

Modellierung der Energiesystemtransformation in Deutschland basierend auf spatiotemporal hochaufgelösten Messdaten

Dem Fachbereich Produktionstechnik
der
UNIVERSITÄT BREMEN

zur Erlangung des akademischen Grades
Doktor-Ingenieur (Dr.-Ing.)
vorgelegte

Dissertation

von

Yannik Schädler, M. Sc.
geboren am 04.04.1992

Bremen, 09.09.2022

1. Gutachter: Prof. Dr.-Ing. habil. Andreas Fischer,
Universität Bremen
2. Gutachter: Prof. Dr. Fabio La Mantia,
Universität Bremen

Tag der mündlichen Prüfung: 19.04.2023

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	9
1.1	Motivation	9
1.2	Stand der Forschung	10
1.3	Ziel und Struktur der Arbeit	13
2	Grundlagen zur Modellierung des Energiesystems	15
2.1	Grundschemata der Messverfahren	15
2.2	Messdatenbasis	16
2.2.1	Auflösung der erfassten Messdaten im Kontext alternativer Auflösungen	17
2.3	Interpolation: Umgang mit Datenlücken	21
2.3.1	Datenvervollständigungsmethoden	22
2.3.2	Bewertung der Datenbasis und Vergleich mit Literatur	26
2.4	Extrapolation: Modellierung von Szenarien	32
2.4.1	Die Residuallast	32
2.4.2	Szenarien mit Ausschluss bestimmter Energieformen	33
2.4.3	Residuallast mit Ausgleich in jedem Zeitschritt als weitere Annäherung an die Realität	33
2.5	Skalierungen bei der Berechnung von Szenarien	35
3	Abdeckung des Energiebedarfs bei idealem Energietransport	41
3.1	Erneuerbare Energien und die besonderen Charakteristika regenerativer Einspeiser	41
3.2	Statistische Betrachtung der Residuallast	42
3.3	Berechnung der optimalen Leistungstransporte innerhalb Deutschlands	46
3.4	Transportkosten im idealen Modell	50
4	Regionale Abdeckung des Energiebedarfs mittels Speicher	54
4.1	Neue Verbraucher und neue Bedürfnisse	54
4.2	Speicher und ihre steigende Bedeutung für das Energiesystem	55
4.3	Speichermodellierung mit 2 Parametern	56
4.4	Optimierung der Verteilung von Speichern	62
4.5	Steuerung zur Dämpfung von Lastspitzen: Vorgabe von Sollwerten und ihre Auswirkung	65
5	Transportkapazität des Hoch- und Höchstspannungsnetzes	67
5.1	Auswirkungen fluktuierender Einspeisung auf das Hochspannungsnetz	67
5.2	Leistungsbegrenzungen der Leiterseile des Hochspannungsnetzes	68
5.3	Modell des Hochspannungsnetzes	68
5.4	Modell des Residuallastausgleichs durch Abregelung regenerativer und Aktivierung konventioneller Kapazitäten	75
5.5	Modell des Energietransportes durch das Hochspannungsnetz	75

5.6	Steigende Transportdefizite im Hochspannungsnetz bei verschiedenen Ausbaugrade der regenerativen Energieträger	79
5.7	Unsicherheiten der Modellierung der Transportnetzkapazitäten	79
5.8	Ausbau des Stromnetzes	80
6	Zusammenfassung und Ausblick	83
6.1	Ausgangspunkt der Arbeit	83
6.2	Wissenschaftlicher Fortschritt	83
6.3	Ausblick	85
	Veröffentlichungsliste des Autors	86
	Betreute studentische Arbeiten	87
	Curriculum Vitae des Autors	88

Kurzfassung

Für die schnelle Senkung der klimaschädigenden CO₂-Emissionen ist eine effiziente Transformation des deutschen Energiesystems notwendig. Insbesondere die Einspeisungen im elektrischen Energiesystem sollen entsprechend des Netzentwicklungsplans auf regenerative Einspeiser umgestellt werden, um das CO₂-Äquivalent einer Kilowattstunde von aktuell ≈ 420 g/kWh [Umweltbundesamt 2022] auf einen Wert nahe Null zu senken. Die natürlichen Fluktuationen der regenerativen Einspeiser, insbesondere aus Photovoltaik- und Windenergieanlagen, führen bei der Einspeisung allerdings zu verschiedenen technischen Herausforderungen. So ist eine häufige Frage, an welchem Ort welcher Einspeiser in welcher Einspeisekapazität zugebaut werden kann, um die CO₂-Emissionen zu senken, aber gleichzeitig die Funktion des Energiesystems nicht zu beeinträchtigen. Um diesen Herausforderungen effizient zu begegnen, sind Energiesystemmodelle ein probates Mittel, da durch ihre Nutzung die Veränderungen zunächst kosteneffizient simuliert werden können und das reale System nicht kostenintensiv verändert werden muss.

Um mit Modellierungen stabile und vertrauenswürdige Ergebnisse zu erzeugen, die in ihrer Qualität bewertbar sind, ist es notwendig, dass die zu Grunde liegenden Daten vier Anforderungen erfüllen: Sie müssen eine adäquate Auflösung haben, lückenlos im betrachteten Gebiet und der betrachteten Zeit sein, einer Validitätsüberprüfung standhalten und eine bewertbare Qualität haben, welche sich durch eine Unsicherheit beschreiben lässt. Mit der vorliegenden Messdatenbasis lassen sich Modellierungsaufgaben als Messaufgaben im Sinne der Messtechnik definieren und die Werkzeuge der Messtechnik, insbesondere die GUM darauf anwenden. Dadurch wird es möglich, die Ergebnisse mit Unsicherheiten zu versehen, sodass es vollständige Messergebnisse im Sinne der Messtechnik werden. Ferner wird es durch die Bestimmung und Angabe der Unsicherheiten möglich, auch probabalistische Aussagen zu treffen.

In dieser Arbeit wird im ersten Schritt beschrieben, wie die Datenbank mit Messdaten von Einspeisung und Last gefüllt wurde und insbesondere, wie mit unvermeidbaren Lücken in den Datensätzen umgegangen wird, um die Vollständigkeitsanforderung nicht zu gefährden. Die Einhaltung der drei anderen Anforderungen wurden ebenfalls erfolgreich geprüft.

Anschließend werden verschiedene Szenarien modelliert, deren Residuallastverteilung als Transportproblem aufgefasst und verarbeitet wird. Im Ergebnis entstehen dabei einerseits optimale Transportwege und andererseits auch optimale Gesamttransportkosten, die ja nach den verschiedenen Szenarien unterschiedlich ausfallen und einen Hinweis auf einen kostenoptimalen Ausbau der regenerativen Einspeisern geben. In einem beispielhaften Vergleich mehrerer Szenarien deuten die optimierten Gesamttransportkosten darauf hin, dass der Ausbau der Photovoltaikanlagen zu einer Verminderung der Transportkosten beiträgt.

Danach werden die Transporte zwischen Postleitzahlregionen vernachlässigt und in den Szenarien ausschließlich die Speicherung von Energie modelliert und mit einem einfachen Speichermodell die Frage nach den optimalen Speicherparametern und der optimalen Speicherverteilung nachgegangen. Im Ergebnis wird deutlich, dass der Anteil der regional abdeckbaren Energienachfrage etwa bei einer nicht leistungslimitierten Speicherkapazität

pazität C_{\max} am stärksten steigt, die dem durchschnittlichen täglichen Energiebedarf der betrachteten Region entspricht. Diese Ergebnisse wurden durch eine Unsicherheitsbetrachtung vervollständigt.

Zuletzt werden die verschiedenen Szenarien und deren Residuallastverteilung auf das bestehende Hochspannungsnetz abgebildet und mit einem „optimal power flow“ - Algorithmus die Transportkapazität des Hochspannungsnetzes bewertet. Dabei wird einerseits auf die Anzahl der 15-Minuten Intervalle mit insuffizienten Transportkapazitäten eingegangen und andererseits die durch die begrenzten Transportkapazitäten nicht übertragene Energie in den verschiedenen Szenarien gemessen. Im Ergebnis steigt die Anzahl der Intervalle mit insuffizienten Transportkapazitäten linear mit dem Szenarienfaktor, welcher den Ausbau der regenerativen Einspeisung beschreibt. Die Energie, welche in Folge der begrenzten Transportkapazitäten nicht übertragen werden kann wächst ebenfalls linear mit dem Szenarienfaktor. Diese Ergebnisse wurden ebenfalls durch eine Unsicherheitsbetrachtung im Sinne der Messtechnik vervollständigt.

In der Zusammenfassung und dem Ausblick werden die Ergebnisse und die Rolle der Messtechnik bei der Erzeugung der Ergebnisse beleuchtet.

Abstract

An efficient transformation of the German energy system is necessary for the rapid reduction of climate-damaging CO₂ emissions. In particular, the energy production in the electrical energy system should be switched to renewable feeders in line with the grid development plan in order to reduce the CO₂ equivalent of one kilowatthour from currently ≈ 420 g/kWh [Umweltbundesamt 2022] to a value close to zero. However, the natural fluctuations of renewable feeders, especially from photovoltaic and wind power plants, lead to various technical challenges in the feed-in process. For example, a common question is at which location which feeder can be added in which feed-in capacity in order to reduce CO₂ emissions, but at the same time not impair the function of the power system. Energy system models are an effective means of efficiently meeting these challenges, since they can be used to simulate the changes in a cost-efficient manner and the real system does not have to be changed in a cost-intensive way.

In order to produce stable and trustworthy results with modeling, which are assessable in their quality, it is necessary that the underlying data fulfill four requirements: They must have an adequate resolution, be without gaps in the considered area and time, withstand a validity check and have an assessable quality, which can be described by an uncertainty. With the available measurement data base, modeling tasks can be defined as measurement tasks in the sense of metrology. After that, the tools of metrology can be applied to them, especially the „Guide to the expression of uncertainty in measurement“, short GUM. This makes it possible to add uncertainties to the results so that they become complete measurement results in the sense of metrology. Furthermore, by determining and specifying the uncertainties, it also becomes possible to make probabilistic statements.

In this work, the first step is to describe how the database was filled with measurement data of injection and load and, in particular, how unavoidable gaps in the data sets are handled in order not to compromise the completeness requirement. The compliance of the other three requirements was also successfully tested.

Subsequently, different scenarios are modeled, whose residual load distribution is considered as a transport problem and processed as such. The result is, on the one hand, optimal transportation routes and, on the other hand optimal total transport costs, which differ according to the different scenarios and provide an indication of the cost-optimal expansion of renewable feed-in. In an exemplary comparison of several scenarios, the optimized total transport costs indicate that the expansion of the of photovoltaic plants contributes to a reduction in transport costs.

Thereafter, transports between zip code regions are neglected and in the scenarios storage of energy is modeled in the scenarios and the question of optimal storage parameters and optimal storage distribution is investigated. As a result, it becomes clear that the share of energy demand that can be met regionally increases the most with a storage capacity C_{\max} that corresponds to the average daily energy demand of the region under consideration and is not limited in terms of charging nor discharging power. These results were completed by an uncertainty analysis.

Finally, the various scenarios and their residual load distribution are mapped onto

the existing high-voltage power grid and the transport capacity of the grid is evaluated with an „optimal power flow“ algorithm. On the one hand, the number of 15-minute intervals with insufficient transport capacities and, on the other hand, the energy not transmitted due to the limited transport capacities is measured in the different scenarios. As a result, the number of intervals with insufficient transport capacities increases linearly with the scenario factor, which describes the expansion of renewable feed-in. The energy that cannot be transmitted as a result of the limited transport capacities also increases linearly with the scenario factor. These results were also completed by an uncertainty consideration in terms of the measurement technique.

In the summary and outlook, the results and the role of metrology in energy system modelling is discussed.

Danksagung

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Bremer Institut für Messtechnik, Automatisierung und Qualitätswissenschaft (BIMAQ) an der Universität Bremen. Wesentliche Inhalte der Arbeit wurden während der Bearbeitung des vom BMWi (nun BMWK) geförderten Projektes GEOWISOL2 erstellt. Zuerst möchte ich meinem Doktorvater und Erstgutachter Prof. Dr.-Ing. habil. Andreas Fischer danken, dass er mir ermöglicht hat, mich in seinem Institut wissenschaftlich weiterzuqualifizieren. Ich danke ihm für die Förderung, die fachliche Unterstützung, die konstruktive Diskussionskultur und die Zeit, die er in mich investiert hat. Zudem danke ich für den Zuspruch und die Motivation zur Fertigstellung dieser Arbeit. Professor La Mantia danke ich für die Bereitschaft zur Übernahme des Korreferats meiner Arbeit. Meinen Kollegen am BIMAQ danke ich für die angenehme Arbeitsatmosphäre und die konstruktiven, fachlichen Diskussionen. Insbesondere möchte ich Dipl.-Ing. Michael Sorg für die thematische Unterstützung und die spannenden Anregungen und Diskussionen sowie die Förderung und das Vertrauen danken. Den studentischen Mitarbeiterinnen und Mitarbeitern im Projekt GEOWISOL2 danke ich für die technische Unterstützung bei der Bewältigung der enormen Datenmenge und die fachlichen Diskussionen zu Energiesystemmodellierungen. Zudem danke ich den Verwaltungskräften, Technikern und OBERINGENIEUREN, die in meiner Zeit am BIMAQ stets von großer Hilfe waren. Weiterhin danke ich den Projektpartnern des Forschungsprojektes GEOWISOL2 für die fachliche und dem Fördermittelgeber für die finanzielle Unterstützung. Ebenfalls bedanken möchte ich mich bei den Studierenden, die ich im Rahmen meiner Promotion betreuen durfte. Zuletzt danke ich meiner Familie und meiner Frau Nina, ohne deren seelischen und mentalen Beistand während Studium und Promotion diese Dissertation nicht möglich gewesen wäre.

1 Einleitung

1.1 Motivation

Die Konzentration des Treibhausgases CO_2 in der Atmosphäre befindet sich auf einem stetig steigenden Niveau [Ritchie et al. 2020]. Dies verändert das Strahlungsgleichgewicht in der Atmosphäre, was eine Veränderung des Klimasystems zur Folge hat. Um die Konzentration des CO_2 zu reduzieren, soll die Energieerzeugung verstärkt durch emissionsarme regenerative Energieträger anstelle von emissionsreichen konventionellen Energieträgern bewerkstelligt werden.

Um diese gesamtgesellschaftliche Aufgabe zu bewältigen, ist in Deutschland geplant, bis 2035 den Anteil regenerativer Energieträger im elektrischen Energiesystem auf 65 % und bis 2050 auf 80 % zu steigern [Deutsche Bundesregierung 2021]. Diese Umstellung wird Transformation des Energiesystems beziehungsweise Energiewende genannt. Neben der Bundesregierung hat auch das Fraunhoferinstitut Ziele ausgegeben [ISI Fraunhofer et al. 2017]. Die Transformation beinhaltet insbesondere den Ausbau von Windenergieanlagen und Photovoltaikanlagen, die bereits im Jahre 2019 einen Anteil von 24 % (Wind) und 9 % (Photovoltaik) an der Deckung des Bruttostrombedarfes von Deutschland hatten [ISE Fraunhofer 2020]. Die Einspeisezeitreihen dieser regenerativen Energiequellen haben allerdings besondere Charakteristika, was einige technische Herausforderungen zur Folge hat. Einerseits fluktuieren die Einspeisungen entsprechend ihres natürlichen Vorkommens zeitlich, andererseits ist die räumliche Verteilung der Einspeisungen im Gegensatz zu einigen konventionellen Energiequellen nicht an die räumliche Verteilung der Leistungsnachfrage anpassbar. Daher ergeben sich sowohl Speicherbedarfe zum regionalen Lastausgleich als auch Transportbedarfe zum nationalen oder europäischen Lastausgleich [Benitez et al. 2008; Heide et al. 2010; Palsson et al. 2003]. Die Speicher- und Transportbedarfe führen im Kontext eines kosteneffizienten Ausbaus der erneuerbaren Einspeiser zu mathematischen Optimierungsproblemen, einerseits bezüglich der Standorte und Parameter neuer Energiespeicher und andererseits des Ausbaus und der Verstärkung des Hochspannungsnetzes. Die Lösungen dieser Optimierungsprobleme lassen sich nutzen, um einen Ausbaupfad der regenerativen Energieträger hinsichtlich Kosten und Nutzen zu bewerten, und so eine effiziente Transformation des Energiesystems zu bewerkstelligen. Dies ist insbesondere wichtig, um die gesellschaftliche Akzeptanz der Energiewende beizubehalten.

Eine signifikante Variation des real bestehenden Energiesystems ist teuer und aufwändig. Daher besteht der Wunsch, auf eine möglichst realitätsnahe, messdatenbasierte Modellierung zurückgreifen zu können. In der Modellierung lassen sich die Parameter des Energiesystems variieren und die Auswirkungen untersuchen. Beispielsweise lässt sich die Einspeisung aus regenerativen Quellen erhöhen, um die Auswirkungen auf das Hochspannungsnetz zu untersuchen und so Überlastungen und Netzausfällen vorzubeugen. Um eine aussagekräftige messdatenbasierte Modellierung des deutschen Energiesystems durchzuführen, müssen die zu Grunde liegenden Messdaten die folgenden vier Anforderungen erfüllen:

(A1) **Auflösung:** Die Messdaten müssen eine angemessene zeitliche und räumliche Auf-

lösung haben, um meteorologische Veränderungen adäquat abbilden und im Ergebnis belastbare Aussagen in hoher spatiotemporaler Auflösung erzeugen zu können. Konkret soll die zeitliche Auflösung mindestens 15 min betragen und die räumliche Auflösung nicht gröber als etwa 100 km sein.

- (A2) **Vollständigkeit und Aktualität:** Um lückenlos aktuelle und relevante Ergebnisse zu erzeugen, müssen die Messdaten für das untersuchte Gebiet (hier: Deutschland) und die untersuchte Zeit (hier: ein Jahr) vollständig sein und sie müssen hinreichend aktuell (hier: nicht älter als 3 Jahre) sein.
- (A3) **Validität:** Um die Validität der Ergebnisse sicher zu stellen, müssen die Messdaten unter minimalen Annahmen erfasst werden und einer Validitätsüberprüfung standhalten, in der sie mit Einspeise- und Lastdaten aus anderen Quellen verglichen werden.
- (A4) **Qualität:** Um quantifizierbare Unsicherheiten der Ergebnisse zu erhalten, müssen die Unsicherheiten der Messdaten bekannt sein.

Wenn die Messdaten diese Anforderungen erfüllen, können Sie in Kombination mit einem Modell des Energiesystems das deutsche Energiesystem digital nachbilden und zur Lösung der im Rahmen der Energiewende heute anstehenden Optimierungsaufgaben genutzt werden. Durch die Nutzung von Messdaten mit bekannter Messunsicherheit wird es hierbei insbesondere möglich sein, belastbare Aussagen zur Qualität und Aussagekraft der Untersuchungen zu treffen.

1.2 Stand der Forschung

Im Folgenden wird ein Überblick über aktuelle Publikationen zu Untersuchungen und Modellierungen von Energiesystemen in Bezug zu den Anforderungen (A1)-(A4) gegeben.

Modellierungen des Energiesystems ohne echte Messdatenbasis gab es bereits in 2011 von [Ludig et al. 2011]. Dabei wurde die preiswerteste Strategie, konkret die Strategie welche zu einer Minimierung der Integrationskosten der regenerativen Energien führte, untersucht. Allerdings wurden für diese Untersuchung nur synthetisch erzeugte Einspeisedaten eines stochastischen Modells genutzt und weiterhin bezog sich die Untersuchung nur auf das Hochspannungsnetz des Betreibers 50Hertz und nicht auf das gesamtdeutsche Hochspannungsnetz. Die solare Einspeisung und ihre Fluktuationen wurden von [Spiecker et al. 2014] untersucht. Besonderer Fokus wurde hier auf die finanziellen Kosten von nachfragebedingten Abschaltungen und Leistungsverlusten gelegt. Allerdings wurde in dieser Untersuchung ebenfalls mit Daten aus einem stochastischen Modell gearbeitet, sodass dies auch keine messdatengestützten Modellierung im Sinne der Anforderungen ist. Eine Modellierung mit einigen exemplarischen Beispielen mit nur wenigen Netzknotenpunkten und einem Fokus auf Marktmodellen, wurde von [Gutiérrez-Alcaraz et al. 2015] veröffentlicht. Dabei wurden mehrstufige Entscheidungsprozesse bezüglich des Agierens an einem Energiemarkt modelliert. Allerdings wurde mit synthetischen Daten in künstlichen Energiesystemmodellen gearbeitet, daher lässt sich die Untersuchung ebenfalls nicht im Kontext der Anforderungen (A1)-(A4) bewerten. Eine weitere simulationsdatenbasierte Untersuchung des Energiesystems wurde von [Zhou et al. 2010] durchgeführt. Ziel dieser Untersuchung war die räumliche Bewertung der Autarkie von Energiesystemen. Nach

einer Machbarkeitsstudie mit meteorologischen Daten wurde das Ergebnis hauptsächlich durch das Vergleichen von Literatur erarbeitet. Das Ergebnis lautet, dass eine eigenständige Energieversorgung mit Wind- und Solarenergie durchaus eine Alternative zur klassischen Stromversorgung ist, dass man aber zwei getrennte Energiequellen integrieren sollte, um die Gefahr einer „Dunkelflaute“ zu minimieren. Eine weitere Untersuchung des Energiesystems [Kalogirou 2001] bezog sich auf die Vorhersage der Lastabdeckung durch Windenergie. In dieser Untersuchung wurde mit künstlicher Intelligenz in Form von verschiedenen trainierten neuronalen Netzen die Lastabdeckung durch Windenergie vorhergesagt. Dabei wurden zwar Messdaten genutzt, es ging allerdings ausschließlich um die regenerative Einspeisung aus Windenergie, alle anderen Einspeiser wurden nicht berücksichtigt und die Vollständigkeitsanforderung (A2) wurde somit nicht erfüllt.

Einige Studien nutzen Messdaten, allerdings entsprechen diese häufig nicht der Auflösungsanforderung (A1). Beispielsweise wurde eine kombinierte Betrachtung von Wind- und Solarenergie bereits 2010 von [Heide et al. 2010] durchgeführt. Ziel war dabei die kombinierte Nutzung der saisonalen Einspeisung von Wind- und Solarenergie, um die ebenfalls saisonal schwankende Last des europäischen Energiesystems auszugleichen. Im Ergebnis wurde der optimale Technologiemix für ein Szenario mit skaliertem regenerativer Einspeisung auf 100 % der Gesamtlast bestimmt. Der optimale Mix aus Wind- und Solareinspeisung ist 55 % Einspeisung aus Windenergie und 45 % Einspeisung aus Solarenergie. Dies wurde allerdings mit Wetterdaten aus verschiedenen Quellen und teilweise sehr unterschiedlichen spatiotemporalen Auflösungen bewerkstelligt. Die Untersuchung wurde für den gesamten Kontinent Europa durchgeführt und lässt daher keine direkten Rückschlüsse auf Deutschland zu. In [MacDonald et al. 2016] hingegen wurden meteorologische Messdaten genutzt, um zu untersuchen, wie die CO₂-Emissionen ohne Energiespeicherung gesenkt werden können. Im Ergebnis fanden die Autoren heraus, dass die CO₂-Emissionen der USA um 80 % im Vergleich zu 1990 gesenkt werden können, ohne den Strompreis für die Endkunden wesentlich zu beeinflussen und ohne Energie speichern zu müssen. Allerdings wurde bei der Untersuchung auf Windgeschwindigkeitsdaten in 90 m Höhe und Globalstrahlungsdaten aus den Jahren 2006 bis 2008 zurückgegriffen, die zunächst in einem Modell verarbeitet werden mussten, um daraus Einspeisedaten zu generieren. Die zeitliche Auflösung in dieser Untersuchung betrug eine Stunde, was die Aussagekraft der Ergebnisse weiter schmälert und der Anforderung (A1) nicht genügt. Die Flexibilitätsanforderungen eines regenerativen Energiesystems wurden von [Huber et al. 2014] untersucht. Zusammengefasst ermitteln die Autoren, dass die Flexibilitätsanforderungen in Form von Speichersystemen in regenerativen Energiesystemen steigen. Allerdings sinken die Flexibilitätsanforderungen wiederum signifikant, wenn die Energiesysteme eine transnationale Größe haben und hohe Einspeiseraten aus Windenergie im Vergleich zur solaren Einspeisung haben. Es wurde mit einer unzureichenden räumlichen Auflösung von 0,5° in Richtung des Breitengrades und 0,66° in Richtung des Längengrades gearbeitet, was etwa einer Auflösung von 50 km entspricht. Die zeitliche Auflösung betrug bei der Untersuchung eine Stunde, so dass die Auflösungsanforderung (A1) nicht eingehalten wird.

[Budischak et al. 2013] untersuchte 2013 eine ähnliche Fragestellung, bezog sich aber auf die östlichen USA und bezog im Gegensatz zu [Heide et al. 2010] auch Speicher in die

Untersuchung ein. Zentrales Ergebnis der Untersuchung war, dass die regenerativen Energieträger soweit ausgebaut werden sollten, sodass ihre Nennlast etwa das dreifache der durchschnittlichen Last beträgt. Dies führte in dieser Untersuchung zu den geringsten Gesamtkosten des Energiesystems. Hierbei sind sowohl laufende Kosten, als auch die Kosten der Ausbauterhaben berücksichtigt. Diese Untersuchungen nutzen allerdings nur für die Lastzeitreihen Messdaten, die regenerative Einspeisung wurde aus Wetterdaten approximiert. Damit erfüllt diese Arbeit die Vollständigkeitsanforderung (A2) nicht.

In [Renken et al. 2018] wurde die Einspeisung aus Windenergie- und Photovoltaikanlagen auf einer Messdatenbasis verglichen und zusätzlich verschiedene Konzepte der Auffüllung von Lücken in der Datenbasis entwickelt, allerdings mit Einspeise- und Lastdaten aus 2016. Im Ergebnis wurden die verschiedenen Lückenfüllungsmethoden verglichen und ermittelt, dass sowohl durch das Nutzen eines flächig angefüllten Polynoms als auch durch eine Mittelwertbildung der 5 nächsten Postleitzahl-Nachbarn hohe Korrelationen von 0,85 im Vergleich mit echten Messdaten erreicht werden kann. Die hier genutzte Datenbasis sind echte Messdaten zur Einspeisung aus Windenergie aus dem Jahr 2014. Jedoch wurde in dieser Untersuchung keine Validierung der Datenbasis durchgeführt, sodass die Validitätsanforderung (A3) verletzt wurde. In [Schlachtberger et al. 2017] wird der preiswerteste Kompromiss zwischen lokaler Speicherung und kontinentalem Energietransport untersucht. Das Ergebnis der Untersuchung ist, dass bei Ausfällen von Hochspannungsleitungen zunächst Wasserstoffspeicher genutzt werden sollten, um die fluktuierende Einspeisung der Windenergieanlagen auszugleichen, bevor eine Kombination aus Photovoltaikanlagen und Tagesspeichern die Wasserstoffspeicher unterstützt. Die Datenbasis wurde allerdings nicht mit anderen Quellen verglichen, sodass die Validitätsanforderung (A3) auch hier verletzt wird.

Weiterhin wurde das regenerative Energiesystem bereits von den Projekten „Systemkontext“ [Mende et al. 2017] und „REMIND-D“ [Schmid et al. 2012] im Kontext einer Marktanalyse modelliert. Hierbei wurde explizit ein Marktmodell zu Grunde gelegt und die physikalischen und elektrischen Eigenschaften des Energiesystems vernachlässigt. Lastdaten wurden unter starken Annahmen gewonnen, sodass die Validitätsanforderung (A3) hier verletzt wurde. Weiterhin wurde in beiden Projekten keine Unsicherheitsfortpflanzung durchgeführt, wodurch Anforderung (A4) verletzt wurde.

Aus diesem Überblick wird deutlich: Die bisherigen Modellierungen haben meist keine hinreichend vollständige und hochaufgelöste spatiotemporale Datenbasis, vernachlässigen Unsicherheiten und nutzen insbesondere auch nicht den „Guide to the expression of uncertainty in measurement“ [BIPM et al. 2008]. Dies gilt sowohl für Arbeiten zu Modellierungen des Energietransports, der Speicherung, als auch zu Marktmodellen im Kontext des Energiesystems.

Die Forschung an messdatenbasierten Energiesystemmodellen mit hoher spatiotemporaler Auflösung unter Berücksichtigung der eingehenden Unsicherheiten und der Bewertung der Resultate mit Hilfe der fortgepflanzten Unsicherheiten bietet noch einige ungeklärte Forschungsfragen. Konkrete Forschungsgegenstände sind beispielsweise die modellbasiert gefüllten Datenlücken und ihr Einfluss auf die Unsicherheiten der Ergebnisse sowie die Betrachtung von Energiesystemmodellierungswerkzeugen als Teil einer Messkette und ihre Behandlung als solche.

Mit dieser messtechnischen Perspektive würde besonderer Wert darauf gelegt, den vier Anforderungen an die Datenbasis gerecht zu werden, um aussagekräftige Ergebnisse erzeugen zu können.

1.3 Ziel und Struktur der Arbeit

Im Rahmen verschiedener Energiesystemmodellierungen wird die jeweilige Modellierungsaufgabe konsequent als Messaufgabe formuliert und ein geeignetes Messverfahren entworfen. Die betrachteten Messgrößen sind die folgenden: Die Gesamttransportkosten der Energietransporte eines Jahres, die in einem einfachen Modell des Energiesystems als zu optimierende Größe genutzt werden; Die regionale regenerative Lastabdeckungsrate, die beschreibt in welchem Maß die Lastzeitreihe einer Postleitzahlregion regional regenerativ abgedeckt werden kann; Die Anzahl der 15-Minuten Intervalle, in denen das Hochspannungsnetz die sich aus den Residuallasten ergebenden Transportbedarfe nicht abdecken kann. Diese Größen werden mit einem speziell für die einzelnen Größen entwickelten Messverfahren gemessen. Der gemeinsame Aufbau dieser Messsysteme besteht aus einer den vier Anforderungen genügenden Messdatenbank und einem Modell, welches die physikalischen Vorgänge repräsentiert. Weiterhin erfolgt für jedes Messsystem eine Unsicherheitsbetrachtung entsprechend der GUM, welche den Ergebnissen eine quantifizierte Unsicherheit hinzufügt, sodass für die Bewertung der Qualität der Ergebnisse eine passende Größe vorliegt. Im Ergebnis werden so belastbare, vollständige Messergebnisse erzeugt, die bei der Bewertung von Ausbauprojekten regenerativer Einspeiser, Speichersystemen und Hochspannungsnetze eine wichtige Rolle spielen.

In Kapitel 2 werden zunächst die Grundlagen und die Datenbasis zur Modellierung des deutschen Energiesystems eingeführt. Die Berechnungen und Modellierungen in diesem wie auch den folgenden Kapiteln wird stets aus der Sicht der Messtechnik betrachtet. Ein gewichtiger Teil dieses Kapitels ist die modellbasierte Lückenfüllung der akquirierten Messdaten und der Vergleich verschiedener Methoden sowohl untereinander als auch mit Methoden aus der Literatur. Bei allen Untersuchungen wird auf eine Datenbasis zurückgegriffen, die den vier definierten Anforderungen (A1) - (A4) genügt.

Kapitel 3 befasst sich anschließend mit der Abdeckung des Energiebedarfs bei idealem Energietransport. Dabei werden Bilanzen einzelner Regionen berechnet und der räumliche Ausgleich dieser Bilanzen als Transportproblem betrachtet. In der Betrachtung werden verschiedene Szenarien modelliert und jeweils die Werte der Gesamttransportkosten als Zielfunktion miteinander verglichen. Für alle betrachteten Messgrößen, wie hier die Gesamttransportkosten, werden mit Hilfe einer Unsicherheitsbetrachtung die vollständigen Messergebnisse angegeben, sodass sich die Qualität der Ergebnisse bewerten lässt.

In Kapitel 4 wird die regionale Abdeckung des Energiebedarfs durch Speichersysteme untersucht und die Dimensionierung der Speicher mit einem Speichermodell durchgeführt. Weiterhin werden auch hier die Unsicherheiten der Messdaten berücksichtigt um eine Unsicherheitsfortpflanzung bis zu den Ergebnisgrößen durchführen und somit vollständige Messergebnisse anzugeben.

Kapitel 5 befasst sich mit der Transportkapazität des Hochspannungsnetzes und ihren Grenzen. Konkret wird eine Methode vorgestellt, mit welcher die Fähigkeit des Leistungs-

transportes des Hochspannungsnetzes gemessen und bewertet werden kann. Insbesondere werden die Unsicherheiten dieser Methode in Szenarien mit erhöhten regenerativen Einspeisungen untersucht.

Die Dissertation endet mit einer Zusammenfassung und einem Ausblick auf die Zukunft der Messtechnik in der Energiesystemmodellierung und der Energieforschung.

2 Grundlagen zur Modellierung des Energiesystems

In folgendem Kapitel werden die Modellierungen des Energiesystems als Messaufgabe aufgefasst und die entsprechenden Grundschemata erläutert, indem zunächst die einzelnen Elemente vorgestellt und ihre Funktionsweisen erläutert werden. Anschließend wird die Messdatenbasis eingeführt und alle Daten und Attribute beschrieben. Weiterhin wird beschrieben, wie mit unvermeidbaren Datenlücken umgegangen wird. Zuletzt wird beschrieben, wie mit der Messdatenbasis durch Extrapolation verschiedene Szenarien erstellt werden.

2.1 Grundschemata der Messverfahren

In diesem Kapitel werden Simulationen des Energiesystems als Messaufgabe aufgefasst und ein entsprechendes Messsystem für diese Messungen definiert. Für die Simulation des Energiesystems werden meist nur einzelne Teile des Gesamtsystems modelliert und mit Hilfe dieses Modells anschließend „Messungen“ durchgeführt. Diese Simulationen sollen einer Art und Weise vollzogen werden, die möglichst realistische Messwerte erzeugt, die eine quantifizierte Qualität aufweisen. Konkret wird die Qualität der Messwerte hier anhand ihrer Unsicherheit bemessen.

Mit vollständigen Datensätzen, die den vier Anforderungen genügen, lässt sich nun für jede einzelne Modellierungsaufgabe ein Messsystem definieren, welches die Modellierungsaufgabe als Messaufgabe betrachtet und geeignet ist, vollständige Messergebnisse aufzunehmen. Beispielhaft wird dies in Abbildung 1 für die Messgröße „H₂-Herstellungsrate“ dargestellt. In diesem Beispiel ist die Fortpflanzung der entsprechenden Unsicherheiten in dem Messsystem mit dargestellt. Auf der linken Seite ist das Energiesystem abgebildet, in welchem ein „wahrer Wert“ der gesuchten Größe enthalten ist. Analog zu einer Temperaturmessung mit Hilfe einer Spannungsdifferenz, bei der nicht die gesuchte Größe gemessen wird, sondern die Temperatur durch das Lösen eines inversen Problems bestimmt wird, wird hier ebenfalls nicht die gesuchte Größe gemessen, sondern elektrische Leistungen P . Konkret sind die gemessenen Werte stets Mittelwerte über ein 15-Minuten Intervall:

$$t_{\text{int}} = 15 \text{ min.} \quad (2.1)$$

Die gemessenen Leistungen sind in Kapitel 2.2 konkret benannt und ihre Auflösung und Unsicherheit diskutiert. Die Leistungen P werden im allgemeinen mit einem Sensor gemessen und anschließend in einer Datenvorverarbeitung weiter verarbeitet. In der Datenvorverarbeitung werden unvermeidbar auftretende Datenlücken aufgefüllt. Der konkrete Algorithmus wird in Kapitel 2.3 beschrieben. Nach der Datenvervollständigung werden die Datensätze in einer Datenbank abgelegt, die im folgenden Messdatenbank genannt wird. In diesem Beispiel werden anschließend Werte der regenerativen Einspeisung RE , der konventionellen Einspeisung CE und der Energienachfrage D genutzt, um die Residuallast RL zu bestimmen. Gemeinsam mit den drei Datensätzen wird die Residuallast in einem letzten Schritt in einem Modell weiter verarbeitet. Das Modell hat als Ergebnis

die gesuchte Messgröße, analog zur Temperaturmessung. Durch eine Betrachtung der Unsicherheitsfortpflanzung bei jedem Schritt lässt sich die Messgröße um eine Unsicherheit ergänzen und so zu einem vollständigen Messergebnis aufwerten.

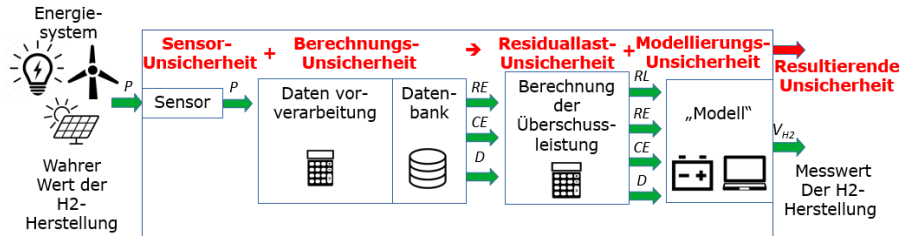


Abbildung 1: Messsystem zur Bestimmung von Parametern des Energiesystems (hier beispielhaft mit einer Herstellungsrate von Wasserstoff skizziert). P beschreibt Messwerte der Einspeise- und Lastzeitreihen im Energiesystem. Ihre Erfassung wird in Kapitel 2.2 Der Block Datenvorverarbeitung beinhaltet die Lückenfüllung und die Ablage in einer Datenbank. RE , CE und D beschreiben die regenerative und konventionelle Einspeisung sowie die Last (von engl. „demand“). Dieser Block wird in Kapitel 2.3 ausführlich beschrieben. Der nächste Block berechnet die Energiebilanz, auch Residuallast RL genannt. Eine etwaige Skalierung von Einspeisungen oder Lasten im Sinne eines festgelegten Szenarios wird in diesem Block ebenfalls durchgeführt. Anschließend übergibt der Block die Residuallast (zusammen mit den Zeitreihen) an ein Energiesystemmodell. Dieses erzeugt als Ergebnis den gesuchten Messwert der Rate der H₂-Herstellung. Einige Analogien sind absehbar, insbesondere die Unsicherheitsbestimmung wird durch die Beschreibung mit Hilfe eines Messsystems vereinfacht.

In Abbildung 1 kann der Block „Modell“ nun je nach konkreter Messaufgabe durch ein entsprechendes Modell ersetzt werden.

2.2 Messdatenbasis

In diesem Kapitel wird der Aufbau und Inhalt des Messdatenbasis erläutert, insbesondere die Herkunft der Messdaten, ihre Auflösung und die entsprechenden Unsicherheiten.

In der Messdatenbasis sind Mittelwerte über 15-Minuten Intervalle entsprechend Gleichung (2.1) enthalten. Ein Tag hat 96 dieser Intervalle, ein ganzes Jahr 35040. Die Intervalle sind mit dem Index k gekennzeichnet: $P(t_k)$. Als räumliche Auflösung der Datenbasis wurden die Postleitzahlregionen gewählt, da jeder Postleitzahlregion eine etwa gleiche Anzahl an Einwohnern beherbergt. Dadurch wird die Gefahr von Artefakte durch Postleitzahlregionen mit besonders vielen oder wenigen Einwohnern gesenkt. Bei den Messwerten der Leistungen ist die entsprechende Postleitzahlregion mit dem Index i gekennzeichnet. Beispielsweise wird der Messwert einer Leistung $P = 10 \text{ kW}$ im Intervall 20 in der Postleitzahlregion 27 wie folgt notiert: $P_{27}(t_{20}) = 10 \text{ kW}$.

2.2.1 Auflösung der erfassten Messdaten im Kontext alternativer Auflösungen

Die hier betrachteten Gebiete sind die Postleitzahlregionen, sie definieren die räumliche Auflösung der Modellierungen. Diese räumliche Granularität machte die Akquise der Messdaten möglich und stellt einen wichtigen Teil des Modellsystems der späteren Auswertungen dar. Der Einfluss der Bilanzgrenzen auf die jeweiligen Simulationen wird in jedem Abschnitt der Modellierung erläutert. Zur Erläuterung sind die 2-stelligen Postleitzahlregionen in Abbildung 2 abgebildet:

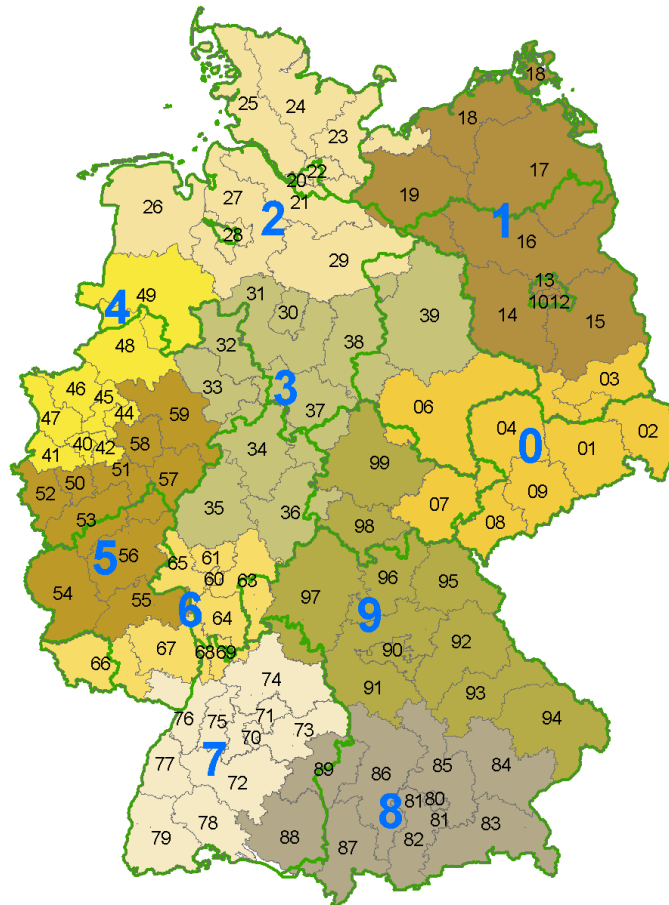


Abbildung 2: Postleitzahlregionen in in 2-stelliger Auflösung zur Verdeutlichung der Granularität der Untersuchungen. Die Grenzen der Bundesländer sind in grün dargestellt. Deutlich zu erkennen ist, dass die Postleitzahlregionsgrenzen häufig Bundesländergrenzen schneiden.

Die Prozesse im Energiesystem treten auf verschiedenen Zeitskalen auf: Das Einschalten einzelner Haushaltsgeräte geschieht auf der Sekundenskala, die typischen Einspeisekurven von Photovoltaikanlagen haben eine Periodenlänge von einem ganzen Tag. In dieser Messdatenbasis wurde die zeitliche Auflösung von 15 Minuten definiert, um Wol-

kenflug über Photovoltaikanlagen oder das Aufziehen einer frischen Brise abbilden zu können, ohne zu hohe Hürden für die Messgeräten, Sensoren und die Datenakquise zu erzeugen.

Windenergie an Land (Onshore)

Die Einspeisungen aus Windenergie an Land werden an mehreren Stellen gemessen: Zunächst wird die Leistung entweder in den Windenergieanlagen selbst durch Messung von Strom und Spannung gemessen, oder im Falle von Windparks an einer gemeinsamen Übergabestation. Eine weitere Messung findet an dem Umspannwerk statt, welches die Leistung ins Hochspannungsnetz einspeist. Diese zweite Messung ist für die Abrechnung entscheidend, ist allerdings bereits durch Leitungsverluste zwischen Windpark und Umspannwerk verunreinigt. Hier wurden die Messungen in den Windenergieanlagen und Übergabestationen genutzt. Da allerdings nur Daten einer begrenzten Anzahl an Windparks und Windenergieanlagen in jeder Region vorliegen, wurde eine Hochrechnung genutzt, um realistische Werte für die gesamte Einspeisung aus Windenergieanlagen in der entsprechenden Postleitzahlregion zu erhalten. Das Verfahren wird in Kapitel 2.3 erläutert.

Nach Durchführung der Interpolation stehen vollständige Datensätze für jede einzelne der 95 Postleitzahlregionen bereit. Sie enthalten jeweils 35 040 Messwerte, die jeweils einen Mittelwert über ein 15-Minuten Intervall darstellen.

Windenergie zu Wasser (Offshore)

Windparks vor der Küste werden Offshore-Windparks genannt. Sie enthalten in der Regel neben den Windenergieanlagen noch eine Transformator-Plattform. Auf dieser Plattform wird werden die Einspeisungen zentral zusammengeschaltet und auf die korrekte Spannung transformiert, sodass die Leistung von dort aus zu einem Netzverknüpfungspunkt an Land geleitet und dort eingespeist werden kann. Die Messungen finden hier in den Transformator-Stationen statt. Daher ist die räumliche Auflösung hier die Größe der entsprechenden Offshore-Windparks. Um die Auflösung an die Auflösung der anderen Daten anzupassen, wurden die Einspeisungen der Offshore-Windenergie entsprechend der Position der Netzverknüpfungspunkte auf die Postleitzahlregionen abgebildet. Die zeitliche Auflösung wird hiervon nicht beeinflusst und liegt weiterhin bei 15 Minuten.

Energie aus Photovoltaikanlagen

Photovoltaikanlagen erzeugen zunächst eine Gleichspannung. Diese wird in einem Wechselrichter zu einer Wechselspannung mit einer Frequenz von $f = 50$ Hz umgerichtet. Diese Umrichtung wird von einem Wechselrichter durchgeführt. Dieses technische Gerät führt ebenfalls die Messung von Strom und Spannung durch. Weiterhin übermittelt der Wechselrichter in regelmäßigen Abständen die Leistung an den Hersteller. Falls es sich im Anlagen handelt, die Leistung in das Stromnetz einspeisen, so findet meist eine zweite Messung am Stromzähler statt. Die Daten in der Messdatenbasis stammen allerdings aus den Messungen der Wechselrichter. Ihre zeitliche Auflösung beträgt 15 Minuten, räumlich

wurden die Messungen stets entsprechend ihrer Postleitzahlregion so zusammengefasst, dass sie der 2-stelligen Postleitzahlaufösung der übrigen Messungen entsprechen.

Energie aus Biomasse und Wasserkraft

Die Einspeisungen aus Biomasse entstammen Biogasanlagen, in welchen Biomasse von Mikroorganismen zu Biogas verarbeitet wird. Die Zusammensetzung des Biogases unterscheidet sich je nach Zusammensetzung des Substrats und Betriebsweise der Anlage. Im Allgemeinen ist Biogas jedoch brennbar und wird mit einem Blockheizkraftwerk zur Produktion von elektrischer Energie und Wärme genutzt. Die Wärme wird häufig für die Klimatisierung der Mikroorganismen genutzt, sodass die Energiebilanz nicht durch extern zugeführte Wärme verschlechtert wird. Die Blockheizkraftwerke sind mit Messgeräten für Strom und Spannung ausgestattet und messen dadurch die Einspeisung. Ferner werden diese Einspeisungen an die Übertragungsnetzbetreiber gemeldet und von diesen veröffentlicht. Aus diesen Veröffentlichungen lassen sich die postleitzahlgenauen Messwerte bilden, die erneut eine Auflösung von 15 Minuten haben.

Energie aus Wasserkraft wird auf verschiedenen Wegen in das Netz eingespeist:

- Wasserkraftwerke, die eine Höhendifferenz innerhalb eines natürlichen Gewässers nutzen, um elektrische Energie zu erzeugen (Wasserkraftwerke an Laufwasser)
- Wasserkraftwerke, die eine für diesen Zweck angelegte Gefälle nutzen, um elektrische Energie zu erzeugen (Pumpspeicherkraftwerke)

Die Messwerte der Einspeisungen werden analog zu den Einspeisungen aus Biogasanlagen von den Übertragungsnetzbetreibern erfasst und vor der Eintragung in die Datenbank auf die selbe räumliche Auflösung gebracht, wie die anderen Messwerte der übrigen Einspeisungen. Allerdings werden die Einspeisungen noch weiter differenziert: In Pumpspeicherkraftwerken werden für den Turbinenbetrieb und den Pumpbetrieb jeweils einzelne Messungen durchgeführt, sodass zwei Datensätze erzeugt werden. Der Pumpbetrieb ist allerdings keine Einspeisung, sondern eine Last, da im Pumpbetrieb Energie aus dem Energiesystem entnommen wird, um Wasser in einen höher liegenden Behälter zu pumpen.

Konventionelle Energiequellen: Braunkohle, Steinkohle, Kernkraftwerke, Gaskraftwerke und Ölkraftwerke

Die konventionellen Einspeisungen umfassen Energie aus Braunkohlekraftwerken, Steinkohlekraftwerken, Kernkraftwerken, Gas- und Ölkraftwerken. Alle genannten Kraftwerke erzeugen durch Verbrennung oder Kernspaltung Wärme, die genutzt wird um Wasser zu verdampfen und den Druck des Wasserdampfes zu nutzen, um eine Turbine anzutreiben, welche wiederum einen Generator antreibt. Bei der Einspeisung dieser Energie ins Stromnetz werden erneut Strom und Spannung gemessen. Die Messwerte der Einspeisungen der konventionellen Energiequellen werden, wie bereits die Einspeisungen aus Wasserkraftwerken und Biogasanlagen, von den Übertragungsnetzbetreibern veröffentlicht und vor der Eintragung in die Datenbank auf die selbe räumliche Auflösung gebracht wie alle weiteren Messwerte.

Energienachfrage

Für alle Jahre von 2015 bis 2020 wurden die Lastzeitreihen der 4 deutschen Übertragungsnetzbetreiber „TenneT“ [TenneT 2020], „50Hertz“ [50Hertz 2017], „Amprion“ [Amprion 2020] und „TransNetBW“ [TransNetBW 2020] akquiriert. Diese Zeitreihen sind allerdings Summen der entsprechenden Regelzonen der Übertragungsnetzbetreiber. Diese Regelzonen sind in Abbildung 3 dargestellt.

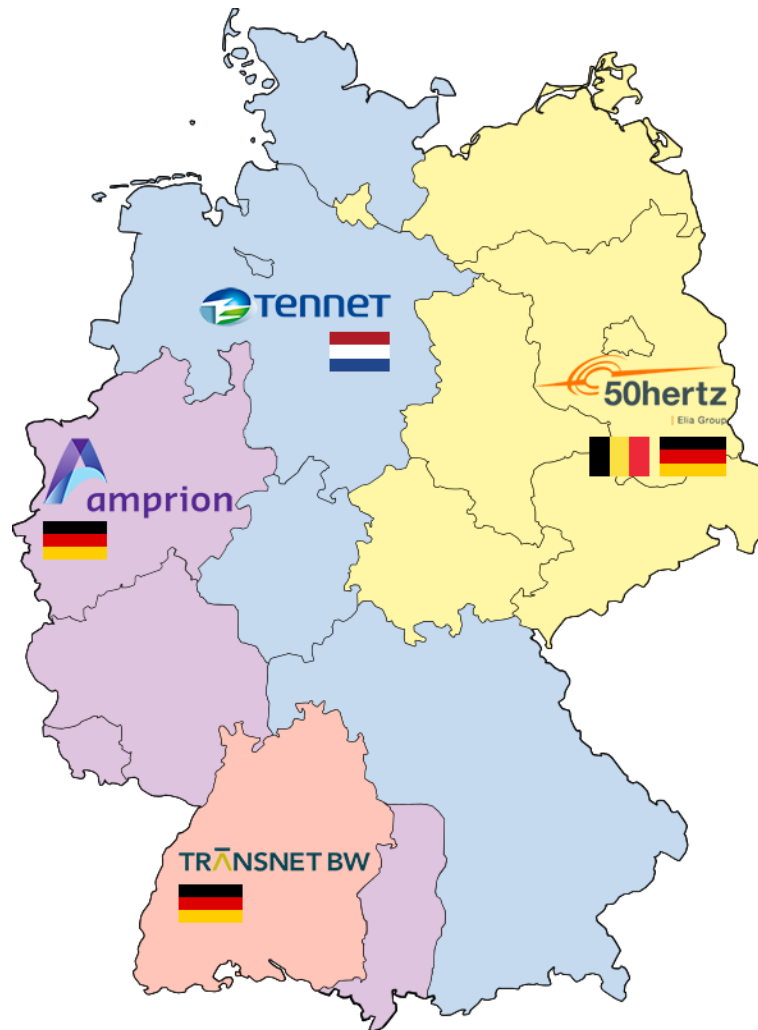


Abbildung 3: Regelzonen der vier Übertragungsnetzbetreiber Deutschlands. Die Fahnen unter den Firmenlogos entsprechen der Nationalität der Mehrheitseigentümer.

Diese Regelzonen enthalten meist viele Postleitzahlregionen, sodass räumliche Auflösung gering ist. Diese Zeitreihen wurden mit Hilfe von 95 Zuordnungsfaktoren x_i wie

folgt auf die 95 deutschen Postleitzahlregionen abgebildet:

$$P_{\text{Last},i}(t_k) = x_i \cdot P_{\text{UENB}}(t_k) \quad (2.2)$$

Die Abbildungsfaktoren x_i werden aus den Einwohnerzahlen und einem Faktor für die vorhandene Industrie der Postleitzahlregion bestimmt, der Index UENB beschreibt den Übertragungsnetzbetreiber, in dessen Regelzone die entsprechende Postleitzahlregion liegt. Der Nachteil dieser Methode ist, dass es nur vier verschiedene zeitliche Profile gibt, so dass die zeitliche Dimension der Lastzeitreihen von 95 individuellen zeitlichen Profilen auf vier herabgesetzt wurde. Dennoch hatten diese Lastdaten den Vorteil, dass sie relativ unkompliziert akquiriert werden konnten.

Die zweite Methode besteht darin, möglichst viele der 883 Verteilnetzbetreiber [Bundesnetzagentur für Elektrizität, Gas, Telekommunikation, Post und Eisenbahnen 2021] Deutschlands zu kontaktieren und die Lastzeitreihen der Regelzonen ihrer Verteilnetze zu erfragen. Leider wurden hierbei nicht alle Verteilnetzbetreiber erreicht, etwa 10 % der Lastzeitreihen konnten nicht akquiriert werden. Diese Datenlücke wird später gefüllt. Zunächst werden die akquirierten Lastzeitreihen kombiniert, sodass für die meisten Postleitzahlregionen eine adäquate Lastzeitreihe gewonnen wurde. Da bekannt ist, dass die energieintensive Industrie ihre Energie meist nicht über den Verteilnetzbetreiber bezieht, sondern direkt von einem Übertragungsnetzbetreiber, wird die in den Lastzeitreihen fehlende Energie entsprechend der räumlichen Verteilung der Großindustrie auf die vorhandenen Lastzeitreihen addiert. Durch dieses Vorgehen wird für das Jahr 2019 ein Datensatz erzeugt, in dem 95 verschiedene zeitliche Profile enthalten sind, die insbesondere auch die räumlichen Besonderheiten jeder Region abbilden. Da die Datenakquise sehr aufwändig war, und die Lastzeitreihen der Verteilnetzbetreiber nur schwer zu bekommen waren, wurden die Lastzeitreihen mit dieser Methode nur für 2019 akquiriert. In allen Berechnungen wurden die Daten genutzt, die mit der zweiten Methode gesammelt wurden. Diese beinhalten anstelle der vier zeitliche Profile der ersten Methode ganze 95 zeitliche Profile.

Um in durchgeführten Modellierungen Artefakte der Covid19-Pandemie und ihrer Folgen auszuschließen wird 2019 als Referenzjahr gewählt. Ein weiterer Vorteil dieses Referenzjahres ist die beschriebene hohe spatiotemporale Auflösung der Energienachfrage. Da die meisten Energiesystemmodelle vollständige Zeitreihen benötigen und da diese Anforderung als Vollständigkeitsanforderung (A2) konkret definiert wird, befasst sich der nächste Abschnitt mit verschiedenen Methoden der Datenvervollständigung.

2.3 Interpolation: Umgang mit Datenlücken

In diesem Kapitel wird dargestellt, wie mit den unvermeidbaren Lücken in den Zeitreihen in der Datenbank umgegangen wird und auf welche Art und Weise sie geschlossen werden. Zuletzt wird ein Vergleich mit der Veröffentlichung [Renken et al. 2018] angestellt, um die Qualität der Lückenfüllung zu beschreiben.

2.3.1 Datenvervollständigungsmethoden

Bei der Akquise der Messdaten treten unvermeidbare Datenlücken auf, die die Vollständigkeitsanforderung verletzen. Diese Lücken können ihre Ursachen in Fehlfunktionen der Sensoren, fehlerhafter oder ganz ausbleibender Datenübertragung liegen. Um Modellierungen gemäß der Anforderungen durchführen zu können, müssen die Lücken zunächst geschlossen werden. In diesem Abschnitt wird die Auffüllung der Datenlücken beschrieben, insbesondere im Kontext von der Validitätsanforderung (A3). Die folgenden Abschnitte beziehen sich stets auf Daten aus dem Jahr 2019, da die Daten aus diesem Jahr keine Artefakte durch eine Pandemie beinhalten.

Datenlücken in den Einspeisezeitreihen von Windenergieanlagen

In der Messdatenbank sind Einspeisezeitreihen von 52 der 95 Postleitzahlregionen enthalten. Dies hat zum einen Gründe des Datenschutzes und andererseits haben die Projektpartner in einigen Regionen keine Anlagen, die Daten liefern. Die Daten haben zwar keine zeitlichen Lücken, dafür umso größere räumliche Lücken. Die Lücken wurden geschlossen, indem jedes Intervall einzeln betrachtet wird und in jedem dieser Intervalle eine Mittelung der normierten Einspeisewerte der benachbarten Postleitzahlregionen durchgeführt wird. Konkret ist das Verfahren in vier Schritte unterteilt: Als erstes werden die gemessenen Einspeisewerte $P_{\text{database},i}^{\text{wind}}(t_k)$ der Postleitzahlregion i zur Zeit t_k normiert, indem sie durch die bekannten Nennleistungen $P_{\text{observed},i}^{\text{wind}}$ geteilt werden:

$$\eta_i^{\text{wind}}(t_k) = \frac{P_{\text{database},i}^{\text{wind}}(t_k)}{P_{\text{observed},i}^{\text{wind}}}. \quad (2.3)$$

Die normierte Leistung $\eta_i^{\text{wind}}(t_k)$ einer Postleitzahlregion, für die keine Messdaten in der Messdatenbank vorliegen, wird anschließend durch den Mittelwert der N normierten Nachbarwerte berechnet:

$$\eta_i^{\text{wind}}(t_k) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{n=1}^N \eta_n^{\text{wind}}(t_k). \quad (2.4)$$

Um die tatsächlichen Einspeisewerte aus Windenergie P_i^{wind} zu berechnen, wird die normierte Einspeisung $\eta_i^{\text{wind}}(t_k)$ wiederum mit der bekannten installierten Kapazität $P_{\text{installed},i}^{\text{wind}}$ skaliert:

$$P_i^{\text{wind}}(t_k) = \eta_i^{\text{wind}}(t_k) \cdot P_{\text{installed},i}^{\text{wind}}. \quad (2.5)$$

Da es einige Regionen gibt, für die keine Einspeisewerte vorliegen und die keine benachbarten Postleitzahlregionen mit Einspeisewerten haben, muss der zweite Schritt wiederholt werden, bis alle Postleitzahlregionen gefüllt wurden.

Durch einen Vergleich mit den veröffentlichten Daten der EEG-Jahresabrechnungen zur Einspeisung (entsprechend der §§ 70-77 des EEG) in jeder einzelnen Postleitzahlregion wurde allerdings klar, dass durch diese Vorgehensweise eine nicht vernachlässigbare

systematische Abweichung zustande kommt. Diese Abweichung liegt im mittleren einstelligen Prozentbereich. Aus diesem Grund wurden die Zeitreihen jeder einzelnen Region nochmals skaliert, um den Jahressummenwert der EEG-Datenbank zu erreichen. Die Gleichung für den Skalierungsfaktor F_{EEG} lautet:

$$F_{\text{EEG},i} = \frac{E_{\text{EEG},i}}{\sum_{t=0}^{t=35040} P_i^{\text{wind}}(t_k)}. \quad (2.6)$$

Die finale Einspeisezeitreihe wurde nun mit der Gleichung

$$P_i^{\text{wind, EEG}}(t_k) = F_{\text{EEG},i} \cdot P_i^{\text{wind}}(t_k) \quad (2.7)$$

berechnet.

Mit dieser Methode wurden die Einspeisedaten aus Windenergie vervollständigt und erfüllen nach der Auffüllung der Vollständigkeitsanforderung. Da die Einspeise- und Lastdaten des Jahres 2019 genutzt werden, genügen sie ebenfalls der Aktualitätsanforderung.

Um die Methode zum Füllen der fehlenden Daten zu bewerten, wurde eine bekannte Zeitreihe einer Postleitzahlregion aus dem Datensatz entnommen, dann mit der vorgestellten Methode aufgefüllt und anschließend die ursprüngliche Zeitreihe mit der aufgefüllten Zeitreihe verglichen. Als Maß für die Ähnlichkeit der beiden Zeitreihen wurde der Korrelationskoeffizient K der Zeitreihen x und y berechnet:

$$K_{x,y} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (2.8)$$

Der Index i beschreibt hierbei das zeitliche Intervall, die oberen Grenzen n der Summen sind stets 35040, da dies die Anzahl der 15-Minuten Intervalle in einem Jahr ist. Eine exakte Füllung der zuvor entfernten Daten würde einen Korrelationskoeffizienten von 1 erzeugen, eine zufällige Füllung einen Korrelationskoeffizienten von 0. Beispielsweise ist der Korrelationskoeffizient der Windenergiezeitreihen der direkt benachbarten schleswig-holsteinischen Postleitzahlregionen 22 und 24 bei $K_{22,24,\text{Wind}} = 0,876$, während er für die Photovoltaik-Einspeisezeitreihen der gleichen Postleitzahlregionen bei $K_{22,24,\text{PV}} = 0,976$ liegt. Dies deutet darauf hin, dass die Einspeisungen aus Windenergie eine höhere räumliche Variabilität aufweisen als die Einspeisungen aus Photovoltaikanlagen.

Als Ziel der vorgestellten Datenvervollständigungsmethode wird ein Korrelationskoeffizient zwischen Messdaten und aufgefüllten Daten der selben Postleitzahlregion von 0,5 festgelegt.

Datenlücken in den Einspeisezeitreihen der Photovoltaikanlagen

Die Daten der Einspeisung aus Photovoltaikanlagen liegen für alle 95 Postleitzahlregionen vor. Sie haben einerseits kleine Lücken von jeweils einem bis zu fünf Datenpunkten und andererseits eine Lücke, die einen ganzen Tag umfasst. Die kleinen Lücken wurden gefüllt, indem eine lineare Interpolation zwischen den letzten noch vorhandenen Datenpunkt und den ersten wieder verfügbaren Datenpunkt eingesetzt wurde. Mathematisch lässt sich die

Auffüllung wie folgt beschreiben: Sei P_{t_1} der letzte noch verfügbare Wert und P_{t_3} der nächste wieder verfügbare Wert, so berechnet sich der fehlende Wert P_{t_2} gemäß:

$$P_{t_2} = \frac{P_{t_1} + P_{t_3}}{2}. \quad (2.9)$$

Eine visuelle Darstellung der Datenfüllung eines einzelnen Datenpunktes ist in Abbildung 4 zu sehen.

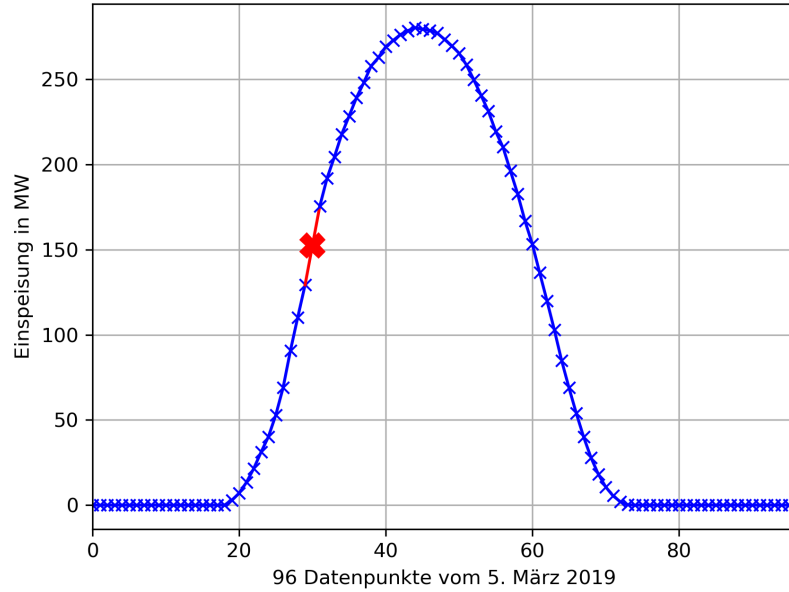


Abbildung 4: Visuelle Darstellung der Auffüllung der Datenlücken der Einspeisezeitreihen aus Photovoltaikanlagen. In diesem Fall fehlt nur ein einzelner Datenpunkt, sodass es ausreicht, eine lineare Interpolation zwischen letztem Datenpunkt vor der Lücke und erstem Datenpunkt hinter der Lücke durchzuführen.

Zur Füllung der Tageslücke wird eine andere Methode gewählt, da die beschriebene Methode alle 96 Datenlücken mit Nullen füllen würde. Stattdessen wird zur Füllung jedes einzelnen Wertes jeweils der Mittelwert des Vortages und des folgenden Tages ermittelt. Mathematisch folgt die Auffüllung der Gleichung:

$$P_{t=t_0} = \frac{1}{2} \cdot (P_{t=t_0-96} + P_{t=t_0+96}). \quad (2.10)$$

Eine visuelle Darstellung der Datenfüllung ist in Abbildung 5 zu sehen.

Um zu quantifizieren, welche Unsicherheiten durch diese Methode der Lückenfüllung auftreten, wird ein einzelner Datenpunkt mit der genannten Methode ersetzt und die relative Abweichung von dem bekannten Wert berechnet. Diese Methodik wird mit 1000

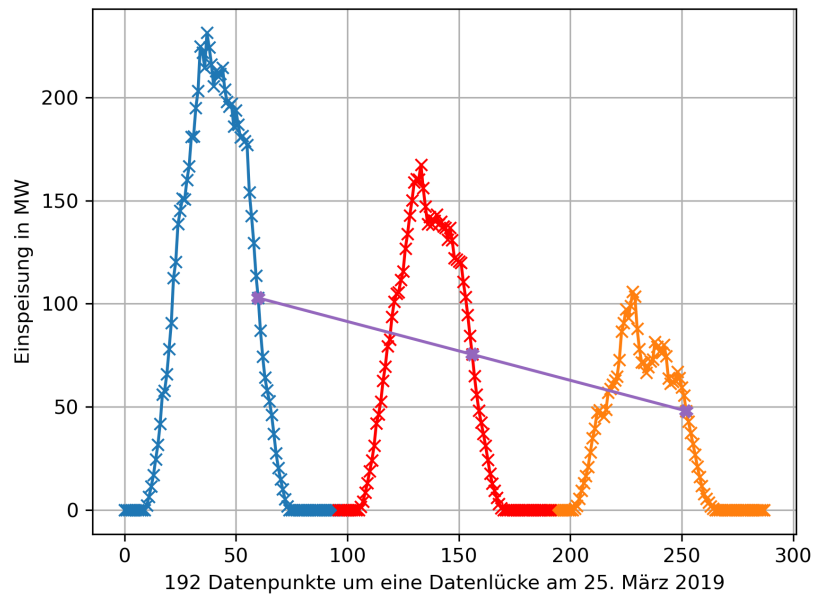


Abbildung 5: Visuelle Darstellung der Auffüllung der Einspeisedaten aus Photovoltaikanlagen. In diesem Fall fehlt ein ganzer Tag Einspeisedaten aus Photovoltaikanlagen in Postleitzahlregion 27, daher wird zur Auffüllung der fehlenden Einspeisedaten Gleichung (2.10) genutzt. In Türkis wurde exemplarisch markiert, wie ein Datenpunkt aus den Datenpunkten 24 Stunden vor und 24 Stunden nach der Datenlücke gefüllt wird.

zufällig ausgewählten Datenpunkte durchgeführt. Mit dem Mittelwert und der Standardabweichung der relativen Abweichungen wird der erwartbare Unsicherheitsbeitrag geschätzt. Durch das Teilen durch den bekannten realen Wert entstehen Ausreißer, wenn der bekannte Wert sehr klein ist. Da diese Ausreißer zwar eine hohe relative Abweichung haben, aber bezogen auf die absoluten Werte nur einen sehr geringen Betrag haben, werden sie vor der Berechnung von Mittelwert und Standardabweichung entfernt. Es ergibt sich ein Mittelwert der relativen Abweichungen von $\approx 2\%$. Die Standardabweichung beträgt $\approx 3\%$, sodass diese Art der Lückenfüllung einen nicht zu vernachlässigten Unsicherheitsbeitrag darstellt. Allerdings treten diese Unsicherheitsbeiträge nur bei den aufgefüllten Werten auf, sodass sie im Kontext der gesamten Datenbasis vernachlässigbar erscheinen.

Zusammenfassend ist die Auffüllung von Lücken in den Einspeisedaten aus Photovoltaikanlagen mit dieser Methode möglich und erzeugt Unsicherheiten in einem vertretbaren Bereich, sodass sie im Rahmen der angenommen relativen Unsicherheit von $u(P) = 5\%$ vernachlässigt werden kann.

2.3.2 Bewertung der Datenbasis und Vergleich mit Literatur

Die Unsicherheiten unserer gemessenen Einspeisewerte wurde mit mehreren Experten aus der Energiewirtschaft diskutiert. Das Ziel der Diskussionen war dabei stets das abschätzen einer oberen Schranke der relativen Unsicherheiten der Messdaten. Die Daten der Einspeisung aus Photovoltaikanlagen werden in den Wechselrichtern der einzelnen Anlagen gemessen. Diese Wechselrichter haben bei mittleren und hohen Einspeisungen nur sehr geringe Unsicherheiten im unteren einstelligen Prozentbereich, bei geringen Einspeisungen steigt die Unsicherheit allerdings an, insbesondere in der Betrachtung als relative Unsicherheit. Im Konsortium des Forschungsprojektes wurde eine relative Unsicherheit von $u(P_i^{\text{wind}}) = u(P_i^{\text{solar}}) = \dots = 5\%$ für alle erfassten und beschafften Einspeise- und Lastdaten abgeschätzt. Diese Abschätzung wird zwar die tatsächlichen Unsicherheiten in vielen Fällen übersteigen, ist aber ein guter Ausgangswert, da durch ihn aller Wahrscheinlichkeit nach keine Unsicherheiten unterschätzt werden. Durch die Bewertung der Messdaten mit Unsicherheiten wird die Qualitätsanforderung (A4) erfüllt. Um die Validitätsanforderung (A3) zu erfüllen, ist ein Vergleich notwendig. Zunächst wird die Datenbasis validiert, indem geprüft wird, ob die Lastdaten in der selben Größenordnung liegen wie die Summe aller Einspeisedaten. Hierbei ist zu berücksichtigen, dass in den Datensätzen zur Wasserkraft Messdaten von Pumpspeicherkraftwerken sowohl im Turbinenbetrieb (TB) als auch im Pumpbetrieb (PB) enthalten sind. Die Datensätze des Pumpbetriebs müssen hier der Last hinzugerechnet werden, da Sie eine Entnahme von Energie aus dem Energiesystem darstellen.

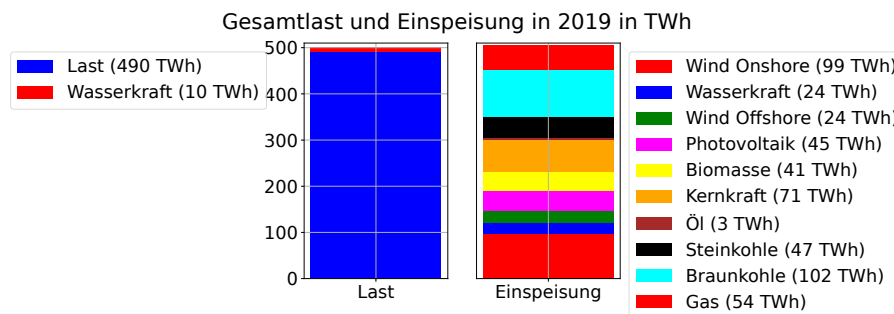


Abbildung 6: Einfache Datenprüfung durch eine Gegenüberstellung von Summen aus allen Lasten zuzüglich der Wasserkraft im Pumpbetrieb (links) mit allen Einspeisungen (rechts). Die linke Säule erreicht eine Höhe von 500 TWh, während die rechte Säule auf eine Höhe von 510 TWh kommt. Die Abweichungen lassen sich durch die Annahmen bei der Zusammensetzung der Lastzeitreihen erklären.

Als Vergleich wird die Datenbank vom Fraunhofer-Institut für Solare Energiesysteme ISE genutzt, deren Einträge über die Webseite des Instituts [ISE Fraunhofer 2020] abrufbar sind. Das Fraunhofer-Institut sammelt Einspeise- und Lastdaten, die von den Übertragungsnetzbetreibern bereit gestellt werden. Allerdings stammen diese Daten aus den veröffentlichungspflichtigen Daten der Übertragungsnetzbetreiber und sind daher nur in

landesweit aufsummierter Form verfügbar. Daher kann nur ein Vergleich der bundesweiten Summen von Einspeisungen und Lasten durchgeführt werden. Dieser Vergleich ist in Abbildung 7 und 8 zu sehen. Anhand der Säulendiagramme in den Abbildungen 7 und 8

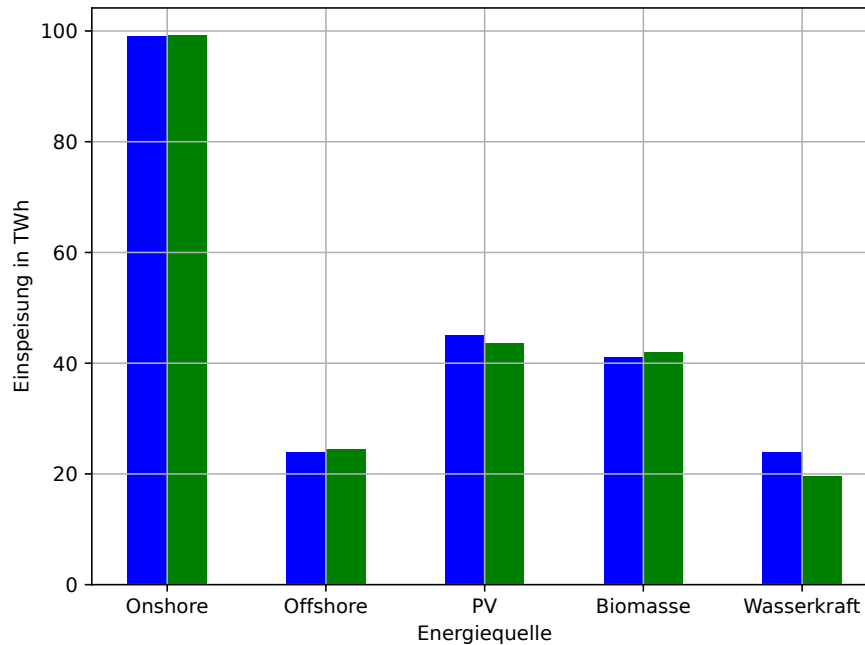


Abbildung 7: Vergleich der Jahressummen der Einspeisung verschiedener Energiequellen aus der vorliegenden Messdatenbasis und der Datenbank des Fraunhofer-ISE. Es sind kleine Abweichung sichtbar, bei Wasserkraft kommt es zu hohen Abweichungen von mehreren Terawattstunden.

wird deutlich, dass es zwar Abweichungen zwischen den beiden Datenquellen gibt, aber es wird ebenso deutlich, dass diese Abweichungen in einer vertretbaren Größenordnung liegen.

Als weiteren Vergleich wird die Korrelation zwischen der über Deutschland aufsummierten Einspeisezeitreihe und der Einspeisezeitreihe vom Fraunhofer ISE ermittelt. Dies ist in Abbildung 9 zu sehen.

Ein Korrelationskoeffizient von 0,858 wird je nach Quelle entweder „stark“ [Dancey et al. 2007] oder „sehr stark“ [Chan 2003] genannt. Durch diese Untersuchungen wurde also herausgearbeitet, dass sowohl Jahressummen der vorliegenden Datenbank, als auch die zeitliche Korrelation der Einspeisezeitreihen mit den Literaturwerten gut übereinstimmen, beziehungsweise stark korrelieren.

Als letzten Vergleich wird hier noch die äquivalente Auswertung aus [Renken et al. 2018] wiederholt für die vervollständigten Wind-Daten. In der angegebenen Quelle wurden die Auswertungen mit Einspeisezeitreihen aus dem Jahre 2014 durchgeführt und verschiedene Methoden der Lückenfüllung getestet. Dazu wird nacheinander jede Regi-

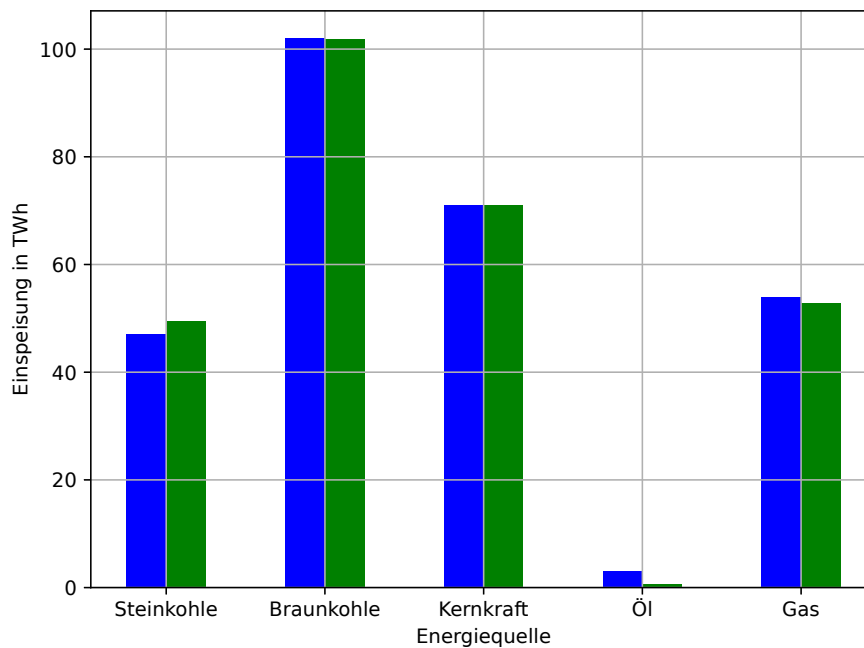


Abbildung 8: Fortsetzung des Vergleiches der Jahressummen der Datensätze aus der Messdatenbasis und den Daten des Fraunhofer-ISE. Auch hier sind kleine Messabweichungen erkennbar, aber auch hier im vertretbaren Bereich. Die größte Abweichung tritt bei der Verstromung von Öl auf. Wie bei der Einspeisung aus Wasserkraft liegt die Messabweichung im Bereich einiger Terawattstunden.

on, für die bereits Einspeisezeitreihen vorhanden sind, nochmals aufgefüllt, um einen Vergleich durchführen zu können. Anschließend werden nacheinander die einzelnen 52 Wochen des Jahres betrachtet und für jede Woche die mittlere Korrelation der aufgefüllten Daten mit den tatsächlichen Messdaten in den Postleitzahlregionen ermittelt. Diese mittleren Korrelationen werden in Abbildung 11 dargestellt. Diese Auswertung wurde mit den Einspeisezeitreihen aus 2019 wiederholt, allerdings mit leicht abgewandelten Methoden: In der Publikation aus 2014 wurden Polynome verschiedener Grade durch die normierten Einspeisungen jedes Intervalls gelegt (P1-P4), ein neuronales Netz genutzt (RBF) sowie zwei verschiedene feste Anzahlen an Postleitzahlnachbarn zur Lückenfüllung genutzt (KNN3, KNN5).

Die Einspeisedaten aus 2019 wurden mit anderen Methoden aufgefüllt: es wurden stets alle Postleitzahlnachbarn einbezogen und deren Mittelwert genutzt, um den fraglichen Wert zu schätzen. Dabei wurde zunächst ohne Gewichtung der vorhandenen Nachbarwerte gearbeitet (blau), eine Gewichtung nach Grenzlänge (orange), eine Gewichtung entsprechend des Kehrwerts des Abstands der Mittelpunkte der Nachbarn (grün) und eine Gewichtung entsprechend der installierten Windleistung (rot) vorgenommen. Deutlich zu

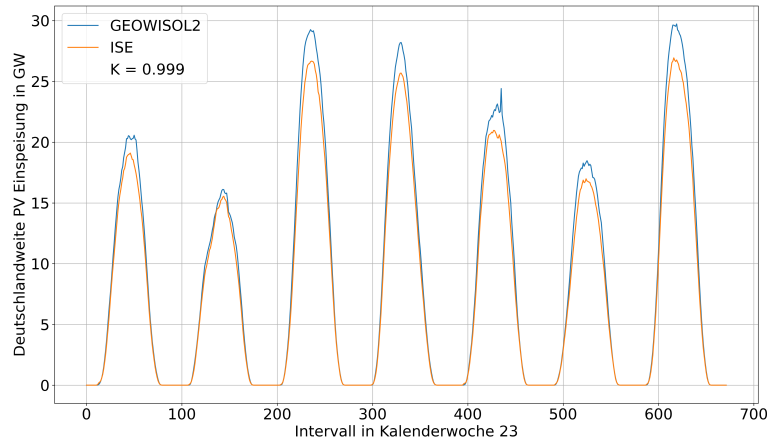


Abbildung 9: Beispielhafte Darstellung einer Woche der Einspeisedaten aus Photovoltaikanlagen, räumlich wurden sie über Deutschland aufsummiert. Daten aus der vorliegenden Messdatenbasis in blau, Daten des Fraunhofer ISE in orange. Auffällig ist, dass die Zeitreihen aus der vorliegenden Messdatenbasis stets einen höheren Peak erzeugen als die Zeitreihen des Fraunhofer ISE. Dies ist allerdings wie folgt erklärbar: Die Wechselrichter messen die Leistung der Photovoltaikanlagen, während die Daten des Fraunhofer ISE nur die Leistungen beinhalten, welche auch tatsächlich in das Stromnetz eingespeist wurden und nicht für den Eigenbedarf genutzt wurden. Der Korrelationskoeffizient dieser beiden Einspeisezeitreihen in dieser Woche beträgt 0,999, der Korrelationskoeffizient bezogen auf die Einspeisedaten der kompletten Jahres 2019 beträgt 0,858.

sehen ist, dass die Werte zwar schwanken, sich aber in einem kleinen Intervall befinden. Die mittleren Korrelationen bewegen sich allerdings im gleichen Intervall wie die mittleren Korrelationen in [Renken et al. 2018].

Die mittlere Korrelation ist in dieser Untersuchung stets oberhalb der oben definierten Forderung, sodass dieser Teil der Untersuchung als Erfolg zu Werten ist.

Weiterhin wurde die Korrelation über verschieden lange Intervalle berechnet, um eine Aussage über die zeitlichen Zusammenhänge der Datenauffüllungsmethoden zu erzeugen. Dazu wurden erneut die bereits bekannten Zeitreihen nacheinander aufgefüllt und die gefüllte Zeitreihe mit der originalen Zeitreihe verglichen. Dieser Vergleich wurde erneut mit den Korrelationskoeffizient durchgeführt, allerdings wurde die Anzahl der 15-Minuten-Intervalle variiert: Es wurde jeweils die mittlere Korrelation über einen Tag, über zwei Tage, über eine Woche, über ein Monat, über ein Quartal und über das ganze Jahr berechnet und in Abbildung 13 dargestellt. Dabei wurden in Abbildung 12 erneut die Ergebnisse aus [Renken et al. 2018] zum direkten Vergleich mit den Ergebnissen der hier aufgeführten Methoden mit den Windenergiezeitreihen aus 2019 dargestellt.

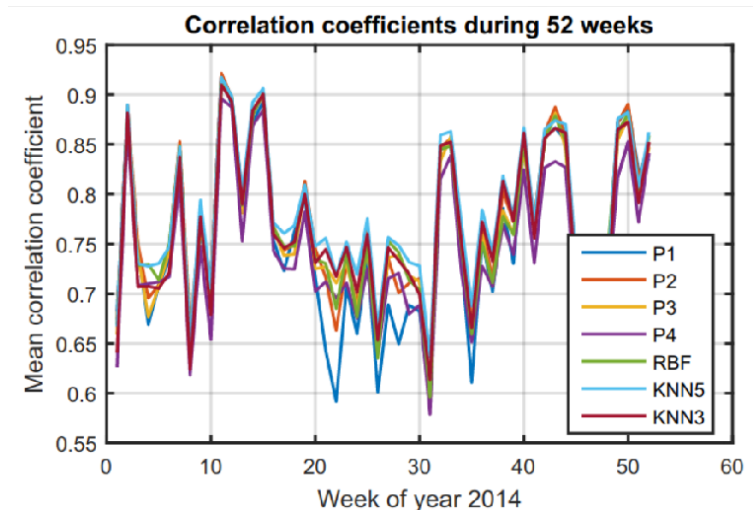


Abbildung 10: Diagramm der mittleren Korrelationskoeffizienten zwischen Messdaten und aufgefüllten Daten über jeweils eine Woche des Jahres 2014. Die verschiedenen Farben bezeichnen die verschiedenen Datenvervollständigungsmethoden. P1 bis P4 entsprechen zweidimensionalen Polynomen von der ersten (P1) bis zur vierten (P4) Ordnung. Die Methode mit der Bezeichnung RBF füllt die eingespeisten Leistungen der Windenergieanlagen mit Hilfe von Radialen Basisfunktionen auf. Die Bezeichnungen KNN3 und KNN5 nutzen jeweils die drei oder fünf nächsten Postleitzahl-nachbarn und nutzen die Mittelwerte der normierten Einspeisungen dieser Postleitzahl-nachbarn. Die gemittelten Korrelationskoeffizienten schwanken über die Wochen des Jahres zwischen $\approx 0,6$ und $\approx 0,9$. Auffällig ist, dass alle eingeführten Methoden sehr ähnliche Ergebnisse produzieren, Abweichungen zwischen den gemittelten Korrelationskoeffizienten der Methoden liegen meist bei etwa 0,01.

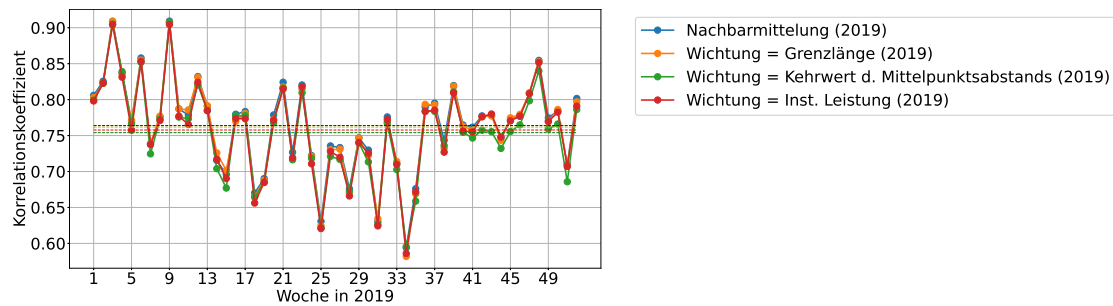


Abbildung 11: Mittlere Korrelationskoeffizienten der Postleitzahlregionen über die Zeitreihen der gemessenen Einspeisung aus Windenergieanlagen und der aufgefüllten Zeitreihen. Die Intervalllänge, über die die Korrelationskoeffizienten bestimmt wurden, ist jeweils eine Woche. Die gezeigten Ergebnisse der hier eingeführten Lückenfüllungsmethoden basieren auf den Einspeisezeitreihen aus 2019. Die gestrichelten Linien zeigen die Mittelung der Wochenwerte über das ganze Jahr. Im Vergleich zu dem Diagramm der mittleren Korrelationskoeffizienten von [Renken et al. 2018] fällt auf, dass die Werte im etwa gleichen Intervall zwischen 0,5 und 0,9 liegen und die Schwankungen im Jahresverlauf von ähnlicher Intensität ist.

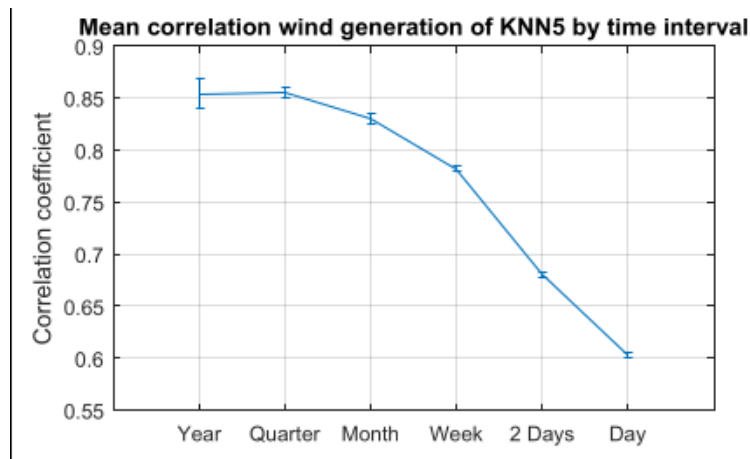


Abbildung 12: Mittelwerte der Korrelationskoeffizienten bei Betrachtung der Methode KNN5 von [Renken et al. 2018] bei Betrachtung verschieden langer Zeiträume. Die Datenfüllungsmethode ist in diesem Fall KNN5. Eine Betrachtung des Korrelationskoeffizienten über ein ganzes Jahr führt zu einem einzelnen Wert von 0,85, während die Betrachtung von einzelnen Tagen und die Mittelung der zugehörigen Korrelationskoeffizienten der einzelnen Tage zu einem Mittelwert von 0,6 führt.

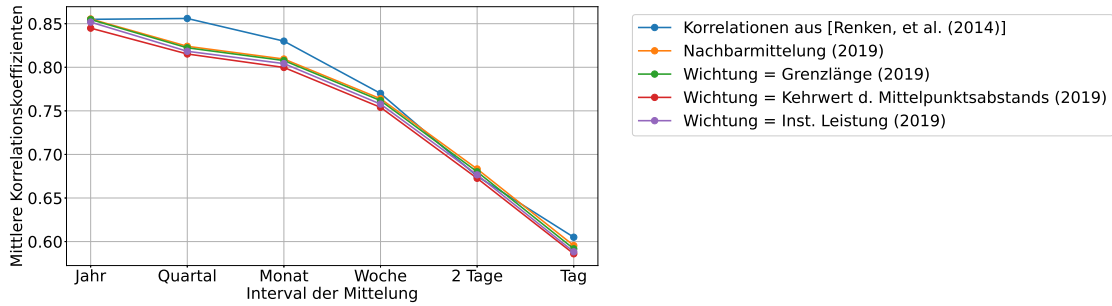


Abbildung 13: Ausgewertete Daten von [Renken et al. 2018] in blau als Vergleich für die hinzugefügten mittleren Korrelationen der verschiedenen Methoden der Datenlückenfüllung basierend auf der vorliegenden Messdatenbasis mit Daten aus 2019.

Das Fazit aus diesen Diagrammen ist, dass die mittlere Korrelation eines zufällig gewählten Tages nur bei etwa 0,6 liegt, aber die Betrachtung eines ganzen Jahres eine Korrelation von 0,85 zur Folge hat.

Nach allen angestellten Vergleichen ist das Fazit an dieser Stelle positiv im Sinne der gestellten Anforderung eines Korrelationskoeffizienten von über 0,5 und bescheinigt der Datenbasis Validität, sodass die Validitätsanforderung (A3) erfüllt wird. Weiterhin wird durch die Angabe von Unsicherheiten aller Werte die Qualität der Datenbasis quantifiziert, sodass die Qualitätsanforderung (A4) ebenfalls erfüllt wird.

2.4 Extrapolation: Modellierung von Szenarien

In diesem Kapitel wird erläutert, wie Szenarien bestimmt werden, welche Szenarien im Rahmen dieser Arbeit von Interesse sind, und welche konkreten mathematischen Gesetzmäßigkeiten ihnen zu Grunde liegen. Weiterhin wird anhand einiger Beispiele exemplarisch gezeigt, welche Szenarien zu welchen Situationen bezüglich Energiemangel und Energieüberschuss führen.

2.4.1 Die Residuallast

Zur Beschreibung der spatiotemporalen Energiemängel und -überschüsse in einzelnen Regionen werden Bilanzen genutzt, die durch die Residuallast RL beschrieben werden. Die Residuallast ist im Allgemeinen als Differenz zwischen Einspeisung und Last definiert:

$$RL(i, t_k) = \text{Last}(i, t_k) - \text{Einspeisung}(i, t_k). \quad (2.11)$$

Hierbei steht das i erneut für den Index der Postleitzahlregion und t_k für das Intervall, wobei der Index k am Jahresbeginn startet. Die Residuallast kann als Energiebilanz einer einzelnen Region verstanden werden, allerdings kann es auch sinnvoll sein, die Bilanzgrenzen neu zu setzen, zum Beispiel durch die Betrachtung der einstelligen Postleitzahlregionen.

Bei der Gestaltung von Szenarien können beliebige Randbedingungen einige Randbedingungen an die Residuallast gestellt werden, oder die Residuallast auf andere Art und Weise beeinflusst werden. Einerseits können Szenarien erstellt werden, in welchen bestimmte Energieformen ausgeschlossen werden, um den Einfluss von den verbleibenden Einspeisungen besser sichtbar zu machen. Die Erstellung dieser Szenarien wird in Kapitel 2.4.2 erläutert. Weiterhin können Szenarien erstellt werden, die in jeden Intervall eine ausgeglichene Residuallast entsprechend Gleichung (2.14) aufweisen. Die Erstellung dieser Szenarien wird in Kapitel 2.4.3 erläutert.

2.4.2 Szenarien mit Ausschluss bestimmter Energieformen

Eine erste Methode, ein Szenario zu gestalten ist der Ausschluss bestimmter Energieformen. Insbesondere in Untersuchungen der Lastabdeckung sind derartige Szenarien weit verbreitet unter Anderem bei Untersuchungen mit Forschungsfragen „Ist der Ausbau von Photovoltaikanlagen oder Windenergieanlagen kosteneffizienter?“. In der Bewertung der Ergebnisse dieser Untersuchungen ist allerdings Vorsicht geboten, da etwaige Wechselwirkungen zwischen den hier nicht betrachteten Einspeisern und den einbezogenen Einspeisern vernachlässigt werden. Konkret an einem Beispiel lässt sich ein Szenario wie folgt erstellen: Es sollen nur Einspeisungen aus Photovoltaikanlagen und Windenergieanlagen berücksichtigt werden, um die Last zu decken. Alle anderen Energieformen werden zunächst nicht mit einbezogen. Die Einspeisungen sind also:

$$Einspeisung(i, t_k) = P_i^{\text{wind}}(t_k) + P_i^{\text{PV}}(t_k) \quad (2.12)$$

und die Residuallast lautet mit diesen Einspeisungen:

$$RL(i, t_k) = P_i^{\text{demand}}(t_k) - P_i^{\text{wind}}(t_k) - P_i^{\text{PV}}(t_k). \quad (2.13)$$

Mit dieser Residuallast kann nun untersucht werden, ob es Intervalle gibt, in denen die Einspeisungen aus Windenergieanlagen und Photovoltaikanlagen alleine genügen, um bei einem idealen Energietransport die gesamte Last zu decken.

2.4.3 Residuallast mit Ausgleich in jedem Zeitschritt als weitere Annäherung an die Realität

Da im realen Energiesystem die Lasten und Einspeisungen stets ausgeglichen sein müssen, um die Spannung und Frequenz innerhalb einer definierten Regelzone in den vorgegebenen Grenzen zu halten, ist es sinnvoll, diesen Umstand bei der Erstellung der Szenarien zu berücksichtigen. Für einige der folgenden Modellierungen ist es sogar notwendig, dass die Residuallastsumme ausgeglichen ist. Mathematisch lässt sich diese Bedingung wie folgt ausdrücken:

$$\sum_{i=1}^{99} RL(r, t_k) = 0 \quad \forall \quad t_k. \quad (2.14)$$

Konkret ist der erste Summand dieser Summe die Postleitzahlregion 01 in Dresden und der letzte Summand mit dem Index 99 liegt in Thüringen. Vier Indizes haben keine zugehörige Postleitzahlregion, alle Einspeisungen, Lasten und daher auch Residuallasten mit diesen Indizes sind in allen Intervallen null.

Für Betrachtungen und Untersuchungen mit der räumlichen Auflösung der einstelligen Postleitzahlregionen ist es lediglich notwendig die Grenzen der Summe wie folgt zu ändern:

$$\sum_{i=0}^9 RL(r, t_k) = 0 \quad \forall \quad t_k. \quad (2.15)$$

Konkret läuft diese Summe von der Region 0, die grob Sachsen, Südbrandenburg und Teile Sachsen-Anhalts umfasst bis zur Region 9, welche Teile von Thüringen und Bayern umfasst.

Da diese Bedingung im Allgemeinen nicht erfüllt ist, ist es notwendig, den Ausgleich in Anlehnung an das reale Energiesystem entweder durch zusätzliche Einspeisung aus konventionellen Kraftwerken oder durch eine Drosselung der regenerativen Einspeiser herbeizuführen. Um diesen Ausgleich durchzuführen wird zunächst die Energielücke $P^{\text{gap}}(t_k)$ definiert, sie ist gerade die räumlich aufsummierte Residuallast in einem Intervall:

$$P^{\text{gap}}(t_k) = \sum_{i=1}^{99} RL_{i,t_k}. \quad (2.16)$$

Diese Lücke gilt zu schließen. Ist die Lücke positiv, so stellt sie einen Energiemangel dar und es werden konventionelle Einspeiser eingeschaltet. Dies passiert entsprechend der räumlichen Verteilung der Einspeisung aller konventionellen Einspeiser, die über ein Jahr aufsummiert wurde:

$$P_{i,\text{rel}}^{\text{C}} = \frac{\sum_k P_i^{\text{C}}(t_k)}{\sum_k \sum_i P_i^{\text{C}}(t_k)}. \quad (2.17)$$

Zwei Punkte sind hier bemerkenswert. Einerseits beinhaltet der Ausdruck $P_{i,\text{rel}}^{\text{C}}$ die Einspeisungen aus Öl $P_i^{\text{Öl}}(t_k)$, Kernkraftwerken $P_i^{\text{Kern}}(t_k)$, Gaskraftwerken $P_i^{\text{Gas}}(t_k)$, Braunkohlekraftwerken $P_i^{\text{Braunk.}}(t_k)$ und Steinkohlekraftwerken $P_i^{\text{Steink.}}(t_k)$. Weiterhin ist dieser Verteilungsschlüssel normiert, sodass sich die Werte auf 1 summieren:

$$\sum_{i=1}^{99} P_{i,\text{rel}}^{\text{C}} = 1 \quad (2.18)$$

Neben einem temporären Energiemangel kann es allerdings auch zu einem Energieüberschuss kommen. Da im Jahr 2019 bereits 57 GW Onshore Windenergie Kapazität sowie 61 GW Photovoltaikleistung installiert war, und die durchschnittlichen Leistungsnachfragen zwischen 50 und 70 GW schwankten sind Intervalle mit Energieüberschuss an

windigen und sonnigen Tagen zur Mittagszeit besonders wahrscheinlich. In diesem Falle ist die Energielücke negativ: $\sum_{i=1}^{99} RL(r, t_k) < 0$.

Für den Ausgleich in diesem Zustand muss ein zweiter Verteilungsschlüssel bestimmt werden. Da anzunehmen ist, dass die kostenintensiveren konventionellen Einspeiser bereits im Rahmen ihrer Möglichkeiten heruntergefahren worden sind, ist in diesem Falle das realistische Verhalten des Energiesystems eine Abschaltung oder Herunterregelung von Windparks oder anderen regenerativen Einspeisern. Daher wird der Verteilungsschlüssel aus allen verfügbaren regenerativen Einspeisern bestimmt:

$$P_{i,\text{rel}}^{\text{RE}} = \frac{\sum_k P_i^{\text{RE}}(t_k)}{\sum_k \sum_i P_i^{\text{RE}}(t_k)}. \quad (2.19)$$

Hierbei ist erneut zu beachten dass die regenerative Einspeisung die Summe der Einspeisungen von Photovoltaik $P_i^{\text{PV}}(t_k)$, Windenergie $P_i^{\text{Wind}}(t_k)$, Biomasse $P_i^{\text{Bio}}(t_k)$ und Wasserkraft $P_i^{\text{Wasser}}(t_k)$ darstellt. Weiterhin ist dieser Ausdruck ebenfalls normiert:

$$\sum_{i=1}^{99} P_{i,\text{rel}}^{\text{C}} = 1 \quad (2.20)$$

Mit diesen Definitionen und Annahmen lässt sich nun die modifizierte Residuallast für jedes Intervall bestimmen:

$$RL_i(t_k) = \begin{cases} P_i^{\text{demand}}(t_k) - P_i^{\text{RE}}(t_k) - P^{\text{gap}}(t_k) \cdot P_{i,\text{rel}}^{\text{C}} & \text{for } P^{\text{gap}}(t_k) > 0 \\ P_i^{\text{demand}}(t_k) - P_i^{\text{RE}}(t_k) - P^{\text{gap}}(t_k) \cdot P_{i,\text{rel}}^{\text{RE}} & \text{for } P^{\text{gap}}(t_k) < 0. \end{cases} \quad (2.21)$$

Mit dieser Definition lassen sich Modellierungen durchführen, die in jedem Intervall eine ausgeglichene Residuallast entsprechend Gleichung (2.14) benötigen. Dadurch lassen die Residuallasten sich zusammen mit dem Netzmodell nutzen, um die Auslastung der Hochspannungsleitungen im deutschen Hochspannungsnetz zu modellieren. Dies wird in den Kapiteln 3 und 5 nochmals aufgegriffen.

2.5 Skalierungen bei der Berechnung von Szenarien

Für die Transformation des Energiesystems ist sowohl eine Bestandsaufnahme des „Status Quo“, als auch ein Blick in die Zukunft wichtig. Diesen Blick in die Zukunft kann man in kleinem Rahmen mit Modellprojekten oder Reallaboren bewerkstelligen, jedoch mit erheblichen Kosten. Günstiger, und für Modellierungen auf Landes- und Bundesebene auch die einzige Möglichkeit, sind Modellierungen, bei denen ein entsprechender Zustand durch eine Skalierung der verschiedenen Einspeiser herbeigeführt wird. Beispielsweise lässt sich ein Szenario erstellen, in welchem die komplette Energienachfrage durch Braunkohle gedeckt wird. Dies ist allerdings wenig zeitgerecht. Deutlich zeitgerechter sind Szenarien mit skalierten regenerativen Einspeisezeitreihen, da diese Szenarien den Plänen der Bundesregierung entsprechen. Konkret sind die Pläne der Bundesregierung, die elektrische Energienachfrage bis 2035 zu 65 % aus regenerativen Energiequellen zu decken, bis 2050 soll die Energienachfrage zu 80 % aus regenerativen Energiequellen gedeckt

werden. Von akademischem Interesse ist weiterhin ein Szenario mit einer regenerativ abgedeckten Energienachfrage von 100 % oder sogar noch höher. Durch die Verfügbarkeit von Messdaten der Einspeisezeitreihen kann eine Skalierung auch kontinuierlich erfolgen, also in Zwischenschritten zwischen den drei oben beschriebenen Szenarien.

Eine Skalierung eines Einspeisers einer bestimmten Postleitzahlregion i wird hier mit einem Expansionsfaktor EF_i durchgeführt. Dieser berechnet für eine vorgegebene Gesamteinspeisung $E_{\text{soll},i}$ in Postleitzahlregion i wie folgt:

$$EF_i = \frac{E_{\text{soll},i}}{\sum_{t_k=0}^{35040} P^{\text{DB}}(i, t_k) \cdot t_{\text{int}}}. \quad (2.22)$$

$P^{\text{DB}}(i, t_k)$ beschreibt hierbei die Einspeisezeitreihe in der Datenbank. Alle Werte, die direkt aus der Datenbank stammen, werden mit dem Kürzel DB markiert. Wird die Skalierung nicht für jede Postleitzahl einzeln durchgeführt, sondern auf nationaler Ebene mit einem einheitlichen Expansionsfaktor EF , so kann auf den Index i verzichtet werden. EF berechnet sich in diesem Fall wie folgt:

$$EF = \frac{E_{\text{soll}}}{\sum_{i=0}^{99} \sum_{t_k=0}^{35040} P^{\text{DB}}(i, t_k) \cdot t_{\text{int}}}. \quad (2.23)$$

Die aufsummierten Einspeisedaten des Jahres 2019 sind in Tabelle 1 dargestellt.

Einspeiser	eingespeiste Energie 2019
Photovoltaik	46,00 TWh
Wind Onshore	99,18 TWh
Wind Offshore	24,38 TWh
Biomasse	41,03 TWh
Wasserkraft	24,79 TWh
Summe	235,38 TWh

Tabelle 1: Tabelle der Einspeisung der regenerativen Energiequellen.

Diese regenerativen Einspeiser summieren sich für 2019 auf 235,38 TWh. Ihnen gegenüber stehen 500,68 TWh Energienachfrage. Skaliert man nun die regenerativen Einspeiser homogen auf ein 100%-Szenario, multipliziert man alle Zeitreihen mit dem Expansionsfaktor EF_{100} :

$$EF_{100} = \frac{500,86 \text{ TWh}}{235,38 \text{ TWh}} \approx 2,13 \quad (2.24)$$

Die Gleichung zur Skalierung der Zeitreihen eines regenerativen Einspeisers in der Datenbank $P^{\text{DB}}(i, t_k)$ in einem homogen skalierten 100 %-Szenario lautet:

$$P_{\text{skaliert}}(i, t_k) = EF_{100} \cdot P^{\text{DB}}(i, t_k). \quad (2.25)$$

Als direkten Anwendungsfall der Datenbank lässt sich eine statistische Analyse des deutschen Energiesystems durchführen und ein Beitrag zur Frage leisten, ob der Ausbau von Photovoltaikanlagen oder von Windenergieanlagen einen größeren Nutzen hat. Aus den Ergebnissen einer derartigen Simulation lassen sich Ausbaupräferenzen für den zukünftigen Ausbau der regenerativen Einspeiser im deutschen Energiesystem ableiten. Da es um die Speicherung von Energie erst in Kapitel 4 und um den Transport von Energie über die Postleitzahlgrenzen hinaus erst in Kapitel 5 geht, wird hier eine einfache Modellierung dargelegt, die diese beiden Methoden zunächst außen vor lässt. Um eine Aussage über die Ausbaupräferenz zu treffen, werden hier nur die beiden besagten regenerativen Einspeiser Photovoltaik und (Onshore) Windenergie genutzt, um die Last zu decken. Zunächst werden mit den beiden genannten Energiequellen und der nationalen Jahresgesamtlast mehrere Szenarien erzeugt, die sich in ihrem Szenarienfaktor $SF\%$ -Szenario unterscheiden:

$$SF \cdot E_{\text{Last}} = EF \cdot (E_{\text{wind}} + E_{\text{solar}}) \quad (2.26)$$

SF steht hierbei für den Szenarien-Faktor, also den Faktor, welcher die Rate der Abdeckung der Energienachfrage durch regenerative Energiequellen angibt. In diesem Falle ergibt sich der Expansionsfaktor zu $EF \approx 3.45$. Die Faktoren für die anderen betrachteten Szenarien werden in Tabelle 2 dargestellt.

Szenarienfaktor SF	Expansionsfaktor EF
29	1,00
65	2,24
80	2,76
100	3,45

Tabelle 2: Tabellarische Darstellung der Expansionsfaktoren EF in verschiedenen Szenarien. Diese Expansionsfaktoren gelten allerdings nur für die homogene Skalierung aller hier betrachteten regenerativen Einspeiser.

Da hier Wind und Solareinspeisung mit verschiedenen Ausbaustufen modelliert werden sollen, müssen die Expansionsfaktoren für Wind EF_{Wind} und PV-Einspeisung EF_{PV} separat bestimmt werden.

Dazu wird zunächst die Gleichung für die Energienachfrage und die Einspeisung aus Wind und Photovoltaik aufgestellt:

$$SF \cdot P_{\text{demand}} = EF_{\text{Wind}} \cdot P_{\text{wind}} + EF_{\text{PV}} \cdot P_{\text{PV}} \quad (2.27)$$

Weiterhin wird der Parameter „Solar Share“ SS eingeführt. Er beschreibt die Rate der Abdeckung der Energienachfrage in Bezug auf die beiden betrachteten regenerativen Einspeiser. In einem Szenario mit einem „Solar Share“ von $SS = 100\%$ wird folglich die komplette Energie aus Photovoltaikanlagen bezogen, deren Kapazität entsprechend skaliert wurde. Für $SS = 0\%$ wird die komplette Energienachfrage aus Windenergieanlagen gedeckt.

$$SS = \frac{EF_{PV} \cdot P_{PV}}{SF \cdot P_{\text{demand}}} \quad (2.28)$$

Durch Umstellen und Auflösen der Gleichung nach EF_{PV} ergibt sich der Skalierungsfaktor für die Einspeisedaten aus Photovoltaikanlagen zu:

$$EF_{PV} = \frac{SF \cdot P_{\text{demand}}}{P_{PV}} \cdot SS. \quad (2.29)$$

Analog ergibt sich der Skalierungsfaktor für die Einspeisedaten aus Windenergieanlagen zu:

$$EF_{\text{wind}} = \frac{SF \cdot P_{\text{demand}}}{P_{\text{wind}}} \cdot (1 - SS). \quad (2.30)$$

Mit diesen Definitionen lässt sich eine beispielhafte Einsatzmöglichkeit der Datenbasis zeigen. Um zu untersuchen, ob die Lastverläufe in den Postleitzahlregionen regional und regenerativ am einfachsten mit Windenergie oder mit Solarenergie abzudecken sind, wird wie folgt vorgegangen: Für die folgenden Szenarien wird die Annahme getroffen, dass nur Einspeisungen aus Windenergie und Photovoltaikanlagen zur Verfügung steht. Diese beiden regenerativen Einspeisungen werden skaliert, sodass jeweils ein 50%, ein 65%, ein 80%, ein 100% und ein 125%-Szenario entsteht. Der Anteil zwischen den beiden betrachteten regenerativen Einspeisern wird zwischen 5% Windenergie und 95% Photovoltaik und dem umgekehrten Verhältnis variiert. Für jedes dieser Szenarien wird die regional abdeckbare Energienachfrage RC (von engl. „regional coverage“) für jedes Intervall mit der Gleichung

$$RC(i, t_k) = \begin{cases} P_{\text{wind}}(i, t_k) + P_{PV}(i, t_k) & \text{für } P_{\text{demand}}(i, t_k) > P_{\text{wind}}(i, t_k) + P_{PV}(i, t_k) \\ P_{\text{demand}}(i, t_k) & \text{für } P_{\text{demand}}(i, t_k) < P_{\text{wind}}(i, t_k) + P_{PV}(i, t_k) \end{cases} \quad (2.31)$$

bestimmt. Diese Größe RC lässt sich über das ganze Jahr und über alle Postleitzahlregionen aufsummieren und mit der Gesamtlast normieren, sodass eine relative Größe vorliegt. Stellt man diese Größe nun graphisch über die entsprechenden Anteile von Wind- und Solareinspeisung dar, werden für jeden Szenarienfaktor SF jeweils ein Maximum sichtbar. Dies ist in Abbildung 14 dargestellt. Dieses Maximum beschreibt das optimale Verhältnis des Ausbaus von Wind- und Solarenergie in dem entsprechenden Szenario.

Anhand dieses Beispiels lässt sich bereits die vielseitige Einsetzbarkeit der Messdatenbasis zeigen. Weiterhin ist an diesem Beispiel bemerkenswert, dass die Berechnung der unmittelbaren lokalen Lastabdeckung einer Modellierung von Speichersystemen entspricht, bei der die Speicher aber eine Kapazität von $C = 0$ haben. Vor dem Hintergrund dieses Kapitels können die folgenden Kapitel wie folgt eingeordnet werden: In Kapitel 3 wird die Speicherung von Energie vernachlässigt und das reine Transportproblem untersucht. Anschließend wird in Kapitel 4 der Transport von Energie vernachlässigt und das reine Speicherproblem untersucht, indem für jede Postleitzahlregion ein Speichersystem

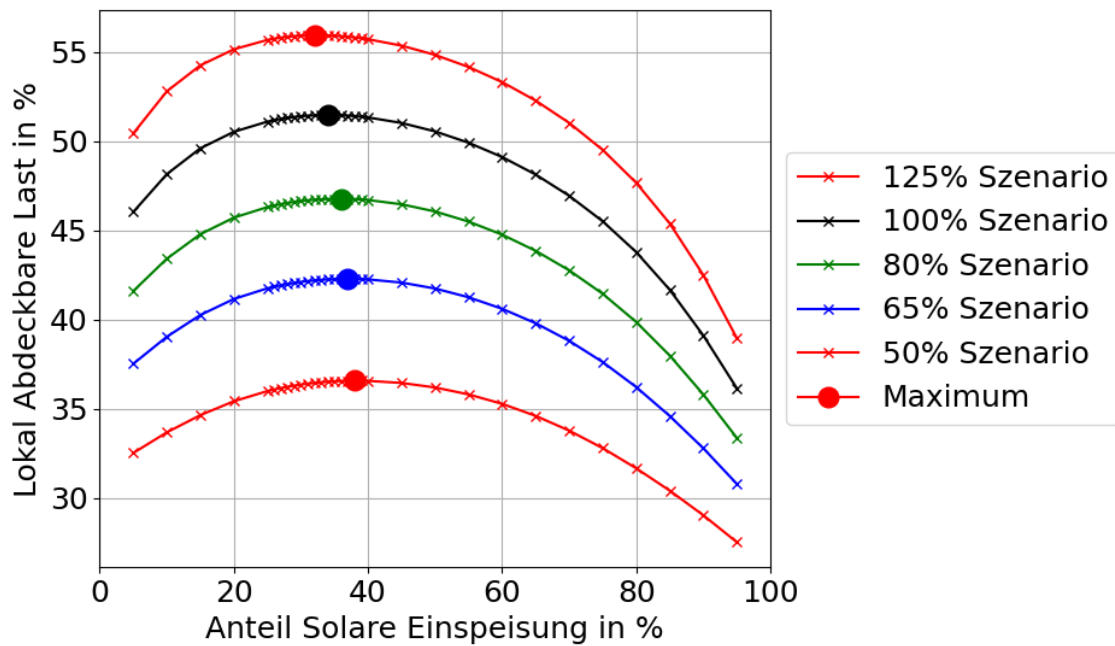


Abbildung 14: Lokal regenerativ abdeckbare Last in verschiedenen Szenarien mit variablem Anteil von Solarer und Wind-Einspeisung. Diese Modellierung wurde ohne Speicher und Transport durchgeführt. Das Maximum der regional und zeitlich direkten regenerativen Lastabdeckung verschiebt sich für Szenarien mit höherer regenerativer Einspeisung zu höheren Wind-Einspeiseraten. Sogar im 125%-Szenario sind am Optimum nur circa 56% der Last regenerativ lokal und zeitlich direkt abdeckbar. Im Umkehrschluss lässt sich schlussfolgern, dass sogar bei einem Überangebot an regenerativer Einspeisung ganze 44% der Energie entweder an einem ungeeigneten Ort oder zu einer ungeeigneten Zeit zur Verfügung stehen und daher entweder transportiert oder gespeichert werden müssen.

modelliert wird, und der Einfluss der Parameter auf die regionale Lastabdeckung gemessen wird. Zuletzt wird in Kapitel 5 erneut die Speicherung von Energie vernachlässigt und die modellierte Transportkapazität des Hochspannungsnetzwerkes in verschiedenen

Szenarien gemessen.

3 Abdeckung des Energiebedarfs bei idealem Energietransport

In diesem Kapitel wird zunächst die Residuallast genutzt, um die zu transportierenden Energiemengen zu bestimmen und diese statistisch zu betrachten. Weiterhin wird das entstehende Transportproblem mathematisch definiert und erste Ergebnisse präsentiert. Insbesondere wird darauf eingegangen, dass die optimalen Gesamttransportkosten in Szenarien mit hohen Einspeiseraten aus Photovoltaikanlagen in der Regel geringer ausfallen als in Szenarien mit hohen Einspeiseraten aus Windparks und Windenergieanlagen.

3.1 Erneuerbare Energien und die besonderen Charakteristika regenerativer Einspeiser

Das Energiesystem besteht aus vier Klassen von Elementen: Einspeiser, die Energie im System zur Verfügung stellen, Lasten, die die zur Verfügung gestellte Energie verbrauchen, Leitungen, die Einspeiser und Lasten miteinander verbinden, und Speicher, die Energie aufnehmen und zu einem späteren Zeitpunkt wieder abgeben können. Ein beispielhaftes Schaubild des Energiesystems ist in Abbildung 15 zu sehen.

Die Einspeiser lassen sich weiter in konventionelle und regenerative Einspeiser unterteilen. Konventionelle Einspeiser sind beispielsweise Braunkohlekraftwerke und Kernkraftwerke. Sie zeichnen sich durch einen nicht regenerativen Energieträger aus, in diesem Beispiel Braunkohle und Uran. Regenerative Einspeiser hingegen zeichnen sich durch regenerative Energieträger aus, beispielsweise Biomasse oder Windenergie. Die Strahlungsenergie der Sonne ist im strengen Sinne nicht regenerativ, da beim Fusionsprozess des Wasserstoffbrennens die Wasserstoffatome zu Helium fusioniert werden. Nach diesem Prozess sind sie für die weitere Nutzung unbrauchbar. Da aber der die Menge Wasserstoff noch einige Milliarden Jahre genügen wird, wird im Falle der Photovoltaik ebenfalls von einem regenerativen Einspeiser gesprochen.

Die Leitungen lassen sich ebenfalls weiter unterteilen in passiv arbeitende Stromleitungen und aktive Elemente wie Umspannwerke, die verschiedene Spannungsebenen miteinander verbinden. Insbesondere existieren sowohl Gleichstromleitungen als auch Wechselstromleitungen. Mit Wechselstromleitungen wird typischerweise Dreiphasenstrom, dessen Phasen zueinander jeweils einen Phasenwinkel von 120° haben, übertragen. Seit dem Beginn des Ausbaus des Energiesystems haben sich Wechselstromleitungen allerdings fast überall durchgesetzt, erst seit wenigen Jahrzehnten sind die Gleichstromleitungen wieder in den Fokus der Forschung geraten [R. Liu 2013; Lee et al. 2018; Kocuk et al. 2016].

Eine ebenfalls erst seit wenigen Jahrzehnten in der Entwicklung befindliche Technologie sind Leitungen, die mit dem Supraleitungseffekt arbeiten und bei Unterschreiten ihrer kritischen Temperatur keinen Widerstand mehr aufweisen [Jin 2007]. Diese kritische Temperatur, die es zu unterschreiten gilt, ist aber gleichzeitig die große Schwachstelle der Leitungen, denn das Erreichen der kritischen Temperatur ist selbst sehr energieaufwändig und eine derart gekühlte Leitung befindet sich nicht in einem stabilen Zustand, sondern erfordert stetige Überwachung und Überprüfung. Wenn an einer Stelle der Leitung die kritische Temperatur überschritten wird, so erfährt der Strom plötzlich eine

Widerstand, was zu einer starken Erwärmung der Umgebung führt und dadurch weitere Teile der Leitung über die kritische Temperatur aufheizt. Einer derartige Kettenreaktion kann die ganze Leitung zerstören [Rothen et al. 1971; Krikkis 2021; Baird et al. 1968].

Ein Energiesystemmodell besteht in der Regel aus Gleichungen für Teile dieser Gesamtmenge, selten bestehen Energiesystemmodelle aus Gleichungen für alle genannten Teile. Je umfassender ein Energiesystemmodell ist, umso komplexer und aufwändiger werden die Simulationen und umso mehr Rechenleistung wird benötigt. Weiterhin werden mehr Parameter, wie zum Beispiel Kosten für Speicherausbau, Leitungsverluste von Hochspannungsleitungen und bei Marktmodellen auch Stromgestehungs- und Handelskosten, benötigt. Simuliert man nun ein Modell mit sehr vielen Parametern, so sind die Ergebnisse schwieriger zu interpretieren, da in der Regel nicht klar ist, welcher Parameter für welche Effekte verantwortlich ist. Die Modelle in dieser Arbeit sind aus diesem Grund so minimalistisch gehalten, dass sie noch bemerkenswerte Ergebnisse erzeugen, aber noch mit den Methoden der Messtechnik bewertet werden können.



Abbildung 15: Schaubild des regenerativen Energiesystems mit seinen Elementen und Akteuren. Rechts und links sind Windenergieanlagen zu sehen, im rechten Bereich ein elektrisch angetriebenes Auto mit einer Ladestation, welche mit einem Energiehändler, hier Energiebroker genannt, verbunden ist. Der Energiehändler ist hier symbolisch mit Speicherblöcken dargestellt, da er in der Lage ist, Energie auf Vorrat zu kaufen und bei günstigen Marktbedingungen wieder zu verkaufen. Im Vordergrund sind Stromversorger und Netzbetreiber zu sehen, die ihre Energie mit Verkäufern handeln.

3.2 Statistische Betrachtung der Residuallast

Zur Beschreibung der spatiotemporalen Energiemängel und -überschüsse in einzelnen Regionen werden Bilanzen genutzt, die durch die Residuallast RL beschrieben werden.

Aus der vorliegenden Messdatenbasis lassen sich weiterhin Aussagen über die Häufigkeitsverteilung der Residuallastwerte ableiten, beispielsweise durch die Darstellung als Histogramm in Abbildung 16. In dem Histogramm sind die zwar die meisten Werte im Intervall von 0 bis 1 GW zu finden, jedoch tauchen auch Werte im mittleren einstelligen Gigawattbereich auf. Dies bedeutet, dass es Postleitzahlregionen gibt, die in mindestens einem 15-Minuten Intervall einen Energieüberschuss oder -mangel von 250 MWh aufweisen. Dies gibt einen Hinweis auf die Herausforderung, denen das Hochspannungsnetz Rechnung tragen muss.

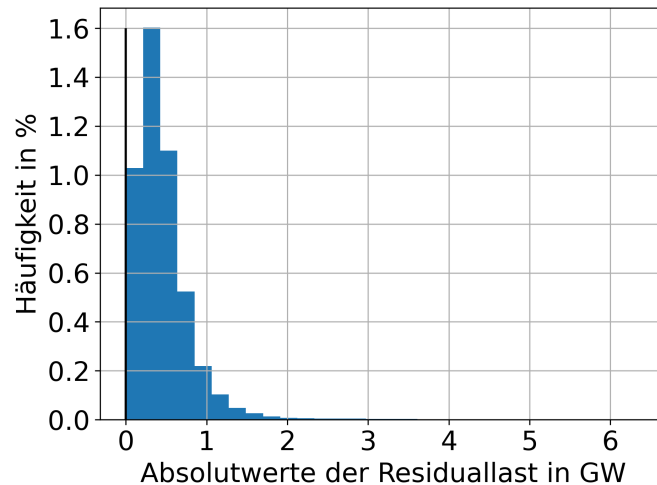


Abbildung 16: Histogramm der Absolutwerte der lokalen Residuallasten im Status Quo Szenario für das Jahr 2019. Am häufigsten treten Residuallasten unter 1 GW auf, allerdings sind auch Residuallastwerte bis zu 6 GW vertreten.

Durch die Messdatenbasis lassen sich sehr einfach verschiedene Szenarien simulieren, am Beispiel des Histogramms lässt sich dies zeigen. Ein weiteres Histogramm, welches die Vorzeichen in den einzelnen Residuallastwerten der Postleitzahlregionen nicht vernachlässigt, ist in Abbildung 17 abgebildet. Um die vielseitige Einsetzbarkeit der Messdatenbasis weiter zu illustrieren, wurde nach Gleichung (2.29) ein Szenario mit einer solaren Einspeisung von 100 % der Gesamtlast erstellt. In diesem Histogramm sieht man nun, dass die Residuallastwerte weiter streuen als im Status-Quo Szenario in Abbildung 16.

Weiterhin kann man die Residuallast in jeder Region über ein ganzes Jahr aufsummieren und erhält eine Information über jede Region. Die aufsummierte Residuallast jeder Region ist ein Maß dafür, dass eine Region im Jahresmittel eher über zu viel oder über zu wenig Energie verfügt. In beiden Fällen ergeben sich Transportbedarfe, allerdings in entgegengesetzter Richtung: Positive Residuallastsummen müssen durch einen Energieimport in die Region hinein ausgeglichen werden, negative Residuallastsummen müssen durch einen Energieimport aus der Region hinaus ausgeglichen werden. Diese visuelle Darstellung ist in Abbildung 18 abgebildet.

Diese ersten Informationen, die sich mit Hilfe der Messdaten erzeugen lassen, geben

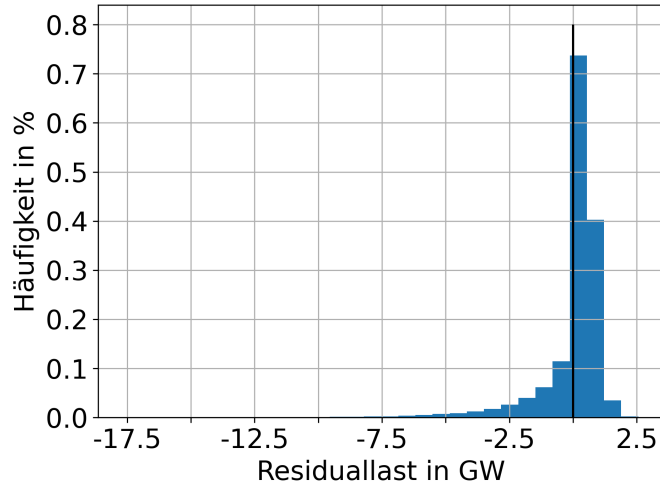


Abbildung 17: Histogramm der Werte der lokalen Residuallasten für ein Szenario, in dem der Bedarf zu 100% aus Solarenergie gespeist wird. Daten aus dem Jahr 2019. Hier liegen die Maximalwerte zwischen 0 und 2 GW, es sind allerdings auch Werte bis -17 GW vorhanden,

einen Hinweis auf die Größenordnung der Leistungen, die entweder in die entsprechende Region hinein oder aus der Region hinaus übertragen werden muss. Diese Größen werden in Bezug zur Speicherdimensionierung in Abschnitt 4 und in Bezug auf die Leistungsfähigkeit des Hochspannungsnetzes in Abschnitt 5 von entscheidender Bedeutung sein.

Durch Integration von einer Startzeit t_a bis zu einer Endzeit t_e ergibt sich die integrierte Residuallast (IRL):

$$IRL(r) = \int_{t_a}^{t_e} RL(r, t) dt \quad (3.1)$$

Da die vorliegende Datenbasis aus einzelnen Messwerten besteht, die jeweils Mittelwerte eines 15 minütigen Intervalls darstellen, kann das Integral in Gleichung (3.1) als Summe geschrieben werden:

$$IRL(r) = \sum_{t_a}^{t_e} RL(r, t) \cdot t_k \quad (3.2)$$

Wird diese Berechnung auf nationaler Ebene durchgeführt und dadurch die nationale integrierte Residuallast IRL_D berechnet wird, so lassen sich Integrale und Summen beliebig tauschen, und es ergibt sich folgende Gleichung:

$$IRL_D = \sum_{i=0}^{99} IRL(r) = \sum_{i=1}^{99} \sum_{t_a}^{t_e} RL(i, t_k) dt_k \quad (3.3)$$

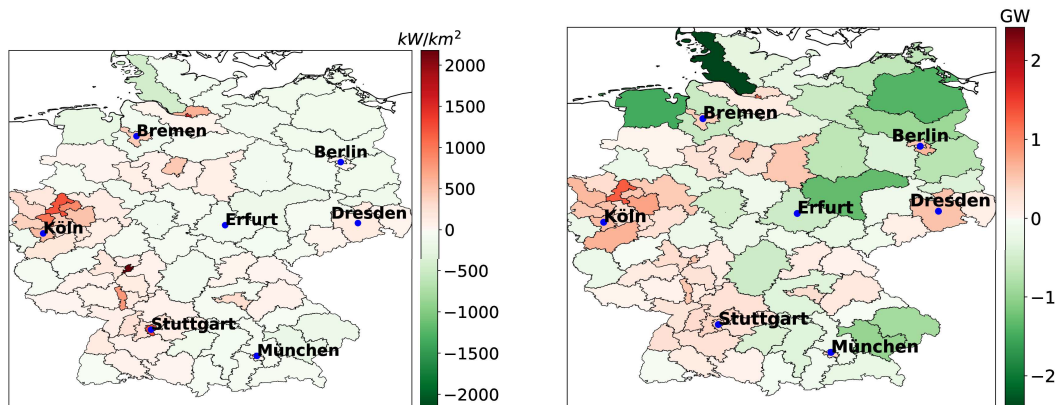


Abbildung 18: Beispielhafte mittlere Residuallasten über das Jahr 2019 gemittelt. Links: Aufsummierte flächennormierte Residuallastwerte für 2019, einige Regionen haben im Jahresdurchschnitt Energiemangel und sind daher rot eingefärbt, andere haben einen Energieüberschuss und sind daher grün. Die Werte liegen zwischen -500 und 2000 kW/km^2 . Kleine Postleitzahlregionen erlangen durch die Normierung schnell kräftigere Farben. Rechts: Gemittelte Residuallastwerte über das ganze Jahr 2019. Die Werte schwanken zwischen $-2,4$ und $1,3 \text{ GW}$. Anhand dieser Darstellung lässt sich bereits eine Aussage über die Vorzugsrichtung der Energietransporte in einzelnen Regionen treffen, allerdings nur die Richtung bezüglich ein- oder auswärts fließender Energie.

Hierbei wird t_a typischerweise auf den Start eines Jahres gesetzt, während t_e variiert wird. Eine beispielhafte Anwendung dieser integrierten Residuallast IRL_D ist in Abbildung 19 gegeben: in einem 100 % Szenario nach Gleichung (2.23) kann durch Berechnung von IRL_D die Speicherkapazität abgeschätzt werden, die nötig wäre, um alle Einspeisungen so lange zu speichern, bis sie die Lasten bedienen können. Zwar sind Verluste und Wirkungsgrade noch nicht berücksichtigt, aber dennoch lässt sich diese Größe bereits nutzen, um die benötigten Speicherkapazitäten abzuschätzen.

Gemäß Auflösungsanforderung (A1) müssen die Messdaten eine hohe spatiotemporale Auflösung haben, um aussagekräftige Ergebnisse zu erzeugen. Allerdings sind auch andere Auflösungen von Bedeutung, beispielsweise die höhere Auflösung der einzelnen Kommunen oder der gröbere Auflösung der deutschen Bundesländer. Diese Auflösungen lassen sich mit den vorliegenden Messdaten nicht erzeugen und werden daher in den folgenden Auswertungen außer Acht gelassen. Es ist jedoch möglich, die Einspeise- und Lastdaten in den 1-stelligen Postleitzahlregionen kumuliert zu betrachten.

Für einige Betrachtungen ist es weiterhin sinnvoll, die Messdaten noch weiter kumuliert zu betrachten und sie dafür in allen Postleitzahlregionen Deutschlands aufzusummieren. Die Ergebnisse liegen dann zwar in einer gröberen Auflösung vor und eignen sich nur für Aussagen auf dieser Skala, sind allerdings einfacher zu bestimmen und meistens bereits sehr aufschlussreich. Konkret wird dieses Vorgehen in Untersuchungen der Speicherdi-

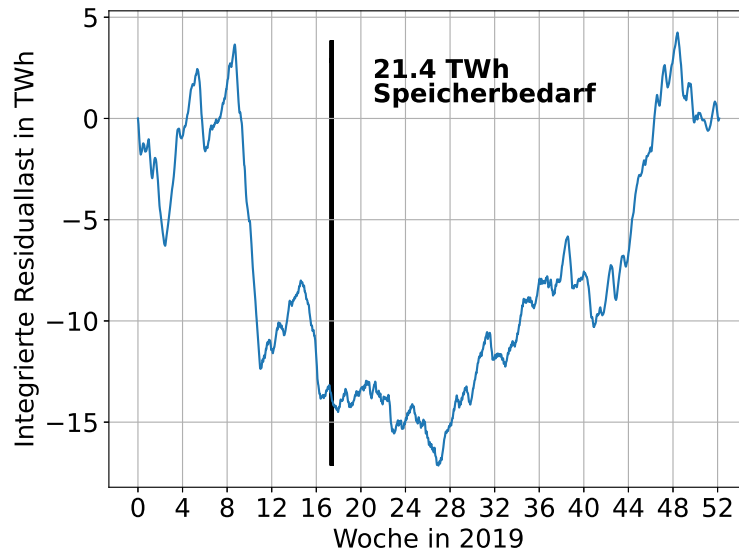


Abbildung 19: Integrierte Differenz von Last und Einspeisung im Jahr 2019. Um alle Lasten zu decken muss die Speicherkapazität vom Minimum zum Maximum reichen, also circa 21,4 TWh betragen.

mensionierung im Abschnitt 3 genutzt.

3.3 Berechnung der optimalen Leistungstransporte innerhalb Deutschlands

Um die Residuallasten der Postleitzahlregionen als Transportproblem betrachten zu können und so eine erste Aussage über die generelle Transportrichtung von Energie in bestimmten Intervallen zu treffen, werden in diesem Kapitel zunächst einige Annahmen getroffen:

- Energie wird verlustfrei transportiert
- Energie kann auf direktem Wege zwischen beliebigen Postleitzahlregionen i und j transportiert werden, auch „Kupferplatten-Annahme“ genannt
- Die alleinigen beiden Einflussgrößen, die den Transport beeinflussen sind der geographische Abstand $d_{i,j}$ der Mittelpunkte der Postleitzahlregionen i und j und die Energie $E_{i,j}$, welche zwischen den Regionen im entsprechenden Intervall transportiert wird.

Durch diese Annahmen ergibt sich ein Transportmodell, in welchem die Zielfunktion z in jedem betrachteten Intervall minimiert werden soll. Die Zielfunktion z setzt sich wie folgt zusammen:

$$z = \sum_{i=1}^{99} \sum_{j=1}^{99} z_{i,j} = d_{i,j} \cdot E_{i,j} \quad (3.4)$$

Konkret ist die zu erledigende Arbeit für jedes Intervall also wie folgt strukturiert:

- Bestimmung der Regionen mit Energieüberschuss und Energiemangel
- Überprüfen der Übereinstimmung von Einspeisung und Nachfrage
- Aufstellung der Kostenmatrix $d_{i,j}$
- Minimierung der Kostenfunktion z bezüglich der Transporte $p_{i,j}$

Durch die Durchführung dieser Schritte wird das Messsystem gemäß Abbildung 20 realisiert. In dem abgebildeten Messsystem entsprechen die genannten Schritte der Vorgehensweise, die in dem letzten Block „Optimierung“ realisiert wird. Es gehen allerdings die oben angesprochenen Annahmen in diese Modellierung ein.

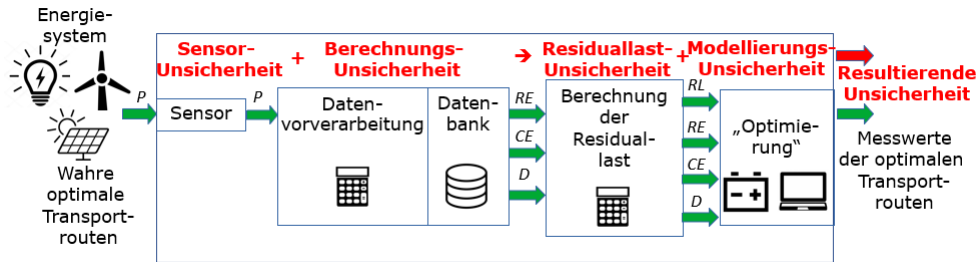


Abbildung 20: Skizze des Messsystems zur Ermittlung der optimalen Transportrouten als Blockschaltbild. Links zu sehen ist das Energiesystem mit dem „wahren Wert“ der optimalen Transportrouten, die hier gemessen werden sollen. Zunächst wird allerdings von einem Sensor eine Leistung gemessen. Konkreter sind es Einspeise- und Lastzeitreihen, die erfasst werden. Diese werden in einer Datenvorverarbeitung zunächst vorverarbeitet, bevor sie in der Datenbank abgelegt werden. Zu dieser Datenvorverarbeitung zählt auch die Auffüllung von unvermeidbar auftretenden Datenlücken. Als nächstes wird aus regenerativer Einspeisung RE , konventioneller Einspeisung CE und Last D die Residuallast berechnet. Diese wird in der letzten Box an eine Optimierung übergeben, welche die optimalen Transportrouten berechnet. Parallel zu dieser Messkette verläuft die Unsicherheitsbetrachtung: Die Sensoren haben gewisse Unsicherheiten, die Prozessoren der Datenverarbeitung haben nur eine gewisse Auflösung, welche eine „least significant Bit“-Unsicherheit nach sich zieht. In der Folge gibt es eine Residuallastunsicherheit, welche in Kombination mit der Modellierungsunsicherheit und Modellunbestimmtheiten die resultierende Unsicherheit der optimalen Transportrouten ergibt.

Um eine Bewertung der Schwierigkeit dieser Energietransporte zu treffen, wird dieser Vorgang als Transportproblem aufgefasst und mit Hilfe eines Optimierungsalgorithmus gelöst. Der Optimierungsalgorithmus ist eine mehrdimensionale Art des Newton-Verfahrens, bei dem ein Minimum mit Hilfe der lokalen Steigung gefunden wird. Konkret wird das Transportproblem zunächst beispielhaft bei in einem 100 % Szenario nach Gleichung (2.23) in 1-stelliger Auflösung und ausschließlich mit den Jahressummen der Postleitzahlregionen gelöst. Das Ergebnis der Optimierung ist einerseits ein minimaler Wert der Summe aller Transportkosten und andererseits eine Liste von optimalen Transportrouten mit den entsprechenden Leistungen. Dieser zweite Teil der Ergebnisse ist in Abbildung 21 zu sehen. Die Residuallasten sind in rot und grün dargestellt, die Dicke der Pfeile symbolisiert qualitativ die transportierte Energiemenge. Durch die starken Unterschiede ist die Dicke der Pfeile aber nicht linear zur transportierten Energiemenge.

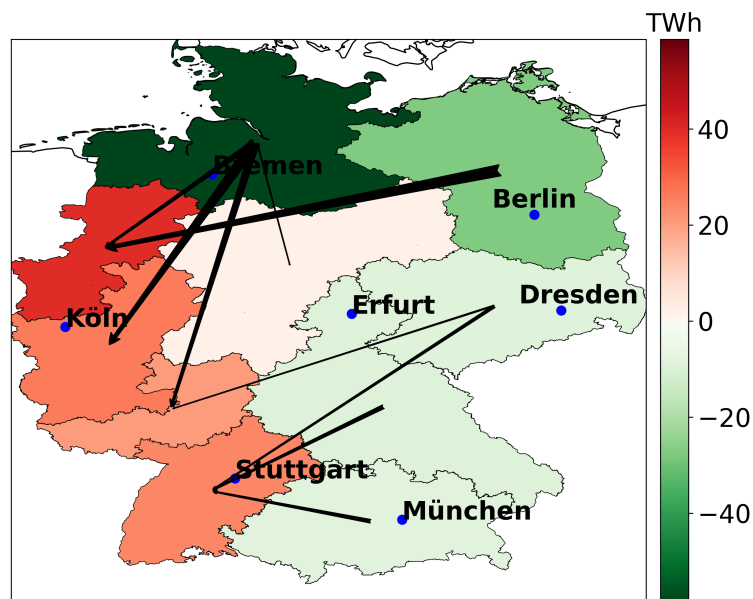


Abbildung 21: Optimale Lösung des Transportproblems in einem Szenario mit 100 % regenerativer Lastabdeckung für die 1-stellige Postleitzahlauflösung. Die Residuallast ist farblich in rot und grün dargestellt, die Pfeile symbolisieren die optimalen Transportwege. Ein leichter Trend in Nordost-Südwest-Richtung ist erkennbar.

Als Vergleich ist in Abbildung 22 die gleiche Optimierung mit einer 2-stelligen Postleitzahlauflösung dargestellt. Auch hier wurden die regenerativen Einspeiser entsprechend Gleichung (2.23) skaliert und über das Jahr aufsummiert. Die Nordost-Südwest-Vorzugsrichtung ist nurnoch leicht erkennbar

Um die Abhängigkeit der Transportbedarf von Wettersituationen zu zeigen, wird im nächsten Schritt das Intervall mit der höchsten Einspeisung aus Windenergieanlagen und Windparks ausgewählt. Es ist das Intervall #6345, was der ersten Märzwoche 2019

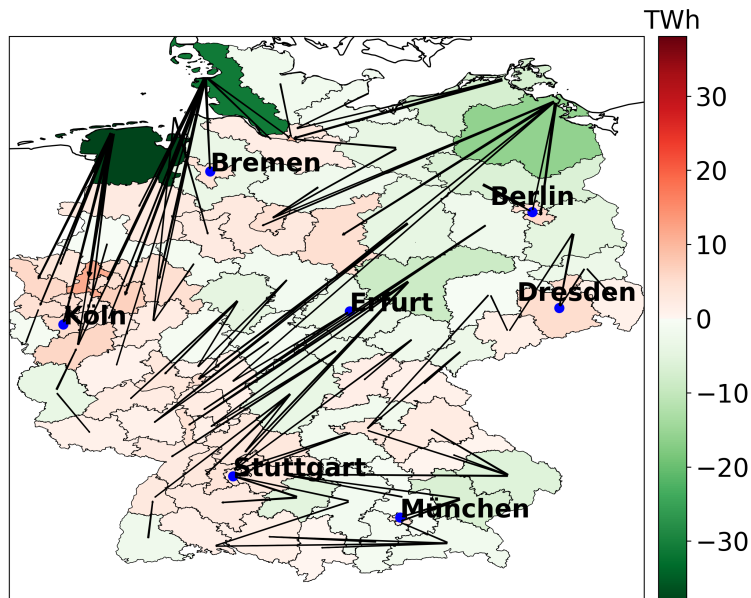


Abbildung 22: Optimale Lösung des Transportproblems in einem Szenario mit 100 % regenerativer Lastabdeckung entsprechend Gleichung (2.23). Erneut ist die Residuallast farblich in rot und grün dargestellt, die Pfeile symbolisieren die optimalen Transportwege. Hier wurde nun die 2-stellige Postleitzahlauflösung genutzt. Die Vorzugsrichtung ist nurnoch schwer zu erkennen.

entspricht. Da in diesem bestimmten Intervall die Äquivalenz von Einspeisung und Last nicht gegeben ist, wird Gleichung (2.21) genutzt, um diese Äquivalenz zu erreichen. In dieser Modellierung (s. Abbildung 23) ist die Vorzugsrichtung verläuft nun vertikal, denn die Windenergie wird zu großen Anteilen an den Nord- und Ostseeanrainerpostleitzahlen eingespeist und von dort nach Süden transportiert.

Um den Vergleich zu komplettieren, wurde als nächstes das Intervall mit der höchsten Einspeisung aus Photovoltaikanlagen ausgewählt. Es ist das Intervall #17227, was dem 28. Juni 2019 entspricht. Genauer ist es das Intervall von 10.45 - 11.00 an diesem Tag. Da in diesem bestimmten Intervall ebenfalls die Äquivalenz von Einspeisung und Last nicht gegeben ist, wird erneut Gleichung (2.21) genutzt, um diese Äquivalenz zu erreichen.

Durch den Vergleich der optimalen Transportrouten zu diesen beiden zeitlichen Intervallen wurde erneut die Mächtigkeit der Messdatenbasis herausgestellt. Zugleich ist hier die Notwendigkeit sichtbar geworden, die Herausforderungen des Leistungstransports im Hochspannungsnetz genauer zu untersuchen, denn der Wechsel zwischen verschiedenen Wettersituationen kann sich auf der Zeitskala der 15-Minuten Intervalle abspielen. Das Hochspannungsnetz müsste in so einem Falle der schnell wechselnden Belastung standhalten. Dies wird in Kapitel 5 weiter untersucht.

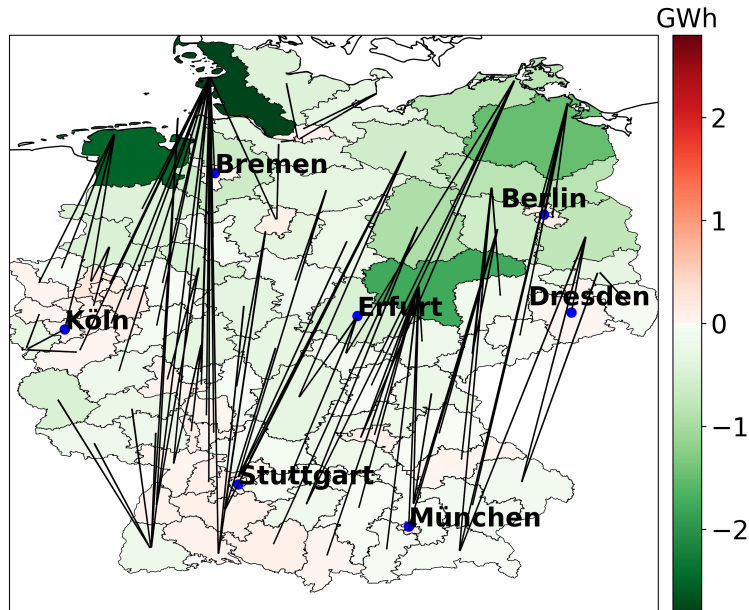


Abbildung 23: Optimale Lösung des Transportproblems in einem Szenario mit 100 % regenerativer Lastabdeckung entsprechend Gleichung (2.23). Nach der Skalierung wurde Intervall #6345 (in der ersten Märzwoche) ausgewählt, um den Einfluss von starker Einspeisung aus Windenergie auf die Vorzugsrichtung zu zeigen. Erneut ist die Residuallast farblich in rot und grün dargestellt, die Pfeile symbolisieren die optimalen Transportwege. Die Vorzugsrichtung verläuft nun vertikal.

3.4 Transportkosten im idealen Modell

Nach der qualitativen Untersuchung der Vorzugsrichtung der optimalen Transportrouten folgt die Frage nach den Gesamtkosten aller Leistungstransporte, die in diesem Modellierungen minimiert wird. Um eine Aussage über die Gesamttransportkosten z_{ges} eines ganzen Jahres in einem bestimmten Szenario zu treffen, wird die Modellierung durchgeführt: Zunächst wurde erneut ein Szenario erstellt, in dem ausschließlich Wind- und Solarenergie zum Einsatz kommt und die Last abdeckt. Für jeden Anteil der Solarenergie („solar share“) von 5%-95 % wurde in 5 % Abständen Erweiterungsfaktoren entsprechend der Gleichungen (2.29) und (2.30) berechnet und mit diesen die Einspeisezeitreihen skaliert. Anschließend wurde in jedem Intervall Gleichung (2.21) angewandt, um die Äquivalenz von Einspeisung und Last sicherzustellen. Allerdings wurde zur Bestimmung des Terms $P_{i,\text{rel}}^{\text{RE}}$ entsprechend Gleichung (2.19) nur die Einspeisungen aus den beiden betrachteten regenerativen Einspeisern berücksichtigt. Als nächstes wurde in jedem dieser 19 Szenarien mit verschiedenen Anteilen von Solar- und Windeinspeisung in jedem Intervall das Transportproblem gelöst, indem die Gesamttransportkosten $z(t_k)$ des Intervalls t_k minimiert wurden und der minimale Wert der Gesamttransportkosten über das ganze betrachtete

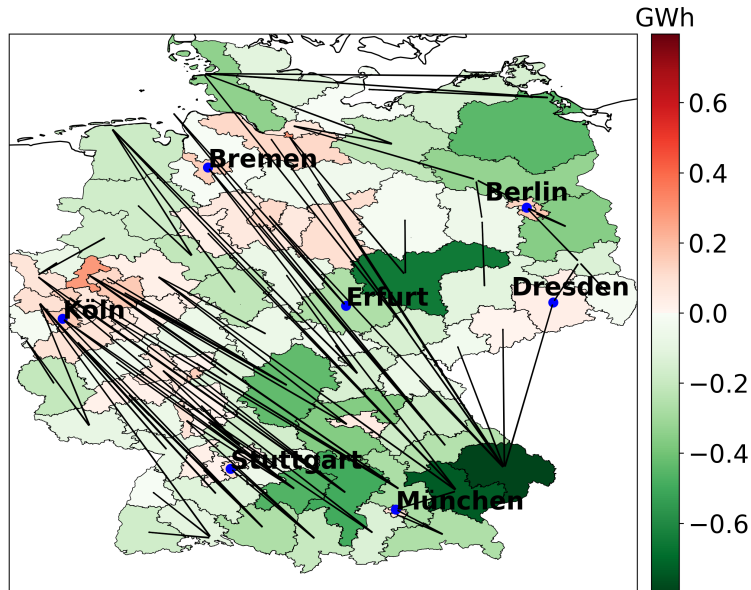


Abbildung 24: Optimale Lösung des Transportproblems in einem Szenario mit 100 % regenerativer Lastabdeckung entsprechend Gleichung (2.23). Nach der Skalierung wurde Intervall #17227 (am 28.6.2019) ausgewählt, um den Einfluss von starker Einspeisung aus Photovoltaikanlagen auf die Vorzugsrichtung zu zeigen. Erneut ist die Residuallast farblich in rot und grün dargestellt, die Pfeile symbolisieren die optimalen Transportwege. Die Vorzugsrichtung ist nun deutlich diagonal von Südost nach Nordwest.

Jahr aufsummiert:

$$z_{\text{ges}} = \sum_{t_k=0}^{35040} z(t_k). \quad (3.5)$$

Es ergibt sich die Darstellung der Gesamttransportkosten in Abbildung 25. Anhand dieses Diagrammes wird deutlich, dass die minimierten Transportkosten eine stetig fallende Funktion des Anteils der solaren Einspeisung ist.

Eine weitere Auswertung der Gesamttransportkosten bei regional differenziertem Ausbau der Windenergie auf der Ebene der 1-stelligen Postleitzahlregionen ist im Anhang in Abbildung 46 auf Seite 89 zu finden. In der Auswertung wurde die Einspeisung aus Windenergieanlagen sukzessive in jeder Region um 50 % erhöht, und anschließend die Gesamttransportkosten entsprechend des angegebenen Messsystems berechnet. Im Ergebnis gibt die Abbildung einen Hinweis auf die optimalen Regionen für den Ausbau der Windenergie in Bezug auf die Transportkosten in diesem Modell.

Anhand dieser beiden Auswertungen wird deutlich, dass mit der Messdatenbasis verschiedenste Szenarien modelliert werden können und so ein Beitrag zur Roadmap der Transformation des Energiesystems geleistet werden kann. Dies gilt einerseits für die

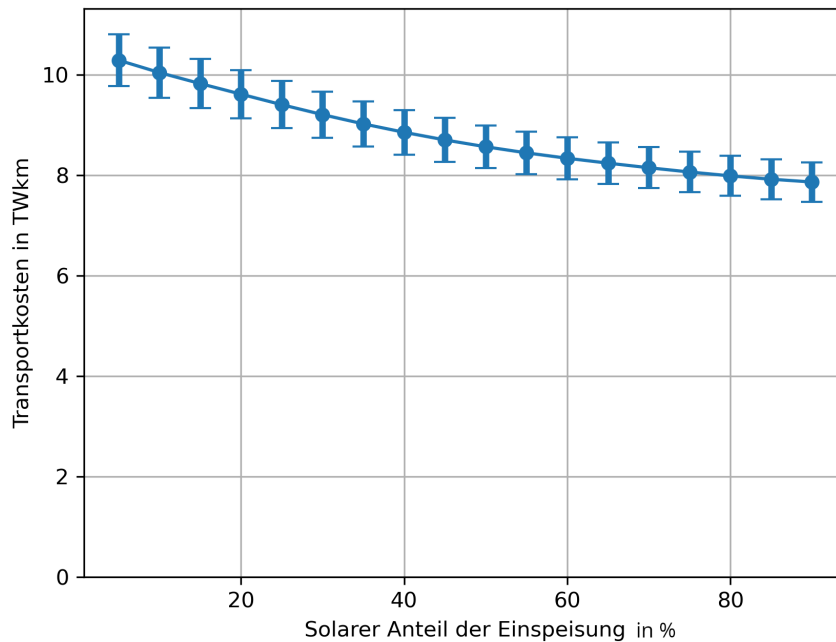


Abbildung 25: Darstellung der Gesamttransportkosten je nach Solarer Einspeiserate in einem 100 % Szenario. Berechnet mit dem Pyomo-Solver [Bynum et al. 2021; Hart et al. 2011]. Deutlich erkennbar ist, dass eine höhere Einspeiserate aus Photovoltaikanlagen zu insgesamt geringeren Gesamttransportkosten führen. Eine Interpretation dieses Diagrammes ist, dass die räumlich gleichmäßiger verteilten Einspeisungen aus Photovoltaikanlagen die Last besser bedienen können als die Einspeisungen von Windparks und Windenergieanlagen, die eine sehr inhomogene Verteilung aufweisen.

strategische Planung des Ausbaus des Hochspannungsnetzes, aber auch für die Planung und den weiteren Ausbau der regenerativen Einspeiser vor dem Hintergrund der zu erwartenden Transportkosten, die sich hauptsächlich durch Leitungsverluste bemerkbar machen.

Um die angegebenen Abbildungen auf verschiedenen Auflösungsstufen vergleichen zu können, wurden die äquivalenten Diagramme der optimalen Transportrouten für die windigsten und sonnigsten Tage des betrachteten Referenzjahres in den Abbildungen 47, 48 und 49 im Anhang auf Seite 90 und Folgenden dargestellt. Das Fazit dieser Diagramme lässt sich wie folgt zusammenfassen: Die Vorzugsrichtung der Leistungstransporte hat eine deutliche Abhängigkeit von der Einspeisesituation der regenerativen Einspeiser, die wiederum stark vom Wetter abhängt. Da das Wetter in wechselhaften meteorologischen Situationen zwischen stürmisch/bewölkt und heiter/sonnig wechseln kann, sind diese schnellen Schwankungen ebenfalls in den Transportbedarfen und in der Folge auch

im Hochspannungsnetz zu erwarten.

4 Regionale Abdeckung des Energiebedarfs mittels Speicher

In diesem Kapitel wird die steigende Bedeutung von Speichersystemen für das Energiesystem erläutert und damit ihre Untersuchung motiviert. Anschließend wird auf die Anzahl von Parametern von Speichersystemen eingegangen, deren einzelne Einflüsse diskutiert und diese anschließend auf zwei limitiert, um ein simples Speichermodell zu erhalten. Die beiden betrachteten Parameter sind die Kapazität C und die maximale Lade- und Entladeleistung P_{\max} , von denen hier angenommen wird, dass sie gleich groß seien: $P_{\max, \text{laden}} = P_{\max, \text{entladen}}$.

Anschließend wird in Kapitel 4.3 die Modellierung eines einfachen Beispiels gezeigt und das Beispiel in seiner Komplexität gesteigert, bis eine realitätsnahe Untersuchung entsteht. In Kapitel 4.4 wird im Anschluss untersucht, ob ein bestimmter Verteilungsschlüssel einer vorher festgelegten Gesamtkapazität der Speichersysteme Vorteile bringt.

4.1 Neue Verbraucher und neue Bedürfnisse

In den letzten Jahrzehnten gerieten steuerbare Lasten in den Fokus der Forschung und auch der Wirtschaft. In den letzten Jahrzehnten des 20. Jahrhunderts war es nicht unüblich, dass Verteilnetzbetreiber ihren Kunden mittels eines Nachtstromtarifs die in der Nacht genutzte Energie günstiger verkauften als tagsüber [Caves et al. 1980]. Dadurch wurde ein Anreiz geschaffen, die Flexibilitäten der Haushaltsgeräte zu nutzen und das Verteilnetz über den Tag gleichmäßiger zu belasten. Diese gleichmäßigere Belastung kam letztlich auch den Kraftwerken zugute, da sie längere Zeit an ihrem optimalen Arbeitspunkt betrieben werden konnten. Einige Anbieter haben weiterhin Nachtstromtarife im Portfolio, die Angebote sind am Markt aber nur noch in geringem Umfang gefragt [Pereira et al. 2020]. Seitdem in den 2010er Jahren die Anzahl elektrisch angetriebener Fahrzeuge stark steigt, rutschen Fragen der zeitgesteuerten Lasten erneut in den Fokus von Wirtschaft und Forschung. Durch diese Elektrifizierung des Verkehrs ergeben sich neue Möglichkeiten für Verteilnetzbetreiber ihre Lastprofile näher an einen optimalen Verlauf zu schieben. Im Zuge der Elektrifizierung ist auch eine Netzunterstützende Einspeisung aus den Akkus elektrischer Fahrzeuge in den Fokus einiger Forschungsgruppen gerückt. Die benötigten Kapazitäten und Leistungen werden in Kapitel 4 einer genaueren Analyse unterzogen. Dabei sind sowohl die Steuerbarkeit der Aufladung als auch die Möglichkeit einer zeitweiligen Einspeisung zur Stabilisierung der Netzfrequenz Teil der Analyse. Die eingeführte Datenbasis eignet sich nur begrenzt zur Untersuchung von Lastflexibilisierungsoptionen, allerdings ist die Verschiebung von Last auf einen anderen Zeitpunkt der Benutzung eines Speichers ähnlich, nur dass bei einer Speicherung die Einspeisung auf einen anderen Zeitpunkt verschoben wird. Daher wird in dieser Arbeit nur die Speichermodellierung betrachtet, die in einem Energiesystem mit weiter ausgebauten fluktuierenden Einspeisern ebenfalls von großer Bedeutung sein werden.

4.2 Speicher und ihre steigende Bedeutung für das Energiesystem

Die Speicherung von Energie wurde in den letzten Jahrzehnten immer bedeutender, neben der Notwendigkeit von jederzeit sichergestellter Energieversorgung wie sie in Krankenhäusern praktiziert wird, wurde im Laufe des 20. Jahrhunderts mit der Elektrifizierung der Haushalte auch der Wunsch nach einer stabilen Netzfrequenz laut. Durch den Ausbau der regenerativen Einspeiser und die damit einhergehende Fluktuation der Einspeisung wurden mehr und mehr Speichersysteme installiert. Ein wesentlicher Aspekt eines jeden Speichers ist die Aktivierungszeit. So werden beispielsweise Notstromaggregate typischerweise mit Dieselmotoren betrieben, die allerdings erst nach mehreren Sekunden die benötigte Leistung liefern können. Elektrochemische Speichersysteme hingegen haben eine wesentliche kürzere Aktivierungszeit und können bereits nach Millisekunden einsatzbereit sein. Allerdings sind diese auch teuer und nicht für den Dauerbetrieb gedacht, meist haben sie nur eine hinreichende Speicherkapazität, um den Zeitraum zu überbrücken, den die Notstromaggregate zum Hochfahren benötigen. Durch eine Verknüpfung mehrerer Speichersysteme können ihre Vorteile kombiniert werden und Stromausfälle effektiv verhindert werden.

Neben den Speichern zur Sicherung der Stromversorgung im Kontext eines Krankenhauses oder eines Softwareunternehmens existieren auch Speichersysteme mit dem Ziel der Stabilisierung der Netzfrequenz von 50 Hz. Die Speichersysteme mit diesem Ziel haben typischerweise eine sehr große Speicherkapazität und auch sehr große Leistungen, beispielsweise hat das größte Pumpspeicherkraftwerke Deutschlands, das Pumpspeicherkraftwerk Goldisthal in Thüringen, eine Speicherkapazität von 115 GWh und eine Leistung von etwa 1 GW [Voigt 2003].

In den nächsten Jahren dürfte durch den weiteren Ausbau der regenerativen Einspeiser die Notwendigkeit von großskaligen Speichersystemen nochmals deutlich steigen. Um diese Herausforderung zu bewältigen existieren bereits viele interessante Ansätze. So ist ein Ansatz, die aktuell ebenfalls steigende Anzahl elektrisch betriebener Fahrzeuge, konkret PKWs, zu nutzen. Möglich wird dies durch die statistisch sehr geringe Nutzung der Fahrzeuge, die an Wochentagen meist für das Pendeln zur Arbeitsstelle genutzt werden und die übrige Zeit auf Parkplätzen oder in Parkhäusern verbringen. Um die verbauten Akkus als Speichersysteme für das Energiesystem nutzbar zu machen, muss die Ladeelektronik allerdings das bidirektionale Laden beherrschen, also auch Energie aus dem Akku ins Netz einspeisen. Ladeelektronik mit dieser Eigenschaft allerdings bisher noch nicht sehr weit verbreitet.

Als Alternative zum Leistungstransport ist der lokale Residuallastausgleich durch Speichersysteme aktuell nicht nur ins Zentrum der Wirtschaft [hydrostor 2022], sondern auch ins Zentrum der Forschung gerückt [Ibrahim et al. 2008; Dunn et al. 2011; Hu et al. 2009; Trócoli et al. 2018; Kasiri et al. 2019]. Die Größenordnung, in welcher sich der Ausbau der Speichersysteme bewegen muss, wurde durch Abbildung 19 bereits illustriert. Diese können sowohl durch elektrische Speichersysteme, als auch durch eine Lastflexibilisierung oder eine stoffliche Speicherung realisiert werden. Lastflexibilisierung ist eine zeitliche Anpassung eines Produktionsprozesses und seiner Lastzeitreihe an eine vorgegebene Einspeisezeitreihe. Beispielsweise kann in der Brauereiindustrie der Verarbeitungsschritt

„Schroten des Getreides“ durch Einlagerung des Schrots recht flexibel gestaltet werden. „Stoffliche Speicherung“ ist die Speicherung von energetisch aufgewerteten Rohstoffen. In der vorliegenden Arbeit wird aber der Fokus auf elektrische und elektrochemische Speichersysteme gelegt und im Weiteren ausschließlich diese betrachtet.

Im Allgemeinen sind die aktuell bereits vorhandenen Speichersysteme im deutschen Energiesystem bisher von geringer Leistung und geringer Kapazität. Die Summe der Kapazitäten aller im Marktstammdatenregister verzeichneten Speichersysteme beträgt ca. 640 GWh. Als Vergleich sei angegeben, dass die Gesamtlast eines Jahres etwa 500 000 GWh beträgt und eine Speicherkapazität von 640 GWh nur etwas mehr als ein Tausendstel der Gesamtlast beträgt. Die Kapazität ist dadurch allerdings dennoch nicht vernachlässigbar, da mit ihr zeitlich begrenzt durchaus Lasten bedient werden können.

Elektrische Speichersysteme können mit einer ganzen Reihe an verschiedenen chemischen Elementen und Verbindungen realisiert werden, welche jeweils eigene Spezifikationen und Eigenschaften haben. Die ersten elektrochemischen Speicher wurden in Form galvanischer Zellen realisiert. Dabei wurden meist zwei Metalle (z.B. Kupfer und Silber) und ein Sulfat als Elektrolyt genutzt. Moderne elektrochemische Speichersysteme sind beispielsweise Blei-Luft-Batterien oder Lithium-Ionen-Akkus. Die Details all dieser Speichersysteme werden durch ihre verschiedenen Ladekurven, verschiedene Leckströme, verschiedene Lade- und Entladewirkungsgrade und verschiedene Kosten beschrieben. Die wichtigsten Parameter für die vorliegende Modellierung sind hingegen die Kapazität C und die maximale Lade- und Entladeleistung P_{\max} . Daher wird hier zur Vereinfachung die Anzahl der Parameter auf diese beiden, hier wesentlichen Parameter reduziert. Zunächst wird nur eine einzelne Postleitzahlregion betrachtet, später allerdings mehrere Postleitzahlregionen, sodass zur Unterscheidung der Index i der Postleitzahlregion entsprechend an die beiden Parameter angefügt wird: C_i und $P_{\max,i}$.

4.3 Speichermodellierung mit 2 Parametern

Zur Illustration der schwankenden Residuallasten wurde ein vollständig regeneratives Szenario gewählt. Da in der Modellierung der Speichersysteme keine Notwendigkeit besteht, die Einspeiseraten von Photovoltaik- und Windenergie unterschiedlich zu skalieren, wird hier die komplette Messdatenbasis mit allen verfügbaren regenerativen Einspeisern genutzt. Um die Einspeisezeitreihen für dieses Szenario zu skalieren wurde erneut Gleichung (2.23) genutzt und die regenerativen Einspeiser in ganz Deutschland homogen mit einem Expansionsfaktor $EF = 2,13$ skaliert. Anschließend wurde eine Postleitzahlregion ausgewählt, hier Region 27, sowie ein Intervall ausgewählt, hier die erste Märzwoche, und zuletzt die Residuallasten in Abbildung 26 in einem Diagramm dargestellt. Dabei sind positive Residuallasten, also Energiemangel, in rot dargestellt, während die negativen Residuallasten, also Energieüberschuss, in grün dargestellt ist. Deutlich zu sehen ist, dass innerhalb der Woche mehrmals zwischen Energiemangel und Energieüberschuss gewechselt wird.

Als Maß der Unausgeglichenheit der Region werden die Absolutbeträge der Residuallast jedes Intervalls als „Summierte absolute Residuallasten“, kurz SAR , aufaddiert und mit der Länge eines Intervalls multipliziert, um eine die Energie zu erhalten, die im

gegebenen Zeitraum in der Region fehlt oder über übrig ist:

$$SAR = \sum_{t=t_{\text{start}}}^{t_{\text{ende}}} |RL(t)| \quad (4.1)$$

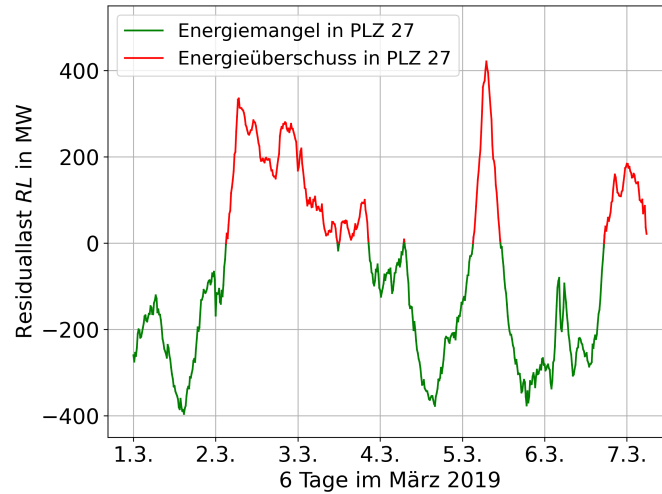


Abbildung 26: Beispielhafte Darstellung der Residuallast in einem Wochenintervall Anfang März 2019 in der Postleitzahlregion 27. Positive Werte der Residuallast wurden rot, negative Werte grün dargestellt. Positive Werte repräsentieren einen Energiemangel, negative Werte einen Energieüberschuss. Die Summe der Absolutwerte der Residuallasten ist hier 108,6 GW. Diese Summierung von 15-Minuten-Mittelwerten lässt sich als Energie darstellen, man erhält: $SAR = 27,15 \text{ GWh}$)

In diesem Wochenintervall ergibt sich $SAR = 108,6 \text{ GW}$, umgerechnet in eine Energie entsprechend $SAR \approx 27,15 \text{ GWh}$. Durch Modellierung eines Speichersystems mit ausschließlich den minimalen Parametern Kapazität C und maximale Lade/Entladeleistung P_{max} lässt sich dieser Wert verändern.

Um also den fluktuierenden Residuallasten zu Begegnen und um durch eine Modellierung zu Testen, ob ein Speichersystem für diese Postleitzahlregion die Absolutbeträge der Residuallast effektiv verringern kann, wird im folgenden ein virtueller Speicher in dieser Postleitzahlregion installiert und seine Wirkung auf die Absolutbeträge der Residuallast erfasst.

Durch die Installation eines Speichers mit einer Kapazität von 10 GWh und einer maximalen Lade/Entladeleistung von 200 MW konnte der Energiemangel und -überschuss um 95 % verringert werden. Folglich ist die Energiemenge, die in dieser Woche über die Postleitzahlgrenze hinweg transportiert werden muss von etwa 27 GWh auf 1,4 GWh gesunken, was den Transport deutlich einfacher macht. Zur vollständigen Beschreibung dieses Beispiels wird hier der Speicherstand im entsprechenden Zeitraum in einem Diagramm dargestellt:

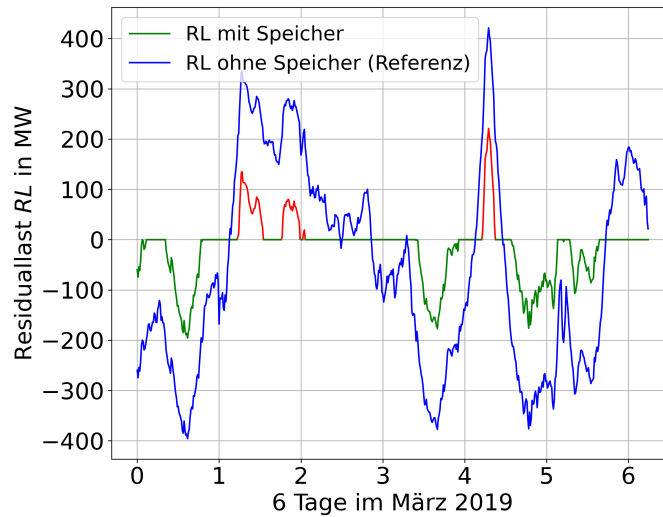


Abbildung 27: Modifizierte Residuallast, welche sich durch die Installation eines Speichersystems mit 10 GWh Speicherkapazität und 200 MW maximaler Lade- und Entladeleistung ergibt. Der mit der modifizierten Residuallast bestimmte Wert für SAR ist hier nun: $SAR = 5,44$ GW, umgerechnet in Energie entsprechend $SAR_E = 1,36$ GWh. Dies ist im Verhältnis zu Abbildung 26 eine Reduktion um etwa 95 %.

Motiviert durch dieses Beispiel stellen sich weitere Fragen, beispielsweise die Frage nach der notwendigen Kapazität für einen absoluten Ausgleich aller Residuallasten einer Postleitzahlregion oder der Anzahl der Postleitzahlregionen, in denen dieses obere Limit überhaupt erreicht werden kann. Weiterhin stellt sich die Frage, ob es Postleitzahlregionen gibt, in denen die Installation von Speichersystemen keinen wesentlichen Einfluss auf die regenerative Lastabdeckung hat, und falls es diese Postleitzahlregionen gibt, wie viele von ihnen.

Eine weitere Größe, mit welcher die Unterstützung des Energiesystems bemessen werden kann, ist die „regionale Lastabdeckung“, (engl. „regional coverage“, RC). Zur Ermittlung dieser Größe wird die regenerativ abgedeckte Energienachfrage $\tilde{D}(r, t)$ durch die gesamte Energienachfrage $D(r, t)$ geteilt:

$$RC(r) = \frac{\sum_t \tilde{D}(r, t)}{\sum_t D(r, t)}. \quad (4.2)$$

Diese Berechnung wird im letzten Block der Messkette in Abbildung 1 durchgeführt. Das Modell, welches in diesem Block zur Anwendung kommt, ist in Abbildung 29 dargestellt. Die sich ergebende Messaufgabe ist nun, diese Regionale Lastabdeckung auf Basis der erhobenen Messdaten zu bestimmen.

Mit Hilfe dieses Messsystems lassen sich nun für jede gegebene Kapazität C und jede gegebene maximale Lade/Entladeleistung P_{\max} ein Messwert der regionalen Lastabdeckung RC ermitteln. Bei Modellierungen des Energiesystems werden häufig Annahmen

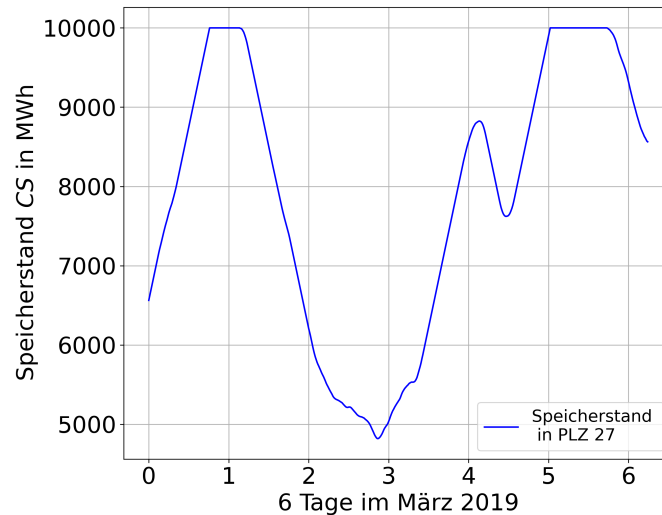


Abbildung 28: Der Speicherstand im gleichen zeitlichen Intervall wie die vorigen zwei Diagramme, Anfang März 2019. Der Speicher läuft voll an mehreren Zeitpunkten voll und kann nicht weiter aufgeladen werden. Immer wenn der Speicher nicht leer ist, gleicht er die Residuallast im Rahmen seiner maximalen Lade- und Entladeleistung aus.

zum Zustand des Energiesystems, insbesondere der Einspeiser getroffen. So werden häufig Modellierungen mit ausgebauten regenerativen Einspeisern durchgeführt. Diese haben die Besonderheit, dass die regenerativen Einspeiser mehr Leistung einspeisen, als sie es im gegenwärtigen Zustand tun. Der modellierte Ausbauzustand kann beliebig komplex gewählt werden, im vorliegenden Fall wird aber ein sehr einfacher Ausbauzustand genutzt, um das Treffen zusätzlicher Annahmen zu vermeiden. Konkret wird hier ein Szenario definiert, in welchem die Jahressumme der Energienachfrage komplett aus regenerativen Quellen gedeckt werden kann. Man spricht von einem „100%-Szenario“ entsprechend Gleichung (2.26). Die Prozentzahl gibt an, zu welchem Teil die Jahressumme der Energienachfrage regenerativ gedeckt werden kann, wenn unbegrenzte Speicher- und Transportmöglichkeiten bestünden. Zunächst wird dies beispielhaft für Postleitzahlregion 27 mit einer festgelegten maximalen Lade- und Entladeleistung P_{\max} von 200 MW durchgeführt. Die Speicherkapazität wird in diesem Falle variiert, um ihren Einfluss auf die regionale Lastabdeckung RC zu untersuchen. Anschließend werden und die geschätzten Messwerte der regionalen Lastabdeckung in folgendem halblogarithmisches Diagramm dargestellt.

Bereits bei einer sehr geringen Speicherkapazität von 10^3 kWh ergibt sich eine regionale Lastabdeckung von ca 78 %. Die maximal erreichbare regionale Lastabdeckung bei einer Speicherkapazität von 10^9 kWh ist nahezu 100%. Die Messwerte scheinen auf einer sigmoidalen Kurve zu liegen, der Wendepunkt dieser Kurve liegt zwischen $5 \cdot 10^6$ und $5 \cdot 10^8$ kWh.

Um die Ergebnisse entsprechend der Qualitätsanforderung (A4) bewerten zu können,

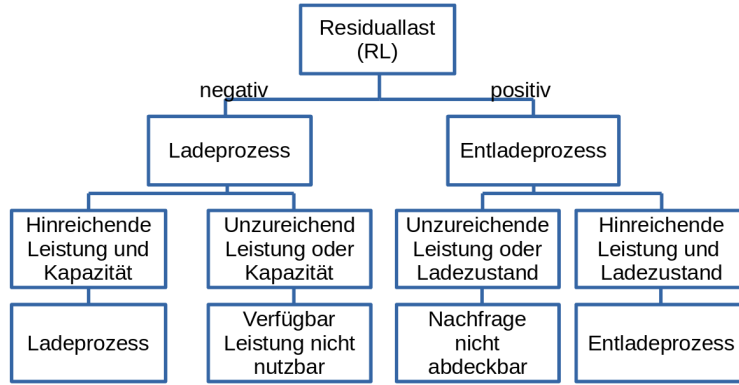


Abbildung 29: Der Entscheidungsprozess des Speichersmodells. Analog zur Publikation [Schädler et al. 2022]. Sowohl der Ladeprozess, als auch der Entladeprozess (äußere Äste des Baumes) verlaufen vollständig im Sinne des Energieangebots oder der Nachfrage. Die mittleren Äste des Baumes sorgen für einen unvollständigen Ladeprozess oder einen Anteil nicht gedeckter Energienachfrage. Dies kann entweder durch eine zu geringe maximale Lade- und Entladeleistung P_{\max} , durch eine zu geringe Kapazität C oder durch einen zu geringen Ladezustand verursacht werden. Dieses Modell wird als letzter Block in das Messsystem eingesetzt, sodass das Messsystem nun genutzt werden kann, um die regionale Abdeckung der Energienachfrage zu messen.

müssen die Unsicherheiten der einzelnen Messwerte quantifiziert werden. Da eine analytische Fortpflanzungsrechnung in diesem Falle schwer zu realisieren ist, wird auf eine Monte-Carlo Simulation zurückgegriffen. Dies ist im Anhang der GUM explizit vorgesehen und beschrieben. Es werden erneut alle eingehenden Messdaten entsprechend ihrer Unsicherheiten mit gleichverteilten Zufallswerten beaufschlagt und die Messungen wiederholt. Die Anzahl der Wiederholungen ist in diesem Fall $N = 100$. Als Abschätzung für den Erwartungswert RC_{est} der Messung dient anschließend der Mittelwert der Messwerte:

$$RC_{\text{est}} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N RC_i. \quad (4.3)$$

Die Messunsicherheit wird mit der Standardabweichung der Messwerte geschätzt:

$$\sigma_{RC} = \sqrt{\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N (RC_i - RC_{\text{est}})^2}. \quad (4.4)$$

Durch die Monte-Carlo Simulation kann nun für jeden Messwert eine geschätzte Unsicherheit angegeben werden, sodass ein vollständiges Messergebnis im Sinne der GUM vorhanden ist. Durch diese Untersuchung der Unsicherheiten sind die Ergebnisse nun qualitativ bewertbar und daher „vollständige Messergebnisse“ im Sinne der Messtechnik.

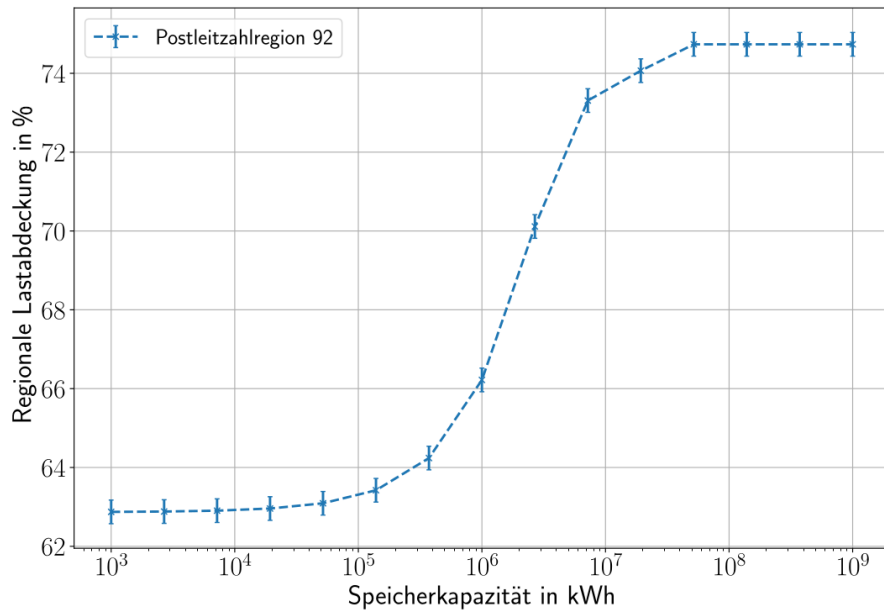


Abbildung 30: Eine Ergebniskurve der Speichermodellierung. Die Modellierung wurde hier mit Postleitzahlregion 92 durchgeführt, das Szenario ist ein 100% Szenario und die Daten aus 2019 wurden genutzt. Die regionale Lastabdeckung wurde über die Kapazität geplottet, ein sigmoidaler Verlauf ist erkennbar. Das Maximum liegt bei etwa 75 % und wird mit einer Kapazität von ≈ 400 GWh erreicht. Allerdings ist sogar mit vernachlässigbar kleinen Speichersystemen bereits eine regionale Lastabdeckung von 63 % erreichbar. Der Wendepunkt des Verlaufes liegt etwa bei ≈ 3 GWh.

Variiert man nun den zweiten betrachteten Parameter P_{\max} ebenfalls, so ergibt sich für jedes Parameterpaar eine bestimmte Anzahl Messwerte, im Diagramm als Kurvenschar dargestellt.

Die Kurvenschar eröffnet die Frage, ob es möglicherweise eine charakteristische Kapazität K_c gibt, bei der alle Kurven ihren Wendepunkt haben. Um die Frage zu beantworten, ob es eine charakteristische Kapazität gibt, bei der für alle Werte von P_{\max} die Steigung am größten ist, werden alle Kurven zwischen ihrem Minimum und Maximum normiert und die entsprechenden Messpunkte mit größter Steigung markiert.

Um zu untersuchen ob Postleitzahlregionen existieren, in denen die regenerative Lastabdeckung unabhängig von den Parametern der installierten Speichersysteme nicht wesentlich steigerbar ist, wird die Modellierung in jeder Postleitzahlregion durchgeführt, und die regenerative Lastabdeckung $RC_{\text{überdimensioniert}}$ mit überdimensionierten Speichersystemen mit der regenerativen Lastabdeckung ohne Speichersysteme RC_{ohne} verglichen. In 56 Postleitzahlregionen liegen diese beiden Werte weniger als 3 % auseinander, sodass hier von einer unwesentlichen Erhöhung der regenerativen Lastabdeckung gesprochen werden kann. In 23 der 95 Postleitzahlregionen ist vollständige energetische Autarkie, also eine

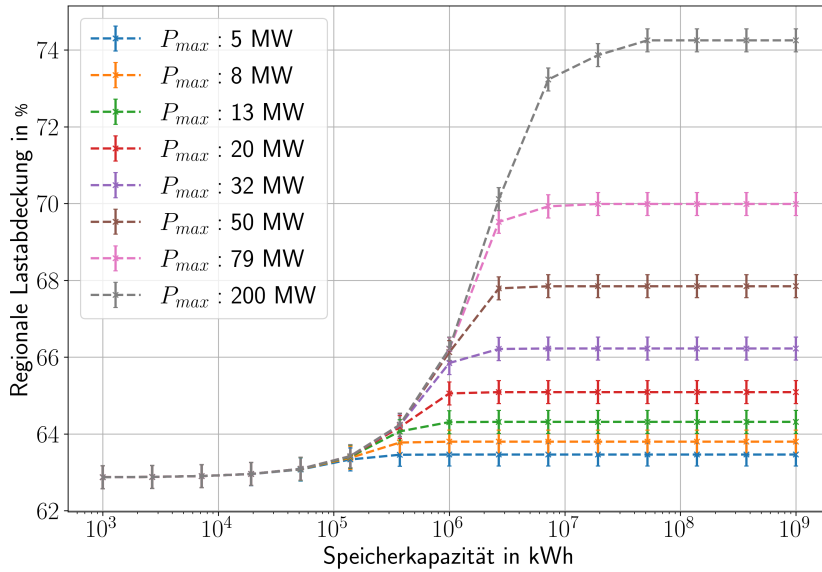


Abbildung 31: Messwerte der verschiedenen Parameterpaare. Alle liegen auf etwa sigmoidförmigen Kurven, es werden verschiedene maximale regionale Lastabdeckungsrate erreicht, die oberste Kurve korrespondiert mit der einzeln dargestellten Kurve in Abbildung 30 auf Seite 61.

regenerative Lastabdeckung von 100%, mit hinreichend dimensionierten Speichersystemen erreichbar.

Diese Auswertung wirft die Frage auf, in welcher Form die Speichersysteme verteilt werden sollten, wenn nur begrenzte finanzielle und logistische Mittel zur Verfügung stehen. Dieser Frage wird im nächsten Kapitel 4.4 nachgegangen.

4.4 Optimierung der Verteilung von Speichern

Um zu untersuchen, welche Verteilung von einer festgelegten Gesamtspeicherkapazität C_{ges} die maximale landesweite regionale Lastabdeckung erzeugt, werden verschiedene Verteilungsschlüssel genutzt und die Ergebnisse verglichen. Betrachtet wird hier ein 100%-Szenario, basierend auf den Einspeise- und Lastdaten des Jahres 2019. Es wird im Anschluss in jeder Postleitzahlregion ein Speichersystem modelliert und bei jedem dieser Systeme eine maximale Lade-/Entladeleistung von $P_{max} = 200$ MW festgelegt. Als Maß für die Güte einer Verteilung wird die sigmoidal verlaufende Kurve der regenerativen Lastabdeckung äquivalent zu Abbildung 30 genutzt.

Anschließend wird eine Speicherverteilung mit festgelegter Lade- und Entladeleistung $P_{max} = 200$ MW und variabler Kapazität C modelliert, um die Kapazität $C_{i,max slope}$ mit maximaler Steigung $\frac{\Delta RC}{\Delta C}$ als Maß für die Dringlichkeit des Speicherausbaus in einer Region zu bestimmen. Der Punkt der maximalen Steigung ist in den sigmoidal verlaufen-

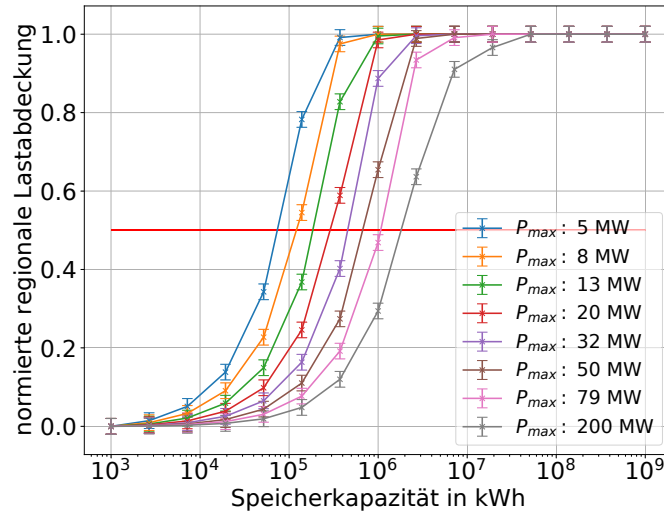


Abbildung 32: Diagramm der normierten Kurven für die regionale Lastabdeckung bei verschiedenen Kapazitäten und maximalen Lade- und Entladeleistungen P_{\max} . Die Vermutung einer charakteristischen Kapazität kann zumindest für die hier betrachtete Postleitzahtregion 92 als widerlegt gelten, da die Wendepunkte auf sich über einen weiten Bereich zwischen 90 MWh und 2 GWh erstrecken.

den Kurven gleichzeitig der Wendepunkt. Die Summe C_{ges} dieser Kapazitäten $C_{i,\text{max slope}}$ wird im folgenden als Kapazität genutzt, die es in allen Postleitzahtregionen zu verteilen gilt. Als Summe ergibt sich:

$$\sum_i C_{i,\text{max slope}} = 1,970 \text{ TWh.} \quad (4.5)$$

Um die im folgenden bestimmten Werte der nationalen regionalen Lastabdeckung RC_{nat} einzuordnen, wird zunächst die obere Schranke bestimmt. Dazu wird die nationale regenerative Lastabdeckung bei vollkommen unbegrenzten Speichersystemen bestimmt. Sie lautet $RC_{\text{nat, unlimited}} = 65,667\%$.

Werden die Speicherkapazitäten im nächsten Schritt mit der oben bestimmten Verteilung entsprechend des größten Anstiegs ihrer sigmoidalen Kurven verteilt, so können landesweit $RC_{\text{nat, max slope}} = 63,088\%$ der Lasten gedeckt werden.

Wird diese Speicherkapazität auf alle 95 Postleitzahtregionen homogen verteilt, so erhält jede Postleitzahtregion ein Speichersystem mit der Kapazität $C = 20,741 \text{ MWh}$. Mit dieser homogenen Verteilung der Speicherkapazität können landesweit summiert $RC_{\text{nat, homogen}} = 64,528\%$ der Lasten gedeckt werden. Die Verbesserung im Vergleich mit der Verteilung entsprechend der maximalen Steigung der sigmoidalen Kurven um etwa 1,5% scheint ihre Ursache darin zu haben, dass die Kapazitäten mit der maximalen Steigung zu einer ineffizienten Verteilung führen.

Eine einfache Möglichkeit, die Speicherkapazität zu verteilen, bieten die Metadaten,

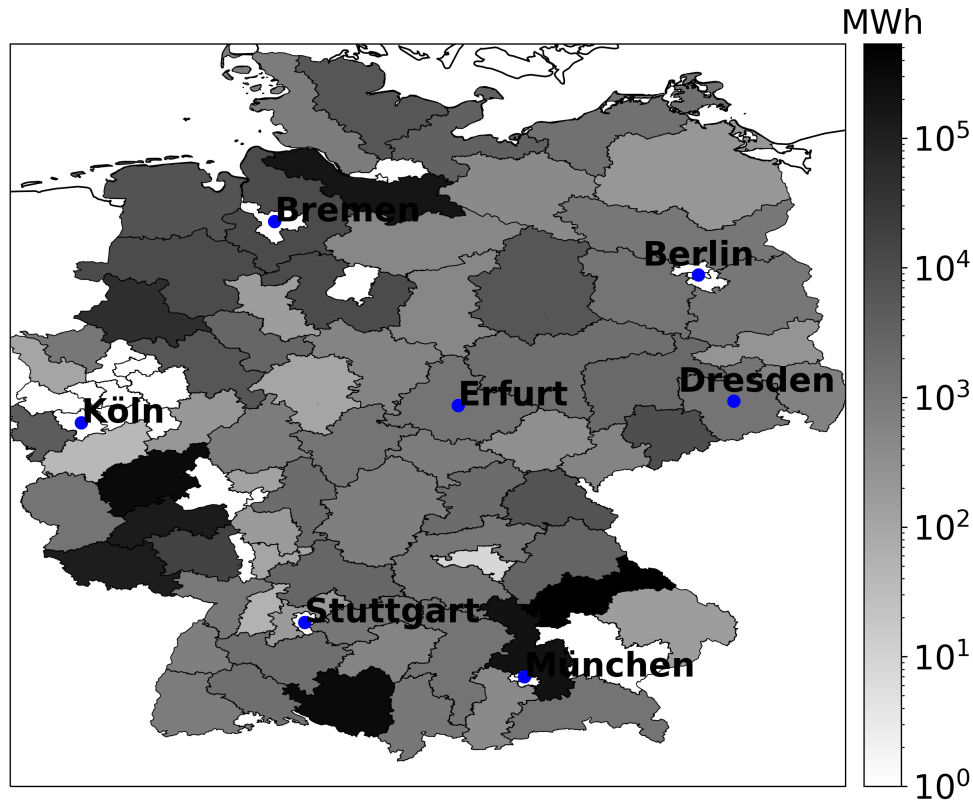


Abbildung 33: Speicherkapazitäten $C_{i,\max \text{ slope}}$ mit dem steilsten Anstieg der regionalen Lastabdeckung RC bei gegebener maximalen Lade- und Entladeleistung von $P_{\max} = 200 \text{ MW}$. Weder die Regionen mit der höchsten Gesamtlast (Postleitzahlregionen in der Metropolregion Ruhr und Rheinland in Westdeutschland), noch die Regionen mit den höchsten Einspeisungen aus regenerativen Quellen (Nordseeküste und Mecklenburg-Vorpommern) benötigen die größten Speicher, sondern die Regionen mit sowohl hoher Last als auch zumindest mittleren Amplituden der regenerativen Einspeiser.

die zu den Postleitzahlregionen vorliegen. Die hier verwendeten Informationen stammen aus dem föderalistischen System der deutschen Verwaltungsgliederung. Eine Stadt kann Mittelzentrum, Mittelzentrum mit Teilfunktion eines Oberzentrums oder Oberzentrum sein. Je nach Einstufung hat die Stadt unterschiedliche Rechte und Pflichten und erhält für die Erfüllung der Pflichten Mittel von den Übergeordneten Verwaltungseinheiten, meist den Bundesländern. So hat beispielsweise die Postleitzahlregion 27, das Bremer Umland, 9 Mittelzentren, ein Mittelzentrum mit Teilfunktion eines Oberzentrums und ein Oberzentrum. Aus den Metadaten zur Anzahl der Oberzentren N_{OZ} , Anzahl der Mittelzentren mit Teilfunktion von Oberzentren N_{MZTF} und Anzahl der Mittelzentren N_{MZ} wurde durch ein „Trial and Error“-Verfahren eine optimale Gewichtung der Anzahlen der Zentren ermittelt, mit welcher sich nun eine Gewichtung V_{Zentren} für die Speichervertei-

lung berechnen lässt. Die Anzahl der Oberzentren geht mit einem Gewichtungsfaktor 10 ein, die Anzahl der Mittelzentren mit Teilfunktion mit einem Gewichtungsfaktor 5 und die Anzahl der Mittelzentren ohne Gewichtungsfaktor. Mathematisch ausgedrückt:

$$V_{i,\text{Zentren}} = 10 \cdot N_{\text{OZ}} + 5 \cdot N_{\text{MZTF}} + N_{\text{MZ}} \quad (4.6)$$

Der Verteilungsschlüssel der Speicherverteilung berechnet sich anschließend wie folgt:

$$V_{i,\text{meta}} = \frac{1}{\sum_i V_{i,\text{Zentren}}} \cdot V_{i,\text{Zentren}} \quad (4.7)$$

Hierbei dient der erste Faktor der Normierung, um die Gesamtkapazität nicht zu überschreiten. Mit diesem Metadatenverteilungsschlüssel V_{meta} kann nun eine nationale regenerative Lastabdeckung $RC_{\text{nat, meta}}$ von 64,524 % erreicht werden.

Ein weiterer untersuchter Verteilungsschlüssel lässt sich aus der Anzahl der Nulldurchgänge der Residuallasten bestimmen. Die Motivation dieses Verteilungsschlüssels ist, dass die Nulldurchgänge, also die Vorzeichenwechsel der Residuallasten stets einen Wechsel von einer Phase des Energieüberschusses in eine Phase des Energiemangels (oder in umgedrehter Richtung) darstellen. Zu diesen Zeitpunkten müssen die Speichersysteme vom Lade- in den Entladeprozess wechseln (oder andersherum). Konkret lässt sich die Anzahl der Nulldurchgänge der Residuallasten $N_{\text{VZW},i}$ einer jeden Postleitzahlregion i einfach bestimmen und aus diesen der normierte Verteilungsschlüssel V_{VZW} bestimmen:

$$V_{i,\text{VZW}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{99} N_{\text{VZW},i}} \cdot N_{\text{VZW},i} \quad (4.8)$$

Mit diesem normierten Verteilungsschlüssel lassen sich nun die Speicherkapazitäten der Speichersysteme in den Regionen inhomogen skalieren. Mit derart verteilten Speicherkapazitäten kann eine deutschlandweite regionale Lastabdeckung von 61,157 % erreicht werden.

Es ist also durch die Nutzung der Informationen der Residuallast möglich, mit der gleichen Gesamtkapazität eine Steigerung der nationalen regenerativen Lastabdeckung um ca 1,5 % zu erreichen. Gemessen an der nationalen regenerativen Lastabdeckung bei vollkommen unbegrenzten Speichersystemen von $RC_{\text{nat, unlimited}} = 65,667\%$ sind die erzielten Werte bereits sehr nah an der maximal erreichbaren Abdeckung.

4.5 Steuerung zur Dämpfung von Lastspitzen: Vorgabe von Sollwerten und ihre Auswirkung

Die Speichermodellierung basierend auf Messdaten des Energiesystems konnten in den vorigen Kapiteln bereits interessante Erkenntnisse über Güte zukünftiger Entwicklungen aufschluss geben. Ein weiterer positiver Aspekt wurde allerdings bisher nicht beleuchtet: Die Messdatenbasis lässt sich mit modernen Datenübertragungsmethoden auch in Echtzeit sammeln. Mit einer derartigen Datenbasis von Einspeisungen und Lasten in Echtzeit ließe sich das Energiesystem steuern, indem beispielsweise die flexiblen Lasten wie das oben genannte Schrotten des Getreides in der Brauereindustrie oder das Laden von Akkus elektrisch betriebener Verkehrsmittel in günstige Zeitslots verschieben.

Weiterhin wäre es mit einer Echtzeit-Datenbank auch möglich, Erfahrungswerte über eine zurückliegende Zeitspanne zu sammeln, um kurzfristige Vorhersagen zu treffen. Beispielsweise treten jeden Wochentag ähnliche Residaullastprofile in den einzelnen Postleit-zahlregionen auf, beispielsweise hohe Einspeisung aus Photovoltaikanlagen in Mecklenburg-Vorpommern und hohe Lasten im Metropolgebiet Stuttgart. Durch erfahrungsbasierte Planung ist es möglich, Energietransporte zu planen, also zum Beispiel nachts eingespei-te Windenergie aus der Ostsee bereits in Speichersysteme in Stuttgart zu transportieren, um so die Transportkapazitäten des Hochspannungsnetzes am Tag frei zu halten. All die-se Methoden können auf der Messdatenbasis unter Einhaltung der vier Anforderungen (A1-A4) erarbeitet werden und so ein wichtiger Beitrag in einem zukünftigen, intelligen-ten Energiesystem geleistet werden. Anhand der vorhergegangenen Modellierungen und des abschließenden Beispiels lässt sich die Wichtigkeit der Messdatenbasis erahnen.

5 Transportkapazität des Hoch- und Höchstspannungsnetzes

Da die fluktuierenden regenerativen Einspeiser Residuallasten erzeugen, die ebenfalls sowohl in der zeitlichen Dimension als auch in der räumlichen Dimension fluktuieren, ergeben sich neue Herausforderungen für das Hoch- und Höchstspannungsnetz. Diese Netze wurden in vorhergegangenen Forschungsprojekten bereits in Bezug auf Netzausfälle durch Kettenreaktionen [Rohden et al. 2016], Inselbetrieb von verbleibenden Teilen des Energiesystems [Y. Liu et al. 2018; Bunke et al. 2010; Aguirre-Mendoza et al. 2019; Groppi et al. 2021] und in Bezug auf die Struktur des Höchstspannungsnetzes untersucht [Medjroubi et al. 2017]. In diesem Kapitel wird nun zunächst die Untersuchung der Übertragungskapazität des Hoch- und Höchstspannungsnetzes motiviert, die Datenakquise der Netzdaten erläutert und anschließend die Methode dargelegt, mit welcher die Untersuchung durchgeführt wurde. Konkret werden hier die Spannungsebenen 110 kV, 220 kV und 380 kV in die Betrachtung integriert, also neben der Höchstspannungsebene auch die Hochspannungsebene von 110 kV. Der Einfachheit halber wird im Folgenden der Begriff Hochspannungsnetz genutzt, um die genannten drei Spannungsebenen zu bezeichnen. Es wurden in dieser Untersuchung zwei Messgrößen betrachtet: Zum einen die Anzahl der 15-Minuten Intervalle, in denen das Hochspannungsnetz die Transportbedarfe nicht erfüllen kann. Dieser Wert wird N_{INC} genannt, der Index ist an das englische „insufficient network capabilities“ angelehnt. Zum anderen wird die Leistung untersucht, welche in diesen Intervallen mit Netzinsuffizienz nicht übertragen werden kann. Dieser Wert wird P_{NPG} genannt und ist an das englische „network power gap“ angelehnt. Diese beiden Messgrößen werden in verschiedenen Szenarien untersucht. Die Szenarien unterscheiden sich in den Einspeiseraten der regenerativen Einspeiser, indem diese mit verschiedenen Expansionsfaktoren entsprechend Gleichung (2.23) skaliert wurden. Die Untersuchung bewertet also die Netzinsuffizienz in Szenarien mit hohem Anteil erneuerbarer Energien und stellt fest, dass das heutige Netz für höhere Ausbauraten der erneuerbaren Energien zunehmend unzureichend ist, also für den Ausbau der erneuerbaren Energien ungeeignet ist.

Weiterhin wird auf die Bestimmung der Unsicherheiten der Ergebnisse eingegangen. Zuletzt wird in diesem Kapitel ein Fazit gezogen, in dem die Ergebnisse unter Beachtung der auftretenden Unsicherheiten bewertet werden.

5.1 Auswirkungen fluktuierender Einspeisung auf das Hochspannungsnetz

Die fluktuierende Natur der beiden regenerativen Energiequellen Wind und Solarstrahlung führt zu ebenso fluktuierenden Transportbedarfen, die durch die verschiedenen Netzebenen abgebildet werden müssen. Lokale und regionale Transportbedarfe werden durch die Verteilnetze der Verteilnetzbetreiber abgedeckt. Transportbedarfe über dutzende und hunderte Kilometer werden vom Hoch- und Höchstspannungsnetz abgebildet. Diese Netze werden von den Übertragungsnetzbetreibern betrieben und beinhalten Leitungen mit einer Gesamtlänge von 37 000 km. Die sich schnell ändernden Transportbedarfe können einzelne Netzteile oder Leitungen überlasten und so zu Netzausfällen führen [Kinney et al.

2005; Wang et al. 2010]. In besonders unglücklichen Fällen kann dies zu einer Kettenreaktion führen, da die intakten Netzteile die Transportbedarfe des ausgefallenen Netzteils mit bedienen und so noch stärker belastet werden. Um diese Kettenreaktion zu vermeiden, wird bei der Netzplanung das „ $n-1$ -Kriterium“ angewandt. Das „ $n-1$ -Kriterium“ beschreibt ein Vorgehen der Netzplanung, welches den Ausfall eines Netzknotenpunktes bei der Planung einkalkuliert. Konkret wird simuliert, wie das Netz sich verhält, wenn ein Netzknotenpunkt ohne Vorwarnung ausfällt, insbesondere wie bestehende Leistungstransporte von den verbleibenden Leitungen übernommen werden. Dabei spielen die maximalen Übertragungsleistungen eine Rolle, die Netzfrequenz muss ebenfalls in einem vorgegebenen Intervall bleiben. Im schlimmsten Falle kann es bei Ausfall eines Knoten zu einer Kettenreaktion kommen, da die übrigen Leitungen mehr Leistung transportieren müssen. Falls dadurch weitere Überlastungen auftreten und weitere Netzknoten ausfallen, kann der Totalausfall des Netzes die Folge sein.

5.2 Leistungsbegrenzungen der Leiterseile des Hochspannungsnetzes

Auch wenn einige Hochspannungs-Gleichstrom-Leitungen geplant sind, so sind die meisten Hochspannungsleitungen derzeit Drehstromleitungen. Sie bestehen aus 3 Leitern, auf denen jeweils mit einer Phasendifferenz von $\Delta\theta = 120^\circ$ versetzt eine Wechselspannung angelegt wird. Dabei treten verschiedene elektrotechnische Phänomene auf, hier von besonderem Interesse ist aber die Übertragung von Leistung, die durch die Wirkleistung beschrieben wird. Die übertragene Wirkleistung berechnet sich allgemein mit:

$$P = \sqrt{3} \cdot U \cdot I \cdot \cos(\phi), \quad (5.1)$$

wobei U die Spannung, I den fließenden Strom und ϕ den Phasenwinkel beschreibt. Durch Joulesche Wärme wird die Leitung heiß. Die Leistung P_{Joule} , die so für die weitere Nutzung verloren geht, lässt sich mit

$$P_{\text{Joule}} = U \cdot I = \frac{U^2}{R} = I^2 \cdot R \quad (5.2)$$

berechnen. R ist hierbei der Widerstand des Leiterseiles. Bei den Umformungen wurde das Ohmsche Gesetz genutzt. Zur Vermeidung von zu tiefem Durchhängen aufgrund thermischer Expansion der Leitungen schreibt die DIN EN 50182 eine Höchsttemperatur von 80°C vor. Neben dem Problems des Durchhängens ist die Joulesche Wärme auch verlorene Energie, daher sollten Leitungen immer so kalt wie möglich betrieben werden. Die vorgeschriebene Höchsttemperatur führt zu den in Tabelle 3 angegebenen, maximal zulässigen Übertragungsleistungen.

5.3 Modell des Hochspannungsnetzes

Zur Modellierung des Hochspannungsnetzes kommen mehrere Modellierungswerkzeuge in Frage. Die Modellierungswerkzeuge lassen sich in zwei Kategorien einteilen: Die erste Kategorie modelliert das Netzwerk aus Leitungen nach elektrotechnischen Gesichtspunkten. In dieser Kategorie wird zu jedem Zeitpunkt die Spannung U_i und die Phase θ_i an jedem

Spannungsebene in kV	Maximale Übertragungsleistung in MW
110	129
220	257
380	445

Tabelle 3: Tabellarische Darstellung der maximalen zulässigen dauerhaften Übertragungsleistung pro Leitung, auch „thermische Grenzleistung“ genannt [Hofmann et al. 2010].

Knotenpunkt modelliert und weiterhin auch darauf Wert gelegt, dass diese Variablen innerhalb bestimmter, vorher festgelegter Grenzen bleiben.

Die zweite Kategorie vernachlässigt die elektrotechnischen Eigenschaften des Hochspannungsnetzes und optimiert eine Kostenfunktion. Diese Kostenfunktion ist eine Summe der Leitungsverluste und eventuell auch der Kosten der Einspeisungen an unterschiedlichen Netzknotenpunkten. Für die Leitungsverluste lässt sich approximieren, dass auf 100 km Leitung etwa 2 % der Leistung verloren gehen, in vielen Fällen sind aber Daten zu den Widerständen der Leitungen vorhanden, sodass die Approximation nicht notwendig ist, sondern der exakte Widerstand genutzt werden kann, um die exakten Leitungsverluste zu bestimmen. Letztlich ist dies auch nur eine Approximation, da der Widerstand temperaturabhängig ist und weiterhin die Temperatur eine Abhängigkeit der transportierten Leistung und des Wetters, insbesondere auch der Windgeschwindigkeit ist. Die maximalen Übertragungsleistungen der Hochspannungsleitungen lassen sich in dieser Betrachtung als Randbedingungen der Optimierungsaufgabe berücksichtigen.

In der vorliegenden Untersuchung wird in diesem Kapitel zunächst die elektrotechnisch exakte Methodik verwendet, lediglich im Kapitel „Ausblick“ wird eine Modellierung mit dem „open energy modelling framework“, (kurz OEMOF) vorgestellt. Dieses Modellierungswerkzeug nutzt die energetische Betrachtung und vernachlässigt die elektrotechnischen Details der Leistungsübertragung.

Um die Belastung des Hochspannungsnetzes messen zu können, ist neben den Residuallasten der einzelnen Postleitzahlregionen ein Modell des Hochspannungsnetzes notwendig. Das Hochspannungsnetz hat mehrere Ebenen und erfordert eine differenzierte Betrachtung jeder Ebene. Nachdem zunächst die Leitungen der 220- und die 380 kV-Ebene betrachtet wurden, wurde zuletzt auch die 110 kV-Ebene mit einbezogen.

Die Datengrundlage für das Netzmodell entstammt einerseits dem Projekt „SciGrid“, welches zum Ziel hatte, das deutsche Hoch- und Höchstspannungsnetz zu kartieren, weiterhin wurden Daten der Open-Energy-Plattform (OEP) hinzugezogen. Die Daten der Open-Energy-Plattform repräsentieren das Hochspannungsnetz auf der 110 kV-Ebene, während die SciGrid-Daten die 220- und 380 kV-Ebene des Hochspannungsnetzes abbilden. Die Datensätze enthalten 2 Klassen von Einträgen:

- Knotenpunkte mit entsprechenden geographischen Koordinaten, Spannungsebene und einige Details zur betreibenden Firma und der Postanschrift,
- Leitungen zwischen zwei Knotenpunkten, Spannungsebene und elektrotechnische

Eigenschaften wie Widerstand pro Meter.

Um aus diesen Datensätzen ein Netzmodell zu generieren, welches die Einspeisungen und Lasten in den Postleitzahlregionen auf das Netzwerk abbilden kann, wird zunächst jeder Knotenpunkt mit geographischen Koordinaten im Gebiet der Bundesrepublik Deutschland einer Postleitzahlregion zugeordnet. Alle Knotenpunkte außerhalb Deutschlands werden vernachlässigt, lediglich die Knotenpunkte der Übergabestationen von Offshore-Windparks werden der entsprechenden Postleitzahlregion der Küste zugeordnet, obwohl sie außerhalb der zu Deutschland gehörenden Regionen liegen.

Anschließend wird jeder Leitung der entsprechende Start- und Endknotenpunkt zugeordnet. Dadurch ergibt sich ein erstes Netzmodell, welches im Rahmen der verfügbaren Daten aus den zwei Spannungsebenen 220- und 380 kV die höchste Auflösung hat. In Abbildung 34 ist es abgebildet.

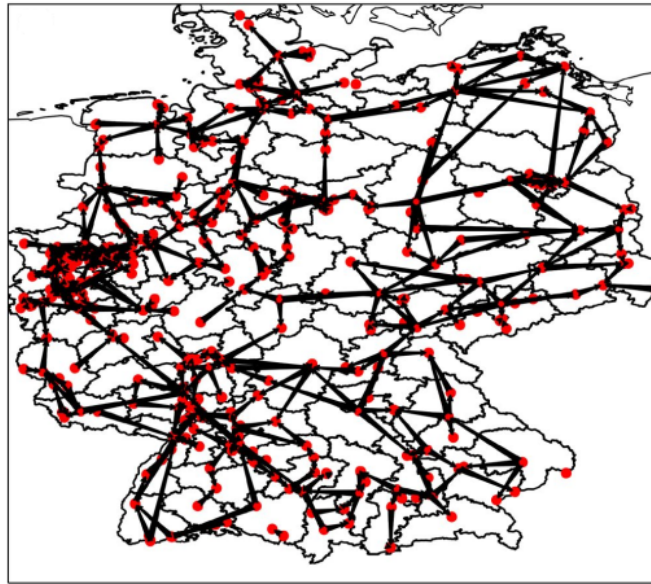


Abbildung 34: Modelliertes Übertragungsnetzwerk in Deutschland in höchster Auflösung. Zugrunde liegen hier die Daten des SciGrid-Projektes. Gut sichtbar ist die engmaschige Vernetzung im Ruhrgebiet im Westen von Deutschland. Die Daten sind aus dem Jahr 2016. Der Netzentwicklungsplan wurde hier noch nicht berücksichtigt.

Mit dieser Visualisierung lässt sich erkennen, dass das Hochspannungsnetz nicht homogen ausgebaut ist, sondern sich regional stark unterscheidet. So ist es im Westen des Landes, konkret im Ruhrgebiet, sehr engmaschig gebaut, während es in Brandenburg und Mecklenburg-Vorpommern im Nordosten des Landes eher große Maschen hat. Weiterhin ist die ehemalige innerdeutsche Grenze noch immer leicht sichtbar, zwischen den Regionen der alten und neuen Bundesländer verlaufen lediglich fünf Leitungen.

Dieses Netz lässt sich in dieser Form allerdings nicht nutzen, um die Postleitzahlregionsbezogenen Einspeise- und Lastdaten zu verarbeiten. Um eine Modellierung durchführen

zu können, muss jeder Knotenpunkt einer entsprechenden Postleitzahlregion zugeordnet werden. Anschließend kann die Residuallast auf die Knotenpunkte verteilt werden, was allerdings die tatsächlichen Koordinaten der Knotenpunkte vernachlässigt. Daher ist es vorzuziehen, ein Ersatzschaltbild des Netzes zu erstellen, indem die Knotenpunkte zu einem Knoten zusammengeschaltet werden. Die Leitungen zwischen zusammengeschalteten Knotenpunkten werden anschließend ebenfalls unter Beachtung ihrer elektrotechnischen Eigenschaften zusammengeschaltet. Exemplarisch ist dieses Vorgehen in den Abbildungen 35 und 36 abgebildet.

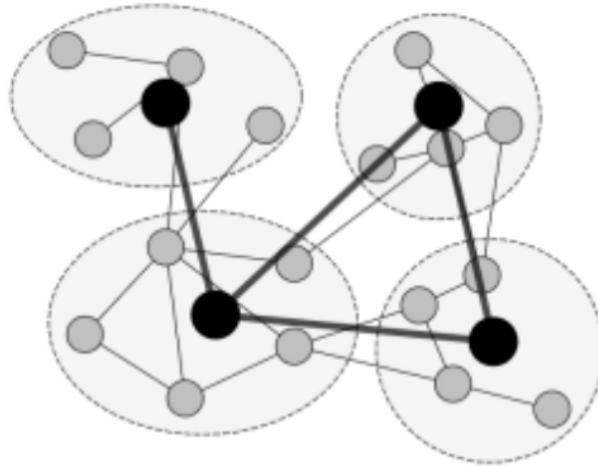


Abbildung 35: Beispielhafter Ablauf der Segmentierung: Die Knotenpunkte in einer Postleitzahlregion werden reduziert und durch einen resultierenden Knotenpunkt dargestellt, parallele Leitungen mit gleichem Start- und Endknotenpunkt werden elektrotechnisch korrekt zusammengeschaltet.

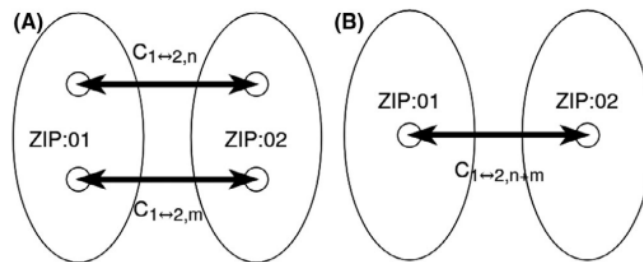


Abbildung 36: Beispielhafter Ablauf des zweiten Segmentierungsschrittes: Nachdem die Knotenpunkte reduziert wurden, werden parallele Leitungen mit gleichem Start- und Endknotenpunkt nach den elektrotechnischen Vorschriften für Parallelschaltungen zusammengeschaltet.

Wird das gesamte Netz mit dieser Segmentierung verarbeitet, so reduziert sich die Anzahl der Knotenpunkte von 472 auf 95, die Anzahl der Leitungen wird von 836 auf 280 reduziert. Diese beiden Reduktionen machen es anschließend möglich, die Residuallasten auf die Knoten abzubilden. Ein positiver Nebeneffekt der Reduktion der Anzahl der Knoten und Kanten des Netzwerks ist die beiläufige Reduktion der Komplexität des anschließend zu lösenden Optimierungsproblems.

Zur Veranschaulichung sind in Abbildung 37 die äquivalenten maximalen Übertragungsleistungen zwischen den Knoten der 1-stelligen Postleitzahlaufösung dargestellt.

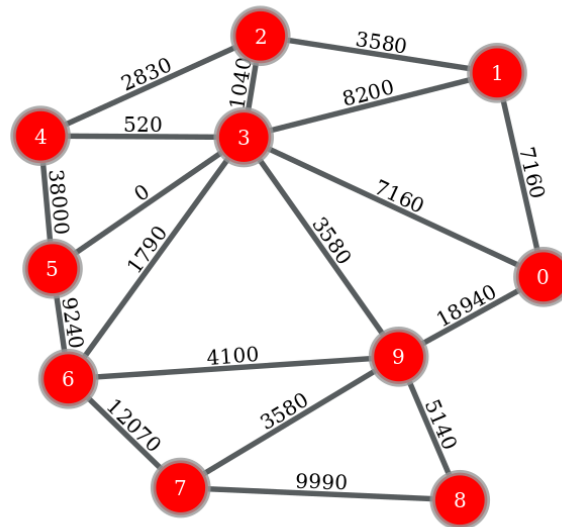


Abbildung 37: Modelliertes Übertragungsnetzwerk in Deutschland in 1-stelliger Postleitzahlaufösung. Das Netzwerk wurde mit Hilfe der Daten erstellt, welches das SciGrid-Projekt 2016 erfasst hat. Diese Daten enthalten die Knoten und Verbindungen der 220 und 380 kV Ebene. Die 110 kV Ebene sowie etwaige Ausbauplan des Netzentwicklungsplans wurden hier noch nicht berücksichtigt. Die Werte an den den Verbindungen zeigen die Übertragungskapazität in Megawatt.

In einem zweiten Schritt wurde die Spannungsebene der 110 kV Leitungen integriert. Um darzustellen, welchen qualitativen Sprung in der räumlichen Auflösung und damit der Aussagekraft der Ergebnisse sich durch diese Integration ergibt, wurde in Abbildung 38 auf der linken Seite das Netzmodell mit den zwei Höchstspannungsebene in rot dargestellt, Punkte entsprechen den repräsentativen Knoten von jeweils einer Postleitzahlregion, dünne rote Striche stellen die repräsentativen Leitungen zwischen den Knotenpunkten dar. In Abbildung 39 der rechten Seite ist die gleiche Abbildung unter Einbeziehung der 110 kV Ebene dargestellt.

Zuletzt wird in Abbildung 40 das durch die Segmentierung erzeugte Netzwerk darge-

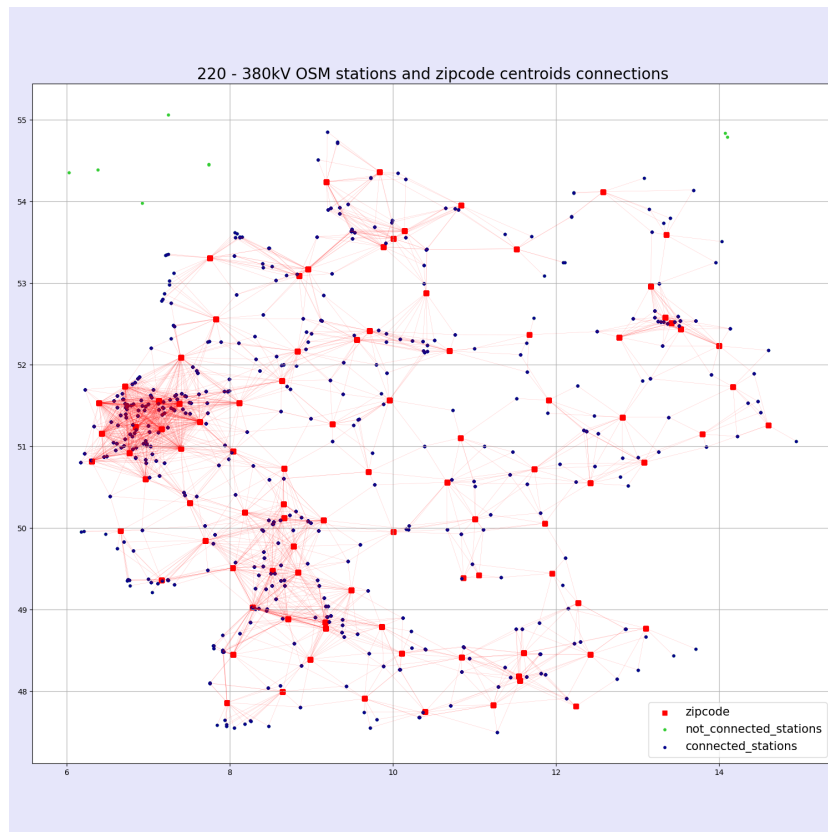


Abbildung 38: Netzmodell bei ausschließlicher Berücksichtigung der 220- und 380 kV Spannungsebene. Rote Punkte stehen für die Mittelpunkte der Postleitzahlregionen, auf welche die Umspannwerke (blaue Punkte) abgebildet werden. Die roten Linien zeigen an, welches Umspannwerk auf welche Postleitzahlregion abgebildet wird.

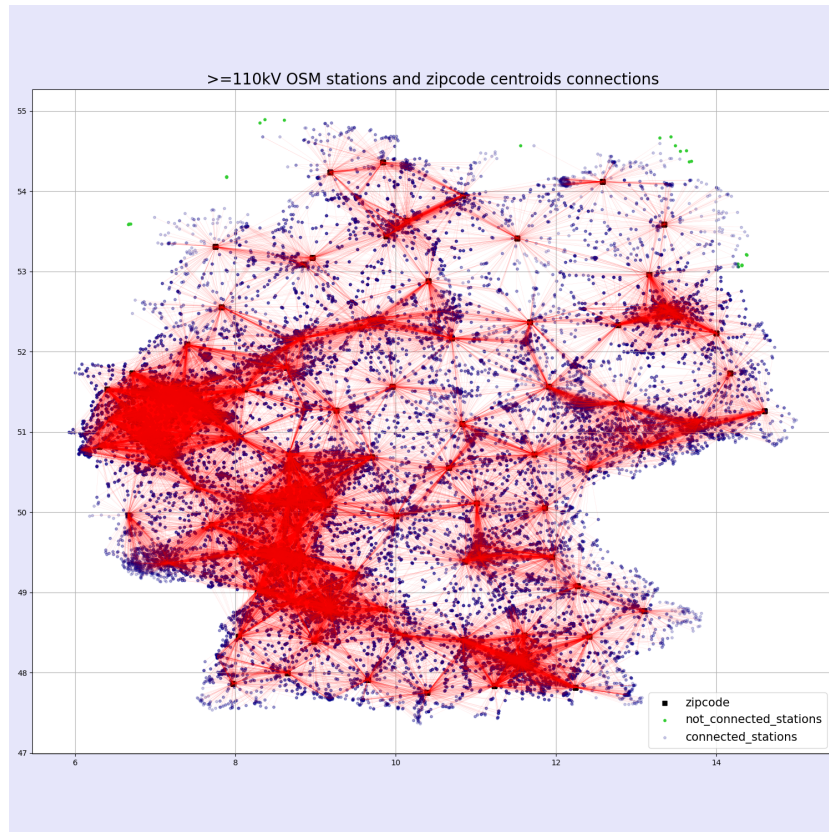


Abbildung 39: Netzmodell bei Berücksichtigung sowohl der 220- und 380 kV Spannungsebene als auch der 110 kV-Ebene. Es ist eine deutliche Steigerung der Granularität erkennbar, insbesondere in den Metropolregionen sind deutlich mehr Knoten und Verbindungen erkennbar.

stellt. Auffallend bei diesem Netz ist, dass die ehemalige innerdeutsche Grenze immernoch erkennbar ist, ähnlich wie im Netz des SciGrid Projektes in Abbildung 34.

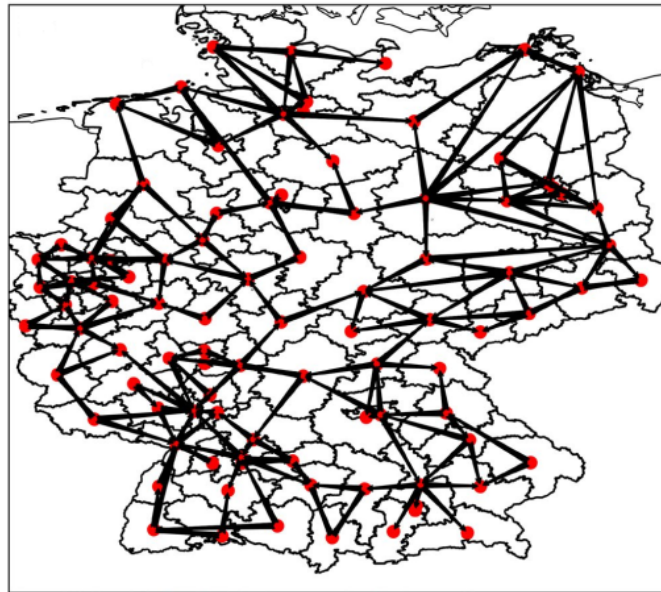


Abbildung 40: Segmentiertes Übertragungsnetzwerk in Deutschland in 2-stelliger Postleitzahlaufösung. Zugrunde liegen hier die Daten des SciGrid-Projektes. Die Daten sind aus dem Jahr 2016. Der Netzentwicklungsplan wurde hier noch nicht berücksichtigt.

5.4 Modell des Residuallastausgleichs durch Abregelung regenerativer und Aktivierung konventioneller Kapazitäten

Die angewandte Methode der Modellierung der Leistungstransporte im Hochspannungsnetz benötigen als Voraussetzung einen Ausgleich von Einspeisung und Lasten. In der Ausdrucksweise der Residuallast lässt sich dieser Ausgleich als Forderung entsprechend Gleichung (2.14) definieren:

$$\sum_{i=1}^{99} RL(r, t_k) = 0 \quad \forall \quad t_k, \quad (5.3)$$

5.5 Modell des Energietransportes durch das Hochspannungsnetz

Das Modell des Energietransports im Hochspannungsnetz wird hier anhand eines Netzes mit nur 3 Knoten hergeleitet und anschließend verallgemeinert. Die Herleitung wurde von [Brown 2020] bereits sehr anschaulich durchgeführt. Die Nomenklatur von [Brown 2020] lautet wie folgt: Eine Leitung l zwischen den Knotenpunkten i und j hat einen elektrischen Widerstand R und einen Blindwiderstand X . Die Spannung des Knotenpunktes

i lässt sich

$$V_i(t) = \sqrt{2}V_i e^{j(\omega t + \theta_i)} \quad (5.4)$$

schreiben, wobei θ_i der Phasenwinkel des Knotens i , ω die Kreisfrequenz der Wechselspannung, V_i die Spannungsamplitude und j hier die imaginäre Einheit darstellt, wie in der Elektrotechnik üblich.

Der Stromfluss zwischen den zwei Knotenpunkten i und j lässt sich nun schreiben als:

$$I(t) = \frac{1}{R + jX} [V_j(t) - V_i(t)] = \frac{1}{R + jX} \sqrt{2}V_i e^{j(\omega t + \theta_i)} \left[\frac{V_j}{V_i} e^{j(\theta_j - \theta_i)} - 1 \right]. \quad (5.5)$$

Durch Multiplikation mit dem komplex konjugierten Strom I^* lässt sich der zeitabhängige Term $e^{i\omega t}$ eliminieren:

$$S = P + jQ = \frac{1}{2} V(t) I^*(t). \quad (5.6)$$

In dem Ausdruck $S = P + jQ$ die Scheinleistung S genannt. Ist eine Last rein resistiv, entspricht also der Gleichung $V(t) = RI(t)$ und hat keinen Wechselstromwiderstand, so ergibt sich die Wirkleistung P . Ist der Strom $I(t)$ nicht mit der Spannung in Phase, ergibt sich eine Blindleistung Q .

Unter drei Annahmen lässt sich der Ausdruck für die Scheinleistung signifikant vereinfachen:

Annahme 1 Die Spannungsamplituden seien an jedem Knoten gleich: $V_i = V_j \quad \forall i, j$.

Der Bruch in der Klammer entfällt, es bleibt:

$$P_i + jQ_i = \frac{1}{R + jX} V_i^2 [e^{j(\theta_j - \theta_i)} - 1]. \quad (5.7)$$

In dieser Approximation fließt Leistung also in erster Linie aufgrund der Phasendifferenz zwischen Knotenpunkten.

Annahme 2 Die Phasendifferenzen seien klein genug, um die Kleinwinkelnäherung anzuwenden: $\sin(\theta_j - \theta_i) \approx (\theta_j - \theta_i)$. Es folgt:

$$P_i + jQ_i \approx \frac{1}{R + jX} V_i^2 [j(\theta_j - \theta_i)]. \quad (5.8)$$

Annahme 3 Der Gleichstromwiderstand R sei immer bedeutend kleiner als der Wechselstromwiderstand X , mathematisch: $R \ll X$. Es folgt:

$$P_i + jQ_i = \frac{V_i^2}{X} (\theta_j - \theta_i). \quad (5.9)$$

Durch diese Annahme wird die Blindleistung Q vernachlässigt.

Durch die drei Annahmen ergibt sich der Leistungsfluss auf f_l auf der Leitung l zwischen den Knoten i und j zu:

$$f_l = P_i = -P_j = V_i^2 \frac{(\theta_j - \theta_i)}{X_l}, \quad (5.10)$$

wobei X_l den Blindwiderstand der Leitung beschreibt. Zuletzt wird noch die Abkürzung

$$x_l = \frac{X_l}{V_i^2} \quad (5.11)$$

genutzt, woraus sich

$$f_l = P_i = -P_j = \frac{(\theta_j - \theta_i)}{x_l} \quad (5.12)$$

ergibt.

Da nicht für alle Leitungen in der Datenbasis auch Werte für den Gleichstrom- und Wechselstromwiderstand gegeben sind, wurden die Datenlücken mit folgenden Werten gefüllt:

$$R = 0,03 \text{ Ohm/km} \quad X = 0,3 \text{ Ohm/km} \quad (5.13)$$

Mit dieser linearisierten Gleichung lässt sich nun ein Leistungsfluss bei bekannten Phasendifferenzen und bekannten Spannungen berechnen. Im allgemeinen Fall sind diese beiden Werte allerdings nicht bekannt. Um diese Unbekannten zu bestimmen, muss zunächst das Kirchhoff'sche Gesetz (konkret der Knotensatz) genutzt werden: Ein Knotenpunkt des Netzwerkes hat genau die Leistung zur Verfügung, die ihn durch die Leitungen erreicht, mathematisch wird dies mit Hilfe der Inzidenzmatrix K_{il} ausgedrückt:

$$p_i = \sum_l K_{il} f_l \quad \forall i \quad (5.14)$$

Da die Summe der Inzidenzmatrix in einem Netzwerk Null ergibt ($\sum_{i,l} K_{il} = 0$), erhalten wir nur $N - 1$ unabhängige Gleichungen für ein Netzwerk mit N Knotenpunkten. Eine weitere Gleichung lässt sich mit dem Kirchhoff'schen Gesetz (dem Maschensatz) einführen: Es besagt, dass die Spannungen an den Knoten einer geschlossenen Masche eines Netzwerkes sich zu null addieren müssen. Nimmt man an, dass die Phasendifferenzen θ_i aller Knoten i bekannt sei, so ergibt sich zunächst die Spannungsdifferenz ΔV_l an den Enden der Leitung l zu:

$$\Delta V_l = \sum_i K_{il} \theta_i \quad (5.15)$$

Der Maschensatz lässt sich nun mit der Zyklusmatrix C_{lc} ausdrücken:

$$\sum_l C_{lc} \sum_i K_{il} \theta_i = 0 \quad \forall i \quad (5.16)$$

Zusammengefasst ergeben sich durch die Definitionen und Herleitungen $N-1$ Gleichungen für die Leistungsflüsse f_l aus dem Knotensatz:

$$p_i = \sum_l K_{il} f_l \quad \forall i \in 1, \dots, N - 1 \quad (5.17)$$

und $L-N+1$ Gleichungen aus dem Maschensatz:

$$\sum_l C_{lc} x_l f_l = 0 \quad \forall c \in 1, \dots, L - N + 1. \quad (5.18)$$

Folglich bleiben L unabhängige lineare Gleichungen für die Variablen f_l . Da in dem Modell des Hochspannungsnetzwerks 280 Leitungen die 95 Knoten verbinden ($L=280$, $N=95$), wird das Problem noch weiter in seiner Komplexität reduziert. Dazu werden die Phasenwinkel in jedem Knoten berechnet, die hinreichende Informationen enthalten, um aus ihnen die Spannungsdifferenzen aller Leitungen zu bestimmen und damit das Gesamtproblem zu lösen. Dazu wird Gleichung (5.12) genutzt und in Gleichung (5.17) eingesetzt:

$$f_l = \frac{1}{x_l} \sum_i K_{il} \theta_i \quad (5.19)$$

$$p_i = \sum_l K_{il} f_l = \sum_l K_{il} \frac{1}{x_l} \sum_i K_{il} \theta_i \quad (5.20)$$

Mit dieser Schreibweise lässt sich erkennen, dass es sich um einen gewichteten Laplace-Operator im mathematischen Sinne handelt. Durch die Definition einer Hilfsmatrix B_{kl} mit den Diagonalelementen $B_{ll} = \frac{1}{x_l}$ ergibt sich der Laplace-Operator in folgender Schreibweise:

$$L = K B K^t \quad (5.21)$$

Mit dieser Definition wird eine diskrete Poissongleichung für die Phasenwinkel θ_i erzeugt:

$$p_i = \sum_j L_{ij} \theta_j \quad (5.22)$$

Um nun die Leistungsflüsse f_l direkt zu berechnen, muss die Matrix L invertiert werden. Die Invertierung von L kann im Allgemeinen nicht garantiert werden. Es ist jedoch durch einige Vorüberlegungen möglich, die Matrix L in eine invertierbare Form zu bringen. Diese Vorüberlegungen sind im Anhang auf Seite 89 dargelegt.

Die Phasenwinkel θ_i lassen sich nun wie folgt bestimmen:

$$\theta_i = \sum_k (L^{-1})_{ik} p_k, \quad (5.23)$$

womit anschließend die gesuchten Leistungstransporte jeder Leitung l bestimmt werden kann:

$$f_l = \frac{1}{x_l} \sum_{i,k} K_{il} \cdot (L^{-1})_{ik} \cdot p_k = \sum_k \text{PTDF}_{lk} \cdot p_k. \quad (5.24)$$

Hierbei steht PTDF für den englischen Fachbegriff „Power Transfer Distribution Factors“ (deutsch etwa "Verteilungsfaktoren des Leistungstransports").

Mit dieser Herleitung kann nun eine Modellierung der Leistungstransporte durchgeführt werden. Um die Leistungsflüsse F in allen Leitungen l in einem Intervall t_k zu bestimmen, werden zunächst die Residuallasten in einen Vektor p eingetragen:

$$p = \begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \dots \\ p_i \end{pmatrix} \quad (5.25)$$

Mit dem segmentierten Netzwerk wird die Matrix L bestimmt, damit die Phasenwinkel θ_i berechnet und zuletzt die Leistungstransporte f_l für jede Leitung l . Um die Ergebnisse des Verfahrens schnell und unkompliziert zu erhalten, wurde hier auf die Implementierung des Python-Moduls `pandapower` zurückgegriffen.

5.6 Steigende Transportdefizite im Hochspannungsnetz bei verschiedenen Ausbaugrade der regenerativen Energieträger

Um die Netzsuffizienz zu bewerten, wurden die drei Modelle der Reihe nach eingesetzt. Zunächst wurde das Hochspannungsnetz entsprechend des Kapitels 5.3 segmentiert. Anschließend wurde zunächst das in 2019 präsente Szenario betrachtet und die Residuallast in jedem Intervall berechnet und entsprechend Gleichung (2.21) ausgeglichen. Im dritten Schritt wird das Modell des Energietransportes durch das Hochspannungsnetz aus Kapitel 5.5 für jedes 15-Minuten Intervall angewandt und die Anzahl der Intervalle mit einer Überschreitung der thermischen Grenzleistung einer Leitung bestimmt. Wird eine Überlastung festgestellt, so wird die Leistung bestimmt, die die Überlastung der entsprechenden Leitungen verursacht und der Leistungslücke P_{NPG} hinzugefügt. Die Anwendung des Messsystems wurde anschließend für die das 65 %-, 80 %- und 100 %-Szenario wiederholt.

Die Ergebnisse dieser beiden Modellierungen werden zunächst als Absolutwerte in Abbildung 41 dargestellt. Um ein besseres Verständnis der Ergebnisse zu erlangen werden sie wie folgt normiert und anschließend in Abbildung 42 dargestellt. Die Anzahl der Intervalle mit Netzinsuffizienz N_{INC} wird mit der Gesamtanzahl der 15-Minuten Intervalle im Referenzjahr (35040) normiert. Die Leistungslücke P_{NPG} wurde mit der Summe der Transportbedarfe des ganzen Referenzjahres normiert.

5.7 Unsicherheiten der Modellierung der Transportnetzkapazitäten

Um die Unsicherheiten zu quantifizieren, wird das Messsystem aus Abbildung 43 genutzt. Die relativen Unsicherheiten der Eingangsgrößen sind bekannt und betragen 5 %. Es wird von einer relativen Unsicherheit der modifizierten Residuallast von ebenfalls 5 % ausgegangen. Da eine analytische Berechnung der Unsicherheiten der Messgrößen zu aufwändig ist, wird eine Monte-Carlo-Analyse durchgeführt. Dazu werden die Eingangsgrößen mit Hilfe der bekannten Unsicherheit verunreinigt und die Auswirkung dieser Verunreinigung auf die Messgrößen erfasst. Durch Wiederholung der Verunreinigung werden hinreichend

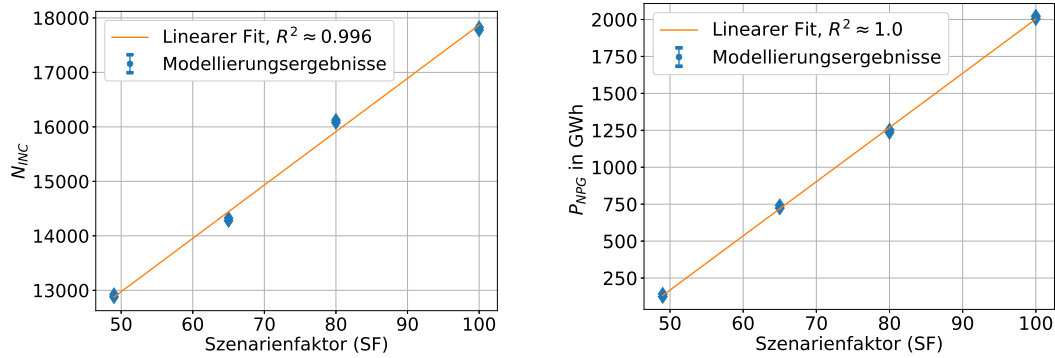


Abbildung 41: Absolute Ergebnisse bei verschiedenen Szenarien mit entsprechender Skalierung der regenerativen Einspeiser, die hier durch den Szenarienfaktor dargestellt wird. Links: Die Anzahl der Intervalle mit insuffizienten Transportkapazitäten (blaue Punkte). Es wurde ein Polynom ersten Grades an die Ergebnisse angefitet. Ein linearer Zusammenhang ist deutlich erkennbar. Rechts: Die aufsummierte Leistung, die aufgrund der Netzinsuffizienz nicht transportiert werden konnte (blaue Punkte). Es wurde ein Polynom ersten Grades an die Ergebnisse angefitet. Auch hier ist ein linearer Zusammenhang erkennbar.

viele Auswirkungen auf die Messgrößen erfasst, um eine statistische Aussage über die Fortpflanzung von Unsicherheiten durch das Messsystem zu treffen.

Die statische Verteilung der beaufschlagten Verunreinigung der Eingangsgrößen muss zunächst ermittelt werden. Die GUM beruft sich auf den „Grundsatz der maximalen Entropie“, der in diesem Falle die Anweisung erzeugt, dass bei einer unbekanntem Verteilung eine Gleichverteilung angenommen werden muss.

5.8 Ausbau des Stromnetzes

Der Netzausbauplan der Bundesnetzagentur [Bundesnetzagentur für Elektrizität, Gas, Telekommunikation, Post und Eisenbahnen 2020] hält bereits einige Ausbauprojekte bereit. Insbesondere wurde erkannt, dass der Ausbau der Windenergie und insbesondere der Offshore Windenergie vermehrt zu Transportbedarfen in Nord-Süd-Richtung führen wird. Daher sind die meisten Ausbauprojekte Verstärkungen oder Zubauten mit dieser Vorzugsrichtung.

Die Frage nach der Wirtschaftlichkeit des Ausbaus des Energiesystems insbesondere im Kontext regenerativer Einspeiser und ihrer Fluktuationen wurde bereits von [Rodriguez et al. 2015] in einem europäischen Kontext betrachtet, allerdings mit einer sehr geringen Auflösung. Einen Überblickartikel über die Technologien und Energiequellen wurde von [Jacobson et al. 2011] veröffentlicht. Durch die beschriebene Methodik lässt sich die Frage nach dem kosteneffizientesten Ausbau des Energiesystems nun im Rahmen der vier definierten Anforderungen bestimmen. Insbesondere ist hervorzuheben, dass durch Einsatz der Methoden der GUM auch vollständige Messergebnisse bestimmt werden kön-

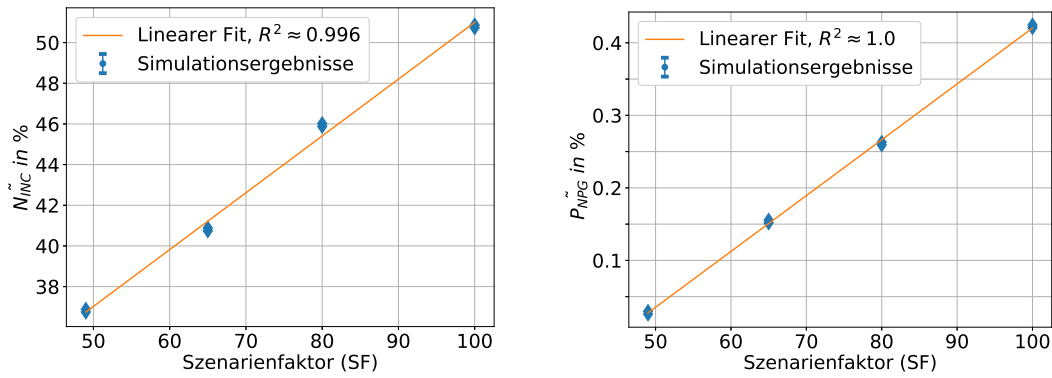


Abbildung 42: Relative Ergebnisse bei verschiedenen Szenarien mit entsprechender Skalierung der regenerativen Einspeiser. Links: die relative Anzahl der Intervalle mit insuffizienten Transportkapazitäten, normiert mit der Anzahl der 15-Minuten Intervalle im Referenzjahr (35040). Rechts: die aufsummierte Leistung, die aufgrund der Netzinsuffizienz nicht transportiert werden konnte, normiert mit der aufsummierten Gesamtmenge der Leistungstransporte.

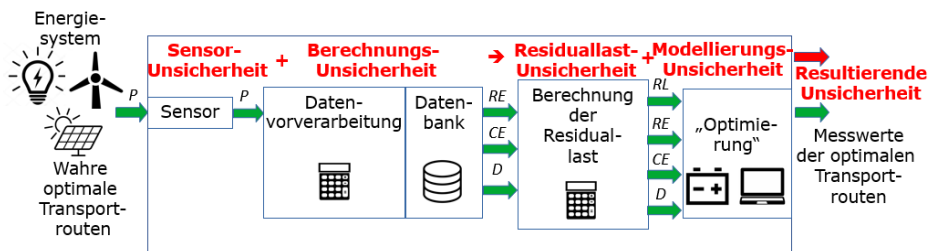


Abbildung 43: Das Messsystem zur Messung der Anzahl der Intervalle mit Netzinsuffizienz. Die Eingangsgrößen sind die Einspeise- und Lastzeitreihen aus der vorliegenden Messdatenbasis. Es folgt die Datenvorverarbeitung und die Berechnung der Residuallast entsprechend des Modells der ausgeglichenen Residuallasten, welches durch Gleichung (2.21) ausgedrückt wird. Die berechneten Residuallastwerte werden zusammen mit dem Modell des Hochspannungsnetzes an pandapower übergeben und das Modell des Transportes von Leistung durch das Netzwerk für jedes Intervall ausgeführt. Als Messgröße wird am rechten Teil des Messsystems die Anzahl der Intervalle mit Netzinsuffizienz sowie die in Folge der Netzinsuffizienz nicht übertragene Energie ausgegeben.

nen und so eine qualitative Einordnung der Ergebnisse erfolgen kann. Insbesondere vor dem Hintergrund eines möglichst schnellen Ausbaus der regenerativen Einspeiser ist die

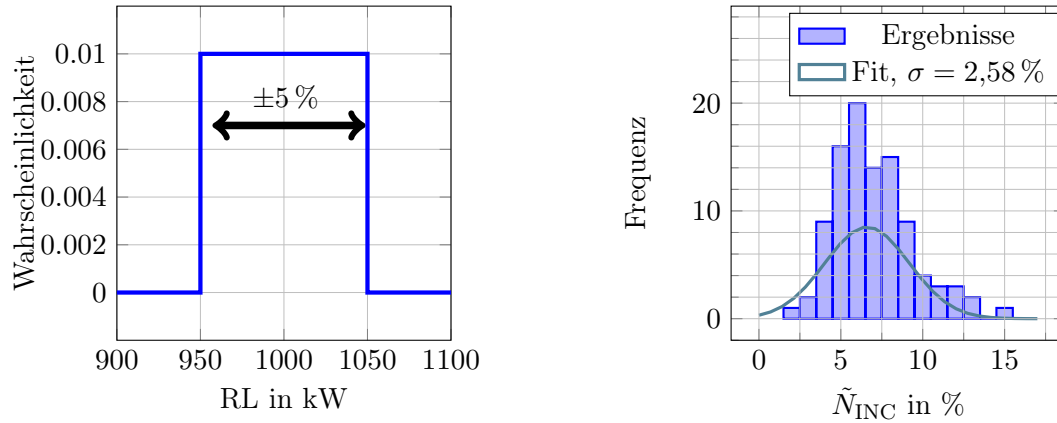


Abbildung 44: (a) Wahrscheinlichkeitsverteilungsfunktion der Gleichverteilung am Beispiel einer Residuallast RL von 1000 kW, (b) resultierende Verteilung der relativen Anzahl der der Intervalle \tilde{N}_{INC} mit unzureichenden Transportkapazitäten des Hochspannungsnetzes. Die Verteilung entspricht grob einer Normalverteilung mit $\sigma_{\tilde{N}_{INC}} \approx 2,58 \%$.

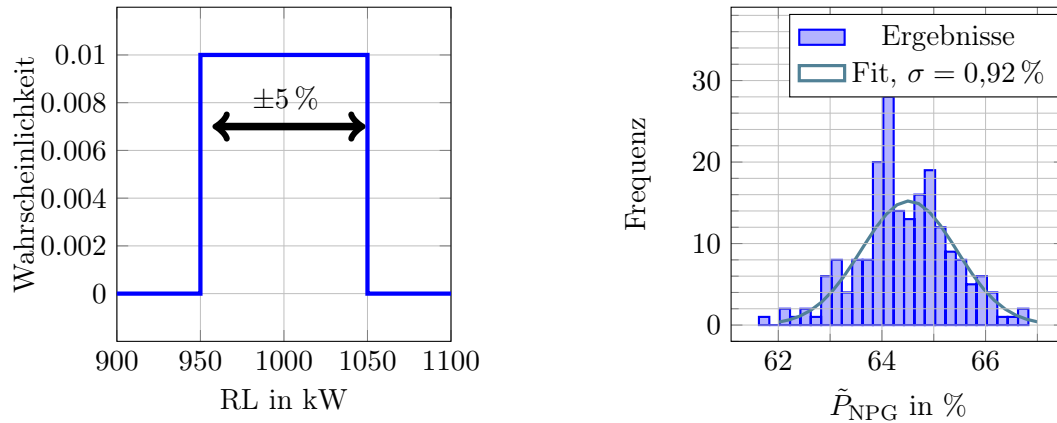


Abbildung 45: (a) Wahrscheinlichkeitsverteilungsfunktion der Gleichverteilung am Beispiel einer Residuallast RL von 1000 kW, (b) resultierende Verteilung der relativen Größe \tilde{P}_{NPG} . Die Verteilung entspricht grob einer Normalverteilung mit $\sigma_{\tilde{P}_{NPG}} \approx 0,92 \%$.

Angabe von Unsicherheiten als Qualitätsmerkmal des Ergebnisses von großer Bedeutung.

6 Zusammenfassung und Ausblick

6.1 Ausgangspunkt der Arbeit

In den bisherigen Untersuchungen des Energiesystems und Energiesystemmodellierungen wurde die Perspektive der Messtechnik vernachlässigt. Konkret lässt sich dieser Umstand an den vier definierten Anforderung an Modellierungen zeigen. Nur wenn alle vier Anforderung erfüllt werden, können vollständige und relevante Messergebnisse im Sinne der Messtechnik erzeugt werden. Die Anforderungen sind im Einzelnen: Um relevante Ergebnisse erzeugen zu können, müssen die zugrundeliegenden Daten eine hinreichende Auflösung haben (A1), vollständig und aktuell sein (A2), valide sein (A3) und eine quantifizierbare Qualität aufweisen (A4).

6.2 Wissenschaftlicher Fortschritt

In dieser Arbeit wurden nun zunächst die grundlegenden Elemente des Energiesystems beschrieben und die hier zugrundeliegende Messdatenbasis mit ihrer einzigartigen spatiotemporalen Auflösung eingeführt. Es wurden Anforderungen definiert, die für eine vollständige und relevante Modellierung des deutschen Energiesystems notwendigerweise zu Erfüllen sind. Zur Füllung der unvermeidbaren Lücken in der Messdatenbasis wurden verschiedene Methoden eingeführt und untereinander, aber auch mit anderen Publikationen verglichen. Im Ergebnis sind die Methoden zielführend im Sinne einer Datenvervollständigung. Die zu erwartenden Abweichungen liegen allerdings im gleichen Bereich wie die Abweichungen der Methoden anderer Publikationen. Mit der vervollständigten Datenbasis, die nun allen vier Anforderungen genügt, steht ein solider Ausgangspunkt für Modellierungen des Energiesystems zur Verfügung, die für die Transformation des Energiesystems von großer Hilfe sein können.

Nach der Diskussion der Ergebnisse der Datenfüllungsmethoden wurde ein Messsystem für den idealisierten Energietransport innerhalb Deutschlands aufgestellt und für einige beispielhafte Szenarien entsprechende optimale Transportwege und die minimierten Gesamtkosten aller optimalen Transporte bestimmt. Die optimalen Transportrouten zwischen den Postleitzahlregionen zeigen eine Wetterabhängigkeit. Die Transportrouten haben im windigsten Intervall eine Vorzugsrichtung von Nordwest nach Südost, während sie im sonnigsten Intervall eine Vorzugsrichtung von Nordost nach Südwest haben. Weiterhin wurden in einem vollständig regenerativen Szenario die Anteile der Einspeisung aus Photovoltaik- und Windenergieanlagen variiert, um die Abhängigkeit der Gesamttransportkosten von diesen Anteilen sichtbar zu machen. Es ergeben sich geringere Kosten für höhere Einspeiseraten aus Photovoltaikanlagen. Diese Untersuchung wurde in einem weiteren Schritt mit einem räumlich differenzierten Ausbau der Windenergieanlagen erweitert. Das Ergebnis dieser weiteren Untersuchung wurde deutlich, dass ein Ausbau der Windenergieanlagen in den 1-stelligen Postleitzahlregionen 1,2,3 und 5 zu höheren Transportkosten führen würde.

Danach wurde ein Modell für die Speichermodellierung eingeführt und das Problem der Speicherdimensionierung als Messaufgabe definiert. Zunächst wurde mit Hilfe einer

Beispielrechnung die Nutzung und der Aufbau von Speichersystemen motiviert und anschließend die hier genutzte Anzahl der Speicherparameter begrenzt, um die Einflüsse dieser Parameter zielgerichtet untersuchen zu können. Im Anschluss wurden die Parameter Speicherkapazität C und maximale Lade- und Entladeleistung P_{\max} in einer beispielhaften Postleitzahlregion variiert, und der Einfluss auf die regional abdeckbare Energienachfrage RC graphisch dargestellt. In einem halblogarithmischen Diagramm der regional abdeckbaren Energienachfrage RC über der Kapazität C ergab sich für jede maximale Lade- und Entladeleistung P_{\max} eine sigmoidal verlaufende Kurve mit gleichem Minimum und gleichem Maximum, allerdings unterschiedlichem Verlauf. Anschließend wurde demonstriert, wie diese Art der Speichermodellierung genutzt werden kann, um eine optimale Verteilung von einer begrenzten, im Vorfeld festgelegten Gesamtkapazität C_{ges} bewerkstelligt werden kann, die Unterschiede in der landesweit aufsummierten regional abdeckbaren Energienachfrage sind allerdings im einstelligen Prozentbereich und damit gering. Die Speichermodellierung wurde durch eine Unsicherheitsbetrachtung komplettiert, sodass nun die Ergebnisse als vollständig im Sinne der Messtechnik anzusehen sind.

Im letzten Teil der Arbeit wurde das Hochspannungsnetz und seine Übertragungsfähigkeiten modelliert, indem ein dreiteiliges Messsystem für die entsprechenden gesuchten Größen aufgestellt wird. Das erste der drei Modelle des Messsystems besteht aus Gleichungen für die Residuallasten, welche bewerkstelligen, dass in jedem Intervall eine sogenannte ausgeglichene Residuallast vorliegt, also die Summe der Einspeisungen der Summe aller Lasten entspricht. Das zweite der drei Modelle bildet das deutsche Hochspannungsnetz auf die 2-stelligen Postleitzahlregionen ab und liefert ein Modell, welches einem Ersatzschaltbild gleichkommt. Das dritte Modell beschreibt den Leistungstransport durch das zuvor erzeugte Modell des deutschen Hochspannungsnetzes. Da die analytische Unsicherheitsfortpflanzung für derartige Messsysteme sehr komplex ist, wurde eine Monte-Carlo-Modellierung genutzt, um die Unsicherheiten der Ergebnisse zu quantifizieren. Durch dieses Messsystem mit den drei Modellen und die genutzte Monte-Carlo-Modellierung können die Unsicherheiten der Ergebnisse in einer effizienten Art und Weise beschrieben werden. Konkret wurde dieses Messsystem genutzt, um Szenarien zu erzeugen, die einen steigenden Anteil an regenerativer Einspeisung beinhalten. Der steigende Anteil der regenerativen Einspeisung wurde dabei stets durch den Szenarienfaktor SF beschrieben. Für jedes dieser Szenarien wurde das Messsystem genutzt, um die Anzahl der Intervalle mit unzureichenden Transportkapazitäten des Hochspannungsnetzes und die Menge in der Folge nicht übertragenen Energie zu bestimmen. Es ergab sich ein linearer Zusammenhang sowohl zwischen der Anzahl der Intervalle mit unzureichenden Transportkapazitäten und dem Szenarienfaktor, als auch zwischen der nicht übertragenen Energie und dem Szenarienfaktor.

Mit diesen vorgestellten messdatenbasierten Methoden lassen sich nun für beliebige Szenarien belastbare Ergebnisse erzeugen, die in ihrer Qualität durch die Unsicherheiten beschrieben werden. Durch die Auswertung verschiedener Ausbauvorhaben der regenerativen Einspeiser sowie durch die Modellierung verschiedener Netzausbau-Vorhaben lassen sich bereits im Vorhinein Abschätzungen treffen, welche Ausbauoptionen die beste Kosten-Nutzen-Bilanz aufweist. Dadurch lassen sich einerseits Kosten sparen und an-

dererseits die Akzeptanz in der Bevölkerung steigern. Insbesondere die quantifizierbare Qualität der Ergebnisse ist bei der Bestimmung des optimalen Pfades der Transformation des Energiesystems von Vorteil, da mit Hilfe der Angabe von Unsicherheiten einige statistische Untersuchungen ermöglicht werden. Beispielsweise können nun kombinierte Wahrscheinlichkeiten von Ereignissen bestimmt werden.

Durch die Beschreibung der Modellierungsaufgaben als Messaufgaben wird in jedem der Beispiele eine effiziente Beschreibung der Unsicherheiten nach den Vorschlägen der GUM ermöglicht. Durch die Definition jeder Modellierungsaufgabe als Messaufgabe und die einhergehende Definition eines Messsystems werden sowohl die Betrachtung der Störgrößen, als auch die Bestimmung der Unsicherheit der Messgröße vereinfacht.

6.3 Ausblick

Ausblickend ist es notwendig, zur Füllung der unvermeidbaren Lücken in den Zeitreihen weitere Methoden zu entwickeln, um auftretende Unsicherheiten der Lückenfüllung zu reduzieren. Ansätze für Lückenfüllungsmethoden gibt es bereits, beispielsweise in [Jursa et al. 2008]. Ein Ansatz bei der Füllung ist, andere Datenquellen wie beispielsweise die Wetterdaten des Wetterdienstes in die Auffüllung der Datenlücken mit einfließen zu lassen. Durch eine derartige Kombination von Daten unterschiedlicher Bezüge, nämlich der Einspeisung und des Wetters könnte die Aussagekraft der Datenbasis noch weiter gesteigert werden, und mit ihr auch die Aussagekraft der entsprechenden Ergebnisse.

Weiterhin sollte die Messdatenbasis in ihren Parametern der Auflösung und der Spannweite noch erweitert werden. Ein erster Schritt zur Erweiterung der Spannweite sollte darin bestehen, die räumliche Dimension zu erweitern, also durch Einbezug von Importen und Exporten in benachbarte Länder oder direkt die Messdatenerfassung in ganzen Nachbarländern. Ein zweiter Schritt zur Erweiterung der Spannweite sollte dann darin bestehen, die zeitliche Dimension zu erweitern, also die Messdatenerfassung in kommenden Jahren aufrecht zu erhalten, um langfristige Trends mit hinreichender Präzision sichtbar zu machen. Durch diese Erweiterungen kann es im Anschluss ermöglicht werden, Simulationen des europäischen Energiesystems durchzuführen oder Simulationen über mehrere Jahre anzustellen.

In einem weiteren Schritt kann die Messdatenerfassung echtzeitfähig gemacht werden, um durch ebenfalls echtzeitfähige Algorithmen stetig aktualisierte Sollwerte, beispielsweise für Speichersysteme oder steuerbare Lasten zu erzeugen und so das Energiesystem zu steuern. Diese Steuerung könnte je nach Bedarf eine kostenoptimale oder eine klimaoptimale Lösung berechnen und die entsprechenden Sollwerte in Echtzeit zu den Entsprechenden Systemen übertragen, beispielsweise einen Elektrolyseur für die Kraftstoffherstellung aus überschüssiger regenerativer Energie. Diese Vision eines Energiesystems ist deutlich dezentraler organisiert. Diese Neuordnung bietet neue Chancen für verschiedene Regionen, wie [Gailing et al. 2015] bereits 2015 untersuchte. Die gewonnenen Erkenntnisse über die Anwendbarkeit der Methoden der Messtechnik bei der Bewältigung der gesamtgesellschaftlichen Aufgabe der „Transformation des Energiesystems“ sollten in jedem Energiesystemmodell zur Anwendung kommen.

Veröffentlichungsliste des Autors

Zeitschriften mit Peer-Review

- Y. Schädler, M. Sorg, A. Fischer: Data-based energy coverage measurements to discover the potentials of regional energy storage. *tm - Technisches Messen* 89(5):301-309, 2022.
doi.org/10.1515/teme-2021-0115
- Y. Schädler, M. Sorg, A. Fischer: Measurement data-driven investigation of the actual power grid resilience with increasing renewable energy feed-in. *Energy Science & Engineering* 10(1):145-154, 2022.
doi.org/10.1002/ese3.1015
- Y. Schädler, V. Renken, M. Sorg, L. Gerdes, G. Gerdes, A. Fischer: Power transport needs for the German power grid for a major demand coverage by wind and solar power. *Energy Strategy Reviews* 34:100626 (9 pp.), 2021.
doi.org/10.1016/j.esr.2021.100626

Tagungsbeiträge

- Y. Schädler, M. Sorg, A. Fischer: Spatiotemporale Messdaten optimieren die Energiewende. Jahrestreffen Forschungsnetzwerk Energiesystemanalyse, online, 18.05.2021. (Poster)
- Y. Schädler, M. Sorg, A. Fischer: Transport cost evaluation in the power transmission network in highly renewable scenarios using measurement data. Wind Energy Science Conference (WESC 2021), E-conference, 25.-28.05.2021, Session: Wind energy and grids: a holistic view of future developments.
- Y. Schädler, M. Sorg, A. Fischer: Investigation of storage demands on a measured data base of wind and solar power as well as power load. STOREENERGY 2020, E-conference, 11.-13.11.2020.
- Y. Schädler, V. Renken, M. Sorg, A. Fischer: Analyse der gemessenen Energieeinspeise- und Laststrukturen in den deutschen Postleitzahlregionen. Jahrestreffen Forschungsnetzwerk Energiesystemanalyse, Aachen, 23.05.2019. (Poster)
- Y. Schädler, M. Sorg, V. Renken, A. Fischer: Untersuchung der geographischen Verteilung und zeitlichen Korrelation von Wind- und Solar-Einspeisung auf Basis von Messdaten. DFMRS Windenergietagung 2019, Bremen, 28.3.2019.

Betreute studentische Arbeiten

In der vorliegenden Arbeit sind Ergebnisse enthalten, die im Rahmen der Betreuung und Begutachtung folgender studentischer Arbeiten entstanden sind:

- Anna Johanning, *Einfluss von Metainformationen auf die Modellierung hochregenerativer Ausbauszenarien des deutschen Energiesystems*. Bachelorarbeit, 2021.
- Jonas Walther, *Messdatengestützte Bewertung von Betriebsführungsstrategien von Speichersystemen in Szenarien mit hohen Einspeiseraten erneuerbarer Energien*. Bachelorarbeit, 2020.
- Joe Rode, *Messdatengestützte Bewertung des Zubaus von Anlagen zur Nutzung erneuerbarer Energien*. Bachelorarbeit, 2020.
- Jonas Löcken, *Messunsicherheiten bei Leistungsmessungen im Rahmen erneuerbarer Energien und deren Wirkung auf das Stromnetz*. Bachelorarbeit, 2019.

- Projekt *Messdatengestützte Speicherdimensionierung in Szenarien mit hohen Einspeiseraten regenerativer Energiequellen*
(Lars Koröde, Laura Mittelsdorf, Denis Ferreira Aschemeier, Tobias Longowski)
- Projekt *Messdatengestützte Bewertung des Hochspannungsnetzes in hochregenerativen Szenarien*
(Nicolas Hans, Julia Harders, Dalya Hasam, Arthur Süß, Betül Kilic)
- Projekt *Webbasierte Visualisierung von Energieflüssen im Stromnetz bei verschiedenen Last- & Einspeisesituationen*
(Janani Fesl, Sascha Winsemann, Maninderpal Singh, Dennis Ehrenfried, Sebastian Bargmann)
- Projekt *Maximale Übertragungsleistungen von Leiterseilen bis zur zulässigen Höchsttemperatur bei verschiedenen Wettersituationen*
(Ayman Abdallah, Sana Hami, Xinlin Guo, Jan Lachwa)

Curriculum Vitae des Autors

Persönliche Daten

Name: Yannik Schädler
Geburtsdatum: 4. April 1992

Bildungsweg

2014-2018 Studium der Physik M.Sc. an der Universität Bremen,
Vertiefungsrichtungen: Biophysik und Astrophysik
2011-2014 Studium der Physik B.Sc. an der Universität Bremen,
Vertiefungsrichtung: Biophysik
2008-2011 Allgemeine Hochschulreife am Oberstufengymnasium Eschwege,
Leistungskurse: Chemie und Physik

Berufliche Erfahrung

Yannik Schädler studierte zunächst Physik mit den Vertiefungsrichtungen Biophysik und Astrophysik an der Universität Bremen. Nach erfolgreichem Abschluss im September 2018 arbeitete er etwa 6 Monate im Software-Unternehmen Univention, bevor er schließlich am Bremer Institut für Messtechnik, Automatisierung und Qualitätswissenschaft seine Promotion begann. Hierbei war er der Projektkoordinator des Forschungsprojektes GEOWISOL2, in welchem eine Datenbank mit Messdaten von Einspeisung und Last im deutschen Energiesystem aufgebaut wird, um damit messdatenbasierte Modellierungen durchzuführen.

Herleitung der Invertierbarkeit des Laplace Operators

Die Matrix \mathbf{L} , welche aus der Matrix \mathbf{K} mit den Einträgen der Netzwerkverbindungen und der Matrix \mathbf{B} mit den entsprechenden Wechselstromwiderständen X gebildet wird, ist durch ihre Konstruktion nicht invertierbar. Der praktische Ansatz, die Matrix \mathbf{L} invertierbar zu machen ist die Einführung einer Referenzphase θ_R . Mathematisch ist dies äquivalent zur Addition einer Konstanten c zu allen Phasenwinkeln. Die gesuchten Leistungsflüsse f bleiben hiervon unberührt. Konkret folgt die Lösung des Problems der nicht-Invertierbarkeit den folgenden Schritten:

- Eine Referenzphase wird eingeführt, sodass gilt: $\theta_1 = 0$
- Die Ausgeglichenheit der Einspeisungen und Lasten wird genutzt, hier speziell $p_1 = -\sum_{i=2}^N p_i$. Die erste Zeile und die erste Spalte der Matrix kann daher zunächst ignoriert werden.
- Die verbleibende $(N - 1) \times (N - 1)$ -Matrix ist nun invertierbar, da in ihr keine Eigenwerte 0 enthalten sind. Durch die Invertierung werden die Werte für die Phasenwinkel $\{\theta_i\}_{i=2..N}$ trivial berechenbar und mit ihnen die gesuchten Leistungsflüsse f

Alternativ lässt sich auch die sogenannte Moore-Penrose Pseudoinverse verwenden [Penrose 1955], der hier verwendete Algorithmus nutzt allerdings das hier beschriebene Verfahren.

Einfluss eines regional differenzierten Ausbaus von Windenergieanlagen auf die Gesamttransportkosten

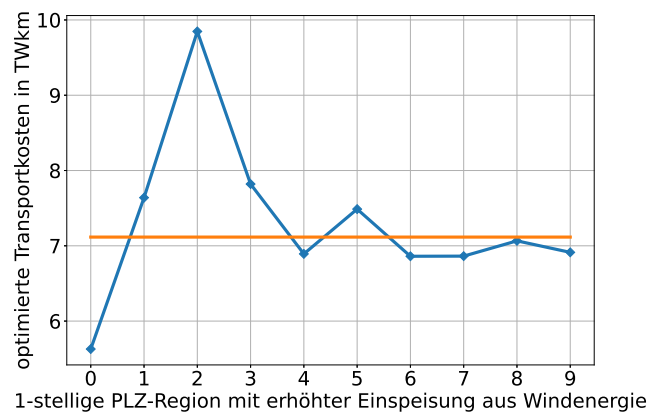


Abbildung 46: Modellierung von regionalem Ausbau des Windenergieanteils. Die Transportkosten steigen bei einem modellierten Ausbau in den Regionen 1,2,3 und 5. Ausgehend von dieser Auswertung sollte der Ausbau der Windparks und Windenergieanlagen einen Fokus aus den 1-stelligen Postleitzahlregionen 0,4,6,7 und 9 haben.

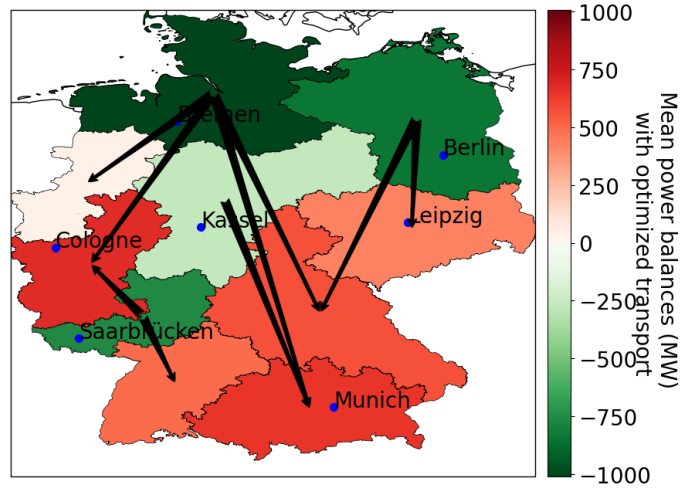


Abbildung 47: Tagesmittelwerte der Residuallasten und Transportbedarfe in 1-stelliger Postleitzahlauflösung am windigsten Tag des Jahres 2019 im 100%-Szenario. Die starke Einspeisung von Windenergieanlagen an diesem Tag ist an den dunkelgrünen Küstenregionen deutlich erkennbar. Ein Nordwest-Südost-Trend der optimalen Transportrouten ist erkennbar. Diese Vorzugsrichtung ist für den Netzentwicklungsplan der Bundesnetzagentur von Bedeutung, da durch den kontinuierlichen Ausbau der Offshore Windparks mit derartigen Transportbedarfen künftig häufiger zu rechnen sein wird.

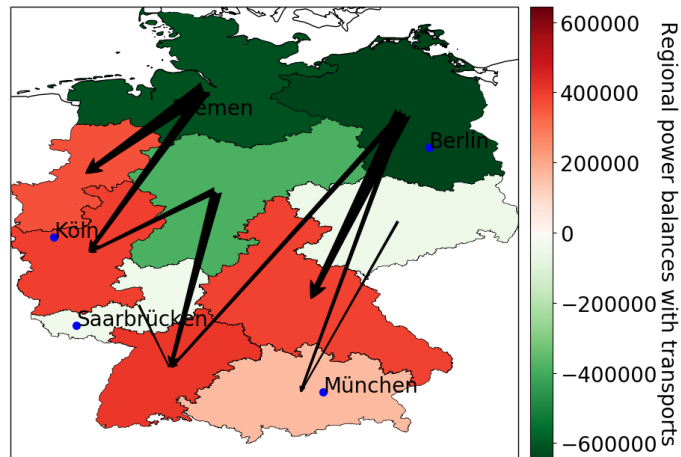


Abbildung 48: Tagesmittelwerte der Residuallasten und Transportbedarfe in 1-stelliger Postleitzahlauflösung am sonnigsten Tag des Jahres 2019 im 100%-Szenario. Die starke Einspeisung von Photovoltaikanlagen an diesem Tag ist an den dunkelgrünen Regionen im Norden und Nordosten deutlich erkennbar. Ein Nordost-Südwest-Trend der optimalen Transportrouten ist erkennbar. Diese Vorzugsrichtung ist für den Netzentwicklungsplan der Bundesnetzagentur ebenfalls von Bedeutung, da durch den kontinuierlichen Ausbau der Photovoltaikanlagen mit derartigen Transportbedarfen künftig häufiger zu rechnen sein wird. Allerdings werden Photovoltaikanlagen auch häufig für den Eigenbedarf genutzt, sodass sich insgesamt geringere Transportbedarfe ergeben sollten.

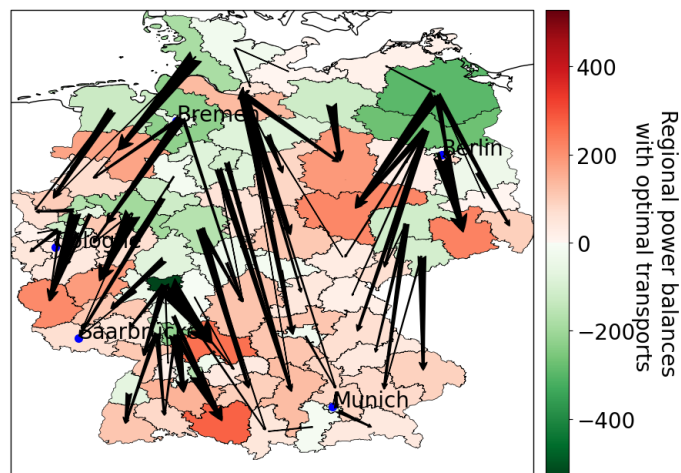


Abbildung 49: Tagesmittelwerte der Residuallasten und Transportbedarfe in 2-stelliger Postleitzahlauflösung am windigsten Tag des Jahres 2019 im 100%-Szenario. Der Nordost-Südwest-Trend ist deutlich schlechter erkennbar.

Literatur

- 50Hertz (2017). *T.S.O.: Grid data. 2020 [cited 2020 5.2.2020]*. URL: <http://www.50hertz.com/en/Grid-Data..>
- Aguirre-Mendoza, Andrés Miguel, Claudia Díaz-Mendoza und Jorgelina Pasqualino (2019). „Renewable energy potential analysis in non-interconnected islands. Case study: Isla Grande, Corales del Rosario Archipelago, Colombia“. In: *Ecological Engineering* 130, S. 252–262. ISSN: 0925-8574. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2017.08.020>.
- Amprion (2020). *T.S.O. Grid data. 2020 [cited 2020 5.2.2020]*. URL: <http://amprion.net/en/grid-data..>
- Baird, D. C. und B. K. Mukherjee (Sep. 1968). „Destruction of Superconductivity by a Current“. In: *Physical Review Letters* 21.14, S. 996–998. DOI: 10.1103/physrevlett.21.996. URL: <https://doi.org/10.1103/physrevlett.21.996>.
- Benitez, Liliana E, Pablo C Benitez und G Cornelis Van Kooten (2008). „The economics of wind power with energy storage“. In: *Energy Economics* 30.4, S. 1973–1989.
- BIPM, IIFCC, ILAC IFCC und Iupap Iupac (2008). „Evaluation of measurement data- Supplement 1 to the Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement“. In: *propagation of distributions using a Monte Carlo Method*.
- Brown, Tom (2020). *Energy System Modelling Summer Semester 2020*. URL: <https://nworbmot.org/courses/esm-2020/lectures/esm-lecture-4.pdf> (besucht am 10.06.2022).
- Budischak, Cory, DeAnna Sewell, Heather Thomson, Leon Mach, Dana E Veron und Willett Kempton (2013). „Cost-minimized combinations of wind power, solar power and electrochemical storage, powering the grid up to 99.9% of the time“. In: *journal of power sources* 225, S. 60–74.
- Bundesnetzagentur für Elektrizität, Gas, Telekommunikation, Post und Eisenbahnen (2020). *Netzentwicklungsplan - Strom*. URL: <https://bit.ly/3KVjphP> (besucht am 10.06.2022).
- Bundesnetzagentur für Elektrizität, Gas, Telekommunikation, Post und Eisenbahnen (2021). *Monitoringbericht Energie 2021*. URL: <https://bit.ly/3RAALD1> (besucht am 08.09.2022).
- Bunke, Florentine, Horst W Hamacher, Francesco Maffioli und Anne M Schwahn (2010). „Minimum cut bases in undirected networks“. In: *Discrete Applied Mathematics* 158.4, S. 277–290.
- Bynum, Michael L., Gabriel A. Hackebeil, William E. Hart, Carl D. Laird, Bethany L. Nicholson, John D. Sirola, Jean-Paul Watson und David L. Woodruff (2021). *Pyomo-optimization modeling in python*. Third. Bd. 67. Springer Science & Business Media.

- Caves, Douglas W und Laurits R Christensen (1980). „Residential substitution of off-peak for peak electricity usage under time-of-use pricing“. In: *The Energy Journal* 1.2.
- Chan, YH (2003). „Biostatistics 104: correlational analysis“. In: *Singapore Med J* 44.12, S. 614–619.
- Dancey, Christine P und John Reidy (2007). *Statistics without maths for psychology*. Pearson education.
- Deutsche Bundesregierung (2021). *Nachhaltigkeitsstrategie für Deutschland*. URL: <https://www.bundesregierung.de/breg-en/issues/sustainability/germany-s-national-sustainable-development-strategy-276504> (besucht am 13.07.2021).
- Dunn, Bruce, Haresh Kamath und Jean-Marie Tarascon (2011). „Electrical energy storage for the grid: a battery of choices“. In: *Science* 334.6058, S. 928–935.
- Fraunhofer, ISE (2020). *The site for interactive graphics displaying energy production and spot market prices*. URL: <https://energy-charts.info/> (besucht am 12.10.2020).
- Fraunhofer, ISI et al. (2017). „Langfristszenarien für die Transformation des Energiesystems in Deutschland“. In: *Studie im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie*.
- Gailing, Ludger und Andreas Röhring (2015). „Was ist dezentral an der Energiewende? Infrastrukturen erneuerbarer Energien als Herausforderungen und Chancen für ländliche Räume“. In: *Raumforschung und Raumordnung* 73.1, S. 31–43.
- Groppi, Daniele, Antun Pfeifer, Davide Astiaso Garcia, Goran Krajačić und Neven Duić (2021). „A review on energy storage and demand side management solutions in smart energy islands“. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 135, S. 110183. ISSN: 1364-0321. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.110183>.
- Gutiérrez-Alcaraz, Guillermo, Eric Galván, Nestor González-Cabrera und Mohammad S Javadi (2015). „Renewable energy resources short-term scheduling and dynamic network reconfiguration for sustainable energy consumption“. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 52, S. 256–264.
- Hart, William E, Jean-Paul Watson und David L Woodruff (2011). „Pyomo: modeling and solving mathematical programs in Python“. In: *Mathematical Programming Computation* 3.3, S. 219–260.
- Heide, Dominik, Lueder Von Bremen, Martin Greiner, Clemens Hoffmann, Markus Speckmann und Stefan Bofinger (2010). „Seasonal optimal mix of wind and solar power in a future, highly renewable Europe“. In: *Renewable Energy* 35.11, S. 2483–2489.
- Hofmann, L. und B.R. Oswald (2010). „Gutachten zum Vergleich Erdkabel – Freileitung im 110- kV -Hochspannungsbereich“. In: *im Auftrag des Ministeriums für Wirtschaft und Europaangelegenheiten des Bundeslandes Brandenburg, Potsdam*.

- Hu, Liangbing, Jang Wook Choi, Yuan Yang, Sangmoo Jeong, Fabio La Mantia, Li-Feng Cui und Yi Cui (Dez. 2009). „Highly conductive paper for energy-storage devices“. In: *Proceedings of the National Academy of Sciences* 106.51, S. 21490–21494. DOI: 10.1073/pnas.0908858106. URL: <https://doi.org/10.1073/pnas.0908858106>.
- Huber, Matthias, Desislava Dimkova und Thomas Hamacher (2014). „Integration of wind and solar power in Europe: Assessment of flexibility requirements“. In: *Energy* 69, S. 236–246.
- hydrostor, CA (2022). *Hydrostor Wants to Stash Energy in Underwater Bags Submerged bags of air could turn wind and solar power into round-the-clock resources*. URL: <https://spectrum.ieee.org/energy/renewables/hydrostor-wants-to-stash-energy-in-underwater-bags> (besucht am 04.07.2022).
- Ibrahim, Hussein, Adrian Ilinca und Jean Perron (2008). „Energy storage systems - Characteristics and comparisons“. In: *Renewable and sustainable energy reviews* 12.5, S. 1221–1250.
- Jacobson, Mark Z. und Mark A. Delucchi (2011). „Providing all global energy with wind, water, and solar power, Part I: Technologies, energy resources, quantities and areas of infrastructure, and materials“. In: *Energy Policy* 39.3, S. 1154–1169. ISSN: 0301-4215. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2010.11.040>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421510008645>.
- Jin, Jian X. (2007). „High efficient DC power transmission using high-temperature superconductors“. In: *Physica C: Superconductivity* 460-462. Proceedings of the 8th International Conference on Materials and Mechanisms of Superconductivity and High Temperature Superconductors, S. 1443–1444. ISSN: 0921-4534. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.physc.2007.04.181>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921453407007009>.
- Jursa, René und Kurt Rohrig (2008). „Short-term wind power forecasting using evolutionary algorithms for the automated specification of artificial intelligence models“. In: *International Journal of Forecasting* 24.4, S. 694–709.
- Kalogirou, Soteris A. (2001). „Artificial neural networks in renewable energy systems applications: a review“. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 5.4, S. 373–401. ISSN: 1364-0321. DOI: [https://doi.org/10.1016/S1364-0321\(01\)00006-5](https://doi.org/10.1016/S1364-0321(01)00006-5). URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032101000065>.
- Kasiri, Ghoncheh, Jens Glenneberg, Amir Bani Hashemi, Robert Kun und Fabio La Mantia (2019). „Mixed copper-zinc hexacyanoferrates as cathode materials for aqueous zinc-ion batteries“. In: *Energy Storage Materials* 19, S. 360–369.

- Kinney, Ryan, Paolo Crucitti, Reka Albert und Vito Latora (2005). „Modeling cascading failures in the North American power grid“. In: *The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems* 46.1, S. 101–107.
- Kocuk, Burak, Hyemin Jeon, Santanu S Dey, Jeff Linderoth, James Luedtke und Xu Andy Sun (2016). „A cycle-based formulation and valid inequalities for DC power transmission problems with switching“. In: *Operations Research* 64.4, S. 922–938.
- Krikkis, Rizos N (2021). „On the Thermal Dynamics of Metallic and Superconducting Wires. Bifurcations, Quench, the Destruction of Bistability and Temperature Blowup“. In: *J* 4.4, S. 803–823.
- Lee, Seok Ju, Minwon Park, In-Keun Yu, Youngjin Won, Yangho Kwak und Chulhyu Lee (2018). „Recent Status and Progress on HTS Cables for AC and DC Power Transmission in Korea“. In: *IEEE Transactions on Applied Superconductivity* 28.4, S. 1–5. DOI: 10.1109/TASC.2018.2820721.
- Liu, Rongsheng (2013). „Long-distance DC electrical power transmission“. In: *IEEE Electrical Insulation Magazine* 29.5, S. 37–46. DOI: 10.1109/MEI.2013.6585855.
- Liu, Yanfeng, Sisi Yu, Ying Zhu, Dengjia Wang und Jiaping Liu (2018). „Modeling, planning, application and management of energy systems for isolated areas: A review“. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 82, S. 460–470. ISSN: 1364-0321. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.09.063>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S136403211731314X>.
- Ludig, Sylvie, Markus Haller, Eva Schmid und Nico Bauer (2011). „Fluctuating renewables in a long-term climate change mitigation strategy“. In: *Energy* 36.11, S. 6674–6685.
- MacDonald, Alexander E, Christopher TM Clack, Anneliese Alexander, Adam Dunbar, James Wilczak und Yuanfu Xie (2016). „Future cost-competitive electricity systems and their impact on US CO₂ emissions“. In: *Nature Climate Change* 6.5, S. 526–531.
- Medjroubi, Wided, Ulf Philipp Müller, Malte Scharf, Carsten Matke und David Kleinhans (2017). „Open data in power grid modelling: new approaches towards transparent grid models“. In: *Energy Reports* 3, S. 14–21.
- Mende, Denis, Diana Böttger, Irina Ganal, Lothar Löwer, Yannic Harms und Stefan Bofinger (2017). „Combined power market and power grid modeling: First results of the project SystemKontext“. In: *2017 14th International Conference on the European Energy Market (EEM)*, S. 1–6. DOI: 10.1109/EEM.2017.7981995.
- Palsson, MP, Trond Toftevaag, Kjetil Uhlen und John Olav Giæver Tande (2003). „Control concepts to enable increased wind power penetration“. In: *2003 IEEE Power Engineering Society General Meeting (IEEE Cat. No. 03CH37491)*. Bd. 3. IEEE, S. 1984–1990.

- Penrose, Roger (1955). „A generalized inverse for matrices“. In: *Mathematical proceedings of the Cambridge philosophical society*. Bd. 51. 3. Cambridge University Press, S. 406–413.
- Pereira, Diogo Santos und António Cardoso Marques (2020). „Could electricity demand contribute to diversifying the mix and mitigating CO2 emissions? A fresh daily analysis of the French electricity system“. In: *Energy Policy* 142, S. 111475. ISSN: 0301-4215. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2020.111475>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421520302251>.
- Renken, Volker, Michael Sorg, Volker Marschner, Lewin Gerdes, Gerhard Gerdes und Andreas Fischer (2018). „Geographical comparison between wind power, solar power and demand for the German regions and data filling concepts“. In: *Renewable Energy* 126, S. 475–484.
- Ritchie, Hannah und Max Roser (2020). „CO2 and Greenhouse Gas Emissions“. In: *Our World in Data*. <https://ourworldindata.org/co2-and-other-greenhouse-gas-emissions>.
- Rodriguez, Rolando A., Sarah Becker und Martin Greiner (2015). „Cost-optimal design of a simplified, highly renewable pan-European electricity system“. In: *Energy* 83, S. 658–668. ISSN: 0360-5442. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2015.02.066>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544215002212>.
- Rohden, Martin, Daniel Jung, Samyak Tamrakar und Stefan Kettemann (2016). „Cascading failures in ac electricity grids“. In: *Physical Review E* 94.3, S. 032209.
- Rothen, F. und W. Bestgen (Mai 1971). „Kinetics of the destruction of type I superconductivity by a current“. In: *Physik der Kondensierten Materie* 12.4, S. 311–329. DOI: [10.1007/bf02422558](https://doi.org/10.1007/bf02422558). URL: <https://doi.org/10.1007/bf02422558>.
- Schädler, Yannik, Michael Sorg und Andreas Fischer (2022). „Data-based energy coverage measurements to discover the potentials of regional energy storage“. In: *tm - Technisches Messen* 89.5, S. 301–309. DOI: [doi:10.1515/teme-2021-0115](https://doi.org/10.1515/teme-2021-0115). URL: <https://doi.org/10.1515/teme-2021-0115>.
- Schlachtberger, David P., Tom Brown, Stefan Schramm und Martin Greiner (2017). „The benefits of cooperation in a highly renewable European electricity network“. In: *Energy* 134, S. 469–481.
- Schmid, Eva, Brigitte Knopf und Nico Bauer (2012). „REMIND-D: a hybrid energy-economy model of Germany“. In:
- Spiecker, Stephan und Christoph Weber (2014). „The future of the European electricity system and the impact of fluctuating renewable energy—A scenario analysis“. In: *Energy Policy* 65, S. 185–197.

- TenneT (2020). *T.S.O.: Network Figures Overview. 2020 [cited 2020 5.2.2020]*. URL: <http://www.tennettso.de/site/en/Transparency/publications/network-figures/overview..>
- TransNetBW (2020). *T.S.O.: Key figures. 2020 [cited 2020 5.2.2020]*. URL: <https://www.transnetbw.com/en/transparency/market-data/key-figures..>
- Trócoli, R, G Kasiri und F La Mantia (2018). „Phase transformation of copper hexacyanoferrate (KCuFe (CN) 6) during zinc insertion: effect of co-ion intercalation“. In: *Journal of Power Sources* 400, S. 167–171.
- Umweltbundesamt (2022). *CO2-Emissionen pro Kilowattstunde Strom*. <https://www.umweltbundesamt.de/themen/co2-emissionen-pro-kilowattstunde-strom-steigen>. Aufgerufen am 08.09.2022.
- Voigt, U (Juli 2003). *Pumped storage power plant Goldisthal; Das Pumpspeicherkraftwerk Goldisthal*.
- Wang, Ansi, Yi Luo, Guangyu Tu und Pei Liu (2010). „Vulnerability assessment scheme for power system transmission networks based on the fault chain theory“. In: *IEEE Transactions on power systems* 26.1, S. 442–450.
- Zhou, Wei, Chengzhi Lou, Zhongshi Li, Lin Lu und Hongxing Yang (2010). „Current status of research on optimum sizing of stand-alone hybrid solar–wind power generation systems“. In: *Applied energy* 87.2, S. 380–389.