

# Die deutsche Stromnachfrage im Jahr 2050: Strukturelle Änderungen der Lastkurve und ihre Auswirkungen auf die Angebotsseite

Tobias Boßmann<sup>(1)</sup>, Rainer Elsland<sup>(1)</sup>, Fridolin Lickert<sup>(1)</sup>, Martin Wietschel<sup>(1)</sup>

<sup>(1)</sup>Fraunhofer Institut für System und Innovationsforschung ISI, Breslauer Straße 48, D-76139 Karlsruhe, Tel. +49-721-6809257, tobias.bossmann@isi.fraunhofer.de, www.isi.fraunhofer.de

## **Kurzfassung:**

Die Form der Lastkurve hat maßgeblichen Einfluss auf den Kraftwerkseinsatz, die Integration erneuerbarer Energien, Speicherbedarf, Netzausbau oder Lastverlagerungsmaßnahmen und somit auf die Ausgestaltung des zukünftigen Stromversorgungssystems. Die Analyse historischer Lastkurven Deutschlands belegt, dass sich deren Form über die Jahre hinweg verändert hat. Dies lässt sich mit Veränderungen der technologie- und anwendungsspezifischen Stromnachfragemengen oder durch modifiziertes Nutzerverhalten erklären. Bei der Bestimmung zukünftiger Lastkurven ist es folglich notwendig, potentielle Verformungen zu berücksichtigen. Daher entwickeln wir einen partiellen Dekompositionsansatz welcher in der Lage ist, nationale, stundendiskrete Lastkurven auf der Grundlage jährlicher Stromnachfrageprojektionen eines bottom-up-Simulationsmodells zu generieren. Anwendungen, welche eine signifikante Nachfrageveränderung im Laufe der Zeit aufweisen, werden separat mit Hilfe von Lastprofilen modelliert. Im Rahmen einer Fallstudie analysieren wir die deutsche Lastkurve für ein beispielhaftes Szenario für das Jahr 2050 unter Verwendung des neuen Ansatzes. Der weit verbreitete Ansatz der einfachen Skalierung historischer Lastkurven weist im Vergleich dazu eine deutlich niedrigere Volatilität der Lastkurve auf. Die Last in den Abendstunden wird unterschätzt, in den Morgenstunden stattdessen überschätzt. Die Gegenüberstellung der ermittelten Lastkurve mit Erzeugungszeitreihen erneuerbarer Energien zeigt einen deutlichen Versatz zwischen den Haupterzeugungszeiten und den Spitzenlastzeiten. Erneuerbare Erzeugungseinheiten müssen in verstärktem Maße wegen mangelnder Nachfrage vom Netz getrennt werden. Die Berücksichtigung von Deformationen der Lastkurve wirkt sich auch auf den Einsatz der konventionellen Kraftwerke aus, welche eine Einsatzverlagerung von Grund- zu Spitzenlastkraftwerken aufweisen. Dies bedeutet, dass nachfrageseitige Transformationen die Integration erneuerbarer Stromquellen erschweren können. Daraus resultiert eine gesteigerte Notwendigkeit für zusätzliche Lösungskonzepte mittels Lastverlagerung, zusätzlichen Speicherkapazitäten oder Netzausbau.

**Keywords:** load curve, long-term electricity demand forecast, consumption patterns, demand response, residual load

---

<sup>1</sup> Jungautor

## 1 Einleitung

Im Jahr 2050 hat sich die deutsche Bundesregierung dazu verpflichtet, die Treibhausgasemissionen der Bundesrepublik um mindestens 80% gegenüber dem Jahr 2050 zu reduzieren [1]. Zwecks Zielerreichung werden zwei Hauptstrategien genannt: der Einsatz von CO<sub>2</sub>-neutralen Stromerzeugungstechnologien sowie der sparsame und effiziente Umgang mit Energieressourcen, insbesondere mit Strom.

Beide Strategien können einen Beitrag zur Treibhausgasminderung leisten. Es ist allerdings fraglich, inwieweit der entworfene Stromerzeugungsmix auch der zukünftigen Stromnachfragestruktur gerecht wird. Die stündliche Stromnachfrage beeinflusst maßgeblich den Einsatz von Kraftwerken, die Integrierbarkeit erneuerbarer Energieträger und die Anforderungen an Investitionen in neue Erzeugungskapazitäten. Gleichzeitig führt die Anwendung von Energieeinsparoptionen zu Veränderung in der Gesamtstromnachfrage, welche sich direkt auf die stündliche Verbrauchsstruktur, die sogenannte Lastkurve, auswirkt. Das Ziel der vorliegenden Arbeit besteht folglich darin, Verformungen der Lastkurve aufgrund von Energieeinsparoptionen zu evaluieren und deren Auswirkungen auf den Einsatz von Kraftwerken zu analysieren.

Die Arbeit gliedert sich in vier Teile. Zunächst werden Evaluationskriterien zur Bewertung von Lastkurven entwickelt und auf die historischen Lastkurven der Jahre 2006 bis 2010 angewandt, um potentielle Veränderungen über die Zeit zu identifizieren. Anschließend geben wir einen kurzen Überblick über Faktoren, welche die Form der Lastkurve beeinflussen können. Darauf aufbauend stellen wir zunächst bestehende Ansätze zur Bestimmung zukünftiger Lastkurven vor. Anschließend erklären wir unseren Ansatz der partiellen Dekomposition. Im Rahmen einer Fallstudie verwenden wir diesen Ansatz zur Bestimmung der Lastkurve für ein beispielhaftes Szenario. Das Ergebnis wird anschließend in ein Strommarktmodell eingespeist, um die Auswirkungen der veränderten Lastkurve auf den Stromerzeugungssektor zu untersuchen. In einem letzten Schritt fassen wir die wichtigsten Erkenntnisse zusammen und geben einen kurzen Ausblick.

## 2 Analyse historischer Lastkurven

Die Deformation von Lastkurven ist kein neu auftretendes Phänomen. Bereits in der Vergangenheit hat sich die Form von Lastkurven über die Jahre hinweg verändert. Dies lässt sich am besten mithilfe der Analyse historischer Lastkurven zeigen. Die vollständigste und am weitesten in die Vergangenheit zurückreichende Sammlung an nationalen Lastdaten wird vom Europäischen Verband der Stromübertragungsnetzbetreiber, Entso-e, zur Verfügung gestellt [2]. Sie umfasst zum einen die stündlich aufgelöste Systemlast für jeden dritten Mittwoch eines Monats, ab dem Jahr 1996, zum anderen die stündliche Jahreslastkurve für ab dem Jahr 2006.

Die Analyse der Mittwochsdaten gestattet die Identifizierung langfristiger Veränderungen in der Laststruktur Deutschlands. Es muss beachtet werden, dass der Lastverlauf des dritten Mittwochs eines Monats nur als begrenzt repräsentativ angesehen werden kann und insbesondere keine Aussagen über die Laststruktur an Samstagen, sowie Sonn- und Feiertagen zulässt. Darüber hinaus gilt die Einschränkung, dass keine stündlichen Temperaturdaten für den Untersuchungszeitraum vorliegen, was eine

Temperaturbereinigung der Lastdaten verhindert. Da der Einsatz elektrischer Heizsysteme die stärkste Abhängigkeit von der Außentemperatur aufweist, werden bei der folgenden Analyse ausschließlich die Mittwochdaten der Sommermonate (Juni, Juli, August) berücksichtigt, da hier der Anteil der Stromnachfrage zur Wärmebereitstellung am niedrigsten ist. Außerdem weisen die Monatsmitteltemperaturen (entnommen aus [3]) über den betrachteten Zeitraum die niedrigste saisonale Streuung auf (Standardabweichung von 0,78°C bei Mittelwert von 17,4°C).

Die linke Hälfte von Abbildung 1 gibt die mittlere Verteilung der stündlichen Stromnachfrage für den dritten Mittwoch eines Sommermonats wider. Es lässt sich deutlich erkennen, dass die niedrigsten Nachfragewerte in den Stunden eins bis fünf lokalisiert sind. Die Spitzenlast konzentriert sich in den ersten Jahren des Untersuchungszeitraums auf den Zeitraum von Stunde zehn bis 14. In den darauffolgenden Jahren ist ein Rückgang der dominanten Spitzenlast zu verzeichnen. Stattdessen findet eine zunehmende Verteilung der Last auf die frühen Abendstunden und Nachtstunden statt. Dies wird auch belegt durch die rechte Hälfte von Abbildung 1, welche die relative Änderung der stündlichen Nachfrageverteilung in Form eines Index abbildet. Im Basisjahr 1996 entspricht der Index für alle Stunden 100%.

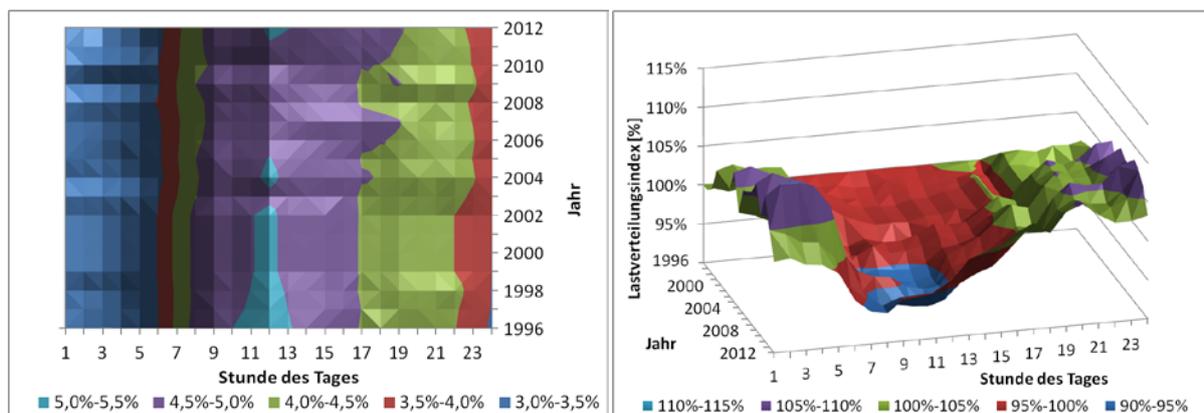


Abbildung 1: Mittlere Verteilung der stündlichen Stromnachfrage am dritten Mittwoch eines Sommermonats (links) und Index der mittleren Nachfrageverteilung (1996 = 100%, rechts) (Quelle: eigene Berechnungen)

Die Gegenüberstellung der Nachfrageentwicklung in den einzelnen Stunden mit den Jahresstromnachfragemengen einzelner Sektoren oder Anwendungsgruppen aus [4] ergab keine direkte Korrelation, trotz signifikanter Änderungen der Jahresstromnachfragemengen (z.B. in der chemischen Industrie, in der Textilindustrie und im Haushaltssektor). Folglich lassen sich aufgrund der Überlagerung mehrerer Effekte keine eindeutigen Ursachen für die Deformation der Tageslastprofile identifizieren. Die Formänderung als solche, sowie der allgemeine Trend können jedoch exemplarisch festgehalten werden.

Eine deutlich detailliertere Analyse kann aufbauend auf den Jahreslastkurven für Deutschland für die Jahre 2006 bis 2010 vorgenommen werden. Um die Vergleichbarkeit der Lastkurven zu gewährleisten, muss zunächst eine Temperaturbereinigung durchgeführt werden. Eine klassische Temperaturbereinigung mittels Bestimmung der Anzahl der Heizgradtage, wie in [5] beschrieben, kann im vorliegenden Fall nicht verwendet werden, da sonst die absolute Höhe der stündlichen Außentemperatur vernachlässigt wird. Stattdessen wird eine Bereinigung der Lastkurven um den Betrag vorgenommen, der für die

Bereitstellung von Raumwärme im Haushalts- und Tertiärsektor notwendig ist. Die stundendiskrete Ermittlung des Differenzbetrags erfolgt mittels der Erstellung technologiespezifischer Lastkurven für die drei strombetriebenen Heiztechnologien Wärmepumpen, Nachtspeicherheizungen sowie Direktheizungen. Als Grundlage dienen die temperaturabhängigen Lastprofile aus [6], welche unter Berücksichtigung der stündlich aufgelösten mittleren deutschen Außentemperatur aus der NASA-Datenbank [7] zu Jahreslastprofilen zusammengesetzt werden. Die Skalierung erfolgt auf Basis der Jahresstromnachfragemenge für die Wärmebereitstellung (aus der Odyssee-Datenbank [4]), welche entsprechend der Verteilung der einzelnen Heiztechnologien (siehe IWU-Studie [8]) heruntergebrochen wird. Die Auswirkungen der Außentemperaturschwankungen auf andere Anwendungen (z.B. Klimaanlage oder Kühllhäuser) werden im vorliegenden Fall vernachlässigt. Die abschließende Normierung der bereinigten Lastkurve unterstellt identischen Stromverbrauch in allen Jahren, was den Vergleich der Lastkurven hinsichtlich ihrer Form und spezifischer Lastsituationen ermöglicht.

Die Bewertung der Lastkurven erfolgt anhand einer Auswahl von Kriterien (aufbauend auf [9]), welche auch im Rahmen der Fallstudie (vgl. Kapitel 5.2) zur Auswertung zukünftiger Lastkurven verwendet werden. Es werden vier Kriterienarten unterschieden:

- Kriterien zur Charakterisierung der Lastdauerlinie

Das Verhältnis aus Minimal- und Maximallast,  $P_{min}/P_{max}$ , ist ein Maß für die Bandbreite der eintretenden Lastsituationen. Der Kapazitätsfaktor,  $cf$ , als Quotient aus der Jahresgesamtnachfrage und der Maximallast sowie der Stunden pro Jahr trifft eine Aussage über die mittlere Verteilung der eintretenden Lastsituationen.

- Kriterien zur Bestimmung der stündlichen Lastschwankungen

Der ramp rate-Faktor,  $rrf$ , entspricht der Summe aller positiven oder negativen Laständerungen zwischen aufeinanderfolgenden Stunden (engl.: ramp rates) dividiert durch die Maximallast. Er ist ein Maß für die kumulierte stündliche Stromnachfrageänderung. Die mittlere positive bzw. negative ramp rate,  $\mu_{rr,pos}$  bzw.  $\mu_{rr,neg}$ , treffen Aussagen über den durchschnittlichen Lastanstieg bzw. -rückgang.

- Kriterien zur Bewertung stabiler Lastsituationen

Die mittlere Dauer stabiler Lastsituationen (im Bereich zwischen Minimal- und Maximallast), z.B.  $\mu_{\Delta t,90\%-100\%}$ , sind ein Indiz für die Häufigkeit spezifischer Lastsituationen, wie z.B. Grund- oder Spitzenlast.

- Kriterien zur Bestimmung kontinuierlicher Laständerungen

Die mittlere kontinuierliche Laständerungskapazität,  $\mu_{\Delta P}$ , gibt an, um welchen Betrag im Mittel die Last kontinuierlich ab- bzw. zunimmt. Die Zahl der Laständerungswechsel von kontinuierlichem Lastrückgang zum -anstieg und andersherum,  $n_{alter}$ , ist ein Maß für die Volatilität der Last.

Tabelle 1 gibt einen Überblick über die Bewertung der Lastkurven der Jahre 2006 bis 2010 anhand der zuvor aufgeführten Kriterien. Im Folgenden wollen wir diese Daten interpretieren und entsprechend illustrieren. Aufgrund des kurzen Beobachtungszeitraums von nur fünf Jahren wird jedoch davon abgesehen, konkrete Entwicklungstrends abzuleiten. Darüber hinaus weist das Jahr 2009 in Folge der Wirtschafts- und Finanzkrise signifikante

Abweichungen im Vergleich zu den anderen Jahren auf. Folglich beschränken wir uns auf die Identifikation bestimmter Phänomene und Entwicklungstendenzen.

Tabelle 1: Übersicht über die Evaluationskriterien zur Bewertung der Lastkurven der Jahre 2006 bis 2010 (Quelle: eigene Berechnungen)

		2006	2007	2008	2009	2010
Lastdauerlinie	$cf$	69,0%	69,9%	69,9%	67,2%	66,6%
	$P_{min}/P_{max}$	25,1%	28,1%	27,7%	24,7%	31,6%
Stündliche Laständerungen	$rrf$	0,90%	0,88%	0,83%	0,87%	0,76%
	$\mu_{rr,pos}$	4,06%	3,89%	3,64%	3,77%	3,24%
	$\mu_{rr,neg}$	-3,23%	-3,23%	-3,08%	-3,25%	-2,84%
Stabile Lastsituationen	$\mu_{\Delta t,0\%-30\%}$ [h]	84,7	71,3	84,6	72,2	48,7
	$\mu_{\Delta t,30\%-60\%}$ [h]	18,7	17,3	18,4	16,8	15,0
	$\mu_{\Delta t,60\%-90\%}$ [h]	6,0	6,1	6,0	5,8	4,6
	$\mu_{\Delta t,90\%-100\%}$ [h]	2,8	3,1	2,8	3,6	2,3
Kontinuierliche Laständerungen	$\mu_{\Delta P}$ [GW]	17,6	17,1	15,7	15,8	14,3
	$n_{altern}$	1591	1590	1636	1678	1677

Der Kapazitätsfaktor,  $cf$ , weist im Vergleich der Jahre 2006 und 2010 einen Rückgang um 2,4%-Punkte, bei gleichzeitigem Anstieg des Verhältnisses zwischen Minimal- und Maximallast auf. Dies ist gleichbedeutend mit einer steigenden Bandbreite an eintretenden Lastsituationen bei seltenerem Auftreten von Spitzenlastsituationen (siehe auch linke Hälfte von Abbildung 2). Im Hinblick auf die stündlichen Laständerungen lässt sich zunächst ein stetiger Rückgang der kumulierten ramp rates, d.h. der Volatilität festhalten (Rückgang des ramp rate-Faktor um 15%). Dies spiegelt sich auch in der Verminderung der mittleren positiven und negativen ramp rates sowie in der stetigen Annäherung des ramp rate-Graphen an die x-Achse in der rechten Hälfte von Abbildung 2 wider. Der stündliche Lastrückgang vollzieht sich in kleineren Schritten, wie die mittlere negative ramp rate belegt. Dies ist mit dem stetigen, inkrementellen Lastabfall in den späten Abend- und Nachtstunden zu begründen.

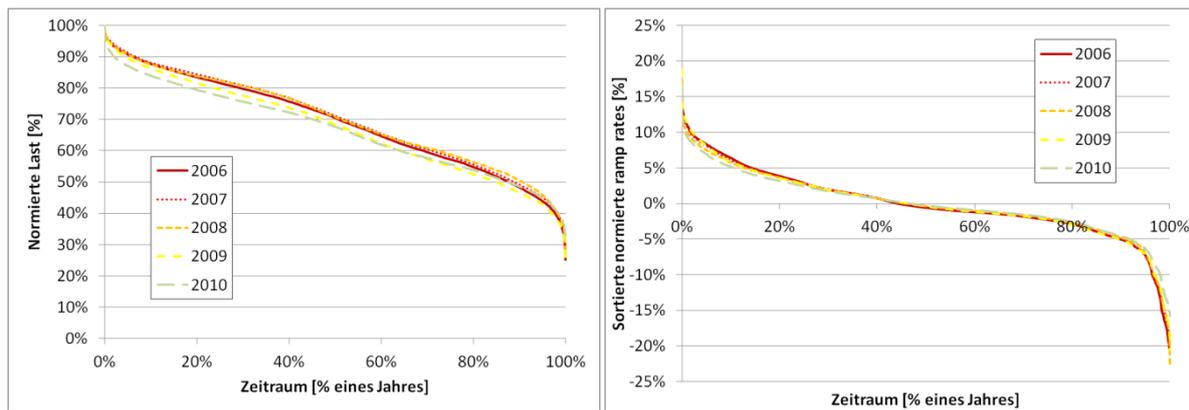


Abbildung 2: Normierte Jahresdauerlinie (links) und sortierte normierte ramp rates (rechts) (Quelle: eigene Berechnungen)

Die mittlere Dauer stabiler Lastsituationen erfährt in den Jahren 2006 und 2010 einen Rückgang. Gleichzeitig stellen wir eine Verminderung der kontinuierlichen Laständerung fest, welche mit einer vermehrten Anzahl an Laständerungswechseln einhergeht. Die Kombination dieser beiden Phänomene deutet auf eine zunehmende Volatilität hinsichtlich der Häufigkeit der Änderung von Lastzuständen hin, wohingegen die Volatilität hinsichtlich der stündlichen Laständerungen über den Verlauf des Beobachtungszeitraums einen Rückgang aufweist.

Aufgrund mangelnder Informationen zum stündlichen Lastverlauf der einzelnen der Lastkurve zu Grunde liegenden Anwendungen und Technologien kann keine Aussage darüber getroffen werden, durch welche Effekte die beschriebenen Formänderungen herbeigeführt werden. Daher soll im Folgenden nur ein allgemeiner Überblick über jene Faktoren gegeben werden, die eine Deformation der Lastkurve bewirken können.

### 3 Ursachen für die Deformation der Lastkurve

Die Ursachen für die langfristige Deformation der Lastkurve sind äußerst vielfältig. Laut Lickert [10] lassen sie sich in zwei Gruppen einteilen (siehe Abbildung 3). Die erste Gruppe umfasst all jene Phänomene, welche eine Auswirkung auf die gesamte jährlich nachgefragte Strommenge einer Anwendung oder Technologie hat. Die Strommenge legt fest, mit welcher Gewichtung das entsprechende verbraucher-spezifische Lastprofil der Technologie oder Anwendung in die Gesamlastkurve eingeht. Zur ersten Gruppe zählen die Energieträgersubstitution, (z.B. die Verbreitung von Elektrolichtbogenöfen in der Stahlindustrie), die Technologiesubstitution (z.B. Verdrängung von Nachtspeicherheizungen durch Wärmepumpen zur Raumwärmebereitstellung), die Diffusion von effizienten Technologien (z.B. effiziente Haushaltsgeräte) und neuen Anwendungen (z.B. Elektrofahrzeuge) sowie die Auswirkungen makroökonomischer Effekte (z.B. Wirtschafts- oder Bevölkerungswachstum).

In der zweiten Gruppe sind Phänomene vereint, die eine Änderung des individuellen, anwendungsspezifischen Verbrauchsverhaltens unterstellen, welche eine Deformation der Lastkurve auch bei gleichbleibender Stromnachfrage bewirken. Dies können entweder intrinsische Verhaltensänderungen sein (z.B. die Umstellung einer industriellen Produktion vom Zwei- auf Dreischichtbetrieb), oder exogen angereizte Stromnachfrageverhaltens-

änderungen, welche unter dem Oberbegriff „Demand-Side-Management“ zusammengefasst werden (z.B. der gezielte Betrieb von elektrischen Heizungen in bestimmten Tagesstunden durch die Einführung eines Tag- und eines Nachttarifs, vgl. [11], [12]).

Die Elemente beider Gruppen unterliegen äußeren Einflüssen, wie bspw. regulatorischen Eingriffen der Politik oder meteorologischen Gegebenheiten, die sich auf die Stromnachfragemengen wie auch auf das technologiespezifische Lastverhalten auswirken können. Da eine Abschätzung des zukünftigen Stromverbrauchsverhaltens nur äußerst schwierig abzuschätzen ist, wird die im Weiteren entwickelte Methodik zur Bestimmung zukünftiger Lastkurven sich auf die Berücksichtigung der ersten Gruppe von Phänomenen beschränken.

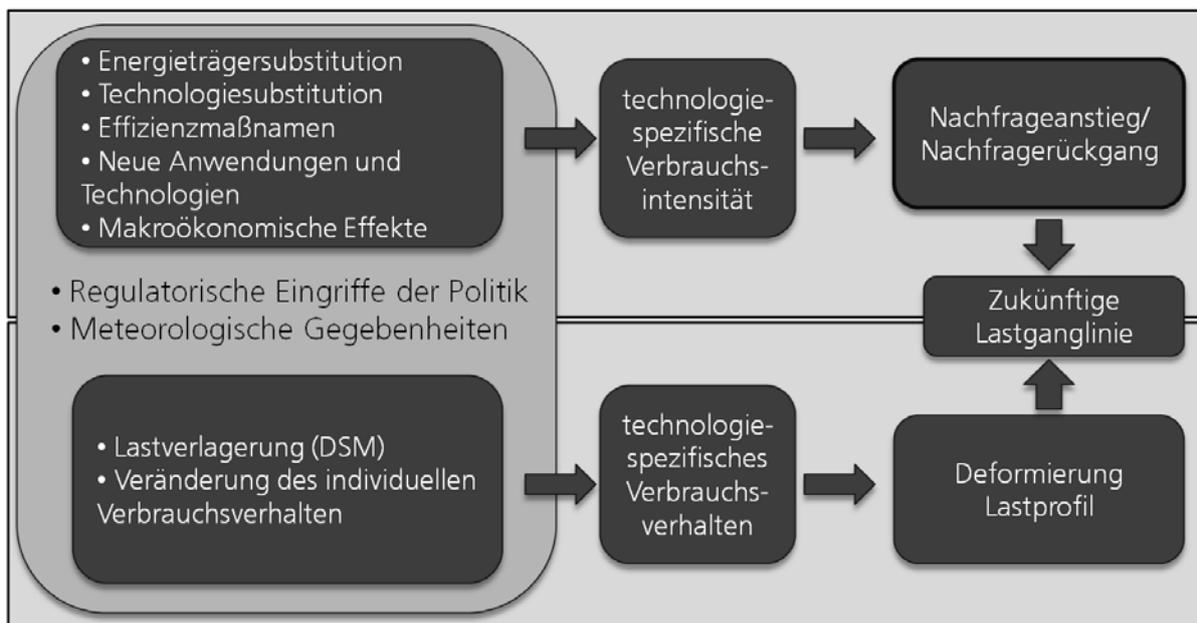


Abbildung 3: Einflussfaktoren auf die Form der Lastkurve (Quelle: eigene Darstellung in Anlehnung an [10])

## 4 Methodik [3 S.]

Es gibt diverse Ansätze, die sich mit der Projektion von Lastkurven beschäftigen. Daher geben wir zunächst einen knappen Überblick über bestehende Ansätze gegeben, ehe wir die im vorliegenden Fall verwendete Methodik erläutern.

### 4.1 Stand der Forschung

Die Diskussion verschiedener Ansätze zur Projektion von Lastkurven erfordert zunächst eine Festlegung hinsichtlich des Projektionshorizonts. Srinivasan und Lee [13] unterscheiden zwischen kurz-, mittel- und langfristigen Projektionen. Während kurzfristige Prognosen den Zeitraum von einer Stunde bis zu einem Tag umfassen, beziehen sich mittelfristige Prognosen auf eine Zeitspanne von bis zu einem Jahr. Wie in Abbildung 4 dargestellt, dienen kurz- und mittelfristige Prognosen in der Energiewirtschaft hauptsächlich zur detaillierten Einsatzplanung von Kraftwerken. Laut Hahn et al. [14] bestehen die kurzfristigen Prognosen aus täglich, stündlich oder sogar halbstündlich aufgelösten Lastvorhersagen sowie Abschätzungen der zu erwartenden Maximallast unter Berücksichtigung von

Wettereinflüssen und historischen Lastdaten. Mittelfristige Prognosen beziehen darüber hinaus demographische und ökonomische Faktoren in die Lastvorhersage ein. Sie treffen hauptsächlich Aussagen über Tagespeaks sowie mittlere Lastniveaus, geben unter Umständen aber auch Auskunft über die stündliche Lastentwicklung. Einen umfassenden Überblick über Ansätze zur Erstellung von Kurz- und Mittelfristprognosen geben neben Hahn et al. auch Suganthi und Samuel [15] sowie Höft [16].

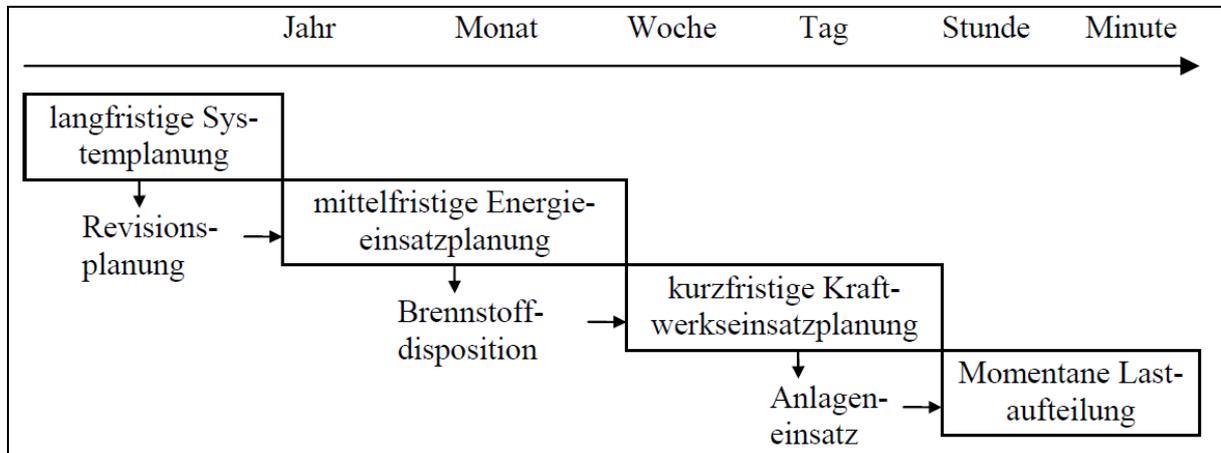


Abbildung 4: Planungsebenen in der Energieerzeugung (Quelle: [17])

Reicht der Untersuchungszeitraum mehrere Jahre oder Jahrzehnte in die Zukunft, spricht man von Langfristanalysen. Dabei besteht der Untersuchungsgegenstand der vorliegenden Arbeit nicht in der Erstellung von Prognosen, welche eine erwartbare zukünftige Entwicklung abschätzen, sondern von szenarienbasierten Projektionen, die unterschiedliche denkbare Entwicklungspfade demonstrieren (vgl. [18]). Langfristprojektionen von Lastkurven dienen unter Verwendung unterschiedlicher Szenarien für die langfristige Systemplanung, d.h. als Entscheidungsgrundlage für Investitionen in Kraftwerke und Infrastruktur-Projekte. Laut Hahn et al. umfassen diese Art der Projektionen Angaben über die Jahresstromnachfragemenge sowie die Maximallast. Entsprechende Ansätze zur Erstellung dieser Daten finden sich in [14] und [19].

Vor dem Hintergrund der Langfrist-Strommarktmodellierung werden aber in zunehmendem Maße auch Informationen über die stündlich-aufgelöste Lastkurve benötigt, um einen stundendiskreten Kraftwerkseinsatz modellieren und die daraus resultierenden Investitionsbedürfnisse ableiten zu können. Diverse Arbeiten adressieren die Projektion der Lastkurve einzelner Sektoren oder Verbraucher (vgl. [20], [21], [22], [23], [24]), nehmen eine Dekomposition der Systemlastkurve in einzelne repräsentative Tage vor (vgl. [25]), projizieren ausschließlich die Lastdauerlinie (vgl. [26], [27]) oder die Maximallast (vgl. [28]).

Die einzigen – unserer Kenntnis nach – bisher bestehenden Ansätze zur Projektion zusammenhängender Lastkurven für die Abbildung der vollständigen Systemlast beschränken sich allerdings auf die folgenden vier Vorgehensweisen.

Filik et al. [29] führen eine Untersuchung historischer Lastkurven hinsichtlich jährlich, wöchentlich sowie täglich auftretender Periodizität durch. Die Projektion der Lastkurve entspricht einer Trendextrapolation unter Berücksichtigung der ermittelten Perioden und einer Annahme über die zukünftige Jahresstromnachfrage. Makroökonomische Effekte,

technologische Neuerungen oder veränderte Temperaturprofile (vgl. Kapitel 3) finden keine Berücksichtigung in der zukünftigen Form der Lastkurve.

Koreneff et al. [30] beschränken sich in ihrer Analyse der zukünftigen Lastkurven der skandinavischen Länder auf die Einflüsse durch die zunehmende Diffusion von Wärmepumpen und Elektrofahrzeugen. Deren Verbrauchsverhalten wird mittels Lastprofilen abgebildet. Das Ausmaß der Lastkurvendeformation durch die beiden Anwendungen hängt in besonderem Maße von der unterstellten Jahresstromnachfrage ab, welche zur Skalierung der Profile verwendet wird. Um die Unsicherheiten hinsichtlich des Ladeverhaltens der Elektrofahrzeuge abzubilden, wird eine Vielzahl an Lastprofilen untersucht. Eine etwaige Lastkurvendeformation durch strukturelle Stromnachfrageänderungen in anderen Sektoren wird jedoch ebenso vernachlässigt wie die Beachtung des Einflusses der Außentemperatur auf die Lastkurve.

Hainoun [31] verfolgt einen vergleichbaren Ansatz, allerdings dehnt er die Verwendung der auf Grundlage empirischer Lastdaten erstellten Lastprofile auf sechs repräsentative Kundengruppen aus den Sektoren Industrie, Haushalt und Tertiärsektor<sup>2</sup> aus. Diese werden entsprechend einer bottom-up-Jahresstromnachfrageprojektion skaliert und anschließend aufaddiert um die Systemlastkurve zu erstellen<sup>3</sup>. Dieser Ansatz entspricht dem in [24] verfolgten Ansatz einer vollständigen Zusammensetzung der Lastkurve aus einzelnen Lastprofilen, welcher jedoch den entscheidenden Nachteil aufweist, dass stochastische Ausreißer nicht abgebildet werden. Darüber hinaus finden etwaige Profildeformationen der repräsentativen Kundengruppen, bspw. durch eine Verschiebung der zum Einsatz kommenden Technologien, keine Berücksichtigung.

Zuletzt sei der wegen seiner leichten Umsetzbarkeit weit verbreitete Ansatz der einfachen Skalierung genannt (vgl. z.B. [32], [33], [34], [35], [36], [37]). In diesem Fall wird eine historische Lastkurve derart skaliert, dass ihr Integral der projizierten Jahresstromnachfrage entspricht. Dieses Vorgehen impliziert, dass die Form der zukünftigen Lastkurve exakt mit der Form der historischen Lastkurve korreliert und keinerlei Deformationen auftreten. Für mittelfristige Projektionszeiträume ist dieses Verfahren eine praktikable Abschätzung. Insbesondere bei langfristigen Projektionen und unter der Annahme, dass auch neue Stromanwendungen eine weite Verbreitung finden, greift dieser Ansatz jedoch zu kurz, da potentiellen Deformationen der Lastkurve vernachlässigt werden.

## 4.2 Ansatz der partiellen Dekomposition

Der im vorliegenden Fall entwickelte Ansatz zielt darauf ab, eine stündlich aufgelöste Lastkurve unter Berücksichtigung struktureller Änderungen in der Jahresnachfragestruktur (d.h. Änderung in der technologiespezifischen Verbrauchsintensität, vgl. Kapitel 3) zu erstellen. Das technologiespezifische Verbrauchsverhalten wird als unverändert angenommen.

---

<sup>2</sup> Auf die Berücksichtigung des Transportsektors wird in der in [31] untersuchten Fallstudie für Syrien aufgrund der näherungsweise inexistenten sektoralen Stromnachfrage verzichtet.

<sup>3</sup> Dieser Einsatz wird gleichermaßen in dem von der Internationalen Atomenergieagentur IAEA entwickelten Model MAED\_EI verfolgt, vgl. [47].

Da der Ansatz sowohl Elemente der vollständigen Dekomposition (vgl. [24], [31]) als auch der Skalierung vereint, wird im weiteren Verlauf vom Ansatz der partiellen Dekomposition (PDA) gesprochen. Grundlage für die Erstellung der Lastkurve stellen die anwendungsspezifischen Jahresstromnachfrageprojektionen des FORECAST-Modells dar (siehe Abbildung 5). FORECAST ist ein bottom-up-Simulationsmodell (vgl. [38], [39]). Es errechnet die zukünftige jährliche Endenergienachfrage für alle Länder der Europäischen Union, sowie Norwegen, Schweiz und Türkei bis zum Jahr 2050 unter Verwendung von Annahmen zu sozio-ökonomischen Treibern (wie z.B. Entwicklung des Bruttoinlandsprodukts, der Bevölkerung), zu den Energieträgerpreisen sowie zu technologischen Parametern (z.B. spezifischer Verbrauch, Ausstattungsrate, Nutzungsdauer, Lebensdauer). Die Ergebnisse werden nach Land, Jahr, Sektor, Anwendung und Technologie aufgeschlüsselt. Folglich ist es möglich, die Evolution der anwendungsspezifischen Jahresstromnachfragemenge zwischen einem Basisjahr und einem zukünftigen Jahr, für welches wir die Lastkurve bestimmen wollen (im Folgenden als Projektionsjahr bezeichnet) zu ermitteln.

Die mittels der PDA generierten Lastkurven können in Strommarktmodellen Verwendung finden. Im vorliegenden Fall kommt das Strommarktmodell PowerACE (Power Agent based Computational Economics) zum Einsatz, um die Auswirkungen potentieller Verformungen der Lastkurve auf die Angebotsseite zu evaluieren. PowerACE zielt darauf ab, unter Berücksichtigung von Reservemärkten und internationalen Stromflüssen Angebot und Nachfrage auf stündlicher Ebene in Einklang zu bringen (vgl. [40]). Das Modell stützt sich auf eine ausgedehnte Datenbank, welche Informationen zu Kraftwerken, installierten Kapazitäten erneuerbarer Energien, Erzeugungsprofilen erneuerbarer Energien, detaillierten meteorologischen Daten und Stromlastkurven enthält. PowerACE kann zur Simulation des gesamten Stromsektors der EU-27, sowie der Schweiz, Norwegens und einigen Ländern des nördlichen Afrikas bis zum Jahr 2050 eingesetzt werden.

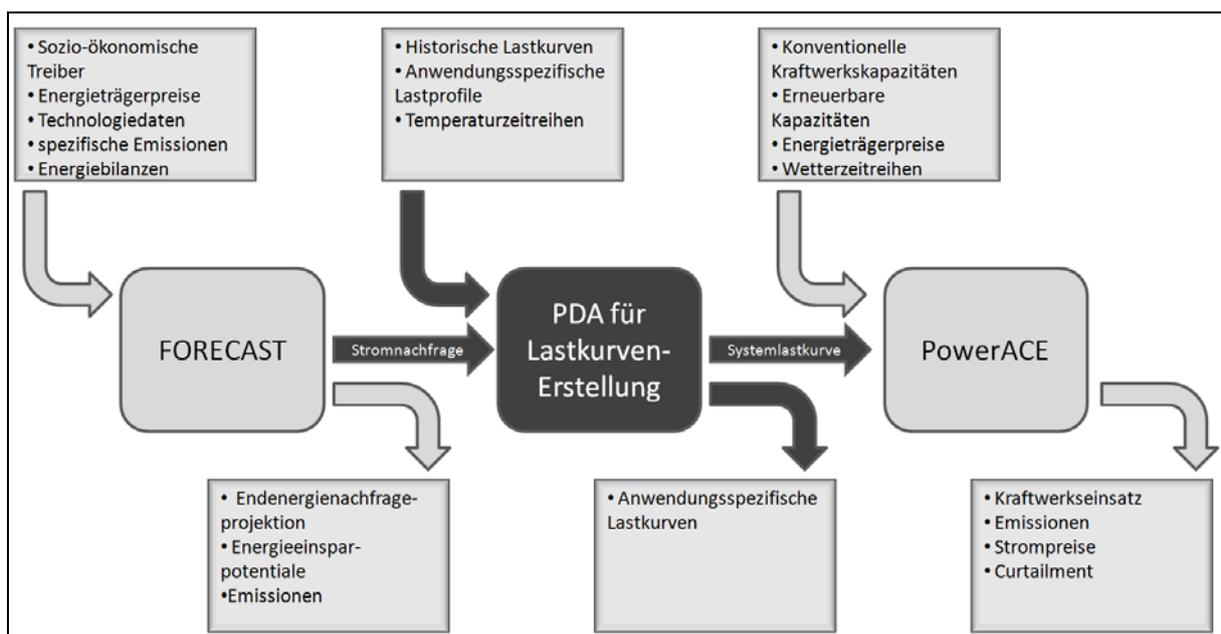


Abbildung 5: Eingliederung des Lastkurvenmodells in den Modellkontext (Quelle: eigene Darstellung)

Das Vorgehen zur Bestimmung der Lastkurven wird im Folgenden detailliert erläutert, siehe auch Abbildung 6 (die darin enthaltenen Diagramme illustrieren das Vorgehen anhand eines 24-Stunden-Ausschnitts der Lastkurve für zwei relevante Anwendungen – Nachtspeicherheizungen und Wärmepumpen). Aufbauend auf den FORECAST-Ergebnissen werden in einem ersten Schritt all jene Anwendungen selektiert, deren Jahresstromnachfrage zwischen dem Basis- und dem Projektionsjahr eine signifikante Veränderung aufweist. Sie werden als „relevante Anwendungen“<sup>4</sup> bezeichnet. Alle verbleibenden Anwendungen sind Teil der Gruppe der „nicht-relevanten Anwendungen“. Als Selektionskriterium wird das Verhältnis aus anwendungsspezifischer Stromnachfrageänderung und der Summe aller Änderungen verwendet. Die Festlegung eines spezifischen Schwellwertes bestimmt, welche und wieviele Anwendungen als relevant eingestuft werden. Während ein hoher Schwellwert zu einer kleinen Anzahl an relevanten Anwendungen und somit zu einem begrenzten Rechenaufwand führt, impliziert ein niedriger Schwellwert eine hohe Anzahl an relevanten Anwendungen und folglich eine vollständigere Abdeckung der auftretenden Nachfrageveränderungen.

Ausgehend von der Annahme, dass die relevanten Anwendungen einen signifikanten Einfluss auf die Form der zukünftigen Lastkurve haben, werden diese in besonderer Weise behandelt. Im zweiten Schritt erzeugen wir eine Lastkurve für jede einzelne relevante Anwendung unter Verwendung anwendungsspezifischer Lastprofile. Diese Profile existieren für ganze Jahre oder einzelne spezifische Typtage (unterschieden nach Jahreszeit und Wochentag) und können zu Jahreslastprofilen zusammengesetzt werden (vgl. [41], [42]). Manche Profile, z.B. für Anwendungen zur Wärme- oder Kältebereitstellung, weisen darüber hinaus eine Außentemperaturabhängigkeit auf. Die Jahreslastprofile werden anschließend entsprechend der absoluten Stromnachfrageänderung zwischen Basis- und Projektionsjahr skaliert. Die daraus resultierenden anwendungsspezifischen Lastkurven weisen folglich negative Werte auf, falls die Anwendung einen Rückgang verzeichnet und andersherum. Das Aufsummieren aller Lastkurven im dritten Schritt führt zu einer kumulierten Lastkurve, deren Integral der Nettonachfrageänderung aller relevanten Anwendungen entspricht.

Die Beeinträchtigung der zukünftigen Lastkurve durch die weniger relevanten Anwendungen wird als untergeordnet angesehen. Daher wird in Schritt vier die historische Lastkurve des Basisjahres entsprechend der kumulierten Nachfrageänderung aller weniger relevanten Anwendungen skaliert. Dieser Schritt gleich dem Skalierungsansatz, wie am Ende von Kapitel 4.1 beschrieben.

In einem letzten Schritt werden die kumulierte Lastkurve der relevanten Anwendungen und die skalierte Lastkurve der weniger relevanten Anwendungen aufaddiert. Das Resultat entspricht der Systemlastkurve für das Projektionsjahr.

---

<sup>4</sup> Anstelle von Anwendungen können auch Technologien als relevant identifiziert werden.

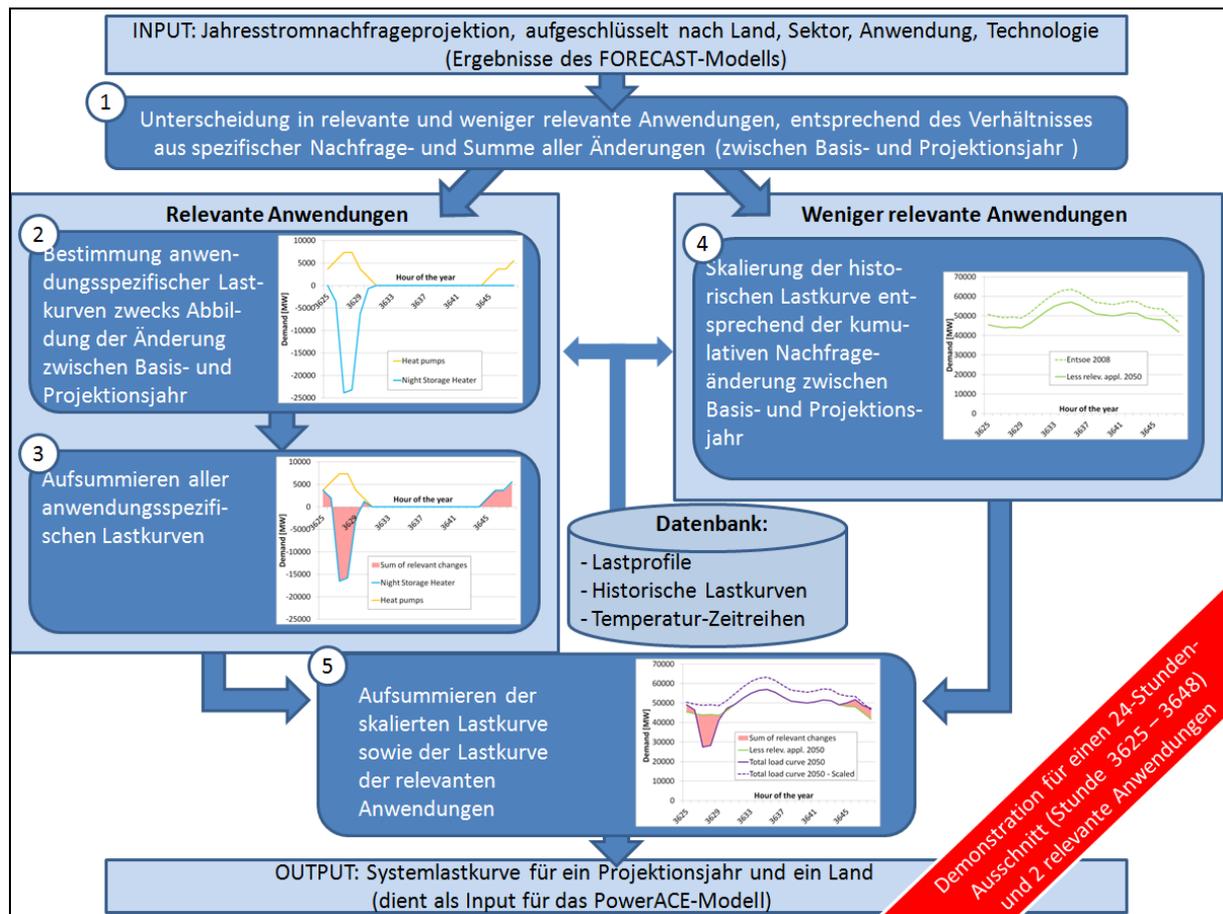


Abbildung 6: Überblick über den Ansatz der partiellen Dekomposition (Quelle: eigene Darstellung)

Im vorgestellten Ansatz wird vereinfachend davon ausgegangen, dass die Struktur des Projektionsjahres nicht nur hinsichtlich der Häufigkeitsverteilung, sondern auch in Bezug auf die Positionierung der Wochentage identisch mit dem Basisjahr ist. Aufgrund der Tatsache, dass das Ziel des Ansatzes in der Abschätzung einer repräsentativen Lastkurve für ein spezifisches Langfrist-Szenario und nicht in der möglichst realitätsnahen Kurzfrist-Prognose besteht, kann diese Vereinfachung akzeptiert werden. Dies gilt gleichermaßen für die zugrunde gelegten Außentemperaturprofile, sowie für die anwendungsspezifischen Lastprofile, welche keine Änderung zwischen Basis- und Projektionsjahr erfahren. Eine Anpassung der Temperaturzeitreihen (z.B. im Rahmen eines Szenarios, welches steigende Temperaturen in Folge des Klimawandels unterstellt) wäre realisierbar. In diesem Fall müsste das zuvor beschriebene Vorgehen allerdings um einen zusätzlichen Schritt erweitert werden, in dem zunächst die Stromnachfrage aller temperaturabhängigen Anwendungen von der Lastkurve im Basisjahr abgezogen und anschließend unter Verwendung des neuen Temperaturprofils und der Jahresstromnachfragemenge im Projektionsjahr wieder hinzugefügt wird. Die Berücksichtigung variierender Lastprofile ist mit dem präsentierten Ansatz umsetzbar. Viel mehr besteht das Hindernis darin, die Deformation der Lastprofile abzuschätzen. Dies setzt grundlegende Forschungsarbeiten im Bereich der Evolution von Stromnachfragemustern voraus, welche nicht den Gegenstand der vorliegenden Arbeit darstellen.

Die Bestimmung zukünftiger Lastkurven mit Hilfe des partiellen Dekompositionsansatzes weist den entscheidenden Vorteil auf, dass strukturelle Änderungen in der Evolution der Jahresstromnachfrage berücksichtigt werden, indem eine explizite Modellierung der stärksten Treiber für eine Lastkurvendeformation erfolgt, während die charakteristischen Ausreißer und Unregelmäßigkeiten historischer Lastkurven mittels des Skalierungsansatzes bewahrt werden. Die Unterscheidung der Anwendungen hinsichtlich der Ausprägung ihres potentiellen Einflusses auf die Form der Lastkurve reduziert die Notwendigkeit zur Bereitstellung von anwendungsspezifischen Lastprofilen auf ein Minimum. Die Verwendung der Ergebnisse der bottom-up-Nachfrageprojektion stellt einen zusätzlichen Nutzen dar, da die Stärken dieses Ansatzes (Abbildung einer Vielzahl an Anwendungen und Technologien, Diffusion neuer Technologien, Evolution technologiespezifischer Charakteristika, Berücksichtigung der Auswirkungen von Politikmaßnahmen und makroökonomischen Treiber auf die zuvor genannten Aspekte etc.) in die Lastkurvenmodellierung mit einfließen.

## 5 Fallstudie

Im Folgenden wenden wir die zuvor genannte Methodik im Rahmen einer Fallstudie an. Diese Fallstudie hat drei Ziele. Zum einen demonstrieren wir, inwieweit die für ein beispielhaftes Szenario ermittelten Lastkurven auf Grundlage des partiellen Dekompositionsansatzes (PDA) von jenen der einfachen Skalierung der Lastkurve (desweiteren als „SKA“ bezeichnet, vgl. auch Kapitel 4.1) abweichen. Darüber hinaus analysieren wir beide Lastkurven hinsichtlich der Frage, wie sich die Diffusion von Energieeinsparoptionen im untersuchten Szenario auf die Form der Lastkurve sowie der Residuallastkurve auswirken. Zuletzt evaluieren wir die Auswirkungen der Lastkurven auf den Einsatz eines gegebenen Kraftwerksparks.

Die Fallstudie fokussiert sich auf die deutsche Lastkurve. 2008 stellt das Basisjahr dar, 2050 das Projektionsjahr.

### 5.1 Annahmen

Für die Bestimmung der Jahresstromnachfrage mit Hilfe des FORECAST-Modells müssen einige Annahmen hinsichtlich der bereits genannten Makrotreiber, Energieträgerpreise und Aktivitätsgrößen getroffen werden (siehe Tabelle 2). Das Bruttoinlandsprodukt (BIP) weist im Vergleich zum Basisjahr ein stetiges mittleres Wachstum von 1,1% auf. Da die Bevölkerung gegenüber 2008 um 12% zurückgeht, liegt die mittlere Wachstumsrate des pro-Kopf-BIP bei 1,4%. Gleichzeitig stagniert die Zahl der Haushalte näherungsweise auf dem Niveau des Basisjahres aufgrund einer rückläufigen mittleren Anzahl an Personen pro Haushalt.

Die Evolution der Energieträgerpreise orientiert sich bis zum Jahr 2030 am Referenzszenario der EU Energy Roadmap 2050 der Europäischen Kommission (vgl. [43]), welches einen Anstieg um ca. 10% für Steinkohle und Öl, sowie um 20% für Erdgas vorsieht. Für die Zeit bis 2050 verwenden wir die relative Preisentwicklung der Dekarbonisierungsszenarien derselben Quelle. Da diese von einem globalen Handeln im Sinne des Klimaschutzes und damit implizit von einem Rückgang der globalen Nachfrage nach Rohstoffen ausgehen, sinken die Preise für Öl um 10% und für Gas und Kohle um ca. 20% zwischen 2030 und 2050. Das Preisniveau liegt in 2050 somit für Öl und Gas ca. 4% und für Steinkohle ca. 11%

unter dem Niveau des Basisjahres. Den Preisen für Braunkohle und Uran wird eine Stagnation auf dem Niveau des Jahres 2008 aufgrund ihrer regionalen bzw. langanhaltenden Verfügbarkeit unterstellt.

*Tabelle 2: Übersicht über die wichtigsten Annahmen für das FORECAST-Modell für das Jahr 2050*

Bruttoinlandsprodukt		Bn €2008	3531
Bevölkerung		M	72,1
Anzahl der Haushalte		M	38,4
Energieträgerpreise	Uran	€2008/GJ	0,78
	Braunkohle	€2008/GJ	1,64
	Steinkohle	€2008/GJ	2,96
	Erdgas	€2008/GJ	6,87
	Rohöl	€2008/GJ	10,44

Wie eingangs erwähnt, unterstellt das untersuchte Szenario eine ambitionierte Klimaschutzpolitik, welche sich nachfrageseitig durch die ausgeprägte Diffusion von Energieeinsparmaßnahmen (z.B. effiziente Haushaltsgeräte, Isolation von Bestandsgebäuden sowie Neubauten, Technologiewechsel hin zu effizienten Industrieprozessen), die verstärkte Nutzung von Recyclingprodukten (z.B. in der Aluminium- und Papierproduktion), eine erhöhte Sanierungsrate von Bestandsgebäuden sowie den flächendeckenden Einsatz von neuen Technologien wie Wärmepumpen und Elektrofahrzeugen auszeichnet.

Die zur Bestimmung der zukünftigen Lastkurve notwendigen anwendungsspezifischen Lastprofile entstammen einer internen Datenbank. Die Temperaturzeitreihe für das Jahr 2050 wird identisch zum Jahr 2008 angenommen und stammt aus [7]. Desgleichen wird die Lastkurve des Basisjahres aus [2] sowohl für die Skalierung als auch für den partiellen Dekompositionsansatz verwendet.

Angebotsseitig spiegelt sich die Annahme des ambitionierten Klimaschutzes einerseits in dem hohen Anteil erneuerbarer Energien an der installierten Gesamtkapazität (65%), andererseits in der vollständigen Ausstattung von Grund- und Mittellastkraftwerken mit der Carbon Capture and Storage (CCS)-Technologie<sup>5</sup> wider. Aufgrund des Kernenergieausstiegs in Deutschland sind keine derartigen Kapazitäten mehr am Markt. Tabelle 3 gibt einen Überblick über die wichtigsten Annahmen für das PowerACE-Modell zur Bestimmung des Kraftwerkseinsatzes. Neben den installierten Kapazitäten finden auch Erzeugungsprofile für erneuerbare Energieträger auf Grundlage empirischer meteorologischer Daten Eingang in das Modell. Kombiniert man Kapazitäten und Profile, erhält man die potentielle Stromerzeugung aus erneuerbaren Energien, welche sich im vorliegenden Fall auf ca. 403 TWh beläuft. Diese entfallen zu ca. 60% auf Windenergie, sowie zu jeweils 16% auf

<sup>5</sup> Es wird ein CO<sub>2</sub>-Abscheidgrad von 95% angenommen.

Photovoltaik und Biomasse. Die Energieträgerpreise entsprechen jenen der Nachfrageseite (vgl. Tabelle 2).

Tabelle 3: Übersicht über die wichtigsten Annahmen für das PowerACE-Modell für das Jahr 2050

Konventionelle Kraftwerke	Installierte Kapazität [GW]	Erneuerbare Energieträger	Installierte Kapazität [GW]	Erzeugung [GWh]
Braunkohle CCS	12,4	Wind onshore	50,5	116,4
Steinkohle CCS	16,9	Wind offshore	36,3	131,9
Erdgas CCS	7,4	Solar	63,5	67,3
Erdgas ohne CCS	22,1	Biomasse	10,6	62,8
Öl	30,9	Wasserkraft	4,2	23,4
		Geothermie	0,1	1,1

## 5.2 Ergebnisse

Abbildung 7 stellt die Ergebnisse der FORECAST-Berechnung dar. Die Gesamtstromnachfrage weist in den ersten beiden Dekaden des Zeitraums 2008 bis 2050 einen leichten Rückgang auf, welcher hauptsächlich auf Energieeinsparungen in der Industrie zurückzuführen ist. Anschließend werden diese Einsparungen jedoch sowohl durch einen umgekehrten Trend im Industriesektor als auch durch die gesteigerte Nachfrage im Transportsektor (Vervierfachung im Vergleich zum Basisjahr) aufgezehrt. In 2050 liegt die Stromnachfrage mit 537 TWh schließlich nur noch 0,6% unter der des Jahres 2008.

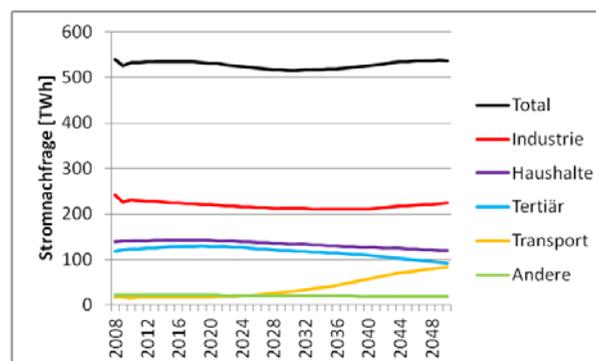


Abbildung 7: Sektorale Stromnachfrageprojektion 2008 bis 2050 (Quelle: eigene Berechnungen)

Ein besseres Verständnis der Stromnachfrageevolution gestattet Tabelle 4, welche eine Auswahl der als relevant identifizierten Anwendungen enthält. Die signifikanteste Änderung der Jahresstromnachfrage zwischen den Jahren 2008 und 2050 weist die Elektromobilität mit einem Zuwachs um 68 TWh auf, welche damit auch den starken Nachfragezuwachs im Transportsektor erklärt. Der verhältnismäßig geringe Nachfragerückgang im Haushaltssektor von 14% gegenüber 2008 lässt sich mit der Diffusion von Wärmepumpen für die Raumwärme- und Warmwasserbereitstellung erklären, welche nicht nur die Nachtspeicherheizungen ersetzen, sondern darüber hinaus den Anteil der Elektrizität an der Endenergienachfrage für die Wärmebereitstellung erhöhen. Ein vergleichbarer Effekt ist im

Tertiärsektor zu beobachten, wo die Verbreitung von Wärmepumpen die Einsparungen durch effiziente Beleuchtung anteilig kompensieren. Hier liegt die sektorale Nachfrage in 2050 ca. 23% unter dem Niveau des Basisjahres. Die Verbreitung effizienter Industrieprozesse (z.B. des Membranprozesses in der Chlorproduktion als Substitut für den Quecksilber- und den Diaphragmaprozess) sowie effizienter Querschnittstechnologien (z.B. Pumpen in der Papierindustrie) führen zu einem Rückgang im Industriesektor von knapp 8%.

Tabelle 4: Exemplarische Auswahl an relevanten Anwendungen (Quelle: eigene Berechnungen)

Sektor	Anwendung	Nachfrage- änderung [TWh]	Im Vergleich zur Gesamt- summe [%]
TR	Elektrofahrzeuge	+68,5	22,3%
HH	Wärmepumpen für Raumwärme	+29,3	9,5%
TE	Beleuchtung	-19,6	6,4%
HH	Wärmepumpen für Brauchwasser	+8,2	2,7%
HH	Nachtspeicherheizungen für Raumwärme	-7,7	2,5%
HH	Beleuchtung	-6,7	2,2%
IN	Membranprozess in Chlorproduktion	+5,9	1,9%
IN	Primäraluminium in Aluminiumproduktion	-5,7	1,9%
Others	Landwirtschaft, Fischerei, Forstwirtschaft	-4,7	1,5%
TE	Wärmepumpen für Raumwärme	+4,4	1,5%
HH	Fernseher	-4,3	1,4%
IN	Pumpen in Papierindustrie	-3,8	1,2%
Alle	Gesamtheit aller relevanten Anwendungen		84,1%

Die Auswahl der relevanten Anwendungen erfolgt auf Grundlage der FORECAST-Ergebnisse und unter Verwendung des Selektionskriteriums. Überschreitet die Veränderung der Jahresstromnachfrage einer Anwendung zwischen Basis- und Projektionsjahr im Vergleich zur Summe der Änderungen aller Anwendungen das Selektionskriterium, gilt die Anwendung als relevant. In der linken Hälfte von Abbildung 8 ist die Zahl der relevanten Anwendungen über das Selektionskriterium aufgetragen. Es wird deutlich, dass bei einem verhältnismäßig hohen Selektionskriterium nur wenige Anwendungen als relevant identifiziert werden. Gleichzeitig ist deren Anteil an der Summe aller Veränderungen überdurchschnittlich hoch. Daraus lässt sich ableiten, dass das Selektionskriterium derart gewählt werden sollte, dass ein möglichst großer Anteil an der Summe aller Veränderungen bei gleichzeitig niedriger Anzahl an relevanten Anwendungen abgedeckt werden sollte. Im vorliegenden Fall wird ein Selektionskriterium von 0,8% gewählt, welches zu 30 relevanten (von 126 verfügbaren) Anwendungen und einer Abdeckung der Summe aller Veränderungen von 84% führt.

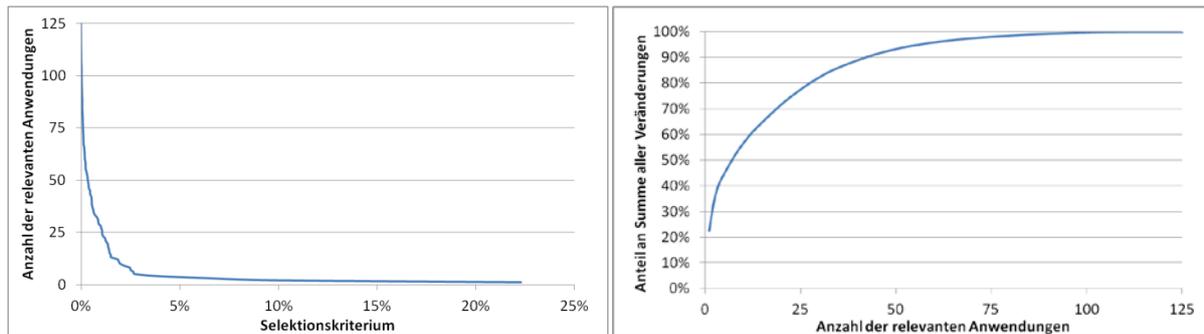


Abbildung 8: Einfluss des Selektionskriteriums auf die Zahl der relevanten Anwendungen (links) und deren Einfluss auf den Anteil an der Summe aller Veränderungen (rechts) (Quelle: eigene Berechnungen)

Aufbauend auf der Auswahl an relevanten Anwendungen und den jeweiligen dazugehörigen Lastprofilen, welche einer internen Datenbank entstammen, erstellen wir die Lastkurve für das Jahr 2050 mit Hilfe des partiellen Dekompositionsansatzes (PDA). Im Folgenden analysieren wir diese Lastkurve und stellen sie jener gegenüber, die mittels einfacher Skalierung (SKA) der Lastkurve des Jahres 2008 ermittelt wurde. Die Ergebnisse der Anwendung der in Kapitel 2 entwickelten Evaluationskriterien auf die beiden Lastkurven<sup>6</sup> ist in Tabelle 5 dargestellt.

Tabelle 5: Evaluationskriterien für die deutsche Lastkurve in 2050 (Quelle: eigene Berechnungen)

		2050 - SKA	2050 - PDA
Lastdauerlinie	$cf$	71,9%	61,4%
	$P_{max}$ [GW]	87,7	102,7
	$P_{min}$ [GW]	38,1	31,6
	$P_{min}/P_{max}$	43,4%	32,7%
Stündliche Laständerungen	$rrf$	0,58%	0,78%
	$\mu_{rr,pos}$	2,67%	2,71%
	$\mu_{rr,neg}$	-2,07%	-3,65%
Stabile Lastsituationen	$\mu_{\Delta t,0\%-30\%}$ [h]	64,0	35,7
	$\mu_{\Delta t,30\%-60\%}$ [h]	17,6	12,9
	$\mu_{\Delta t,60\%-90\%}$ [h]	5,5	2,8
	$\mu_{\Delta t,90\%-100\%}$ [h]	2,2	1,6
Kontinuierliche Laständerungen	$\mu_{\Delta P}$ [GW]	9,2	14,0
	$n_{altern}$	1759	2138

<sup>6</sup> Beiden Lastkurven liegt dieselbe Temperaturzeitreihe zugrunde und die Zusammensetzung aus den verschiedenen Wochentagen ist ebenfalls identisch, weshalb keine Temperaturbereinigung notwendig ist und ein Vergleich unter Verwendung absoluter Werte möglich ist.

Die Verwendung des PDA führt bei gleicher Gesamtstromnachfrage zu einem Anstieg der Maximal- und einer Absenkung der Minimallast, was einer größeren Bandbreite an eintretenden Lastzuständen gleichkommt (siehe linke Hälfte von Abbildung 9). Daraus resultiert auch der reduzierte Kapazitätsfaktor. Im Hinblick auf die Lastveränderung zwischen aufeinanderfolgenden Stunden, der ramp rate, ist ein Zuwachs der Volatilität festzustellen (siehe rechte Hälfte von Abbildung 9). Insbesondere die mittlere negative ramp rate erfährt einen deutlichen Zuwachs und übersteigt in absoluten Werten sogar die positive ramp rate, was bedeutet, dass der stündliche Lastrückgang mit größeren Lastsprüngen vonstattengeht (Schnittpunkt mit der x-Achse liegt bei deutlich über 50%).

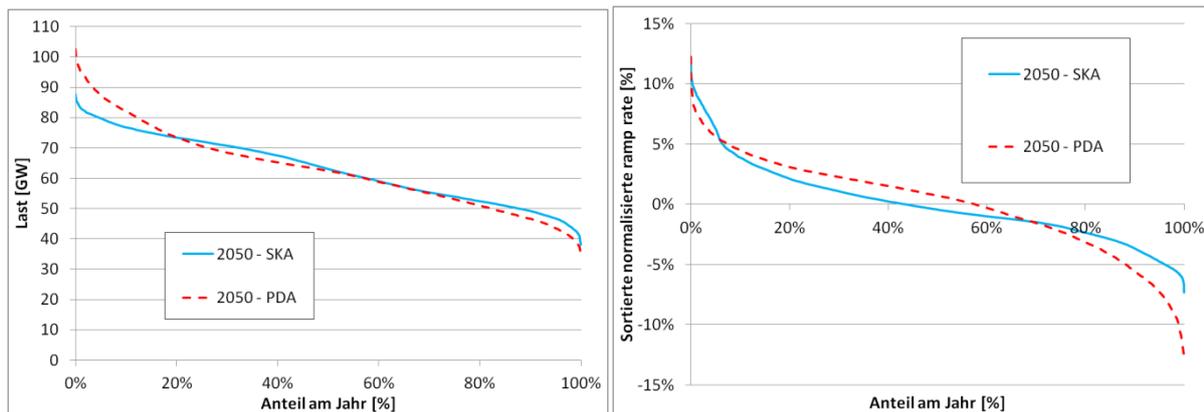


Abbildung 9: Jahresdauerlinie (links) und sortierte und normierte ramp rate (rechts) der deutschen Lastkurve für das Jahr 2050 (Quelle: eigene Berechnungen)

Auch die Analyse der mittleren Dauer stabiler Lastsituationen belegt, dass gemäß Verwendung des PDA der Skalierungsansatz die Volatilität der Last maßgeblich unterschätzt. Insbesondere im Lastbereich von 0% bis 30% zwischen Minimal- und Maximallast findet eine deutliche Reduktion der mittleren Dauer dieser Zustände von 64 auf 36 Stunden statt. Gleichzeitig treten kontinuierliche Lastwechsel über größere Lastdifferenzen auf, als mit dem Skalierungsansatz errechnet wird (im Mittel 14 GW statt 9 GW). Die Zahl der Wechsel zwischen kontinuierlichen Laständerungen liegt um 22% höher (SKA: 1759, PDA: 2138).

Die Analyse der Verteilung der stündlichen Last auf die verschiedenen Typtage (aufgeschlüsselt nach Wochentag und Jahreszeit) macht deutlich, dass insbesondere in den Vormittags- und Mittagsstunden die Last durch den Skalierungs-Ansatz überschätzt und in den Abendstunden unterschätzt wird (siehe linke Hälfte von Abbildung 10; negative Werte entsprechen einem niedrigeren Wert im PDA-Fall im Vergleich zum SKA-Fall). Die Abweichungen in den Morgenstunden sind insbesondere auf die Außerbetriebnahme der Nachtspeicherheizungen, aber auch auf die reduzierte Nutzung von Direktheizungen, die gesteigerte Effizienz von Beleuchtungstechnologien, sowie die reduzierte Nachfrage bestimmter Industrieprozesse und Landwirtschaftsbetriebe zurückzuführen. Mittels des PDA können wir insbesondere an Werktagen in den Stunden 17 bis 21 einen signifikanten Lastanstieg beobachten, welcher hauptsächlich durch das Laden der Elektrofahrzeuge nach dem letzten Weg erklärt werden kann. Dieser Lastanstieg wäre sogar noch deutlich ausgeprägter, wenn nicht eine gleichzeitige Lastminderung durch die gesteigerte Effizienz

von Fernsehern sowie Beleuchtung im privaten wie im kommerziellen Bereich auftreten würde.

Diese Verschiebung der Last in die Abendstunden ist von besonderer Bedeutung im Kontext der Strombereitstellung mittels erneuerbarer Energieträger und konventioneller Kraftwerkskapazitäten. In der rechten Hälfte von Abbildung 10 ist die Differenz zwischen der mittleren zu deckenden Last und der gleichzeitig verfügbaren Erzeugung aus erneuerbaren Energien abgebildet. Negative Werte stehen für eine Überproduktion an erneuerbarem Strom, der die Last übersteigt, positive Werte indizieren die Notwendigkeit der zusätzlichen Nachfragedeckung mittels konventioneller Kraftwerke. Während insbesondere in den Sommermonaten und an den lastschwachen Sonntagen eine deutliche Überproduktion erneuerbarer Energien in der Mittagszeit vorherrscht, treten wenige Stunden später massive Lastspitzen auf, die das erneuerbare Stromangebot deutlich übersteigen. Dies bedeutet folglich, dass sich im vorliegenden Szenario der Nachfragepeak schrittweise vom mittäglichen Erzeugungspeak weg verlagert.

Stunde	Sommer			Übergangszeit			Winter			[GW]	Sommer			Übergangszeit			Winter		
	We	Sa	So	We	Sa	So	We	Sa	So		We	Sa	So	We	Sa	So	We	Sa	So
1	3,3%	7,8%	5,5%	3,9%	5,0%	12,4%	-1,7%	0,6%	7,2%	20,79	21,79	15,77	21,14	20,87	19,78	9,63	11,49	9,76	
2	-2,2%	-0,7%	2,2%	-2,7%	-2,4%	8,0%	-4,7%	-4,5%	-1,2%	16,93	16,53	13,00	17,11	16,19	16,74	6,28	6,68	3,07	
3	-6,9%	-7,4%	-1,0%	-2,4%	-2,9%	-3,8%	-2,8%	-4,0%	-7,4%	14,67	12,80	10,96	17,30	15,80	11,09	6,91	6,20	-0,75	
4	-5,9%	-6,5%	-4,4%	0,9%	1,2%	-7,7%	1,3%	-0,2%	-9,7%	16,12	13,34	9,34	20,81	18,57	10,04	9,57	8,05	-2,03	
5	-5,1%	-5,6%	-8,8%	3,0%	3,9%	-7,1%	3,9%	3,0%	-7,2%	21,40	15,85	9,21	26,16	21,13	11,37	12,50	9,99	-0,46	
6	-9,8%	-8,1%	-10,6%	-1,5%	1,8%	-3,8%	-0,4%	2,7%	-2,8%	25,63	16,57	8,92	31,27	21,63	13,28	12,50	9,11	0,87	
7	-15,8%	-12,9%	-14,0%	-8,5%	-4,4%	-5,8%	-9,9%	-2,5%	-1,5%	24,42	13,97	6,51	30,88	19,55	12,27	14,55	7,32	1,51	
8	-14,8%	-15,2%	-16,4%	-9,1%	-8,8%	-9,6%	-10,3%	-7,8%	-5,6%	18,94	6,62	-1,57	28,93	16,28	8,80	20,14	7,08	0,76	
9	-14,4%	-17,4%	-18,8%	-10,3%	-13,2%	-14,8%	-10,0%	-13,5%	-14,5%	8,33	-3,82	-12,52	20,89	8,57	0,35	20,72	5,31	-2,90	
10	-12,8%	-15,3%	-18,6%	-9,8%	-12,7%	-15,9%	-8,8%	-13,1%	-16,4%	1,75	-10,09	-19,57	12,54	0,56	-8,05	18,08	4,21	-5,33	
11	-11,1%	-12,6%	-16,9%	-10,2%	-10,7%	-15,4%	-10,6%	-9,2%	-13,8%	0,57	-11,24	-20,20	8,25	-2,55	-10,90	12,77	3,64	-6,39	
12	-11,9%	-12,3%	-18,8%	-12,6%	-11,0%	-17,9%	-15,7%	-10,5%	-15,4%	-2,55	-14,07	-23,80	2,63	-7,17	-16,33	4,78	-1,18	-9,66	
13	-11,7%	-12,7%	-16,9%	-11,0%	-11,3%	-16,3%	-12,2%	-9,2%	-13,1%	-4,36	-17,48	-25,69	2,54	-9,62	-17,84	4,61	-3,57	-11,24	
14	-8,4%	-6,5%	-11,5%	-5,8%	-4,3%	-10,5%	-3,4%	-4,0%	-7,6%	-1,80	-14,49	-23,14	6,66	-5,77	-15,08	12,36	-0,29	-8,36	
15	-4,7%	-1,6%	-5,2%	-1,7%	1,3%	-3,7%	1,7%	4,8%	0,4%	3,17	-9,21	-17,45	12,29	0,09	-8,91	18,98	7,44	-1,85	
16	-0,3%	3,1%	-1,7%	3,9%	7,7%	2,0%	6,9%	9,4%	4,9%	9,93	-2,16	-10,64	20,87	9,25	-0,28	26,49	14,00	4,18	
17	7,3%	6,9%	3,0%	12,0%	11,9%	7,5%	12,8%	12,1%	8,6%	18,44	4,33	-3,32	33,15	19,61	11,05	34,27	19,96	10,79	
18	15,5%	11,7%	6,3%	19,3%	15,5%	9,8%	13,5%	9,6%	2,4%	31,56	15,47	8,26	46,31	30,73	22,45	39,08	23,61	13,16	
19	22,5%	12,4%	9,0%	25,8%	16,2%	11,4%	15,6%	5,1%	-1,2%	45,05	25,14	20,26	55,95	36,60	29,79	41,52	22,26	13,75	
20	25,6%	12,8%	8,1%	29,0%	16,7%	10,3%	16,2%	1,8%	-3,2%	49,47	28,52	24,96	57,20	36,68	30,64	39,95	18,02	11,95	
21	17,5%	5,0%	3,5%	22,3%	10,5%	8,6%	14,0%	0,3%	-2,0%	43,70	24,92	24,31	48,55	30,22	28,26	33,45	13,17	10,35	
22	10,2%	-1,3%	-0,9%	16,4%	5,5%	5,5%	13,1%	1,3%	0,6%	35,01	19,56	21,03	41,02	26,26	26,10	29,61	11,97	11,05	
23	7,2%	-3,0%	-2,7%	13,7%	4,9%	3,9%	10,5%	2,2%	0,7%	28,31	15,29	16,50	34,11	22,37	21,55	25,97	12,82	12,02	
24	5,3%	2,4%	-1,1%	9,2%	9,4%	3,7%	2,7%	4,7%	-2,5%	24,18	15,54	15,18	27,75	21,35	18,75	15,83	11,28	6,79	

Abbildung 10: Relativer Unterschied der stündliche Lastverteilung unter Verwendung des PDA im Vergleich zum SKA (links) und Differenz zwischen mittlerer stündlicher Last (PDA-Fall) und mittlerer erneuerbarer Erzeugung aus erneuerbaren Energien (in GW, rechts) (Quelle: eigene Berechnungen)

Dieser Trend wird auch durch die Dauerlinie der Residuallast (siehe Abbildung 11) illustriert. Im Fall des PDA treten nicht nur Stunden mit höherer Maximallast, sondern auch die Zahl der Stunden mit negativer Residuallast liegt anstelle der 1770 Stunden pro Jahr bei über 2000 Stunden.

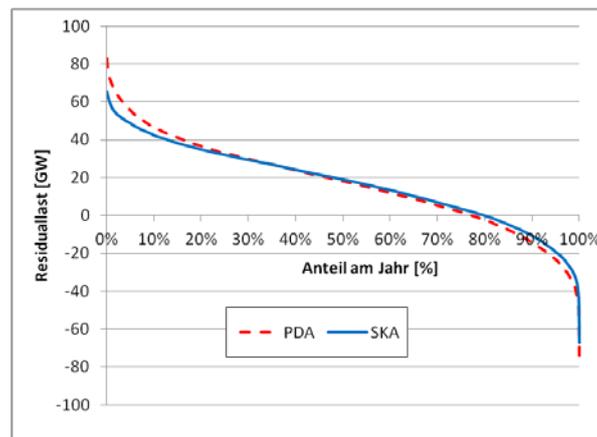


Abbildung 11: Dauerlinie der Residuallastkurve (Quelle: eigene Berechnungen)

Schaut man sich die Residuallast ebenfalls für die verschiedenen Typtage und Jahreszeiten an (siehe Abbildung 12), so kann man feststellen, dass an Winter-Wochenenden eine relative gute Übereinstimmung der Last mit der erneuerbaren Erzeugung auftritt (Residuallast sowohl im PDA- als auch im SKA-Fall nahe Null). An Werktagen treten im Durchschnitt keine Stunden mit negativer Residuallast auf, was die Notwendigkeit für Speicher reduziert. Stattdessen wäre der Einsatz von Lastverlagerung-Strategien eine geeignete Maßnahme, um die Residuallast zu glätten und somit die Flexibilitätsanforderungen an die konventionellen Erzeugungseinheiten zu reduzieren. Für Lastverlagerungsmaßnahmen wären insbesondere Elektrofahrzeuge geeignet, z.B. durch eine Beladung zu Mittagszeiten (vgl. z.B. [44]). Darüber hinaus bieten auch Wärmepumpen und diverse Industrieprozesse (welche gegenwärtig eine gleichmäßig über den Tag verteilte Stromaufnahme aufweisen) aufgrund ihres hohen Verlagerungspotentials die Möglichkeit, eine Reduktion der Morgen- wie auch der Abendspitze zu gewährleisten (vgl. z.B. [45], [46]). Negative Residuallasten treten hauptsächlich an Wochenenden in der Sommer- und Übergangszeit auf. Unter den Rahmenbedingungen des vorliegenden Szenarios könnte ein Kurzzeitspeicher eine Lösungsoption darstellen, um erneuerbaren Strom aus den Mittags- in die Abendstunden zu verlagern und eine flächendeckende Abschaltung von erneuerbaren Anlagen zu verhindern. Alternativ stellt eine engere Vernetzung des deutschen Marktes mit den Nachbarmärkten durch verstärkten Netzausbau eine zusätzliche Option dar, um in bestimmten Tagesstunden erneuerbaren Überschussstrom zu exportieren oder bei Stromknappheit Strom zu importieren, soweit die Nachbarmärkte die entsprechenden Bedingungen erfüllen.

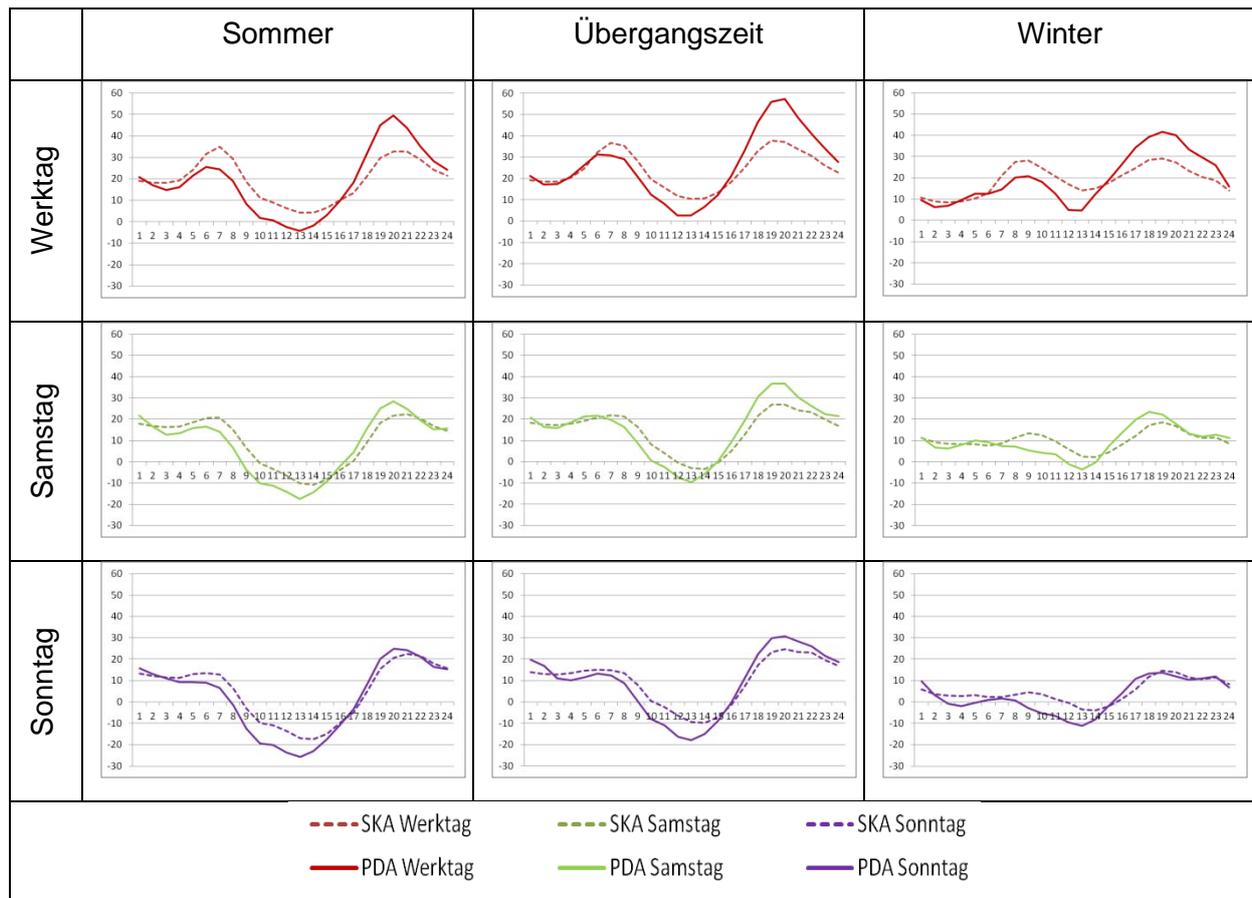


Abbildung 12: Überblick über die tägliche Verteilung der Residuallast (Quelle: eigene Berechnungen)

Um die Auswirkungen der deformierten Lastkurven auf den bereits beschriebenen Kraftwerkspark zu untersuchen, werden im Folgenden die Ergebnisse des PowerACE-Modells analysiert. Tabelle 6 gibt einen Überblick über die Ergebnisse der Skalierung und stellt diesen die relative Veränderung im PDA-Fall gegenüber. Bei gleicher Stromnachfrage weisen die Grund- und Mittellastkraftwerke im zweiten Fall eine niedrigere Stromerzeugung auf, wohingegen die Erzeugung (und damit die Zahl der Volllaststunden) der Spitzenlastkraftwerke um fast 50% ansteigt. Gleichzeitig steigt auch die Ausnutzung der Pumpspeicherkraftwerke um ca. 15%. Diese Verschiebungen im Kraftwerkseinsatz sind hauptsächlich damit zu erklären, dass die Volatilität der Last im Fall der partiellen Dekomposition deutlich höher ist. Ein weiterer Grund ist der zeitliche Versatz zwischen der Erzeugung aus erneuerbaren Energien und dem Auftreten der Maximallast. Die Zahl der Stunden mit negativer Residuallast liegt 13% höher als im Fall der Skalierung. Daraus resultiert eine verstärkte Abschaltung (erneuerbarer Energiequellen um 40% und folglich ein verstärkter Einsatz flexibler Spitzenlastkraftwerke.

Tabelle 6: Übersicht über die Ergebnisse des PowerACE-Modells (Quelle: eigene Berechnungen)

		2050 – SKA	2050 – PDA vs. SKA
Gesamtstromnachfrage		537 TWh	±0%
Erzeugung [TWh] / Volllast- stunden [h]	Braunkohle CCS	71,1 TWh / 5744 h	-4,6%
	Steinkohle CCS	77,5 TWh / 4589 h	-1,7%
	Erdgas CCS	18,1 TWh / 2430 h	+6,5%
	Erdgas ohne CCS	7,5 TWh / 341 h	+48,8%
	Öl	10,5 TWh / 340 h	+49,2 %
	Erneuerbare Energien	390,6 TWh / 2364 h	-1,2%
Strominput in Pumpspeicher		15,7 TWh	+14,8%
Anzahl der Stunden mit negativer Residuallast		1771	+13,0%
Anteil der abgeschalteten erneuerbaren Energien am Gesamtpotential		3,1%	+39,5%
CO <sub>2</sub> -Emissionen [Mt]		19,9	25,7

Abbildung 13 zeigt einen exemplarischen Wochen-Ausschnitt (Montag, 21.4. bis Freitag, 27.4.) der Last- und Erzeugungskurven. In der linken Hälfte sind die Ergebnisse der Skalierung dargestellt. Es lässt sich deutlich erkennen, dass die Tagesmaximallast auf die Zeiten hoher erneuerbarer Erzeugung fällt. Für den Fall, dass letztere höher ist als die Last und Pumpspeicherkraftwerke keinen Strom mehr aufnehmen können, muss die Erzeugung des Überschussstroms mittels Abschaltung verhindert werden. In der rechten Abbildungshälfte wird deutlich, dass die Verlagerung der Tagesmaximallast in die Abendstunden den verstärkten Einsatz von Öl- und Gaskraftwerken erfordert, wohingegen ein durchgängiger Betrieb der Kohlekraftwerke in den Mittagsstunden behindert wird. Der Lastabfall in den Nachtstunden fällt deutlich steiler und größer aus als im Fall der Skalierung.

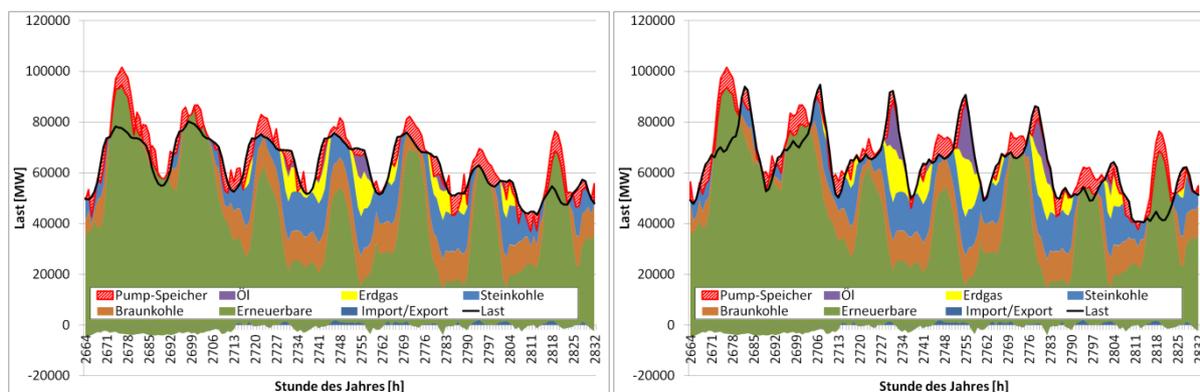


Abbildung 13: Auszug aus Erzeugungskurven für vier Tage (Mo, 21.4. – So, 27.4.) für das Jahr 2050 unter Verwendung des SKA (links) und des PDA (rechts) (Quelle: eigene Berechnungen)

In Abbildung 14 sind die mittlere positive (links) und negative ramp rate (rechts) der verschiedenen Erzeugungsarten dargestellt. Mit Ausnahme der Steinkohlekraftwerke verzeichnen alle Anlagen einen Anstieg der ramp rates sowie der Häufigkeit eintretender Lastveränderungen.

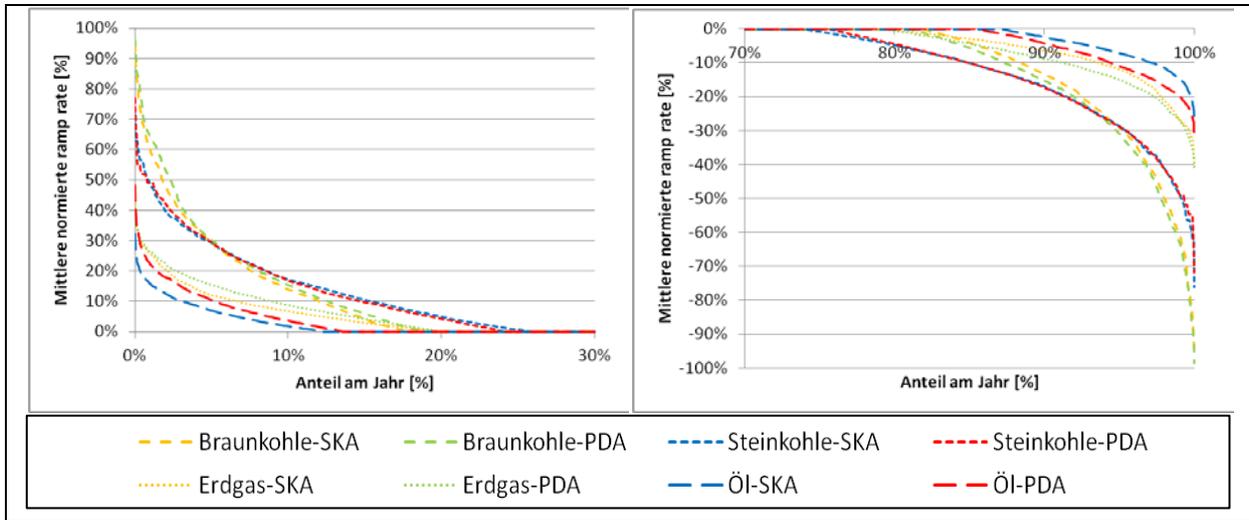


Abbildung 14: Mittlere positive (links) sowie negative normierte ramp rate (rechts) (Quelle: eigene Berechnungen)

Die CO<sub>2</sub>-Emissionen belaufen sich im PDA-Fall auf 25,7 Mt statt 19,9 Mt im Fall der einfachen Skalierung. Dies lässt sich zum einen damit begründen, dass aufgrund der verstärkten Abschaltung erneuerbarer Energien insgesamt mehr Strom aus konventionellen Quellen stammt (+2,9%, siehe linke Hälfte von Abbildung 15). Diese Erzeugungsdifferenz basiert zudem auf Energieträgern, welche einen höheren spezifischen Emissionsfaktor aufweisen, so dass die eingesparten Emissionen durch den vermiedenen Betrieb der Grundlastkraftwerke durch den verstärkten Betrieb der Spitzenlastkraftwerke deutlich überkompensiert werden. Folglich liegen die Gesamtemissionen um ca. 29% höher (siehe rechte Hälfte von Abbildung 15).

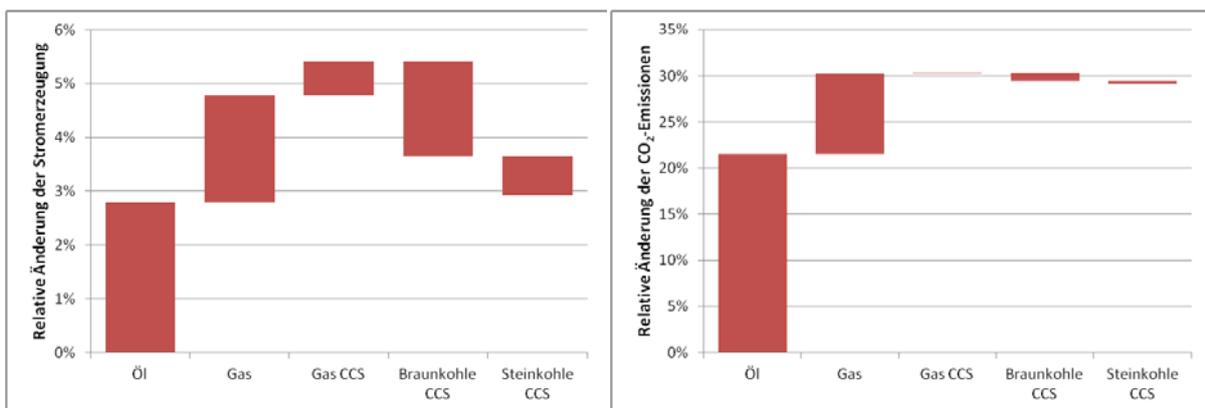


Abbildung 15: Relative Veränderung der Stromerzeugung zwischen PDA und SKA (links) sowie der CO<sub>2</sub>-Emissionen (rechts) nach Erzeugungsart (Quelle: eigene Berechnungen)

## 6 Schlussfolgerung und Ausblick

Die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit können folgendermaßen zusammengefasst werden: Lastkurven unterliegen im Laufe der Zeit Verformungen aufgrund struktureller Änderungen in der Stromnachfragezusammensetzung. Folglich sollten auch bei der Bestimmung zukünftiger Lastkurven potentielle Deformationen berücksichtigt werden. Beim einfachen Skalieren historischer Lastkurven läuft man Gefahr diese Effekte zu vernachlässigen, insbesondere bei langen Projektionszeiträumen oder der Diffusion neuer Anwendungen. Aufgrund der Verwendung technologiediskreter Nachfrageprojektionen des bottom-up-Modells FORECAST kann der partielle Dekompositionsansatz den Nachfrageänderungen Rechnung tragen. Die Anwendung des PDA zur Bestimmung zukünftiger Lastkurven im Rahmen des untersuchten Szenarios macht deutlich, dass der Skalierungsansatz die Volatilität wie auch die Lastspitzen und Minimallasten deutlich unterschätzt. Zudem findet die Verformung der Tageslastprofile keine Berücksichtigung. Zukünftig wird sich die Tagesspitze durch die Diffusion von Elektrofahrzeugen und Wärmepumpen von den Mittags- in die Abendstunden verschieben. Effiziente Haushaltsgeräte und Industrieprozesse führen gleichzeitig zu einer Lastabsenkung in den Morgenstunden. Daraus resultiert ein zeitlicher Versatz zwischen den Stunden mit der maximalen Nachfrage und jenen mit der maximalen Erzeugung aus erneuerbaren Energien. Dies spiegelt sich einerseits in einer im Vergleich zum Skalierungsansatz höheren Zahl an Stunden mit negativer Residuallast und einer durch Abschaltung verminderten Einspeisung erneuerbarer Energien wider. Andererseits weisen Grundlastkraftwerke eine verminderte Zahl an Volllaststunden auf, während die Erzeugung von Spitzenlastkraftwerken deutlich zunimmt. Maßnahmen zur besseren Integration der erneuerbaren Energien bestehen in der zeitlichen Verschiebung der erneuerbaren Stromerzeugung von den Mittags- in die Abendstunden mittels Kurzzeitspeicher, der lokalen Verlagerung der erneuerbaren Erzeugung in benachbarte Länder durch Netzausbau<sup>7</sup>, oder der zeitlichen Verlagerung der Last in die Mittagsstunden (sog. Demand-Side-Management). Da Elektrofahrzeuge, Wärmepumpen und Industrieprozesse die Hauptursachen für die Lastspitzen darstellen und gleichzeitig die beste Eignung für Lastverlagerung aufweisen, sollte diese letzte Option primär von politischen Entscheidungsträgern, Energieversorgungsunternehmen sowie Übertragungsnetzbetreibern verfolgt werden. Hinsichtlich konventionellen Kraftwerkskapazitäten muss festgehalten werden, dass die veränderte Anzahl an Volllaststunden und die höhere Zahl an Lastwechselprozessen die Wirtschaftlichkeit bestehender Kraftwerke und die Rentabilität zukünftiger Kraftwerksinvestitionen beeinflusst. Daher sollte nicht nur die Jahresstromnachfragemenge sondern auch die Information über die Form der zukünftigen Lastkurve Eingang in Entscheidungs- sowie Modellierungsprozesse zur Bestimmung des zukünftigen Energieversorgungssystems finden.

---

<sup>7</sup> In der Fallstudie werden keine Netzrestriktionen innerhalb Deutschlands unterstellt. Der stündliche Stromaustausch mit den Nachbarländern ist exogen vorgegeben.

**Literatur**

- [1] BMU, "Energiekonzept für eine umweltschonende, zuverlässige und bezahlbare Energieversorgung," Berlin, 2010.
- [2] ENTSO-E, "Hourly load values of a specific country for a specific month," 2013. Verfügbar unter: <https://www.entsoe.eu/db-query/consumption/mh1v-a-specific-country-for-a-specific-month/>.
- [3] DWD, "Zeitreihen des Deutschen Wetterdienstes," 2013. Verfügbar unter: [http://www.dwd.de/bvbw/appmanager/bvbw/dwdwwwDesktop?\\_nfpb=true&\\_pageLabel=dwdwww\\_result\\_page&gsbSearchDocId=809418](http://www.dwd.de/bvbw/appmanager/bvbw/dwdwwwDesktop?_nfpb=true&_pageLabel=dwdwww_result_page&gsbSearchDocId=809418).
- [4] Enerdata, "ODYSSEE database on energy efficiency data & indicator," 2012. Verfügbar unter: [http://odyssee.enerdata.net/nrd\\_web/site/](http://odyssee.enerdata.net/nrd_web/site/).
- [5] K. Schöngrundner, "Heizgradtagbereinigung des Heizenergieeinsatzes," Fachhochschule Pinkafeld, 2002.
- [6] EnBW, "Lastprofile und Einspeiseprofile der EnBW Regional AG," 2012. [Online]. Available: <http://www.enbw-regional.de/content/de/netznutzer/stromverteilnetz/netznutzung/lastprofile/index.jsp>.
- [7] NASA, "MERRA Data Holdings," 2012. Verfügbar unter: [http://disc.sci.gsfc.nasa.gov/daac-bin/DataHoldings.pl?LOOKUPID\\_List=MAT1NXSLV](http://disc.sci.gsfc.nasa.gov/daac-bin/DataHoldings.pl?LOOKUPID_List=MAT1NXSLV).
- [8] IWU, "„TABULA“ – Entwicklung von Gebäudetypologien zur energetischen Bewertung des Wohngebäudebestands in 13 europäischen Ländern," 2012. Verfügbar unter: <http://www.iwu.de/forschung/energie/laufend/tabula/>.
- [9] D. Dallinger, G. Schubert, and M. Wietschel, "Integration of intermittent renewable power supply using grid-connected vehicles – A 2030 case study for California and Germany," *Applied Energy*, vol. 104, pp. 666–682, Apr. 2013.
- [10] F. Lickert, "Untersuchung der Auswirkungen struktureller Änderungen der Strom-Lastganglinie auf den deutschen Kraftwerkspark," Karlsruhe Institute of Technology, 2012.
- [11] G. Strbac, "Demand side management: Benefits and challenges," *Energy Policy*, vol. 36, no. 12, pp. 4419–4426, Dec. 2008.
- [12] J. Torriti, M. G. Hassan, and M. Leach, "Demand response experience in Europe: Policies, programmes and implementation," *Energy*, vol. 35, no. 4, pp. 1575–1583, Apr. 2010.
- [13] D. Srinivasan and M. A. Lee, "Survey of Hybrid Fuzzy Neural Approaches to Electric Load Berkeley Initiative in Soft Computing," in *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 1995, pp. 4004–4008.
- [14] H. Hahn, S. Meyer-Nieberg, and S. Pickl, "Electric load forecasting methods: Tools for decision making," *European Journal of Operational Research*, vol. 199, no. 3, pp. 902–907, Dec. 2009.

- [15] L. Suganthi and A. A. Samuel, "Energy models for demand forecasting—A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Oct. 2011.
- [16] C. Höft, "Bewertung von Verfahren zur Prognose der elektrischen Last – eine empirische Analyse," Technische Universität Dresden, 2005.
- [17] J. Verstege, T. Werner, and K. Schäfer, "Liberalisierung der Energieversorgung: Auswirkung auf Planungs- und Optimierungsaufgaben; VDI-Berichte 1352," 1997.
- [18] H. Kosow, R. Gaßner, L. Erdmann, and B.-J. Luber, "Methoden der Zukunfts- und Szenarioanalyse Überblick, Bewertung und Auswahlkriterien," Berlin, 2008.
- [19] H. Alfares and M. Nazeeruddin, "Electric load forecasting: Literature survey and classification of methods," *International Journal of Systems Science*, vol. 33, no. 1, pp. 23–34, 2002.
- [20] A. Grandjean, J. Adnot, and G. Binet, "A review and an analysis of the residential electric load curve models," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 16, no. 9, pp. 6539–6565, Dec. 2012.
- [21] L. G. Swan and V. I. Ugursal, "Modeling of end-use energy consumption in the residential sector: A review of modeling techniques," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 13, no. 8, pp. 1819–1835, Oct. 2009.
- [22] P. Esslinger and R. Witzmann, "Entwicklung und Verifikation eines stochastischen Verbraucherlastmodells für Haushalte," in *12. Symposium Energieinnovation, 15.-17.2.2012, Graz/Austria*, 2012, pp. 1–11.
- [23] J. Dickert and P. Schegner, "A Time Series Probabilistic Synthetic Load Curve Model for Residential Customers," in *2011 IEEE Trondheim PowerTech*, 2011, pp. 1–6.
- [24] R. Elsland, T. Boßmann, R. Hartel, T. Gnann, M. Genoese, W. Fichtner, and M. Wietschel, "Analysis of structural changes of the load profiles of the German residential sector due to decentralized electricity generation and e-mobility," in *Fourth International Conference on Sustainability in Energy and Buildings, 3-5 September 2012, Stockholm*, 2012, no. September 2010.
- [25] P. Balachandra and V. Chandru, "Modelling electricity demand with representative load curves," *Energy*, vol. 24, no. November 1997, pp. 219–230, 1999.
- [26] N. D. Uri and J. S. Maybee, "Forecasting the load duration curve using Box Jenkins time series analysis," *Engineering Optimizatoin*, vol. 3, no. 4, pp. 193–199, 1978.
- [27] A. Poulin, M. Dostie, M. Fournier, and S. Sansregret, "Load duration curve: A tool for technico-economic analysis of energy solutions," *Energy and Buildings*, vol. 40, no. 1, pp. 29–35, Jan. 2008.
- [28] R. J. Hyndman and S. Fan, "Forecasting long-term peak half-hourly electricity demand for South Australia," Melbourne, 2009.
- [29] Ü. B. Filik, Ö. N. Gerek, and M. Kurban, "A novel modeling approach for hourly forecasting of long-term electric energy demand," *Energy Conversion and Management*, vol. 52, no. 1, pp. 199–211, Jan. 2011.

- [30] G. Koreneff, M. Ruska, J. Kiviluoma, J. Shemeikka, B. Lemström, R. Alanen, and T. Koljonen, *Future development trends in electricity demand*. 2009.
- [31] A. Hainoun, "Construction of the hourly load curves and detecting the annual peak load of future Syrian electric power demand using bottom-up approach," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 31, no. 1, pp. 1–12, Jan. 2009.
- [32] SRU, "Climate-friendly, reliable , affordable : 100 % renewable electricity supply by 2050," Berlin, 2010.
- [33] Fraunhofer IWES, "Dynamische Simulation der Stromversorgung in Deutschland nach dem Ausbauszenario der Erneuerbaren-Energien-Branche," Kassel, 2009.
- [34] DLR, IZES, Ecofys, S. Klinski, and Wuppertal Institut, "Vorbereitung und Begleitung der Erstellung des Erfahrungsberichtes 2011 gemäß § 65 EEG - Vorhaben V: Integration der Stromerzeugung aus Erneuerbaren Energien und konventionellen Energieträgern," Stuttgart, 2011.
- [35] Consentec and r2b, "Voraussetzungen einer optimalen Integration erneuerbarer Energien in das Stromversorgungssystem," Aachen, 2010.
- [36] H. T. Ramachandran Kannan, "The Swiss TIMES Electricity Model ( STEM-E ) Updates to the model input data and assumptions," Villingen, 2012.
- [37] UBA, "Energieziel 2050: 100% Strom aus erneuerbaren Quellen," Dessau-Roßlau, 2010.
- [38] T. Fleiter, D. Fehrenbach, E. Worrell, and W. Eichhammer, "Energy efficiency in the German pulp and paper industry - A model-based assessment of saving potentials," *Energy*, 2012.
- [39] R. Elsland, T. Boßmann, and M. Wietschel, "Analysis of the European residential building stock until 2050 - Contribution of an energy-efficient building envelope to reduce space heating demand," in *1st KIC InnoEnergy Scientist Conference, Leuven, 2012*, 2012.
- [40] F. Sensfuß, "Assessment of the impact of renewable electricity generation on the German electricity sector An agent-based simulation approach," Universität Karlsruhe, 2007.
- [41] C. Fünfgeld, "Die 'Repräsentativen VDEW-Lastprofile' - Ziele und Hintergründe," *VEÖ Journal*, pp. 33–36, 2001.
- [42] N. Lübke, A. Holst, and R. Tolzmann, "Entwicklung eines synthetischen Jahreslastprofils für Haushaltsabnahme aus Elt . -Versorgungsnetzen," pp. 1–6, 1998.
- [43] European Commission, "Impact Assessment of the Energy Roadmap 2050, SEC(2011) 1565/2," Brussels, 2011.
- [44] D. Dallinger, "Plug-in electric vehicles integrating fluctuating renewable electricity," University of Kassel, 2012.

- [45] M. Klobasa, „Dynamische Simulation eines Lastmanagements und Integration von Windenergie in ein Elektrizitätsnetz auf Landesebene unter regelungstechnischen und Kostengesichtspunkten.“, no. 17324, 2007.
- [46] S. von Roon and T. Gobmaier, “Demand Response in der Industrie,” 2010.
- [47] IAEA, “Model for Analysis of Energy Demand (MAED-2),” Vienna, 2006.