

Agentenbasierte Modellierung von Lastmanagement im deutschen Stromsektor

Themenbereich (4) Aktive Endkunden-/Prosumerpartizipation

Johannes Kochems¹, Christoph Schimeczek

Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e. V. (DLR), Institut für Vernetzte Energiesysteme, Abteilung Energiesystemanalyse, Curierstraße 4, 70563 Stuttgart, +49 711 6862-8521, johannes.kochems@dlr.de, DLR.de/ve

Kurzfassung:

Lastmanagement kann zum Ausgleich der fluktuierenden erneuerbaren Erzeugung beitragen. Im vorliegenden Beitrag wird ein neuartiger Ansatz zur Modellierung von Lastmanagement im agentenbasierten Strommarktmodell AMIRIS vorgestellt. Lastverzicht wird hierbei durch Zerlegung der Lastkurve in Nachfragesegmente modelliert. Diese Segmente enthalten jeweils eine geplante nachgefragte Menge und einen Preis, der die Zahlungsbereitschaft ausdrückt. Lastverschiebung wird mit dynamischer Programmierung und einer zweidimensionalen Zustandsdefinition aus der aktuellen Verschiebedauer und einem diskretem Energieniveau abgebildet. Die Vorteile des innerhalb der agentenbasierten Simulation verwendeten dynamischen Programmierungsansatzes liegen in seiner Rechenzeiteffizienz sowie der Möglichkeit, unterschiedliche Strategien zur Vermarktung von Lastverschiebungskapazitäten und verschiedene Endkundenpreise abzubilden. Der Ansatz wird zunächst für stilisierte Testfälle angewendet, um seine Grundfunktionalität aufzuzeigen. Darüber hinaus werden eine systemkostenminimierende und eine gewinnmaximierende Strategie für die Vermarktung von Lastverschiebungskapazitäten verglichen. Im Ergebnis zeigt sich, dass die Unterschiede in den Dispatch-Entscheidungen zwischen den Strategien mit zunehmender Portfoliogröße anwachsen. Bei der gewinnmaximierenden Strategie werden häufigere Aktivierungen mit niedrigeren Leistungen angestrebt. Infolgedessen steigen der realisierte Gewinn und die Systemkosten.

Keywords: Lastmanagement, Demand Response, agentenbasierte Modellierung, Strommarktmodellierung, dynamische Programmierung

1 Einleitung

Die Energiewende erfordert eine zunehmende Flexibilität, um Schwankungen durch fluktuierende erneuerbare Erzeugungseinheiten auszugleichen [1, pp. 1-4]. Lastmanagement, auch als „Demand Response“ oder „Demand-Side Management“ bezeichnet, ist eine der Möglichkeiten, diese Flexibilität durch Nachfrageanpassungen zu erreichen [2]. Das grundlegende Konzept ist in den 1970er Jahren in den USA entstanden [3, p. 1, 4, p. 2] und wird daher bereits

¹ Jungautor

seit einiger Zeit untersucht. Im Zeitverlauf wurden mehrere Vorschläge für eine Klassifizierung gemacht, z. B. in [3, 5–8]. Aus Prozesssicht kann zwischen *Lastverzicht* ohne Kompensation des reduzierten Energiebedarfs und *Lastverschiebung*, d. h. einer zeitlichen Verschiebung des Energieverbrauchs, unterschieden werden [9, 10].

In [2] wird eine ausführliche Literaturübersicht über Lastmanagementmodelle gegeben, die in vier Kategorien eingeteilt werden: (1) Tarifmodelle, (2) Elektrizitätssysteme / -märkte, (3) spezifische Endanwendungen und (4) Steuerungsstrategien. Für den vorliegenden Beitrag sind die Kategorien (2) und (3) von Relevanz. Für die Kategorie (3) gibt es einige Studien, die vor allem technisch-ökonomische Potenzialabschätzungen vornehmen, sowohl international [11–14] als auch mit Fokus auf Deutschland [15–18]. Eine Metaanalyse der Abschätzungen für Deutschland wurde in [19] durchgeführt. Einige der ausgewerteten Quellen verwenden fundamentale Strommarktmodelle für die Potenzialabschätzung, z. B. [10, 20, 21]. Ein Vergleich dieser grundlegenden Modellierungsansätze wurde in [22] vorgenommen und wird in diesem Beitrag weitergeführt. Die Kategorie (3) zeichnet sich dadurch aus, dass einzelne Prozesse und Anwendungen sehr viel detaillierter betrachtet werden, wie in [23–26]. In diesem Literaturstrang wird eine mikroökonomische Perspektive eingenommen. [27] gibt einen Überblick über diese häufig gemischt-ganzzahligen Modellansätze.

Obwohl [2] darlegt, dass diese Modellkategorien nicht vollkommen trennscharf sind, gab es bisher nur sehr wenige Arbeiten, die die mikroökonomische Perspektive der Kategorie (3) in einen breiteren Systemkontext der Kategorie (2) integrieren. Agentenbasierte Modellierung (ABM) ermöglicht, die vorliegende Forschungslücke zu schließen und begrenzte Informationen sowie unvollkommene Voraussicht für Akteure einzuführen [28, 29]. Die Autoren aus [30] verwenden ABM, berücksichtigen jedoch nicht hinreichend die zeitlichen Limitationen, die für viele Anwendungsfälle entscheidend sind. Um die vorliegende Forschungslücke zu schließen, wird das agentenbasierte Strommarktmodell AMIRIS [31] um eine Modellierung von Lastverschiebung sowie Lastverzicht erweitert. Dies ermöglicht es, die Auswirkungen politischer Instrumente und Anreize auf das einzelökonomische Lastmanagementpotenzial in zukünftigen Analysen zu untersuchen. Der vorliegende Beitrag konzentriert sich auf den Modellierungsansatz selbst und insbesondere auf Lastverschiebung. In stilisierten Testfällen wird der neue Modellierungsansatz mit existierenden speicheranalogen Lastverschiebungsimplementierungen aus fundamentalen Strommarktmodellen verglichen. Darüber hinaus werden verschiedene Dispatch-Strategien für Lastmanagement implementiert und in einer zweiten Fallstudie verglichen.

Die folgenden Abschnitte sind wie folgt strukturiert: In Abschnitt 2 wird der Modellierungsansatz im Detail beschrieben und mit fundamentalen Modellansätzen verglichen. Abschnitt 3 enthält die Beschreibung und die Ergebnisse für zwei Fallstudien, wobei der Fokus auf der Lastverschiebung liegt. In Abschnitt 4 werden die Ergebnisse und die Grenzen der Methode diskutiert, bevor in Abschnitt 5 ein Fazit gezogen wird.

2 Methode

Das agentenbasierte Strommarktmodell AMIRIS wurde in [31] und [32] beschrieben. Es ermöglicht die Simulation der Dispatch-Entscheidungen einzelner Agenten auf dem deutschen Day-Ahead-Strommarkt. Die Entscheidungen der Agenten werden aus Regeln und Algorithmen abgeleitet, was eine hohe Ausführungsgeschwindigkeit der Simulation ermöglicht. Dabei

bilden mikroökonomische Ziele wie Gewinnmaximierung die Grundlage für die unter Unsicherheit getroffenen Entscheidungen. Im Kern werden die aggregierten Nachfrage- und Angebotskurven geschnitten, um den Markträumungspreis zu ermitteln.

Parameter- und Variablenbezeichnungen		
<i>Mengen</i>		
Z	Menge aller Lastverschiebezustände	
E	Menge aller erlaubten Energiezustände	
T_s	Menge aller erlaubten Verschiebedauern	
<i>Parameter</i>		
t_s^{\max}	maximale Verschiebedauer	h
E^{\uparrow}	Energielimit für Lasterhöhungen	MWh
E^{\downarrow}	Energielimit für Lastreduzierungen	MWh
ΔE_{\max}	maximale erreichbare Unterschied im Energieniveau	MWh
δE	Energieauflösung (MWh pro diskretem Energieschritt)	MWh
δP	Leistungsaflösung (MW pro diskretem Leistungsschritt)	MW
e_{\min}	minimaler Energiezustand	-
e_0	Nullenergiezustand ($E = 0$)	-
e_{\max}	maximaler Energiezustand	-
n_e	Anzahl an Energiezuständen pro Regelrichtung	-
$P_{\min}(t)$	minimale Leistung zum Zeitschritt t	MW
$P_{\max}(t)$	maximale Leistung zum Zeitschritt t	MW
$P_{\max}^{\text{portfolio}}$	maximale zulässige Leistung des Portfolios	MW
$p_{\max}^{\uparrow}(t)$	maximale Anzahl an Leistungsschritten für Lasterhöhungen von Zeitschritt t nach $t + 1$	-
$p_{\max}^{\downarrow}(t)$	maximale Anzahl an Leistungsschritten für Lastreduktionen von Zeitschritt t nach $t + 1$	-
c_{var}	variable Verschiebekosten	€/MWh
<i>Variablen</i>		
$e(t)$	Energiezustand zum Zeitschritt t	-
$t_s(t)$	aktuelle Verschiebedauer zum Zeitschritt t	h
$E(t)$	Energieniveau zum Zeitschritt t	MWh

2.1 Lastverzicht

Lastverzicht wird durch die Einführung einer feineren Auflösung der Nachfragekurve modelliert. Die gesamte Stromnachfrage wird hierfür in kleinere Segmente unterteilt. Die in [37] definierten Nachfragepotenzial-Cluster werden für die Parametrierung herangezogen. Die Granularität ist jedoch im Prinzip beliebig wählbar. Jedem Segment wird ein exogen gegebener Basislastgang der Verbraucher im Segment in stündlicher Auflösung zugeordnet sowie ein fester Wert für den Value of Lost Load (VOLL), der die angenommene Zahlungsbereitschaft der Verbraucher im Segment angibt. Übersteigt der Strompreis diesen Wert, wird die Nachfrage des jeweiligen Segments reduziert, d. h. das jeweilige Lastverzichtspotenzial wird in dem Maße aktiviert, wie es für die Markträumung erforderlich ist. Für die verbleibende, als nicht abschaltbar angenommene Nachfrage wird ein preisunabhängiges Angebot mit der technischen Preisgrenze des Day-Ahead-Marktes (derzeit 3.000 €/MWh [33, p. 5]) platziert. Die Restnachfragezeitreihe ergibt sich aus der Subtraktion der Basislast aller Lastverzichtsegmente von der Gesamtnachfragezeitreihe. Abbildung 1 stellt das Grundprinzip dar.

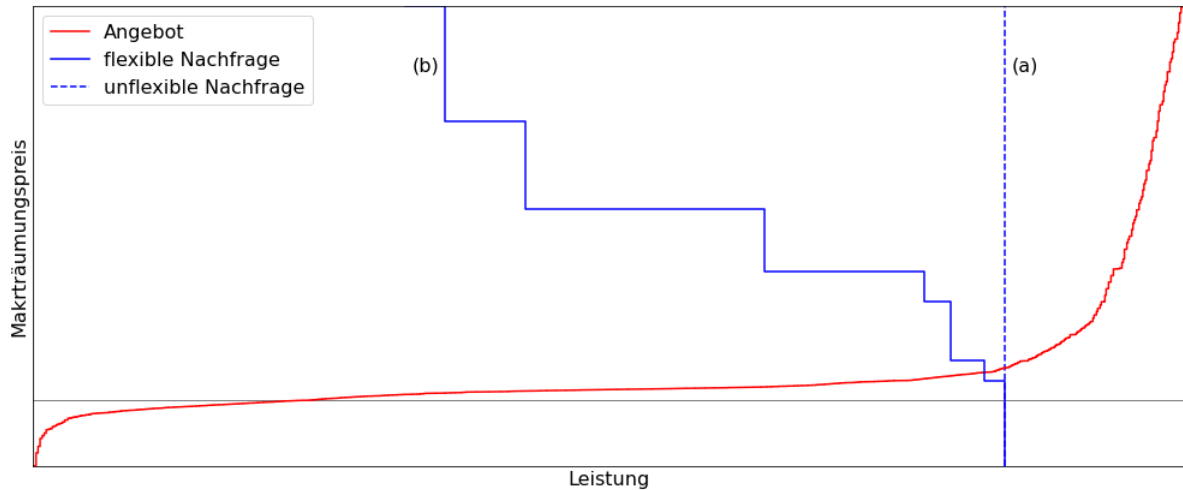


Abbildung 1: (a) Ursprüngliche unflexible Nachfrage; (b) flexible Struktur der Nachfragekurve

2.2 Lastverschiebung

Im Folgenden wird die numerische Implementierung der Lastverschiebungsoptimierung mittels dynamischer Programmierung erläutert und dann auf verschiedene Dispatch-Optimierungsstrategien eingegangen.

2.2.1 Prozessdarstellung

Für die Modellierung der Lastverschiebung bauen wir auf dem Modellierungsansatz für Speicher auf, der in [34, pp. 42-45] beschrieben wurde. Die intertemporalen Entscheidungen der Lastverschiebung werden mittels diskretisierter Zustände und dynamischer Programmierung optimiert, um eine schnelle numerische Lösung zu erreichen. Wir definieren die Lastverschiebungszustände als Tupel aus einer Verschiebedauer t_s , d. h. der Zeit, für die die Last bisher verschoben wurde, und einem diskreten Energieniveau e :

$$Z = \{(t_s, e)\} \forall t_s \in T_s, e \in E \quad (1)$$

mit

$$E = \left\{0, 1, \dots, \left\lfloor \frac{E^\uparrow}{\delta E} \right\rfloor + \left\lfloor \frac{E^\downarrow}{\delta E} \right\rfloor\right\} \quad (2)$$

$$T_s = \{0, 1, \dots, t_s^{\max} - 1\} \quad (3)$$

Die minimalen und maximalen Energiezustände e_{\min} und e_{\max} definieren die Grenzen des Zustandsgitters für die Lastverschiebung. Das Zustandsgitter spannt sich symmetrisch um den Null-Energie-Zustand e_0 auf, d. h. um denjenigen mit einem Energieniveau von 0 (Abbildung 2). Die diskreten Energiezustände $e(t)$ werden realen Energieniveaus $E(t)$ des Lastmanagementportfolios zugeordnet. Negative Energieniveaus entsprechen Energiezuständen, die kleiner sind, und positive Energiezuständen, die größer sind als der Nullenergiezustand e_0 .

$$E(t) = (e(t) - e_0) \cdot \delta E \quad (4)$$

Gewählte Lastverschiebungszustände dürfen weder Energiegrenzen noch Leistungs- oder Zeitgrenzen verletzen. Energie- und Zeitgrenzen sind bereits durch die Definition des Zustandsgitters berücksichtigt. Leistungsgrenzen werden eingehalten, indem der Übergang von einem Energiezustand in einen anderen auf die aktuell verfügbare Lasterhöhungs- oder Lastreduktionskapazität $p_{\max}^{\uparrow}(t)$ bzw. $p_{\max}^{\downarrow}(t)$ begrenzt wird. Die Lasterhöhungs- und Lastreduktionskapazitäten sind als exogen definierte Zeitreihen in stündlicher Auflösung gegeben:

$$p_{\max}^{\downarrow}(t) = \left\lfloor \frac{P(t) - P_{\min}(t)}{\delta P} \right\rfloor \quad (5)$$

$$p_{\max}^{\uparrow}(t) = \left\lfloor \frac{P_{\max}(t) - P(t)}{\delta P} \right\rfloor \quad (6)$$

Bei stündlichen Zeitschritten sind die Zahlenwerte von δP und δE identisch, da in diesem Fall 1 MW Lastverschiebung zu einem 1 MWh Energie-Delta führt. Bei Zustandsübergängen zum Nullenergiezustand e_0 , wird auch die Verschiebungszeit auf Null zurückgesetzt. Übergänge zu anderen Energieniveaus, die das Nullniveau nicht überqueren, erhöhen die Verschiebedauer t_s in jedem Zeitschritt um eins. Wird jedoch das Nullniveau überquert, so handelt es sich hierbei um eine sofortige weitere Lastverschiebung, allerdings in umgekehrter Richtung. Die Verschiebedauer wird dann mit dem Wert 1 neu initialisiert.

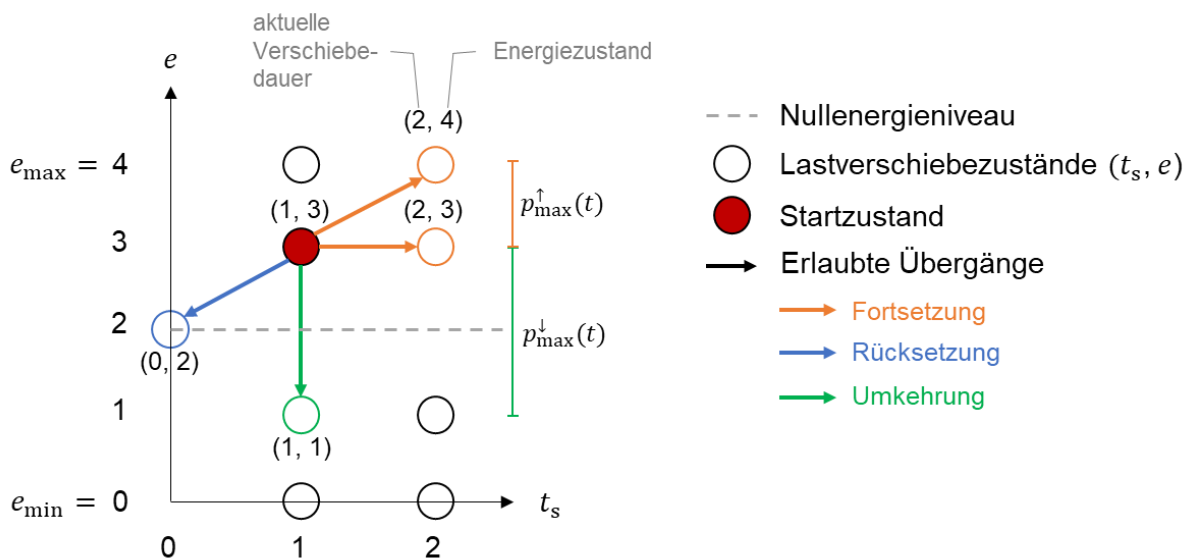


Abbildung 2: Zustandsnetz und erlaubte Übergänge für den exemplarischen Ausgangszustand (1, 3)

Sobald die maximale Verschiebedauer innerhalb des nächsten Übergangs erreicht würde, muss das Energieniveau der Lastverschiebung entweder sein Vorzeichen ändern oder zu e_0 zurückkehren.

$$E(t+1) = 0 \vee \operatorname{sgn}(E(t+1)) = -\operatorname{sgn}(E(t)) \quad \forall t_s \geq t_s^{\max} \quad (7)$$

Für jeden Übergang werden die nächstmöglichen Lastverschiebungszustände ermittelt, indem die Leistungsgrenzen des jeweiligen Schritts überprüft werden. Der Nullenergiezustand e_0 ist immer als Option enthalten, um „Sackgassen“ der dynamischen Programmierung zu vermeiden. Es werden jedoch hohe Strafkosten für erzwungene Rücksetzungen in den Nullenergiezustand, welche die Leistungsgrenzen verletzen würden, eingeführt. Damit werden unzulässige Pfade vermieden.

Interpretiert man eine teilweise Lastverschiebung innerhalb eines Lastmanagementportfolios nicht als „gleichverteilt“ über alle Portfolioeinheiten, sondern als maximale Verschiebung einzelner Einheiten des Portfolios, so ergibt sich die Möglichkeit, die Verschiebedauer über t_s^{\max} hinaus zu verlängern. Hierbei findet eine portfoliointerne Umverteilung der Lastverschiebung auf, bei der ein Teil eines Portfolios in eine Richtung verschoben wird, um frühere Verschiebungen auszugleichen, während der andere Teil in die andere Richtung verschoben wird. Hierdurch kann die aktuelle Verschiebung effektiv verlängert werden. Im vorliegenden Ansatz ist dieses Verhalten so limitiert, dass insgesamt nicht mehr als die gesamte Portfoliokapazität $P_{\max}^{\text{portfolio}}$ auf einmal verschoben wird, da sonst Leistungsgrenzen verletzt würden, wie auch [35] zeigt.

$$2 \cdot |e(t) - e_0| + |e(t+1) - e(t)| \leq P_{\max}^{\text{portfolio}} \quad (8)$$

2.2.2 Strategien

Im vorliegenden Modell können zwei verschiedene Strategien zur Vermarktung der Lastverschiebekapazitäten eingesetzt werden. Die eine zielt auf die Minimierung der Systemkosten ab, während die andere den Gewinn des Portfoliobesitzers maximiert. Letztere erlaubt die Berücksichtigung von Steuern und Abgaben, während die erste nur Systemkosten berücksichtigt.

Dem Agenten, der auf Systemkostenminimierung abzielt, wird eine perfekte Prognose über die Grenzkosten aller anderen Kraftwerke und deren beabsichtigte Gebotsabgabe mitgeteilt. Dies ermöglicht es der Systemkostenminimierungsstrategie, etwaige Änderungen des Markträumungspreises durch zusätzliche oder reduzierte Nachfrage zu berücksichtigen. Darüber hinaus werden auch die variablen Kosten der Lastverschiebung beachtet, da diese ebenfalls zu den Systemkosten beitragen. Um den Dispatch-Fahrplan des Lastverschiebeportfolios zu erstellen wird der Pfad mit den niedrigsten Systemkosten ausgewählt. Am simulierten Day-ahead-Markt wird die Lastverschiebekapazität preisunabhängig angeboten, um die Vermarktung des Portfolios gemäß des optimierten Einsatzfahrplans zu gewährleisten.

Der Agent mit gewinnmaximierender Strategie nutzt ebenfalls eine perfekte Prognose der Gebote anderer Akteure einschließlich deren Ab- (markdowns) oder Aufschläge (markups) auf die Grenzkosten der Kraftwerke. Auf dieser Basis berechnet der Agent mögliche Preisänderungen, die sich aus seiner Dispatch-Entscheidung ergeben. Der Agent ermittelt die erwarteten Erlöse aus dem Angebot von Lastreduktion an der Strombörse. Zur Ermittlung des Gewinns subtrahiert der Agent die variablen Kosten, die zusätzlichen Kosten für Steuern und Abgaben sowie die Kosten für eine assoziierten Lasterhöhung von den erwarteten Erlösen. Hiernach kann dann im Prognoseintervall der profitabelste Einsatzpfad ausgewählt werden. Um den Zuschlag für einen optimierten Fahrplan zu erhalten, bietet der Agent Lastreduktion bzw. -erhöhung am Markt zu einem Preislimit an, das knapp unter bzw. über dem prognostizierten Markträumungspreis liegt.

2.3 Vergleich mit fundamentalen Modellierungsansätzen

Im Folgenden wird der Vergleich fundamentaler Modellierungsansätze für Lastverschiebung aus [22] um einige Kriterien sowie den soeben vorgestellten agentenbasierten Modellierungsansatz erweitert (Tabelle 1). Bei den fundamentalen Modellierungsansätzen liegen bereits einige Unterschiede in der Prozessrepräsentation vor. Für die Verknüpfung von Lasterhöhung

und -reduktion werden unterschiedliche Ansätze verwendet. Zwei der vier Fundamentalansätze berücksichtigen Restriktionen für ein fiktives Speicherniveau der Lastverschiebungen. Drei von vier berücksichtigen kurzfristige und zwei langfristige Energiegrenzen.

Der vorliegende agentenbasierte Ansatz ist der einzige, der einzelwirtschaftliche Kosten und Erlöse sowie eine von der Systemkostenminimierung abweichende einzelwirtschaftliche Gewinnmaximierungsstrategie berücksichtigt. Darüber hinaus werden durch die Anwendung eines dynamischen Programmierungsansatzes mit diskretisierten Zuständen schnellere Lösungszeiten als bei der linearen Programmierung mit kontinuierlichen Variablen erreicht. Der vorliegende Ansatz schneidet in Bezug auf Rechenzeiten sogar besser ab als der aus [21], der wegen fester Verschiebezyklen schneller löst als die anderen fundamentalen Modellierungsansätze. Abstriche werden im vorliegenden Ansatz bei der Granularität der Modellierung von Lastmanagementportfolien zugunsten schnellerer Lösungszeiten gemacht, wie in Fallstudie A gezeigt wird. Der Ansatz berücksichtigt keine langfristigen Limitationen.

Tabelle 1: Vergleich von Lastmanagementmodellierungsansätzen

Art	Modellierungsansatz	Prozessrepräsentation								Lösungscharakteristik		
		Verknüpfung von Lasterhöhung und -reduktion	Speicherlevel(s) für Lastverschiebung	Leistungslimits	Schaltdauer einbezogen	Energielimit(s)	Fixe Verschiebezyklen	Portfoliobetrachtung	Einzelökonomische Kosten und Erlöse	Lösungsmethode	Rechenzeiten	Strategien
Fundamentalansätze	Zerrahn & Schill (2015) DIW [35]	Map		X		(ST)		X		LP	s	Min SC
	Gils (2015) DLR [10]	Sym, Bal	X	X	X	(ST, LT)		X		LP	s	Min SC
	Steurer (2017) IER [20]	Sym		X	X			X		LP	s	Min SC
	Ladwig (2018) TUD [21]	Sym	X	X	X	ST, LT	X	X		LP	s	Min SC
ABM	Kochems & Schimeczek (2021) AMIRIS	En	X	X	(X)	ST		(X)	X	DP	ms	Min SC, Max P

Abkürzungen:

- Map: direkte Verknüpfung von Teilprozessen (Lasterhöhung und -reduktion)
- Sym: symmetrische Nebenbedingungen (je eine für Lasterhöhung und eine für -reduktion)
- Bal: Verwendung von Balancing-Variablen
- En: Berücksichtigung von Zeitrestriktionen für unausgeglichenes Energieniveau
- ST: kurzfristig
- LT: langfristig
- LP: lineare Programmierung
- DP: dynamische Programmierung
- Min SC: Minimierung der Systemkosten
- Max P: Maximierung des Gewinns

2.4 Fallstudie A: Stilisiertes Stromsystem

In Fallstudie A wird ein stilisiertes Stromsystem mit den in Tabelle 2 aufgeführten Parametern analysiert, um das Verhalten und die Limitationen der Lastverschiebungsimplementierung zu untersuchen. Im Ausgangsfall wird eine flache Nachfrage von 100 MW durch die Erzeugungseistung einer generischen, grenzkostenfreien Erzeugungseinheit gedeckt. In der Fallstudie werden nun verschiedene Arten von Nachfrageschwankungen eingeführt und es wird analysiert, wie diese ausgeglichen werden.

Tabelle 2: Parametrisierung des stilisierten Stromsystems

Anlage	Ausgangsfall / Erzeugung	Leistungsgrenzen	Kosten
Kohlekraftwerk	optimiert	0; 1.000 MW	32,5 €/MWh
Generische Erzeugung (fixiert)	100 MW	0; 1.000 MW	0
Shortage	optimiert	0; 1.000 MW	200 €/MWh
Nachfrage	100 MW	-	-
Lastverschiebung	0	0; 200 MW	0,05 €/MWh (Erhöhung) 0,05 €/MWh (Reduktion)

Es werden drei Unterfälle betrachtet: Fall A.1 zeigt das Verhalten bei kurzfristigen, jeweils einständigen Nachfrageschwankungen, Fall A.2 bewertet das Verhalten bei mehrständigen Nachfrageschwankungen. Fall A.3 untersucht je einständige Nachfrageschwankungen, bei denen die Zeiten zwischen den Schwankungen die maximale Verschiebezeit überschreiten. Die Unterfälle und der Einsatz des Lastverschiebungsportfolios sind in Abbildung 3 dargestellt.

In der Abbildung sind auf der primären y-Achse die Abweichungen der Nachfrage von der flachen Nachfrage von 100 MW, die von der generischen Erzeugung gedeckt wird, dargestellt. Diese müssen entweder durch zusätzliche Erzeuger bzw. Überschusserzeugung oder alternativ durch die Aktivierung von Lastverschiebungen ausgeglichen werden. Eine Abregelung der generischen Erzeugung wird nicht berücksichtigt. Lastverschiebung ist als die günstigste Flexibilitätsoption parametrisiert, weshalb von ihrem Einsatz ausgegangen wird. Für alle Unterfälle wird die maximale Verschiebedauer auf fünf Zeitschritte festgelegt ($t_s^{\max} = 5$).

Lasterrhöhungen bzw. -reduktionen werden durch grüne bzw. orangefarbene Balken mit Werten auf der primären y-Achse dargestellt. Diese Lastverschiebungen stellen Abweichungen von der Basislast (Last vor Lastmanagement-Aktivierung) dar. Eine Lastverschiebung von 50 MW nach unten bedeutet also, dass die Basislast um 50 MW gesenkt wird. Lastverschiebungen sind damit vom Vorzeichen her genau entgegen der auszuregelnden Abweichungen der Nachfrage von der gleichbleibenden Nachfrage vor Lastmanagement. Auf der sekundären y-Achse ist das resultierende Energieniveau der Lastverschiebungen abgetragen. In [22] wurde gezeigt, dass die Fundamentalmodellierungsansätze aus [10] und [35] die Nachfrageschwankungen für alle diese Teilfälle ausgleichen konnten.

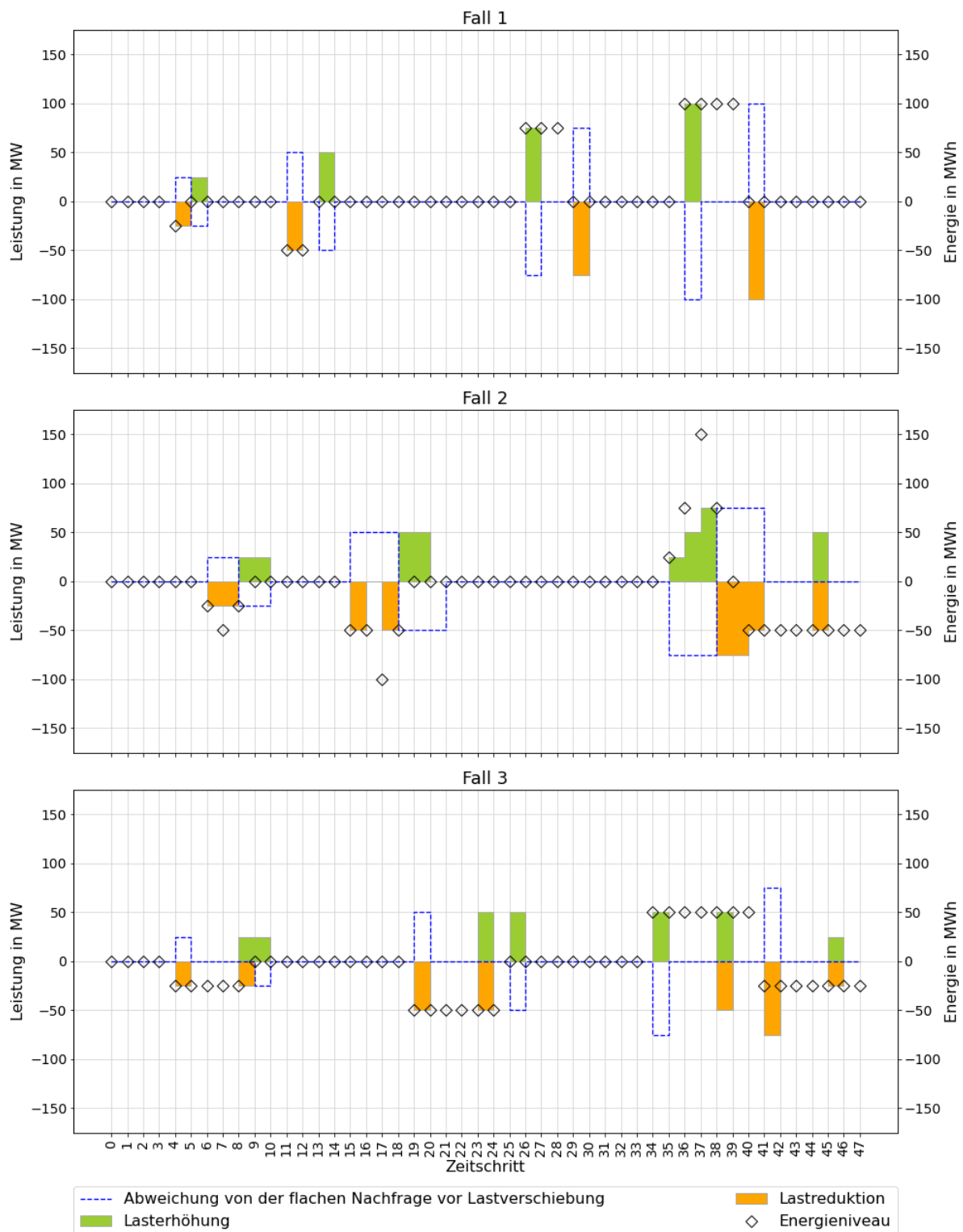


Abbildung 3: Nachfragesituation vor Lastmanagement und realisierte Lastverschiebungen für Fallstudie A (Unterfälle: A.1 oben, A.2 Mitte, A.3 unten)

Im Ergebnis bestätigt Fall A.1 die grundlegende Funktionalität des gewählten agentenbasierten Modellierungsansatzes für Lastverschiebung. Die Fälle A.2 und A.3 zeigen Limitationen der Portfoliorepräsentation auf, die bei langen zu überbrückenden Dauern der Verschiebungen auftreten. Die Ergebnisse werden in Abschnitt 3.1 diskutiert.

2.5 Fallstudie B: Analyse der abweichenden Strategien

Nun werden die Unterschiede zwischen der systemkostenminimierenden und der gewinnmaximierenden Dispatch-Strategie hinsichtlich der Preis- und Systemkosteneffekte analysiert. Hierzu wird AMIRIS basierend auf historischen Zeitreihendaten (für aggregierte Nachfrage, Rohstoff- und CO₂-Preise sowie erneuerbare Erzeugungspotenziale) aus dem Jahr 2012 konfiguriert. Diese Konfiguration umfasst eine relativ stark aggregierte Darstellung der Stromsystemakteure. Sie dient dazu, Dispatch-Entscheidungen für den deutschen Day-ahead-Strommarkt ohne grenzüberschreitenden Austausch zu simulieren. Konventionelle Kraftwerke werden als diskrete Einheiten mit interpolierten Wirkungsgraden modelliert, analog zu [36]. Die Einspeisung erneuerbarer Energien erfolgt gemäß ihrer Erzeugungspotenziale, da diese Energieträger preisunabhängig vermarktet werden.

Fallstudie B analysiert die Auswirkungen von Marktmacht, weshalb die Kapazität des Lastmanagementportfolios schrittweise erhöht wird. Die Abweichungen zwischen der gewinnmaximierenden und der systemkostenminimierenden Dispatch-Strategie werden in einem identischen Stromsystem mit gleicher Lastmanagementparametrierung untersucht (Tabelle 3). Es wird jeweils eine konstante Anzahl von Energiezuständen pro Regelrichtung n_e zur Diskretisierung des Lastverschiebepportfolios verwendet, während dessen Kapazität erhöht wird.

Tabelle 3: Lastverschiebungsparametrisierung für Fallstudie B

Parameter	Wert(e)	Formel	Einheit
Initiales Energieniveau	0	$E(0) = 0$	MWh
Initiale Verschiebedauer	0	$t_s(0) = 0$	h
Maximale Leistung des Portfolios	10; 100; 1.000; 10.000	$P_{\max}^{\text{portfolio}}$	MW
Energielimit (Erhöhung / Reduktion)	20; 200; 2.000; 20.000	$E^{\uparrow} = E^{\downarrow} = \frac{t_s^{\max}}{2} \cdot P_{\max}^{\text{portfolio}}$	MWh
Energiezustände pro Regelrichtung	40	$n_e = 40$	-
Maximale Verschiebedauer	4	$t_s^{\max} = 4$	h
Variable Verschiebekosten	10	c_{var}	€/MWh

Die Anzahl der Aktivierungen von Lastverschiebung und der Vollverschiebezyklen sind in Tabelle 4 dargestellt. Aktivierungen sind Prozesse, die aus einer Lasterhöhung bzw. -reduktion und einer zugehörigen, kompensierenden Lastreduktion bzw. -erhöhung bestehen. Zeitliche Länge und die Menge der verschobenen Energie sind dabei unerheblich. Vollverschiebezyklen sind durch das absolute Delta des Energieniveaus ΔE_{\max} definiert, das während eines regulären, d. h. nicht verlängerten Schaltzyklus, maximal erreicht werden kann. Da hier keine zusätzlichen Einschränkungen der zeitlichen Verfügbarkeit der Leistung berücksichtigt werden, wird dies dadurch realisiert, dass die maximale Portfoliokapazität $P_{\max}^{\text{portfolio}}$ jeweils für die Hälfte der maximalen Verschiebedauer t_s^{\max} nach oben bzw. nach unten verschoben wird. Effektiv wird also die maximale Portfoliokapazität für die maximale Verschiebedauer verschoben.

$$|\Delta E_{\max}| = P_{\max}^{\text{portfolio}} \cdot t_s^{\max} \quad (9)$$

Tabelle 4: Aktivierungen und Vollverschiebezyklen für Fallstudie B

Leistung des Lastverschiebeportfolios in MW	Systemkostenminimierender Agent		Gewinnmaximierender Agent	
	Aktivierungen	Vollverschiebezyklen	Aktivierungen	Vollverschiebezyklen
10	783	537	800	545
100	790	524	813	530
1.000	868	441	929	409
10.000	1.380	179	1.483	143

Ausgewertet werden ferner das durchschnittliche Energiedelta pro Aktivierung, die Gewinne des gewinnmaximierenden Agenten sowie die Unterschiede in den Systemkosten und die Anzahl der Stunden mit abweichenden Dispatch-Entscheidungen (Tabelle 5).

Tabelle 5: Ergebnisse für Fallstudie B

Leistung des Lastverschiebeportfolios in MW	Systemkostenminimierender Agent	Gewinnmaximierender Agent		Relative Differenz der Systemkosten zwischen den Strategien $\times 10^{-6}$	Anzahl der Stunden mit abweichendem Dispatch in h
	durchschnittliches Energiedelta / Aktivierung in MW	durchschnittliches Energiedelta / Aktivierung in MW	Gewinn / installierter Leistung in €/MW		
10	27	27	26.009	4	137
100	265	261	25.075	41	271
1.000	2.032	1.761	17.533	504	1.233
10.000	5.180	3.856	1.818	1.742	3.184

3 Diskussion

3.1 Portfoliorepräsentation

In Fall A.1 liegt das erwartete Verhalten vor. Alle Nachfrageschwankungen werden ausgeglichen und der grundlegende Ansatz kann verifiziert werden. Das Verhalten ist das gleiche, das für alle fundamentalen Modellierungsansätze für Lastverschiebung in [22] beobachtet wurde.

Die Fälle A.2 und A.3 zeigen Limitationen des Ansatzes in Bezug auf die Granularität der Darstellung des Lastverschiebungsportfolios auf. Die Notwendigkeit einer Kompensation des gesamten Portfolios bei Erreichen der maximalen Verschiebungszeit verhindert, dass längerfristige Schwankungen vollständig ausgeglichen werden können. Im Gegensatz zu den in [22] untersuchten fundamentalen Modellierungsansätzen [10] und [35] ist es im vorliegenden Ansatz nicht möglich, das Lastverschiebungsportfolio in beliebige Teile zu zerlegen, um die Schwankungen auszugleichen. Eine Verknüpfung von Einzelprozessen, wie in [10] und [35], ist nicht zulässig, da dies das zugrundeliegende Optimalitätsprinzip des Ansatzes der dynamischen Programmierung nach Bellman [37, p. 504] verletzen würde. In Fall A.3 zeigt sich die Leistungsbegrenzung für verlängerte Lastverschiebungen des Portfolios. Die maximale Kapazität des betrachteten Portfolios beträgt 100 MW. Daher lässt sich das Nachfragedelta von 75 MW nicht ausgleichen, da dazu insgesamt 150 MW an Lastverschiebung benötigen würden, 75 MW für den Ausgleich der vorherigen Verschiebung und weitere 75 MW für die Verlängerung des Verschiebeprozesses auf dem gleichen Energieniveau. Folglich können nur 50 MW an Verschiebeleistung verlängert werden.

Sowohl in Fall A.2 als auch in Fall A.3 sind Randeffekte durch das begrenzte Zeitintervall der Beispielfälle festzustellen. Das Energieniveau wird am Ende konstant gehalten und weicht von 0 ab. Da Lastmanagement hier mit sehr geringen Kosten verbunden ist, ist es billiger, die letzte Verschiebung zu verlängern anstatt die Lastverschiebung auszugleichen. Diese Effekte treten jedoch nur am Ende eines Simulationszeitraums und bei einer Kostenparametrisierung wie der gewählten auf. Für Langzeitsimulationen, die sich über Monate oder Jahre erstrecken, können diese Randeffekte daher als irrelevant angesehen werden.

3.2 Abweichende Strategien

In Fallstudie B lässt sich generell beobachten, dass bei größeren Portfolien mehr Lastverschiebungen auftreten, sowohl bei einer systemkostenminimierenden als auch bei einer profitmaximierenden Strategie. Dies liegt daran, dass mit mehr verschiebbarer Leistung absolut gesehen größere Systemkostenreduktionen bzw. größere Gewinne erzielt werden können. Die Anzahl der vollen Schaltzyklen nimmt jedoch ab, da bei größeren Lastmanagementportfolien seltener die Notwendigkeit besteht, die vollen Kapazitäten auszunutzen.

Es ist außerdem festzustellen, dass der gewinnmaximierende Agent im Vergleich zum systemkostenminimierenden Agenten eine etwas größere Anzahl von Aktivierungen erreicht, aber im Durchschnitt weniger Energie verschiebt, was zu einer geringeren Anzahl von Vollverschiebezyklen führt. Die Unterschiede zwischen den Strategien nehmen mit zunehmender Portfoliogröße zu. Während der systemkostenminimierende Agent versucht, hohe Preise so oft wie möglich auszugleichen, muss der Agent mit der anderen Strategie einen hinreichenden Preis-Spread zum Zwecke der Gewinnmaximierung aufrechterhalten und setzt daher Lastverschiebepotentiale gezielt nicht voll ein. Es lässt sich beobachten, dass die Anzahl der Stunden mit abweichenden Dispatch-Entscheidungen mit zunehmender Portfoliogröße stark ansteigt. Darüber hinaus steigen zwar die absoluten Gewinne des gewinnmaximierenden Agenten mit zunehmender Portfoliogröße und Marktmacht, die Gewinne pro installierter Leistung sinken jedoch. Wie erwartet sind die Systemkosten der gewinnmaximierenden Strategie höher als die der systemkostenminimierenden Strategie. Die Unterschiede der Systemkosten sind durchgängig gering, nehmen aber mit steigender Portfoliogröße zu. Ähnliches wurde in [38] auch für den Einsatz von Stromspeichern ermittelt.

Bei der Systemkostenminimierungsstrategie werden preisunabhängige Gebote abgegeben, um eine Aktivierung zu erzwingen. Obwohl eine perfekte Preisprognose für die Gewinnmaximierungsstrategie verwendet wird, könnten die prognostizierten Preise auch ungenau sein. Solche ungenauen Prognosen würden zu Preisrisiken für die Gewinnmaximierungsstrategie führen. Da es notwendig ist, anfängliche Verschiebungen auszugleichen, sobald eine Entscheidung für einen Lastverschiebungsprozess getroffen wurde, könnte ein Vermarkter bereit sein, höhere Preise zu akzeptieren, um diesem Risiko Rechnung zu tragen oder sogar preisunabhängig zu bieten, um nicht gegen physikalische Beschränkungen zu verstoßen.

4 Fazit und Ausblick

Ein neuartiger Ansatz zur agentenbasierten Modellierung von Demand Response, der sowohl Lastverschiebung als auch Lastverzicht umfasst, wurde vorgestellt. Die Hauptvorteile des Ansatzes liegen in (1) der Möglichkeit der Anwendung verschiedener Strategien, (2) einer Möglichkeit zur Berücksichtigung von mikroökonomischen Kosten und Erträgen und (3) der Recheneffizienz des dynamischen Programmierungsansatzes mit diskretisierten Zuständen.

In einer Fallstudie wurde gezeigt, dass der Ansatz die Ergebnisse fundamentaler Modellierungsansätze replizieren kann, wenn die Lastverschiebungen innerhalb eines begrenzten Zeitfensters zwischen der anfänglichen Verschiebung und der Ausgleichsmaßnahme stattfinden. Es ergeben sich Einschränkungen in Bezug auf die Granularität der Modellierung des Lastverschiebepportfolios für längerfristige Verschiebungszeiträume. Jedoch ist weitere Forschung notwendig, um beurteilen zu können, ob und wie häufig solche längerfristigen Verschiebungen in realistischen Systemen auftreten. Darüber hinaus wird der vorliegende Ansatz als besonders vielversprechend für die Modellierung einzelner Einheiten erachtet, da eine diskrete Zustandsdarstellung ohne binäre Variablen, welche bei einem entsprechenden gemischt-ganzzahligen linearen Programmierungsansatz erforderlich wären, erreicht wird. In einer zweiten Fallstudie wird aufgezeigt, dass die Wahl unterschiedlicher Dispatch-Strategien zu abweichenden Dispatch- und Preisergebnissen führen kann, während die Systemkosten in geringerem Maße betroffen sind. Somit werden frühere Untersuchungen aus [38] validiert und es kann festgestellt werden, dass die Abweichungen mit zunehmender Portfoliogröße und Marktmacht zunehmen. Mit ansteigender Portfoliogröße nehmen bei gewinnmaximierender Dispatch-Strategie die Anzahl der Vollverschiebezyklen zu, während die Gewinne pro installierter Leistung abnehmen. Es lässt sich also ein Kannibalisierungseffekt der Lastverschiebepotentiale beobachten, ähnlich wie in [39] und [40] in Bezug auf den Wettbewerb mit anderen Flexibilitätsoptionen festgestellt.

In weiteren Analysen sollten fehlerhafte Vorhersagen integriert und die Effekte von markups und markdowns in der Gebotslegung analysiert werden. Darüber hinaus sollte die Sensitivität der einzelökonomischen Lastmanagementpotenziale hinsichtlich variierender Stromtarife und ausgewählter politischer Maßnahmen untersucht werden. Es ist angedacht, die Ergebnisse der einzelwirtschaftlichen Analysen mit gesamtwirtschaftlichen Kostenoptima zu vergleichen, welche mit einem fundamentalen Strommarktmodell ermittelt werden. Diese Kontrastierung könnte politische Entscheidungsträger dabei unterstützen, Anreize derart zu setzen, dass Akteure Lastmanagementpotenziale heben, die sich denen in einem gesamtwirtschaftlichen Kostenoptimum nähern.

5 Danksagung

Diese Arbeit wurde durch das EU-Forschungs- und Innovationsprogramm Horizon 2020 im Rahmen des Projekts TradeRES (Fördervereinbarung Nr. 864276) gefördert. Die Autoren möchten sich herzlich für die Finanzierung bedanken. Darüber hinaus möchten die Autoren Kristina Nienhaus für ihre wertvollen Anregungen danken.

Literatur

- [1] G. Papaefthymiou, K. Grave, and K. Dragoon, "Flexibility options in electricity systems," Ecofys, Berlin, 2014.
- [2] T. Boßmann and E. J. Eser, "Model-based assessment of demand-response measures—A comprehensive literature review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 57, pp. 1637–1656, 2016, doi: 10.1016/j.rser.2015.12.031.
- [3] I. Lampropoulos, W. L. Kling, P. F. Riberio, J. v. d. Berg, and P. F. Ribeiro, "History of Demand Side Management and Classification of Demand Response Control Schemes // IEEE Power and Energy Society general meeting (PES), 2013 // History of demand side management and classification of demand response control schemes: 21 - 25 July 2013, Vancouver, BC, Canada," in *2013 IEEE Power & Energy Society General Meeting*, Vancouver, BC, Canada, 2013, pp. 1–5.
- [4] A. S. Chuang and C. W. Gellings, "Demand-side Integration in a Restructured Electric Power Industry: CIGRE 2008," EPRI, 2008.
- [5] L. Arias, E. Rivas, F. Santamaria, and V. Hernandez, "A Review and Analysis of Trends Related to Demand Response," *Energies*, vol. 11, no. 7, p. 1617, 2018, doi: 10.3390/en11071617.
- [6] M. Behrangrad, "A review of demand side management business models in the electricity market," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 47, pp. 270–283, 2015, doi: 10.1016/j.rser.2015.03.033.
- [7] K. Kostková, L. Omelina, P. Kyčina, and P. Jamrich, "An introduction to load management," *Electric Power Systems Research*, vol. 95, pp. 184–191, 2013, doi: 10.1016/j.epsr.2012.09.006.
- [8] NERC, "Demand Response Availability Data System (DADS): Phase I & II Final Report," NERC North American Electric Reliability Corporation, Princeton, NJ, Jan. 2011.
- [9] M. Paulus and F. Borggrefe, "The potential of demand-side management in energy-intensive industries for electricity markets in Germany," *Applied Energy*, vol. 88, no. 2, pp. 432–441, 2011, doi: 10.1016/j.apenergy.2010.03.017.
- [10] H. C. Gils, "Balancing of Intermittent Renewable Power Generation by Demand Response and Thermal Energy Storage," Dissertation, Universität Stuttgart, Stuttgart, 2015.
- [11] IEA, Paris, *Demand Response*. [Online]. Available: <https://www.iea.org/reports/demand-response>
- [12] H. Berger, T. Eisenhut, S. Polak, and R. Hinterberger, "Demand Response Potential of the Austrian industrial and commerce sector: Österreichische Begleitforschung zu Smart Grids," Wien, Berichte aus Energie- und Umweltforschung 65/2011, Dec. 2011.
- [13] Brian F. Gerke *et al.*, "The California Demand Response Potential Study, Phase 3: Final Report on the Shift Resource through 2030," 2020.
- [14] H. C. Gils, "Assessment of the theoretical demand response potential in Europe," *Energy*, vol. 67, pp. 1–18, 2014, doi: 10.1016/j.energy.2014.02.019.
- [15] W. Heitkoetter, B. U. Schyska, D. Schmidt, W. Medjroubi, T. Vogt, and C. Agert, "Assessment of the regionalised demand response potential in Germany using an open source tool and dataset,"
- [16] A.-M. Gruber, "Zeitlich und regional aufgelöstes industrielles Lastflexibilisierungspotenzial als Beitrag zur Integration Erneuerbarer Energien," Dissertation, Lehrstuhl für Energiewirtschaft und Anwendungstechnik, Technische Universität München, München, 2017.
- [17] T. Buber, S. v. Roon, A. Gruber, and J. Conrad, "Demand Response potential of electrical heat pumps and electric storage heaters," in *IECON 2013: 39th annual conference of the IEEE Industrial Electronics Societ ; 10 - 13 Nov. 2013, Vienna, Austria ; proceedings*, Vienna, Austria, 2013, pp. 8028–8032. Accessed: Jan. 18 2019.
- [18] R. Apel *et al.*, "Demand Side Integration: Lastverschiebungspotenziale in Deutschland (Gesamttext)," Studie der Energietechnischen Gesellschaft im VDE (ETG), Frankfurt am Main, Jun. 2012.
- [19] J. Kochems, "Lastflexibilisierungspotenziale in Deutschland - Bestandsaufnahme und Entwicklungsprojektionen," in *EnInnov 2020 - 16. Symposium Energieinnovation: Energy for Future - Wege zur Klimaneutralität*, Graz, 2020.
- [20] M. Steuerer, "Analyse von Demand Side Integration im Hinblick auf eine effiziente und umweltfreundliche Energieversorgung," Dissertation, Institut für Energiewirtschaft und Rationelle Energieanwendung (IER), Universität Stuttgart, Stuttgart, 2017.

- [21] T. Ladwig, "Demand Side Management in Deutschland zur Systemintegration erneuerbarer Energien," Dissertation, Technische Universität Dresden, Dresden, 2018.
- [22] J. Kochems, "Demand response potentials for Germany: potential clustering and comparison of modeling approaches," Duisburg, Sep. 10 2020.
- [23] Y. M. Ding, S. H. Hong, and X. H. Li, "A Demand Response Energy Management Scheme for Industrial Facilities in Smart Grid," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 10, no. 4, pp. 2257–2269, 2014, doi: 10.1109/TII.2014.2330995.
- [24] C. A. Babu and S. Ashok, "Peak Load Management in Electrolytic Process Industries," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 23, no. 2, pp. 399–405, 2008, doi: 10.1109/TPWRS.2008.920732.
- [25] A. Middelberg, J. Zhang, and X. Xia, "An optimal control model for load shifting – With application in the energy management of a colliery," *Applied Energy*, vol. 86, 7-8, pp. 1266–1273, 2009, doi: 10.1016/j.apenergy.2008.09.011.
- [26] S. Ashok and R. Banerjee, "An optimization mode for industrial load management," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 16, no. 4, pp. 879–884, 2001, doi: 10.1109/59.962440.
- [27] M. Gartner, J. Kochems, S. Seim, and J. Müller-Kirchenbauer, "Ein einzelwirtschaftliches Bewertungsmodell für Nachfrageflexibilisierung im Stromsektor," TU Berlin, Fachgebiet Energie- und Ressourcenmanagement; E.ON Inhouse Consulting, Berlin, Working Paper Energie und Ressourcen, Feb. 2019.
- [28] E. Barazza and N. Strachan, "The impact of heterogeneous market players with bounded-rationality on the electricity sector low-carbon transition," *Energy Policy*, vol. 138, p. 111274, 2020, doi: 10.1016/j.enpol.2020.111274.
- [29] M. Klein, U. J. Frey, and M. Reeg, "Models Within Models – Agent-Based Modelling and Simulation in Energy Systems Analysis," *JASSS*, vol. 22, no. 4, 2019, doi: 10.18564/jasss.4129.
- [30] J. Valenzuela, P. R. Thimmapuram, and J. Kim, "Modeling and simulation of consumer response to dynamic pricing with enabled technologies," *Applied Energy*, vol. 96, pp. 122–132, 2012, doi: 10.1016/j.apenergy.2011.11.022.
- [31] M. Reeg, "AMIRIS - ein agentenbasiertes Simulationsmodell zur aktorenspezifischen Analyse techno-ökonomischer und soziotechnischer Effekte bei der Strommarktintegration und Refinanzierung erneuerbarer Energien," Dissertation, TU Dresden, Dresden, 2019.
- [32] M. Deissenroth, M. Klein, K. Nienhaus, and M. Reeg, "Assessing the Plurality of Actors and Policy Interactions: Agent-Based Modelling of Renewable Energy Market Integration," *Complexity*, vol. 2017, pp. 1–24, 2017, doi: 10.1155/2017/7494313.
- [33] EPEX Spot, "Trading at EPEX Spot 2021," Paris, Mar. 2021. Accessed: Jul. 26 2021. [Online]. Available: https://www.epexspot.com/sites/default/files/download_center_files/21-03-09_Trading%20Brochure.pdf
- [34] K.-K. Cao *et al.*, "Analyse von Strukturoptionen zur Integration erneuerbarer Energien in Deutschland und Europa unter Berücksichtigung der Versorgungssicherheit (INTEEVER): Schlussbericht," DLR; Universität Stuttgart; Fraunhofer IEE, Stuttgart, Kassel, Jan. 2019.
- [35] A. Zerrahn and W.-P. Schill, "On the representation of demand-side management in power system models," *Energy*, vol. 84, pp. 840–845, 2015, doi: 10.1016/j.energy.2015.03.037.
- [36] M. Klein, "Agent-based modeling and simulation of renewable energy market integration : the case of PV-battery systems," Dissertation, Universität Stuttgart, Stuttgart, 2020.
- [37] R. Bellman, "The theory of dynamic programming," *Bulletin of the American Mathematical Society*, vol. 60, no. 6, 503-515, 1954.
- [38] L. Torralba-Díaz *et al.*, "Identification of the Efficiency Gap by Coupling a Fundamental Electricity Market Model and an Agent-Based Simulation Model," *Energies*, vol. 13, no. 15, p. 3920, 2020, doi: 10.3390/en13153920.
- [39] F. Scheller, R. Burkhardt, R. Schwarzeit, R. McKenna, and T. Bruckner, "Competition between simultaneous demand-side flexibility options: The case of community electricity storage systems," *Applied Energy*, vol. 269, no. 10, p. 114969, 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.114969.
- [40] W.-P. Schill and A. Zerrahn, "Flexible electricity use for heating in markets with renewable energy," *Applied Energy*, vol. 266, p. 114571, 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.114571.