Projektarbeit: Betriebsstrategien für PV-Speichersysteme im Vergleich

Bernhard Siegel,
Joseph Bergner

22. September 2015

Hochschule für Technik und Wirtschaft Berlin
University of Applied Sciences

Fachbereich 1
Master: Regenerative Energien

Betreuung durch:
Johannes Weniger (M.Sc.)

Inhaltsverzeichnis

1 Einleitung **3**

2 Betriebsstrategien in der Literatur **4**
2.1 Delayed Charging/feed-in damping (Williams et al.) 5
2.2 Feed-in chopping (Zeh und Witzmann) 7
2.3 Spitzenkappung mit PI-Regler (Moshövel et al.) 8
2.4 Dynamische Einspeisebegrenzung (Weniger et al.) 10
2.5 Kaskadenregelung (von Appen et al.) 12

3 Datengrundlage und Rahmenbedingungen **15**
3.1 Bewertungsgrößen 15
3.2 Einstellung des PI-Regler (Moshövel et al.) 16

4 Ergebnisse und Diskussion **19**

5 Zusammenfassung und Fazit **22**

Literaturverzeichnis **23**

1 Einleitung

Diese Arbeit wurde im Rahmen eines Projektmodules im Masterstudiengang Regenerative Energien an der HTW Berlin durchgeführt. Sie entstand in enger Zusammenarbeit mit dem Forschungsteam *pv-speicher* und soll durch Simulationsrechnungen unterschiedliche Betriebsstrategien für PV-Speichersysteme vergleichen.

Seit dem die Erzeugungskosten der PV auch in Deutschland deutlich unter die Kosten des Netzbezugs gefallen sind, ist es ökonomisch vorteilhaft, sich zu einem großen Anteil mit Solarstrom selbst zu versorgen. Aufgrund der begrenzten zeitlichen Überlagerung von Last und PV-Erzeugung ist dies mit reinen PV-Systemen jedoch limitiert. Um einen deutlich größeren Anteil an der Eigenversorgung zu erzielen und damit die Energiekosten zu senken, ist es zielführend über PV-Speichersysteme als Standardkomponente im Haushalt im Eigenversorgungszeitalter nachzudenken Weniger et al. [2014c]. Dies gilt besonders vor dem Hintergrund der sinkenden Speichersystem- und steigenden Stromkosten Weniger et al. [2014c] [Kairies et al., 2015, S.55]. Es erscheint jedoch angesichts der Herausforderung zur Vermeidung der Klimakatastrophe und der politisch eingeläuteten Energiewende auch durchaus hilfreich, um einen hohen PV-Anteil an der gesamten Energieversorgung zu erreichen [Weniger et al., 2015b, S.15].

Für den privaten Betrieb von PV-Anlagen ergibt sich zunächst das Interesse an einer erhöhten Eigenversorgung. Hierbei spielt vor allem der Preisunterschied zwischen aus dem Stromnetz bezogenem und selbst erzeugter Energie eine Rolle. Daraus leitet sich die einfachste Betriebsstrategie für PV-Speichersysteme ab: Der Speicher wird sofort beladen, sobald die Erzeugung den Verbrauch übersteigt.

Kann sich das PV-Speichersystem als Standardkomponente im Haushalt etablieren, wie beispielsweise der energiesparende Kühlschrank, leiten sich jedoch auch andere Anforderungen für den Betrieb im lokalen Stromnetz ab. Aus der starken tageszeitlichen Korrelation und Gleichzeitigkeit der PV-Erzeugung ergibt sich, dass es zur Mittagszeit zu deutlichen Einspeisespitzen kommt. Damit diese nicht zu einer Überlastung des Stromnetzes führen, ist der Einsatz von „intelligenten“ Betriebsstrategien für PV-Speichersysteme notwendig. Diese können helfen, Einspeisemaxima auf ein verträgliches Maß zu reduzieren. Somit gilt es auch noch ein zweites Ziel zu verfolgen; die Produktionsspitzen der PV-Anlagen zu „kappen“, um das Netz nicht so stark zu belasten und die Versorgungsqualität nicht zu beeinträchtigen. Für die „intelligenten“ Betriebsstrategien gibt es unterschiedliche Herangehensweisen, die im folgenden untersucht werden sollen.

2 Betriebsstrategien in der Literatur

Der Bedarf an „intelligenten“ Betriebsstrategien für PV-Speichersysteme im Haushaltsbereich wurde in der Fachwelt bereits erkannt und es wurden unterschiedliche Konzepte entwickelt, die die Stromnetze vor Überlastungen schützen sollen [Sterner et al., 2015, S.13] [Weniger et al., 2015b, S.51]. In dieser Arbeit sollen einige Beispiele ausgehend von einer einheitlichen Datenlage verglichen werden. Die verschiedenen Varianten lassen sich wie folgt kategorisieren:

(0) Direkte Ladung, sobald PV-Überschüsse vorhanden.

(i) Ladestrategien zur Neztentlastung (ohne Prognosen).

(ii) Prognosebasierte Ladestrategien.

(iii) Netzgeführte Konzepte

Die in dieser Arbeit simulierten Strategien entstammen allen vier Gruppen. Hierbei liefert die Betriebsstrategie entsprechend Gruppe (0) die Vergleichsgrundlage. Da sie nur auf den Eigenverbrauch optimiert ist, liefert sie das beste Ergebnis für die individuelle Betrachtung. Alle anderen Verfahren versuchen auch die Interessen des Netzbetriebes zu berücksichtigen; eine Verringerung des Autarkiegrades ist somit wahrscheinlich. Wie groß die Abweichungen sind, unterscheidet sich je nach Betriebsstrategie.

Die Verfahren nach Gruppe (ii) stehen zusätzlich vor der Herausforderung, dass eine Prognose immer fehlerbehaftet ist. Neben der verminderten Fähigkeit zur Eigenversorgung können gesteigerte Abregelungsverluste aufgrund der Prognosefehler auftreten. Diese treten auf, wenn die Einspeiseleistung über einem vorgegebenen Wert liegt. Im Erneuerbare Energie Gesetz ist eine Einspeisegrenze von 70 % der installierten PV-Leistung (STC) seit dem Jahr 2012 einzuhalten, wenn die PV-Anlage kleiner als 30 kW ist und nicht am Einspeisemanagement teilnimmt [Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi), 2014, §9]. Im Förderprogramm der Kreditanstalt für Wiederaufbau (KFW), mit dem explizit Speicher gefördert werden, liegt diese Grenze sogar bei 60 % KfW Bankengruppe [2013]. Die direkte Ladung wird von vielen Autoren beschrieben und gilt besonders bei Auslegungsfragen als Referenz. Dieser Speicherbetrieb ist von den Inselsystemen wohl bekannt und soll hier nicht weiter erläutert werden. Betriebsstrategien der Gruppe (i) sind rar gesät, da ihre starren Vorgaben meist zu suboptimalen Ergebnissen führen Williams et al. [2013], [Weniger, 2013, S.85]. Allerdings lassen sich die Betriebsstrategien auch ohne Leistungsprognosen implementieren, weshalb sie in dieser Projektarbeit mit dem „delayed charging“ vertreten sein sollen Williams et al. [2013]. Besonderes Augenmerk dieser Projektarbeit liegt auf den Betriebsstrategien der Gruppe (ii). Oft basieren diese Betriebsstrategien auf einer Optimierung zur Auffindung der optimalen Einspeiseleistung. Sie unterscheiden sich dadurch, wie sie mit eventuellen Prognosefehler umgehen Moshövel et al. [2014], Zeh and Witzmann [2013], Weniger et al. [2014b]. Die letzte untersuchte Variante stellt ein netzgeführtes Konzept dar. Diese Betriebsstrategien zeichnen sich dadurch aus, dass sich die Batterieladeleistung und die Blindleistungsbereitstellung an Netzkenngrößen orientiert von Appen et al. [2014]. Eine

Tabelle 1: Simulierte Betriebsstrategien

Gruppe	Ladestrategie	Autor(en)
0	Eigenversorgungsoptimiert	/
(i)	delayed charging/feed-in damping	Williams et al. Williams et al. [2013]
(ii)	feed-in chopping	Zeh und Witzmann Zeh and Witzmann [2013]
(ii)	Spitzenkappung (PI-Regler)	Moshövel et al. Moshövel et al. [2014]
(ii)	dynamische Einspeisebegrenzung	Weniger et al. Weniger et al. [2014b]
(iii)	Kaskadenregelung	von Appen et al. von Appen et al. [2014]

Übersicht über die simulierten Betriebsstrategien und der zugehörigen Gruppen findet sich in Tabelle 1.

Im Folgenden werden alle modellierten und simulierten Betriebsstrategien detailliert vorgestellt. Dabei wird auf die spezifischen Besonderheiten eingegangen, um die Stärken und Schwächen der Betriebsstrategien herauszuarbeiten.

2.1 Delayed Charging/feed-in damping (Williams et al.)

Williams et al. vom Zentrum für Zentrum für Sonnenenergie- und Wasserstoff-Forschung Baden-Württemberg (ZSW) schildern eine einfache Betriebsstrategie, die ohne Prognosen auskommt Williams et al. [2013]. Der Ansatz beruht darauf, dass die Batterie immer in einem festgelegten Zeitfenster geladen wird, wenn die produzierte PV-Leistung die geforderte Last übersteigt. Um einen netzdienlichen Betrieb zu ermöglichen, wird der Ladevorgang auf ein festgelegtes Zeitfenster verschoben (zwischen 9:00 Uhr und 15:00 Uhr). Durch eine zeitgesteuerte Ladung sollen die Mittagsspitzen gedämpft werden. Die maximale Ladeleistung wird begrenzt, indem sie entsprechend der verbleibenden Zeit im Zeitfenster skaliert wird: So ist im bei ausreichendem Dargebot zur Tagesmitte (12:00 Uhr) ein Ladezustand (SOC - State of Charge) von 50 % erreicht und am Ende des Zeitfensters (15:00 Uhr) ist die Batterie vollständig geladen. Eine Ausnahme dieser Begrenzung ist der Fall der Abregelung: Droht eine Netzeinspeisung von über der 60 % der installierten Leistung, so wird die Batterie mit zusätzlicher Leistung geladen, auch wenn dies nach der zeitgesteuerten Ladestrategie nicht vorgesehen war.

Ein typischer Tagesverlauf für einen sonnenreichen Tag ist in Abb. 1 dargestellt. Wie am Ladezustand im oberen Teil der Grafik zu sehen ist, wird die Batterieladung linear verzögert. Im Unteren Teil der Grafik zeigt die gelbe Fläche die Last, die zeitgleich mit der PV-Erzeugung genutzt werden kann an. In Grün ist die Batterieleistung dargestellt. Die Batterieladung ist durch positive und Batterieentladung mit negativen Werten gekennzeichnet. Mit grauer Farbe ist der Austausch mit dem Netz abgebildet, wobei negative Werte den Netzbezug und positive Werte die Einspeisung darstellen.

Der Beginn der Batterieladung ist zwischen Mai und September auf um 9:00 Uhr gelegt und soll um 15:00 Uhr beendet sein Williams et al. [2013]. Wie man an der erhöhten Last gegen 13:00 Uhr sehen kann, findet keine Dämpfung der Lastfluktuation durch die Batterie statt, dies führt verglichen mit anderen Betriebsstrategien zu mehr Fluktuationen in

der Einspeisung. Auch das harte Ein- und Ausschalten der Batterie zu festgelegten Zeiten kann bei Einsatz in zahlreichen Systemen zu sehr steilen Leistungsgradienten führen und ist eher negativ zu bewerten.

Ist das solare Dargebot nicht ausreichend für eine lineare Batterieladung, so wird die Batterieleistung derart angepasst, dass die verbleibende Kapazität bis zum Erreichen der Endzeit t_{ende} des Zeitfensters geladen werden kann:

$$P_{\text{bc}}(t) = \frac{(soc_{\max} - soc(t)) \cdot C_{\text{N}}}{t_{\text{ende}} - t} \tag{1}$$

Da die Betriebsstrategie von Williams et al. nur sehr rudimentär beschrieben ist, wurde Folgendes angenommen: Ist die Batterie bis zum Erreichen der Endzeit noch nicht vollständig geladen, so wird die Batterie mit der residualen Erzeugung eigenversorgungsoptimiert geladen. Die Entladung der Batterie erfolgt, wie bei allen betrachteten Betriebsstragien, der residualen Last folgend. Im Winterhalbjahr, zwischen September und Mai, wurde der Zeitraum der Batterieladung zwischen 07:00 und 13:00 Uhr gelegt.

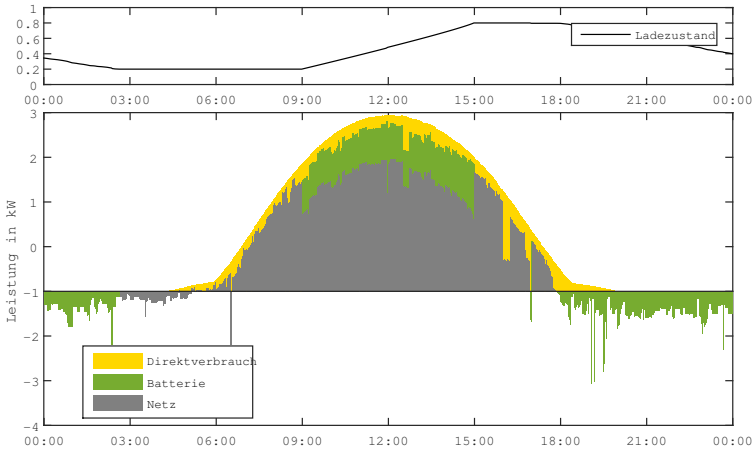


Abbildung 1: Tagesverlauf bei zeitgesteuertem Batterieverhalten

An bewölkten Tagen kann die lineare Verzögerung dazu führen, dass die Batterie nicht vollständig geladen wird, obwohl dies mit einer frühzeitigen Ladung möglich gewesen wäre. Dies tritt beispielsweise auf, wenn der Vormittag sonnig, der Nachmittag jedoch wolkig ist. Sollte PV-Energie abgeregelt werden, könnte dies durch die Vergrößerung des Ladezeitraums unterbunden werden. Die Einteilung nach Halbjahren erscheint an dieser Stelle eher grob und willkürlich, zur Weiterentwicklung könnte hier eine Feinabstimmung hilfreich sein. In ihren Grundsätzen ist diese Betriebsstrategie identisch mit dem „Feed-in-Damping"von Zeh und Witzmann Zeh and Witzmann [2013]. Allerdings verwenden Zeh und Witzmann für dies Betriebsstrategie einen „grobe Leistungsvorhersage“ und verteilen den Zeitraum der Ladung über den gesamten Tag. Hierbei besteht die Gefahr, dass die Batterie in den seltensten Fällen vollständig geladen wird. Wie die Diskussion

der Prognosen in [Bergner, 2014, S.64] zeigt, ist es auch denkbar, die Betriebsstrategie der festen Einspeisebegrenzung (in der Arbeit „A“) mit einer Zeitsteuerung umzusetzen, wenn der Verlauf der maximalen Erzeugung bekannt ist. Die letztgenannten Ansätze werden im Rahmen der Projektarbeit nicht weiter verfolgt, sollen jedoch eine Anregung für weitere Untersuchungen geben.

2.2 Feed-in chopping (Zeh und Witzmann)

Ein weiterer Ansatz zum Betrieb eines PV-Speichersystems ist die dynamische Einspeisegrenze. Hierbei müssen Prognosen über den Lastverlauf und die erwartete PV-Produktion zum Einsatz kommen. Zeh und Witzmann generieren aus den Verbrauchsdaten (eingeteilt in die drei Zeitbereiche Mitternacht-Sonnenaufgang, Sonnenaufgang-Sonnenuntergang und Sonnenuntergang-Mitternacht) der letzten fünf Tage eine Prognose für die nächsten zwei Tage Zeh and Witzmann [2013]. Für die PV-Prognose wurde eine Analyse von typischen Fehlern von Wetterprognosen für niedrige, mittlere und hohe Einstrahlung bemüht. Die entsprechende Streuung wird dann auf der aktuelle Produktion normal verteilt aufmoduliert. Ein solcher Prognosefehler wird immer um den wahren Wert schwanken kann jedoch nicht die Fehler realer Prognosen abbilden (z.B. wird Sonnenschein vorhergesagt und es tritt Nebel auf).

Die als OS-1 benannte Betriebsstrategie (auch feed-in chopping) kommt nur dann zum Einsatz, wenn die prognostizierte Batterieladung mindestens 70 % der zum Sonnenaufgang zur Verfügung stehenden Batteriekapazität erreicht. Andernfalls wird eine „einfache Ladestrategie“ verfolgt. Diese ist allerdings nicht näher beschrieben. Es wird von einer eigenversorgungsoptimierten Betriebsstrategie ausgegangen. Der Wechsel der Betriebsstrategie wird vorgenommen, um an Tagen mit geringer prognostizierter Einstrahlung die volle Funktionalität zur Eigenversorgung zu gewährleisten. Dies kann an Tagen mit großen Prognosefehlern zu hohen Abregelungsverlusten führen.

Aus den Progonosewerten wird zunächst eine feste Einspeisegrenze $p_{\max}$ für den aktuellen Tag iterativ ermittelt. Diese darf die Netzeinspeisegrenze von 60 % nicht überschreiten und soll – unter der Vorgabe einer voll geladenen Batterie zu Sonnenuntergang – minimal werden (das Stromnetz also möglichst stark entlasten). Daraus wird der Verlauf des SOC für den Tag abgeleitet und prognostiziert. Die feste Einspeisegrenze wird nun in der Simulation mit dem Verhältnis von aktuellem SOC zu prognostiziertem SOC skaliert. Dies soll Fehler in der Prognose ausgleichen und eine Anpassung an die konkrete Wetter- und Lastsituation ermöglichen.

$$p_{\max}(t) = \frac{SOC(t-1)}{SOC_f(t)} \cdot p_{\max}(t) \tag{2}$$

Bei der Implementierung der Betriebsstrategie wurde abweichend von der von den Autoren beschriebenen Weise vorgegangen. Da über die Streuung der Prognosequalität je nach Einstrahlungsniveau keine Informationen vorlagen und die Normalverteilung von Fehlern keine realistische Prognose erzeugt, wurde auf einen eigenes Prognosesystem zurückgegriffen (siehe Bergner et al. [2015]). Dieses beinhaltet einen (nur) 15-stündigen

Prognosehorizont, allerdings wird die Prognose alle 15 Minuten aktualisiert. Dabei werden die aktuelle PV-Produktion und der aktuelle Verbrauch einbezogen, sodass sich die Prognose ständig an den Messwerten aktualisiert. Darauf aufbauend kann dann ein Fahrplan für den Ladezustand der Batterie erstellt werden (variable Einspeisegrenze), an dem sich im Laufe des Tages die Regelung orientiert. Um diese veränderten Prognosen in das

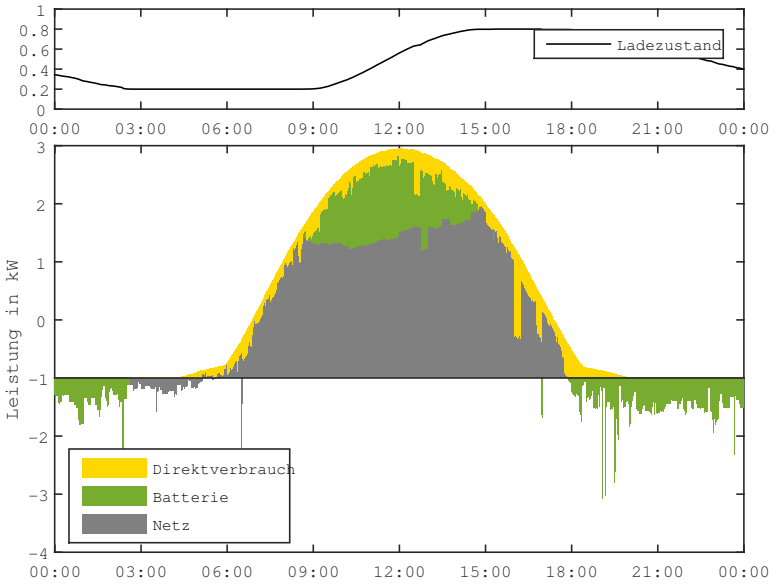


Abbildung 2: Tagesverlauf prognosebasierter variabler Einspeisegrenze in Anlehnung an Zeh und Witzmann

Modell zu integrieren, wurde auf die Entscheidung, ob OS-1 oder die vereinfachte Betriebsstrategie verwendet wird, verzichtet. Der Batteriealgorithmus wird also ganzjährig auf alle Tage angewendet. Der Einfluss dieser abgeänderter Implementierung im Vergleich zum ursprünglich von Zeh und Witzmann erarbeiteten Modell wurde in der Projektarbeit nicht untersucht. Jedoch kann allgemein davon ausgegangen werden, dass durch die Aktualisierung der Prognosen geringere Einbußen im Vergleich zur einmaligen Optimierung zu verzeichnen sind (siehe auch Ergebnis-Diskussion Moshövel). Die sich ergebende über den Tagesverlauf schwankende Einspeisegrenze ist in Abb. 2 zu erkennen. Es ist anzumerken, dass in der Abbildung nicht mehr eindeutig zuordenbar ist, ob die Anpassung (Erhöhung der Einspeisegrenze ab Mittag) aufgrund von SOC-Abweichungen oder aufgrund aktualisierter Prognosen stattfindet, da beides ineinander greift.

2.3 Spitzenkappung mit PI-Regler (Moshövel et al.)

Der Algorithmus, der an der RWTH Aachen entwickelt wurde, wurde erstmalig auf der IRES 2013 vorgestellt und sieht vor, mit sehr einfachen Prognosen (Persistenz) die Kap-

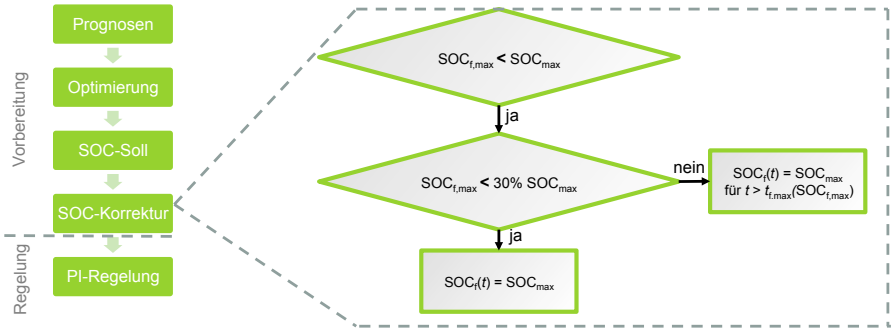


Abbildung 3: Schematische Darstellung des Algorithmus' der RWTH-Aachen

pung der Spitzenleistung zu realisieren. Hierfür wird ein Optimierer benötigt, welcher einen Fahrplan erstellt, und ein Propotional- und Integral-Regler (PI-Regler), der die Prognosefehler ausgleicht Struth et al. [2013]. Zur genauen Umsetzung und Datengrundlage ist in dem Konferenzbeitrag wenig zu finden, jedoch wurde der Algorithmus wenig später ausführlicher in Moshövel et al. [2014] untersucht.

In Abb. 3 ist der Algorithmus schematisch skizziert. Die Prognosen werden im Paper aus der gemessenen PV-Leistung des Vortages und der gemessenen Last des gleichen Wochentages gewonnen. Zur Optimierung wurde nur angedeutet, dass ein optimales „powerlimit“ auf Basis der Prognose berechnet werden kann. Im nächsten Schritt wird mit einem Batteriemodell der Verlauf des Ladezustands für jeden Zeitpunkt des kommenden Tages ermittelt, welcher die Basis für die Regelung darstellt. Im Paper ist hier die Rede von einem „Curve-Fitting“ an den „typischen Kurvenverlauf“, womit auch ein abstraktes Batteriemodell gemeint sein könnte.

Als weiterer vorbereitender Schritt muss ermittelt werden, ob der Ladezustand gewisse minimale Kriterien erfüllt. So wird geprüft, ob der maximale vorhergesagte Ladezustand den maximalen Ladezustand erreicht. Ist dies nicht der Fall, dann wird die Ladezustandvorhersage korrigiert. Bei erreichen von mindestens 30 % des maximalen Ladezustands wird der Ladezustand ab dem Zeitpunkt des Erreichens des höchsten prognostizierten Ladezustands auf den maximal möglichen Ladezustand gesetzt. Werden in der Prognose nicht einmal die 30 % des maximalen Ladezustands erreicht, dann wird die gesamte Prognose auf den maximalen Ladezustands gesetzt, was einer Deaktivierung des Reglers gleichkommt [Moshövel et al., 2014, S.4]. Die Anpassungen sind nötig, um eine vollständige Ladung des Speichers bei geringer prognostizierter PV-Leistung sicherzustellen. Es bleibt jedoch unklar, wieso eine Grenze von 30 % gewählt wurde.

Als dritter Schritt wird ein PI-Regler umgesetzt, der den aktuellen Ladezustand auf den Fahrplan des Ladezustands regeln soll. Hierfür wird die Einspeisebegrenzung angehoben, wenn der aktuelle Ladezustand über dem prognostizierten Ladezustand liegt. Ist der aktuelle unterhalb des prognostizierten Ladezustands, so wird die Einspeisebegrenzung herabgesetzt. Zur Einstellung des Reglers sind im Paper keine Informationen vorhanden. Anhand der Darstellungen kann jedoch von einem sehr hartem Reglerverhalten ausgegangen werden [Moshövel et al., 2014, Abb. 5]. Ob dieses harte Regelverhalten

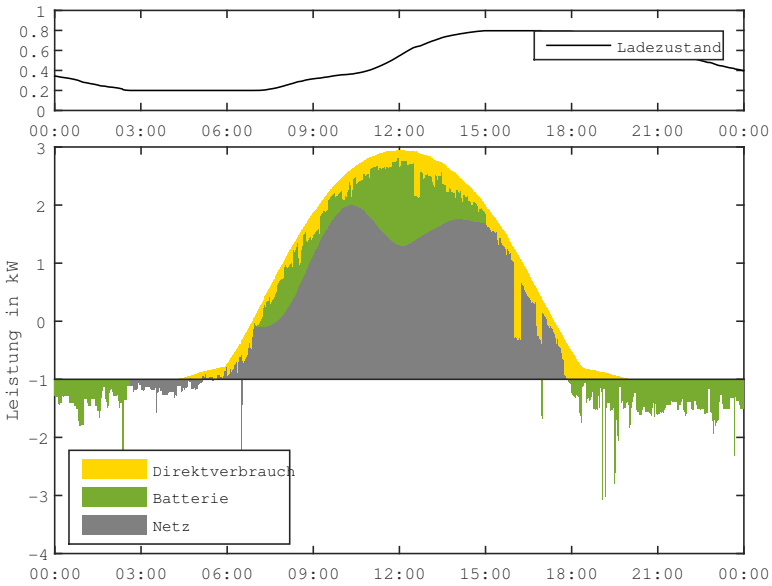


Abbildung 4: Tagesverlauf mit PI-geregelter Einspeisegrenze

zielführend ist, wurde im Paper nicht näher erläutert. Aus diesem Grund soll die Einstellung des PI-Reglers in Abschnitt 3.2 detaillierter untersucht werden. Der Tagesverlauf der Energieflüsse für eine mögliche Reglerkonfiguration ist in Abb. 4 zu sehen. Wie man erkennen kann, ist die Anpassung der Einspeisebegrenzung etwas weicher als in Abb. 2. Allerdings ist aufgrund der schlechten Prognosequalität ein Überschwingen in den Vormittagsstunden nicht zu vermeiden.

2.4 Dynamische Einspeisebegrenzung (Weniger et al.)

Die dynamische Einspeisebegrenzung ist eine von Weniger an der HTW Berlin entwickelte Betriebsstrategie [Weniger, 2013, S.85] (hier noch tagesvariable Einspeisebegrenzung genannt). Sie wurde über mehrere Jahre in zahlreichen Veröffentlichungen detaillierter ausgestaltet und untersucht. Bei der Betriebsstrategie wird über eine lineare Optimierung die Einspeisegrenze so gewählt, dass die Batterie vollständig geladen wird und die maximale Netzeinspeiseleistung möglichst gering bleibt (vgl. Moshövel, Zeh und Witzmann). Der entscheidende Unterschied zu den anderen Ansätzen besteht darin, in welchem Intervall optimiert wird und wie mit Prognosefehlern umgegangen wird.

Das Regelschema ist in Abb. 5 abgebildet. Davon ausgehend, dass für die Optimierung lokal Hard- und Software bereitgestellt werden muss, werden die Optimierungen bei jeder Prognoseaktualisierung erneut durchgeführt. Dies führt dazu, dass Veränderungen in der Prognose direkte Rückwirkungen auf die Optimierung haben. Die lineare Optimierung ist in Bergner [2014] näher beschrieben. Die Ausregelung der Prognosefehler ist messwert-

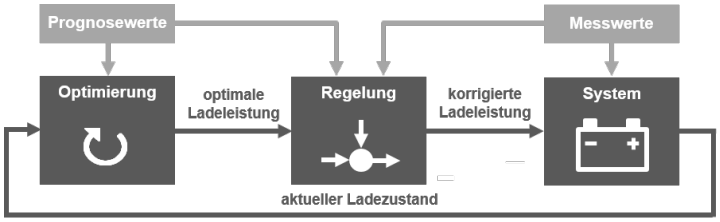


Abbildung 5: Schematische Darstellung des Algorithmus der HTW-Berlin

basiert und kann als Abgleich der prognostizierten Werte (Index f) mit den gemessenen Werten interpretiert werden. Die prognostizierte Batterieladeleistung im aktuellen Zeitschritt wird dabei um die Abweichung der Residualprognose vom Messwert ergänzt und ergibt damit die Batterieladeleistung im aktuellen Zeitschritt Bergner et al. [2014].

$$P_{\mathrm{bc}} = max(0, P_{\mathrm{bc,f}} + (P_{\mathrm{pv}} - P_{\mathrm{load}}) - (P_{\mathrm{pv}} - P_{\mathrm{load}})) \tag{3}$$

Die Entladung der Batterie folgt der Residuallast Bergner et al. [2014]. In Abb. 6 sind die Energieflüsse über der Zeit für ein System, das nach dem an der HTW entwickelten Schema geregelt wird, aufgetragen. Charakteristisch ist die sich mit jeder Optimierung ändernde Einspeisegrenze. Das Optimierungintervall liegt in der Berechnung bei 15 Minuten. Bei einer höheren Frequenz würde ein glatterer Verlauf der Einspeisung resultieren. Nichtsdestotrotz kann mit dieser Regelung ein Peak-shaving nahe dem Optimum gefunden werden.

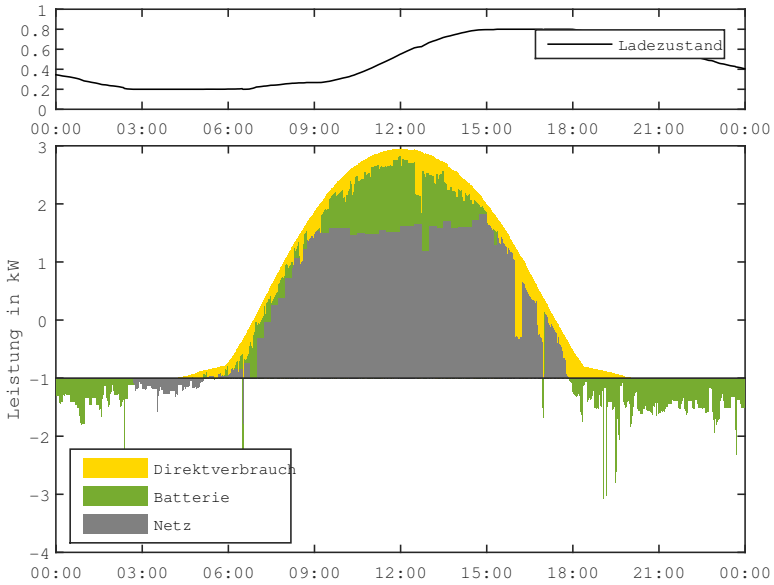


Abbildung 6: Tagesverlauf mit dynamischer Einspeisegrenze nach Weniger et al.

2.5 Kaskadenregelung (von Appen et al.)

Ein weiterer Algorithmus zur netzentlastenden Steuerung von PV-Speichersystemen wurde vom Fraunhofer IWES vorgestellt. Hierbei wurde der Fokus auf die Spannungsreduktion durch die Speicherladung gelegt und verschiedene regelbasierte Kaskaden zur Spannungshaltung simuliert von Appen et al. [2014]. Der Fokus in dieser Arbeit soll auf der letzten vorgestellten Regelung liegen (im Paper: PVBat5). Die Kaskade ist dabei wie in Abb. 7 aufgebaut.

Solange die Spannung am Netzanschlusspunkt (Point of Common Coupling - PCC) unter einem Schwellwert liegt, wird die Batterie erst über einer festen Einspeiseleistung geladen (vgl. Weniger, Zeh und Moshövel). Zusätzlich liefert die PV-Anlage Blindleistung entsprechend der Spannungshöhe (1.). Übersteigt die Spannung das Limit, dann wird die Batterieladung auf die volle Überschussleistung ausgedehnt, sodass der Generator weniger Wirkleistung einspeist (2.). Kann die Spannung dennoch nicht reduziert werden, sondern übersteigt sogar die zulässigen 1.03 p.u. als maximale Spannungsgrenze im Niederspannungsnetz nach VDE-AR-N 4105, dann kommt eine Reihe weiterer Massnahmen zum tragen. Vorerst stellt auch die Batterie Blindleistung bereit, um die Spannung wieder zu reduzieren (3.). Ist dies noch nicht ausreichend, nimmt die Batterie die maximal mögliche PV-Leistung auf und die Last wird aus dem Netz gedeckt (4.). Sollte es noch Einspeisung geben, so wird im letzten Schritt PV-Leistung abgeregelt um das Netz zu entlasten von Appen et al. [2014].

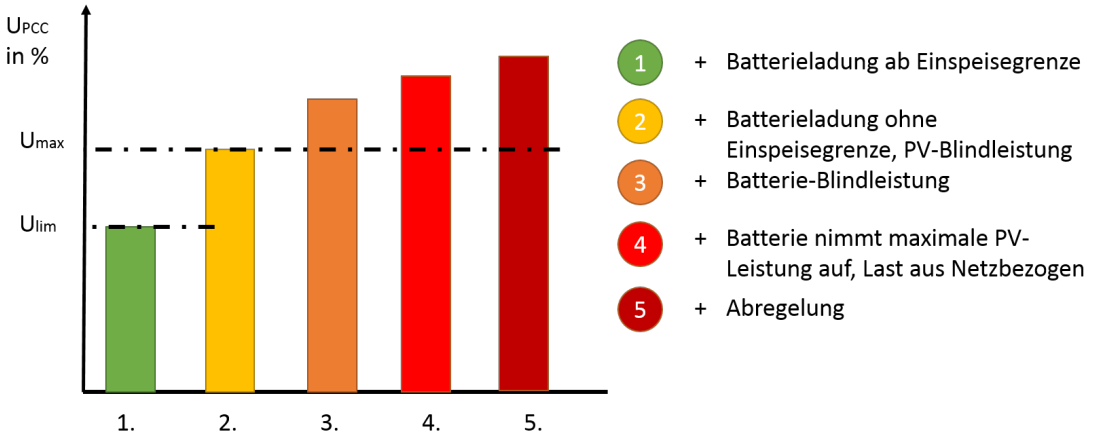


Abbildung 7: Schematische Darstellung des Algorithmus des Fraunhofer IWES

Um dieses Regelschema realitätsgetreu abzubilden, müsste es in ein dynamisches Gleichungssystem überführt und in die Netzsimulation eingebunden werden. Dies ist im Rahmen dieser Projektarbeit jedoch nicht realisierbar. Die Netzberechnung wird daher über ein konzentriertes Netzmodell vereinfacht und die Kaskadenstufe über die mehrfache Berechnung ermittelt. Wie in Abb. 8 dargestellt, bildet das konzentrierte Modell den gesamten Netzstrang in einem Knoten ab. Am Knoten sind eine beliebige Anzahl an Einspeisern angeschlossen. Das Modell ist eine Vereinfachung, die es ermöglicht, gene-

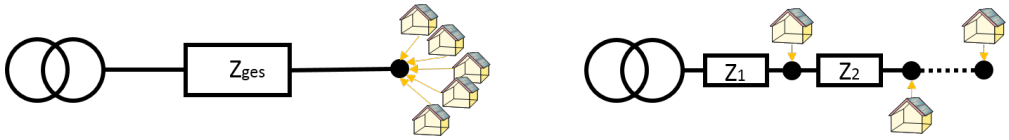


Abbildung 8: Schematische Darstellung des konzentrieten Netzmodells im Vergleich zur Netzsimulation einer Stichleitung

relle technische Zusammenhänge darzustellen, eine Netzsimulation jedoch nicht ersetzen kann [Bucher, 2014, S.65]. Allerdings ist festzustellen, dass es für die besonders kritischen Stichleitungen sehr ähnliche bis identische Ergebnisse liefert [Bucher, 2014, S.85ff], was für diese Projektarbeit als ausreichend genau gewertet wird.
Die Berechnung der Spannungslevel in p.u. ergibt sich zu:

$$U_{\text{pcc}} = 1 + \frac{(P \cdot R + Q \cdot X)}{400\text{V}^2} \tag{4}$$

In der Projektarbeit wird die Netzimpedanz Z_{ges} bei angenommenen 500 m Leitungslänge mit $0,208\ \Omega/\text{km}$ reaktiven und $0,08\ \Omega/\text{km}$ kapazitivem Anteil berechnet. Die Anzahl der Einspeiser wurde auf 19 festgelegt, gerade so, dass bei einer Einspeisegrenze von 50 % ein Spannungshub von 1.03 p.u. erreicht wird. Da im Paper nicht hinreichend genau erklärt wurde, wie die spannungsgeführte Blindleistungsbereitstellung zu realisieren ist, wurde diese wie folgt umgesetzt und auf die minimale und maximale induktive Blindleistungsabgabe begrenzt.

$$Q(t) = \frac{U_{\text{pcc}}(t) - U_{\text{lim}}}{U_{\text{max}} - U_{\text{lim}}} \cdot Q_{\text{max}} \tag{5}$$

Die Blindleistungskennlinie ist in Abb. 9 in Abhängigkeit von der Spannung zu sehen. Mit steigender Spannung wird ab der Grenzspannung U_{lim} die angebotene Blindleistung immer weiter erhöht, bis sie bei einer Spannung von 1.03 p.u. ihr Maximum erreicht. Auch für die Abregelung mussten Annahmen getroffen werden. Die maximale Einspeiseleistung wurde dabei so gewählt, dass im Beispielnetz bei voll ausgefahrener Blindleistung keine Spannungsbandverletzungen auftreten. Im Beispielnetz ist dies 0.6 kW pro kW_p.

Es fällt auf, dass sich zahlreiche Größen auf die Spannung beziehen und diese beeinflussen. Diese Ungenauigkeit wurde in dieser Arbeit vernachlässigt, so dass die Größen nacheinander mit der sich ergebenden Spannung ermittelt wurden ($Q_{\text{pv}} \rightarrow U_{\text{pcc}} \rightarrow P_{\text{b}} \rightarrow U_{\text{pcc}} \rightarrow Q_{\text{b}} \rightarrow U_{\text{pcc}} \rightarrow$ Abregelung $\rightarrow U_{\text{pcc}}$). An dieser Stelle sei angemerkt, dass diese Betriebsstrategie nicht im Ergebnisteil diskutiert und mit den anderen Strategien verglichen wird. Dies liegt an folgenden Punkten:

- Als Zielgröße der Kaskadenregelung gilt die Einhaltung der Netzspannung, die bei den anderen Betriebsstrategien nur indirekt über die Wirkleistungsreduzierung (Peak-Shaving) auftaucht. Hierfür wird im von Appen et al. vorgestellten Algorithmus auch die Blindleistung beeinflusst, was durchaus zielführend ist, aber in

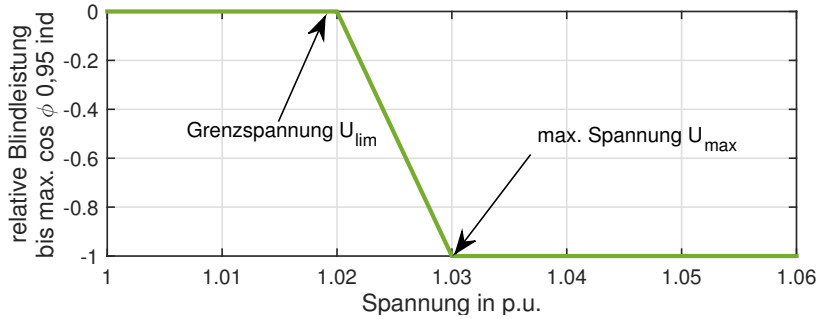


Abbildung 9: Blindleistungskennlinie in Abhängigkeit der Spannung

den anderen Algorithmen bisher keine Beachtung fand. Somit würde man bei einer Bewertung über eine Netzsimulation ungleiche Voraussetzungen miteinander vergleichen.

- Die dargestellte Regelung und das Simulationsdesign verfügen über eine Schwachstelle bezüglich der Wirksamkeit. Für das Erreichen einer höheren Kaskadenstufe ist ein erhöhter Spannungsschwellwert notwendig. Dieser wird entweder erreicht bevor die Einspeisegrenze (50 %) erreicht wird oder wenn die Wirkleistungseinspeisung diese Einspeisegrenze übersteigt. Wird der erste Fall angenommen, dann wird die Batterie vollständig geladen ohne die Einspeisegrenze zu berücksichtigen. Im zweiten Fall wird die Batterie vollständig geladen, ohne dass die anderen Kaskadenstufen zum Einsatz kommen, da sich die Spannung nach Beginn der Ladung nicht mehr erhöht, wenn alle Systeme im konzentrierten Knoten ein identisches Verhalten aufweisen. Dieses Problem ist im Besonderen durch das Simulationsdesign (konzentrierter Knoten) gegeben. Es kann allerdings nicht ausgeschlossen werden, dass in einem komplexeren Netz spezifische Systeme immer nur eines der beiden Verhalten aufweisen. Dies hätte zum einen zur Folge, dass Systeme des ersten Falles besonders schnell geladen werden und somit nur noch bedingt spannungshaltend wirken können. Zum anderen vernachlässigen Systeme des zweiten Falles die Eigenversorgung, da nur an wenigen Tagen im Jahr genug Leistung oberhalb der 50% bereitgestellt wird, um die Batterie vollständig zu laden von Appen et al. [2014][Weniger, 2013, S.85].

Der Ansatz der Kaskadenregelung klingt vielversprechend, da er ein Problem der PV-Einspeisung direkt adressiert. Unter Umständen kann es zielführend sein, die Wahl der maximalen Einspeiseleistung an eine Betriebsstrategie der Gruppe (ii) zu koppeln, um somit höhere Autarkiegrade zu ermöglichen.

3 Datengrundlage und Rahmenbedingungen

Um die verschiedenen Betriebsstrategien miteinander vergleichen zu können, wurden sie alle mit den selben Eingangsdaten simuliert. Dies ist ein Datensatz, der sich aus einminütigen Leistungsmittelwerten für die Last und der PV-Erzeugung im Zeitraum von einem Jahr zusammensetzt.

Das Lastprofil basiert auf realen Messdaten des IZES und der TU Wien. Dabei lagen die Daten des IZES als 15-Minuten-Leistungsmittelwerte für ein Jahr sowie ein Pool von sekündlichen Lastprofilen aus der Messkampagne ADRES vor. Für die Verschneidung wurden 15-Minuten-Leistungsmittelwerte mit energieäquivalenten 15-Minuten-Zeitscheiben aus dem sekündlichen Pool ersetzt. Der Algorithmus ist näher in Weniger et al. [2015a] beschrieben. Durch die Synthethisierung lassen sich sehr dynamische Profile erzeugen, die im Mittel das reale Lastverhalten eines Haushalt gut abbilden. Aus einem Pool von 74 Lastprofilen wurde ein Lastprofil ausgewählt, welches den mittleren Kenngrößen nach Tjaden et al. [2014] entspricht. Der Jahresstromverbrauch liegt bei 5009 kWh/a.

Für die PV-Produktion wurden Einstrahlungsdaten vom Deutschen Wetterdienst verwendet (Standort Lindenberg, Messjahr 2013). Die Jahressumme der erzeugten Energie ist dabei 1004 $\mathrm{kWh/kW_p}$. Dabei wurde eine PV-Anlage mit einer Nennleistung von 5 kW angenommen. Das PV- und Batteriemodell entspricht den in zahlreichen Veröffentlichungen der HTW Berlin üblichen Modellen. Beispielsweise zu finden in Tjaden et al. [2014]. Die Batteriekapazität wurde auf 5 kWh festgelegt, die Leistungsgrenze des Batteriewechselrichters auf 5 kW. Für die Simulation wurde eine maximale Einspeiseleistung von 60 % der installierten PV-Leistung angenommen.

3.1 Bewertungsgrößen

Um die unterschiedlichen Betriebsstrategien vergleichen zu können, werden verschiedene Bewertungsgrößen eingeführt. Die wohl wichtigste ist der Autarkiegrad a, der beschreibt, zu welchem Anteil der Energiebedarf aus der erzeugenden PV-Anlage gedeckt werden kann. Hierzu wird der Direktverbrauch E_{dir}, welcher zeitgleich mit der PV-Erzeugung verbraucht wird, und die Batterieentladung E_{bd} auf die Last E_{load} bezogen.

$$a = \frac{E_{\mathrm{dir}} + E_{\mathrm{bd}}}{E_{\mathrm{load}}} \tag{6}$$

Der Autarkiegrad kann mit der Vermeidung von Energiebezug aus dem Netz assoziiert werden. Dies bedeutet bei Strombezugskosten über den Erzeugungskosten, dass ein hoher Autarkiegrad zur Vermeidung von Energiekosten führt und somit wirtschaftlich vorteilhaft ist. Wird eine maximale Einspeiseleistung vorgegeben, kann unter Umständen nicht sämtliche abgegebene Energie des PV-Generators eingespeist werden. Bezieht man den Teil der abgeregelten, ungenutzten Energie E_{ct} auf die gesamte PV-Energie E_{pv}, dann ergeben sich die prozentualen Abregelungsverluste l.

$$l = \frac{E_{\mathrm{ct}}}{E_{\mathrm{pv}}} \tag{7}$$

Die Abregelungsverluste lassen sich direkt als ökonomische Verluste interpretieren und sollten so gering wie möglich gehalten werden. Ferner sollte bei der Bewertung die Netzeinspeisung berücksichtigt werden. Hierbei ist zum einen die maximal eingespeiste Leistung von Relevanz, zum anderen die Fluktuation der Einspeiseleistung. Die Angabe von Fluktuationen oder Leistungsrampen $\dot{p}$ beinhaltet auch das Intervall auf welches es sich bezieht. Um eine einfache Rampenkennzahl r für die Fluktuationen zu gewinnen, soll die Verbesserung zum Referenzfall ohne Batterie angezeigt werden.

$$r = \frac{\int |\dot{p_{\mathrm{gf}}}| dt}{\int |\dot{p^{*}_{\mathrm{gf}}}| dt} \tag{8}$$

Mit der diskreten Leistungsänderung zwischen zwei Zeitschritten:

$$\dot{p} = p(t_1) - p(t_0) \tag{9}$$

Die Rampenkennzahl lässt sich nicht direkt monetär interpretieren, gibt jedoch an, inwiefern die sich die PV bedingte Netzregelung reduzieren lässt (beispielsweise am regelbaren Ortsnetztrafo).

3.2 Einstellung des PI-Regler (Moshövel et al.)

Der PI-Regler für die spezifische maximale Netzeinspeiseleistung $p_{\max}$ kann mit folgenden Gleichungen beschrieben werden, wobei e der Regelfehler ist, K_{P} und K_{I} die Reglerparameter sind und t_0 der Zeitpunkt der aktuellsten Optimierung,

$$p_{\max}(t) = \left(K_{\mathrm{P}} \cdot e(t) + K_{\mathrm{I}} \cdot \int_{t_0}^{t} e(\tau) \cdot d\tau\right) \cdot p_{\max}(t-1) \tag{10}$$

$$e(t) = soc_{\mathrm{f}}(t)(t) - soc(t) \tag{11}$$

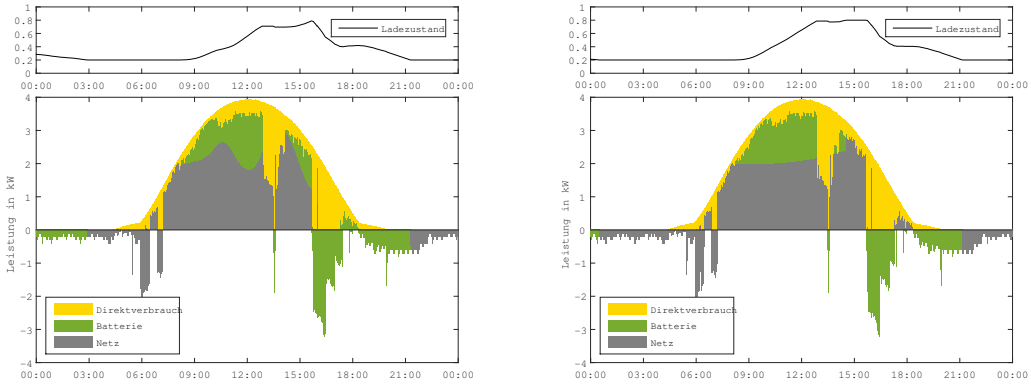
$$K_{\mathrm{I}} = K_{\mathrm{i}} \cdot T_a \tag{12}$$

Die Einstellung des Reglers kann nach verschiedenen Aspekten erfolgen:

- schnelle, genaue Regelung
- Regelung auf gleichmäßige Netzeinspeisung

Bei einer schnellen Regelung (großer Proportionalanteil) besteht die Gefahr, dass der Regler zu Schwingen beginnt (siehe Abb. 10a). Ist die Regelung langsamer, erhält man eine gleichmäßigere Einspeisung, jedoch kann es bei Prognoseabweichungen zu zusätzlichen Abregelungsverlusten oder einem nicht vollständig geladenen Speicher führen (siehe Abb. 10b). Daher erscheint es sinnvoll, für die Reglerauslegung die oben definierten Bewertungsgrößen heranzuziehen.

Aus Abb. 11 wird ersichtlich, dass es für einen hohen Autarkiegrad, geringe Abregelungsverluste und eine geringe Rampenkennzahl vorteilhaft ist, einen negativen Proportionalanteil zu wählen. Ferner wird auch deutlich, dass K_{I} einen kleinen Betrag haben



(a) $K_\mathrm{P} : -0.1, K_\mathrm{I} : -0.0001$

(b) $K_\mathrm{P} : -0.001, K_\mathrm{I} : -0.0001$

Abbildung 10: Zeitlicher Verlauf der Energieflüsse im System bei verschiedener Reglerkonfiguration

sollte, wobei für das Vorzeichen keine eindeutige Aussage getroffen werden kann. Um dem nachzugehen, wird die Untersuchung noch einmal detaillierter für negative Integralanteile (Abb. 12) und positive Integralanteile (Abb. 13) durchgeführt, während der Proportionalanteil stets negativ ist. Dabei ist zu erkennen, dass die Bereiche, in dem die Zielwerte erreicht werden, bei positivem Integralanteil größer sind und auch bei geringerem Proportionalanteil (geringere Schwingung) noch erreicht werden. Ferner kann erahnt werden, dass der Einfluss des Integralanteils eher vernachlässigbar ist, da die besten Ergebnisse mit kleinen Anteilen erreicht werden und die Isolinien sich einem horizontalen Verlauf annähern.

Es kann jedoch geschlussfolgert werden, dass der proportionale Anteil zwischen 0.01 und 0.001 liegen sollte und ein Integralanteil zwischen 0.01 bis 10^{-4} eine sinnvolle Größenordnung ist. Dieser qualitative Zusammenhang ist über eine breite Systemdimensionierung und maximaler Einspeiseleistung gültig, auch wenn sich die absoluten Werte (Autarkiegrad, etc.) verschieben. Für die weitere Arbeit werden K_P mit -0.05 und K_I mit $+0.0001$ angenommen.

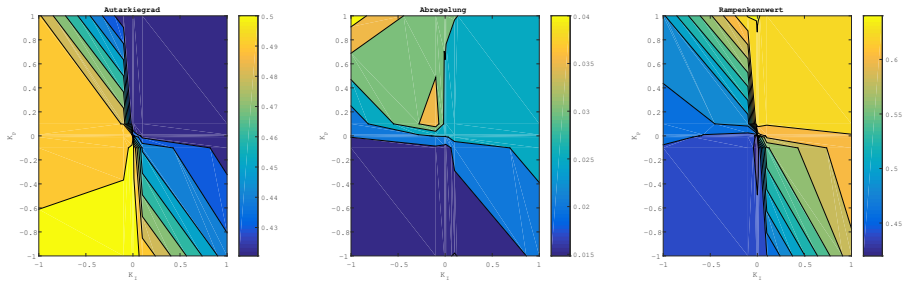


Abbildung 11: Autarkiegrad, Abregelungsverlust und Rampenkennwert in Abhängigkeit der Reglerkonfiguration

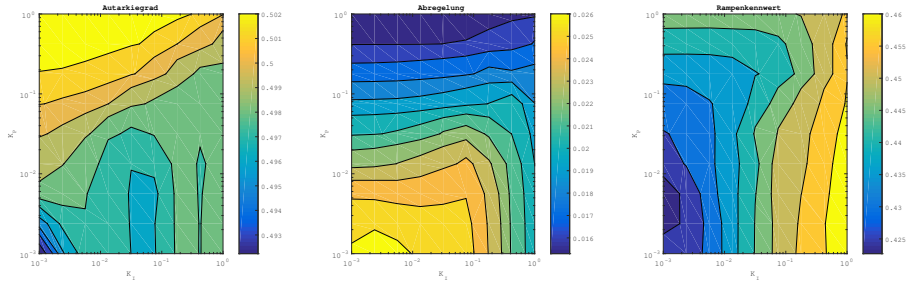


Abbildung 12: Autarkiegrad, Abregelungsverlust und Rampenkennwert in Abhängigkeit der Reglerkonfiguration ($K_\mathbf{P}$ **negativ,** $K_\mathbf{I}$ **negativ**)

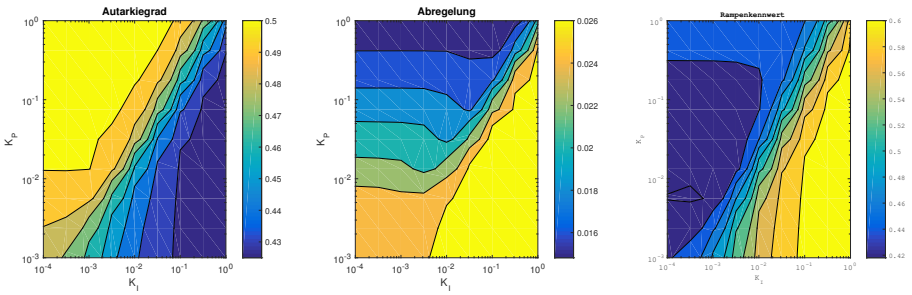


Abbildung 13: Autarkiegrad, Abregelungsverlust und Rampenkennwert in Abhängigkeit der Reglerkonfiguration($K_\mathbf{P}$ **negativ,** $K_\mathbf{I}$ **positiv**)

4 Ergebnisse und Diskussion

Die verschiedenen simulierten Betriebsstrategien können anhand des erreichten Autarkiegrades, der Abregelungsverluste und des Rampenkennwertes verglichen werden (vgl. Abschnitt 3.1). Als Bezug dient die eigenversorgungsoptimierte Betriebsweise, bei der die Batterie immer dann geladen wird, sobald Überschüsse entstehen. Abschnitt 4 und Abb. 14 stellen die errechneten Bewertungsgrößen gegenüber.

Es zeigt sich, dass alle betrachteten Betriebsstrategien einen geringeren Autarkiegrad aufweisen als die Vergleichsstrategie (eigenversorgungsoptimiert, a = 52,40 %). Allerdings unterscheiden sich sowohl die Höhe der Abweichung vom Autarkiegrad, als auch die eingetretenen Abregelungsverluste. Letztere liegen zwischen 86,12 % (Moshövel et al.) und 90,08 % (Zeh und Witzmann) unter dem Vergleichsszenario. Der Autarkiegrad vermindert sich jedoch um 1,49 % (Weniger et al.) bis 3,91 % (Moshövel et al.). Je nach Verhältnis von Strombezugskosten zu Stromgestehungskosten bzw. Einspeisevergütung bedeutet dies unterschiedliche wirtschaftliche Vor- oder Nachteile. Da eine genauere Betrachtung der Wirtschaftlichkeit nicht Teil der Projektarbeit ist, sollen an dieser Stelle die Angaben zum Autarkiegrad und zum Abregelungsverlust, mit Hinweis auf die Berechnung des monetären Gewinns in Bergner et al. [2014] und Weniger et al. [2014a], genügen. Qualitativ ergibt sich folgendes Bild: Die Verwendung von prognosebasierten Betriebsstrategien für PV-Speichersysteme wiegt mit den deutlich reduzierten Abregelungsverlusten die leicht verminderten Erträge aus der Eigenversorgung wieder auf. Die Ergebnisse der Simulation sind in Abb. 14 veranschaulicht. Es zeigt sich, dass die Abweichungen der Betriebsstrategien untereinander gering sind. Der an der HTW Berlin entwickelte Algorithmus erscheint anhand von Autarkiegrad und Abregelungsverlusten als die beste simulierte Betriebsstrategie.

Die Rampenkennzahl ist laut Definition für ein System ohne jegliche Batterie 1. Durch die Verwendung der Batterie ergibt sich als Referenzwert nun 0,466. Dies bedeutet, dass selbst eine eigenversorgungsoptimierte PV-Batterie die Belastung des Stromnetzes verringert. Dies lässt sich anschaulich dadurch erklären, dass für die Zeit der Batterieladung eine schwankende Einspeisung verhindert wird (solange die Erzeugungsleistung nicht die

Tabelle 2: Kennwerte simulierter Betriebsstrategien

Betriebsstrategie	a	+/-	l	+/-	r
Referenz	52,40 %		3,53 %		0,466
Williams et al.	50,4 %	−3,82 %	0,43 %	−87,82 %	0,722
Zeh und Witzmann	51,12 %	−2,44 %	0,35 %	−90,08 %	0,3813
Moshövel et al.	50,35 %	−3,91 %	0,49 %	−86,12 %	0,443
Weniger et al.	51,62 %	−1,49 %	0,39 %	−88,95 %	0,362

a = Autarkiegrad
l = Abregelungsverluste
r = Rampenkennwert, bezogen auf eine Simulation ohne Batteriesystem

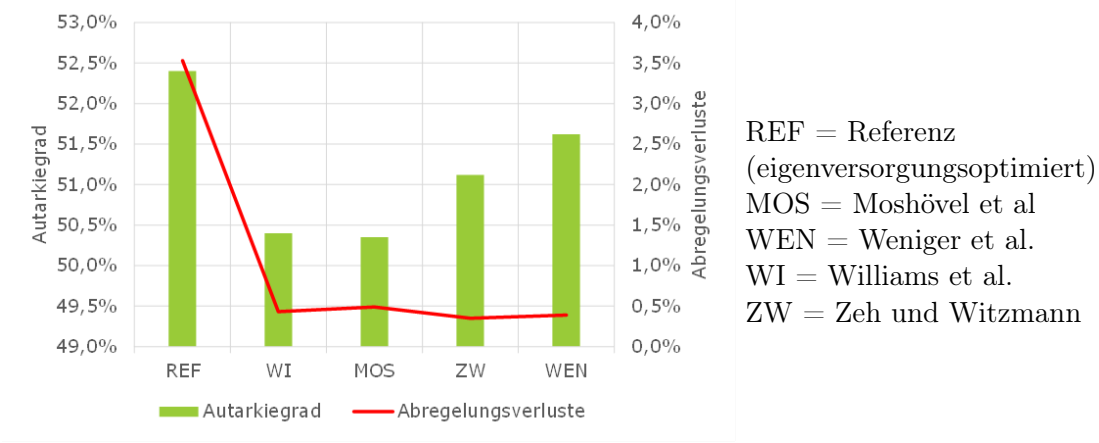


Abbildung 14: Gegenüberstellung von Autarkiegrad und Abregelungsverlusten

Leistungsgrenze des Ladereglers überschreitet). Die zeitgesteuerte Betriebsstrategie führt zu einer Erhöhung des Rampenkennwertes auf 0,752. Dies liegt vermutlich an den sehr starken Einbrüchen der Netzeinspeisung zu Beginn des Ladezyklusses um 9:00 Uhr. Es folgt dann um 15:00 Uhr die Umschaltung auf die vollständige Netzeinspeisung, was mit einem sprunghaften Anstieg der Einspeiseleistung verbunden sein kann. Die prognosebasierten Strategien weisen alle einen geringeren Rampenkennwert als das Referenzszenario auf. Dieser liegt zwischen 0,362 (Weniger et al.) und 0,443 (Moshövel et al.). Hier kommen einerseits die puffernde Wirkung des Batteriespeichers sowie adaptive Regelung zusammen, sodass die Schwankungen der Einspeiseleistung verringert werden können. Es ist zu prüfen, ob die Rampenkennzahl in ihrer jetzigen Definition aussagekräftig ist, da auch kleinste Fluktuationen einen erhöhten Rampenkennwert zur Folge haben, aber für das Energiesystem statistisch und somit irrelevant sind.

Zur Diskussion der Ergebnisse sei zunächst angemerkt, dass die programmierten Modelle nicht immer exakt den von den Autoren entworfenen Betriebsstrategien entsprechen. Dies bedeutet, dass sich einzelne Strategien durchaus anders darstellen können. Die Abweichungen begründen sich zum einen in den nicht immer vollständig offen liegenden Algorithmen der Modelle. Zum anderen erschienen manche Aspekte nicht zweckmäßig. Hier sei zum Beispiel auf die unterschiedlichen Optimierungsintervalle von Zeh und Witzmann hingewiesen: Eine Betriebsstrategie, die nur einmal am Tag die Prognosen aktualisiert, ist natürlich deutlich anfälliger für Prognosefehler als eine, die mehrmals täglich aktualisiert. Dies kann also bedeuten, dass die ermittelten Simulationsergebnisse in diesem Fall besser (höherer Autarkiegrad, niedrigere Abregelungsverluste) sind, als sie es bei einer jeweils täglichen Prognoseaktualisierung wären. Es wäre interessant zu analysieren, wie sich diese Unterschiede in der Prognose auf die Betriebsstrategien auswirken. Eine Gegenüberstellung der Betriebsstrategien jeweils bei perfekter, größtenteils richtiger oder (komplett) falscher Prognose wäre spannend.

Der Ansatz von Williams et al. ist reizvoll, weil hier keine Prognosen benötigt werden. Dies ermöglicht eine sehr einfache Implementierung, der bei der aktuellen Ausgestaltung auch nur eine leicht verringerte Funktionalität gegenübersteht. Für eine zweckmäßigere Umsetzung könnte der zeitgesteuerte Ansatz aufgegriffen werden und an Jahreszeit und Tagesenergieertrag angepasst werden. Des Weiteren könnten steile Rampen durch weiche Zu- und Abschaltvorgänge vermieden werden. Eine Erweiterung um entsprechende Regler würde dem Interesse des Netzbetreibers nach weich verlaufenden Einspeisepeaks entsprechen.

Bei der Betriebsstrategie von Moshövel et al. muss angemerkt werden, dass hier eine Persistenzprognose zum Einsatz kam, wie im Paper beschrieben, dies jedoch defacto eine schlechtere Prognose als die adaptiven Ansätze darstellt. Wendet man die adaptiven Prognosen auf die Betriebsstrategie an und berechnet die Einspeisegrenze jeweils mit der aktuellen Prognose veringert sich der Abstand zu den anderen Betriebsstrategien deutlich (a=$51,2$ %, l=$0,32$ %). Ferner sei darauf hingewiesen, dass die Regelparameter nicht eindeutig gewählt werden können und sich somit eine breite Spannweite möglicher Ergebnisse finden ließe. Die Strategie von Weniger et al. liefert betreffend Autarkiegrad und Abregelungsverluste gute Ergebnisse. Dies ist mit der häufigen Optimierung innerhalb des Algorithmus, aber auch den Aktualisierungen der Prognosen zu erklären. Im Unterschied zu der von Williams et al. vorgeschlagenen, einfacheren Strategie ist dies also mit zusätzlichem Rechen- und damit Anlagenaufwand verbunden. Wird jedoch davon ausgegangen, dass dieser Aufwand vertretbar ist bzw. schon getätigt wurde (Rechenkapazität für die Sicherheit der Batterie, etc.pp.), so liegt sicherlich der hohe Autarkiegrad im Interesse der Anlagenbetreibenden. Ein „Firmware-Update“ des Batteriespeichers kann sich also ggf. direkt positiv ökonomisch auswirken.

5 Zusammenfassung und Fazit

In der vorliegenden Projektarbeit konnten verschiedene Betriebsstrategien für PV-Speichersysteme modelliert und simuliert werden. Ein besonderes Augenmerk lag dabei auf der Modellierung von prognosebasierten Betriebsstrategien. Durch Simulationsrechnung konnte anhand eines repräsentativen Datensatzes nachgewiesen werden, dass der Umgang mit Prognosefehlern nur einen kleinen Unterschied in den Betriebsergebnissen ausmacht. Vielmehr erscheint die Einbindung von Prognosen (vgl. Optimierungsintervall, Art der Prognose) ausschlaggebend für hohe Autarkiegrade und geringe Abregelungsverluste. Hierbei hat sich der Ansatz der HTW Berlin, als der Ansatz mit den besten Ergebnissen darstellen können.

Betriebsstrategien für Solarspeichersysteme können verschiedene Zielsetzungen erreichen. Während die eigenversorgungsoptimierte Betriebsweise den höchsten Autarkiegrad ermöglicht, bieten andere Modelle die Chance, die elektrischen Netze zu entlasten. Es zeigt sich hierbei, dass zusätzlich auch die Abregelungsverluste verringert werden können, was die Wirtschaftlichkeit in Abhängigkeit von der Einspeisevergütung erhöht. Hinzu kommt, dass die Einspeisung ins Stromnetz durch die betrachteten Strategien weniger stark schwanken, als bei der einfachen Betriebsweise, und somit eine höhere Versorgungsqualität ermöglichen. Durch geeignete Wahl der Regelmechanismen kann auf echte Wetterprognosen verzichtet werden; eine ungefähre Abschätzung der zu erwartenden Energieproduktion und des erwarteten Lastgangs reicht, um Abregelungsverluste weitestgehend zu vermeiden und Überschüsse im Batteriesystem zu speichern.

Literaturverzeichnis

Bergner, J. (2014). *Untersuchungen zu prognosebasierten Betriebsstrategien für PV-Speichersysteme*. Bachelorthesis, Hochschule für Technik und Wirtschaft Berlin, Berlin.

Bergner, J., Weniger, J., Tjaden, T., and Quaschning, V. (2014). Feed-in Power Limitation of Grid-Connected PV Battery Systems with Autonomous Forecast-Based Operation Strategies. In *29th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition*, Amsterdam.

Bergner, J., Weniger, J., Tjaden, T., and Quaschning, V. (2015). Verbesserte Netzintegration von PV-Speichersystemen durch Einbindung lokal erstellter PV- und Lastprognosen. In *30. Symposium Photovoltaische Solarenergie*, Bad Staffelstein.

Bucher, C. (2014). *Analysis and simulation of distribution grids with photovoltaics*. PhD thesis, ETH Zürich.

Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi) (2014). Gesetz zur grundlegenden Reform des Erneuerbare-Energien-Gesetzes und zur Änderung weiterer Bestimmungen des Energiewirtschaftsrechts (EEG).

Kairies et al. (2015). Wissenschaftliches Mess-und Evaluierungsprogramm Solarstromspeicher. Jahresbericht, Institut für Stromrichtertechnik und Elektronische Antriebe (ISEA), RWTH Aachen.

KfW Bankengruppe (2013). KfW-Programm Erneuerbare Energien - Speicher. Merkblatt, Kreditanstalt für Wiederaufbau, Frankfurt.

Moshövel, J., Kairies, K.-P., Magnor, D., Leuthold, M., Bost, M., Gährs, S., Szczechowicz, E., Cramer, M., and Sauer, D. U. (2014). Analysis of the maximal possible grid relief from PV-peak-power impacts by using storage systems for increased self-consumption. *Applied Energy*.

Sterner, M., Eckert, F., and Thema, M.and Bauer, F. (2015). 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.

Struth, J., Leuthold, M., Aretz, A., Bost, M., Gährs, S., Cramer, M., Szczechowicz, E., Hirschl, B., Schnettler, A., Sauer, D. U., and Kairies, K.-P. (2013). PV-Benefit: A critical review of the effect of grid integrated pv-storage-systems. In *8th International Renewable Energy Storage Conference and Exibition*, Berlin. Institut für ökologische Wirtschaftsforschung.

Tjaden, T., Weniger, J., Bergner, J., Schnorr, F., and Quaschning, V. (2014). Einfluss des Standorts und des Nutzerverhaltens auf die energetische Bewertung von PV-Speichersystemen. In *29. Symposium Photovoltaische Solarenergie*, Bad Staffelstein.

von Appen, J., Stetz, T., Braun, M., and Schmiegel, A. (2014). Local voltage control strategies for pv storage systems in distribution grids. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 5(2):1002–1009.

Weniger, J. (2013). *Dimensionierung und Netzintegration von PV-Speichersystemen.* Masterthesis, Hochschule für Technik und Wirtschaft Berlin, Berlin.

Weniger, J., Bergner, J., and Quaschning, V. (2014a). Integration of PV power and load forecasts into the operation of residential PV battery systems. In *4th Solar Integration Workshop*, Berlin.

Weniger, J., Bergner, J., Tjaden, T., Kretzer, J., Schnorr, F., and Quaschning, V. (2015a). Einfluss verschiedener Betriebsstrategien auf die Netzeinspeisung räumlich verteilter PV-Speichersysteme. In *30. Symposium Photovoltaische Solarenergie*, Bad Staffelstein.

Weniger, J., Bergner, J., Tjaden, T., and Quaschning, V. (2014b). Bedeutung von prognosebasierten Betriebsstrategien für die Netzintegration von PV-Speichersystemen. In *29. Symposium Photovoltaische Solarenergie*, Bad Staffelstein.

Weniger, J., Bergner, J., Tjaden, T., and Quaschning, V. (2014c). Economics of residential PV battery systems in the self-consumption age. In *29th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition*, Amsterdam.

Weniger, J., Bergner, J., Tjaden, T., and Quaschning, V. (2015b). *Dezentrale Solarstromspeicher für die Energiewende.* Berliner Wissenschafts-Verlag, Berlin, 1. edition.

Williams, C., Binder, J., Danzer, M., Sehnke, F., and Felder, M. (2013). Battery charge control schemes for increased grid compatibility of decentralized pv systems. In *28th European Photovoltaic Solar Energy Conference, 30. Sept. – 4. Oct. 2013*, Paris.

Zeh, A. and Witzmann, R. (2013). Operational strategies for battery storage systems in low-voltage distribution grids to limit the feed-in power of roof-mounted solar power systems. In *8th International Renewable Energy Storage Conference and Exhibition, IRES 2013.*