Pahl
Betrieb von Hybridspeichern unter Berücksichtigung von Verlustleistungskennfeldern und Schädigungsmodellen in industriellen Microgrids
Betreuung: J. Böcker, T. Vogt
Masterarbeit, Universität Paderborn, 2016
- [A7] Mathias Brömmel
Optimalsteuerung elektrischer Lasten mit zeitvariabler Kostenfunktion zur Anwendung im Lastmanagement
Betreuung: J. Böcker, T. Vogt, K. S. Stille
Bachelorarbeit, Universität Paderborn, 2016
- [A8] Johanna-Luise Klocke
Mehrgrößen-Zustandsregelung für einen drei-phasen, zwei-level Speicher-Stromrichter im industriellen Mircogrid
Betreuung: J. Böcker, T. Vogt
Masterarbeit, Universität Paderborn, 2017
- [A9] Jan-Henrik Zünkler
Anwendung von Support Vector Machines in industriellen Microgrids
Betreuung: J. Böcker, T. Vogt
Bachelorarbeit, Universität Paderborn, 2017
- [A10] René Lause
Prädiktion von Residualleistungsverläufen in industriellen Microgrids unter Verwendung des Box-Jenkins-Ansatz
Betreuung: J. Böcker, T. Vogt
Bachelorarbeit, Universität Paderborn, 2017
- [A11] Alexander Heinz (Gruppenarbeit mit Hendrik Mayer)
Entwicklung eines Six-Switch Buck-Type PFC-Gleichrichters zur Anwendung in industriellen Stromversorgungen, Teil Hardware
Betreuung: J. Böcker, T. Vogt
Masterarbeit, Universität Paderborn, 2018
- [A12] Hendrik Mayer (Gruppenarbeit mit Alexander Heinz)
Entwicklung eines Six-Switch Buck-Type PFC-Gleichrichters zur Anwendung in industriellen Stromversorgungen, Teil Regelung und Software
Betreuung: J. Böcker, T. Vogt
Masterarbeit, Universität Paderborn, 2018

Literaturverzeichnis

- [1] Philippe Poizot and Franck Dolhem. *Clean energy new deal for a sustainable world: from non-CO2 generating energy sources to greener electrochemical storage devices*. Energy & Environmental Science, 2011. (Zitiert auf Seite 1)
- [2] Klaus-Dieter Maubach. *Energiewende: Wege zu einer bezahlbaren Energieversorgung*. Band 2, Springer Fachmedien Wiesbaden 2014, 2014. (Zitiert auf den Seiten 1 und 2)
- [3] Harald Heinrichs and Gerd Michelsen. *Nachhaltigkeitswissenschaften*. Springer-Verlag Berlin, Heidelberg, 2014. (Zitiert auf Seite 2)
- [4] Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie (BMWi). *Energiekonzept für eine umwelt schonende, zuverlässige und bezahlbare Energieversorgung*. BMWi, 2010. (Zitiert auf Seite 2)
- [5] Achim Brunnengräber and Maria Rosaria Di Nucci. *Im Hürdenlauf zur Energiewende*. Springer VS, 2014. (Zitiert auf Seite 2)
- [6] Michael Sterner and Ingo Stadler. *Energiespeicher - Bedarf, Technologien, Integration*. Springer Vieweg, 2014. (Zitiert auf Seite 2)
- [7] George V. Chilingar, Oleg G. Sorokhtin, Leonid Khilyuk, and Michael V. Gorfunkel. *Greenhouse gases and greenhouse effect*. Environmental Geology, September 2009, Volume 58, Issue 6, Seite 1207-1213, Springer Verlag, 2008. (Zitiert auf Seite 2)
- [8] Arnold Vaatz. *Bemerkungen zur Energiepolitik in Deutschland*. Online-Publikation, <http://www.eike-klima-energie.eu>, Stand: 22. April 2015. (Zitiert auf Seite 2)
- [9] Hans-Werner Sinn. *Das grüne Paradoxon. Plädoyer für eine illusionsfreie Klimapolitik*. Econ Verlag, 2008. (Zitiert auf Seite 2)

- [10] BDI, BGA, DIHK, and ZDH. *Pressemitteilung Spitzenorganisationen der Wirtschaft: Energiewende-Monitoringbericht der Bundesregierung unterstreicht Handlungsbedarf in der EEG-Finanzierung*. Gemeinsame Erklärung von Bundesverband der Industrie e.V., Bundesverband Großhandel, Außenhandel, Dienstleistungen e.V., Deutscher Industrie- und Handelskammer und Zentralverband des deutschen Handwerks, 2016. (Zitiert auf Seite 2)
- [11] ETG, VDE. *Batteriespeicher in der Nieder- und Mittelspannungsebene*. Verband der Elektrotechnik (VDE), Energietechnische Gesellschaft (ETG), 2015. (Zitiert auf den Seiten 3 und 8)
- [12] BDEW. *BDEW-Strompreisanalyse Januar 2019 Haushalte und Industrie*. Veröffentlichung des Bundesverbandes der Energie- und Wasserwirtschaft e.V., 2019. (Zitiert auf den Seiten 3 und 200)
- [13] Bundesnetzagentur. *Bericht der Bundesnetzagentur zur Netzentgeltsystematik Elektrizität*. Bundesnetzagentur für Elektrizität, Gas, Telekommunikation, Post und Eisenbahnen, 2015. (Zitiert auf den Seiten 3, 4, 26 und 132)
- [14] VIK. *Allgemeine Informationen zum Thema "Elektrizität"*. Online-Publikation, Verband der industriellen Energie u. Kraftwirtschaft e. V., <http://www.vik.de/Elektrizität.html>, Stand: 31. Januar 2017. (Zitiert auf Seite 5)
- [15] Jürgen-Friedrich Hake, Wolfgang Fischer, and Christoph Weckenbrock. *Panikmache oder berechtigte Kritik? Befürchtungen und Herausforderungen im Kontext der Energiewende*. Institut für Energie- und Klimaforschung/Systemforschung und Technologische Entwicklung (IEK-STE), Forschungszentrum Jülich in der et - Energiewirtschaftliche Tagesfragen 64. Jg. (2014) Heft 11, 2014. (Zitiert auf Seite 5)
- [16] BDEW. *Redispatch in Deutschland*. Veröffentlichung des Bundesverbandes der Energie- und Wasserwirtschaft e.V., 2016. (Zitiert auf Seite 5)
- [17] Thomas Schröder and Wilhelm Kuckshinrichs. *STE Research Report "Ökonomische Bewertung von Stromversorgungssicherheit-Synopse methodischer Ansätze und aktueller Studien"*. Forschungszentrum Jülich, Institute of Energy and Climate Research - Systems Analysis and Technology Evaluation, 2014. (Zitiert auf den Seiten 5 und 28)
- [18] BDEW. *Berücksichtigung kurzer Versorgungsunterbrechungen - Erfassung von Versorgungsunterbrechungen kürzer drei Minuten bei Stromnetzbetreibern*. Stellungnahme des Bundesverbandes der Energie- und Wasserwirtschaft e.V., 2013. (Zitiert auf Seite 5)
- [19] CIGRÉ C6.22 Working Group (Marnay et al.). *Microgrid Evolution Roadmap*. International Symposium on Smart Electric Distribution Systems and Technologies (EDST15), 2015. (Zitiert auf Seite 13)

-
- [20] W. Cronje, I. Hofsjager, M. Shuma-Iwis, and J. Braid. *Design Considerations for Rural Modular Microgrids*. 2nd IEEE ENERGYCON Conference & Exhibition, Florenz, Italien, 2012. (Zitiert auf den Seiten 13 und 19)
- [21] D. Gunkel, T. Heß, and P. Schegner. *Optimal Scheduling of Decentralized Co-Generation Plants in Micro-Grids*. IEEE Power and Energy Society General Meeting, San Diego, USA, 2012. (Zitiert auf Seite 13)
- [22] PowerGen Renewable Energy. *Naikarra Micro-Grid*. [Online], <http://powergen-renewable-energy.com/>. [Zugriff am 01.12.2015]. (Zitiert auf Seite 13)
- [23] ABB. *El Toqui power system for mining*. [Online], <http://new.abb.com/power-generation/references/el-toqui-microgrid-power-system-for-mining/>. [Zugriff am 01.12.2015], 2015. (Zitiert auf Seite 14)
- [24] ABB. *Ross Island research station*. [Online], <http://new.abb.com/power-generation/references/ross-island-research-station/>. [Zugriff am 01.12.2015], 2015. (Zitiert auf Seite 14)
- [25] DOE Global Energy Storage Database. *Isle of Muck Microgrid System*. [Online], <http://www.energystorageexchange.org/projects/712/>. [Zugriff am 01.12.2015], 2015. (Zitiert auf Seite 14)
- [26] Y. Xu, H. Li, and L. Tolbert. *Inverter-Based Microgrid Control and Stable Islanding Transition*. Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE), Raleigh, USA, 2012. (Zitiert auf Seite 14)
- [27] R. Köberle, K. Mayr, B. Rindt, T. Sowa, D. Buchstaller, A. Armstorfer, and H. Biechl. *IREN2: Zukunftsfähige Netze zur Integration Regenerativer Energiesysteme*. Von Smart Grids zu Smart Markets 2015, ETG-Fachtagung, VDE, Kassel, 2015. (Zitiert auf den Seiten 14 und 16)
- [28] T. Kuster, M. Lützenberger, M. Voß, D. Freund, and S. Albayrak. *Applying Heuristics and Stochastic Optimization for Load-Responsive Charging in a Smart Grid Architecture*. 5th IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe (ISGT Europe), Istanbul, Türkei, 2014. (Zitiert auf Seite 14)
- [29] N. Hatziargyriou. *Microgrids - Large Scale Integration of Microgeneration to Low Voltage Grids*. C6-309, CIGRE 06, Paris, 2006. (Zitiert auf Seite 14)
- [30] G. Kariniotakis. *More Microgrids Project, Overview of demonstration objectives and highlight results*. Symposium on Microgrids, Vancouver, Kanada, 2010. (Zitiert auf Seite 14)
- [31] D. Bakken. *Smart Grids: Clouds, Communications, Open Source, and Automation*. CRC Press, 2014. (Zitiert auf den Seiten 15 und 16)

- [32] A. Gkountaras, S. Dieckerhoff, and T. Sezi. *Real Time Simulation and Stability Evaluation of a Medium Voltage Hybrid Microgrid*. 7th IET International Conference on Power Electronics, Machines and Drives (PEMD 2014), Manchester, Großbritannien, 2014. (Zitiert auf Seite 15)
- [33] J. M. Guerrero, J. C. Vasquez, J. Matas, L. G. de Vicuña, and M. Castilla. *Hierarchical Control of Droop-Controlled AC and DC Microgrids - A General Approach Toward Standardization*. IEEE Transactions on industrial electronics, VOL. 58, No. 1, 2011. (Zitiert auf Seite 15)
- [34] M. Hauck. *Bildung eines dreiphasigen Inselnetzes durch unabhängige Wechselrichter im Parallelbetrieb*. Dissertation, Elektrotechnisches Institut (ETI) am KIT, Karlsruhe, 2002. (Zitiert auf Seite 15)
- [35] E. Liegmann and R. Majumder. *An Efficient Method of Multiple Storage Control in Microgrids*. IEEE Transactions on Power Systems (Volume:30 , Issue: 6), 2015. (Zitiert auf Seite 15)
- [36] N. Benesch and L. Namyslo. *Grid-side Control of Inverters for Power Generation in Microgrids*. Electric Drives Production Conference (EDPC), Nuremberg, 2014. (Zitiert auf Seite 15)
- [37] R. Hesse, D. Turschner, and H.-P. Beck. *Micro grid stabilization using the Virtual Synchronous Machine (VISMA)*. International Conference on Renewable Energies and Power Quality (ICREPQ'09), Valencia, Spanien, 2009. (Zitiert auf Seite 15)
- [38] A. Bernstein, J. L. Boudec, L. Reyes-Chamorro, and M. Paolone. *Real-Time Control of Microgrids with Explicit Power Setpoints: Unintentional Islanding*. IEEE PowerTech, Eindhoven, Niederlande, 2015. (Zitiert auf Seite 15)
- [39] P. Monshizadeh, C. D. Persis, N. Monshizadeh, and A. J. v. d. Schaft. *A Communication-Free Master-Slave Microgrid with Power Sharing*. ArXiv e-prints, 2015. (Zitiert auf Seite 15)
- [40] A. Engler. *Regelung von Batteriestromrichtern in modularen und erweiterbaren Inselnetzen*. Universität Gesamthochschule Kassel: dissertation.de - Verlag im Internet GmbH, 2002. (Zitiert auf Seite 15)
- [41] J. Schiffer, R. Ortega, A. Astolfi, J. Raisch, and T. Sezi. *Conditions for Stability of Droop-Controlled Inverter-Based Microgrids*. Automatica 50, 2014. (Zitiert auf Seite 15)
- [42] M. Jostock. *Stabilität wechselrichtergeführter Inselnetze: Regelungstechnische modellierung und dynamikanalyse des parallelen Statikbetriebs*. BoD Norderstedt, 2013. (Zitiert auf Seite 15)

-
- [43] C. Rehtanz and J. Myrzik. *Jahresbericht Institut für Energiesysteme, Energieeffizienz und Energiewirtschaft, TU Dortmund*. [Online], <http://www.ie3.tu-dortmund.de/cms/de/Institut/Veroeffentlichungen/Jahresberichte/index.html>, [Zugriff am 01.12.2015], 2013. (Zitiert auf Seite 16)
- [44] E. K. Hussain, D. Benchebra, K. Atallah, H. S. Ooi, M. Burke, and A. Goodwin. *A flywheel energy storage system for an isolated micro-grid*. 3rd Renewable Power Generation Conference (RPG 2014), Neapel, Italien, 2014. (Zitiert auf Seite 16)
- [45] G. Merei, M. Leuthold, and D. U. Sauer. *Optimization of an Off-grid hybrid PV-Wind-Diesel system with different battery technologies - Sensitivity Analysis*. Proceedings of 35th International Telecommunications Energy Conference 'Smart Power and Efficiency' (INTELEC), Hamburg, 2013. (Zitiert auf Seite 16)
- [46] A. Kwasinski and C. N. Onwuchekwa. *Effects of Instantaneous Constant-Power Loads on DC Micro-grids for Sustainable Power Systems*. International Power Electronics Conference (IPEC), 2010. (Zitiert auf Seite 16)
- [47] S. Endres, S. Zeltner, and J. Schmenger. *DC Micro Grid Control System Based On Intelligent Power Units*. PCIM Europe, Nürnberg, 2015. (Zitiert auf Seite 16)
- [48] K. Strunz, E. Abbasi, and D. N. Huu. *DC Microgrid for Wind and Solar Power Integration*. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics (Volume: 2 , Issue: 1), 2014. (Zitiert auf Seite 16)
- [49] F. Nejabatkah and Y. W. Li. *Overview of Power Management Strategies of Hybrid AC/DC Microgrid*. IEEE Transactions on Power Electronics (Volume: 30, Issue: 99), 2014. (Zitiert auf Seite 16)
- [50] L. Xu and D. Chen. *Control and Operation of a DC Microgrid With Variable Generation and Energy Storage*. IEEE Transactions on Power Delivery (Volume:26 , Issue: 4), 2011. (Zitiert auf Seite 16)
- [51] D. Lee, J. Park, H. Shin, Y. Choi, and H. Lee. *Microgrid village design with renewable energy resources and its economic feasibility evaluation*. Transmission & Distribution Conference & Exposition: Asia and Pacific, Seoul, Südkorea, 2009. (Zitiert auf Seite 16)
- [52] W. Doorsamy, W. Cronje, and L. Cronje. *A systems engineering framework: Requirements analysis for the development of rural microgrids*. IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT), Seville, Spanien, 2015. (Zitiert auf Seite 16)
- [53] D. Schöllhorn. *Micro grid control structures for better integration of renewable energy*. Integration of Renewables into the Distribution Grid, CIRED Workshop, Lissabon, Portugal, 2012. (Zitiert auf Seite 16)

- [54] M. Huber, F. Sanger, and T. Hamacher. *Coordinating smart homes in microgrids: A quantification of benefits*. 4th IEEE/PES Innovative Smart Grid Technologies Europe (ISGT EUROPE), Lyngby, Dänemark, 2013. (Zitiert auf Seite 16)
- [55] B. Wunder, J. Kaiser, F. Fersterra, L. Ott, Y. Han, and M. März. *Energy distribution with DC microgrids in commercial buildings with power electronics*. International Symposium on Smart Electric Distribution Systems and Technologies (EDST), Wien, Österreich, 2015. (Zitiert auf Seite 18)
- [56] Z. Wang, F. Li, and Z. Li. *Active Household Energy Storage Management in Distribution Networks to Facilitate Demand Side Response*. IEEE Power and Energy Society General Meeting, San Diego, USA, 2012. (Zitiert auf Seite 18)
- [57] A. Davydova, R. Chakirov, Y. Vagapov, T. Komenda, and S. Lupin. *Coordinated in-home charging of plug-in electric vehicles from a household smart microgrid*. IEEE AFRICON, Mauritius, 2013. (Zitiert auf Seite 18)
- [58] Norma Anglani, Giovanna Oriti, and Michele Colombini. *Optimized energy management system to reduce fuel consumption in remote military microgrids*. IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE), 2016. (Zitiert auf Seite 18)
- [59] Neal T. Eichenberg, Aaron St. Leger, and Jeremy Spruce. *Impacts of Thermally Efficient Structures and Photovoltaic Sources in Military Microgrids*. IEEE Power Systems Conference (PSC), 2016. (Zitiert auf Seite 18)
- [60] Annette G. Skowronska-Kurec, Steven T. Eick, and Erik T. Kallio. *Demonstration of Microgrid Technology at a Military Installation*. IEEE Power and Energy Society General Meeting, 2012. (Zitiert auf Seite 18)
- [61] Ernie Hayden. *White Paper: Introduction to Microgrids*. Securicon LLC, Virginia, Online-Publikation, 2013. (Zitiert auf Seite 18)
- [62] Zheming Jin, Mehdi Savaghebi, Juan C. Vasquez, Lexuan Meng, and Josep M. Guerrero. *Maritime DC microgrids - a combination of microgrid technologies and maritime onboard power system for future ships*. IEEE 8th International Power Electronics and Motion Control Conference (IPEMC-ECCE Asia), 2016. (Zitiert auf Seite 18)
- [63] Josep M. Guerrero et al. *Shipboard Microgrids: Maritime Islanded Power Systems Technologies*. PCIM Asia International Exhibition and Conference for Power Electronics, 2016. (Zitiert auf Seite 18)
- [64] Atif Maqsood and Keith A. Corzine. *Integration of Z-Source Breakers Into Zonal DC Ship Power System Microgrids*. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics (Volume: 5, Issue: 1), 2017. (Zitiert auf Seite 18)

-
- [65] S.D. Sudhoff et al. *A Reduced Scale Naval DC Microgrid to Support Electric Ship Research and Development*. IEEE Electric Ship Technologies Symposium (ESTS), 2015. (Zitiert auf Seite 18)
- [66] J. Maasmann, S. Böcker, F. Rettberg, C. Wietfeld, and C. Rehtanz. *Renewable Energies in Smart Factories with Electric Vehicle Fleets*. 49th International Universities Power Engineering Conference (UPEC), Cluj-Napoca, Rumänien, 2014. (Zitiert auf Seite 18)
- [67] R. Öchsner. *Das Projekt „SEEDs – Aufbruch in die industrielle Energiewende*. Fraunhofer-Institute IISB, IIS und ISC: Symposium „Energietechnik im Wandel – bayerische Energieforschungsprojekte“, 2014. (Zitiert auf Seite 18)
- [68] D. Hernandez-Joya and J. Martinez-Carballido. *Strategies For Energy Management In Industrial Microgrids With A Local Cogeneration Approach*. International Conference on Electronics, Communications and Computing (CONIELECOMP), Cholula, Mexiko, 2013. (Zitiert auf Seite 18)
- [69] S. You, Y. Zong, H. Bindner, J. Lin, Y. Cai, and Y. Song. *Optimal Dispatch of Battery Storage in an Industrial Microgrid with a Mixed Portfolio of Renewables*. International Conference on Power System Technology (POWERCON), Chengdu, China, 2014. (Zitiert auf Seite 18)
- [70] F. Gonzalez-Espin, V. Valdivia, D. Hogan, D. Diaz, and R. F. Foley. *Operating Modes of a Commercial and Industrial Building Microgrid with Electrical Generation and Storage*. 5th International Symposium on Power Electronics for Distributed Generation Systems (PEDG), Galway, 2014. (Zitiert auf Seite 18)
- [71] L. Meng, Q. Shafiee, G. F. Trecate, H. Karimi, D. Fulwani, X. Lu, and J. M. Guerrero. *Review on Control of DC Microgrids and Multiple Microgrid Clusters*. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2017. (Zitiert auf den Seiten 19 und 250)
- [72] Y. Zhang, T. Zhang, R. Wang, Y. Liu, and B. Guo. *An innovative real-time price based distributed optimal energy management of multi-microgrids in a smart distribution system*. IEEE Innovative Smart Grid Technologies, 2016. (Zitiert auf Seite 19)
- [73] Z. Wang, B. Chen, J. Wang, M. M. Begovic, and C. Chen. *Coordinated Energy Management of Networked Microgrids in Distribution Systems*. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015. (Zitiert auf Seite 19)
- [74] F. Hernandez, C. A. Canesin, R. Zamora, and A. K. Srivastava. *Active Power Management in Multiple Microgrids Using a Multi-Agent System with JADE*. 11th IEEE/IAS International Conference on Industry Applications (INDUSCON), 2014. (Zitiert auf Seite 19)

- [75] Y. S. Eddy, H. B. Gooi, and S. X. Chen. *Multi-Agent System for Distributed Management of Microgrids*. IEEE Transactions on Power Systems, 2015. (Zitiert auf Seite 19)
- [76] Andrey Shustov. *Netzschutz für elektrische Energieversorgungssysteme mit hohem Anteil dezentraler Stromerzeugungsanlagen*. Kassel University Press GmbH, 2009. (Zitiert auf Seite 19)
- [77] T. L. Vandoorn, B. Zwaenepoel, J. D. M. D. Kooning, B. Meersman, and L. Vandevelde. *Smart microgrids and virtual power plants in a hierarchical control structure*. 2nd IEEE PES International Conference and Exhibition on Innovative Smart Grid Technologies (ISGT Europe), Manchester, Großbritannien, 2011. (Zitiert auf Seite 20)
- [78] Younicos. *Smarter Network Storage Leighton Buzzard*. [Online], <https://www.younicos.com/de/case-studies/leighton-buzzard-uk/>. [Zugriff am 28.10.2016], 2016. (Zitiert auf Seite 21)
- [79] DOE Global Energy Storage Database. *Zhangbei National Wind and Solar Energy Storage and Transmission Demonstration Project*. [Online], <http://www.energystorageexchange.org/projects/155>. [Zugriff am 28.10.2016], 2016. (Zitiert auf Seite 21)
- [80] M. L. Lazarewicz and T. M. Ryan. *Integration of flywheel-based energy storage for frequency regulation in deregulated markets*. IEEE Power and Energy Society General Meeting (PES), 2010. (Zitiert auf Seite 21)
- [81] DOE Global Energy Storage Database. *Yuza Wind Farm Battery*. [Online], <http://www.energystorageexchange.org/projects/748>. [Zugriff am 28.10.2016], 2016. (Zitiert auf Seite 21)
- [82] J. Kostka. *Energiewende vor Ort: Boschs Erfahrungen mit Energiespeichern*. [Online], <https://www.hs-karlsruhe.de> [Zugriff am 28.10.2016], 2015. (Zitiert auf Seite 21)
- [83] M. Sterner, F. Eckert, M. Thema, and F. Bauer. *Der positive Beitrag dezentraler Batteriespeicher für eine stabile Stromversorgung*. Forschungsstelle Energienetze und Energiespeicher (FENES) OTH Regensburg, Kurzstudie im Auftrag von BEE e.V. und Hannover Messe, Regensburg / Berlin / Hannover, 2015. (Zitiert auf Seite 21)
- [84] Alexander Zeh, Marcus Müller, Maik Naumann, Holger C Hesse, Andreas Jossen, and Rolf Witzmann. *Fundamentals of using battery energy storage systems to provide primary control reserves in Germany*. Batteries Journal, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2016. (Zitiert auf den Seiten 21, 47 und 74)

-
- [85] Hans-Peter Beck, Bernd Engel, Lutz Hofmann, Roland Menges, Thomas Turek, and Hartmut Weyer. *Eignung von Speichertechnologien zum Erhalt der Systemsicherheit*. Energie-Forschungszentrum Niedersachsen, 2013. (Zitiert auf Seite 21)
- [86] Johannes Fleer, Sebastian Zurmühlen, Julia Badeda, Peter Stenzel, Jürgen-Friedrich Hake, and Dirk Uwe Sauer. *Model-based economic assessment of stationary battery systems providing primary control reserve*. Energy Procedia, Elsevier, 2016. (Zitiert auf den Seiten 21 und 48)
- [87] Deutsche Übertragungsnetzbetreiber. *Eckpunkte und Freiheitsgrade bei Erbringung von Primärregelleistung*. Online Publikation, www.regelleistung.net, Abgerufen am 4. August 2017, 2014. (Zitiert auf den Seiten 21, 69, 70 und 71)
- [88] Deutsche Übertragungsnetzbetreiber. *Anforderungen an die Speicherkapazität bei Batterien für die Primärregelleistung*. Online Publikation, www.regelleistung.net, Abgerufen am 4. August 2017, 2015. (Zitiert auf den Seiten 21, 69, 71, 72 und 74)
- [89] S. Gerhard and F. Halfmann. *Entwurf einer Betriebsstrategie für Batteriespeicher zur Teilnahme am Primärregelleistungsmarkt*. NEIS, Hamburg, 2014. (Zitiert auf den Seiten 21, 69, 70, 71 und 209)
- [90] Raphael Hollinger, Luis Miguel Diazgranados, Felix Braam, Thomas Erge, Georg Bopp, and Bernd Engel. *Distributed solar battery systems providing primary control reserve*. IET Renewable Power Generation, Berlin, 2016. (Zitiert auf den Seiten 21, 69 und 71)
- [91] F. Halfmann, F. Alhaider, J. Wendiggensen, and S. Gerhard. *A Predictive Control Strategy for Battery Energy Storage Systems to combine Peak Shaving with Primary Frequency Control*. Springer, NEIS Conference 2016, Seite 113–118, 2017. (Zitiert auf den Seiten 21 und 69)
- [92] A. Zeh, M. Müller, H. C. Hesse, A. Jossen, and R. Witzmann. *Operating a Multitasking Stationary Battery Storage System for Providing Secondary Control Reserve on Low-Voltage Level*. International ETG Congress, 2015. (Zitiert auf den Seiten 21 und 69)
- [93] P. Moseley and J. Garche. *Electrochemical Energy Storage for Renewable Sources and Grid Balancing*. Elsevier Verlag, 2015. (Zitiert auf Seite 21)
- [94] J. Patiño, A. Márquez, and J. Espinosa. *An economic MPC approach for a microgrid energy management system*. Transmission & Distribution Conference and Exposition-Latin America (PES T&D-LA), 2014 IEEE PES, 2014. (Zitiert auf Seite 21)

- [95] C. A. Hans, P. Sopasakis, A. Bemporad, J. Raisch, and C. Reincke-Collon. *Scenario-based model predictive operation control of islanded microgrids*. IEEE 54th Annual Conference on Decision and Control (CDC), 2015. (Zitiert auf Seite 22)
- [96] B. Matthi, J. Binder, and B. Schott. *Reduzierte Netzbelastung und optimierter Eigenverbrauch von dezentralen PV-Speichersystemen durch modellprdiktive Betriebsfhrung von Speichern*. OTTI-Konferenz, Proc. 2014 Zuknftige Stromnetze fr Erneuerbare Energien, Berlin, 2014. (Zitiert auf Seite 22)
- [97] Ali Hooshmand, Babak Asghari, and Ratnesh Sharma. *A novel cost-aware multi-objective energy management method for microgrids*. IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies (ISGT), 2013. (Zitiert auf Seite 22)
- [98] Dominik Wystrcil. *Ein Beitrag zur thermo-hydraulischen Optimierung niederexergetischer Wrme-und Klteversorgungssysteme*. Dissertation, Albert-Ludwigs-Universitt Freiburg, 2016. (Zitiert auf Seite 22)
- [99] R Timothy Marler and Jasbir S Arora. *Survey of multi-objective optimization methods for engineering*. Vol. 26, Seite 369-395, Structural and multidisciplinary optimization, Springer, 2004. (Zitiert auf den Seiten 22 und 23)
- [100] Mohsen Nemati, Karima Bennimar, Stefan Tenbohlen, Liang Tao, Holger Mueller, and Martin Braun. *Optimization of microgrids short term operation based on an enhanced genetic algorithm*. IEEE PowerTech Eindhoven, Niederlande, 2015. (Zitiert auf Seite 23)
- [101] Haitao Liu, Yu Ji, Huaidong Zhuang, and Hongbin Wu. *Multi-objective dynamic economic dispatch of microgrid systems including vehicle-to-grid*. Energies Journal, Vol. 8, Seite 4476–4495, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2015. (Zitiert auf Seite 23)
- [102] Alireza Zakariazadeh and Shahram Jadid. *Energy and reserve scheduling of microgrid using multi-objective optimization*. 22nd International Conference and Exhibition on Electricity Distribution (CIRED 2013), 2013. (Zitiert auf Seite 23)
- [103] Hanieh Borhanazad, Saad Mekhilef, Velappa Gounder Ganapathy, Mostafa Modiri-Delshad, and Ali Mirtaheri. *Optimization of micro-grid system using MOPSO*. Renewable Energy Journal 71, Elsevier, 2014. (Zitiert auf Seite 23)
- [104] Deutsche Industrie- und Handelskammertag. *Faktenpapier Strompreise in Deutschland 2017*. Online Publikation, 2017. (Zitiert auf den Seiten 25 und 26)
- [105] Frank J Matzen and Ralf Tesch. *Industrielle Energiestrategie: Praxishandbuch fr Entscheider des produzierenden Gewerbes*. Springer-Verlag, 2016. (Zitiert auf den Seiten 25 und 35)

-
- [106] Autorenteam von PricewaterhouseCoopers. *Regulierung in der deutschen Energiewirtschaft, Band II Strommarkt*. Haufe-Lexware GmbH, 2017. (Zitiert auf Seite 26)
- [107] Plattform Industrie 4.0. *Was ist Industrie 4.0?* www.plattform-i40.de. Abgerufen am 4. August, 2017. (Zitiert auf Seite 30)
- [108] Walter Kahlenborn, Sibylle Kabisch, Johanna Klein, Ina Richter, and Silas Schürmann. *Energiemanagementsysteme in der Praxis*. Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und Reaktorsicherheit (BMU), 2017. (Zitiert auf Seite 31)
- [109] Volker Quaschnig. *Simulation der Abschattungsverluste bei solarelektrischen Systemen*. Köster Berlin, 1996. (Zitiert auf Seite 33)
- [110] Anika Erdmann. *Wirtschaftlichkeits- und Umweltproblematik einer KWKK-Anlage mit einem erneuerbaren Brennstoff*. Hochschule Bremen, 2006. (Zitiert auf Seite 35)
- [111] Markus Blesl and Alois Kessler. *Energieeffizienz in der Industrie*. Springer, 2013. (Zitiert auf Seite 35)
- [112] Jens Hesselbach. *Energie- und klimaeffiziente Produktion: Grundlagen, Leitlinien und Praxisbeispiele*. Springer-Verlag, 2012. (Zitiert auf den Seiten 35, 36 und 251)
- [113] B.KWK. *Kraft-Wärme-Kopplung in der Industrie*. Bundesverband Kraft-Wärme-Kopplung e.V., Online Resource, zugegriffen am 09.10.2017, 2017. (Zitiert auf Seite 35)
- [114] Dirk Bohne and E Wellpott. *Technischer Ausbau von Gebäuden*. Springer, 2014. (Zitiert auf den Seiten 36 und 251)
- [115] Richard Zahoransky. *Energietechnik*. 1. Auflage, Vieweg-Verlag, 2002. (Zitiert auf den Seiten 35 und 36)
- [116] Dirk Bohne. *Ökologische Gebäudetechnik*. Springer, 2004. (Zitiert auf Seite 35)
- [117] Erich Hau. *Windkraftanlagen: Grundlagen. Technik. Einsatz. Wirtschaftlichkeit*. Springer-Verlag, 2017. (Zitiert auf den Seiten 36, 37 und 251)
- [118] Kai Mönnich. *Vorhersage der Leistungsabgabe netzeinspeisender windkraftanlagen zur Unterstützung der Kraftwerkseinsatzplanung*. Universität Oldenburg, 2001. (Zitiert auf Seite 36)
- [119] Georg Fuchs, Benedikt Lunz, Matthias Leuthold, and Dirk Uwe Sauer. *Technologischer Überblick zur Speicherung von Elektrizität*. Überblick zum Potenzial und zu Perspektiven des Einsatzes elektrischer Speichertechnologien, Stuttgart, 2012. (Zitiert auf den Seiten 39, 40, 49 und 257)

- [120] Michael Sterner and Ingo Stadler. *Energiespeicher-Bedarf, Technologien, Integration*. Springer-Verlag, 2014. (Zitiert auf Seite 39)
- [121] Lucien F. Trueb and Paul Rüetschi. *Batterien und Akkumulatoren: Mobile Energiequellen für heute und morgen*. Springer-Verlag, 2013. (Zitiert auf Seite 39)
- [122] Peter Kurzweil and Otto K Dietlmeier. *Elektrochemische Speicher*. Springer, 2015. (Zitiert auf Seite 39)
- [123] Christian Doetsch and K Rohrig. *Metastudie „Energiespeicher“*. Studie im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie (BMWi). Abschlussbericht. Fraunhofer UMSICHT und Fraunhofer IWES. Oberhausen, Kassel, 2014. (Zitiert auf Seite 39)
- [124] David Linden and Thomas B Reddy. *Handbook of Batteries*. 3rd. McGraw-Hill, 2002. (Zitiert auf Seite 39)
- [125] Reiner Korthauer. *Handbuch Lithium-Ionen-Batterien*. Springer, 2013. (Zitiert auf den Seiten 39 und 40)
- [126] Matthias Leuthold and Nicole Weinhold. *Lithium-Ionen oder Redox-Flow? Welcher Batterietyp setzt sich durch - Experten-Interview mit Matthias Leuthold*. Erneuerbare Energien - Das Magazin für Wind, Solar und Bioenergie, [Online-Abruf am 14.09.2017], 2016. (Zitiert auf Seite 40)
- [127] Andreas Jossen. *Modellierung und Simulation moderner Batteriesysteme und hybrider Energiespeicher Topologien*. Workshop Dezentrale Sektorkopplung und Hybride Energiespeichersysteme, Dresden, 2016. (Zitiert auf den Seiten 41 und 42)
- [128] Johannes Schmalstieg, Stefan Käbitz, Madeleine Ecker, and Dirk Uwe Sauer. *A holistic aging model for Li (NiMnCo) O₂ based 18650 lithium-ion batteries*. Journal of Power Sources, Bd. 257, Seiten 325-334, Elsevier, 2014. (Zitiert auf Seite 47)
- [129] Dirk Uwe Sauer and Heinz Wenzl. *Comparison of different approaches for lifetime prediction of electrochemical systems—Using lead-acid batteries as example*. Journal of Power Sources, Bd. 176, Seiten 534–546, Elsevier, 2008. (Zitiert auf Seite 47)
- [130] Q. Badey, G. Cherouvrier, Y. Reynier, J. M. Duffault, and S. Franger. *Ageing forecast of lithium-ion batteries for electric and hybrid vehicles*. Curr. Top. Electrochem., Bd. 16, Seiten 65-79, 2011. (Zitiert auf Seite 47)
- [131] Maik Naumann, Ralph Ch Karl, Cong Nam Truong, Andreas Jossen, and Holger C Hesse. *Lithium-ion battery cost analysis in pv-household application*. Energy Procedia, 73:37–47, 2015. (Zitiert auf Seite 47)

-
- [132] *Datenblatt: Intensium Max20E*. Produktbroschüre der Firma SAFT, DocNo.: 21865-0217-2, Ausgabe: Februar 2017. (Zitiert auf Seite 48)
- [133] *Datenblatt: OPzV solar.power, Valve regulated lead-acid batteries for cyclic applications*. Produktbroschüre der Firma SAFT, EN/02.13/0,5K, Abruf am 11. Oktober 2017. (Zitiert auf Seite 48)
- [134] *Herstellerinformationen zur Batterielebensdauer von Photovoltaik-Solarenergiespeichersystemen (PVESS)*. Produktbroschüre der Firma SAFT, DocNo.: 21893-1-0514, Ausgabe: Mai 2014. (Zitiert auf Seite 48)
- [135] Valentin Muenzel, Julian Hoog, Marcus Brazil, Arun Vishwanath, and Shivkumar Kalyanaraman. A multi-factor battery cycle life prediction methodology for optimal battery management. In *Proceedings of the 2015 ACM Sixth International Conference on Future Energy Systems*, Seiten 57-66. ACM, 2015. (Zitiert auf Seite 48)
- [136] Richard Zahoransky. *Energietechnik, Systeme zur Energieumwandlung*. 7. Auflage, Springer-Verlag, 2015. (Zitiert auf Seite 49)
- [137] Erik Federau. *Ein Beitrag zur Konzeptionierung eines Leitsystems für steuerbare Microgrids*. Dissertation, Technische Universität Cottbus, 2017. (Zitiert auf Seite 50)
- [138] Rolf Naumann. *Modellierung und Verarbeitung vernetzter intelligenter mechatronischer Systeme*. Dissertation, Fakultät für Maschinenbau, Universität Paderborn, 2000. (Zitiert auf den Seiten 51 und 251)
- [139] Christoph Romaus. *Selbstoptimierende Betriebsstrategien für ein hybrides Energiespeichersystem aus Batterien und Doppelschichtkondensatoren*. Dissertation Universität Paderborn, 2012. (Zitiert auf den Seiten 51 und 251)
- [140] Jürgen Gausemeier and et al. (eds.). *Selbstoptimierende Systeme des Maschinenbaus*. HNI-Schriftenreihe, Band 234, Westfalia Druck, 2009. (Zitiert auf Seite 51)
- [141] Jürgen Gausemeier and et al. (eds.). *Design Methodology for Intelligent Technical Systems*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2014. (Zitiert auf Seite 51)
- [142] E. Prada, D. Di Domenico, Y. Creff, J. Bernard, V. Sauvant-Moynot, and F. Huet. *A simplified electrochemical and thermal aging model of LiFePO₄-graphite li-ion batteries: Power and capacity fade simulations*. Journal of The Electrochemical Society, 2013. (Zitiert auf Seite 55)
- [143] Peter Stenzel. *Bereitstellung von Primärregelleistung durch stationäre Großbatteriespeicher*. Online-Veröffentlichung, Forschungszentrum Jülich, Institut für Energie- und Klimaforschung – Systemforschung und Technologische Entwicklung (IEK-STE), LRST Kolloquium Regenerative Energien SS 2016, 2016. (Zitiert auf Seite 71)

- [144] Andreas Becker. *Technische Realisierung eines 15 MW Hybridspeicherkraftwerkes zur wirtschaftlichen Erbringung von Primärregelleistung – von der Konzepterstellung bis hin zur praktischen Umsetzung*. AEG Power Solutions GmbH, ETG Fachtagung: Sektorkopplung Strom, Wärme und Kälte, 2017. (Zitiert auf den Seiten 75 und 252)
- [145] Matthias Leuthold. *Energy Storage Technologies Battery Storage for Grid Stabilization*. IEA EGRD Workshop on Energy Storage, 2014. (Zitiert auf Seite 75)
- [146] Hoppecke. *Hoppecke baut ersten Hybrid-Großspeicher in Brilon-Hoppecke*. Pressemitteilung der Firma Hoppecke, März, 2017. (Zitiert auf Seite 75)
- [147] Jochen Schwill. *Power-to-Heat (PtH) und Regelenergie - Was sind Vor- und Nachteile?* Onlinepublikation von Next Kraftwerke GmbH, abgerufen am 27.10.2017. URL: <https://www.next-kraftwerke.de/energie-blog/power-to-heat-ptH-regelenergie>. (Zitiert auf Seite 75)
- [148] Dirk Hasenkopf. *Regelverfahren für einen Umrichter zur Symmetrierung einphasiger Lasten in Drehstromnetzen*. Cuvillier Verlag, 2005. (Zitiert auf Seite 76)
- [149] Andrea Salimbeni, Mauro Boi, Ignazio Marongiu, Mario Porru, and Alfonso Damiano. *Integration of active filter and energy storage system for power quality improvement in microgrids*. IEEE International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion (SPEEDAM), 2016. (Zitiert auf Seite 76)
- [150] Peter Herbst, Hans König, Jürgen Reese, Dieter Siebold, Thomas Simon, Achim Tempelmeier, and Bernd Walther. *Einsatz neuer Technologien zur Blindleistungskompensation in elektrischen Netzen*. Onlinepublikation von ZVEI - Zentralverband Elektrotechnik- und Elektronikindustrie e.V. Fachverband Starkstromkondensatoren, abgerufen am 31.10.2017, 2012. URL: <https://www.zvei.org>. (Zitiert auf Seite 77)
- [151] Martin Braun. Reactive power supplied by pv inverters-cost-benefit-analysis. In *22nd European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition*, pages 3–7, 2007. (Zitiert auf Seite 78)
- [152] Martin Braun. Reactive power supplied by wind energy converters-cost-benefit-analysis. 31. European Wind Energy Conference (EWEC), Brüssel, Belgien, 2008. (Zitiert auf Seite 78)
- [153] Martin Braun. *Provision of Ancillary Services by Distributed Generators: Technological and Economic Perspective*. Band 10, Kassel University Press GmbH, 2009. (Zitiert auf den Seiten 78 und 80)

-
- [154] Jorge Nocedal and Stephen J. Wright. *Sequential quadratic programming*. Springer, 2006. (Zitiert auf Seite 82)
- [155] Paul T. Boggs and Jon W. Tolle. *Sequential quadratic programming*. Acta numerica Journal, Cambridge University Press, 1995. (Zitiert auf Seite 82)
- [156] Klaus Schittkowski. *On the convergence of a sequential quadratic programming method with an augmented Lagrangian line search function*. Optimization Journal, Taylor & Francis, 1983. (Zitiert auf Seite 82)
- [157] G. Carpinelli, S. Khormali, F. Mottola, and D. Proto. *Optimal operation of electrical energy storage systems for industrial applications*. IEEE Power and Energy Society General Meeting (PES), 2013. (Zitiert auf Seite 100)
- [158] Rainer Dittmar and Bernd-Markus Pfeiffer. *Modellbasierte prädiktive Regelung: Eine Einführung für Ingenieure*. Walter de Gruyter, Oldenbourg Verlag, 2004. (Zitiert auf den Seiten 105 und 109)
- [159] Eduardo F Camacho and Carlos Bordons Alba. *Model predictive control*. Springer Science & Business Media, 2013. (Zitiert auf Seite 105)
- [160] David Q. Mayne, James B. Rawlings, Christopher V. Rao, and Pierre O. M. Scokaert. *Constrained model predictive control: Stability and optimality*. Elsevier, Automatica Journal, 2000. (Zitiert auf Seite 105)
- [161] Amjad Anvari Moghaddam, Alireza Seifi, Taher Niknam, and Mohammad Reza Alizadeh Pahlavani. *Multi-objective operation management of a renewable MG (micro-grid) with back-up micro-turbine/fuel cell/battery hybrid power source*. Elsevier, Energy Journal, 2011. (Zitiert auf Seite 110)
- [162] Boumediene Allaoua, Abdellah Laoufi, Brahim Gasbaoui, and Abdessalam Abderrahmani. *Neuro-fuzzy DC motor speed control using particle swarm optimization*. Leonardo Electronic Journal of Practices and Technologies, 2009. (Zitiert auf Seite 110)
- [163] Carlos A. Coello Coello et al. *A comprehensive survey of evolutionary-based multiobjective optimization techniques*. Knowledge and Information systems Journal, 1999. (Zitiert auf Seite 110)
- [164] Jun Sun, Wei Fang, Daojun Wang, and Wenbo Xu. *Solving the economic dispatch problem with a modified quantum-behaved particle swarm optimization method*. Elsevier, Energy Conversion and Management Journal, 2009. (Zitiert auf Seite 110)
- [165] S. Paran, T. V. Vu, T. El Meznyani, and C. S. Edrington. *MPC-based power management in the shipboard power system*. IEEE, Electric Ship Technologies Symposium (ESTS), 2015. (Zitiert auf Seite 110)

- [166] James Kennedy. *Particle swarm optimization*. Springer, 2011. (Zitiert auf Seite 111)
- [167] Jong-Bae Park, Ki-Song Lee, Joong-Rin Shin, and Kwang Y Lee. *A particle swarm optimization for economic dispatch with nonsmooth cost functions*. 2005. (Zitiert auf Seite 111)
- [168] Maurice Clerc. *Particle swarm optimization*. Band 93, John Wiley & Sons, 2010. (Zitiert auf Seite 111)
- [169] Karl Stephan Christian Stille. *Energiemanagement von Haushaltsgroßgeräten - Intelligente Lastverschiebung mit Lastspitzenvermeidung*. Springer-Vieweg Verlag, 2018. (Zitiert auf den Seiten 123 und 216)
- [170] Johannes Peter. *Numerische Untersuchung und Optimierung des Laufrades einer Pkw-Abgasturboladerturbine*. Springer, 2016. (Zitiert auf Seite 125)
- [171] Siddhartha Bhattacharyya. *Handbook of Research on Swarm Intelligence in Engineering*. IGI Global, 2015. (Zitiert auf Seite 125)
- [172] Bundesnetzagentur. *Beschluss BK4-13-739*. Bundesnetzagentur für Elektrizität, Gas, Telekommunikation, Post und Eisenbahnen, 2013. (Zitiert auf Seite 132)
- [173] Joachim Böcker. *Antriebe für umweltfreundliche Fahrzeuge*. Universität Paderborn, Fachgebiet Leistungselektronik und Elektrische Antriebstechnik, Stand vom 20.03.2018. (Zitiert auf Seite 138)
- [174] Katja Specht. *Modelle zur Schätzung der Volatilität: Eine theoretische und empirische Analyse am Beispiel von Finanzmarktdaten*. Springer-Verlag, 2013. (Zitiert auf Seite 143)
- [175] Rainer Schlittgen and Bernd HJ Streitberg. *Zeitreihenanalyse*. Oldenbourg Verlag, 2001. (Zitiert auf den Seiten 143, 144, 152 und 160)
- [176] Rainer Schlittgen. *Angewandte Zeitreihenanalyse. Lehr -und Handbücher der Statistik*. Oldenbourg-Verlag, München [ua], 2001. (Zitiert auf den Seiten 143, 150 und 168)
- [177] Peder Bacher, Henrik Madsen, and Henrik Aalborg Nielsen. *Online short-term solar power forecasting*. Elsevier Solar Energy Journal, 2009. (Zitiert auf den Seiten 146 und 158)
- [178] Matthias Lange and Ulrich Focken. *Physical approach to short-term wind power prediction*. Springer Science & Business Media, 2006. (Zitiert auf Seite 146)

-
- [179] Detlev Heinemann, Elke Lorenz, and Marco Girodo. *Solar irradiance forecasting for the management of solar energy systems*. Energy and Semiconductor Research Laboratory, Energy Meteorology Group, Carl-von-Ossiecki-Universität Oldenburg, 2006. (Zitiert auf Seite 146)
- [180] M. Hassanzadeh, M. Etezadi-Amoli, and M. S. Fadali. *Practical approach for sub-hourly and hourly prediction of PV power output*. IEEE North American Power Symposium (NAPS), 2010. (Zitiert auf Seite 147)
- [181] César Hernández-Hernández, Francisco Rodríguez, José Carlos Moreno, Paulo Renato da Costa Mendes, Julio Elias Normey-Rico, and José Luis Guzmán. *The Comparison Study of Short-Term Prediction Methods to Enhance the Model Predictive Controller Applied to Microgrid Energy Management*. Energies Journal, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, Vol. 10, 2017. (Zitiert auf den Seiten 147 und 168)
- [182] Matteo De Felice and Xin Yao. *Neural networks ensembles for short-term load forecasting*. IEEE Symposium on Computational Intelligence Applications In Smart Grid (CIASG), 2011. (Zitiert auf den Seiten 147 und 152)
- [183] David P. Larson, Lukas Nonnenmacher, and Carlos F. M. Coimbra. *Day-ahead forecasting of solar power output from photovoltaic plants in the American Southwest*. Elsevier, Renewable Energy Journal, Vol. 91, 2016. (Zitiert auf Seite 147)
- [184] Pu Li. *Prozessoptimierung unter Unsicherheiten*. Walter de Gruyter GmbH & Co KG, 2007. (Zitiert auf den Seiten 150 und 173)
- [185] Rolf Isermann and Marco Münchhof. *Identification of Dynamic Systems*. Springer-Verlag Berlin, Heidelberg, 2011. (Zitiert auf den Seiten 151, 153 und 158)
- [186] Christian Bohn and Heinz Unbehauen. *Identifikation dynamischer Systeme*. Springer Fachmedien Wiesbaden, 2016. (Zitiert auf den Seiten 151 und 158)
- [187] Gregory C. Reinsel. *Elements of multivariate time series analysis*. Springer Science & Business Media, 2003. (Zitiert auf Seite 151)
- [188] Manfred Deistler and Wolfgang Scherrer. *Modelle der Zeitreihenanalyse*. Springer, 2017. (Zitiert auf den Seiten 151, 152 und 154)
- [189] Sven Crone. *Neuronale Netze zur Prognose und Disposition im Handel*. Band 60, Springer-Verlag, 2010. (Zitiert auf Seite 152)
- [190] Klaus Neusser. *Zeitreihenanalyse in den Wirtschaftswissenschaften*. Springer, 2011. (Zitiert auf den Seiten 153 und 155)

- [191] Chorng-Shyong Ong, Jih-Jeng Huang, and Gwo-Hshiung Tzeng. *Model identification of ARIMA family using genetic algorithms*. Elsevier Journal Applied Mathematics and Computation, 2005. (Zitiert auf Seite 153)
- [192] Winfried Stier. *Methoden der Zeitreihenanalyse*. Springer-Verlag, 2013. (Zitiert auf Seite 153)
- [193] ByoungSeon Choi. *ARMA model identification*. Springer Science & Business Media, 2012. (Zitiert auf Seite 153)
- [194] Yanting Li, Yan Su, and Lianjie Shu. *An ARMAX model for forecasting the power output of a grid connected photovoltaic system*. Elsevier, Renewable Energy Journal, 2014. (Zitiert auf Seite 155)
- [195] Walter Jakoby. *Automatisierungstechnik—Algorithmen und Programme: Entwurf und Programmierung von Automatisierungssystemen*. Springer-Verlag, 2013. (Zitiert auf Seite 159)
- [196] Peter Mertens and Susanne Rässler. *Prognoserechnung*. Springer-Verlag, 2005. (Zitiert auf Seite 160)
- [197] Henrique Steinherz Hippert, Carlos Eduardo Pedreira, and Reinaldo Castro Souza. *Neural networks for short-term load forecasting: A review and evaluation*. IEEE Transactions on Power Systems, 2001. (Zitiert auf Seite 160)
- [198] Sven F. Crone and Dieter B. Preßmar. *An extended evaluation framework for neural network publications in sales forecasting*. Proceedings of the 24th IASTED international conference on Artificial intelligence and applications, ACTA Press, 2006. (Zitiert auf Seite 160)
- [199] David E. Rumelhart and James L. McClelland. *Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition. Volume 1. foundations*. MIT Press, Cambridge, USA, 1986. (Zitiert auf Seite 161)
- [200] Raúl Rojas. *Neural networks: a systematic introduction*. Springer Science & Business Media, 2013. (Zitiert auf den Seiten 161 und 162)
- [201] Rob J. Hyndman and Anne B. Koehler. *Another look at measures of forecast accuracy*. Elsevier, International Journal of Forecasting, 2006. (Zitiert auf Seite 167)
- [202] Qipeng P. Zheng, Jianhui Wang, and Andrew L. Liu. *Stochastic optimization for unit commitment—A review*. IEEE Transactions on Power Systems, 2015. (Zitiert auf Seite 173)
- [203] Anil K. Jain, Robert P. W. Duin, and Jianchang Mao. *Statistical pattern recognition: A review*. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2000. (Zitiert auf Seite 176)

-
- [204] Heinrich Niemann. *Klassifikation von Mustern*. Springer-Verlag, 2013. (Zitiert auf Seite 180)
- [205] Martin Stommel. *Klassifikation durch Support Vector Networks*. Universität Siegen, 2003. (Zitiert auf Seite 183)
- [206] Bernhard Scholkopf and Alexander J. Smola. *Learning with kernels: support vector machines, regularization, optimization, and beyond*. MIT press, 2001. (Zitiert auf Seite 183)
- [207] Abe Shigeo. *Support vector machines for pattern classification*. Advances in Pattern Recognition, Springer, Heidelberg, 2005. (Zitiert auf Seite 183)
- [208] Ingo Steinwart and Andreas Christmann. *Support vector machines*. Springer Science & Business Media, 2008. (Zitiert auf Seite 183)
- [209] Raul Rojas. *Theorie der neuronalen Netze: eine systematische Einführung*. Springer-Verlag, 2013. (Zitiert auf Seite 185)
- [210] Sven Crone, Stefan Lessmann, and Robert Stahlbock. *Support Vector Machines Versus Artificial Neural Networks – New potential in data mining for customer relationship management?* Neural Network Applications in Information Technology and Web Engineering, Borneo Publishing (2005), 2018. (Zitiert auf Seite 188)
- [211] Deutsche Übertragungsnetzbetreiber. *Ausschreibungsergebnisse der Primärregelleistung*. Online Publikation, www.regelleistung.net, Abgerufen am 4. August 2017. (Zitiert auf Seite 206)
- [212] Ulrich Pape. *Grundlagen der Finanzierung und Investition*. Walter de Gruyter, 2011. (Zitiert auf Seite 209)
- [213] Ulrich Ermschel, Christian Möbius, Holger Wengert, and Holger Wengert. *Investition und finanzierung*. Springer, 2011. (Zitiert auf den Seiten 209 und 212)
- [214] Hans Paul Becker and Arno Peppmeier. *Investition und Finanzierung: Grundlagen der betrieblichen Finanzwirtschaft*. Springer-Verlag, 2018. (Zitiert auf den Seiten 209 und 210)
- [215] Janina Moshövel, Dirk Magnor, Dirk Uwe Sauer, Swantje Gähns, Mark Bost, Bernd Hirschl, BÖ Cramer, C Matrose, C Müller, and A Schnettler. *Analyse des wirtschaftlichen, technischen und ökologischen Nutzens von PV-Speichern*. Gemeinsamer Ergebnisbericht für das Projekt PV-Nutzen. Aachen/Berlin, 2015. (Zitiert auf den Seiten 209 und 210)
- [216] Jochen Bühler, Matthias Resch, Johannes Wiemann, and Jochen Twelle. *Lebenszyklusanalyse von Großbatterien am deutschen Regellenergietmarkt*. 9. Internationale Energiewirtschaftstagung an der TU Wien, 2015. (Zitiert auf Seite 214)

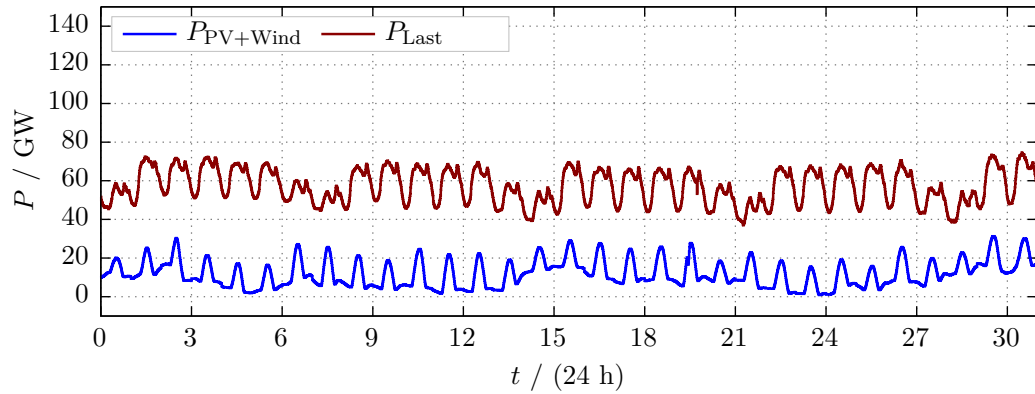
Anhang 1: Gedankenspiel zum zukünftigen Flexibilitätsbedarf

Welche Herausforderungen ergeben sich in Deutschland im Kontext der Energieversorgung, wenn der Anteil der erneuerbaren Quellen weiter steigt?

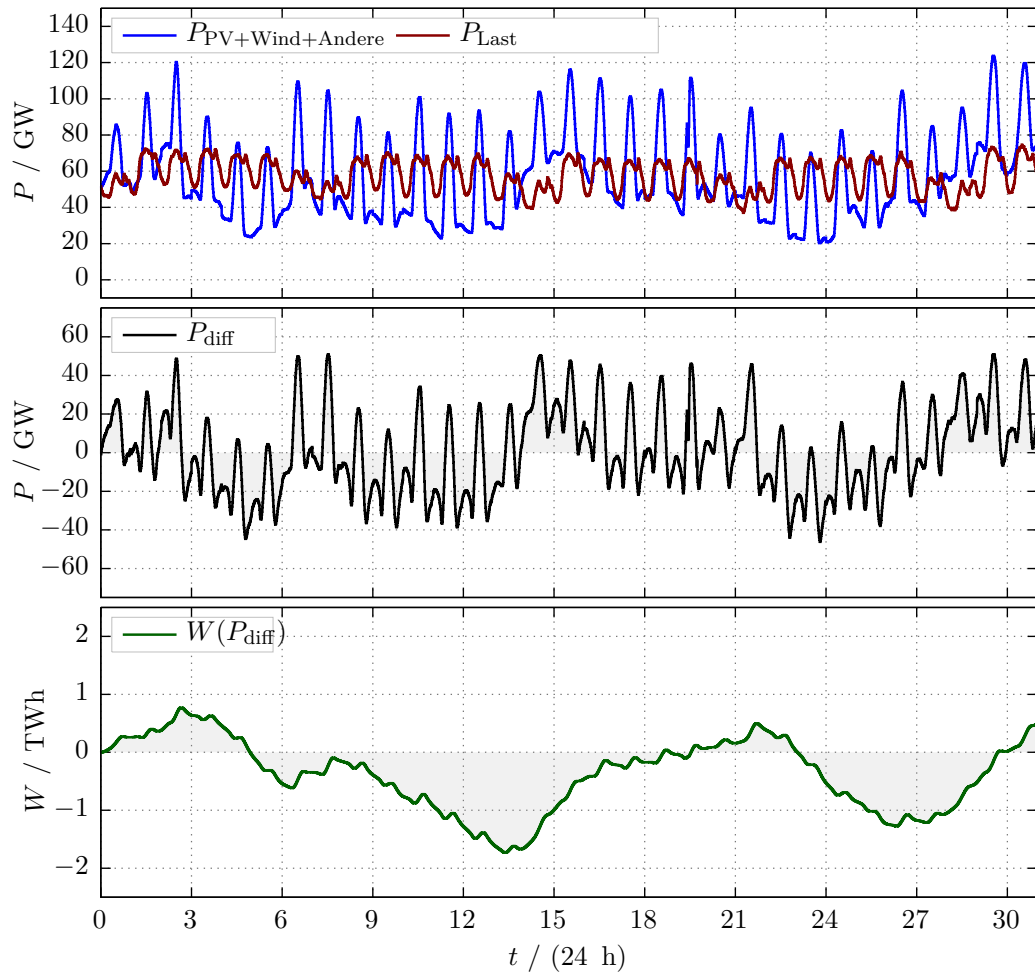
Das folgende Gedankenspiel soll - stark vereinfacht - den zukünftigen Bedarf an Flexibilität (im Zeitbereich von Tagen und Wochen) aufzeigen. Dazu werden die deutschlandweiten Last-, Photovoltaik-, und Winderzeuger-Leistungsverläufe in einem Monat (März 2015) als Ausgangssituation verwendet (Abbildung A1.1a). Diese Stichprobe verdeutlicht, wie fluktuierend sowohl der Bedarf in Form des Lastleistungsverlaufs als auch das Angebot der PV- und Winderzeugungsanlagen ist. Die Differenz der zwei Kurven wird durch konventionelle Kraftwerke, durch weitere erneuerbare Quellen (wie Wasser- und Biogaskraftwerke) und durch den Austausch mit dem europäischen Verbundnetz bereitgestellt. Die Auswertung dieses Istzustand ergibt, dass in diesem Zeitraum 41,1 TWh elektrische Energie benötigt wurden und davon 8,5 TWh ($\approx 21\%$) von PV- und Windkraftherzeugungsanlagen geliefert wurden.

Für das Gedankenspiel soll nun der Anteil an PV- und Windkraftherzeugungsanlagen deutlich erhöht werden. Dazu werden diese Anteile so skaliert, dass 29 TWh und somit ungefähr 70% von ihnen geliefert werden. Ausgehend davon, dass die noch fehlenden 12,3 TWh durch weitere Quellen mit konstanten Leistungsverläufen bereitgestellt werden, ergeben sich die in Abbildung A1.1b gezeigten Verläufe.

Um die Differenz zwischen den simulierten Leistungsverläufen P_{diff} mit Energiespeichern ausgleichen zu können, wäre eine Leistungsfähigkeit von ca. 50 GW und eine Energiespeicherkapazität von ca. 3 TWh dieser Speicher ohne Berücksichtigung von Verlustleistungen notwendig. Dies gibt ein Gefühl für die immensen Dimensionen der zukünftig benötigten Flexibilität im Stromnetz im Zeitbereich von Tagen und Wochen. Der Ausgleich über Jahreszeiten ist hier nicht berücksichtigt.



(a) Ausgangspunkt: Leistungsverläufe der deutschlandweiten Last, Photovoltaik-, und Windenergie im März 2015 ($\approx 21\%$ PV+Wind), Daten-Quellen: Amprion, TransnetBW, Tennet TSO, 50Hertz Transmission, ENTSO-E, extrahiert von K.S. Stille (Stand: 07/2015)



(b) Szenario mit skalierten Werten und dem Flexibilitätsbedarf in Form der Leistungsdifferenz und der entsprechenden Arbeit ($\approx 70\%$ PV+Wind)

Abbildung A1.1: Gedankenspiel zum zukünftigen Flexibilitätsbedarf

Anhang 2: Bestandteile und Varianten der Betriebsstrategien

In dieser Arbeit bestehen viele Verweise zwischen den einzelnen Kapitel. Im Folgenden werden die *Optionen der reflektorischen Regelung* aus Kapitel 4 und die unterschiedlichen regelbasierten und individuellen *Betriebsstrategien* aus Kapitel 5 mit einfachen Grafiken zusammengefasst. Diese zentrale Nachschlagestelle soll damit helfen, die Übersicht zu verbessern.

A2.1 Optionen der reflektorischen Regelung

Abbildung A2.1 zeigt zunächst einen zusammenfassenden Überblick der Grundbestandteile der reflektorischen Regelung. Abbildung A2.2 gibt einen Überblick der einzelnen Optionen der reflektorischen Wirkleistungsregelung.

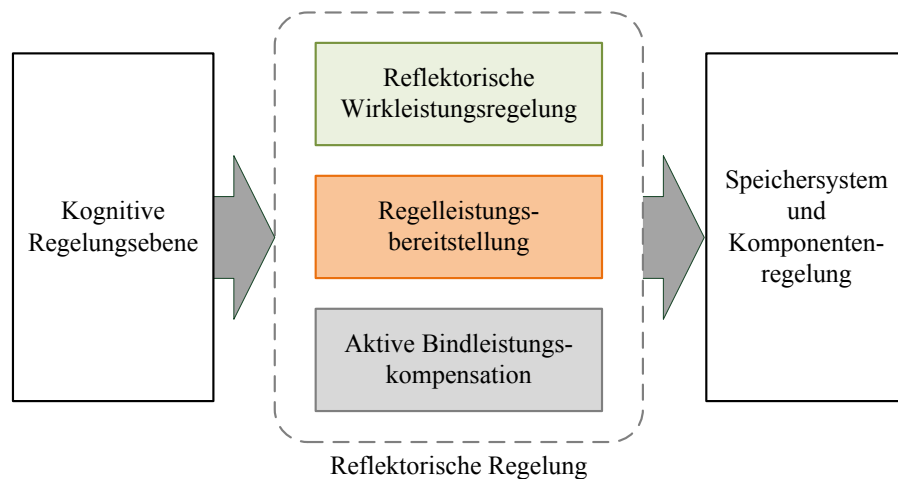


Abbildung A2.1: Übersicht zu den Komponenten der reflektorischen Regelung

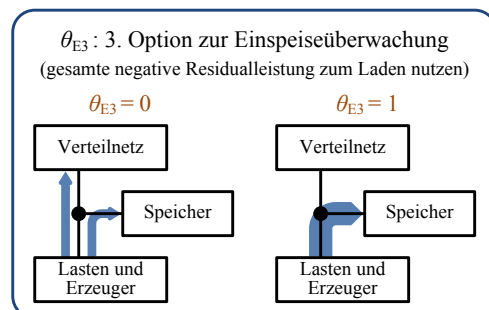
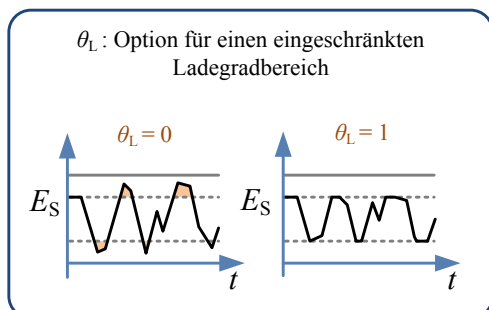
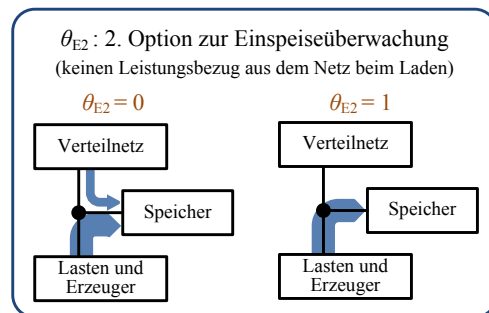
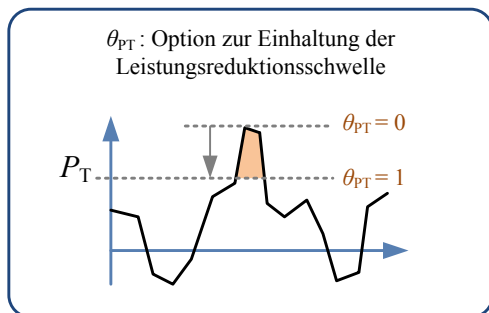
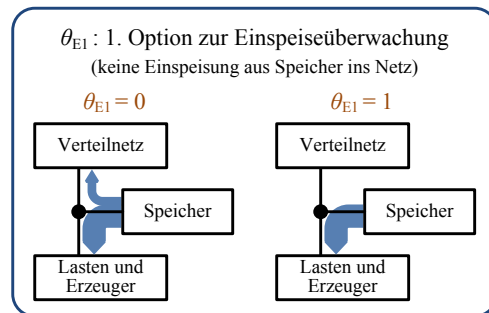
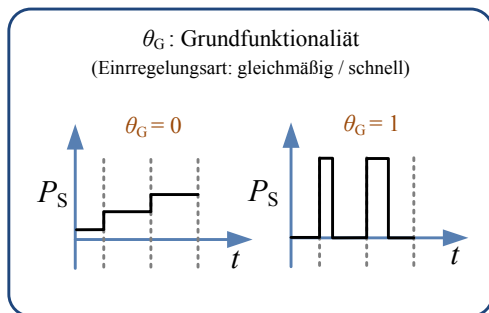
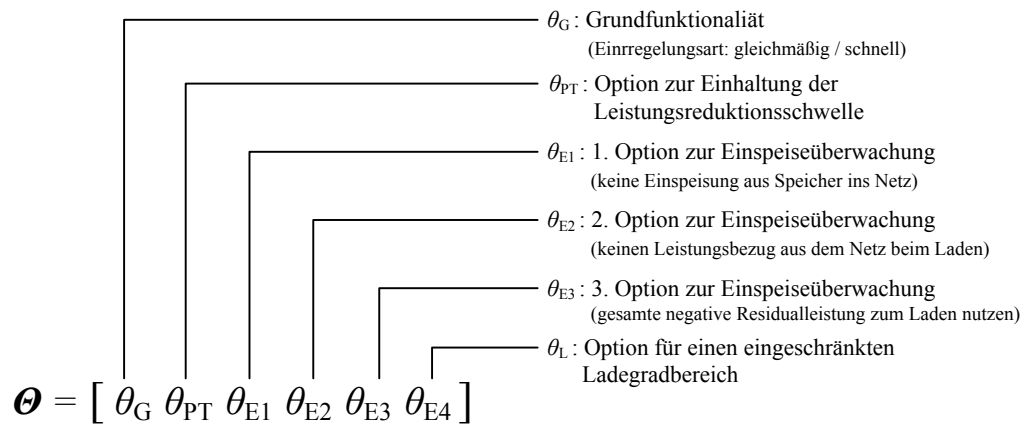


Abbildung A2.2: Übersicht zu den Optionen der reflektorischen Wirkleistungsregelung

A2.2 Übersicht der RB- und I-Betriebsstrategien

Regelbasierte Betriebsstrategien (RB)

- Eigenverbrauchssteigerung (RB-EVS)
- Spitzenleistungsreduktion (RB-SLR)
- Speicherreserve für den Inselnetzbetrieb (RB-SRI)
- Kombination von Eigenverbrauchssteigerung und Speicherreserve für den Inselnetzbetrieb (RB-EVS-S)
- Kombination von Spitzenleistungsreduktion und Speicherreserve für den Inselnetzbetrieb (RB-SLR-S)
- Direkte Kombination von EVS, SLR und SRI (RB-ESS-D)
- Kombination von EVS, SLR und SRI mit geteiltem Speicherbereich (RB-ESS-G)

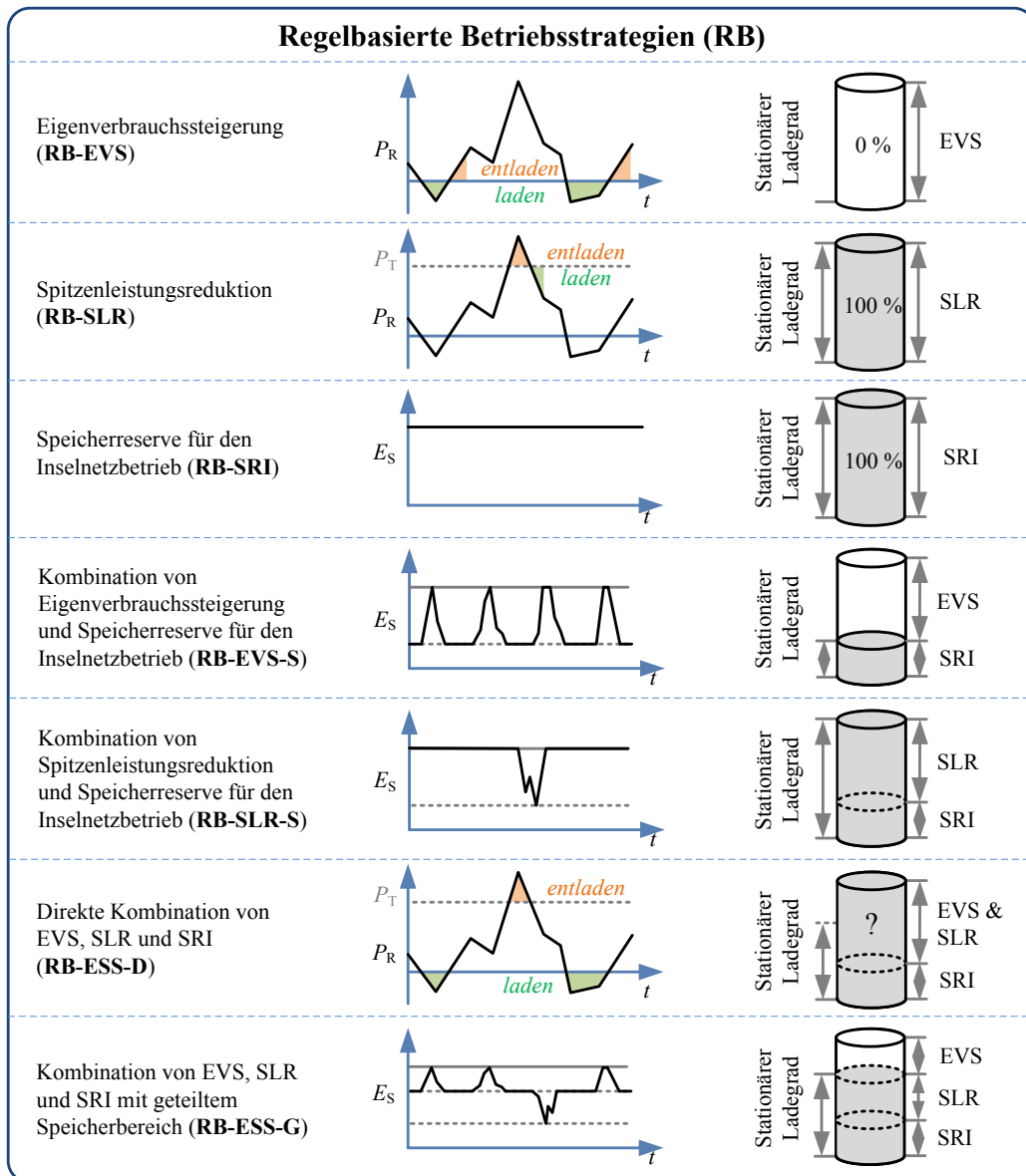


Abbildung A2.3: Übersicht der regelbasierten Betriebsstrategien

Individuelle Betriebsstrategien (I)

- ESS mit leistungsprofilbasierten Sollwerten (I-ESS-LS)
- ESS mit leistungsprofilbasierten Umschaltzeiten (I-ESS-LU)
- ESS mit Spitzenleistungsprädiktion (I-ESS-SP)

ESS: Kombination aus Eigenverbrauchssteigerung, Spitzenleistungsreduktion und Speicherreserve für den Inselnetzbetrieb

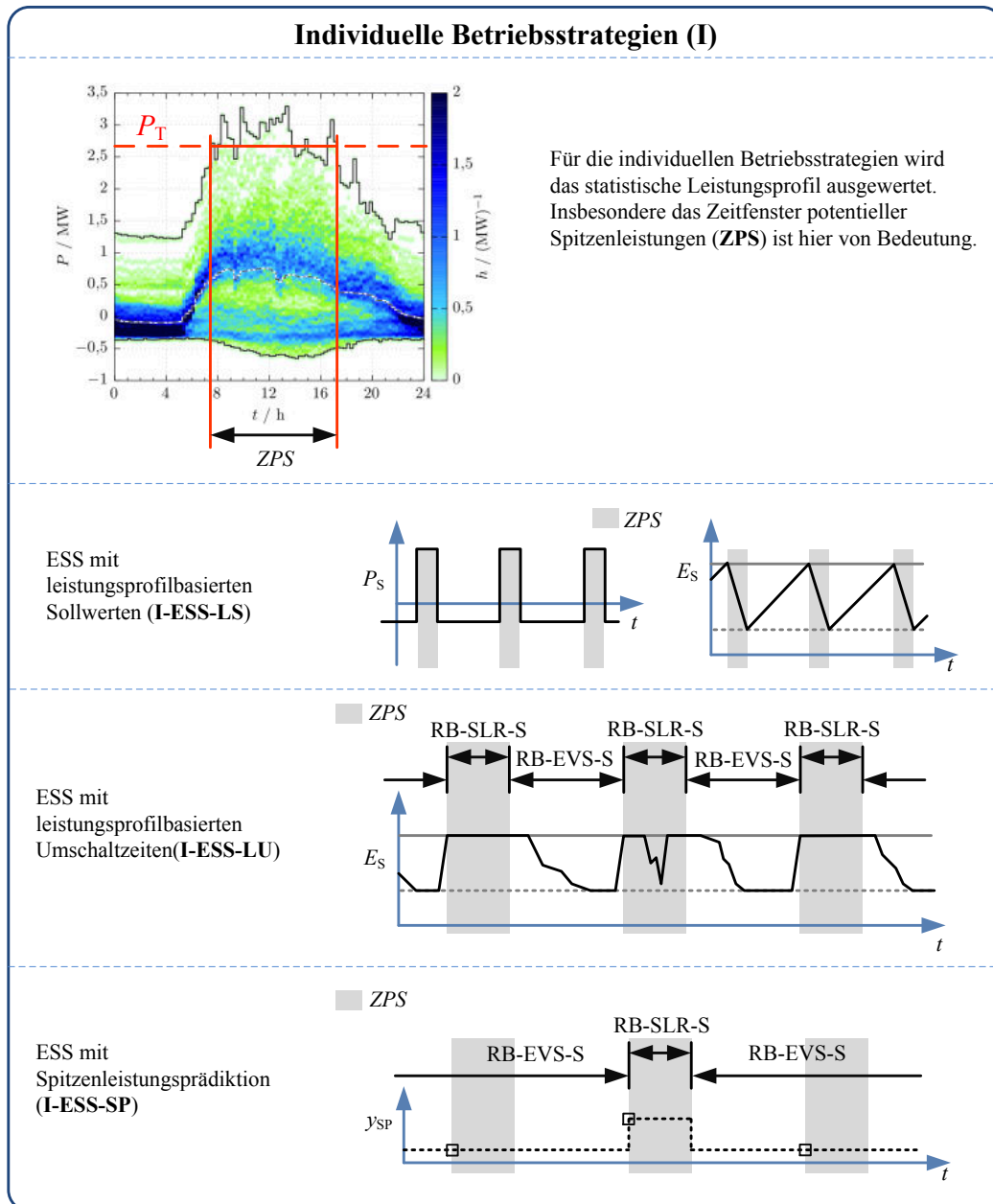


Abbildung A2.4: Übersicht der individuellen Betriebsstrategien

Abbildungsverzeichnis

1.1	Anteil der elektrischen Energie aus regenerativen Energiequellen bezogen auf den Brutto-Inlandsverbrauch elektrischer Energie in Deutschland	2
1.2	Durchschnittliche Strompreise für Industrieunternehmen, inklusive Stromsteuern und Abgaben	3
1.3	Historie von Jahresleistungspreisen	4
1.4	Industrieunternehmen mit Photovoltaik-, Wind-, und Biogasnutzung (Quelle: Stute Nahrungsmittelwerke GmbH & Co KG, Paderborn) .	7
1.5	Illustration der Struktur eines industriellen Microgrids	8
1.6	Aspekte der Betriebsstrategien von industriellen Microgrids	9
1.7	Blockdiagramm des industriellen Microgrids	10
1.8	Beispielverläufe regelbasierter Einzel-Betriebsstrategien	11
2.1	Schaubild ausgewählter technischer Fragestellungen und Themengebiete im Kontext von Microgrids	14
2.2	Steuerungshierarchie und Betriebszustände von Microgrids	15
2.3	Beispiel Topologien von netzgekoppelten Microgrids	17
2.4	Konzepte zur Koordinierung mehrerer Microgrids (μ G)(vgl. [71]) .	19
2.5	Beispiel zur Verbindung mehrerer Microgrids durch übergeordnete Netze	19
2.6	Weitere Anwendungen stationärer Speichersysteme	20
3.1	(Opportunitäts-)Erlösmöglichkeiten industrieller Microgrids durch Lastverschiebung und Einsatz von Speichersystemen	27
3.2	Beispiel einer Konfiguration mit separater VFI-USV-Anlage	29
3.3	Beispiel einer Konfiguration mit inhärenter VFI-USV-Anlage und Gleichspannungskopplung der Erzeugeranlagen und Speicher	29
3.4	Messwertverarbeitung der Wirkleistung am Netzanschlusspunkt . .	32
3.5	Beispiel zur Anbindung von Photovoltaikmodulen über einen Zentralwechselrichter und prinzipielle Strom-Spannungs- u. Leistungs-Spannungs-Kennlinien mit den jeweiligen Punkten maximal abrufbarer Leistung bei gleichmäßiger Bestrahlung unterschiedlicher Intensität und unterschiedlichen Modultemperaturen	34
3.6	Beispielleistungsverläufe einer PV-Anlage (250 kW Spitzenleistung)	34

3.7	Beispielanbindung eines BHKWs mit Verbrennungsmotor	35
3.8	Beispiel Jahresdauerlinien und Systemkonfiguration mit BHKW, Heizkessel und Wärmespeicher (vgl. [114, S. 265ff] u. [112, S. 273]) .	36
3.9	Beispielanbindung einer Windkraftanlage über einen Umrichter und Verstellmöglichkeiten zur Arbeitspunktverschiebung, vgl. [117] . . .	37
3.10	Zwei-Wochen-Ausschnitt der Residualleistung (Firma A)	38
3.11	Prinzipielles Sankey-Diagramm des Lade-, Speicher-, und Entladezyklus eines Speichersystems und Veranschaulichung der betrachteten Größen	41
3.12	Beispielkennlinien zur Verdeutlichung der Beziehung zwischen innerer Leistung, Verlustleistung und Anschlusspunktleistung (Wirkungsgradangaben beziehen sich auf einen 150 kWh Speicher)	44
3.13	Beispielverläufe von Speicherleistung und Energieinhalt mit <i>quadratischer</i> Verlustleistungsabhängigkeit	46
3.14	Beispielverläufe von Speicherleistung und Energieinhalt mit <i>linearer</i> Verlustleistungsabhängigkeit	46
3.15	Beispielschnittstellen im Energiesystem des industriellen Microgrid .	50
3.16	Steuerungsarchitektur nach dem Schema von [138] und [139, S. 101]	51
4.1	Zusammenspiel von kognitiver und reflektorischer Wirkleistungsregelung für ein Speichersystem (unter Annahme idealer Messungen) .	58
4.2	Vergleich der unterschiedlichen Mittelwertbildungen und Zuordnung zu den Abtastindizes	59
4.3	Beispielverläufe mit gleichmäßiger und schneller Einregelung des Mittelwert-Sollwert für ein Speichersystem über drei Intervalle . . .	61
4.4	Beispielverläufe unter Berücksichtigung der Leistungsreduktionsschwelle P_T , Speicherleistungsgrenze 600 kW (Lade- und Entladeleistung)	63
4.5	Vergleich der P_T -Option mit und ohne Korrekturwert, gleichmäßige Einregelung, Speicherleistungsgrenze 350 kW (Lade- und Entladeleistung)	63
4.6	Beispielverläufe mit erster Einspeiseüberwachungsoption (Vermeidung von Einspeisung ins Netz aus dem Speicher), mit gleichmäßiger und schneller Einregelung	65
4.7	Beispielverläufe mit erster und zweiter sowie erster, zweiter und dritter Einspeiseüberwachungsoption mit schneller Einregelung . . .	66
4.8	Beispielverläufe mit den ersten vier Optionen für die gleichmäßige und die schnelle Einregelung	68
4.9	Zusammenspiel von kognitiver und reflektorischer Wirkleistungsregelung mit Primärregelleistungseinbindung für ein Speichersystem .	69
4.10	Zulässiger Bereich des stationären Endwerts	71
4.11	Statistische Auswertung von P_{PS} mit den jeweiligen theoretischen Grenzen $P_{\uparrow}(f)$ und $P_{\downarrow}(f)$. Oben: mittels Kerndichteschätzer geschätzte Wahrscheinlichkeitsdichte. Mitte: Box-Whisker-Plot. Unten: geschätzte Wahrscheinlichkeitsverteilung.	73

4.12	Geschätzte Wahrscheinlichkeitsdichte und Box-Whisker-Plot des Ladegrads	74
4.13	Struktur einer kombinierten Anlage (mit Stromrichter zur kombinierten Ankopplung der Elektroheizung und der Batterie) zur Erbringung von Regelleistung (proprietäre Lösung der Firma AEG Power Solutions, vgl. [144]) und Steuerungsablauf	75
4.14	Betrachtete Beispielkonfiguration mit drei unterschiedlichen Komponenten zur aktiven Blindleistungskompensation	77
4.15	Zielsetzung der aktiven Blindleistungskompensation	78
4.16	Wirkungsgradkennlinien und Verlustkennlinien	78
4.17	Beispiel Kennfelder zur Visualisierung von Kosten (Zusatzverluste in den Komponenten) und Nutzen (Reduktion der Blindleistungskosten am NAP) der Blindleistungskompensation	79
4.18	Zielfunktionsdarstellungen bei unterschiedlichen Arbeitspunkten . .	82
4.19	Beispielverläufe mit zwei Komponenten sowie symmetrischer und optimierter Blindleistungsaufteilung, $\lambda_{Np} = 17$ c€/kWh	83
4.20	Beispielverläufe mit zwei Komponenten sowie symmetrischer und optimierter Blindleistungsaufteilung, $\lambda_{Np} = 27$ c€/kWh	84
4.21	Beispielverläufe mit drei Komponenten sowie symmetrischer und optimierter Blindleistungsaufteilung, $\lambda_{Np} = 17$ c€/kWh	86
4.22	Beispielverläufe mit drei Komponenten sowie symmetrischer und optimierter Blindleistungsaufteilung, $\lambda_{Np} = 27$ c€/kWh	87
5.1	Blockdiagramm des industriellen Microgrids im netzgekoppelten Zustand	89
5.2	Beispielverläufe mit RB zur Eigenverbrauchssteigerung (RB-EVS) .	91
5.3	Beispielverläufe mit RB zur Spitzenleistungsreduktion (RB-SLR) . .	93
5.4	Beispielverläufe mit regelbasierter Betriebsstrategie zur Kombination von Eigenverbrauchssteigerung und variierender Speicherreserve (RB-EVS-S)	94
5.5	Beispielverläufe mit der regelbasierten Betriebsstrategie zur direkten Kombination von Eigenverbrauchssteigerung, Spitzenleistungsreduktion und variierender Speicherreserve (RB-ESS-D)	96
5.6	Beispielverläufe mit der regelbasierten Betriebsstrategie zur Kombination von Eigenverbrauchssteigerung, Spitzenleistungsreduktion und variierender Speicherreserve mittels virtueller Aufteilung des Speicherbereits (RB-ESS-G)	97
5.7	Relative Zielerreichung der regelbasierten Betriebsstrategien	98
5.8	Beispiel zur ESS mit leistungsprofilbasierten Sollwerten (I-ESS-LS)	100
5.9	Beispiel zur ESS mit leistungsprofilbasierten Umschaltzeiten (I-ESS-LU)	101
5.10	Beispiel zur ESS mit Spitzenleistungsprädiktion (I-ESS-SP)	103
5.11	Relative Zielerreichung der regelbasierten und individuellen Betriebsstrategien	104
5.12	Aufbau der MPC	106

5.13	Beispielverlauf der MPC zu unterschiedlichen Zeitpunkten (jeweils das Endergebnis der Optimierung, Prädiktionshorizont $T_P = 10$ h)	108
5.14	Prinzip des Ablaufs und der Aktualisierung von Lösungsvorschlägen von PSO-Optimierungsalgorithmen (Beispiel mit nur zwei Optimierungsvariablen)	110
5.15	Verlauf des jeweils minimalen Zielfunktionswert (normiert auf den Wertebereich zwischen 0 und 100) mit fortschreitender Anzahl von Iterationen	111
5.16	Das jeweils beste Zwischenergebnis der Optimierung nach unterschiedlichen Iterationen (PSO Schwarmgröße: 500, Prädiktionshorizont $T_P = 16,5$ h)	112
5.17	Ablauf der anwendungsspezifischen Heuristik	114
5.18	Endergebnisse bei verschiedenen Prädiktionshorizonten	116
5.19	Abhängigkeit der relativen Zielerreichung vom Prädiktionshorizont für unterschiedliche Speichergrößen (Hinweis zur Ermittlung in Kapitel 5.3.3)	116
5.20	Erweiterte Struktur der MPC-Betriebsführung	119
5.21	Beispielverläufe zum Ziel der maximalen Eigenverbrauchssteigerung und unterschiedlicher Gewichtung weiterer Nebenziele (Prädiktionshorizont $T_P = 14$ h)	120
5.22	Paretooptimale Ergebnisse in Abhängigkeit der Nebenziele (normierte Zielfunktionswerte) mit maximierten Hauptzielen für einen Rechenschritt der MPC	121
5.23	Beispielverläufe mit und ohne dynamische SRI-Gewichtung bei grundsätzlich hoher Gewichtung der Speicherverlustleistung (Prädiktionshorizont $T_P = 14$ h)	122
5.24	Beispielverläufe mit variablen Preissignal und unterschiedlicher Gewichtung der Nebenziele (Prädiktionshorizont $T_P = 14$ h)	123
5.25	Beispielverläufe mit und ohne Berücksichtigung unterschiedlicher Einspeiselimits P_{EL} (Prädiktionshorizont $T_P = 14$ h)	124
5.26	Prinzip des dreistufigen Optimierungsansatzes	125
5.27	Verschiedene Möglichkeiten der Sollwertaktualisierung	128
5.28	Beispielverläufe mit MPC-K1: $\varphi = [1 \ 0 \ 0]$	130
5.29	Beispielverläufe mit MPC-K2: $\varphi = [0,6 \ 0,4 \ 0]$	130
5.30	Kombination aus MPC-K1-Betriebsstrategie und einer 1 MW Primärregelleistungsbereitstellung (separate Speicherkapazitäts-Dimensionierung)	132
5.31	Kombination aus MPC-K1-Betriebsstrategie und einer 1 MW Primärregelleistungsbereitstellung (überlagerte Speicherkapazitäts-Dimensionierung)	133
5.32	Kombination aus MPC-K1-Betriebsstrategie und einer 1 MW Primärregelleistungsbereitstellung mit überlagerter Speicherkapazitäts-Dimensionierung und Lastmanagement (LM)	133
5.33	Relative Zielerreichung der Regelbasierten-, Individuellen- und modellprädiktiven-Betriebsstrategien	134

6.1	Eingangsdaten der unterschiedlichen Firmen (Residualleistungsverläufe über jeweils ein Jahr)	136
6.2	Histogramme der Residualleistung (absolute Häufigkeit)	138
6.3	Leistungs-Zeitdauer-Analysen von P_R der Firmen A und D	139
6.4	Rasterdiagramme der Residualleistung	140
6.5	Statistisches Tages-Leistungsprofil der Firma A	141
6.6	Beispiele zu statistischen Wochen-Leistungsprofilen	142
6.7	Autokorrelationsfunktionen der Leistungsverläufe von Firma A und D	144
6.8	Beispielvariante zur netzseitigen Residualleistungsprädiktion	145
6.9	Beispielvariante zur verteilten Residualleistungsprädiktion mit Zusatzinformationsquellen (Wetterdaten und einem Produktionsplan)	146
6.10	Qualitativ gutes Stichprobenergebnis der LVT-Methode am Beispiel von Firma A mit einem Prädiktionshorizont von drei Tagen (Bsp. 1)	148
6.11	Qualitativ gutes Stichprobenergebnis der SMM-Methode am Beispiel von Firma A mit einem Prädiktionshorizont von drei Tagen (Bsp. 1)	149
6.12	Rekursive Mehr-Schritt-Prädiktion	152
6.13	Zuordnung und Verdeutlichung der verwendeten Notation	153
6.14	Qualitativ gutes Stichprobenergebnis der AR-Prädiktion am Beispiel von Firma A mit einem Prädiktionshorizont von drei Tagen (Bsp. 1)	154
6.15	Vergleich von Stichprobenergebnisse der SMM- und der AR-Prädiktion nach einem weniger üblichen Leistungsverlaufs (Bsp. 2)	155
6.16	Saisonbereinigte Prädiktion mittels autoregressiven Modell	156
6.17	Stichprobenergebnisse der erweiterten AR-Prädiktion (Bsp. 2)	156
6.18	Weiterer Stichproben-Vergleich von SMM-, AR-, und erweiterter AR-Prädiktion mit einem Prädiktionshorizont von 29 Stunden	157
6.19	Stichprobenergebnis des erweiterten AR-Modells am Beispiel von Firma A mit einem Prädiktionshorizont von drei Tagen (Bsp. 1)	157
6.20	Erweiterte der Prädiktion mit rekursiver Parameterschätzung des autoregressiven Modells	159
6.21	Stichprobenergebnis des EAR-Modells mit rekursiver Parameterschätzung und einem Prädiktionshorizont von drei Tagen (Bsp. 1)	159
6.22	Aufbau der verwendeten Netzart und der verwendeten Neuronen	160
6.23	Vergleich des prinzipiellen Aufbaus von AR-Modell und KNN (mit lediglich 2 Neuronen in der verdeckten Schicht) mit jeweils drei Eingangswerten	162
6.24	Integration des KNN in die Mehr-Schritt-Prädiktion (NARX-KNN)	163
6.25	Stichprobenergebnis für Beispiel 1 mit KNN-Prädiktion	163
6.26	Autokorrelationsfunktionen der Zeitreihe selbst (Residualleistung der Firma A) sowie des Fehlers der Ein-Schritt-Prädiktion der jeweiligen Verfahren	164
6.27	Autokorrelationsfunktionen der Zeitreihe selbst (Residualleistung der Firma A) sowie der Fehler der Prädiktion mit EAR-Modell von unterschiedlichen Prädiktionsschritten	165
6.28	Fehler-Wahrscheinlichkeitsdichteschätzungen in Abhängigkeit von κ	165
6.29	Wahrscheinlichkeitsdichte-Schätzungen der Prädiktionsfehler	166

6.30	Wahrscheinlichkeitsdichteschätzungen der EAR- und KNN-Prädiktionsfehler in Abhängigkeit der Uhrzeit (bei unterschiedlichen κ)	168
6.31	Wahrscheinlichkeitsdichteschätzungen der Prädiktionsfehler der EAR-Prädiktion in Abhängigkeit des Wochentages (bei unterschiedlichen κ)	169
6.32	Darstellung der Auswirkung von unterschiedlichen Prädiktionsfehlern mit MPC-K1 (nur mit heuristischem Lösungsverfahren, ohne PSO und ohne Nachladeoptimierung, zum Zwecke der besseren Visualisierung der Auswirkungen)	171
6.33	Auswirkung von zu hoher Prädiktion mit und ohne Nachladeoption des heuristischen Lösungsverfahrens ohne PSO (mit PSO ergibt sich direkt ein Ergebnis ähnlich dem mit Nachladeoption)	172
6.34	Auswirkung von zu geringer Prädiktion ohne Nachladeoption mit und ohne gewichteter Auswertung	174
6.35	Prinzip der Spitzenprädiktion bei jeweils korrekter Funktionsweise .	175
6.36	Datenbasis für die Spitzenleistungsprädiktion	178
6.37	Einzelmerkmale für die Spitzenleistungsprädiktion (aus Jahr 1) . . .	179
6.38	Beispiele der statistischen Auswertung von Einzelmerkmalen durch Schätzung der Wahrscheinlichkeitsdichte: ML) Maximum Likelihood Parameterschätzung unter Annahme einer Gaußverteilung; KD) Mittels Kerndichteschätzung mit Gaußkern	180
6.39	Beispiele für die Klassenseparation durch Hyperebenen	181
6.40	Schätzung der Wahrscheinlichkeitsdichte in Abhängigkeit von P_T (hier Beispielhaft mit dem Merkmal $P_R(t_u = 7h)$; Schätzung mittels Kerndichteschätzer)	182
6.41	Beispiel mit linear gut trennbaren Klassen	183
6.42	Beispiel mit linear trennbaren Klassen und Ausreißer	183
6.43	Beispiel mit Klassen die nicht fehlerfrei linear trennbar sind	184
6.44	Einzel-Tagesleistungsverläufe, die vor dem Training der Methoden zur Spitzenprädiktion mit Hilfe einer zweiten Leistungsreduktionsschwelle P_{T2} umklassifiziert werden, um eine robuste Prädiktion zu ermöglichen	186
6.45	Prädiktionsergebnisse des KNN (Training und Validierung) in Abhängigkeit der Trainings-Leistungsreduktionsschwelle P_{T2}	187
6.46	Beispielverläufe MPC-K1 mit unterschiedlichen Prädiktionsarten . .	191
6.47	Prinzipielle Darstellung von nicht eingehaltener Leistungsreduktionsschwellen aufgrund von Leistungs- bzw. Ladegradbeschränkungen des Speichersystems	192
6.48	Auswertung der numerischen Berechnung für einen Beispieltagesverlauf und zwei Beispiel-Leistungsreduktionsschwellen	193
6.49	Auswertung basierend auf Messdaten der Firma A	194
6.50	Auswertung basierend auf Messdaten der Firma D	194
6.51	Schätzung der Wahrscheinlichkeitsdichte von Maximalwerten mit unterschiedlichen Zeitintervallen T_B	195
6.52	Beispielverläufe mit MPC-K1 und dynamischer P_T -Anpassung . . .	196

6.53	Statistische Leistungsprofile der NAP-Leistung P_N bei unterschiedlichen Leistungsreduktionsschwellen und Auswirkung der dynamischen P_T -Anpassung	197
7.1	Zwischenergebnis zur Betrachtung der Spitzenleistungsreduktion: Mögliche Reduktion der NAP-Spitzenleistung in Abhängigkeit des dafür notwendigen Speicherenergieinhaltes	201
7.2	Vergleich der Opportunitätserlöse- und gewinne für die unterschiedlichen Firmen (nur Spitzenleistungsreduktion, Parameter mit Referenzwerten angenommen)	202
7.3	Einfluss der Eingangsparameter und λ_{SLR} auf den Mittelwert der Opportunitätsgewinne der vier Musterfirmen	202
7.4	Zwischenergebnis zur Betrachtung der Eigenverbrauchssteigerung: Mögliche Reduktion der NAP-Bezugsarbeit in Abhängigkeit des dafür notwendigen Speicherenergieinhaltes	204
7.5	Vergleich der Opportunitätserlöse- und gewinne für die unterschiedlichen Firmen (nur Eigenverbrauchssteigerung, Parameter mit Referenzwerten angenommen)	205
7.6	Einfluss der Eingangsparameter und λ_{EVS} auf den Mittelwert der Opportunitätsgewinne der vier Musterfirmen	205
7.7	Beispiel Opportunitätserlöse und -gewinne für die PRL-Bereitstellung und die Speicherreserve für die Überbrückung von Versorgungslücken im Inselnetzbetrieb	206
7.8	Einfluss der Eingangsparameter, von λ_{SLR} und von λ_{EVS} auf die Opportunitätsgewinne bei der Kombination aus Spitzenleistungsreduktion und Eigenverbrauchssteigerung (KSE)	207
7.9	Veränderung der Opportunitätsgewinne durch Variation der Eingangsparameter und Zielerreichung von Eigenverbrauchssteigerung und Spitzenleistungsreduktion	208
7.10	Vergleich der Kapitalwerte mit und ohne Beachtung von Kapazitätsverlusten (5 % Kalkulationszins)	210
7.11	Virtuelle Aufteilung des Speicherenergieinhaltes der unterschiedlichen Betriebsstrategievarianten	211
7.12	Vergleich der Kapitalwerte unterschiedlicher Betriebsstrategiekombinationen bei Annahme von 5 % und 10 % Kalkulationszins	212
7.13	Weitere Varianten zur Einsparung von Investitionskosten	213
A1.1	Gedankenspiel zum zukünftigen Flexibilitätsbedarf	245
A2.1	Übersicht zu den Komponenten der reflektorischen Regelung	246
A2.2	Übersicht zu den Optionen der reflektorischen Wirkleistungsregelung	247
A2.3	Übersicht der regelbasierten Betriebsstrategien	248
A2.4	Übersicht der individuellen Betriebsstrategien	249

Tabellenverzeichnis

3.1	Vergleich ausgewählter Speichertechnologien für industrielle Micro-grids basierend auf [119] und eigenen Angebots- und Datenblattauswertungen. Alle Zahlen sind Indikatoren und können zwischen verschiedenen Varianten erheblich variieren.	40
4.1	Vergleich der Beispielergebnisse (Hochrechnung auf ein Jahr)	88
6.1	Kenngrößen der unterschiedlichen Leistungsverläufe	137
6.2	Wahl der Verschiebungsdauer (für Firma A)	148
6.3	Gütemaßvergleich der Prädiktionsverfahren	167
6.4	Vergleich der Spitzenprädiktionsverfahren (Prädiktion um 7:00 Uhr)	188
6.5	Vergleich der relative Zielerreichung von MPC-K1 mit unterschiedlichen Prädiktionsverfahren	190
7.1	Einflussparameter für die Wirtschaftlichkeitsbetrachtung	200
7.2	Einschätzung der unterschiedlichen Betriebsstrategien	215