Gefördert durch:

Bundesministerium
für Wirtschaft
und Energie

aufgrund eines Beschlusses
des Deutschen Bundestages

DemandRegio

Harmonisierung und Entwicklung von Verfahren zur regionalen und zeitlichen Auflösung von Energienachfragen

Abschlussbericht

Fabian Gotzens, Dr.-Ing. Bastian Gillessen, Simon Burges, Wilfried Hennings
Forschungszentrum Jülich GmbH, Institut für Energie- und Klimaforschung,
Systemforschung und Technologische Entwicklung (IEK-STE) (Projektkoordination)

Prof. Dr.-Ing. Joachim Müller-Kirchenbauer, Stephan Seim, Paul Verwiebe
Technische Universität Berlin, Institut Technologie und Management (ITM),
Fachgebiet Energie- und Ressourcenmanagement (ER)

Dr.-Ing. Tobias Schmid, Fabian Jetter, Timo Limmer
Forschungsstelle für Energiewirtschaft e.V. (FfE)

Vorwort

Der vorliegende Bericht dokumentiert die Arbeiten und Ergebnisse des Forschungsprojekts DemandRegio (Laufzeit 01.01.2017 bis 31.03.2020), das vom Bundesministerium für Wirtschaft und Energie unter den Kennzeichen 03ET4040 (A-C) gefördert wurde.
Das Projekt liefert transparente Daten und Werkzeuge für die Energiesystemanalyse in Wissenschaft und Praxis, um die deutsche Energienachfrage nach Strom und Gas räumlich und zeitlich aufzulösen. Auf diese Weise können Analysen und Berechnungen sowohl zu erforderlichem Strom- und Gasnetzausbau als auch zu erfordertem Speicherbedarf auf ein reproduzierbares Fundament gestellt werden. Die Daten und Werkzeuge werden in Form von *Open Data* und *Open Source* der Allgemeinheit zur Verfügung gestellt und können sukzessive weiterentwickelt werden.

Das Projekt wurde im Verbund zwischen den Partnern

- Forschungszentrum Jülich GmbH, Institut für Energie- und Klimaforschung - Systemforschung und Technologische Entwicklung (IEK-STE) (Koordination),
- Technische Universität Berlin, Institut Technologie und Management (ITM), Fachgebiet Energie- und Ressourcenmanagement (E&R)
- Forschungsstelle für Energiewirtschaft e.V. (FfE München)

durchgeführt.

Die Projektpartner danken dem BMWi für die finanzielle Unterstützung des Forschungsvorhabens und dem Projektträger Jülich für die administrative Begleitung.

Lizenz

Inhalte (Abbildungen und Texte) sind, sofern nicht anders gekennzeichnet, lizenziert unter

Creative Commons Namensnennung 4.0 Deutschland (CC BY 4.0 DE) © FZJ, TUB, FfE

Das diesem Bericht zugrundeliegende Vorhaben wurde mit Mitteln des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie unter dem Förderkennzeichen 03ET4040 (A-C) gefördert.

Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autoren.

https://doi.org/10.34805/ffe-119-20

ISBN 978-3-941802-48-3

Berlin, Jülich, München. 30.09.2020.

Inhalt

1 Einleitung 1
1.1 Aufbau des Berichts 2
2 Aktueller Stand 3
2.1 Begriffsbestimmungen und zentrale Konzepte 3
2.1.1 Energienachfragebestimmende Größen 3
2.1.2 Methoden 4
2.1.3 Räumliche und zeitliche Auflösung 7
2.2 Literaturüberblick 10
2.2.1 Literaturüberblick international 10
2.2.2 Literaturüberblick national 19
2.3 Datenlage 22
2.3.1 Überblick der Informationssphären der deutschen Energiewirtschaft 23
2.3.2 Datenlage Energieverbrauch 25
2.3.3 Datenlage energienachfragebestimmende Größen 28
3 Modellierungsverfahren Private Haushalte 41
3.1 Definition der Verbrauchergruppe 41
3.2 Analyse des Endenergiebedarfs 41
3.3 Räumliche Auflösung 43
3.3.1 Strom: Top-Down-Verfahren 45
3.3.2 Strom: Bottom-Up-Verfahren 47
3.3.3 Gas: Top-Down-Verfahren 49
3.3.4 Gas: Bottom-Up-Verfahren 51
3.4 Zeitliche Auflösung 52
3.4.1 Standardlastprofilverfahren für Strom 53
3.4.2 ZVE-Verfahren für Strom 54
3.4.3 Standardlastprofilverfahren für Gas 57
3.5 Fortschreibung 58
4 Modellierungsverfahren Industrie und GHD 61
4.1 Vorüberlegungen zu Verbrauchergruppen, ENaG, Mengengerüst und räumlicher und zeitlicher Auflösung 62
4.1.1 Definition der Verbrauchergruppen und ihr Endenergieverbrauch 62
4.1.2 Energienachfragebestimmende Größen (ENaG) 65
4.1.3 Räumliche und zeitliche Auflösung 66
4.1.4 Mengengerüst 66
4.2 Beschreibung der Eingangsdaten 67
4.2.1 Endenergieverbrauch nach Produktionsbereichen (UGR) 67
4.2.2 Beschäftigtenzahlen 68
4.2.3 Veröffentlichungen aus der Jahreserhebung über die Energieverwendung im verarbeitenden Gewerbe (JEVI) 69
4.2.4 Energiebilanz der Bundesrepublik Deutschland 70
4.2.5 Parameterdatensätze aus den Veröffentlichungen zu den Standardlastprofilen für GHD Strom und Gas 71
4.2.6 Zuordnung von Industriellen Lastprofilen auf Basis von Betriebsschichtregimen zu Wirtschaftszweigen 73
4.2.7 Reale Lastgangdaten 74
4.3 Verfahren zur räumlich hochaufgelösten Modellierung 75
4.3.1 Gewerbe, Handel, Dienstleistungen 75

4.3.2 Industrie 76
4.4 Generische Verfahren zur zeitlich hochaufgelösten Modellierung 79
4.4.1 Gewerbe, Handel, Dienstleistungen 80
4.4.2 Industrie 82
4.5 Realdatenbasierte Modelle zur zeitlich hochaufgelösten Modellierung 84
4.5.1 Motivation 84
4.5.2 Untersuchungsdesign 85
4.5.3 Methoden der Energienachfragemodellierung 86
4.5.4 Umsetzung der Realdaten-basierten Modellierung 93
4.5.5 Vorgehensweise der Validierung der zeitlichen Auflösung 103
4.6 Fortschreibung 104
5 Ergebnisse 105
5.1 Gesamtübersicht der aggregierten Ergebnisse 105
5.2 Ergebnisse der räumlich hochaufgelösten Modellierung 106
5.3 Ergebnisse des generischen Verfahrens zur zeitlichen Auflösung 110
5.4 Ergebnisse der realdatenbasierten zeitlichen Modellierung – Vorstellung der Branchenlastprofile 112
5.4.1 Branchenlastprofile mit ausgeprägter Tag-/Nacht- und Wochenstruktur – Büroähnliche Betriebe 113
5.4.2 Branchenlastprofile mit ausgeprägter Wochenstruktur – Kraftwagen und Kraftwagenteile 115
5.4.3 Branchenlastprofile ohne ausgeprägte Struktur – Papierherstellung und -erzeugnisse 117
5.5 Ergebnisse der Fortschreibung 119
5.6 Plausibilisierung und Validierung der Ergebnisse 121
5.6.1 Plausibilisierung der regionalen Verteilung der privaten Haushalte 121
5.6.2 Plausibilisierung der regionalen Verteilung des GHD und Industriesektors 123
5.6.3 Validierung der zeitlichen Verteilung der Stromnachfrage 127
6 Nutzungsmöglichkeiten 137
6.1 Open Data 138
6.1.1 Technische Umsetzung 138
6.1.2 Aufbau der Datenbank 139
6.1.3 Abfrage von Daten 141
6.1.4 Datenplattform 145
6.1.5 Zugriffsmöglichkeit 149
6.2 Open Source Tool 152
7 Fazit und Ausblick 153
8 Abkürzungen und Begriffe 157
9 Abbildungsverzeichnis 165
10 Danksagungen 171
11 Literatur 173
12 Anhang 199
12.1 Literaturüberblick international 199
12.2 Datenquellen der deutschen Energiewirtschaft 200
12.3 Ergebnisse der räumlich hochaufgelösten Modellierung 201
12.4 Übersicht erstellter Branchenlastprofile 202
12.5 Einflussfaktoren und Gütekriterien unterschiedlicher Wirtschaftszweige 210

Zusammenfassung

Eine systemanalytische Bewertung von Energiesystemen mit einem hohen Anteil dargebotsabhängiger erneuerbarer Energien erfordert die Anwendung und Weiterentwicklung von zeitlich und räumlich hochaufgelösten Modellen. Während für die Erzeugungsseite bereits umfangreiche hochaufgelöste Modelle und Daten in transparenter Form vorliegen, so gilt dies nicht in gleichem Maße für die Energienachfrageseite. Zur Beantwortung von Forschungsfragen rund um eine geeignete Gestalt des zukünftigen deutschen Energiesystems ist die Nachfrageseite jedoch ebenso bedeutend wie die Erzeugungsseite.

Ziel des Forschungsprojekts DemandRegio ist die Entwicklung eines einheitlichen und transparenten Verfahrens zur zeitlichen und räumlichen Auflösung der Strom- und Gasnachfrage. Das Verfahren wird in Form eines Modellierungswerkzeugs implementiert und samt harmonisierter Eingangs- und Ergebnisdaten für die freie Verwendung zugänglich gemacht. Die Veröffentlichung erfolgt dreigeteilt: Vorgehensbeschreibung und Ergebnisdokumentation erfolgt durch den vorliegenden Bericht, das Modellierungswerkzeug steht *Open Source* via GitHub unter https://github.com/DemandRegioTeam/disaggregator zur freien Verwendung bereit und die Eingangsdatensätze sind als *Open Data* unter http://opendata.ffe.de/project/demandregio/ abrufbar. Die auf Basis realer Lastgangdaten erstellten Branchenlastprofile sind zudem unter https://www.er.tu-berlin.de/menue/forschung/abgeschlossene_forschungsvorhaben/demand-regio/ abrufbar.

Die Modellierung von Energienachfragen beruht häufig auf der Verknüpfung realer Energieverbrauchsdaten mit Modellparametern, die als Treiber für die Nachfrage wirken. In der internationalen Literatur besteht eine breit aufgestellte Modelllandschaft, die sich neben den klassischen statistischen und ingenieurswissenschaftlichen Verfahren zunehmend auch den Verfahren des maschinellen Lernens bedient. Physikalisch-orientierte Bottom-Up Verfahren treten hier vergleichsweise selten in Erscheinung. In der nationalen Literatur ist die Abbildung des regional aufgelösten Energieverbrauchs seit jeher Gegenstand diverser Untersuchungen. Diese unterscheiden sich hinsichtlich ihrer räumlichen Auflösung – vom Einzelgebäude bis hin zu Landkreisen oder Netzregionen – und ihrer geografischen Abdeckung – einzelne Städte, Bundesländer oder Deutschland – und der eingesetzten Verfahren – Messdaten, statistische Daten oder Fernerkundungsdaten. Meist liegen die Ergebnisse jedoch nur für einzelne Jahre vor und sind oft nicht frei zugänglich.

Neben einem geeigneten Verfahren ist die Verfügbarkeit qualitativ hochwertiger Eingangsdaten in ausreichender Auflösung eine ebenso wichtige Voraussetzung für das Gelingen von Energienachfragemodellierungen. Die notwendigen Daten umfassen dabei einerseits Informationen über den Energieverbrauch und andererseits energienachfragebestimmende Größen, wie technische, sozioökonomische, demographische oder meteorologische Daten. In einer Analyse der Datenlandschaft der deutschen Energiewirtschaft wurde dabei explizit ein verstärkter Bedarf an zeitlich und räumlich aufgelösten Verbrauchsdaten identifiziert. Im vorliegenden Projekt finden insbesondere die öffentlichen Datensätze der AG Energiebilanzen, der Umweltökonomischen Gesamtrechnung, der Jahreserhebung über die Energieverwendung, den Länderarbeitskreis Energiebilanzen, der Bundesagentur für Arbeit, des Zensus 2011, der Zeitverwendungserhebung, Wetterdaten des Deutschen Wetterdienstes und einige weitere

Verwendung. Daneben fließen erhobene reale Strom- und Gaslastgänge von diversen Betrieben (ca. 1.000 Lastgänge) ein.

Die regionale Auflösung der Ergebnisse erfolgt auf drei Ebenen: Deutschland als Ganzes, die Bundesländer und Landkreise bzw. NUTS-3 Regionen. Die Modellierung erfolgt auf Ebene der Landkreise bzw. NUTS-3 Regionen, gröbere Auflösungen dienen als Modellinput und zur Plausibilisierung der Ergebnisse. Die zeitliche Auflösung erfolgt überwiegend viertelstündlich, mit Ausnahme des Gasverbrauchs im Sektor GHD. Die Modellierungswerkzeuge unterstützen zudem einen zeitlichen Horizont vom Jahr 2000 bis einschließlich 2035.

Die Abbildung der räumlich aufgelösten Stromnachfrage der privaten Haushalte erfolgt anhand von zwei energienachfragebestimmenden Größen: der Anzahl der Einwohner sowie der Anzahl der Haushalte je Region. Weiterhin zeigt sich, dass das verfügbare durchschnittliche Haushaltseinkommen einer Region einen sichtbaren Effekt auf den Stromverbrauch hat, d. h. einkommensstarke Regionen weisen tendenziell auch höhere Stromverbräuche auf. Der Gasbedarf der privaten Haushalte wird in Deutschland hauptsächlich zur Raumwärmebereitstellung und – zu einem geringeren Anteil – zur Warmwasserbereitung eingesetzt; die Nutzung als Energieträger für Kochanwendungen spielt dagegen nur eine untergeordnete Rolle. Entsprechend sind zur räumlichen Verteilung der Gasnachfragen insbesondere die zu beheizende Wohnfläche sowie weitere Gebäudeparameter relevant.

Die unterjährige zeitliche Auflösung dieser nun räumlich aufgelösten Jahressummen für die privaten Haushalte kann für die Strom- und Gasnachfragen mit Hilfe von Standardlastprofilen und für die Stromnachfragen wahlweise weiterhin mit Hilfe von Verteilschlüsseln auf Basis einer Zeitverwendungserhebung erfolgen. Während Standardlastprofile seit Jahrzehnten in der Energiewirtschaftsbranche eingesetzt werden und somit als *State of the Art* der untertägigen Lastaufteilung gelten, ist die Ableitung von Profilen auf Basis von Zeitverwendungsdaten aufwendiger und somit in der Praxis weniger verbreitet. Die zeitliche Fortschreibung erfolgt auf Basis von Projektionen der relevantesten energienachfragebestimmenden Größen, d. h. die berechneten zukünftigen Stromnachfragen basieren auf Bevölkerungs- und die Gasnachfragen auf Wohnflächenbedarfsprognosen.

Die Modellierung des Industrie- und GHD Sektors erfolgt zweistufig. Zunächst wird eine räumliche Auflösung von Strom- und Gasverbräuchen auf Ebene der Landkreise realisiert. Dafür werden regional differenzierte spezifische Verbräuche je Wirtschaftszweig auf Basis der sozialversicherungspflichtig Beschäftigten gebildet. Über diese Größen wird dann ein regionaler Strom- und Gasverbrauch bestimmt. In diesem Zuge wird der Wirtschaftszweig der Energieversorgung (Kraftwerke) nicht abgebildet.

Die Abbildung der zeitlichen Modellierung erfolgt zunächst über einen Grundansatz auf Basis generischer Lastprofile. Hier kommen für den Sektor GHD Standardlastprofile zum Einsatz und für den Sektor Industrie zweistufige Lastprofile, die auf Basis von Betriebsschichtregimen erstellt wurden. Anschließend werden im erweiterten Ansatz Branchenlastprofile verwendet, die auf Basis einer Vielzahl realer Messdaten über ein multiples Regressionsverfahren hergeleitet wurden. Diese Branchenlastprofile schließen einige Datenlücken und aktualisieren teilweise veraltete Standardlastprofile.

Die Verfahren zur Generierung der zeitlich und räumlich hochaufgelösten Ergebnisse wurden vollständig in Python implementiert und stehen im Rahmen des Modellierungswerkzeugs „dis-

aggregator“ auf GitHub zur freien Nutzung bereit. Nutzerinnen und Nutzer können damit wirtschaftszweig- und regionsspezifische Strom- und Gaslastgänge erzeugen und für den industriellen Sektor auch die Verbräuche aus industrieller Strom- und Wärmeproduktion separat betrachten.

Die räumliche Validierung zeigt auf Bundesebene eine sehr gute Übereinstimmung mit Werten aus anderen Veröffentlichungen, wie z. B. BMWi, UBA oder AGEB. Auf Ebene der Bundesländer für den industriellen Sektor eine sehr gute Deckung mit den Angaben aus dem Arbeitskreis Energiebilanzen. Für den GHD-Sektor ist Übereinstimmung für einige Bundesländer nicht gegeben, was allerdings auf Datenlücken und unterschiedliche Definitionen des GHD-Sektors zurückzuführen ist.

In der Validierung der zeitlichen Auflösung konnte die gute Abbildungsgenauigkeit des Gesamtmodellergebnisses des Stromverbrauchs demonstriert werden. Die Abbildungsgenauigkeit wurde dabei unter der Verwendung des entwickelten ZVE-Profils für Haushaltskunden sowie der Branchenlastprofile im Bereich GHD und Industrie gegenüber dem Grundansatz nochmals deutlich gesteigert. Mittels Betriebsschichtprofilen und Branchenlastprofilen liefert DemandRegio damit eine differenzierte und aktualisierte Datengrundlage für die branchenspezifische Modellierung von zeitlich hochaufgelösten Stromverbräuchen.

Die Ergebnisse von DemandRegio stehen als freie und lizensierte Datensätze auf verschiedene Datenportalen und mit verschiedenen Zugriffsmöglichkeiten zur Verfügung. Dies betrifft neben dem Energieverbrauch auch die Eingangsdaten, wie zum Beispiel die Regionalstatistik. Dem Nutzer steht frei die Ergebnisse von DemandRegio direkt zu verwenden genauso wie eigene Datensätze zu ergänzen und eigene Ergebnisse zu generieren. Das Projekt DemandRegio kann nicht für alle Fragestellungen bereits Ergebnisse liefern, aber mit der Gesamtheit an Modellen und Daten liefert es einen guten Startpunkt für die Analysen Dritter. Der Aufbau der Datenbank, die verschiedenen Zugriffsmöglichkeiten und das auf Python basierende Open Source Tool „disaggregator“ werden im Rahmen des Berichts vorgestellt.

Auf Basis der Aufarbeitung bestehender Methoden und Datenquellen wurde ein Modellierungsverfahren entwickelt, welches als eigenständiges Werkzeug zur freien Verfügung bereitsteht. Überdies stehen die auf Grundlage von realen Lastgangdaten entwickelten Branchenlastprofile sowie die weiteren Eingangsdaten und Ergebnisse der Modellierung zum Download bereit. Das Forschungsprojekt DemandRegio leistet damit einen wesentlichen Beitrag zur Forschungslandschaft der sektoralen, regionalen und zeitlich hochaufgelösten Modellierung der Energienachfrage. Es ergeben sich vielfältige Anknüpfungsmöglichkeiten zu bestehenden und zukünftigen Forschungsvorhaben der energiewirtschaftlichen Systemplanung. Eine Weiterentwicklung der Werkzeuge und Daten aus DemandRegio könnte eine Ausweitung auf weitere Energieträger und Sektoren, wie z. B. den Verkehrssektor, umfassen. Überdies besteht im Zuge der technologischen Durchdringung einzelner Endanwendungen, z. B. Wärmepumpen, im Verbrauchssektor der Bedarf, die Anwendungsebene in die Modellierung mit aufzunehmen, um zukünftige Entwicklungen differenzierter abbilden zu können. In diesem Zuge könnte auch eine Modellierung von räumlich und zeitlich hochaufgelösten Flexibilitätspotenzialen angeschlossen werden. Um die Anknüpfungsmöglichkeiten mit anderen Forschungsprojekten weiter zu erhöhen, könnten auch Nachfrageszenarien aus bestehenden Studien als auswählbare Parameterkonfigurationen für das weiterentwickelte Modellierungswerkzeug implementiert werden.

Summary

A system analytical evaluation of energy systems with a high proportion of supply-dependent renewable energies requires the application and further development of temporally and spatially high-resolution models. While extensive high-resolution models and data are already available in transparent form for the generation side, this does not apply equally to the energy demand side. However, the demand side is just as important as the generation side for answering research questions about the appropriate shape of the future German energy system.

The aim of the DemandRegio research project is to develop a uniform and transparent method for the temporal and spatial resolution of electricity and gas demand. The method will be implemented as a modeling tool and made available for free use together with harmonized input and result data. The publication is divided into three parts: The description of the procedure and the documentation of the results is provided in this report, the modeling toolkit is available open source for free use via GitHub at https://github.com/DemandRegioTeam/disaggregator and the input data sets can be accessed as open data at http://opendata.ffe.de/project/demandregio/. The sub-sector electricity load profiles created on the basis of real load profile data are also available at https://www.er.tu-berlin.de/menue/forschung/abgeschlossene_forschungsvorhaben/demandregio/ available.

Energy demand modeling is often based on linking real energy consumption data with model parameters that act as demand drivers. In the international literature, there is a broadly based model landscape, which, in addition to classical statistical and engineering methods, increasingly makes use of machine learning methods. Physically oriented bottom-up procedures are comparatively seldom found here. In the national literature, the representation of regionally resolved energy consumption has always been the subject of various studies. These differ in terms of their spatial resolution - from individual buildings to districts or network regions - and their geographical coverage - individual cities, federal states or Germany - and the methods used - measurement data, statistical data or remote sensing data. In most cases, however, the results are only available for individual years and are often not freely accessible.

Besides a suitable method, the availability of high-quality input data in sufficient resolution is an equally important prerequisite for the success of energy demand modeling. The necessary data include information on energy consumption on the one hand and on the other hand energy demand determining parameters such as technical, socio-economic, demographic or meteorological data. In an analysis of the data landscape of the German energy industry, an increased need for consumption data with temporal and spatial resolution was explicitly identified. In the present project, the public data sets of the Working Group on Energy Balances, the Environmental Economic Accounts, the annual survey on energy use, the Working Group of the Federal States on Energy Balances, the Federal Employment Agency, the 2011 Census, the Time Use Survey, weather data from the German Weather Service and some other sources are used. In addition, real electricity and gas load profiles from various companies (approx. 1,000 load profiles) are included.

The regional resolution of the results is done on three levels: Germany as a whole, the federal states and counties or NUTS-3 regions. The modelling is done on the level of the districts or NUTS-3 regions, coarser resolutions serve as model input and for plausibility checks of the results. The temporal resolution is mainly quarter-hourly, with the exception of gas consumption in the sector GHD. The modeling tools also support a time horizon from the year 2000 up to and including 2035.

The mapping of the spatially resolved electricity demand of private households can be based on two main quantities: the number of inhabitants and the number of households per region. Furthermore, it can be seen that the available household income has a visible effect on electricity consumption. In Germany, the gas demand of private households is mainly used for space heating and - to a lesser extent - for water heating; the use as energy source for cooking applications plays only a minor role, however. Accordingly, the living space to be heated and other building pallets are particularly relevant for the spatial distribution of gas demand.

The hourly resolution of these now spatially resolved annual totals for private households can be determined for electricity and gas demands with the help of standard load profiles. Furthermore, the electricity demand can alternatively be carried out with the help of distribution keys based on a time-use survey. While standard load profiles have been used in the energy industry for decades and are therefore considered state of the art, the derivation of profiles based on time use data is more complex and therefore less common. The temporal projection is based on forecasts of the most relevant energy-demand determining factors, i.e. the calculated future electricity demand is based on population prospects and the gas demand is based on living space prognoses.

The modeling of the industrial and GHD sector is done in two steps. First, a spatial resolution of electricity and gas consumption on the level of the districts is realized. For this purpose, regionally differentiated specific consumptions per economic sector are formed on the basis of employees subject to social insurance contributions. These quantities are then used to calculate

The temporal modelling is initially depicted using a basic approach based on generic load profiles. Here, standard load profiles are used for the GHD sector and two-stage load profiles based on operating shift regimes are used for the industry sector. Subsequently, the extended approach uses sub-sector load profiles that are derived from a large number of real measurement data using a multiple regression method. These sub-sector load profiles close some data gaps and update partially outdated standard load profiles.

The methods for generating the temporally and spatially highly resolved results have been fully implemented in Python and are available for free use in the modeling tool "disaggregator" on GitHub. Users can use the tool to generate electricity and gas load profiles for specific industries and regions and, for the industrial sector, also separately consider the consumption from industrial electricity and heat production.

At the federal level, the spatial validation shows a very good agreement with values from other publications, such as BMWi, UBA or AGEB. At the federal state level, the industrial sector is very well covered by the data from the working group on energy balances. For the GHD sector,

there is no agreement for some federal states, although this is due to data gaps and different definitions of the GHD sector.

In the validation of the temporal resolution the good accuracy of the overall model result of the power consumption could be demonstrated. Using the developed ZVE profile for household customers as well as the sub-sector load profiles in the GHD and industrial sector, the accuracy of the model was again significantly improved compared to the basic approach. By means of company shift profiles and sub-sector load profiles, DemandRegio provides a differentiated and updated data basis for the industry-specific modeling of high-resolution power consumption.

The results of DemandRegio are available as free and licensed data sets on various data portals and with various access options. This concerns not only energy consumption but also input data, such as regional statistics. The user is free to use the results of DemandRegio directly as well as to add his own data sets and generate his own results. The DemandRegio project cannot already provide results for all questions, but with the totality of models and data it provides a good starting point for third-party analyses. The structure of the database, the different access possibilities and the Python-based O-pen source tool "disaggregator" are presented in the report.

Based on the processing of existing methods and data sources, a modelling procedure was developed, which is available as an independent tool for free use. Furthermore, the branch load profiles developed based on real load curve data as well as the further input data and results of the modelling are available for download. The DemandRegio research project thus makes a significant contribution to the research landscape of sectoral, regional and temporally high-resolution modeling of energy demand. There are various possibilities to connect to existing and future research projects in energy system planning. A further development of the tools and data from DemandRegio could include an extension to other energy sources and sectors, such as the transport sector. Moreover, as the technology of individual end applications, e.g. heat pumps, becomes more widespread in the consumption sector, there is a need to include the application level in the modelling in order to be able to depict future developments in a more differentiated manner. In this context, a modelling of spatially and temporally highly resolved flexibility potentials could also be connected. In order to further increase the possibilities of linking up with other research projects, demand scenarios from existing studies could also be implemented as selectable parameter configurations for the further developed modeling tool.

1 Einleitung

Die Bundesregierung verfolgt mit der Energiewende das Ziel die deutschen Treibhausgasemissionen bis zum Jahr 2050 gegenüber 1990 um mindestens 80 % zu senken. Maßnahmen zur Erreichung dieses Ziels sind insbesondere der Ausbau erneuerbarer Energien und die Steigerung der Energieeffizienz.

Aus systemanalytischer Perspektive besteht eine wesentliche Herausforderung in der Bewertung solcher Transformationsstrategien in der adäquaten Berücksichtigung des dargebotsabhängigen Charakters der erneuerbaren Energieerzeugung. Dazu werden sowohl in der wissenschaftlichen Community als auch in Unternehmen der Energiebranche Modelle mit hoher zeitlicher und räumlicher Auflösung entwickelt. Solche Modelle werden beispielsweise zur Identifikation erforderlicher Netzausbaumaßnahmen im Strom- und Gasnetz verwendet (s. Netzentwicklungsplan Strom 2019-2030 [1] und Netzentwicklungsplan Gas [2]). Liegen auf der Erzeugungsseite der erneuerbaren Energien bereits umfangreiche hochaufgelöste Informationen und Daten in transparenter Form vor, so gilt dies nicht für die Energienachfrageseite. Zur Beantwortung von Forschungsfragen rund um eine geeignete Gestalt des zukünftigen deutschen Energiesystems ist diese jedoch ebenso bedeutend wie die Erzeugungsseite. Aktuelle Studien (z. B. die Szenariorahmen der Netzentwicklungspläne Strom und Gas) nutzen für die zeitliche und räumliche Auflösung von Strom- und Gasnachfragen sehr unterschiedliche Verfahren, energienachfragebestimmenden Größe (ENaG) sowie Standardlastprofile. Für die räumliche Auflösung sind insbesondere repräsentative energiebedarfsbestimmende Kenngrößen von großer Relevanz, da sie die Schlüsselgrößen für die Disaggregation der sektoralen und branchenspezifischen Strom- und Gasverbräuche sind. Welche Verfahren und Kenngrößen sich dazu am besten eignen, ist derzeit nicht bekannt.

Ein weiteres Problem stellt die Fortschreibung räumlich und zeitlich aufgelöster Energienachfragen in Zukunftsprojektionen dar. In vielen modellgestützten Analysen, in denen eine räumliche und zeitliche Auflösung der Strom- und Gasnachfragen erfolgt, liegen Verbrauchs- und Verhaltensmuster zugrunde, die auf historischen Daten der letzten Jahre basieren. Für in die Zukunft gerichtete Energieprojektionen werden diese Muster in aller Regel beibehalten und unverändert fortgeschrieben. Für Langzeitprognosen oder Energieszenarien, die Zeiträume von mehreren Dekaden in den Blick nehmen, erscheint diese Vorgehensweise fragwürdig, da davon auszugehen ist, dass sich soziodemographische Größen (z. B. Haushaltsgrößen, Haushaltseinkommen, Einwohnerzahlen in den Regionen) oder Industriestrukturen (z. B. regionale Verteilung von Beschäftigten, Produktportfolio) ändern werden. Gleiches gilt für die Trends von heutigen Tagesgang-Lastprofilen. Hier ist davon auszugehen, dass z. B. ein verändertes Nutzerverhalten die Tagesgänge ändern wird.

Als Ziel des Vorhabens DemandRegio gilt die Entwicklung eines einheitlichen und transparenten Verfahrens zur zeitlichen und räumlichen Auflösung der Strom- und Gasnachfrage (letztere bedingt sich insbesondere durch die Wärmenachfrage). Hieraus werden energiebedarfsbestimmende Größen zur regionalen Auflösung und charakteristische Lastprofile abgeleitet. Dazu werden Modelleingangsdaten harmonisiert, was Unsicherheiten reduziert und die Vergleichbarkeit von Modellergebnissen stärkt. Die Eingangs- und Ergebnisdaten werden im Rah-

men einer frei zugänglichen Datenbank öffentlich als *Open Data* zur Verfügung gestellt. Weiterhin wird eine Software entwickelt, mit der Interessierte räumlich und zeitlich hochaufgelöste Energienachfragen nach Strom und Gas ermitteln können. Die Veröffentlichung der genutzten Programmcodes erfolgt Open Source mit der *GNU General Public License v3.0*.

1.1 Aufbau des Berichts

In Kapitel 2 wird zunächst ein Überblick über den aktuellen Stand über den Themenkomplex der Disaggregationen von energetischen Nachfragen gegeben. Dazu werden zuerst für das Themengebiet wichtige Begriffe sowie zentrale Konzepte erklärt, danach folgt ein Überblick über internationale sowie nationale Literatur und zuletzt wird die Datenlage innerhalb der deutschen Energiewirtschaft beschrieben.

In Kapitel 3 erfolgt die Beschreibung der Methodik im Bereich der privaten Haushalte. Dazu wird zunächst die Verbrauchergruppe abgegrenzt sowie deren Endenergiebedarf analysiert. Danach erfolgt die konkrete Darstellung der Disaggregationsmethoden; zunächst räumlich und danach zeitlich. Zuletzt wird die angesetzte Methodik der Fortschreibung von derzeitigen Werten (d. h. denen des Basisjahrs 2015) in Projektionswerte der Zukunft (d. h. denen des Zieljahres 2030) erklärt.

In Kapitel 4 erfolgt die Beschreibung der Vorgehensweise der zeitlich und räumlich hochaufgelösten Modellierung des Endenergieverbrauchs für die Sektoren Gewerbe, Handel, Dienstleistungen (GHD) sowie Industrie. Dafür werden zunächst Vorüberlegungen zu den Verbrauchergruppen, Energienachfragebestimmenden Größen, dem Mengengerüst sowie der räumlichen und zeitlichen Auflösung des Endenergieverbrauchs beider Sektoren angestellt. Zudem erfolgt eine detaillierte Beschreibung der Eingangsgrößen. Anschließend wird das Verfahren zur räumlichen Auflösung, das generische Verfahren der zeitlichen Auflösung sowie das Realdatenbasierte Verfahren der zeitlichen Auflösung des Strom- und Gasverbrauchs vorgestellt. Zuletzt wird die angesetzte Methodik der Fortschreibung derzeitiger Verbrauchswerte auf Basis fortgeschriebener Angaben sozialversicherungspflichtig Beschäftigter beschrieben.

In Kapitel 5 werden zunächst die Ergebnisse einer deutschlandweit aggregierten Gesamtübersicht vorgestellt. Diese Ergebnisse werden anschließend detailliert im Rahmen der räumlich hochaufgelösten Modellierung. Die Ergebnisse der zeitlich hochaufgelösten Modellierung werden zum einen unter Verwendung von Standardlastprofilen und entwickelten Betriebsschichtprofilen vorgestellt; zum anderen werden die auf Basis von Realdaten erstellten Branchenlastprofile vorgestellt. Im Anschluss daran werden die Ergebnisse der Fortschreibung der Energienachfragen vorgestellt. Zuletzt werden die Gesamtergebnisse der räumlichen und zeitlichen Auflösung der Sektoren private Haushalte, Industrie und GHD plausibilisiert und validiert anhand von Realdaten.

Das Kapitel 6 stellt die Nutzungsmöglichkeiten der in diesem Forschungsprojekt ermittelten Daten und Methoden dar. Dazu gliedert es sich einmal in die Nutzung der offenen Datenbank sowie der offenen Programmcodes.

Der Bericht schließt in Kapitel 7 mit einem Fazit und einem Ausblick.

2 Aktueller Stand

Im nachfolgenden Kapitel 2 wird ein Überblick über den aktuellen Stand über den Themenkomplex der Disaggregationen energetischer Nachfragen gegeben. Dazu werden zuerst für das Themengebiet wichtige Begriffe sowie zentrale Konzepte eingeführt, danach folgt ein Überblick über internationale sowie nationale Literatur und zuletzt wird die Datenlage innerhalb der deutschen Energiewirtschaft beschrieben.

2.1 Begriffsbestimmungen und zentrale Konzepte

Nachfolgend werden die zugrundeliegenden Konzepte abgehandelt, die bei der räumlichen und zeitlichen Modellierung von Energieverbräuchen wesentlich sind. Dabei wird zunächst auf Energienachfragebestimmende Größen eingegangen als Treiber der Energienachfrage. Im Anschluss werden Methoden der Modellierung von Energieverbräuchen eingeführt. Zuletzt werden die Begriffe der räumlichen und zeitlichen Auflösung im Kontext der Energienachfrage begrifflich eingeführt.

2.1.1 Energienachfragebestimmende Größen

Die Abbildung von Energieverbräuchen in Modellen z. B. zur Prognose, bedient sich entsprechender Eingangsgrößen, die als „Treiber“ bzw. „Prädiktoren“ für den modellierten Energieverbrauch fungieren. Diese werden als energienachfragebestimmende Größen (ENaG) bezeichnet. Typische Beispiele sind Wetterdaten oder Kalenderinformationen, wie Uhrzeit oder Wochentage. In Modellen wird häufig zunächst ein Zusammenhang zwischen den ENaG und der Energienachfrage untersucht und dann anschließend als gegeben vorausgesetzt. Neben den externen Parametern wie Wetterdaten oder Kalenderinformationen (z. B. über Feiertage) sind auch beschreibende Parameter des energieverbrauchenden technischen Systems relevant, wie z. B. die Beschaffenheit einer Gebäudehülle oder die Soll-Temperatur eines Industriellen Prozesses.

Im Zuge einer systematischen Literaturanalyse[1] wurden die am häufigsten verwendeten ENaG aus 205 englischsprachigen Artikeln, die zwischen 2015 und 2018 zum Thema Modellierung von Energienachfrage veröffentlicht wurden, untersucht. Die ENaG wurden erhoben und anschließend in Kategorien zusammengefasst. Eine Übersicht stellt Tabelle 2.1 dar.
Die überwiegende Anzahl der ENaG sind in ihrer Rolle als Treiber von Energienachfrage selbsterklärend. Historische Energiebedarfszeitreihen als Nachfragetreiber zu bezeichnen fällt zunächst schwer, da dieser Begriff Daten beschreibt, die im zu modellierenden Zeitraum bekannt sind oder als bekannt angenommen werden (z. B. Wettervorhersagen). Allerdings ist historischer Energiebedarf sehr wohl Input von Modellen und stellt sogar die wohl wichtigste

[1] Der Artikel befindet sich aktuell im Publikationsprozess und wird voraussichtlich im 3. Quartal 2020 im Journal Energies unter dem Titel „Modelling Final Energy Demand – A Systematic Literature Review“ erscheinen

Eingangsgröße dar. Die Ergebnisse der Literaturanalyse werden im Kapitel 2.2.1 Literaturüberblick international dargestellt.

Tabelle 2.1: Energienachfragebestimmende Größen in Modellen

Modell Inputs	Beispiele
Historischer Energiebedarf	Historischer Strom-, Wärme-, Kälte- oder Erdgasbedarf
Wetterdaten	Außentemperatur, Luftdruck, Kühl- und Heizgradtage, Luftfeuchtigkeit, Strahlungsdaten, Windgeschwindigkeit
Kalenderinformationen	Tageszeit, Wochentag, Monat, Feiertage, Brückentage, Jahreszeiten, Arbeitstag, Arbeitszeiten
Demographische oder sozioökonomische Daten	Indizes der menschlichen Entwicklung, Bevölkerung, Anzahl der Bewohner/ Gebäude/Wohnungen, Alter, Geschlecht, Bildung, Kindersterblichkeit, BIP, BNE, Produktionsniveau, Einkommen, Import- und Exportniveau einer Region
Informationen über das technische System	Gerätedaten: Inventar und Anzahl der Geräte, Wirkungsgrad, Materialeigenschaften, Luftaustauschverhältnis, Durchflussrate, Auslass-/Einlasstemperaturen, Nennleistung der Geräte, Impedanz Gebäudedaten: Gebäude-/ Wohnfläche, Anzahl der Zimmer, Transmissionsfaktor, Gebäudetyp, Gebäudealter, Effizienzklasse, Gebäudegeometrie, Sanierungsstatus, Fensterfläche, Baumaterial, Raumtemperatur, Raumluftfeuchtigkeit
Nutzungs- und Verhaltensdaten	Daten aus Zeitverwendungserhebung, Gebäudenutzung (Hauptwohnsitz, Miete, Eigentum usw.), Belegungs-/Aktivitätsmuster, Betriebs-/Nutzungszeit von Geräten
Energiepreise	Strom- und Gaspreise, Tarife, Zahlungsmodalitäten

2.1.2 Methoden

Zur Modellierung von Energieverbräuche, z. B. zum Zwecke einer Prognose oder zur Erstellung eines Szenarios, steht ein breites Spektrum unterschiedlicher Methoden zur Auswahl. Im Zuge der oben erwähnten systematischen Literaturanalyse, wurden 205 englischsprachige Artikel aus Fachzeitschriften untersucht und unter anderem deren verwendete Methoden erfasst. Im Folgenden werden die Einzelnen Methodenkategorien eingeführt und anschließend jeweils in den Kontext des Forschungsprojektes gesetzt. In der Literatur existiert eine Vielzahl von Kategorisierungen und Beschreibungen von Methoden zur Energienachfragemodellierung [3]–[9]. Inspiriert von den genannten Publikationen wird die folgende Taxonomie vorgeschlagen. Alle Methoden der folgenden fünf Kategorien können durch Techniken zur Datenaufbereitung oder -transformation, ergänzt werden.

- statistische Verfahren
- Verfahren des maschinellen Lernens (ML)
- Verfahren mit Berücksichtigung von Unsicherheit

- metaheuristische und
- ingenieursbasierte Methoden

Innerhalb der **statistischen Methoden** wird zwischen Modellen zur Regression und Modellen zur Zeitreihenanalyse unterschieden. Der Begriff Regression ist dabei mehrdeutig, da er einerseits ein mathematisches Problem beschreibt, nämlich die Approximation einer Funktion zur Abbildung von numerischen Eingangsvariablen auf numerischen Ausgangsvariablen, und andererseits eine Kategorie von Methoden bezeichnet, die zur Lösung dieser Probleme verwendet werden kann. Die jeweiligen Regressionsmodelle verwenden unterschiedliche Algorithmen, um das eingebettete Approximierungsproblem zu lösen, d.h. die optimalen Werte für die Regressionsparameter zu finden. Dabei ist die Methode der kleinsten Quadrate (OLS) die gebräuchlichste und kommt insbesondere für die lineare Regression zum Einsatz. Bei der Zeitreihenanalyse (TSA für engl.: *time series analysis*) werden Vorhersagen aus einer historischen Zeitreihe von Energieverbrauchsdaten abgeleitet. Es existieren univariate Zeitreihenmodelle, wie die autoregressiven Modelle der gleitenden Mittel (ARMA), die im Kern ebenfalls lineare Regressionsmodelle darstellen, da zukünftige Werte auf Basis früherer Werte geschätzt werden. Zu den Erweiterungen dieses Modellansatzes zählen das integrierte ARMA (ARIMA)-Modell für nicht-stationäre Zeitreihen, die SARIMA-Modelle zur Behandlung von Saisonalität und ARMAX zur Einbeziehung externer Variablen [7], [8]. Zur Kategorie der Zeitreihenmodelle gehören auch Modelle zur exponentiellen Glättung und autoregressive bedingt heteroskedastische Zeitreihenmodelle (ARCH).

Die nächste Kategorie umfasst Algorithmen des **maschinellen Lernens** (ML), die bei der Modellierung und Vorhersage des Energiebedarfs ebenfalls breite Anwendung finden. Innerhalb dieser Kategorie von Methoden lassen sich die folgenden beiden Unterkategorien unterscheiden [10]. Die erste Unterkategorie umfasst Algorithmen, die einem überwachten Lernansatz folgen (englisch supervised learning) und häufig für Regressionsprobleme, im Falle numerischer Variablen, und Klassifizierungsprobleme, im Falle kategorialer Variablen, verwendet werden [11]. Solche Algorithmen verwenden Trainingsdatensätze mit denen die Ergebnisse des Lernprozesses mit richtigen Ergebnissen verglichen werden. Innerhalb dieser Unterkategorie sind künstliche neuronale Netze (KNN), instanzbasierte Algorithmen (z. B. Support-Vektor-Maschinen), Entscheidungsbäume, Bayessche Algorithmen und Ensemble-Lernen gängige Methoden. Die zweite Unterkategorie der ML-Algorithmen folgt einem Ansatz des unüberwachten Lernens (englisch unsupervised learning) und wird häufig bei Clustering-Probleme angewandt. Diese Algorithmen erkennen Strukturen in einem Eingabedatensatz, z.B. durch das Auffinden von Ähnlichkeiten. Gebräuchlich sind Clustering-Algorithmen sowie Algorithmen zur Dimensionsreduktion [12]. ML- und TSA-Methoden werden häufig durch Hilfstechniken zur Aufbereitung und Zerlegung von Datensätzen ergänzt. Dazu gehören mathematische Transformationen zur Signalzerlegung, z.B. um weißes Rauschen aus einer Zeitreihe zu extrahieren. Zu den gängigen Techniken gehören Wavelet-, Fourier- und Box-Cox-Transformationen, die teilweise auch den Methoden des unüberwachten Lernens zugeordnet werden können.

Die Kategorie der **metaheuristischen Methoden** umfasst evolutionäre Algorithmen, die Mechanismen nachahmen, die von biologischen Prozessen inspiriert sind, wie Reproduktion, Mutation, Rekombination und Selektion [5, S. 306]. Sie werden vor allem im Rahmen von hybriden

Modellen verwendet, z.B. durch die Einführung alternativer Algorithmen, wie der Partikelschwarmoptimierung, in die Lernphase von überwachten Lerntechniken oder durch die Optimierung von Modellparametern durch einen evolutionären Prozess, wie im Falle von genetischen Algorithmen [13]. Die Implementierung eines metaheuristischen Algorithmus in eine bestehende ML-Technik stellt jedoch einen fortgeschrittenen Modellaufbau dar, der zusätzliches Wissen und zusätzlichen Aufwand erfordert, der durch verbesserte Ergebnisse gerechtfertigt werden muss.

In den letzten Jahren haben sich für die Abschätzung zukünftiger Energieverbräuche, insbesondere elektrischer Last, **Modelle zur Abbildung von Unsicherheit** etabliert. Traditionell liefern die meisten Methoden Punktangaben (im Gegensatz zu Intervallangaben), die für jeden zukünftigen Zeitschritt einen konkreten Wert ergeben, der den erwarteten Energieverbrauch darstellt. In den letzten Jahrzehnten hat sich daneben die Lastprognose unter Berücksichtigung von Unsicherheit etabliert, vor allem in Form der Fuzzy-Mathematik. Innerhalb der Verfahren zur Abbildung von Unsicherheit existieren mehrere Unterkategorien. Stochastische Modelle leiten statistische Gesetzmäßigkeiten aus historischen Datensätzen ab und formulieren diese mittels probabilistischer Aussagen aus der Wahrscheinlichkeitstheorie [14]. Methoden der Fuzzylogik verwenden Zugehörigkeitsfunktionen, um die Unschärfe der Ausprägung einer Eigenschaft („etwas“, „ziemlich“, „stark“) mathematisch möglichst präzise auszudrücken. Die Theorie der grauen Systeme (englisch Grey system theory) konzentriert sich auf die Unsicherheit durch unvollständige Informationen und kleine Stichproben, was für stochastische Modelle, die auf großen Datenstichproben beruhen, schwierig zu handhaben ist. Die Rough Set-Theorie stützt sich auf eine Intervalldarstellung von unteren und oberen Approximationen für die Attribute eines Objekts und dient der Erstellung einer Klassifikation von Objekten unter Unsicherheit [15, S. 97–98].

Schließlich gibt es die **ingenieurwissenschaftlichen Methoden**, die Energienachfragemodelle aus einer Bottom-up-Darstellung der energieverbrauchenden Einheit ableiten. Diese Eigenschaft stellt einen grundlegenden Unterschied zu den anderen Techniken dar, da sie oft eine detaillierte Darstellung der Input-Output-Beziehungen auf der Grundlage der physikalischen Gesetze beinhaltet [3], [6], [16]. Dies steht im Gegensatz zu den ML- und statistischen Methoden, die mithilfe von Algorithmen der Grundlage von historischen Datensätzen Beziehungen zwischen dem Energieverbrauch (Output) und seinen Treibern (Input) ableiten. Ingenieurswissenschaftliche Methoden eignen sich zur Modellierung von Verbräuchen unterschiedlicher Energieträger und kommen explizit bei Gebäude-, Netz und Prozesssimulationen zum Einsatz. Überdies können sie auch mit verschiedenen anderen Ansätzen kombiniert werden, etwa mit Verfahren zur Abbildung von Unsicherheit [17].

Neben einer Unterscheidung nach Methodenkategorien wird in der Literatur häufig nach der Art des Ansatzes differenziert, der Top-Down- oder Bottom-Up gestaltet sein kann.

Bottom-up-Modellierungsansätze basieren auf dem Grundgedanken, vom Spezifischen („bottom“) hin zum Allgemeinen („up“) zu modellieren. Im Hinblick auf die Energienachfragemodellierung bezieht sich „bottom“ auf die detaillierte Analyse einzelner Verbrauchseinheiten, wie z. B. Branchen, Technologien und Produktionsprozesse. Die detaillierten und branchenspezifischen Energienachfragemuster können dann auf die Gesamtheit der Energienachfrage

(beispielsweise je Branche oder je regionaler Einheit) skaliert werden. Der Vorteil des Ansatzes basiert auf dem hohen Detailgrad, der eine hohe Flexibilität der Modellierung ermöglicht, beispielsweise bei der Abbildung von Strukturbrüchen innerhalb einzelner Branchen. Andererseits erfordert der Bottom-Up-Ansatz eine umfangreiche Datenbasis über verbraucherspezifischen Charakteristika, eingesetzten Technologien und Prozesse. Je nach Umfang des Systems, z.B. der abzubildenden Branche, können die Datenanforderungen so umfangreich werden, dass eine zweckmäßige Umsetzung der Modellierung häufig auf einer vereinfachten Betrachtung des Systems beruht.

Top-Down-Modellierungsansätze beschreiben dagegen ein Vorgehen, das vom Allgemeinen („Top“) hin zum Spezifischen („Down“) gerichtet ist. Die Analyse wird auf Grundlage regional und zeitlich aggregierter Daten durchgeführt, zu denen z. B. Veröffentlichungen der statistischen Ämter, aggregierte Lastgänge und Trendkurven gehören. Die Stärke des Top-Down-Ansatzes liegt in seiner relativ einfachen Anwendung, insbesondere für langfristige Prognosen. Allerdings werden aufgrund der Abhängigkeit von historischen Daten auch die historischen Strukturen in die Energienachfrageprognosen übernommen. Demgemäß lassen sich strukturelle Brüche in den Mustern der Energienachfrage nicht ohne weiteres abbilden.

2.1.3 Räumliche und zeitliche Auflösung

Eine systemanalytische Bewertung von Energiesystemen mit einem hohen Anteil erneuerbarer dargebotsabhängiger Einspeisung erfordert die Anwendung von zeitlich und räumlich hochaufgelösten Modellen. Im Zuge des stetig wachsenden technologischen Portfolios in Verbindung mit einem Trend zur dezentralen Betrachtungsweise des Energiesystems, wächst insbesondere die Bedeutung von hochaufgelösten und qualitativ hochwertigen Datensätzen zum Energieverbrauch. Im folgenden Abschnitt wird erläutert, was die Autoren unter hoher zeitlicher und räumlicher Auflösung im Hinblick auf typische Fragestellungen der Energiesystemanalyse verstehen und welche Bezeichnungen gewählt werden.

2.1.3.1 Räumliche Auflösung nach AGS-Systematik

Der Amtliche Gemeindeschlüssel (AGS) dient zur eindeutigen Identifizierung von Gemeinden in Deutschland. Der AGS ist keine Zahl, sondern eine Ziffernfolge. Die ersten beiden Stellen bezeichnen das Bundesland, die ersten fünf Stellen entsprechen dem Kreisschlüssel. Auch eine achtstellige Schreibweise von Kreisschlüssel ist gebräuchlich:

Beispiel:	09 179 142	Olching
	09 179	Landkreis Fürstenfeldbruck
	09 179 000	Landkreis Fürstenfeldbruck
	11 000	Berlin
	11 000 000	Berlin

Die uneinheitlichen Schreibweisen wie auch die führende Null können bei der Datenverarbeitung zu Problemen führen. Eine Speicherung der AGS als Text ist erforderlich, viele Programme führen jedoch eine automatische Umwandlung in eine Zahl durch. Darum werden die

Ergebnisse des Forschungsvorhabens über eine aus dem Kreisschlüssel abgeleitete Zahl bereitgestellt. Diese Zahl wird im Folgenden als „id_ags“ bezeichnet und kann durch eine einfache Rechenoperation aus dem Kreisschlüssel bzw. der AGS gebildet werden:

Beispiel:	09 179 142	Olching	9.179.142
	09 179	Landkreis Fürstenfeldbruck	9.179.000
	09 179 000	Landkreis Fürstenfeldbruck	9.179.000
	11 000	Berlin	11.000.000
	11 000 000	Berlin	11.000.000

Im Rahmen von DemandRegio werden auch Daten (Energieverbrauch und Indikatoren) für verschiedene Jahre bereitgestellt. Dabei ist zu beachten, dass sich durch Kreisreformen die Anzahl der Landkreise und kreisfreien Städte in Deutschland seit dem Jahr 2000 von 442 auf 402 im Jahr 2015 gesunken ist, vgl. Abbildung 2.1. Durch die Zusammenlegung der Landkreise Osterode und Göttingen beträgt die Anzahl der Landkreise seit dem 1. November 2016 nur noch 401.

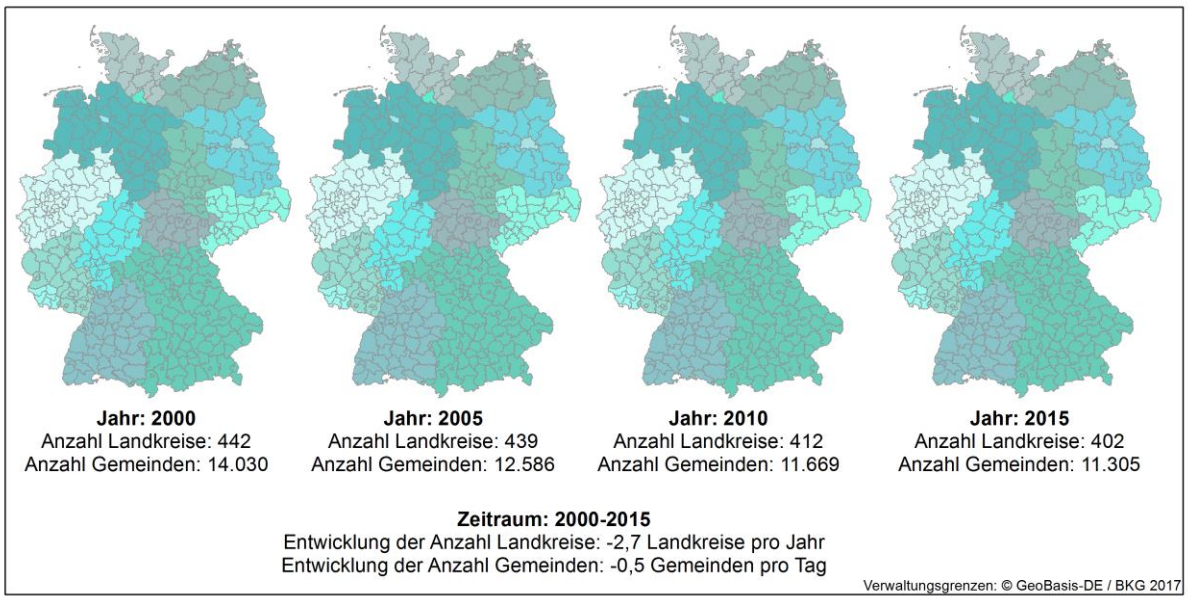


Abbildung 2.1: Zeitliche Entwicklung der Landkreise und Bundesländer

Soweit möglich werden die Ergebnisse unverändert oder umgeschlüsselt auf 402 bzw. 401 Landkreise zur Verfügung gestellt: Der Abruf über die nachfolgenden URLs wird im Rahmen von Kapitel 6 vorgestellt:

- Unveränderte Daten: http://opendata.ffe.de:4000/demandregio_spatial
- 402 Landkreise (bis 11/2016): http://opendata.ffe.de:4000/v_demandregio_spatial_lk402
- 401 Landkreise (ab 11/2016): http://opendata.ffe.de:4000/v_demandregio_spatial_lk401

2.1.3.2 Räumliche Auflösung nach NUTS-Systematik

NUTS (frz. *Nomenclature des unités territoriales statistiques*) bezeichnet eine aus vier Ebenen bestehende, hierarchische Systematik zur eindeutigen Identifizierung und Klassifizierung von Gebieten in den Mitgliedstaaten der Europäischen Union. Für Deutschland gilt folgendes:

- NUTS-0: **Nationalebene**, erste zwei Stellen des NUTS-Codes
  Beispiel: Deutschland ≙ DE
- NUTS-1: **Bundeslandebene**, erste drei Stellen des NUTS-Codes
  Beispiel: Nordrhein-Westfalen ≙ DEA
- NUTS-2: (ehemalige) **Regierungsbezirke**, erste vier Stellen des NUTS-Codes
  Beispiel: Regierungsbezirk Köln ≙ DEA2
- NUTS-3: **Kreise und kreisfreie Städte (=Landkreise)**, fünf Stellen des NUTS-Codes
  Beispiel: Stadt Bonn ≙ DEA22

Im Zuge von Gebietsreformen kommt es jedoch europaweit immer wieder zu Veränderungen (beispielsweise indem Städte und/oder Kreise verschmelzen, dabei neue Gebiete entstehen und Alte aufgelöst werden). Aus diesem Grunde muss auch die NUTS-Systematik regelmäßig (bisher alle drei bis vier Jahre) überarbeitet und angepasst werden. In der derzeit, d. h. seit dem 01.01.2018 gültigen NUTS-2016 Klassifikation gibt es in Deutschland 16 Bundesländer (NUTS-1-Regionen), 38 Regierungsbezirke (NUTS-2-Regionen) und 401 Kreise und kreisfreie Städte (NUTS-3-Regionen). Diese wird am 01.01.2021 durch die NUTS-2021-Klassifikation abgelöst. [18]

Die Zuordnung eines NUTS-Codes zu den Landkreisen (`id_ags`) erfolgt über folgende Tabelle:

http://opendata.ffe.de:4000/t_nuts3_lk

Diese Zuordnungstabelle enthält 403 Einträge. Für die 400 unveränderten Landkreise des Jahres 2016, die zwei aufgelösten Landkreise Osterode und Göttingen und dem neuen Landkreis Göttingen. Damit bildet DemandRegio sowohl die NUTS-2013 als auch die NUTS-2016 Klassifikation ab.

2.1.3.1 Zeitliche Auflösung

Unter der zeitlichen Auflösung der Modellierung werden die kleinstmöglichen wiederkehrenden Zeitintervalle verstanden, die mittels Modelloutput beschrieben werden können. Die zeitliche Auflösung ist dabei abzugrenzen vom zeitlichen Horizont, der seinerseits eine konkrete zukünftige oder vergangene Zeitspanne beschreibt, die im Modelloutput abgebildet werden soll. Typische zeitliche Auflösungen energiesystemanalytischer Modelle bewegen sich von jährlichen (niedrige Auflösung) über täglichen bis hin zu stündlichen (hohe Auflösung) und sekündlichen (sehr hohe Auflösung) Zeitintervallen. Zeitlich niedriger aufgelöste Energiesys-

temmodelle sind typischerweise mit einem langen Modellierungshorizont von mehreren Jahren oder Jahrzenten verbunden, wohingegen der zeitliche Horizont hoch aufgelöster Energiesystemmodelle mit sehr viel kürzeren Zeitspannen verbunden ist.

Die Erstellung zeitlich hochaufgelöster Modelle im Forschungsprojekt DemandRegio richtet sich nach den für Strom- und Gassystem regulatorisch vorgegebenen Zeitintervallen der registrierenden Leistungsmessung (§55 bzw. §58 Messstellenbetriebsgesetz). In DemandRegio wird die Stromlast folglich in viertelstündlicher Auflösung und die Gaslast in stündlicher Auflösung abgebildet.

2.2 Literaturüberblick

Im folgenden Abschnitt werden die bestehenden Modellansätze aus internationaler und nationaler Literatur vorgestellt.

2.2.1 Literaturüberblick international

Energienachfrage ist ein dimensionierender Parameter für die Planung und Auslegung von Energiesystemen. Sie dient allerdings nicht nur als Eingangswert für Energiesystemmodelle, sondern ist selbst Gegenstand zahlreicher Untersuchungen. Tatsächlich existiert ein ganzes Forschungsfeld rund um die Frage, wie der Verbrauch von Energie auf verschiedenen Skalen, von der globalen Ebene bis hinunter zu einem einzelnen Gerät, modelliert werden kann [5], [8].

Aufgrund der hohen Relevanz existiert ein ständiger Strom wissenschaftlicher Veröffentlichungen zum Thema Modellierung von Energienachfrage. Im Jahr 2009 waren im "Web of Science" 23 englische Artikel indexiert, die "energy demand " und "model" im Titel trugen[2]. Im Jahr 2019 war diese Zahl auf 207 angestiegen.

Bei der Suche nach einem geeigneten Modellansatz für ihre Forschungsfrage müssen die Forscher*innen überlegen, welchen Methoden geeignet und welche ENaG erforderlich und verfügbar sind. Die Qualität und Verfügbarkeit von Daten spielt hierbei eine immer wichtigere Rolle, da die Fragen der Energiesystemplanung zunehmend detailliertere und umfassende Analysen erfordern. Ein Beispiel sind Forschungsfragen zur Gestaltung lokaler integrierter Energiesysteme unter Einbeziehung mehrerer Energieinfrastrukturen, z.B. für Strom und Gas [19]. Folglich steigt der Bedarf an Modellen und Daten mit hoher zeitlicher und räumlicher Auflösung über mehrere Energieträger und Sektoren hinweg [20]. Die wachsende Menge an Smart-Meter-Daten in Kombination mit der Weiterentwicklung der Modellierungsansätze und der wachsenden Rechenleistung sind dabei treibende Kräfte dieser Entwicklung [8].

Die Modellierung von Energienachfrage liefert relevante Informationen für die Entscheidungsfindung aller Akteure in der Wertschöpfungskette der Energieversorgung. Bei einer Analyse von 72 Artikeln hinsichtlich der Anwendung und Zielgruppe der jeweiligen Forschung konnten

[2] Die Suchabfrage beinhaltete auch "Energieverbrauch" als Synonym für "Energienachfrage".

13 verschiedene Anwendungsbereiche für Energienachfragemodelle identifiziert werden. Tabelle 2.2 fasst die Ergebnisse zusammen und veranschaulicht die weit verbreitete Anwendung von Energienachfragemodellen.

Tabelle 2.2: Anwendungsfelder von Energienachfragemodellen

Anwendung	Erzeuger	Händler	Netzbetreiber	Lieferant	Staat	Verbraucher
Planung und Betrieb	■		■	■	■	■
Kostenminimierung	■	■	■	■	■	■
Energiepolitik					■	
Erzeugungsplanung	■					
Versorgungssicherheit			■	■		
Wartung/Instandhaltung	■		■			
Beschaffung und Handel	■	■	■	■		■
Ausgleich Erzeugung und Verbrauch	■		■	■		
Expansionsplanung	■		■	■		
Energiesparmaßnahmen			■		■	■
Preisgestaltung		■				
Gebäudemanagement						■
Mikronetz			■			

Für den internationalen Literaturüberblick wurde, wie bereits in den Kapiteln 0 und 2.1.1 erwähnt, eine systematische Literaturanalyse durchgeführt. Dafür wurde eine reproduzierbare Abfrage aus der internationalen Zeitschriftendatenbank „Web of Science Core Collection“ durchgeführt, die zunächst 517 Artikel aus den Jahren 2015 bis April 2018 ergab. Im Zuge eines Screening-Prozesses wurden insgesamt 312 Artikel wegen nicht übereinstimmender Themen oder Nichtverfügbarkeit trotz institutioneller Logins auf den Verlags-Websites ausgeschlossen. Insgesamt blieben 205 Artikel übrig, die weiter analysiert und nach einer Vielzahl von Eigenschaften klassifiziert wurden, die in Tabelle 2.3 aufgeführt sind.

Tabelle 2.3: Merkmale untersuchter Zeitschriftenartikel

Merkmal	Definition	Beispiele	Ausschließbarkeit
Herkunftsland	Länder, in denen sich die Institute der Autoren befinden	Ländernamen, z. B. Japan etc.	Nein
Untersuchungsland	Länder, in denen sich das Forschungsobjekt befindet	Ländernamen, z. B. Japan etc.	Nein
ENaG	Eingangsgrößen für Energiebedarfsmodelle, die als erklärende Variablen und Prädiktoren dienen	Daten zur Beschreibung der historischen Last, Kalenderinformationen, Wetter, Volkswirtschaft, Demographie, Umwelt, Preise, Verhalten technischer Systeme	Nein
Methodenkategorie	Kategorie der angewandten Methode	Methoden des maschinellen Lernens, statistische Regression, Zeitreihenanalyse, ingenieurswissenschaftliche Modelle	Nein
Methode	Konkret angewandte Methode, Algorithmus oder Modellansatz	Künstliches neuronales Netz, Quantilsregression etc.	Nein
Energieträger	Energieträger, dessen Verbrauch modelliert wurde	Elektrizität, Erdgas, Energie zum Heizen und Kühlen	Nein
Sektor	Wirtschaftssektor oder Verbrauchergruppe, dem der modellierte Energieverbrauch zugeordnet werden kann	Industrie, Gewerbe, Wohnen, allgemein	Nein
Technisches System	Anwendungen oder technische Systeme, deren Energieverbrauch modelliert wird	Stromnetz, Gasnetz, Fernwärme, Gebäude, Produktionsanlagen	Nein
Räumliche Auflösung	Größe der räumlichen Einheiten, die durch die angewandten Modelle beschrieben werden	Land, Region (z.B. Bezirk), Einzelobjekt (z.B. Gebäude oder Zähler)	Ja
Zeitliche Auflösung	Größe der Zeitschritte, die durch das Modell beschrieben werden	Kürzer als stündlich, stündlich, täglich, wöchentlich bis jährlich	Ja
Zeitlicher Horizont	Zeitspanne, die durch das Modell abgedeckt wird	Kürzer als täglich, zwischen einem Tag und einem Jahr, ab einem Jahr	Ja

Allgemeine Merkmale

An dieser Stelle werden ausgewählte Ergebnisse aus der Literaturanalyse aufgeführt. Die untersuchten Artikel stammen aus 59 verschiedenen Ländern. Abbildung 2.2 (untere Hälfte) zeigt die Anzahl der Artikel nach ihren Herkunftsländern, also nach den Ländern in denen die Institutionen der Autoren angesiedelt sind. Länder mit weniger als 5 Publikationen sind in der Gruppe "Andere Länder" zusammengefasst. Länder des europäischen Kontinents sind ebenfalls als eine Gruppe vertreten, wobei Großbritannien (10) und Italien (10) den höchsten Output aufweisen, gefolgt von Deutschland (8), Norwegen (5) und Spanien (5). Das Land mit dem höchsten Output in den letzten Jahren ist China (43), gefolgt von den USA (23) und der Türkei (20).[3]

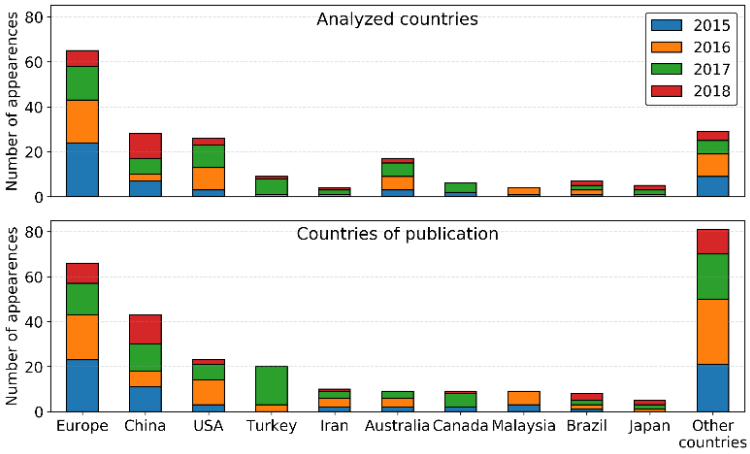


Abbildung 2.2: Herkunft und Untersuchungsland der Artikel nach Jahren

Betrachtet man die Länder, in denen sich das Forschungsobjekt, z.B. eine Stadt oder ein Ortsnetz, befindet (Abbildung 2.2 obere Hälfte), wird deutlich, dass einige Länder, z.B. Australien, anscheinend Forschungsobjekte und Daten für Forscher*innen aus anderen Ländern bereitstellen. Dies lässt sich durch eine offenere Politik in Bezug auf Datenbeschränkungen in diesen Ländern erklären [21]. Das Gegenteil lässt sich über Länder wie China, die Türkei und den Iran sagen, in denen Forscher*innen für ihre Analysen verstärkt auf die international verfügbaren Dantesätzen zurückgreifen.

Die Analyse der Publikationsdaten zeigt einen Trend zu einer steigenden Anzahl von Artikeln in den letzten Jahren: 63 Veröffentlichungen im Jahr 2017 im Vergleich zu 58 im Jahr 2016 und 54 im Jahr 2015. Vergleicht man das Niveau von 2014 mit dem Niveau von 2019, so zeigt sich sogar eine Verdreifachung der Artikel, was die Relevanz des Themas unterstreicht. Allerdings schwanken die Zeitpunkte der Veröffentlichung, wie z. B. im Fall der Türkei, die 2017 im Vergleich zu anderen Jahren einen deutlich höheren Output hatte.

[3] Internationale Autorenkonsortien erhöhten die Punktzahl für jedes der beteiligten Länder. "Europa" und "Andere Länder" wurden als einzelne Länder betrachtet. Fasst man die Gesamtzahl der Auftritte in der oberen und unteren Hälfte der Abbildung zusammen, so ergibt sich aufgrund der vielen internationalen Autorenkonsortien ein höherer Wert für die Herkunftsländer (untere Hälfte).

Abbildung 2.3 zeigt die Energieträger und Wirtschaftssektoren, auf die sich die Modellierung des Energiebedarfs bezieht, und hebt auch den Anteil der Artikel hervor, die sich auf den Energiebedarf in Gebäuden konzentrieren. Es zeigt sich, dass in den meisten Artikeln die Verbrauchergruppe nicht auf einen einzigen Sektor beschränkt ist, sondern vielmehr eine allgemeine (siehe Abbildung 2.3) Gruppe von Verbrauchern umfasst. Dies ist z.B. der Fall, wenn der Energieverbrauch einer ganzen Region modelliert wird, wobei potenziell alle Verbrauchergruppen einbezogen werden. Die ausschließliche Modellierung von privaten und gewerblichen Verbrauchern ist ebenfalls üblich, während industrielle Verbraucher eher selten untersucht werden. Vor dem Hintergrund der intensiven Bemühungen um die Energiewende in diesem Sektor besteht dennoch ein großes Interesse an Forschung in diesem Bereich. Da die meisten der industriellen Verbraucher leistungsgemessene Kunden sind, sind qualitativ hochwertige Daten potenziell reichlich vorhanden. Die geringe Anzahl von Artikeln, die diesen Sektor abdecken, zeigt jedoch einen Mangel an verfügbaren hochaufgelösten Datensätzen sowie die Zurückhaltung bei der Veröffentlichung dieser Art von Forschung. Dies lässt sich zum einen dadurch erklären, dass Energieverbrauchsdaten eines Unternehmens in der Regel als schützenswerte Informationen angesehen werden, da sie implizit Informationen über die Produktionstätigkeit und -effizienz enthalten [22]. Zum anderen weist die modelltechnische Abbildung industrieller Energieverbräuche eine erhöhte Komplexität auf, da die Verbräuche eher geringere Abhängigkeiten von exogenen Einflussfaktoren (z. B. Wetter) sowie teils sehr schwach ausgeprägte Muster aufzeigen.

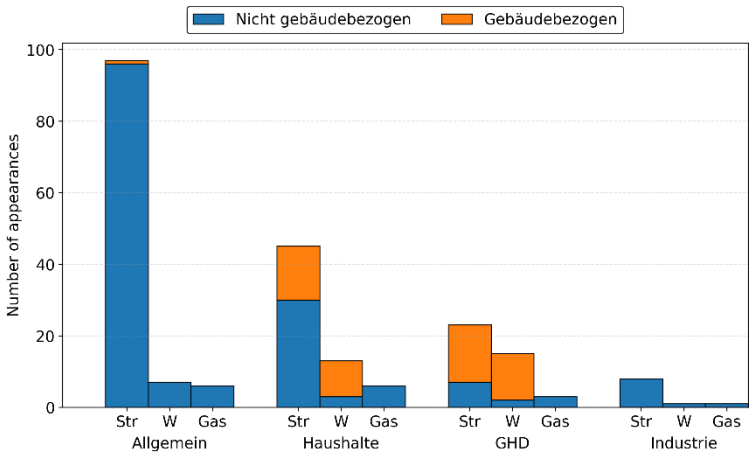


Abbildung 2.3: Untersuchte Sektoren und Energieträger

Abbildung 2.3 zeigt auch, dass sich die meisten Artikel auf die Stromnachfrage konzentrieren. Dies scheint vor dem Hintergrund des hohen Datenaufgebots für diesen Energieträger plausibel. Aufgrund der Anforderungen aus dem Netzbetrieb, die sich im Hinblick auf die Erhaltung der Systemstabilität ergeben, verfügen Netzbetreiber über umfangreiche Mengen an Informationen, was sie zu bevorzugten Datenlieferanten für die Modellierung des Energieverbrauchs macht. Das Stromnetz ist daher das technische System, das am häufigsten analysiert wird. Studien mit einem besonderen Schwerpunkt auf Gebäuden stellen ebenfalls einen bedeutenden Gesamtanteil unter allen Artikeln dar und sind besonders relevant im Zusammenhang mit der Modellierung des Energiebedarfs für Heizung und Kühlung im Wohn- und Gewerbebereich. Eine genauere Betrachtung der Ergebnisse zeigt außerdem, dass 95 % aller überprüften Artikel sich auf einen einzigen Energieträger konzentrieren und nur sehr wenige Artikel (9) mehr als einen Energieträger berücksichtigen.

Methoden

Abbildung 2.4 zeigt die Häufigkeit der Verwendeten Methoden aus Kapitel 2.1.1 zur Modellierung der Nachfrage nach unterschiedlichen Energieträgern. ML und statistische Methoden werden in den untersuchten Artikeln am häufigsten verwendet.

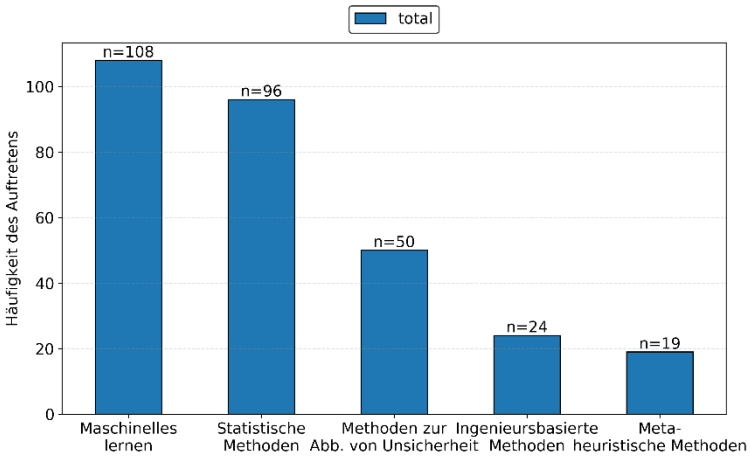


Abbildung 2.4: Häufigkeit der Verwendung von Methoden zur Modellierung der Energienachfrage

Statistische Modellierungstechniken bieten mehrere Komplexitätsgrade, die es dem Benutzer ermöglichen, sein Modell durch Hinzufügen weiterer Variablen und sogar nichtlinearer Abhängigkeiten zu verfeinern. Darüber hinaus haben gängige statistische Ansätze wie TSA relativ geringe Datenanforderungen, so dass Prognosen nur auf der Grundlage eines historischen Energiebedarfsdatensatzes möglich sind. Im Falle der Regressionsmodelle, werden die historischen Verbrauchsdaten in der Regel durch einen relativ kleinen Satz zusätzlicher externer Parameter, wie z.B. Kalender- oder Wetterinformationen, ergänzt [23]–[26]. Darüber hinaus werden in verschiedenen Artikeln standardmäßige multiple lineare Regressions- und ARMA-Modelle für den Vergleich mit neuartigen Ansätzen verwendet [27]–[29].

ML Methoden sind die am häufigsten verwendete Kategorie, da sie, ähnlich wie TSA, ein breites Anwendungsspektrum bieten und auf Basis historischer Verbrauchsdatensätze und einer überschaubaren Anzahl zusätzlicher Informationen (Wetter, Arbeitszeiten) sehr gute Ergebnisse erzielen können. ML Ansätze haben zudem den größten Zulauf über die letzten Jahre erfahren, was auch dadurch erklärt werden kann, dass die Eintrittsbarrieren für Forscher, die neu auf dem Gebiet sind, durch anfängerfreundliche Anleitungen und Werkzeuge für etablierte Programmiersprachen wie R (z.B. CARET) oder Python (z.B. Scikit-learn) immer niedriger werden.

Techniken zur Abbildung von Unsicherheiten verwenden unterschiedliche mathematische Konzepte zur Formulierung stochastischer oder unscharfer („fuzzy“) Ausdrücke. Sie können als eigenständige Modelle implementiert werden [30], wie z.B. bei der Simulation von Lastprofilen mittels stochastischer Prozesse wie dem Gauß-Prozess oder Markov-Ketten [17], [31], [32]. Es existieren aber auch zahlreiche hybride Modelle, in denen die mathematischen Formulierungen von Unsicherheit mit anderen Methoden wie der statistischen Regression [33], [34] oder KNN [35], [36] kombiniert wird. Dabei entfernt man sich von Punktprognosen und bewegt sich hin zu Ergebnissen in Form von Intervallen oder Dichtefunktionen. Wie von Hong und Fan (2016) diskutiert, kann die Darstellung von Unsicherheitselementen für Entscheidungsträger in Managementpositionen, die sich auf erwartete Einzelpunktwerte verlassen, als unbefriedigend angesehen werden [8, S. 915, 936]. Laut Hong und Fan kann dieser Zweig der

Energiebedarfsmodellierung als eine neuere Entwicklung angesehen werden, die in den nächsten Jahren an Popularität gewinnen wird.

Metaheuristische Verfahren umfassen eine Vielzahl von Algorithmen, die im Rahmen von Energienachfragemodellierung häufig mit anderen Methoden kombiniert werden. Typische Anwendungen sind die Optimierung von Modellparametern [37], [38] oder die Auswahl relevanter Merkmale [39], [40] für einen Lernalgorithmus in ML-Modellen. Ein weiteres Beispiel ist die Anwendung von genetischen Algorithmen zur Erstellung optimierter ML-Modelle als Ergebnis eines evolutionären Prozesses, bei dem die Modellkonfiguration über mehrere Generationen verfeinert wird [66], [67]. Die Implementierung eines metaheuristischen Algorithmus in einen anderen Ansatz kann dabei zu verbesserten Ergebnissen führen, erfordert allerdings auch zusätzlichen Aufwand.

Schließlich gibt es die Kategorie der **ingenieurbasierten Methoden**, die häufig einem Bottom-up-Ansatz (siehe Abschnitt 2.1.2) folgen und eine Vielzahl von externen und internen Parametern nutzen, um ein energieverbrauchendes technisches System detailliert zu beschreiben [3], [6]. Ingenieurwissenschaftliche Ansätze eignen sich zur Modellierung verschiedener Energieträger, insbesondere von Wärme, und werden daher häufig im Zusammenhang mit Gebäudesimulationen und Netzauslegung und Planung eingesetzt [17], [41], [42]. Überdies können sie auch mit Unsicherheitsausdrücken kombiniert werden und stochastische Bottom-up-Modelle bilden[17], [43]–[45]. Darüber hinaus wird die industrielle Energieverbrauchsmodellierung häufig mit ingenieursbasierten Bottom-up Methoden implementiert, um die Prozesskonfigurationen genau abzubilden [46]. Die Forderung nach großen Mengen an internen Parametern, wie Temperaturniveaus und Produktionsleistung, sowie die genaue Darstellung der komplexen Abhängigkeiten zwischen Eingangsdaten und Energieverbrauch machen den anfänglichen Aufbau eines solchen Modells jedoch recht mühsam [47]. Einmal erstellt, haben diese Modelle allerdings das Potenzial, Szenarien für das Verhalten eines Systems unter Bedingungen zu simulieren, für die bisher nur wenige historische Daten erfasst wurden. Dies macht sie insbesondere für Fragestellungen der langfristigen Systemplanung relevant [47].

Energienachfragebestimmende Größen

Ein weiteres Merkmal der analysierten Zeitschriftenartikel sind die jeweiligen Datensätze, die als Input für die Modellierung dienen. Die Übersicht aus Tabelle 2.1 (S. 4) zeigt die Kategorien der ENaG und entsprechende Beispiele, die die Vielfalt der Inputdaten widerspiegeln, die im Bereich der Energienachfragemodellierung verwendet werden. Abbildung 2.5 gibt einen Überblick über die Häufigkeit ihrer Verwendung sowie einen Hinweis darauf, ob sie in

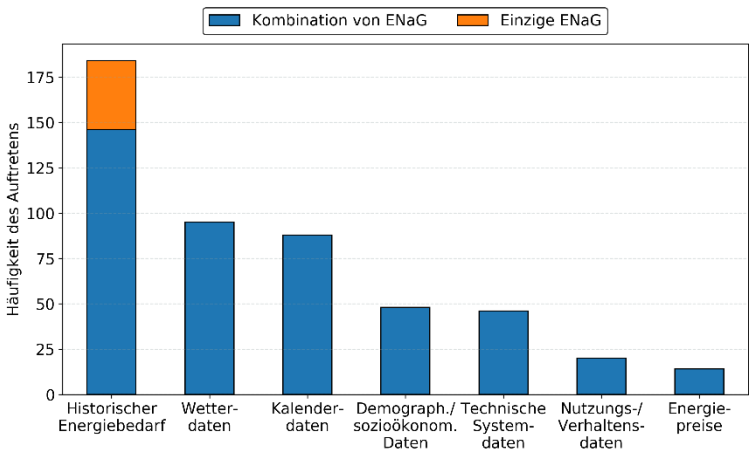


Abbildung 2.5: Häufigkeit der Verwendung von energienachfragebestimmenden Größen

Kombination mit anderen oder als alleinige ENaG in den jeweiligen Artikeln verwendet werden.

Historische Energiebedarfszeitreihen sind hierbei wohl die bedeutendste Eingangsgröße von Modellen und werden in 90% der analysierten Artikel verwendet. Dies rührt daher, dass diese Daten sowohl als Input von Modellen, etwa bei der Erstellung von Trainingsdatensätzen, als auch Validierungsmöglichkeit der Outputs von Modellen (Testdatensätze) für die Qualität der Modellergebnisse maßgeblich sind. Es ist sogar möglich, Energieprognosen zu erstellen, wenn alleinig der historische Bedarf bekannt ist, da er durch Trendextrapolation und Mustererkennung fortgeschrieben werden kann, z.B. im Falle von ARMA-Modellen.

Die häufige Verwendung von **Wetterdaten** (46% der Artikel) ist auf die Tatsache zurückzuführen, dass die Verwendung einiger Endbenutzergeräte mit Wetterphänomenen korreliert sind, z.B. Heiz-, Kühl- und Beleuchtungssysteme. **Kalenderinformationen** werden ebenfalls häufig verwendet (43% der Artikel), da der Energieverbrauch oft regelmäßige tägliche, wöchentliche oder jährliche Muster aufweist. Beispielsweise spiegelt der Energieverbrauch eines Unternehmens die Arbeitszeiten und den Betrieb der technischen Anlagen wider. In ähnlicher Weise beschreiben **Nutzungs- und Verhaltensdaten** die Beziehung zwischen Energieverbrauch und Nutzerverhalten, d.h. einen Parameter, der angibt, dass ein technisches Gerät jetzt in Gebrauch ist. Regionale **demographische und ökonomische Daten** beschreiben Eigenschaften einer Region, die für den Energieverbrauch auf einer aggregierten Skala relevant sind, die vom Haushaltseinkommen bis zur Wirtschaftsleistung einer Region reicht.

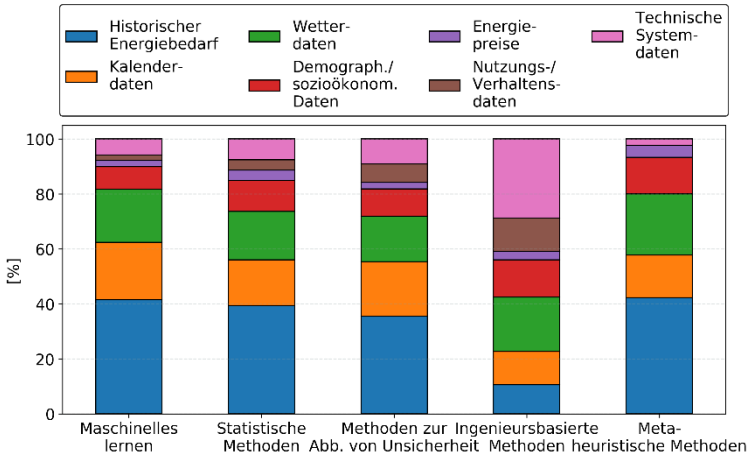


Abbildung 2.6: Nachfragebestimmende Größen und Methoden der Modellierung

Bei einer genaueren Betrachtung der Verwendung der ENaG im Vergleich mit den eingesetzten Methoden (Abbildung 2.6) wird deutlich, dass ingenieursbasierte Methodennicht so häufig auf historischen Energiebedarfsdaten beruhen wie die anderen Ansätze. Hier wird der Energiebedarf in der Regel durch eine mathematische Beschreibung der physikalischen Eigenschaften eines Systems simuliert. Daher sind andere Parameter, wie z. B. Informationen über das technische System oder Wetterdaten, von wesentlicher Bedeutung. Der historische Energiebedarf wird eher zu Kalibrierungs- und Validierungszwecken am Ende des Modellierungsprozesses verwendet.

Räumliche und zeitliche Eigenschaften

Der letzte Teil dieser Analyse ist dem räumlichen und zeitlichen Detaillierungsgrad der verwendeten Modelle gewidmet. Diese Eigenschaften sind ein wesentliches Entscheidungskriterium bei der Modellauswahl, da die zeitliche und räumliche Auflösung mit dem Verwendungs-

zweck übereinstimmen muss. Dabei ist jedoch zu beachten, dass die Auflösung und der Maßstab der Ergebnisse maßgeblich von den verfügbaren Eingabedaten abhängen. Abbildung 2.7 fasst die Ergebnisse zusammen.

Die Betrachtung des **Zeithorizonts** in Abbildung 2.7 (linke Spalte) zeigt eine insgesamt höhere Anzahl von kurzfristigen Prognosehorizonten (<= 1 Tag) im Vergleich zu lang (>= 1 Jahr) und mittelfristigen, wobei letztere alles zwischen einem Tag und einem Jahr abdecken. Eine tiefergehende Analyse im Hinblick auf die verwendeten Methoden ergab, dass ML und metaheuristische Techniken häufiger für kurze Zeithorizonte angewendet werden, während ingenieurswissenschaftliche und Methoden zur Berücksichtigung von Unsicherheit häufiger für längere Zeiträume verwendet werden (Siehe Abbildung 12.1 im Anhang). Betrachtet man den Zeithorizont in Bezug auf die verwendeten ENaG (siehe Abbildung 12.2 im Anhang), so zeigt sich, dass die Bedeutung von Wetter- und Kalenderdaten für langfristige Vorhersagen abnimmt, während die Verwendung von demographischen, wirtschaftlichen und Preisdaten zunimmt.

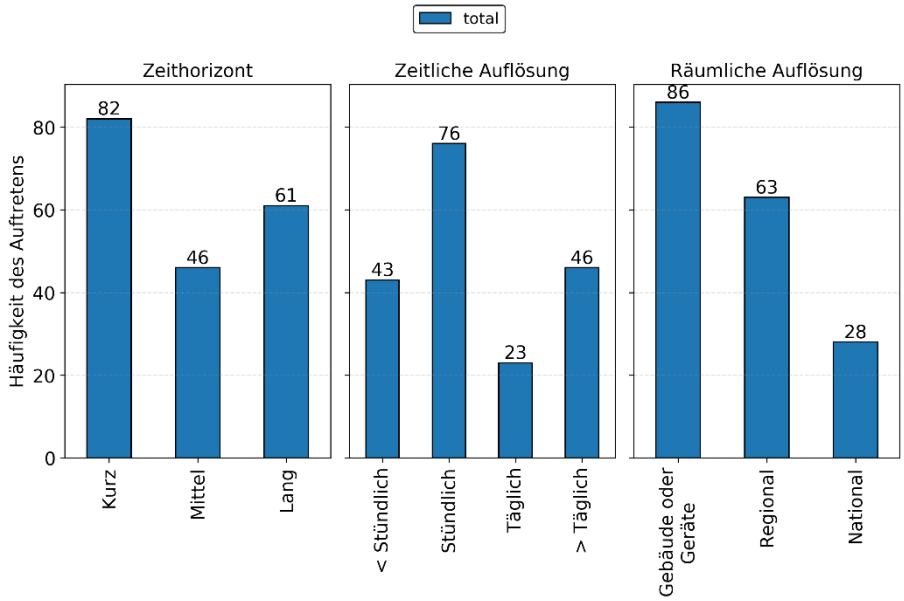


Abbildung 2.7: Zeitliche und räumliche Auflösung von Energienachfragemodellierung in der internationalen Literatur

Die Analyse der **zeitlichen Auflösung** (Spalte 2 in Abbildung 2.7) ergab insgesamt eine klare Tendenz hin zu stündlichen Zeitschritten oder kürzer. Insbesondere die stündlichen Zeitschritte finden häufig Verwendung, da sie einen Kompromiss zwischen Detaillierungsgrad, Verfügbarkeit und Datenmenge darstellen. Die Modellierung auf der Grundlage einer stündlichen Auflösung ermöglicht es, die meisten von menschlichem Verhalten geprägten Zyklen, wie z.B. tägliche Routinen von Verbrauchern, darzustellen, während die Datenmenge noch überschaubar ist. Zusätzlich werden viele Wetter- und Verbrauchsdaten zumindest in stündlichen Zeitschritten aufgezeichnet. Es gibt jedoch Unterschiede zwischen den Energieträgern: So gab es beispielsweise keinen Artikel, der den Erdgasverbrauch mit kürzeren als stündlichen Zeitschritten modellierte. Der Unterschied im Vergleich zu Strom spiegelt höchstwahrscheinlich die Anforderungen an den Systembetrieb und die jeweilige Messinfrastruktur des Gassystems wider [22]. Betrachtet man Abbildung 12.2 im Anhang, so zeigt sich, dass der Anteil der

demographischen und wirtschaftlichen Daten sowie der Energiepreise für längere Zeitschritte deutlich höher ist kürzere, was oft mit der Vorhersage längerer Zeithorizonte einhergeht.

Die Untersuchung der **räumlichen Auflösung** zeigt eine allgemeine Tendenz zur Modellierung in einem relativ kleinen geographischen Maßstab, d.h. auf der Ebene einzelner Verbraucher, Gebäude oder Geräte. Die Modellierung auf regionaler Ebene innerhalb der Nationalstaaten, ist ebenfalls recht häufig, während sich weniger Ansätze auf nationale Verbräuche konzentrieren. Die Analyse in Verbindung mit den Methoden (Abbildung 12.1 im Anhang) zeigt, dass bei einer groben geographischen Auflösung die statistischen Methoden am häufigsten zum Einsatz kommen, was ihre traditionelle Rolle in nationalen ökonometrischen Analysen widerspiegelt. Ingenieurswissenschaftliche Methoden scheinen insbesondere auf der Gebäude- und Geräteebene eingesetzt zu werden, was den hohen Detaillierungsgrad widerspiegelt, der für diese Modelle charakteristisch ist. Folglich sind für kleinere Skalen die technischen System- und Verhaltensdaten besonders wichtig, während demographische und ökonomische Daten eher an Bedeutung verlieren (Abbildung 12.2). Dies ist darauf zurückzuführen, dass letztere Art von Informationen in der Regel über nationale Statistiken und nicht über experimentell gemessene Daten verfügbar sind. Dies ist konsistent mit der Verwendung solcher Daten für Modellierung in gröberer zeitlicher Auflösung und längere Zeithorizonte, wie beispielsweise zur Projektion des nationalen Energieverbrauchs, die gewöhnlich für mehrere Jahre in die Zukunft mit großen Zeitschritten durchgeführt wird.

2.2.2 Literaturüberblick national

In diesem Abschnitt erfolgt eine Vorstellung ausgewählter Veröffentlichungen im Kontext räumlich und zeitlich hochaufgelöster Modellierungsansätze.

Modelle mit einer regionalen Auflösung der Energienachfrage sind bereits Gegenstand vieler Studien. Insbesondere im Bereich der Wärmeversorgung wurden bereits häufig räumlich hoch aufgelöste Analysen durchgeführt. Allerdings haben die meisten dieser Betrachtungen nicht die flächendeckende Analyse von Deutschland zum Ziel.

Roth [48] klassifizierte die unterschiedlichen Siedlungsstrukturen in neun Siedlungstypen. Diese beschreiben typische, deutschlandweit wiederkehrende Siedlungsstrukturen wie Einfamilienhaussiedlung, Dorfkern oder Blockbebauung. Die Siedlungstypen sind hier homogene Gebiete in der Größe von Blöcken bis Stadtvierteln. Gebiete des gleichen Siedlungstyps weisen ähnliche Aufgaben für die Energieversorgung auf und sind im Hinblick auf ihre Verbrauchscharakteristika vergleichbar.

Im Rahmen von [49] wurden verschiedene methodische Ansätze zur Erstellung von Wärmeatlanten verglichen. Die Ansätze basieren häufig auf Adress- bzw. Gebäudedaten oder auf stadtwerkseigenen Verbrauchsabrechnungen. Für die Betrachtung einzelner Regionen sind diese Ansätze weiterhin gültig, eine flächendeckende Umsetzung ist jedoch nicht möglich.

Schulz [50] teilte die Gemeinden in Ortsklassen ein und berücksichtigte dabei die unterschiedlichen strukturellen Merkmale der alten und neuen Bundesländer. Er erstellte einen Schlüssel,

um die nach Gebäudetyp und Baualter klassifizierten Gebäude den Siedlungstypen zuzuordnen. Analog wurde ein Verfahren für die Erwerbstätigen erstellt. Basierend auf dem so geschlüsselten Gebäudebestand bestimmte er ein Fernwärmepotenzial von 136 TWh in den alten und 52 TWh in den neuen Bundesländern.

Durch die Erweiterung der Betrachtung um KWK-Anlagen wurde zunehmend auch die regionale Verteilung der Stromnachfrage relevant.

Im Rahmen der „Pluralistischen Wärmeversorgung“ [51], [52] wurden die bestehenden Konzepte im Wärmebereich verfeinert und neue Konzepte wie Laserscanning eingeführt. Bei der Planung einer blockweisen Versorgung mit Wärme und Strom aus Blockheizkraftwerken (BHWK) werden Strombedarfsdichten je Siedlungstyp angenommen.

Im Wärmeatlas Baden-Württemberg [53] wird die Wärmeversorgung durch KWK-Anlagen um anwendungs- und gebäudespezifische Volllaststunden sowie um Lastgänge für einzelne Typtage (Winter/Sommer, Strom/Wärme) ergänzt.

Kempe [54] integrierte die Vorarbeiten von u. a. [55] in das regionalisierte Modell TIMES-AREA und erfasst das Fernwärmepotenzial, aber auch den Stromverbrauch je Gemeindekategorie. Diese Gemeindekategorien können zwar verortet werden, haben jedoch keinen expliziten Raumbezug.

Beer [56] hat basierend auf [48], [50], [52] und [53] das Gebäudemodell der FfE im Rahmen des FREM umgesetzt. Der regionale Bezug war – wie bereits bei [50] – die Gemeindeebene mit einer Erweiterung durch Siedlungstypen. Durch die flächendeckende Abbildung von Wärme- und Stromnachfrage sowie von KWK-Anlagen und Kraftwerken wurde das Potenzial zur Flexibilisierung der Betriebsweise der KWK-Anlagen bestimmt.

Die Abbildung von KWK-Anlagen in regionalen Energiesystemen erhöhte bereits den Bedarf an räumlich hochaufgelösten Datensätzen zum Wärme- und Stromverbrauch. Mit dem zunehmenden Ausbau der dezentralen und erneuerbaren Stromerzeugung entstanden wiederum neue Fragestellungen, die neben der regionalen auch die zeitlich hochaufgelöste Abbildung der Stromnachfrage erforderte.

Gils [57] beschäftigte sich bereits im Vorfeld mit der GIS-basierten Analyse des Fernwärmepotenzials in Europa. Er nutzte hierfür insbesondere kostenfreie, flächendeckende Datensätze wie CORINE land cover 2006 (CLC 2006). Im Rahmen von [58] erstellte er das sektorübergreifende Modell REMix und diskutierte die zeitlichen Fluktuationen von Wind- und Solar-Strom. Analog zu [56] wählte er stromgeführte KWK-Anlagen zur Deckung der residualen Last. Potenziell für Fernwärme geeignete Gebiete wurden durch eine Mindestwärmenachfrage von 4 GWh/km² identifiziert. Die regionale Auflösung betrug 0,0083° (je nach Lage zwischen 0,27 und 0,74 km).

Pellinger [59] erweiterte die Vorarbeiten von [56] um europäische Komponenten und stündlich aufgelöste Wetterdaten des DWD. Somit konnte der Bedarf an Stromspeichern für verschiedene Wetterjahre und Szenarien ermittelt werden. Die von ihm eingeführten funktionalen

Stromspeicher (Überbegriff für u.a. stromgeführte KWK-Anlagen, Lastflexibilisierung in der Industrie aber auch gesteuertes Laden) wurden ebenfalls regionalisiert. Die Ergebnisse sind auch im Rahmen von „MOS 2030“ veröffentlicht [60], [61]. Die zukünftige Entwicklung der Fernwärme war hier nicht mehr primärer Untersuchungsgegenstand und wurde aus [61] übernommen.

Die stärkere Fokussierung auf die Stromnachfrage wird im Schwesterprojekt „MONA 2030“ [62] noch deutlicher. Die regional aufgelöste Nachfrage von Wärme und Strom diente hier als Bewertungsgrundlage für verschiedene netzoptimierende Maßnahmen. Samweber [63] stellte im Rahmen des Forschungsvorhabens aufbauend auf kleinräumigen Verteilungen der Stromnachfrage die Rückwirkungen von Power-to-Heat und Elektrostraßenfahrzeuge auf das Niederspannungsnetz dar. Dabei wurde die Marktdurchdringung mit Elektrostraßenfahrzeugen in Abhängigkeit von regionalen Treibern wie Alter und Technikaffinität auf Gemeindeebene modelliert.

Im Rahmen des Begleitgutachtens zum Netzentwicklungsplan Strom 2017 [64] wurde die Entwicklung des Stromverbrauchs bis 2035 mit der regionalen Auflösung NUTS-3 bestimmt. Zunächst wurde die Stromnachfrage mit dem Energienachfragemodell FORECAST auf nationaler Ebene bestimmt und anschließend über sektorspezifische Verteilungsschlüssel heruntergebrochen. Das Modell wurde zusätzlich auf Ebene der Bundesländer kalibriert.

Das Energienachfragemodell FORECAST verfolgt einen technologiebasierten Bottom-Up-Ansatz. Die Berechnung des Stromverbrauchs erfolgt für die vier Sektoren: Industrie, Dienstleistungen (GHD), Haushalte und Verkehr. Zentrale sozioökonomische Rahmenparameter sind die Bevölkerungsentwicklung (hier 13. koord. Bevölkerungsvorausrechnung, Variante 2) und die Wirtschaftsentwicklung (OECD Economic Outlook, 2012). Zusätzlich werden technologische Rahmenparameter für verschiedene Sektoren und Technologien zugrunde gelegt.

Die regionale Auflösung des nationalen Stromverbrauchs erfolgt durch sektorale Verteilschlüssel. Dabei werden folgende Sektoren/Gruppen gebildet:

- Haushaltssektor: Geräte und Beleuchtung, elektrische Heizsysteme
- Industriesektor: (nicht-)energieintensive Subsektoren/Prozesse
- GHD-Sektor: differenziert nach: Subsektoren/Prozessen
- Verkehrssektor: Elektromobilität und Schienenbahnen

Die Verteilschlüssel werden unter anderem aus Daten der Raumordnungsprognose 2035 des Bundesinstituts für Bau-, Stadt- und Raumforschung (BBSR) und weiteren (vorhandenen) Studien abgeleitet und kalibriert. Somit wird ein Top-Down-Ansatz verfolgt. Für die Sektoren GHD und Industrie werden Subsektoren definiert und für diese die spezifische Stromnachfrage, Bruttowertschöpfung und Anzahl an Beschäftigten im Rahmen des Verteilschlüssels berücksichtigt. Zudem erfolgt auf Ebene der Bundesländer ein iterativer Abgleich der Ergebnisse mit den Landesbilanzen der Bundesländer. Teile der den Verteilschlüsseln zu Grunde liegenden Eingangsdaten werden auch in DemandRegio genutzt und können werden auch über die Datenschnittstelle (siehe Kapitel 6.1) zur Verfügung gestellt.

Abschließend lässt sich sagen, dass in den meisten Forschungsvorhaben keine regional aufgelösten Datensätze zu energienachfragebestimmenden Größen oder dem resultierenden Energieverbrauch veröffentlicht wurden. In der Regel wurden Tabellen mit den spezifischen Verbräuchen für verschiedene Sektoren veröffentlicht. Die Reproduktion der Ergebnisse ist daher mit dem hohen Aufwand der Primärdatenerfassung verbunden.

Im Sektor private Haushalte liefert die Studie „Energieverbrauch der privaten Haushalte und des Sektors Gewerbe, Handel, Dienstleistungen (GHD)“ [65] Anhaltspunkte zum Energiebedarf von privaten Haushalten und liefert hierzu Kennwerte. Die Kennwerte sind dabei regional nach Gebietsständen („Alte Länder“ vs. „Neue Länder“ und „Gesamt“) differenziert. Zudem werden die betrachteten Einheiten hinsichtlich Ihrer Eigenschaften klassifiziert. So werden beispielsweise Gebäude zu Wohnzwecken in Ein-, Zwei- und Mehrfamilienhäuser unterteilt, Haushalte nach Anzahl der Personen (1, 2, 3, 4, 5, 6+) und Betriebe des GHD-Sektors nach Branchenzugehörigkeit in Anlehnung an die WZ 2008 Systematik. Dies lässt bei einer Verschneidung der Statistiken die Ermittlung des regionalen Energiebedarfs zu.

Die Studie „Erstellung der Anwendungsbilanzen 2016 und 2017 für den Sektor der privaten Haushalte und den Verkehrssektor in Deutschland“ gibt Auskunft über die Energieverwendung und den Energieverbrauch von privaten Haushalten [66]. Hierbei werden die privaten Haushalte nach Anzahl der Personen in einem Haushalt (1, 2, 3, 4+ Personen) klassifiziert [66]. Die regionale Auflösung ist zwar nur auf Deutschlandebene gegeben, doch kann durch die Unterteilung der Haushalte in dieser Statistik mit Angaben z. B. aus dem Zensus 2011 verschnitten und zur Regionalisierung verwendet werden.

Im Rahmen der Studie „Wie heizt Deutschland“ beauftragte der BDEW die GfK, eine Befragung zu Technologien und Energieträgern für die Wärmeerzeugung für Raumheizung und Warmwasser durchzuführen. Die Ergebnisse werden auf NUTS-1-Ebene ausgewiesen. Im Jahr 2017 68,8 % der Endenergienachfrage auf die Bereitstellung für Raumwärme zurückzuführen, zudem 15,3 % für die Bereitstellung von Warmwasser [67]. Somit sind 84,1 % der Endenergienachfrage direkt auf die Wärmenachfrage zurückzuführen.

2.3 Datenlage

In diesem Abschnitt erfolgt die Beschreibung der Datenlage in Deutschland im Hinblick auf relevante Informationen für die Energieverbrauchsmodellierung. Dies umfasst sowohl Datensätze mit Energieverbräuchen als auch ENaG.

2.3.1 Überblick der Informationssphären der deutschen Energiewirtschaft

2.3.1.1 Deutsche Energiestatistiken

Energiestatistische Betrachtungen stellen eine der beiden wesentlichen Informationsströme der Datenlandschaft der deutschen Energiewirtschaft dar, die „als bedeutende statistische Informationsbasis für die Energiepolitik und […] als Grundlage wichtiger weiterführender Berechnungen und Maßnahmen […] zum Energiekonzept der Bundesregierung“ [68, S. 5] dienen. Die nachfolgenden Betrachtungen wurden aus der Veröffentlichung [22] entnommen, die im Rahmen des Forschungsprojekts DemandRegio entstanden ist. Innerhalb energiestatistischer Betrachtungen in Deutschland übernimmt die Arbeitsgemeinschaft Energiebilanzen e.V. mit ihren Mitgliedern die Aufgabe, energiestatistische Daten, die an verschiedenen Stellen erhoben und veröffentlicht werden, zu strukturieren, zu vereinheitlichen und zu einem konsistenten Bild zusammenzufügen [68]. Als zentrale Veröffentlichungen werden innerhalb der Energiebilanzen fünf Schwerpunkte gesetzt, die in untenstehender Abbildung 2.8 aufgegriffen werden: Analysen zur Primärenergie, zum Energieflussschema Deutschlands, zur Stromerzeugung und dem Energiemix, zum Endenergieverbrauch sowie zum Energieverbrauch nach Anwendungszwecken. Die Datengrundlage stützt sich im Wesentlichen auf die amtliche Statistik des Statistischen Bundesamtes, dessen Erhebungen auf gesetzliche Grundlagen innerhalb des im Jahre 2017 novellierten Energiestatistikgesetzes (EnStatG) [69], [70] zurückgehen. Darüber hinaus werden Verbandsstatistiken, Veröffentlichungen von Instituten und des Länderarbeitskreises Energiebilanzen (LAK) sowie Einzelbefragungen und deren Hochrechnungen herangezogen. Die detaillierte Quellendokumentation des LAK findet sich unter [71]. Da der Energieverbrauch nach Anwendungszwecken statistisch nicht bzw. nur sehr eingeschränkt erfasst wird, werden hier aufwändige Schätzungen durch die unten abgebildeten Forschungsinstitute durchgeführt [72], [73], [74].

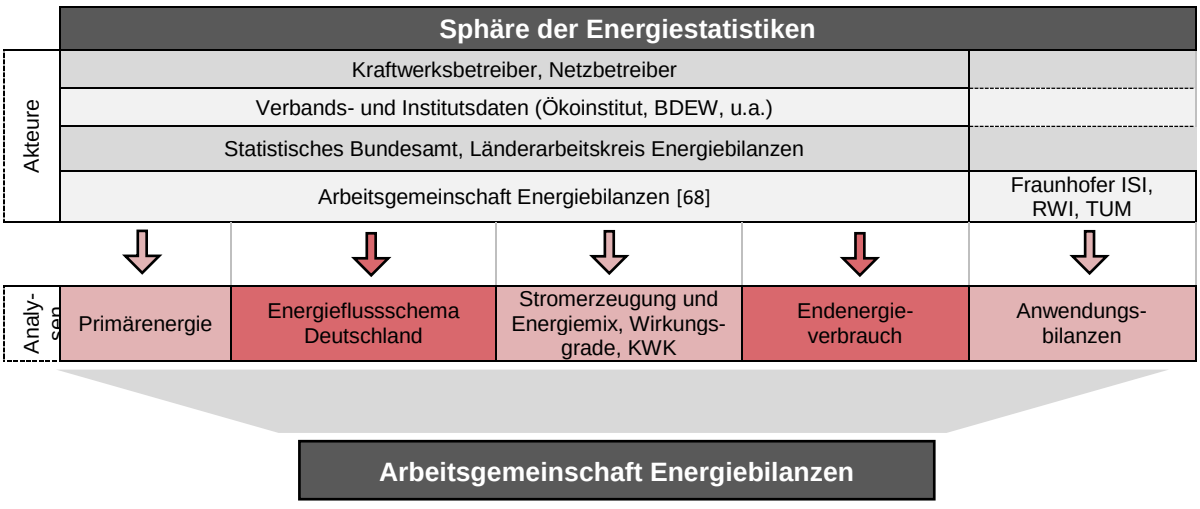


Abbildung 2.8: Schematische Abbildung der Informationsflüsse innerhalb der Sphäre der Energiestatistiken hin zur Arbeitsgemeinschaft Energiebilanzen.

2.3.1.2 Regulierungssphäre

Als obere deutsche Bundesbehörde im Geschäftsbereich des Bundeswirtschaftsministeriums und Regulierungsbehörde kommt der Bundesnetzagentur (BNetzA) gemäß EnWG eine zentrale Rolle in der Datenlandschaft der deutschen Energiewirtschaft zu. Die wesentlichen Datenströme und Plattformen, die unter der Koordination der BNetzA stehen, sind die KWK-G- und EEG-Ausgleichsmechanismen sowie die Veröffentlichungspflichten gemäß EnWG, wie das Markstammdatenregister (MaStR), der Monitoringbericht, der Effizienzvergleich der Netzbetreiber gemäß ARegV, der Netzentwicklungsplan (NEP) sowie die Strommarktdaten (SMARD). Die zugrundeliegenden Daten werden durch eine Vielzahl energiewirtschaftlicher Akteure erhoben, verarbeitet und zur Verfügung gestellt. Bei der Menge und Relevanz der Datenströme kommt der BNetzA im Spannungsfeld zwischen dem Schutz sensibler Daten und der Notwendigkeit, möglichst viele Daten zu prüfen, zu anonymisieren und nutzbar zu machen, eine große Verantwortung zu. Abbildung 2.9 illustriert die Informationsströme innerhalb der Regulierungssphäre, mit der BNetzA als zentralem Informationsknotenpunkt.

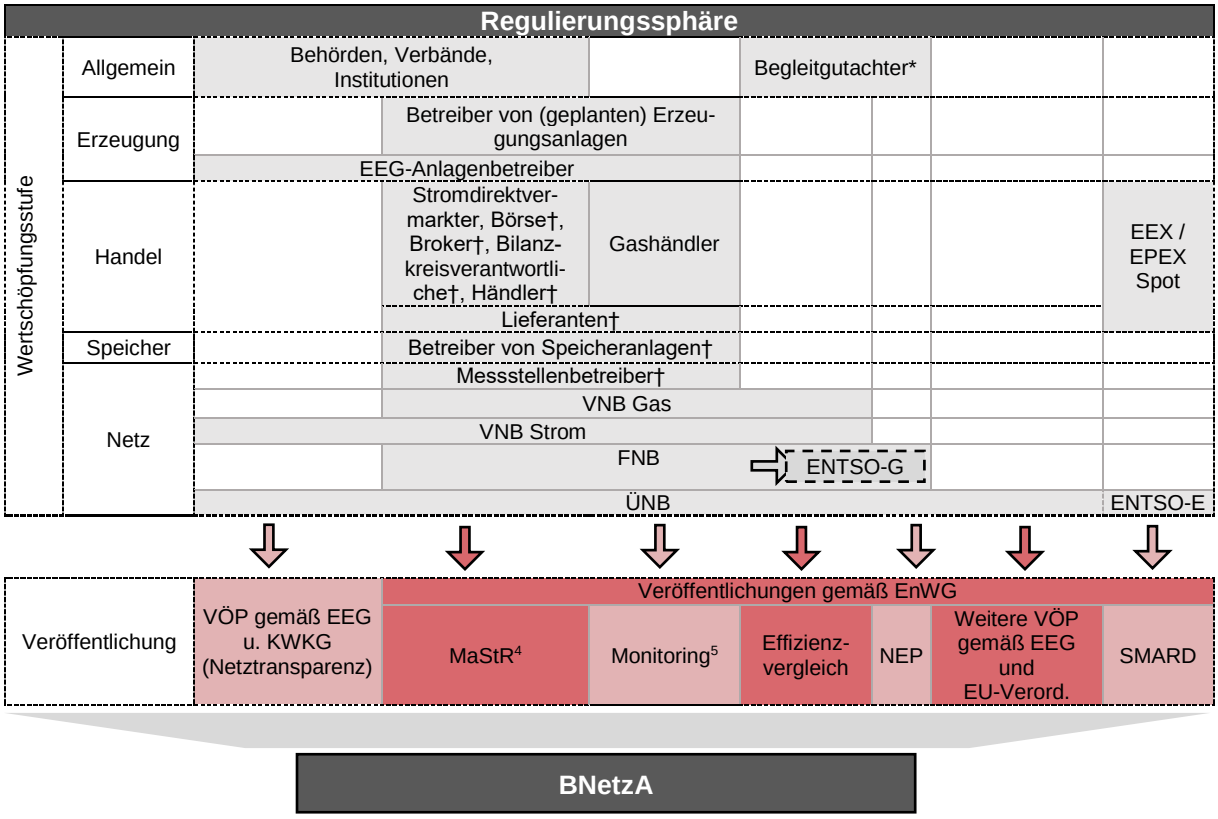


Abbildung 2.9: **Schematische Abbildung der Informationsflüsse innerhalb der Regulierungssphäre hin zur BNetzA** † in den Bereichen Elektrizität und Gas;
* Begleitgutachter des Effizienzvergleichs und der NEPs unterscheiden sich.

[4] Im Falle des MaStR sind u. a. betroffen: **Anlagenbetreiber, Betreiber geplanter Anlagen**, Netzbetreiber†, Stromlieferanten, Stromdirektvermarkter, Großhändler†, Bilanzkreisverantwortlicher†, Messstellenbetreiber†, Gastransportkunden, der **organisierte Marktplatz** (darunter: Börse, OTC-Plattform, Buchungsplattform für Netz- oder Gas-Speicherkapazitäten) und a**usgewählte Behörden.**

[5] Im Falle des Monitorings sind betroffen: Betreiber von Elektrizitätserzeugungsanlagen, Betreiber von Elektrizitätsspeichern, Netzbetreiber (ÜNB und FNB), Verteilernetzbetreiber†, Betreiber von Untertagegasspeicheranlagen, Lieferanten† und Gashändler, Messstellenbetreiber†.

2.3.2 Datenlage Energieverbrauch

In diesem Abschnitt erfolgt eine Beschreibung ausgewählter Energieverbrauchsstatistiken und -daten, die für eine Modellierung herangezogen werden können. Die Nutzung dieser Informationen ist vielfältig und hängt vom gewählten Ansatz ab. Sie können für die Bildung von Basiswerten für eine Top-Down Verteilung oder für die Bestimmung von spezifischen Verbräuchen im Falle eines Bottom-Up-Ansatzes verwendet werden (für eine Erklärung der Ansätze, siehe Abschnitt 2.1.2). Überdies sind diese Informationen maßgeblich für die Plausibilisierung und Validierung von Modellergebnissen. Die Angaben der Energieverbrauchsstatistiken sind ihrer regionalen Auflösung je nach Verbrauchssektor unterschiedlich detailliert. In der zeitlichen Auflösung liefern sie meist nur Jahreswerte.
In Ergänzung zu den nachfolgend vorgestellten Energieverbrauchsdaten sei mit Seim et al. [22] auf eine umfangreiche Analyse der Datenquellen der deutschen Energiewirtschaft hingewiesen, die im Rahmen des Forschungsprojekts DemandRegio erstellt wurde. Die Analyse kommt zu dem Schluss, dass „sowohl innerhalb der eigenen Datenrecherche als auch in der Umfrage […] ein verstärkter Bedarf an zeitlich und räumlich aufgelösten Erzeugungs- und Verbrauchsdaten für den Strom- und Wärmesektor identifiziert werden [konnte]. Während regional und zeitlich aufgelöste Erzeugungsdaten immerhin durch Fundamentalmodelle approximiert werden können, sieht die Datenlage im Verbrauch, vor dem Hintergrund der Heterogenität des Verbrauchssektors, sehr dürftig aus.“ [22, S. 17] Anhang 12.2 listet die einzelnen Datenquellen den Energieträgern und Wertschöpfungsstufen auf. Diese detaillierte Übersicht und Beschreibung der Datenquellen ist digital zu finden unter [75].

2.3.2.1 AG Energiebilanzen e. V. (AGEB) [76]

Die AGEB veröffentlicht Informationen über Energieverbräuche in Deutschland in Form von Berichten und Statistiken. Hervorzuheben ist die Aufstellung der Energiebilanz, die jährlich nach einem stets wiederkehrenden Schema veröffentlicht wird [77] sowie das daraus abgeleitete Energieflussbild Deutschlands. Daneben werden Kennzahlen der historischen Entwicklung des Endenergiebedarfs in Auswertungstabellen nach Sektoren veröffentlicht, wie z. B. der Energieverbrauch pro Einwohner oder pro $Euro_{BIP}$ im Zeitverlauf.

Daneben werden von der AGEB jährlich Studien zur Aufstellung der Anwendungsbilanzen für die Sektoren GHD, Industrie und Haushalte ausgeschrieben. Die Studien liefern einen wesentlichen Beitrag zur Datenlandschaft und veröffentlichen je nach Sektor spezifische Verbräuche auf Basis von Bezugseinheiten, wie Beschäftigte oder Fläche, sowie anwendungsspezifische Verbräuche nach Verbrauchergruppen [72], [73], [74].

2.3.2.2 Umweltökonomische Gesamtrechnung (UGR)

In der UGR [78] werden in jährlicher Erscheinungsfolge eine Vielzahl ökologischer und ökonomischer Indikatoren veröffentlicht. Die Daten sind auch über das statistische Informationssystem GENESIS-online abrufbar [79]. Teil 2 der Veröffentlichung [78] umfasst die Energiegesamtrechnung, die Daten über die Energieflüsse bei Produktionsprozessen, im Verkehr oder von privaten Haushalten enthält. Die Daten der der Arbeitsgemeinschaft Energiebilanzen bilden für die Berechnung des Energieverbrauchs nach Energieträgern, Produktionsbereichen und

privaten Haushalten in Terajoule (TJ) die wichtigste Berechnungsgrundlage. In der aktuellen UGR wird der Energieverbrauch nach 68 Produktionsbereichen und 17 Energieträgern für die Jahre 2000, 2005, 2010, 2015 und 2017 dargestellt [80].

Für die vorliegende Modellierung sind vor allen Dingen die Energieträger „Gase“ und „Strom“ aus den Tabellen 3.2.3.1 ff. „Verwendung von Energie nach Energieträgern und Produktionsbereichen“ aus den Publikationen zu den Energieflüssen von Relevanz [80]. Dabei ist zu beachten, dass die Bezeichnung „Gase“ impliziert, dass hier nicht nur Erdgasverbrauch, sondern auch Verbrauch aus Kokerei, Gicht und Grubengas enthalten ist. Dies lässt sich anhand der Angaben aus Tabelle 3.2.2 verifizieren. Des Weiteren wird in der Methodenbeschreibung der UGR klargestellt, dass „jeglicher Energieverbrauch, der mit Strom- und Wärmeerzeugung in Zusammenhang steht, aus den jeweiligen Wirtschaftszweigen des Verarbeitenden Gewerbes herausgerechnet und der Energieversorgung zugerechnet werden [muss]“ [81, S. 8]. Auf diese Weise wird in der Statistik eine „Doppelzählung“ des Endenergieverbrauchs für industrielle Strom und Wärme Produktion vorgebeugt. Dies impliziert, dass der Brennstoffverbrauch für die industrielle Strom- und Wärmeproduktion in den Tabellen 3.2.3.1 ff. dem Produktionsbereich D „Energie u. DL der Energieversorgung“ zugerechnet wurde. Anhand der Energiebilanz der AGEB [77] konnte diese Annahme verifiziert werden, da sich die Angaben zum Umwandlungseinsatz (Zeile 20 aus der Energiebilanz) mit den Angaben aus der UGR im Produktionsbereich D decken. Für den Energieträger „Strom“ ist entsprechend zu beachten, dass der Verbrauch aus industrieller Stromerzeugung in den Angaben zu den jeweiligen Produktionsbereichen enthalten ist. Abschließend ist darauf hinzuweisen, dass die Angabe „Gase“ auch den nichtenergetischen Verbrauch enthält, wie direkt unterhalb der Tabellen 3.2.3.1 ff. der UGR angegeben [78].

2.3.2.3 Jahreserhebung über die Energieverwendung der Betriebe des Verarbeitenden Gewerbes, im Bergbau und der Gewinnung von Steinen und Erden (JEVI)

Die JEVI (kurz für Jahreserhebung Energieverwendung Industrie[6]) erfasst energieträgerspezifische energetische und nichtenergetische Verbräuche gemäß der Systematik der Wirtschaftszweige [82] [83, S. 5]. Die Erhebung richtet sich an 68 000 produzierende Betriebe mit mindestens 20 Beschäftigten. Die Ergebnisse werden in jährlicher Erscheinungsfolge veröffentlicht. Die Datenreihen ab dem Berichtszeitraum 2008 werden über die GENESIS-Online-Datenbank veröffentlicht und liefern landesweite Ergebnisse zum Energieverbrauch nach Energieträgern und Wirtschaftszweigen (Tabelle 43531-0001) und Stromerzeugung, -bezug, -abgabe und –verbrauch nach Wirtschafszweigen (Tabelle 43531-0002) [84]. Die Ergebnisse der Tabelle 43531-0001 können zudem in einem höheren Detailgrad angefragt werden. Die entsprechende Tabelle enthält dann eine feingliedrige Unterteilung der Wirtschaftszweige bis auf die Ebene der 3- und 4-stelligen Untergliederung. Zum anderen werden regional tiefer gegliederte Ergebnisse bis auf Ebene der Landkreise veröffentlicht [83, S. 9], die dann jedoch nicht mehr zwischen den Wirtschaftszweigen unterscheiden (Tabelle 43531-01-02-4).

[6] Die Betriebe des Verarbeitenden Gewerbes, im Bergbau und der Gewinnung von Steinen und Erden werden unter dem Begriff *Industrie* bzw. *industrieller Sektor* zusammengefasst

2.3.2.4 Länderarbeitskreis Energiebilanzen (LAK) [85]

Der LAK gibt Auskunft über bundeslandspezifische Aufkommen, Umwandlung und Verwendung der Energie nach Energieträgern und orientiert sich dabei am Schema der nationalen Energiebilanz der AGEB. Seit 1990 werden Daten für alle deutschen Bundesländer jährlich erfasst und nach Energiebilanzen, CO_2-Bilanzen und Indikatoren gegliedert. Überdies werden Kennwerte und Indikatoren auf NUTS-0 Ebene (entspricht Bundesebene) bestimmt, wie z. B. die Energieintensität, Endenergieverbrauch je Einwohner oder die Endenergieproduktivität.

Die Dezentrale Sammlung Erhebung und Bereitstellung der Daten führt allerdings regelmäßig zu Lücken in den Veröffentlichungen. Einige Bundesländer veröffentlichen bestimmte Informationen nur mit mehrjährigem Versatz, andere nehmen zwischen dem den privaten Haushalten und dem GHD Sektor keine Differenzierung vor und veröffentlichen den Energieverbrauch ausschließlich in Summe für diese beiden Sektoren.

2.3.2.5 Lastgangdaten

Lastgangdaten von Haushalten und Betrieben bilden die wichtigste Datengrundlage für die Analyse und die Modellierung des zeitlich hochaufgelösten Energieverbrauchs. Die öffentliche Verfügbarkeit von betrieblichen und privaten Lastgangdaten in Deutschland ist jedoch stark eingeschränkt, wie in der aktuellen Studie *Die Datenlandschaft der deutschen Energiewirtschaft* [86] gezeigt werden konnte, die im vorliegenden Forschungsprojekts entstanden ist. So konnte sowohl in breit angelegter Datenrecherche als auch in Umfragedaten ein „verstärkter Bedarf an zeitlich und räumlich aufgelösten Erzeugungs- und Verbrauchsdaten für den Strom- und Wärmesektor identifiziert werden. Während regional und zeitlich aufgelöste Erzeugungsdaten immerhin durch Fundamentalmodelle approximiert werden können, sieht die Datenlage im Verbrauch, vor dem Hintergrund der Heterogenität des Verbrauchssektors, sehr dürftig aus.“ [86, S. 17] Die Gründe für die sehr eingeschränkte Verfügbarkeit sind vielfältig und gehen zum einen auf Datenschutzerfordernisse sowie Betriebs- und Geschäftsgeheimnisse zurück. Energieverbraucher selbst haben weder die Pflicht noch den Anreiz, ihre Daten in anonymisierter Form öffentlich zur Verfügung zu stellen. Zum anderen werden Haushalte und Verbraucher unterhalb eines Jahresstromverbrauchs von 100.000 kWh keiner registrierenden Leistungsmessung unterzogen. Mit der Markterklärung vom 31. Januar 2020 hat das Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik (BSI) den Startschuss für den Smart Meter Rollout in Deutschland gegeben [87], im Rahmen dessen sukzessive auch kleinere Verbraucher oberhalb eines Jahresenergieverbrauchs von 6.000 kWh im nächsten Jahrzehnt mit einem Smart-Meter ausgestattet werden soll [88].

Unter den wenigen Datenquellen standortspezifischer realer Lastgangdaten ist allen voran die Energiemonitoringplattform der Stadt Frankfurt zu nennen, die über eine automatische Verbrauchserfassung einer Vielzahl kommunaler Liegenschaften verfügt und öffentlich zur Verfügung stellt. Den Großteil der veröffentlichten Daten bilden elektrische Lastgangdaten, wobei im Einzelfall auch Gas-, Wärme- und Wasserverbrauchsdaten veröffentlicht werden [89]. In ähnlicher Weise veröffentlicht auch die Stadt Aachen Lastgangdaten kommunaler Liegenschaften u.a. der Kindertagesstätten, Sportbauten, Verwaltungsgebäuden sowie der Schulen

[90]. Beide Plattformen sind ein wertvoller Datenpool für die Modellierung ausgewählter kommunaler Wirtschaftszweige. Daneben sind in jüngerer Vergangenheit einige wenige weitere Veröffentlichungen von realen Lastgangdaten erschienen, die einige industrielle sowie gewerbliche sowie wohngebäudespezifischen Lastgangdaten aus den Jahren 2013 bis 2018 enthalten: [91, S. 618–621], [92], [93], [94], [95]. Zukünftig soll mit dem Projekt Open Meter darüber hinaus eine Plattform für Energiemessdaten und Energieeffizienz entstehen [96].

Neben standortspezifischen Daten lassen sich aggregierte elektrische Lastgangdaten einer Vielzahl von Netzbetreibern öffentlich auffinden. Maßgeblich hierfür sind die Veröffentlichungspflichten innerhalb der Stromnetzzugangsverordnung (StromNZV), „welche unter anderem festlegt, dass die Jahreshöchstlast und der Lastverlauf als viertelstündige Leistungsmessung und die Netzverluste von Netzbetreibern zu veröffentlichen sind (§ 17 StromNZV).“ [86, S. 4] Die analoge Gesetzgebung im Bereich Gas beinhaltet mit der Gasnetzzugangsverordnung (GasNZV) hingegen keine Pflicht zur Veröffentlichung von Lastgangdaten (§ 40 GasNZV).

2.3.3 Datenlage energienachfragebestimmende Größen

In diesem Forschungsprojekt werden Größen benötigt, die zur Berechnung der hochaufgelösten Energienachfrage verwendet werden können. Geeignete Parameter können der Regionalstatistik [97], dem Zensus 2011 [98], dem Mikrozensus [98] und weiteren Veröffentlichungen der Statistischen Ämter des Bundes und der Länder [97] sowie Statistiken der Bundesagentur für Arbeit (BA) [99] entnommen werden. Die im Forschungsvorhaben untersuchten Datenquellen werden im Folgenden in Form einer Liste zusammengestellt. Eine Ausführliche Beschreibung der Veröffentlichungen ist dem Anhang zu entnehmen.

2.3.3.1 Datenquellen für Technische ENaG

Gebäudedaten

Für die Modellierung von Raumwärmebedarfen wird regelmäßig auf Datensätze zum Gebäudebestand in Deutschland zurückgegriffen. Zwei häufig zitierte Quellen sind dabei die Wohngebäudetypologie des Instituts für Wohnen und Umwelt (IWU) in Darmstadt [100] sowie die Veröffentlichungen der Arbeitsgemeinschaft für zeitgemäßes Bauen e.V. zu den typischen Energieverbrauchskennwerten deutscher Wohngebäude [101]. Für Nicht-Wohngebäude ist die Datenlage weniger ergiebig. Hier kann auf die „Typologie-gestützte Kennwerte für die energetische Bewertung bestehender Nichtwohngebäude“ [102] und die Ergebnisse aus der zweiten Hochrechnung des Forschungsprojektes ENOB:dataNWG [103], an dem ebenfalls das IWU beteiligt ist, verwiesen werden.

Privatwirtschaftliche Datenprovider

Neben den bisher vorgestellten Institutionen, die Ihre Daten ohne Gewinnerzielungsabsicht anbieten, gibt es in Deutschland auch zahlreiche privatwirtschaftliche Unternehmen, die ein regional und zeitlich aufgelöstes Datenangebot anbieten. Hier seien exemplarisch die *Gesellschaft für Konsumforschung* (GfK) [104] und *ene't GmbH* [105] genannt.

Diese Unternehmen liefern kostenpflichtige und nur unter bestimmten Auflagen zu verwendende Angaben. Das Format in dem die Daten bezogen werden können, lässt sich dabei mit den Providern abstimmen. Der Turnus der Datenerhebung ist unterschiedlich, die Bereitstellung erfolgt in der Regel nach Zahlungseingang. So konnten beispielsweise von ***ene't*** entgeltlich Daten zum Strom- und Gasnetz in Deutschland bezogen werden. Auch lieferte ***ene't*** die regionale und hausnummernscharfe Zuordnung der Netzbetreiber im Gas- und Stromnetz sowie die zugehörigen Netznutzungsentgelte auf der Verteilnetzebene.

Zudem bietet die gemeinnützige Beratungsgesellschaft *co2online gGmbH* Informationen und eigene Forschungsergebnisse im Bereich regionale Verteilung des Energieverbrauchs und Anlagen zur Erzeugung von Endenergie. Der Fokus von co2online liegt dabei auf Möglichkeiten zur Steigerung der Nachhaltigkeit und des Klimaschutzes insbesondere in privaten Haushalten [106].

2.3.3.2 Datenquellen für sozioökonomische und demographische ENaG

Der deutsche Zensus 2011

Der Zensus 2011 ist die amtliche Volks-, Gebäude- und Wohnungszählung in Deutschland. Diese Erhebung wurde von den statistischen Ämtern des Bundes und der Länder durchgeführt. Der Zensus 2011 bietet ein repräsentatives Bild des Ist-Zustands im Bereich Bevölkerung, Migration, Beschäftigungsstand, Gebäudebestand und verfügbarem Wohnraum in Deutschland [107]. Die Datenerhebung zum Zensus ist gemäß dem Zensusgesetz 2011 vom 8. Juli 2009 gesetzlich geregelt [108]. Rund 10 % der Gesamtbevölkerung Deutschlands wurden für den Zensus 2011 befragt [108]. Durch die Ausführung des Zensus 2011 wurden Daten mit einer regionalen Auflösung bis auf Gemeindeebene erhoben. Die Daten sind über die Zensusdatenbank frei abrufbar und richten sich an die interessierte Öffentlichkeit. Überdies stellt der Zensus eine bedeutende Datengrundlage zur Ermittlung des regionalen Energiebedarfs dar. Die für das Bundesgebiet repräsentativen Angaben im Zensus sind schließlich aufbauend auf real erfassten Befragungsergebnissen hochgerechnet und regional aufgelöst ausgewiesen worden [107].

Zur Bevölkerung werden im Zensus Parameter wie beispielsweise Einwohnerzahl, Altersstruktur, Familiengröße, Anteil der über 64-jährigen bzw. unter 18-jährigen erfasst. Parameter zur Migration sind Anteil Migranten an der Gesamtbevölkerung, Herkunft und Angaben zu Migrationsbewegungen. Gebäudebezogene Merkmale sind beispielsweise Anzahl der Gebäude geordnet nach Wohnungsanzahl, Gebäudetyp, Baujahr, Anzahl der Wohnungen pro Gebäude, Eigentumsverhältnis (Mieter vs. Eigentümer), Leerstandsquote und Heizungsstruktur. Auch der Erwerbsstatus der Bevölkerung wird in Form von Erwerbstätigenquote, Erwerbslosenquote nach Alter und Bildungsabschluss gestaffelt ausgewiesen. Haushaltsmerkmale die im Zensus 2011 ausgewiesen werden sind z. B. Haushaltsgröße, Anzahl der Kinder pro Familie sowie Anzahl der Haushalte nach Haushaltsgröße [8,10]. Diese Parameter sind teilweise regional bis auf Gemeindeebene aufgelöst und ebenfalls im 1-km-Raster abrufbar [110]. Die Kategorien lassen sich somit nach Region und regionaler Tiefe selektieren und als CSV-Datei oder PDF-Datei abrufen. Vorteilhaft ist, dass CSV-Dateien generiert werden können, die als Input für die Modellierung verwendet werden können [110].

Neben dem Standardzugriff, können über einen gesonderten Zugang auch Mikrodaten abgerufen werden. Diese Einzeldaten enthalten im Vergleich zu den für jedermann öffentlich zugänglichen Daten deutlich detailliertere Angaben zu den statistischen Größen. Damit der Datenschutz eingehalten und persönliche Rechte der Befragten gewahrt bleiben, unterliegt der Datenzugriff auf die Mikrodaten den durch das FDZ publizierten Bedingungen. Der Datenzugriff ist somit eingeschränkt, für Forscher und bei begründetem Interesse sowie Wahrung der Interessen der Befragten aber möglich [111].

Die Durchführung des nächsten Zensus ist für das Jahr 2021 geplant und wird derzeit vorbereitet [112], [113]. Hierbei sollen Angaben zu vergleichbaren Parameter erhoben werden [112]. Eine Entwicklung über die Zeit, der im Zensus 2011 bereits ausgewiesenen Parameter, wird somit ermöglicht.

Der europäische Zensus 2011

Neben der Bereitstellung der Daten für Forschungszwecke und die interessierte Öffentlichkeit, werden die Daten in gesammelter Form im Rahmen des „Europäischen Statistischen System“ (ESS) dazu verwendet, eine europaweite und standardisierte Bevölkerungs- und Wohnungszählung bereitzustellen. Hierbei ist der Datenbestand gleich strukturiert. Durch diese harmonisierte Datenlage lassen sich wissenschaftliche Methoden auf alle EU-Mitgliedsstaaten anwenden [114]. Parameter, die im Zensus 2011 von Eurostat bereitgestellt werden, sind mit den Angaben im Zensus 2011 vergleichbar. Eurostat weist teilweise weitere Parameter wie z. B. die Angabe zur Wasserversorgung in Gebäuden, Anzahl der Bäder explizit aus. Andere Größen, wie beispielsweise die Familiengröße werden dagegen aggregiert dargestellt [115]. Eurostat erhebt die Daten nicht selber, sondern greift lediglich auf die Erhebungen und Datenangaben der statistischen Ämter in der Mitgliedsstaaten zurück [115].

Die Daten des europaweiten Zensus können über den 2011 Zensus Hub als Open Data kostenfrei von jedermann online abgerufen werden [115]. Ebenfalls können Mikrodaten zu den von Eurostat angebotenen Statistiken für wissenschaftliche Zwecke beantragt werden [116].

Die Daten werden durch Eurostat verwaltet und bleiben im Eigentum der statistischen Ämter der Mitgliedsstaaten [115]. Folglich beruht die Datengüte auf den Qualitätskriterien der statistischen Ämter der Mitgliedsstaaten, denn Eurostat führt keine separate Validierung der Daten durch [115]. Vorteilhaft an der europäischen Statistik ist die bereits erwähnte aggregierte Verfügbarkeit und Standardisierung des Datenformats. Gemäß Verordnung des Europäischen Parlaments sind die im Zensus 2011 erhobenen Daten alle 10 Jahre durch die Mitgliedsstaaten zu erheben und an Eurostat zu übermitteln [117].

Der Mikrozensus

Der Mikrozensus enthält vergleichbare Daten wie der Zensus 2011, wird aber in jährlichem Turnus aktualisiert [118]. Somit lassen sich Entwicklungen im Zeitverlauf erkennen und passend auswerten. Der Mikrozensus unterscheidet sich darüber hinaus gegenüber dem Zensus in der deutlich kleineren Stichprobe. So liegt die Stichprobengröße lediglich bei einem Prozent aller deutschen Haushalte. Hierbei werden rund 380.000 Haushalte, in denen ca. 820.000 Per-

sonen leben, erfasst. Die Personen in den ausgewählten Haushalten sind gesetzlich zur Auskunft verpflichtet. Hierdurch lassen sich eine hohe Antwortrate und damit eine gute Repräsentativität erzielen. Zudem werden im Mikrozensus genügend Personen befragt, sodass durch Verwendung effizienter statistischer Methoden zur Auswertung der Befragungsergebnisse auch kleinere, regional differenzierte Stichproben adäquat ausgewertet werden können [118].

Wie auch im Zensus 2011, werden im Mikrozensus Daten zum Einkommen, Erwerbstätigkeit, Wohnsituation sowie Strukturdaten über die Bevölkerungsverteilung und Migration erfasst [118]. Somit stellt der Mikrozensus eine repräsentative Stichprobe dar, die relevante Parameter zur wirtschaftlichen und sozialen Lage der Bevölkerung, Lebensbedingungen sowie zum Gebäudebestand mit einer regionalen Auflösung gibt [119]. Als Betrachtungsobjekt dienen beim Mikrozensus dabei nicht direkt die Personen, sondern Gebäude, in denen die Bevölkerung lebt [98]. Zum Mikrozensus sind ebenfalls Mikrodaten u. a. für Forschungszwecke vom Forschungsdatenzentrum zu beziehen [118]. Um saisonbedingte Schwankungen weitestgehend auszuschließen, werden die Befragungen regelmäßig verteilt über ein Jahr durchgeführt (§ 5 Abs. 2 MZG) [98], [119]. Daten sind über die GENESIS-Online-Datenbank für jedermann kostenfrei abrufbar. Neben der Möglichkeit die Werte über das GENESIS-Portal online abzurufen, werden von Destatis auch regelmäßig Publikationen verfasst, in denen die aktuellen Daten passend aufbereitet und nach Themen sortiert zur Verfügung gestellt werden [98].

Einkommens- und Verbrauchsstichprobe (EVS)

Die Einkommens- und Verbrauchsstichprobe (EVS) gibt als deutschlandweite Statistik Auskunft über soziodemographische und sozioökonomische Grunddaten sowie die Geräteausstattung der privaten Haushalte. Die EVS wird von Destatis seit 1962/1963 im fünfjährigen Turnus durchgeführt und veröffentlicht [120]. Die öffentlich verfügbaren Daten zur EVS liegen in regionaler Tiefe von Gebietsständen („früheres Bundesgebiet ohne West-Berlin“ und „neue Länder und Berlin“) vor. Ein Ausweis der Werte auf NUTS-3-Ebene erfolgt dagegen in den von Destatis öffentlich zugänglich publizierten Ergebnissen nicht. Für den Bezug weiter regional aufgelöster Daten bietet sich der Bezug der Mikrodaten über das FDZ an. Die Mikrodaten zur EVS sind für wissenschaftliche Zwecke zu erhalten [120]. Positiv ist, dass mit der EVS relevante Daten zur Einkommens- und Ausgabensituation sowie Geräteausstattung der privaten Haushalte zur Verfügung stehen. Kritisch ist jedoch zu bemerken, dass die Repräsentativität der EVS durch die freiwillige Teilnahme der Befragten beschränkt ist. Über das FDZ können ebenfalls Mikrodaten zur EVS bezogen werden [120]. Da die EVS alle fünf Jahre erhoben wird, lassen sich Rückschlüsse auf die Entwicklung der Konsumausgaben, beispielsweise für Energie und Wohnen, über eine längere Zeit ziehen [121]. Zudem gibt die EVS Daten hinsichtlich der Geräteausstattung privater Haushalte (vgl. Abbildung 2.10). Hierbei wird deutlich, dass alle Haushalte über eine Einrichtung zum Kühlen und Kochen (94 % elektrisch, 6 % mit Gas), die meisten über eine Waschmaschine, viele über Geschirrspülmaschinen und Mikrowellengeräte aber nur weniger als die Hälfte über eine Gefriertruhe oder einen Wäschetrockner verfügen. Da die EVS regelmäßig erhoben wird, wird auch die Entwicklung der Geräteausstattung im Zeitverlauf ersichtlich. Weiterhin werden die Haushalte differenziert nach sozialer Stellung des Haupteinkommensbeziehers einer Familie mit ihren jeweiligen Daten ausgewiesen [122].

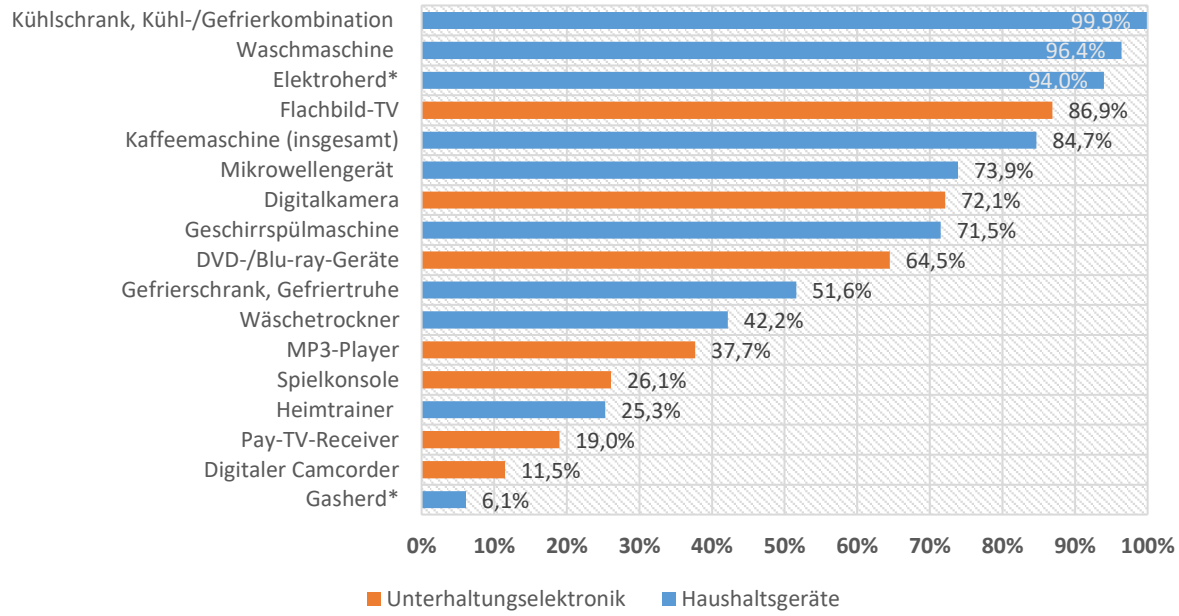


Abbildung 2.10: Ausstattung privater Haushalte mit Haushaltsgeräten im Jahr 2017 [123], Werte des Jahres 2018 aus [124]

Erhebung der „Laufenden Wirtschaftsrechnungen“ der privaten Haushalte (LWR)

Die Erhebung der „Laufenden Wirtschaftsrechnungen“ der privaten Haushalte (LWR) wird von Destatis erstellt und liefert neben der EVS ein repräsentatives Bild über die Einnahmen und Ausgaben der privaten Haushalte in Deutschland. Eigene Daten für die LWR werden in allen Jahren erhoben, in denen keine Daten zur EVS erhoben werden. In Jahren, in denen Daten für die EVS erhoben werden, werden diese auch für die Erstellung der LWR genutzt. Durch die Quotenstichprobe und Qualitätskontrollen bietet die LWR ein repräsentatives Bild der wirtschaftlichen Entwicklung der privaten Haushalte in Deutschland in allen Jahren [125]. So stellt LWR im statistischen System Deutschlands eine bedeutende Statistik dar, die zur Bestimmung der Statistik der Verbraucherpreise und zur Erstellung der Verwendungsrechnung der Volkswirtschaftlichen Gesamtrechnung genutzt wird [126]. Daten zur LWR werden dabei auf NUTS-1-Ebene erhoben und sind in die LWR aufgenommen [125]. Die Konsumausgaben u. a. im Bereich Energie und Wohnen geben Anhaltspunkte für den Strom-, Wärme- und Gasverbrauch der privaten Haushalte in Deutschland [126]. Besonders interessant sind im Rahmen dieses Forschungsvorhabens die Angaben zu den Ausgaben für Energieträger. Hierbei wird zwischen Mietern und Eigentümern unterschieden [126].

Die im Rahmen der LWR ausgewählten Personen sind per Gesetz verpflichtet Auskunft zu geben. Die LWR unterscheidet sich zur EVS hinsichtlich der Grundgesamtheit. So werden in der LWR Selbstständige, insbesondere Landwirte, Freiberufler und Gewerbetreibende, nicht miteinbezogen [125]. Des Weiteren werden Haushalte mit einem monatlichen Haushaltseinkommen über 18.000 Euro pro Monat nicht in der Statistik erfasst [126]. Bei einem Vergleich der Werte aus der LWR mit Werten aus der EVS ist dies zu beachten. Generell ist bei den dargestellten und regelmäßig durchgeführten Statistiken zu beachten, dass zwar die Methodik

zur Erhebung der Daten für jedes Erhebungsdatum definiert ist, doch die Methodik im Zeitverlauf verändert wird [126]. Bei einer Zeitreihenanalyse mit Werten aus verschiedenen Jahren ist dies zu berücksichtigen.

Koordinierte Bevölkerungsvorausberechnung

Die 14. Koordinierte Bevölkerungsvorausberechnung wird gemeinsam von den Statistischen Ämtern von Bund und Ländern für Deutschland erstellt [127]. Für die Durchführung und Veröffentlichung der Daten zur Studie ist Destatis verantwortlich.

Hierbei wird basierend auf einer justierten Bestandsfortschreibung auf Basis des Zensus 2011 die Bevölkerung bis zum Jahr 2060 fortgeschrieben. Ein Schwerpunkt der koordinierten Bevölkerungsvorausberechnung liegt auf dem Ausweis der Altersstruktur, die aufbauend auf der aktuellen Altersstruktur, den angenommenen Geburten- und Sterberaten sowie dem Wanderungssaldo, berechnet wird. Somit lässt sich die demographische Entwicklung bundeslandspezifisch abschätzen. Die Daten werden einerseits für das gesamte Bundesgebiet, aber auch differenziert auf NUTS-1-Ebene ausgewiesen. Die koordinierte Bevölkerungsvorausberechnung weist einen langfristigen Betrachtungshorizont und die Werte zur LWR eine hohe Beständigkeit auf. Die Berechnung der Werte ist aufgrund der angegeben Systematik der Datenerhebung und Berechnung nachprüfbar. Damit verschiedene mögliche Entwicklungspfade quantitativ aufgezeigt werden können, werden verschiedene Szenarien mit unterschiedlichen Parametern hinterlegt und berechnet. Diese Szenarien unterscheiden sich in den Annahmen hinsichtlich Geburtenhäufigkeit, Lebenserwartung und Wanderungssaldo. Durch einen Vergleich der berechneten Werte mit Erhebungen im Zensus 2011 konnte eine hohe Güte der koordinierten Bevölkerungsvorausberechnung attestiert werden [127]. Aufbauend auf der Prognose zur demographischen Entwicklung wird die Beschäftigtenanzahl nach Region prognostizier.

Derzeit stehen die Werte von 14 koordinierten Bevölkerungsfortschreibungen als Publikation zur Verfügung. Die Werte der 14. Koordinierten Bevölkerungsvorausberechnung können zudem als CSV-Datei heruntergeladen werden. Über ein interaktives Online-Tool ist zudem die Bevölkerungszahl nach Geburtsjahr klassifiziert im Zeitverlauf bestimmbar. Die genannten Eingangsparameter können innerhalb fest hinterlegten Ausprägungen durch den Nutzer frei gewählt werden.

Volkswirtschaftliche Gesamtrechnung (VGR)

Die Daten zur Volkswirtschaftliche Gesamtrechnung (VGR) werden von Destatis jährlich erhoben. Die Veröffentlichung der Daten und Ergebnisse erfolgt mit einem zeitlichen Versatz von bis zu zwei Jahren. Durch den jährlichen Ausweis der Kennwerte, wird ein Bild der wirtschaftlichen Entwicklung Deutschlands im zeitverlauf hergestellt. Hierbei werden die Kenngrößen der regional nach Gebietsständen differenziert (Deutschland gesamt, früheres Bundesgebiet ohne Berlin und neue Bundesländer mit Berlin) sowie nach Branchen (vgl. WZ 2008) ausgewiesen. Neben dem Ausweis der jährlichen Werte, werden auch Daten zur wirtschaftlichen Entwicklung in den einzelnen Monaten eines Jahres erhoben [128].

In der VGR werden die wirtschaftlichen Aktivitäten aller Wirtschaftseinheiten erfasst, die ihren ständigen Wohnsitz in Deutschland haben (sogenanntes Inlandskonzept). Somit wird die wirtschaftliche Aktivität einer natürlichen Person, die im Ausland arbeitet, aber in Deutschland lebt, in der VGR von Deutschland berücksichtigt. Produktionsstätten, die ihren ständigen Sitz in Deutschland haben tragen ebenfalls zur in der VGR ausgewiesenen wirtschaftlichen Aktivität bei. Hierbei sind die Eigentumsverhältnisse unerheblich [128]. Die Werte in der VGR werden dabei einerseits als Betragswert für die jeweilige Region und andererseits als relative Größen, bezogen auf die Einwohnerzahl in der jeweiligen Region, ausgewiesen [128]. Hierdurch lässt sich die wirtschaftliche Aktivität sowohl absolut als auch relativ (pro Einwohner) in einem Zeitintervall ermitteln.

Arbeitskreis Volkswirtschaftliche Gesamtrechnung der Länder

Um regional stärker differenzierte Werte auszuweisen, wurde im Jahr 1954 der Arbeitskreis „Volkswirtschaftliche Gesamtrechnung der Länder“ (VGRL) gegründet [129]. So wird die wirtschaftliche Entwicklung quantitativ für die Entstehungs-, Verteilungs- und Verwendungsrechnung auch auf NUTS-1-Ebene ausgewiesen. Das Vorgehen ist dabei analog zu dem der VGR.

Zudem bietet der Arbeitskreis ausgewählte Daten wie beispielsweise das Bruttoinlandsprodukt (BIP) oder die Wertschöpfung auf NUTS-3-Ebene an [129]. Die Datenerhebung folgt dabei den Vorgaben des Europäischen Systems der Volkswirtschaftlichen Gesamtrechnungen. Die Berechnung der Werte ist somit nachvollziehbar und die Daten sind europaweit vergleichbar. Die Daten werden durch den Arbeitskreis Volkswirtschaftliche Gesamtrechnung der Länder jährlich erhoben [130].

Die Daten sind als Werte, aber auch als Karten sind kostenfrei über den Internetauftritt des Arbeitskreises zu beziehen [130]. Ebenfalls sind Mikrodaten zu den aggregiert in der ausgewiesen Werten des VGRL zu beziehen. Hierbei müssen wie auch beim FDZ bestimmte Bedingungen eingehalten werden [129].

Statistik: Fortschreibung des Wohnungsbestandes

Die Statistik Fortschreibung des Wohnungsbestandes weist den Wohnungsbestand der privaten Haushalte sowie die Bestandsveränderungen aus. Die Daten werden in Kooperation des Bundes und der Länder erhoben und durch den Bundesarbeitskreis Wohnungsmarktbeobachtungen von Bunde und Ländern ausgewiesen. Dabei werden für den Bund die Daten durch das Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung ermittelt, wohingegen für die Länder die jeweiligen Förderinstitute diese Aufgabe übernehmen [131]. Ziel ist es Informationen zur aktuellen Situation und deren Entwicklung auf den lokalen Wohnungsmärkten zu erhalten. Daher werden die Daten jährlich auf Gemeindeebene erhoben und in der Statistik ausgewiesen. Die Daten bauen dabei auf den Angaben des Wohnungsbestandes auf. Durch die Berücksichtigung der Zu- und Abgänge erfolgt eine Fortschreibung des Wohnungsbestandes [132]. Somit wird eine kontinuierliche Statistik geliefert, mit der Entwicklungen des Wohnungsbestandes im Zeitverlauf nachvollzogen werden können [131].

Raumordnungsprognose des Bundesinstituts für Bau- Stadt-, und Raumforschung (BBSR)

Die Raumordnungsprognose (ROP) gibt Auskunft über die vom Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung (BBSR) prognostizierte Entwicklung der Einwohnerzahl, Bevölkerungsstruktur und Wohnungsbestandsentwicklung. Diese Ergebnisse der ROP basieren auf Werte aus dem Zensus 2011, die mittels Teilprognosen für die verschiedenen Bereiche fortgeschrieben werden. Die Einflusspfade zwischen den Informationsbereichen sind Abbildung 2.11 zu entnehmen. Hierbei wird deutlich, dass ausgehend von der Bevölkerung einerseits der demographische Bereich mit den privaten Haushalten und den Erwerbspersonen und auf der anderen Seite direkt die Zielbereiche Infrastruktur, Flächennutzung und Verkehr prognostiziert werden. Die demographischen Faktoren wirken wiederum auf den Wohnungsmarkt und den Arbeitsmarkt ein. So wird in der Studie vom BBSR aufbauend auf den Werten zur Bevölkerung und zum Wohnungsbestand für verschiedene Bereiche eine Prognose vorgenommen. Diese Prognose wird dabei für die kommenden 30 Jahre erstellt. Hierbei werden die Werte zeitlich nach Jahren und räumlich auf NUTS-1, NUTS-2 und NUTS-3-Ebene disaggregierter ausgewiesen [133]; was einen zentralen Mehrwert auch im Rahmen des vorliegenden Forschungsprojekts darstellt.

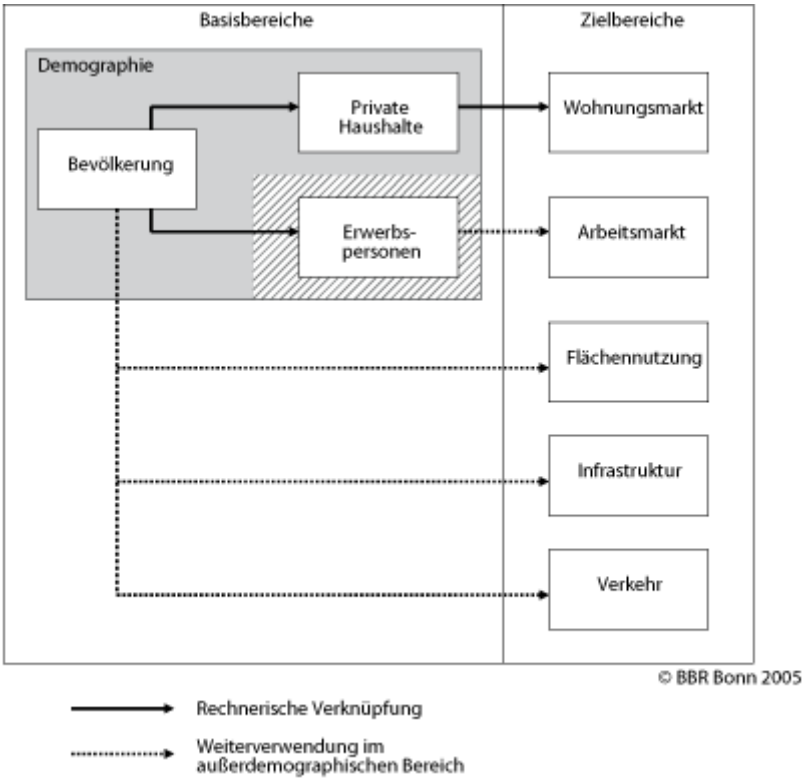


Abbildung 2.11: Modelle und deren Verknüpfungen in der Raumordnungsprognose [133]

Statistiken der Bundesagentur für Arbeit (BA)

Neben Destatis und den Statistischen Landesämtern stellt auch die Bundesagentur für Arbeit (BA) relevante Statistiken zur Erfassung der wirtschaftlichen Lage in den Regionen zur Verfügung. Eine relevante Statistik, die Auskunft über die Ausprägung wirtschaftlicher Aktivität in den Bundesländern anhand der Beschäftigtenzahl gibt und disaggregiert auf Ebene der Regionaldirektionen der BA vorliegt, ist beispielsweise die Statistik „Beschäftigte nach Wirtschaftszweigen (WZ 2008) – Deutschland, Länder und Regionaldirektionen“ [134]. Die Werte zum

Beschäftigungsstand werden in der Regel halbjährlich veröffentlicht. Sie sind als Monatsberichte PDF oder ZIP-Format über die Homepage der BA-Statistik abrufbar [134]. Die Daten geben Auskunft über die Anzahl der Beschäftigten nach Wirtschaftszweig, gemäß Klassifikation der Wirtschaftszweige, Ausgabe 2008 (WZ 2008) [82]. Diese WZ 2008-Systematik wurde im gegenseitigen Austausch von Datennutzern und Datenprovidern entwickelt, um wirtschaftliche Aktivitäten der Wirtschaftssubjekte in allen Statistiken, die von deutschen Statistikämtern angebotenen werden, einheitlich zu erfassen. Zudem ist die WZ 2008-Systematik in Übereinstimmung mit den Vorgaben des Europäischen Parlamentes (vgl. EG 1893/2006 und der *Standard Industrial Classification* der Vereinten Nationen entwickelt worden. Dies ermöglicht einen standardisierten deutschlandweiten, aber auch internationalen Vergleich der wirtschaftlichen Entwicklung [82].

Des Weiteren bietet die BA-Statistik Zeitreihen zum Beschäftigungsstand, SGB-II-Bezug und offenen Arbeitsstellen an. Diese Zeitreihen stehen als Monats- oder Quartalszahlen in Form eines PDF zum kostenfreien Download auf der Homepage zur Verfügung [135].

Laufende Raumbeobachtungen – Lebensbedingungen in Deutschland über Raum und Zeit

Neben der Prognose erhebt das BBSR mit der laufenden Raumbeobachtung den Status-quo in vielen Bereichen mit einer sehr hohen regionalen Auflösung. So werden Daten beispielsweise zum Arbeitsmarkt, der Bevölkerungsstruktur, Wirtschaft und Wohnungsmarkt mit einer räumlichen Auflösung bis auf LAU 2-Ebene erhoben. Diese regelmäßig durchgeführte Studie ist eine zentrale Datengrundlage für weitere statistische Behörden, aber auch für die Forschung. Die Primärdaten gehen zudem in Studien und weitere Auswertungen des BBSR ein. Daten werden hierbei in einer Datenbank abgelegt, dürfen aufgrund des Datenschutzes aber nicht an Dritte weitergegeben werden. Stattdessen können Nutzer über die Beschreibung relevante Metadaten auswählen und sich zu diesen Bereichen aggregierte Daten ausgeben lassen [136].

GENESIS-Online Datenbank

Neben den bisher vorgestellten Statistiken sind weitere Daten für das deutsche Bundesgebiet über die GENESIS-Online Datenbank abrufbar. Daten werden zu zahlreichen Themen im Bereich öffentliches Lebens, Wirtschaft, Arbeitsmarkt, Preisniveau für verschiedene Produkte, Außenhandel, sozio-demographischen Faktoren, Bestandsanalysen, Flächennutzung und weiteren einschlägigen Themen angeboten. Auch sind die Ergebnisse des Zensus über die GENESIS-Online-Datenbank kostenfrei abrufbar [137]. Die Daten können einfach per Webzugriff bezogen werden und in einer individualisierten Abfragestruktur als „Meine Tabellen“ entsprechend den Nutzeranforderungen konfiguriert werden [137]. Werte sind dabei einerseits als maschinenauswertbare Zahlen im CSV, HTML, XLSX-Format und andererseits als interaktive Karte bzw. Diagramm zu beziehen. Bei der Zusammenstellung der relevanten Daten sind die Angabe von enthaltenen Metadaten sowie eine umfassende Beschreibung des Datensatzes hilfreich. Bei großen Datensätze bietet sich zudem die Funktionalität an, sich als registrierter Nutzer anzumelden und die dann zur Verfügung stehenden Zusatzfunktionen zu nutzen [137]. Turnus und regionale Tiefe unterscheiden sich dabei je nach Statistik und indivi-

duellen Nutzerauswahl [137]. Die Daten entsprechen den Qualitätsanforderungen des Statistischen Bundesamtes, denn die Werte werden durch Destatis geprüft [137]. Die GENESIS-Online Datenbank stellt somit ein Portal für den einfachen Tabellen- und Wertezugriff dar und ist für das statistische System Deutschlands von großer Bedeutung.

Deutschland in Zahlen – Datenportal des Institutes der deutschen Wirtschaft (IW)

Neben den durch öffentliche Institutionen angeboten Daten, bietet auch das Institut der deutschen Wirtschaft (IW) ein Portal mit einem umfangreichen Datenangebot an. Hierbei stellt das IW die Daten zusammen und greift u. a. auf Statistiken von Destatis zurück [138]. Das IW ist ein Zusammenschluss von 120 Wirtschafts- und Arbeitgeberverbänden sowie von Einzelunternehmen in Deutschland. Das IW ist somit ein Interessenverband, der die hohe Bedeutung von gut zugänglichen und qualitativ aufbereiteten Daten erkannt hat. Nach Angaben des IW ist Ziel des Portals „Deutschland in Zahlen“ Wirtschaft und Gesellschaft mit Daten zu unterstützen und somit einen Beitrag zu Ihrer Entwicklung zu leisten. Die Tätigkeit des IW ist dabei an den Interessen der Wirtschaft orientiert.

Neben den Daten von Destatis tragen auch Gremien, Stiftungen und Vereine zum Datenangebot des Portals bei [138]. Die quantitativen Informationen werden als Werte angeboten, ausgewertet und zur Beantwortung von Fragen der Wirtschaft und der Gesellschaft genutzt. Nach eigenen Angaben ist dies unabhängig von den Interessen einzelner Mitglieder, sondern soll ausschließlich die Gesamtheit der Mitglieder unterstützen. Des Weiteren führt das IW wissenschaftliche Arbeit durch und publiziert Ergebnisse zu ausgewählten Fragestellungen. Für die Arbeit steht dem ein Budget von jährlich 10 Mio. € zur Verfügung [138].

Das Datenangebot erstreckt sich dabei auf Bereiche des öffentlichen Lebens, der Wirtschaft und Wissenschaft, Angaben zur Infrastruktur, den öffentlichen Finanzen sowie Daten von Unternehmen aus unterschiedlichen Sektoren und Branchen. Die Werte können je nach Datenangebot und Nutzeranforderung mit unterschiedlicher regionaler Auflösung bezogen werden. So stehen die Werte auf Bundeslandebene (NUTS-1), auf Bundesebene oder für die Welt zur Verfügung [138]. Auch der Turnus, in der die Daten erhoben werden, variiert. In der Regel handelt es sich aber um jährlich erhobene Daten. Neben einem kostenfreien Abruf der Daten als Excel-Datei können die Daten auch gedruckt, bzw. PDF gespeichert werden. Zudem stehen Veröffentlichungen und Studien als PDF zur Verfügung. Weiterhin sind zu ausgewählten Daten passende Infografiken vorhanden [138].

Zeitverwendungserhebung (Deutschland)

Die Zeitverwendungserhebung (ZVE) gibt Auskunft über die Zeitverwendung der Menschen in Deutschland. Personen, die in der ZVE erfasst wurden, sind zu Haushalten zusammengefasst und werden nach sozio-demographischen Faktoren, Haushaltsgrößen sowie Regionen unterschieden. Die ZVE 2012/2013 wurde in Zusammenarbeit der Statistischen Ämter der Länder im Auftrag des Bundesministeriums für Bildung und Forschung (BMBF) sowie des Bundesministeriums für Familie, Senioren, Frauen und Jugend (BMFSFJ) durchgeführt.

Ziel der ZVE-Erhebung war es, die Aktivitäten der Menschen in Deutschland nach Werktag und Wochenende differenziert zu erfassen. Daher wurden die Befragten gebeten, jeweils Tagebuch für zwei Werktage (Montag bis Freitag) und einen Tag am Wochenende (Samstag bis Sonntag) zu führen [139]. Im Tagebuch hielten die Befragten somit alle Aktivitäten fest, die sie für mindestens 10 Minuten ausführten [140]. Tätigkeiten, die kürzer als 10 Minuten ausgeführt wurden, sind dagegen in der ZVE nicht erfasst [139]. Neben der sogenannten Hauptaktivität sollten die Befragten auch die Nebentätigkeit angeben, sofern sie eine Nebenaktivität für mindestens 10 Minuten ausführten [140]. Als Nebenaktivität ist dabei die Tätigkeit zu verstehen, die zeitgleich mit der Hauptaktivität durchgeführt wurde [139].

Die Daten wurden über ein Jahr verteilt vom 1. August 2012 bis zum 31. Juli 2013 erhoben. Durch die Wahl dieses relativ langen Betrachtungszeitraumes werden saisonale Schwankungen des Aktivitätsverhaltens der Menschen weitestgehend ausgeschlossen werden. Insgesamt wurden 33.842 Tagebücher von 11.271 Personen ab 10 Jahren ausgefüllt und für die ZVE ausgewertet. Ziel war es möglichst genaue und repräsentative Aktivitätsprofile zu erhalten [141]. Die Tagebucheinträge wurden dann definierten Aktivitäten zugeordnet, die wiederum zu Aktivitätsgruppen zusammengefasst wurden [139].

Die Auswahl der Probanden erfolgte so, dass unterschiedliche Haushaltstypen und Bevölkerungsgruppen, möglichst repräsentativ in der ZVE erfasst werden konnten [141]. Zur Hochrechnung der Ergebnisse auf den Bundesdurchschnitt, werden Hochrechnungsfaktoren in der ZVE mit angegeben. Der Bundesdurchschnitt wurde dabei aufbauend auf den Angaben aus dem Mikrozensus (vgl. Unterabschnitt 0) abgeleitet [140].

Da die ausgefüllten Erhebungsbögen zur ZVE vertrauliche personenbezogene Daten enthalten, die entsprechend den geltenden gesetzlichen Bestimmungen in Deutschland zu anonymisieren sind [142], wurden die Daten durch Destatis in den frei verfügbaren Veröffentlichungen stark aggregiert. Die Mikrodaten zur Zeitverwendungserhebung lassen sich für wissenschaftliche Zwecke und unter Einhaltung einer entsprechenden Geheimhaltungsvereinbarung für eine gewisse Zeit und gegen Entgelt vom Forschungsdatenzentrum beziehen [141]. Hierfür müssen sich die Forschenden autorisieren und den Bestimmungen zur Verwendung der Daten zustimmen [143]. Aggregierte Ergebnisse zur ZVE können dagegen in Form von jedermann als Open Data von Destatis bezogen werden [144]. Ergebnisse werden zudem zu verschiedenen Fragestellungen des gesellschaftlichen Lebens laufend publiziert [144].

Die ZVE-Studie wird regelmäßig durchgeführt. So wurde die ZVE bereits drei Mal in ähnlicher Form durchgeführt. So gibt es die ZVE für die Jahre 1991/1992, 2001/2002 und mit der letzten durchgeführten ZVE für die Jahre 2012/2013 [144].

Harmonised Time Use Survey der EU (HETUS)

Erhebungen, die vergleichbar mit der deutschen Zeitverwendungserhebung (siehe auch Unterabschnitt0) sind, werden in allen Staaten der Europäischen Union durchgeführt. Diese Studien, geben Auskunft über die Zeitverwendung der Menschen in den jeweiligen Staaten. Die Erhebungen werden von den nationalen statistischen Ämtern ausgeführt und dann von Eurostat zum *Harmonised Time Use Survey* (HETUS) zusammengeführt. Das Erhebungsformat wurde von den Statistischen Ämtern in Schweden und Finnland, mit dem Ziel einer europaweit

standardisierten Datenerhebung erstellt. Durch dieses harmonisierte Format wird eine einheitliche Studie entwickelt und durchgeführt, die Auskunft über die Zeitverwendung in den Mitgliedsstaaten gibt [145]. Die letzte HETUS-Studie wurde am 28. Januar 2009 in englischer Sprache im PDF-Format veröffentlicht [145]. Der Erhebungsbogen, die Ergebnisse sowie Auswertungen zum HETUS sind von Eurostat kostenfrei zu beziehen [145]. Die nächste HETUS-Studie war für 2018/2019 geplant. Hierfür wurde ein neuer Erhebungsbogen erarbeitet. Die Grundkonzeption lehnt sich aber weiterhin an die in den Jahren 2000 und 2008 durchgeführten HETUS-Studien an [146].

2.3.3.3 Datenquellen für Klima- und Wetterdaten als ENaG

Der Endenergiebedarf wird im Sektor private Haushalte, aber auch im Sektor GHD maßgeblich durch Witterungs- und Klimafaktoren bestimmt [147]. Wetter- und Klimadaten sind Parameter, die die witterungsbedingten Einflüsse und Klimaverhältnisse in einer Region charakterisieren. Wetter bezeichnet dabei den aktuellen oder in einem kurzen Zeitraum vorherrschenden physikalischen Zustand der Atmosphäre. Wetterparameter sind u. a. Windgeschwindigkeit, Temperatur, Luftfeuchte, Niederschlag sowie Sichtweite [148]. Klima ist dabei das über einen längeren Zeitraum statistisch ermittelte, langfristig im Mittel zu erwartende Ablauf der Witterung an einem bestimmten Ort. Laut Definition der Weltorganisation für Meteorologie (WMO) ist hierbei ein Zeitraum von mindestens 30 Jahren anzusetzen [149]. Dieser Zeitraum wird als Normalperiode bezeichnet [150].

Aus diesen aufgezeichneten Wetterparametern werden Klimaparameter bestimmt. Bei Verwendung der Klimadaten als ENaG ist jedoch zu beachten, dass Klimafaktoren durch die regionalen Besonderheiten wie z. B. topographische Höhe, Entfernung zum Meer, Bodenart etc. signifikant beeinflusst werden [151]. Da sich die topographischen Gegebenheiten regional stark unterscheiden, werden für jede NUTS-3-Region passende Wetterdaten benötigt.

Das Lokal-Modell Europa COSMO-EU (LME) des Deutschen Wetterdienstes (DWD) ist seit dem 28.09.2005 im operationellen Betrieb. Es umfasst nahezu ganz Europa. Die Anzahl der Gitterpunkte beträgt 665 x 657, die Maschenweite ca. 7 km. Es gibt 40 vertikale Schichten [152]. Das Modell COSMO-EU wurde durch das Modell ICON-EU abgelöst. Dieses umfasst Europa, die Anzahl der Gitterpunkte beträgt 1377 x 657 und die Maschenweite ca. 7 km. Die DemandRegio-Daten bis Dezember 2016 basieren auf dem Modell COSMO-EU und werden dann nahtlos durch Daten des Modells ICON-EU ersetzt.

Bei der Extraktion von Wetterdaten je NUTS-3 Region wurden zwei verschiedene Verfahren gewählt. Zum einen werden die Wetterdaten des Mittelpunkts (Schwerpunkt) aus dem Raster extrahiert. Zum anderen werden die Wetterdaten des Mittelpunkts der größten Siedlung je NUTS-3 Region extrahiert. Das zweite Verfahren ist insbesondere in NUTS-3 Regionen mit schwieriger Orographie empfehlenswert, da so ein für den Energieverbrauch relevanter „Messpunkt“ definiert wird.

Die vom DWD erhobenen, aufbereitet und zur Verfügung gestellten Klimadaten können weitestgehend als Open Data kostenfrei [153] über das Climate Data Center (CDC) bezogen werden [154]. Teilweise ist eine Anmeldung für einen verbesserten und erweiterten Datenzugriff

empfehlenswert [155]. Umfassende Datensätze können aber bereits ohne Anmeldung mit einer zeitlichen Auflösung, die zwischen stündlichen, täglichen, monatlichen und jährlichen Werten liegt, bezogen werden [155]. Auch die Daten des ICON-EU-Modells stehen kostenfrei und lizensiert zur Verfügung und werden fortlaufend aktualisiert.

Zentrale ENaG die durch das CDC-Portal bezogen und in der vorliegenden Modellierung verwendet werden sind die stündlich aufgezeichnete Temperatur in 2 m Höhe, die täglich aufgezeichnete Tagesmitteltemperatur und zur Abschätzung der Bandbreite Extremwerte der Temperatur. Weitere Parameter wie Windgeschwindigkeit, Luftfeuchte, Niederschlag, solare Strahlung sind über das CDC-Portal zu beziehen, werden jedoch nicht in der Basismodellierung verwendet.

Klimaatlas des DWD

Neben den Daten, die das historische Wetter- und Klimaverhältnisse an einem Ort charakterisieren plant der DWD mit vier verschiedenen Klimaszenarien Prognosewerte zur Verfügung zu stellen. Diese sollen graphisch aufbereitet als Karten angeboten werden [156]. Historische, aggregierte Daten für Deutschland sind bereits in Form eines Klimaatlas abgelegt [156]. Prognosen, abgespeichert als Karten sollen für die Jahre bis 2100 folgen. Hierbei definiert der DWD vier Szenarien bei denen unterschiedliche CO_2-Konzentrationen in der Umwelt angenommen werden. Diese unterschiedlich hohe CO_2-Konzentration führt in den Berechnungen zu einer unterschiedlich starken Ausprägung des prognostizierten Klimawandels [157]. Daten können als interaktive Grafik bereits eingesehen werden.

MERRA-2-Projekt der NASA

Alternativ zu den Wetter- und Klimadaten des DWD, können Klimadaten auch aus dem MERRA-2 Projekt der National Aeronautics and Space Administration (NASA) bezogen werden [158]. Die Klimadaten der NASA werden seit 1980 per Satellit aufgezeichnet und statistisch aufbereitet, dazu zählt u. a. eine Umrechnung des erdsphärischen 0,625°×0,5° Längengrad-Breitengrad-Raster in ein kubisches Raster mit einer horizontalen Auflösung von ca. 50 km × 50 km. Er umfasst Klimadaten für alle Erdgebiete und stellt damit einen der weltweit bedeutendsten Klimasätze dar [158]. Diese Daten werden ebenfalls für die Modellierung in wissenschaftlichen Open Source Projekten verwendet [159].

3 Modellierungsverfahren Private Haushalte

In diesem Kapitel werden die Methoden und daraus abgeleitete Ergebnisse zur Herleitung von räumlich und zeitlich aufgelösten Nachfragen sowie einer Fortschreibung der Werte in die Zukunft vorgestellt. Dazu wird zunächst die Verbrauchergruppe abgegrenzt und deren Endenergiebedarf analysiert, bevor die Methoden und Ergebnisse en Detail beschrieben werden. Im abschließenden Unterkapitel wird eine Validierung der hergeleiteten Werte durchgeführt.

3.1 Definition der Verbrauchergruppe

In Anlehnung an die Begriffsbestimmung durch das Statistische Bundesamt (Destatis) [160] wird in diesem Forschungsprojekt der Begriff „**privater Haushalt**“ als eine Personengemeinschaft, die zusammen wirtschaftet und wohnt definiert – dazu zählen auch einzelne alleinewohnenden Personen. Als Haushaltsgröße wird in Anlehnung an Destatis die Anzahl der Haushaltsmitglieder verstanden (vgl. [160], S. 24). Hierbei werden jedoch nur solche Personengruppen in der Kategorie private Haushalte erfasst, die einen eigenen, selbstständigen Hausstand begründen. Personen, die z. B. in Altenheimen, Krankenhäusern, gemeinschaftlich versorgt bzw. in öffentlichen Einrichtungen zusammenleben, gehören entsprechend nicht dazu. Diese Trennung dient der Vermeidung von Doppelzählung, da die Strom- und Gasbedarfe bei Krankenhäusern, Altenheimen, Kasernen etc. den jeweiligen Wirtschaftszweigen direkt zugeordnet werden.

Unterscheidung von Erst- und Zweitwohnsitz

Dadurch, dass auch Haushalte mit Zweitwohnsitz erfasst werden, kann es teilweise zu einer Doppelzählung der Personen kommen und somit die in den Haushalten lebende Personenzahl geringfügig von der Bevölkerungszahl abweichen. Allerdings lag im Jahr 2011, in dem die Daten des Zensus erhoben wurden, der über die Haushaltsanzahlen und -größen berechnete Wert nur um 0,09 % über der reinen Bevölkerungszahl. Auch in den bisherigen anerkannten Ansätzen zur Ermittlung der Strom-, Wärme- und Gaslasten wird diese Unterscheidung i. d. R. nicht vorgenommen. Da sich diese Studie u. a. auf Realdaten der Statistischen Ämter des Bundes und der Länder stützt und diese Daten zur regionalen Zuordnung der Last benötigt werden, wird auch in diesem Projekt nicht zwischen Haushalten mit Erst- bzw. Zweitwohnsitz zur Bestimmung des Energieverbrauchs unterschieden.

3.2 Analyse des Endenergiebedarfs

Die privaten Haushalte stellen – neben der Industrie, dem GHD-Sektor sowie dem Verkehr – einen der vier Nachfragesektoren nach Endenergie dar. Abbildung 3.1 zeigt die Endenergienachfrage im Zeitverlauf zwischen 1990 und 2018, in der die privaten Haushalte blau hervorgeben sind. Während die gesamte Endenergienachfrage um einen Mittelwert von ca. 2.550 TWh schwankt, ist weiterhin zu erkennen, dass der Anteil der privaten Haushalte mit

relativen Werten zwischen 24,9 % und 29,9 % ebenfalls leicht variiert. Die Schwankungen liegen in einer Reihe von Ursachen begründet. Zunächst ist wichtig zu verstehen, dass sich der Endenergiebedarf der privaten Haushalte einerseits

- aus einem **Strombedarf** – hauptsächlich zum Betrieb von Haushaltsgeräten, Büro- und Unterhaltungselektronik sowie zu Beleuchtungszwecken –

und andererseits

- aus einem **Wärmebedarf** – zur Bereitstellung von Raumwärme, Warmwasser sowie Prozesswärme (d. h. zum Kochen und Backen) –

zusammensetzt. Letzterer *kann* ebenfalls – muss aber nicht – durch Strom gedeckt werden.

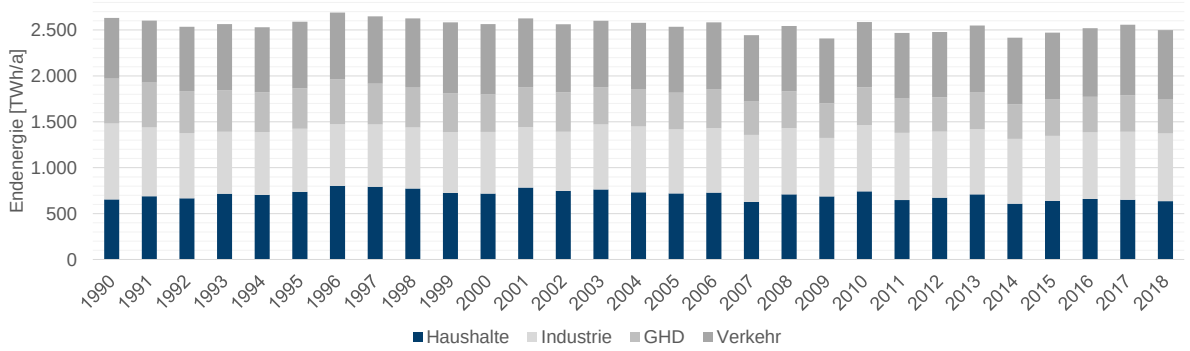


Abbildung 3.1: Anteil der privaten Haushalte an der Endenergienachfrage in Deutschland von 1990 bis 2018 [76]

Der Energiebedarf zur Bereitstellung von Raumwärme unterliegt dabei den Schwankungen der Außentemperatur, obgleich dieser Einfluss zurückgeht, da Gebäude im Zeitverlauf immer effektiver gedämmt wurden und werden. So wurden, beginnend mit der 1. Wärmeschutzverordnung aus dem Jahr 1977 und heute abgelöst durch die Energieeinsparverordnung (EnEV) aus dem Jahr 2002, energetische Standards für Wohn- und Nichtwohngebäude gesetzlich vorgeschrieben und im Laufe der Jahre kontinuierlich verschärft.

Bei elektrischen Geräten wurden Energieeffizienzsteigerungen insbesondere durch die Kennzeichnungspflicht des Energieverbrauchs der Geräte nach Anwendung erzielt. So sind durch die seit 2011 geltende EU-Richtlinie 2010/30/EU die Hersteller von Großgeräten (Waschmaschinen, Trocknern, Spülmaschinen etc.) sowie Fernsehern verpflichtet die Energieeffizienz ihrer Produkte anzugeben. Dies bewirkt eine verbesserte Vergleichbarkeit der Produkte verschiedener Hersteller, so dass Konsumenten diesen Faktor einfacher in ihre Kaufentscheidung integrieren können. Allerdings können durch die voranschreitende Verbreitung von IT-Technik für Privatpersonen (Smartphones, Tablets, Laptops, Smart-TV-Geräten etc.) und durch die Zunahme an Haushaltsgeräten (Küchenmaschinen, Saugroboter etc.) diese Effizienzsteigerungen jedoch wieder aufgehoben werden, was als Rebound-Effekt bezeichnet wird [161]. Als weitere Einflussgröße auf den Endenergiebedarf der Haushalte gelten die Bevölkerungs- und Haushaltszahlen sowie eine stetig steigende Inanspruchnahme der Wohnfläche pro Kopf.

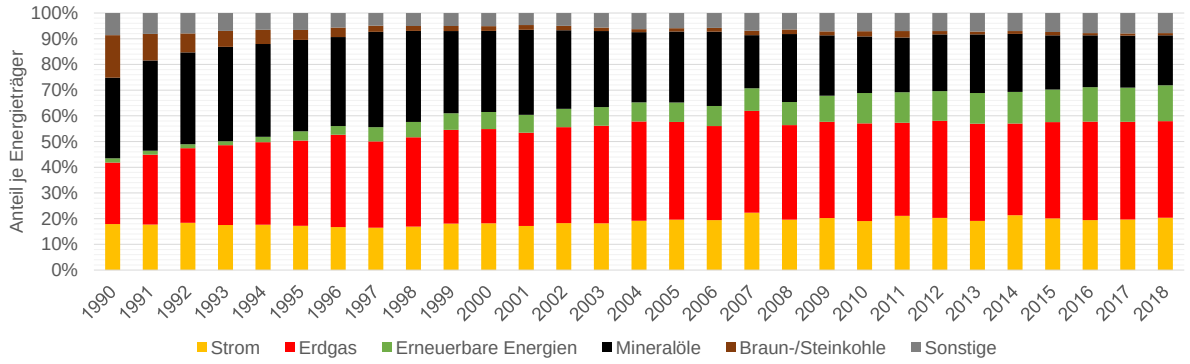


Abbildung 3.2: Entwicklung der Anteile der verschiedenen Energieträger zur Deckung der Endenergienachfrage der privaten Haushalte von 1990 bis 2018 [76]

Die in den vorhergehenden Absätzen beleuchtete Endenergienachfrage wird durch verschiedene Energieträgern gedeckt, siehe Abbildung 3.2. Die Anteile von festen (v. a. Braun- und Steinkohle) sowie flüssigen Energieträgern (v. a. auf Basis von Mineralöl) sind dabei von 16,5 % bzw. 31,4 % im Jahr 1990 auf 0,9 % bzw. 19,4 % im Jahr 2018 sukzessive zurückgegangen. Demgegenüber steht die Entwicklung der leitungsgebundenen Energieträger Strom und Erdgas sowie der der erneuerbaren Energien. Während der Anteil von Strom von 17,9 % auf 20,3 % nur leicht angestiegen ist, sind sowohl beim Erdgas (von 23,9 % auf 37,6 %) als auch bei den erneuerbaren Energien (von 1,6 % auf 14,0 %) starke Anteilserhöhungen zu verzeichnen. Der stark steigende Anteil von Gas am Endenergiebedarf in den Jahren nach der Wiedervereinigung ist auf eine Substitution von anderen Energieträgern zurückzuführen: Ein Grund könnte z. B. in der Verdrängung von Braunkohleheizungen in den neuen Bundesländern und ein weiterer Grund das Ersetzen alter Öl- durch moderne Gasheizsysteme sein.

Zusammengenommen stellen die leitungsgebundenen Energieträger Strom und Erdgas also ca. 60 % der für die privaten Haushalte wichtigen Energieträger dar. Wird die Eigenerzeugung aus erneuerbaren Energien mitgerechnet, erhöht sich der gemeinsame Anteil auf über 70 %. Im Rahmen des Forschungsprojektes wurde ein Ansatz gewählt, der den Strom- und Gasbedarf der privaten Haushalte auf Grundlage des Verbrauchs ermittelt. In den allgemein verfügbaren Statistiken wurde jedoch teilweise die Eigenproduktion der privaten Haushalte z. B. durch PV-Anlagen und Solarthermie als Reduktion der Endenergienachfrage (sog. Residuallastansatz) erfasst. Wir legen die Bilanzgrenze hingegen so aus, dass die Eigenproduktion nicht die Energienachfrage reduziert und somit unsere Ergebnisse von anderen Modellen unmittelbar weiterverwendet werden können.

3.3 Räumliche Auflösung

Die räumliche Auflösung der Endenergienachfrage der privaten Haushalte kann einerseits durch einen sog. Bottom-Up-Ansatz und andererseits durch einen sog. Top-Down-Ansatz erfolgen.

Beim **Bottom-Up-Ansatz** wird die regionale Strom- und Gasnachfrage anhand eines spezifischen Energieverbrauchskennwerts aus Literatur oder Statistiken (z. B. Stromverbrauch je

Haushalt) mit einer räumlich aufgelösten energienachfragebestimmenden Größe (ENaG, in diesem Beispiel also: Anzahl Haushalte je Landkreis) multipliziert. Die Bezeichnung soll entsprechend illustrieren, dass beginnend bei dem Bezug auf eine Einheit durch Multiplikation „von unten nach oben“ gerechnet wird. Zur Plausibilisierung können die so für jeden Landkreis ermittelten Zahlen dann aggregiert und mit regional niedriger aufgelösten Daten (z. B. den statischen Werten aus den Energiebilanzen des Bundes oder der Länder) verglichen werden.

Dem gegenüber steht der **Top-Down-Ansatz**. Hierbei wird die Strom- und Gasnachfrage von einer aggregierten Ebene (z. B. dem statischen Wert aus den Energiebilanzen des Bundes oder der Länder) auf die Landkreisebene (≈NUTS-3-Ebene) anhand der Bezugsobjekte verteilt. Dazu erfolgt zunächst die Ableitung von sog. Verteilungsschlüsseln – meist als Anteil je Landkreis an der Gesamtsumme der ENaG – und danach die Multiplikation mit der aggregierten Nachfrage. Die Bezeichnung soll entsprechend illustrieren, dass beginnend bei einer zusammengefassten Größe durch Anteilsmultiplikation „von oben nach unten“ verteilt wird.

Diese beiden Ansätze können zwar zur räumlichen Verteilung die gleichen Daten (z. B. Anzahl der Haushalte je Landkreis) nutzen, basieren aber im Bottom-Up-Ansatz auf einem spezifischen und im Top-Down-Ansatz auf einem absoluten Wert. Entsprechend liegt es auf der Hand, dass diese **beiden Ansätze unterschiedliche Ergebnisse** liefern können. Die Güte der Verteilung hängt somit zum einen von der Qualität der Daten zur räumlichen Verteilung und zum anderen vom angesetzten spezifischen oder absoluten Ausgangswert ab. Für die Ermittlung räumlich aufgelöster Nachfragen werden somit einerseits geeignete ENaG und anderseits entsprechende spezifische oder absolute Verbrauchswerte benötigt. Zu diesem Zweck greifen wir auf die in Unterkapitel 2.3 genannten Quellen zurück.

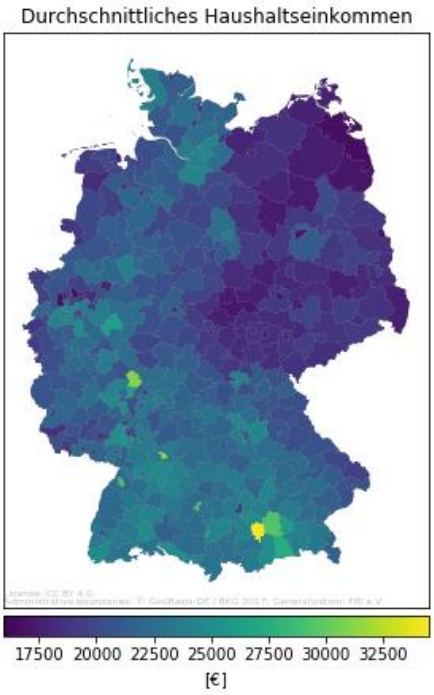


Abbildung 3.3: Durchschnittliches HH-Einkommen in Deutschland nach Regionen

In der Arbeit von ENDER [162] wurde gezeigt, dass der Stromverbrauch sowohl über die Anzahl der Einwohner als auch über die Anzahl der Haushalte in einer Region geschätzt werden kann. Weiterhin konnte in [162] gezeigt werden, dass das verfügbare Einkommen einen „sehr großen Einfluss auf den jährlichen Stromverbrauch der Haushalte“ hat.

Zur Ermittlung der räumlichen Gas- und Stromnachfrage der privaten Haushalte wurden im Rahmen dieses Projekts sechs Methoden entwickelt, davon vier für Strom (S) und zwei für Gas (G), jeweils unterteilt in Top-Down (TD) und Bottom-Up-Modelle (BU), siehe Abbildung 3.4. Im Bereich der Strommodelle besteht jeweils die Möglichkeit, die Wirkung des Wohlstandsniveaus auf den Strombedarf in den einzelnen NUTS-3-Regionen zu berücksichtigen. Das Wohlstandsniveau wird hierbei über das durchschnittlich verfügbare Einkommen pro Kopf der jeweiligen Region berücksichtigt. Die Ergebnisse der betrachteten Modelle stellt der jährliche Gas- bzw. Strombedarf je NUTS-3-Region in [GWh/a] dar.

Hinweis: Alle in diesem und in den nächsten Unterkapiteln beschriebenen Methoden sind in dem Python-Tool `disaggregator` implementiert und stehen interessierten Anwendern zur freien Nutzung zur Verfügung, siehe Unterkapitel 6.1.1.

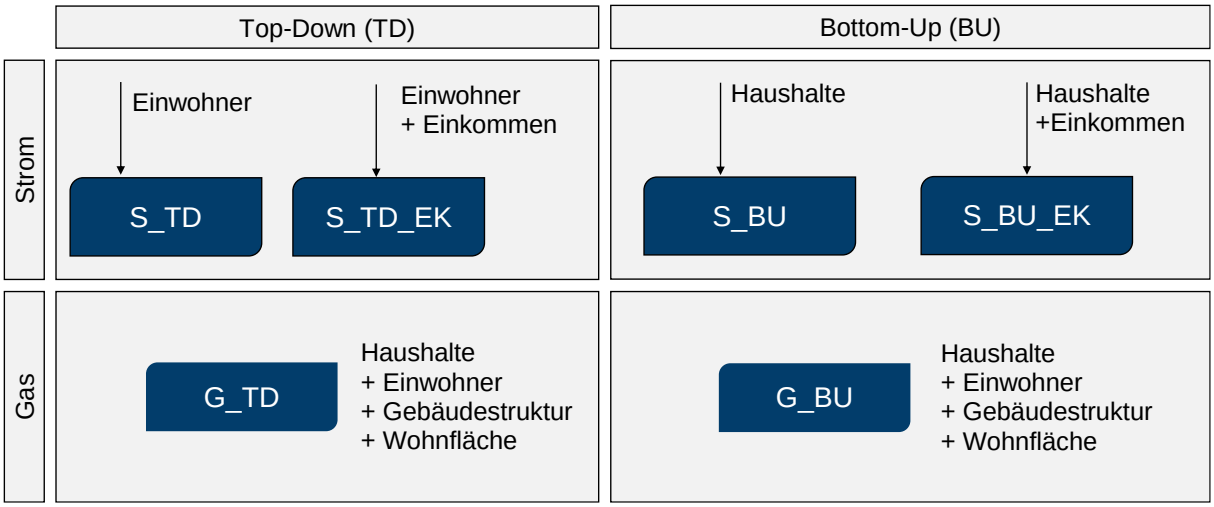


Abbildung 3.4: Modellübersicht der Ansätze zur räumlichen Disaggregation der Gas- und Stromnachfrage

3.3.1 Strom: Top-Down-Verfahren

Das Top-Down-Verfahren erfolgt hier anhand der Einwohnerzahl EW_r für jede Region r. Im Jahr 2015 betrug der Stromverbrauch der privaten Haushalte (PH) in Deutschland ca.

$$S_{PH}^{DE} = 20{,}13\ \% \cdot 639{,}35\ TWh = 128{,}7\ TWh \tag{3-1}$$

vgl. Abbildung 3.1 und Abbildung 3.2 sowie [76]. Die einwohnerzahlenbasierten Verteilungsschlüssel für jede Region r mit Einwohnerzahl EW_r berechnen sich wie folgt:

$$x_r^{EW} = \frac{EW_r}{\sum_r EW_r} \;\Big|\; r \in R \tag{3-2}$$

Dabei ist R die Gesamtmenge aller 401 Regionen bzw. Landkreise in Deutschland, vgl. Abschnitt 0. Der Stromverbrauch je Region s_r lässt sich danach wie folgt berechnen:

$$s_r = S_{PH}^{DE} \cdot x_r^{EW} \;\Big|\; \forall\, r \in R \tag{3-3}$$

Prinzipiell kann diese Methode auch für andere räumliche Disaggregationen genutzt werden (also z. B. hinab von der Bundesland- auf die Landkreisebene), sofern alle Daten des Betrachtungsbereichs abgegrenzt vorliegen. Der Vorteil dieses Verfahrens liegt v. a. in der Schlichtheit da nur zwei verschiedene Datenquellen benötigt werden. Weiterhin liegen die zugehörigen Daten bereits auch für weit zurückliegende Jahre vor, d. h. es können auch historische Disaggregationen durchgeführt werden.

Um den Effekt des Wohlstandsniveaus (siehe oben) zu berücksichtigen, besteht darüber hinaus die Möglichkeit, den Stromverbrauch mit dem Einkommen zu gewichten. Dazu sind zunächst Gewichtungsschlüssel auf Basis des Pro-Kopf-Einkommens je Region EK_r zu berücksichtigen. Diese berechnen sich wie folgt:

$$w_r = EK_r \div \frac{1}{n}\sum_{r}^{n} EK_r \;\middle|\; \forall\, r \in R \tag{3-4}$$

Anschließend kann der gewichtete regionalisierte Stromverbrauch mittels

$$s_{r,EK} = S_{PH}^{DE} \cdot\; x_r^{EW} \cdot w_r = s_r \cdot w_r \;\middle|\; \forall\, r \in R \tag{3-5}$$

berechnet werden.

Abbildung 3.5 stellt den ungewichteten (links) und den gewichteten (rechts) regionalisierten und per Top-Down-Verfahren ermittelten Stromverbrauch auf Choroplethenkarten dar.

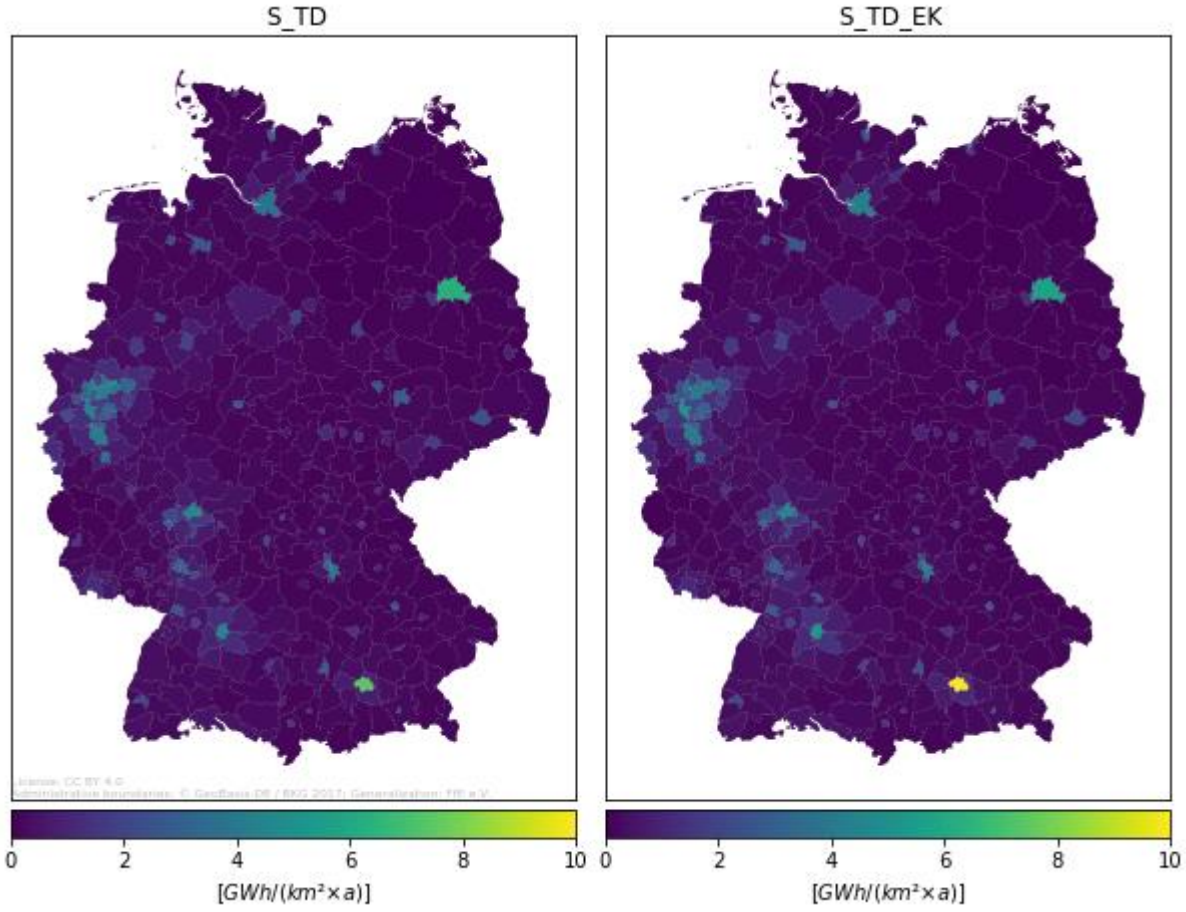


Abbildung 3.5: Stromverbrauch nach Top-Down-Verfahren

3.3.2 Strom: Bottom-Up-Verfahren

Das Bottom-Up-Verfahren wird hier anhand der Anzahl der privaten Haushalte je Region, unterteilt nach Haushaltsgrößen, durchgeführt. Die Ausgangsgröße stellt der spezifische Stromverbrauch s_k dar und liegt für Ein- bis Fünf-Personen-Haushalte aus [163] sowie einem Schätzwert für Haushalte ab sechs Personen vor, siehe Abbildung 3.6. Die Haushaltsgrößen $k = 1, \ldots, \geq 6$ geben entsprechend die darin lebende Personenanzahl wieder, wobei sich die ersten beiden auf Erwachsene und die Größen 3 – 5 auf jeweils zwei Erwachsene mit 1 – 3 Kindern beziehen (auf weitere Wohnformen wie Alleinerziehende / Wohngemeinschaften geht die Quelle nicht ein).

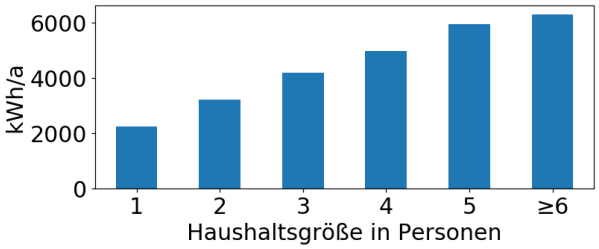


Abbildung 3.6: Stromverbrauch in Abhängigkeit der Haushaltsgröße

Diese sind nun mit der in jeder Region r und jeder Haushaltsgröße k vorliegenden Anzahl der Haushalte $n_{r,k}$ – stammend aus den Regionalstatistiken (s. Abschnitt 2.3.3.2) – zu multiplizieren, um den Stromverbrauch

$$s_{r,k} = s_k \cdot n_{r,k} \mid \forall\, r \in R, k \in K \tag{3-6}$$

zu berechnen. Abbildung 3.7 stellt die Verteilung der Anzahl an Haushalten für die sechs verschiedenen Haushaltsgrößen als Choroplethenkarten dar. Die Teildiagramme sind sowohl mit der Haushaltsgröße als auch deren Anteil an allen Haushalten in Deutschland überschrieben. In dieser Darstellung weisen alle Karten die gleiche Farbskalierung auf. Daraus ist sehr gut ersichtlich, dass in Deutschland die meistvertretene Wohnform Ein- und Zwei-Personen-Haushalte mit Anteilen von ca. 34,9 % bzw. 33,5 % darstellen und sich die Ein-Personen-Haushalte insbesondere in den Ballungsräumen konzentrieren. Dahinter folgen Drei- und Vier-Personen-Haushalte, welche zusammen immer noch einen Anteil von ca. 26,5 % ausmachen. Aufgrund der geringer werdenden Anteile wird die regionale Verteilung immer schwieriger zu erkennen. Aus diesem Grunde stellt Abbildung 3.8 dieselben Daten mit jeweils individueller Farbskala dar. Somit sind die Teildiagramme zwar nicht mehr sinnvoll untereinander vergleichbar, jedoch werden so die regionalen Verteilungen deutlich besser ersichtlich. So ist zum Beispiel feststellbar, dass sich die meisten Zwei-Personen-Haushalte in den neuen Bundesländern sowie die meisten Vier-Personen-Haushalte in Süddeutschland sowie im Emsland befinden.

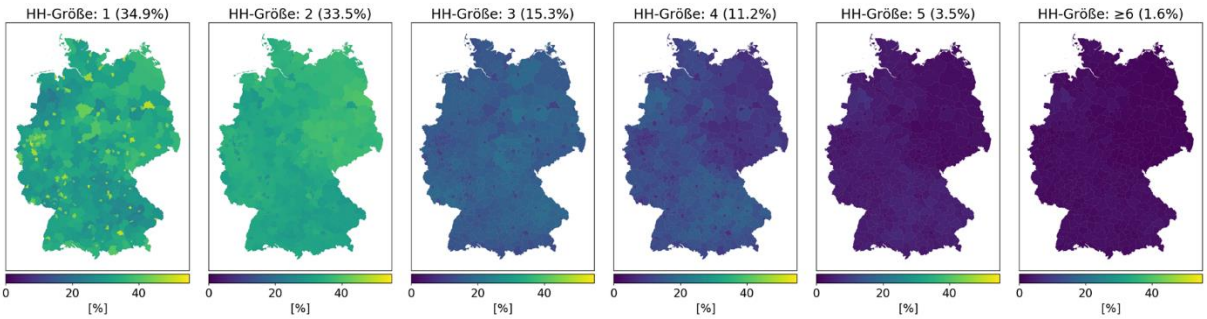


Abbildung 3.7: Verteilung der Anzahl der Haushalte je Region und Haushaltsgröße bei *identisch* gewähltem Intervall der Farbskala

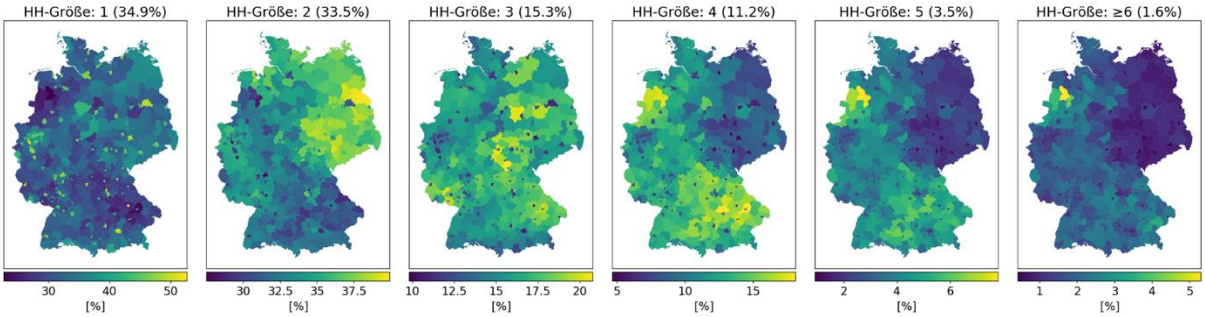


Abbildung 3.8: Verteilung der Anzahl der Haushalte je Region und Haushaltsgröße bei *individuell* gewähltem Intervall der Farbskala

Analog zum erweiterten Top-Down-Verfahren, kann auch im Bottom-Up-Verfahren eine Einkommensgewichtung vorgenommen werden. An der Ermittlung der Gewichtungsschlüssel w_r ändert sich nichts, daher erfolgt die Berechnung gemäß:

$$s_{r,k,EK} = s_k \cdot n_{r,k} \cdot w_r \mid \forall\, r \in R, k \in K \tag{3-7}$$

Um schließlich den Stromverbrauch je Region unabhängig von der Haushaltsgröße zu ermitteln, müssen die Werte über alle Haushaltsgrößen aufsummiert werden:

$$s_{r,EK} = \sum_k s_{r,k,EK} \mid \forall\, k \in K \tag{3-8}$$

Die Ergebnisse der beiden Verfahren sowie eine Gegenüberstellung sind in Abbildung 3.9 dargestellt. Wie zu erkennen ist, erzielt die Einkommensgewichtung insbesondere in den großen Städten und Ballungsräumen einen sichtbaren Effekt: Während in Süd- und Westdeutschland sowie in Hamburg eine stärkere Stromnachfrage zu verzeichnen ist, verringert sich diese in Berlin, dem nördlichen Ruhrgebiet sowie in Teilen Ostdeutschlands. Die gleichen Rückschlüsse können mit den zwei Top-Down-Verfahren ermittelt werden, welche hier nicht explizit dargestellt werden.

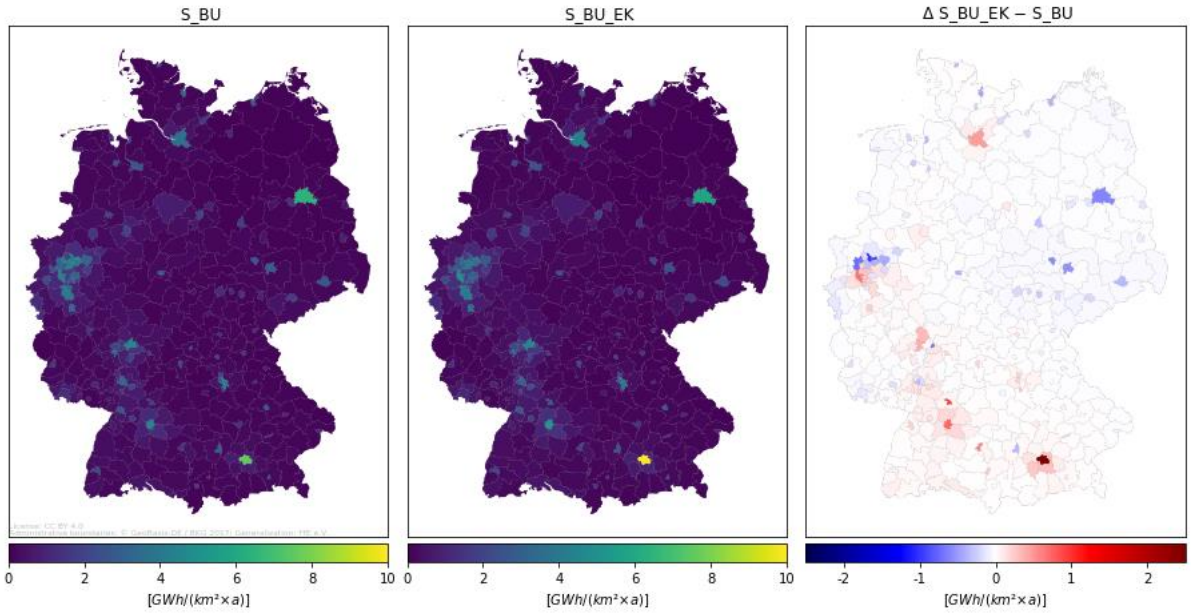


Abbildung 3.9: Stromverbrauch und Vergleich nach BU-Varianten

3.3.3 Gas: Top-Down-Verfahren

Das Top-Down-Verfahren für die Erdgasnachfrage privater Haushalte ähnelt dem der Stromnachfrage (vgl. Absatz 3.3.1). Allerdings ist hier die Aufteilung der Erdgasanwendungen im Bereich der privaten Haushalte zu beachten: Im Jahr 2015 wurde Erdgas zu 81 % für die Raumwärmebereitstellung, zu 18,6 % für die Warmwasserbereitung und lediglich zu 0,4 % für Koch- und Backanwendungen eingesetzt [164], siehe Abbildung 3.10. Die Absolutwerte sind in Tabelle 3.1 dargestellt.

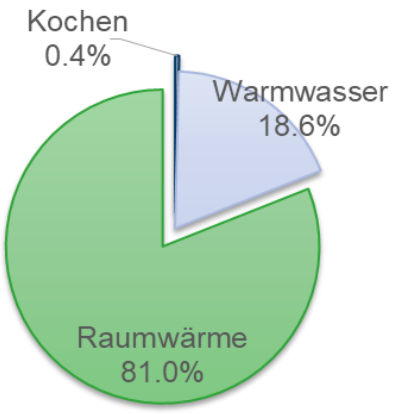


Abbildung 3.10: Verwendung von Erdgas im Sektor Private Haushalte [102]

Tabelle 3.1: Endenergienachfrage der privaten Haushalte nach Erdgas im Jahr 2015

Anwendung	Variable	Endenergienachfrage [TWh]
Kochen und Backen	G_{KB}^{DE}	1,056
Warmwasserbereitstellung	G_{WW}^{DE}	44,528
Raumwärmebereitstellung	G_{RW}^{DE}	195,583

Die energienachfragebestimmenden Größen sind jedoch in diesen drei Anwendungsfeldern unterschiedlich:

1. Für den geringsten Nachfrageanteil – die **Prozesswärmebereitstellung für Koch- und Backanwendungen** – ist die **Anzahl der Haushalte** die Energienachfrage-bestimmende Größe (und nicht etwa, wie man vermuten könnte, die Anzahl der Personen in einer Region). Dies liegt daran, dass der Energieverbrauch beim Kochen und Backen in den einzelnen Haushalten weitestgehend unabhängig von der Anzahl der speisenden Personen anfällt. Plakativ ausgedrückt bedeutet dies zum Beispiel, dass die Zubereitung einer Mahlzeit für vier Personen nur minimal mehr Energie benötigt als eine für drei oder vier Personen.

2. Für den mittleren Nachfrageanteil – die **Warmwasserbereitstellung** – ist hingegen tatsächlich die **Anzahl der Personen** in einer Region die ENaG. Dies liegt darin begründet, dass der Warmwasserbedarf einer Person von rund 40 Litern pro Tag hauptsächlich für das Waschen, Duschen und Baden [165] und damit unabhängig von der Wohnform anfällt.

3. Für den weitaus größten Nachfrageanteil – die **Raumwärmebereitstellung** – ist wiederum die mit Gas **zu beheizende Wohnfläche** maßgeblich – und zwar unabhängig von der darin lebenden Anzahl an Personen.

Abbildung 3.11 stellt die Verteilungen dieser drei ENaG in spezifischer Form – d. h. bezogen auf die Gebietsfläche in km² – auf Choroplethenkarten dar. Darin sind gut die großen Städte

Berlin, München und Hamburg sowie die Ballungsräume Rhein-Ruhr, Rhein-Main und Rhein-Neckar erkennbar.

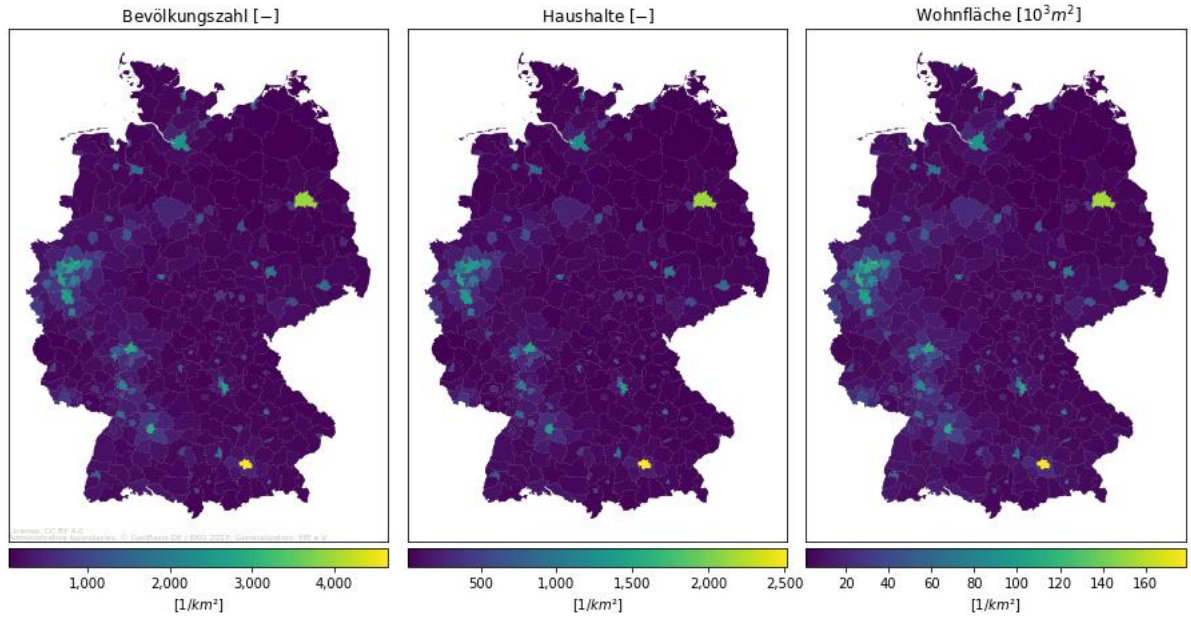


Abbildung 3.11: Verteilung der Bevölkerungszahl, der Anzahl der Haushalte sowie der Wohnfläche in Deutschland 2015

Entsprechend sind für alle drei ENaG jeweils einzelne Verteilungsschlüssel zu berechnen, welche für die Haushaltsanzahl HH sowie die Wohnfläche WF analog zu denen der Einwohnerzahl (s. Abschnitt 3.3.1) berechnet werden:

$$x_r^{HH} = \frac{HH_r}{\sum_r HH_r} \;\middle|\; r \in R \qquad (3\text{-}9)$$

$$x_r^{WF} = \frac{WF_r}{\sum_r WF_r} \;\middle|\; r \in R \qquad (3\text{-}10)$$

Damit lässt sich die gesamte Gasnachfrage je Region als Summe über alle drei Anwendungsgebiete berechnen:

$$g_r = G_{KB}^{DE} \cdot x_r^{HH} + G_{WW}^{DE} \cdot x_r^{EW} + G_{RW}^{DE} \cdot x_r^{WF} \;\middle|\; \forall\, r \in R \qquad (3\text{-}11)$$

Hinweis: Ein Wohlstandseffekt, wie er in Stromnachfrage der privaten Haushalte (vgl. Abschnitt 3.3.1) zu beobachten ist, kann für die Gasnachfrage nicht festgestellt werden. Konkret bedeutet dies, dass wohlhabendere Haushalte weder energieintensivere Mahlzeiten verzehren noch mehr oder wärmeres Wasser benötigen. Dieser macht sich eher indirekt, durch größere Immobilien und damit mehr zu beheizende Wohnfläche bemerkbar, welche bereits die ENaG für die Raumwärmebereitstellung darstellt. Entsprechend sind die verfügbaren Einkommen nicht weiter zu berücksichtigen.

Zur übersichtlicheren Gegenüberstellung mit dem Bottom-Up-Verfahren werden die Ergebnisse erst im nächsten Abschnitt 3.3.4 dargestellt.

3.3.4 Gas: Bottom-Up-Verfahren

Für die Raumwärmebereitstellung sind neben der zu beheizenden Fläche zusätzlich die Anzahl der Heizgradtage je Region, die Baualtersklasse sowie der Kesselwirkungsgrad maßgeblich. Da die Raumwärmebereitstellung den weitaus größten Anteil an der Nachfrage nach Erdgas der privaten Haushalte darstellt, wurde für diese ein verfeinertes Bottom-Up-Verfahren entwickelt, welches die o. g. weiteren Einflussparameter berücksichtigt. Als Ausgangsbasis dienen die spezifischen Heizwärmebedarfe je Baualtersklasse für die Stadt Mannheim des Jahres 2014 von dem IWU [100]. Diese wurden im nächsten Schritt auf Basis der Heizgradtage für alle Landkreise und die Jahre 2006 bis 2018 hergeleitet. Hierfür wurden die 2014er Daten Mannheims mit den Gradtagszahlen normiert und mit den Gradtagszahlen der gewünschten Kombination aus Wetterjahr und Landkreis multipliziert. Die Statistischen Ämter des Bundes und der Länder geben die mit Erdgas zu beheizenden Wohnflächen, getrennt nach Baualtersklasse, je Region an [166]. Diese werden danach mit den spez. Heizwärmebedarfen multipliziert. Zuletzt müssen die berechneten absoluten Heizwärmebedarfe mit Annahmen zum Kesselwirkungsgrad in Erdgasbedarfe umgerechnet werden. Für die beiden anderen Anwendungsfelder, Koch- und Backanwendungen sowie die Warmwasserbereitstellung werden die Werte aus dem Top-Down-Verfahren übernommen. Abbildung 3.12 stellt die Vorgehensweise als Ablaufdiagramm dar.

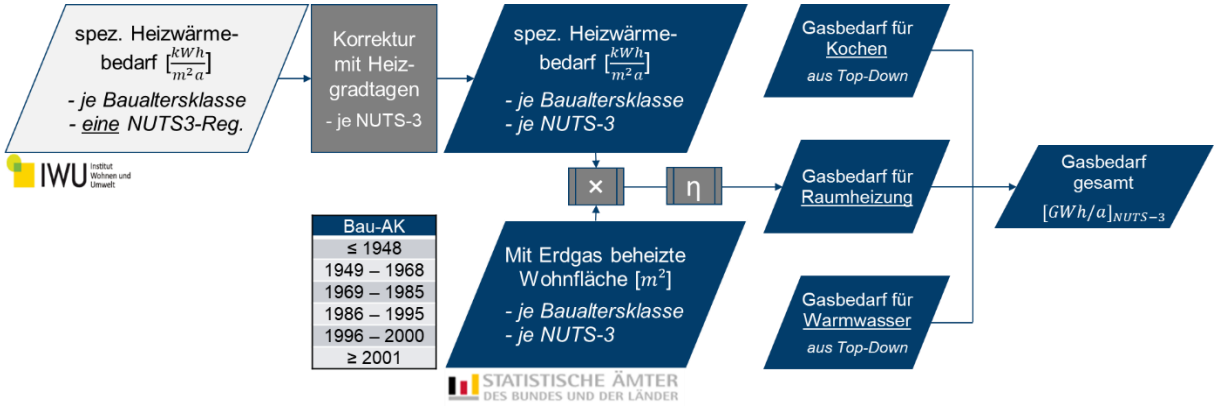


Abbildung 3.12: Vorgehen im Bottom-Up-Modell zur Ermittlung der räumlichen Gasnachfrage

Die Ergebnisse aus dem Top-Down- sowie dem Bottom-Up-Verfahren sind in Abbildung 3.13 in den linken beiden Teildiagrammen dargestellt. Darin ist zu erkennen, dass beide Verfahren sehr ähnliche Ergebnisse in der gleichen Größenordnung liefern. Um dennoch Differenzen erkennen zu können, wurde im rechten Teildiagramm eine Delta-Darstellung gewählt, welche mit einem anderen Farbverlauf und einer anderen Skalierung der Farbachse erstellt. Daraus ist ersichtlich, dass das Top-Down-Verfahren den Ballungsräumen etwas mehr Gasverbrauch als einigen ländlichen Gebieten zuordnet. Die Abweichungen liegen jedoch im Bereich von $\pm 1 \frac{GWh}{km^2\ a}$ und sind somit vernachlässigbar klein.

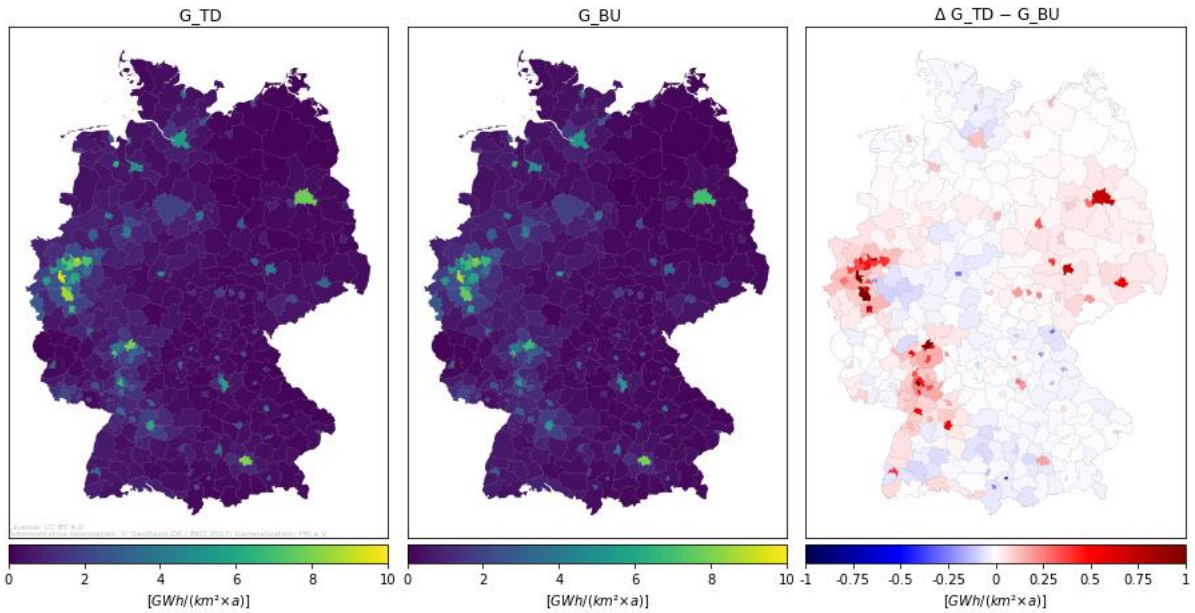


Abbildung 3.13: Regionalisierter Gasverbrauch nach beiden Varianten

3.4 Zeitliche Auflösung

Im vorherigen Unterkapitel 3.3 wurden verschiedene Methoden zur Herleitung von räumlich aufgelösten Strom- und Gasnachfragen der privaten Haushalte beschrieben. Die so hergeleiteten Werte sind Jahressummen, d. h. weisen noch keine unterjährige zeitliche Auflösung auf. Diese kann durch Multiplikation mit normierten Lastzeitreihen (synonym: Lastkurven, Lastgängen oder Lastprofilen) erzeugt werden. „Normiert“ bedeutet hierbei, dass die Jahressumme über die Lastkurve – analog zu den räumlichen Verteilungsschlüsseln – auch wieder eins ergibt. Die Lastkurven werden in den nachfolgenden Abschnitten auf Basis von zwei Methoden – einmal dem Standardlastprofilverfahren und einmal auf Basis einer Zeitverwendungserhebung für den Stromsektor – hergeleitet, siehe Abbildung 3.14.

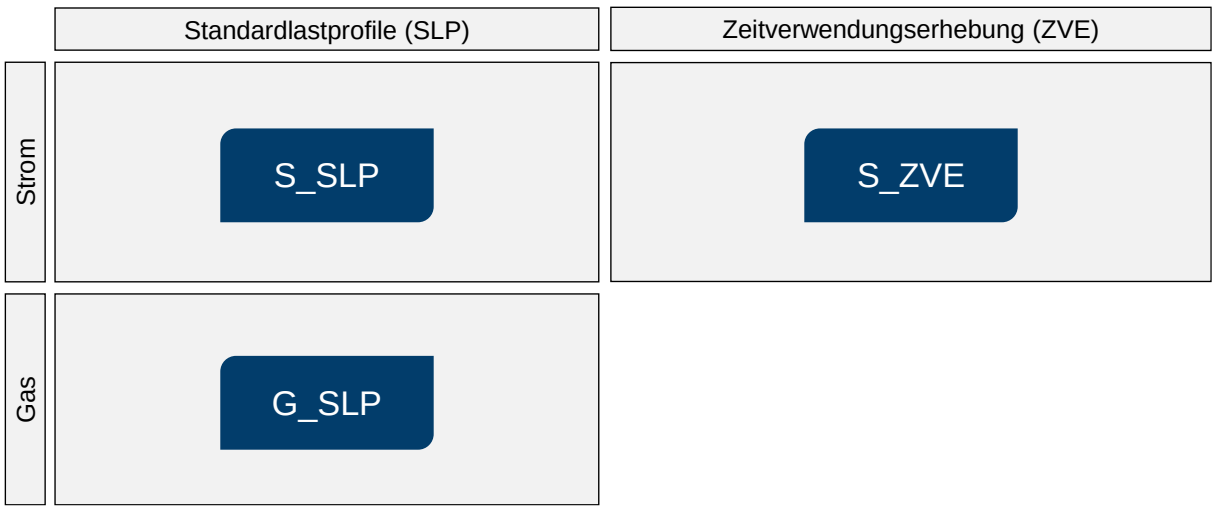


Abbildung 3.14: Verfahren zur zeitlichen Disaggregation der Gas- und Stromnachfrage

3.4.1 Standardlastprofilverfahren für Strom

Stromnetzbetreiber (sowohl Übertragungs- als auch Verteilnetzbetreiber) müssen zu jedem Zeitpunkt sicherstellen, dass sich Last und Erzeugungsleistung auf einem gleichen Niveau befinden. Großabnehmer (wie die energieintensive Industrie) sind leistungsgemessen, d. h. der Stromnetzbetreiber kennt jederzeit die Höhe des Verbrauchs. Bei den privaten Haushalten (sowie anderen Bereichen wie Landwirtschaft und kleinere bis mittlere Gewerbe) erfolgt keine Leistungsmessung. Stattdessen kommen hier typisierte Profile im Viertelstundentakt zum Einsatz, die auf ein ähnliches Abnahmeverhalten schließen lassen. [167] So wurden bereits im Jahr 1999 im Auftrag des Verbands der Elektrizitätswirtschaft e. V. (VdEW) sogenannte Standardlastprofile (SLP) – für die privaten Haushalte das Lastprofil *H0* – entwickelt [168]. Dieses Profil wird seitdem v. a. durch Netzbetreiber verwendet, um die Jahreslast von Strom auf einzelne Zeitschritte zu verteilen.

Für drei Typtage (Werktage, Samstage und Sonntage) sowie drei typische Jahreszeiten (Winter, Sommer und Übergang; diese gilt stellvertretend für Frühling und Herbst) existieren entsprechend neun verschiedene Typ-Profile à 96 Zeitschritten (Zs) ($= 4\frac{Zs}{h} \times 24\ h$), siehe Abbildung 3.15. Diese unterscheiden sich vergleichsweise stark zwischen den drei Typtagen und weniger stark zwischen den drei typischen Jahreszeiten. Dabei ist wichtig zu verstehen, dass diese eine recht grobe Abschätzung darstellen, da weitere Charakteristika der Haushalte, wie beispielsweise Anzahl der Personen im HH, geografische Lage, Geräteausstattung, Einkommen etc. nicht berücksichtigt werden. Abbildung 3.16 stellt die Zeitverläufe dieser neun anzusetzenden Profile dar. Zur Erstellung eines plausiblen jährlichen Lastverlaufs müssen diese neun Profile der Entsprechung der realen Tage nach hintereinander gereiht werden. Dabei ist für Feiertage jeweils das Sonntagsprofil anzusetzen. Dabei gibt es starke regionale Unterschiede: Neben der Tatsache, dass die Feiertage sowieso von Bundesland zu Bundesland zu verschieden sind, ist z. B. in bayerischen Gemeinden *Mariä Himmelfahrt* ein Feiertag, sofern mindestens 50 % der Einwohner katholischen Glaubens sind. Weiterhin sind, bedingt durch die beweglichen Feiertage (die meisten sind abhängig vom Osterdatum), die Feiertage von Jahr zu Jahr verschieden. Entsprechend müssen sowohl für jeden Landkreis als auch für jedes Jahr eigene normierte Lastzeitreihen abgeleitet werden.

Typtag	Jahreszeit		
	Werktag-Winter	Werktag-Sommer	Werktag-Übergang
	Samstag-Winter	Samstag-Sommer	Samstag-Übergang
	Werktag-Winter	Werktag-Sommer	Werktag-Übergang

Abbildung 3.15: Matrix Standardlastprofile

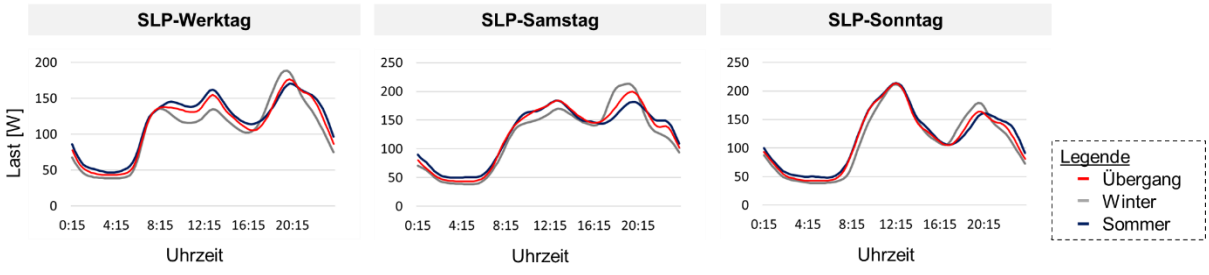


Abbildung 3.16: Zeitverläufe der SLP Varianten nach Typtag und Jahr, eigene Darstellung

3.4.2 ZVE-Verfahren für Strom

Einen völlig anderen Ansatz als der Rückgriff und die Aufreihung von vordefinierten Profilen verfolgt das ZVE-Verfahren. Hier werden basierend auf Erhebungen zu

- den Stromverbräuchen unterschiedlicher Anwendungen je Haushaltsgröße und
- den unterschiedlichen Tätigkeiten der Haushaltsmitglieder im Tagesablauf sowie anfallenden Grundlasten

aktivitätsbasierte Lastprofile hergeleitet.

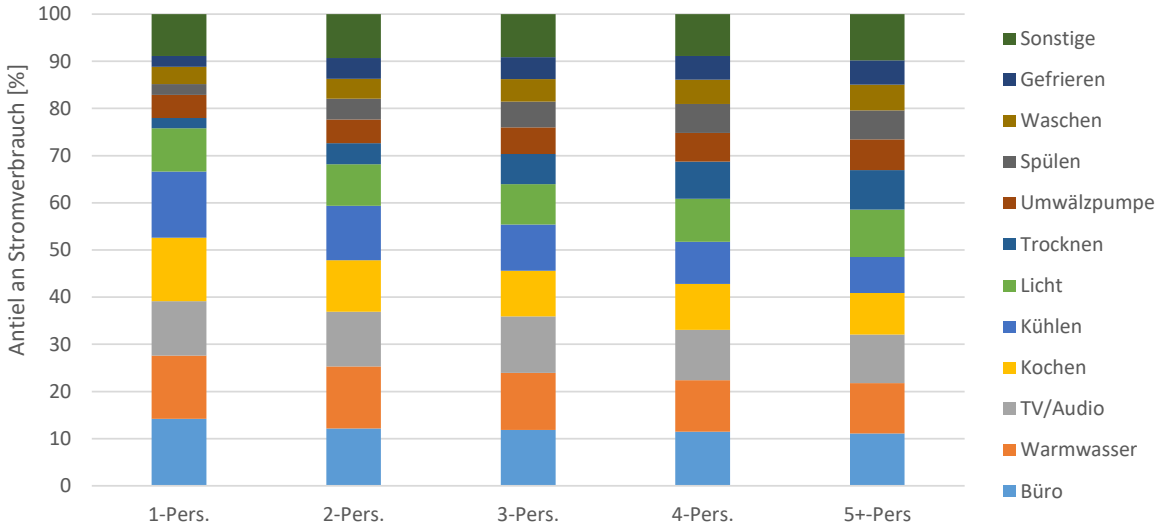


Abbildung 3.17: Verwendungsanteile von Strom in privaten Haushalten (2015); eigene Darstellung in Anlehnung an [163]

Die EnergieAgentur.NRW GmbH (EA.NRW) gibt in [163] die Verbrauchsanteile verschiedener Anwendungen im Haushalt getrennt nach Haushaltsgröße an, siehe Abbildung 3.17. Wie zu erkennen ist, sinkt der Anteil von bürobezogenem Stromverbrauch mit steigender Haushaltsgröße, während hingegen die Anteile von Gefrieren, Waschen und Spülen ansteigen. Die Kategorie *Sonstige* beinhaltet dabei „Wellness, Garten-, Klima- und Kleingeräte sowie […] Staubsaugen, Bügeln usw.“.

Weiterhin kommen die Daten der in Unterabschnitt 0 vorgestellten Zeitverwendungserhebung zum Einsatz. Aus den drei Faktoren (a) *Anwesenheit*, (b) *dem Vorliegen von Tageslicht* – welches sich regional, abhängig von geographischer Breite und Länge, aus dem Sonnenstand ergibt – und (c) *Annahmen zu Stunden, in denen geschlafen wird* lässt sich auf einen Bedarf an Beleuchtung schließen. Weiterhin wird zwischen Grundlastverbrauch (Kühlen, Gefrieren, Umwälzpumpenbetrieb) und aktivitätsbezogenem Verbrauch (z. B. Kochen, Spülen und Waschen) unterschieden. Abbildung 3.18 stellt die aktivitätsbezogenen Intensitäten je Anwendung aggregiert über alle Haushaltsgrößen im Tagesverlauf dar.

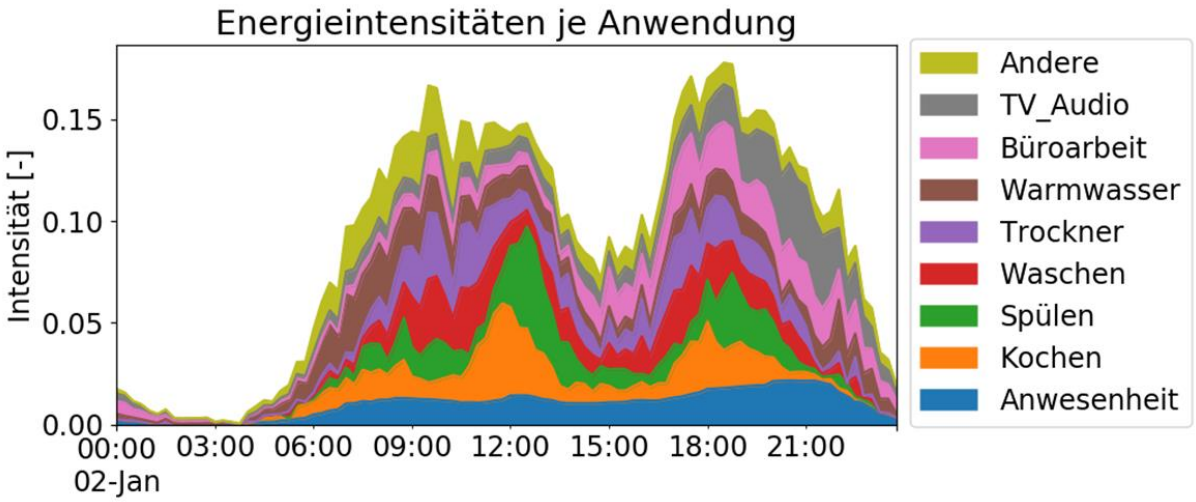


Abbildung 3.18: Aktivitätsintensitäten der privaten Haushalte (aggregiert über alle Haushaltsgrößen), eigene Darstellung, basierend auf Angaben der Zeitverwendungserhebung 2012

Werden diese aktivitäts- und grundlastbezogenen Intensitäten mit den Verbräuchen unterteilt nach Haushaltsgrößen multipliziert und die Daten anschließend normiert, so können die ZVE-Lastprofile hergeleitet werden. Abbildung 3.19 stellt die berechneten ZVE-Lastprofile für die drei Typjahreszeiten Winter, Übergang und Sommer für die drei Standorte Berlin, München und Jülich dar.

Zum Vergleich von zwei 8.760 h langen Zeitreihen, welche jeweils mit dem SLP- und dem ZVE-Verfahren hergeleitet wurden, wird eine Heatmap-Darstellung gewählt, siehe Abbildung 3.20. In diesen gerasterten Diagrammen gibt die Ordinate die Stunde des Tages und die Abszisse den Tag des Jahres an, sodass jeder Rasterpunkt genau einer Stunde des Jahres entspricht. Dieser ist, gemäß der auf der rechten Seite befindlichen Farbskala, entsprechend seines Wertes eingefärbt. Im direkten Vergleich lässt sich erkennen, dass beide Verfahren zu ähnlich ausgeprägten Zeitreihenverläufen kommen, das ZVE-Verfahren jedoch in den frühen Abendstunden, insbesondere in Winter- und Übergangszeit, zu höheren Werten kommt als das SLP-Verfahren. Demgegenüber kommt Letzteres in den Mittagspeaks zu höheren Werten.

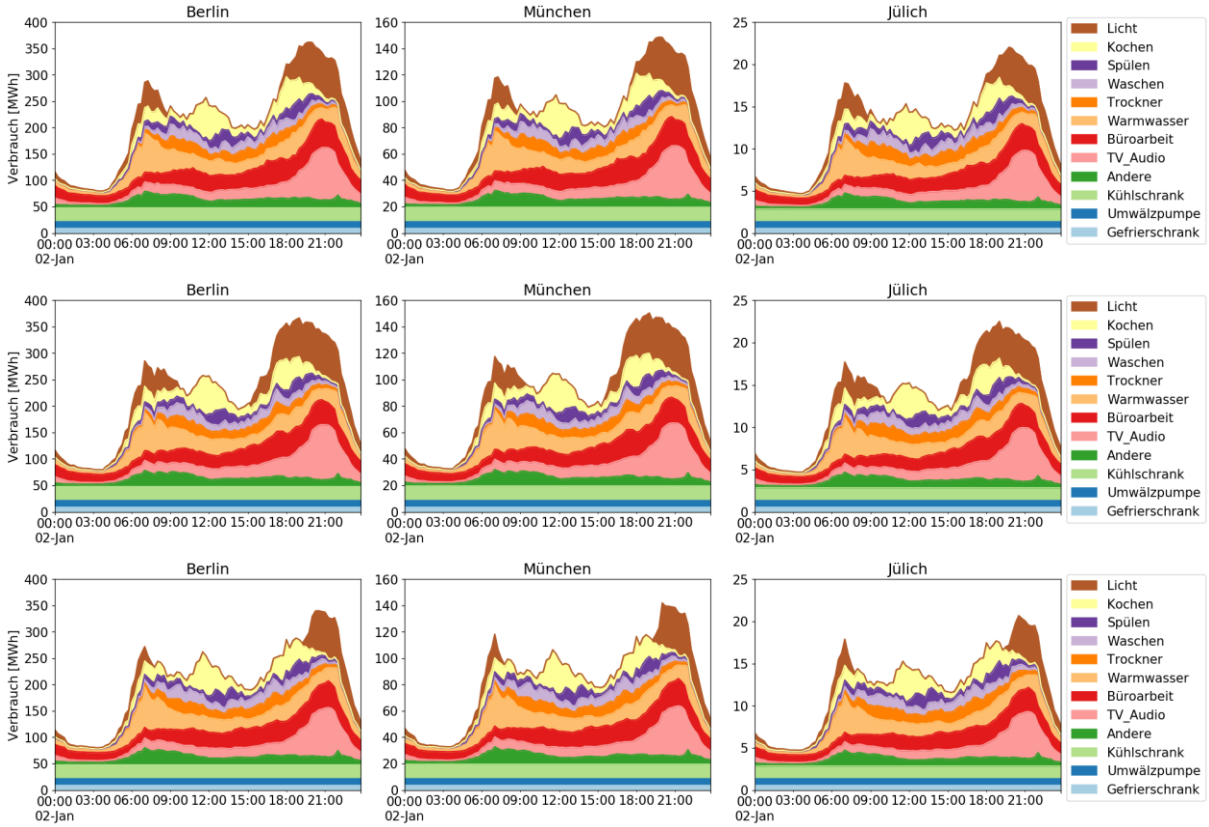


Abbildung 3.19: ZVE-Lastprofile für die drei Typjahreszeiten Winter, Übergang und Sommer für die drei Standorte Berlin, München und Jülich.

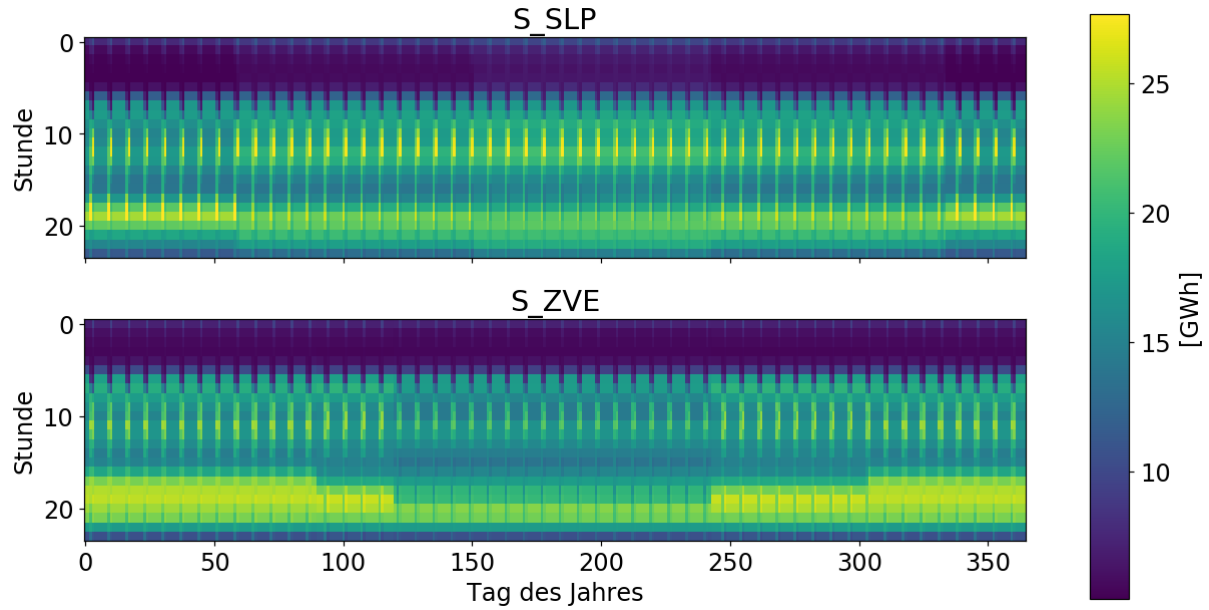


Abbildung 3.20: Vergleichende Heatmap-Darstellung zwischen SLP- und ZVE-Verfahren

3.4.3 Standardlastprofilverfahren für Gas

Analog zu dem Lastprofil der Stromnachfrage gibt es auch für die Gasnachfrage ein *H0*-Lastprofil für die privaten Haushalte. Da die Nachfrage nach Erdgas v. a. durch die Raumwärmebereitstellung bedingt ist, muss zusätzlich die Außentemperatur berücksichtigt werden. Weiterhin wird zwischen Einfamilienhäusern (EFH) und Mehrfamilienhäusern (MFH) unterschieden. Da MFH seltener freistehend sind als EFH wird davon ausgegangen, dass diese zu den Seiten hin – bedingt durch die angrenzenden Häuser – weniger Wärme abgeben und somit im Mittel einen spezifisch geringeren Verbrauch aufweisen. Die Berechnung der Zeitreihen basiert auf SLPs für den Gasbereich und ist damit etwas aufwendiger als die vergleichsweise simple Aneinanderreihung von den neun vordefinierten Profilen im Strombereich (vgl. Abschnitt 3.4.1). Sie wird in [169] detailliert beschrieben. Im Rahmen dieses Projekts wurden die Gas-SLPs auf Landkreisebene für die Jahre 2014, 2015 und 2016 hergeleitet. Abbildung 3.21 zeigt den Jahresverlauf der beiden Gas-SLPs unterteilt nach Ein- (orange) und Mehrfamilienhäusern (grau) sowie der dazugehörigen Zeitreihe der Außentemperatur (blau) am Beispiel des Jahres 2015. Abbildung 3.22 zeigt den aggregierten Verlauf aller privaten Haushalte als Heatmap, in der eindeutig die Lastspitzen im Januar und Februar sowie der typische Lastrückgang im Sommer erkennbar sind.

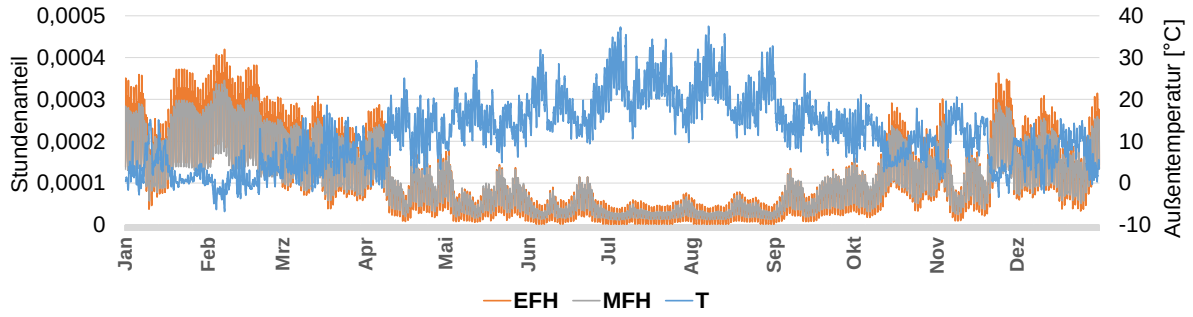


Abbildung 3.21: Normierte Standardlastprofile Gas und Außentemperaturen im Jahr 2015

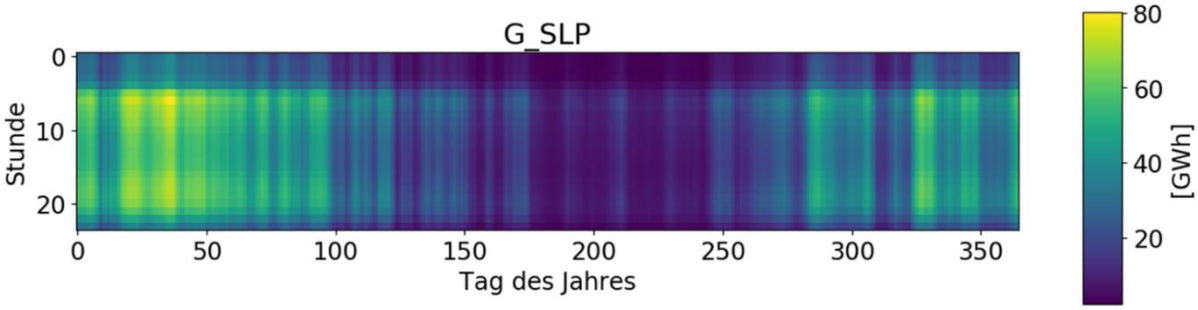


Abbildung 3.22: Gaslastgang der privaten Haushalte in Deutschland im Jahr 2015

3.5 Fortschreibung

In den Unterkapiteln 3.3 und 3.4 werden Verfahren zur räumlichen und zeitlichen Disaggregation von Nachfragen beschrieben. Damit können nun Strom- und Gasnachfragezeitreihen für alle Landkreise in Deutschland in stündlicher Auflösung für ein gegebenes historisches Jahr ermittelt werden. Als Basisjahr wurde in diesem Projekt das Jahr 2015 festgelegt. Ein weiteres Arbeitspaket dieses Projekts war, für diese Nachfragen quantitative Zukunftsprojektionen herzuleiten. Dazu wurde als Zieljahr das Jahr 2030 festgelegt. Da die Stromnachfrage der privaten Haushalte v. a. von der Anzahl der den darin lebenden Personen und die Gasnachfrage in hohem Maße von der zu beheizenden Wohnfläche abhängt, müssen für diese ENaG entsprechende Projektionen herangezogen werden.

Für die Fortschreibung der Bevölkerungszahl wird auf die Daten der 14. Koordinierten Bevölkerungsprognose von DESTATIS [170] zurückgegriffen. Die demographische Entwicklung eines Landes hängt hauptsächlich von drei Faktoren ab: 1. der Geburtenhäufigkeit (G), 2. der Lebenserwartung (L) und 3. dem Wanderungssaldo (W). In der Bevölkerungsprognose ist eine Vielzahl verschiedener Szenarien berechnet, welche verschieden starke Ausprägungen dieser drei Faktoren berücksichtigen. Wir haben uns hier für die Verwendung der *Variante 2* (G2 – L2 – W2) entschieden, welche eine moderate Ausprägung in allen drei Faktoren aufweist, d. h. 1,55 Kinder je Frau, eine Lebenserwartung bei Geburt von 84,4 Jahren für Jungen und 88,1 Jahren für Mädchen sowie ein durchschnittliches Wanderungssaldo (also ein Nettozuzug) von 221 000 Personen pro Jahr.

Für die prognostizierte Wohnfläche pro Kopf im Zieljahr 2030 wird auf eine von der LBS RESEARCH in Auftrag gegebene Studie zur Wohnflächennachfrage in Deutschland [171] zurückgegriffen. Diese gibt die prognostizierte Wohnfläche getrennt nach früherem Bundesgebiet sowie den neuen Ländern und Berlin an.

Abbildung 3.23 stellt die prozentuale Veränderung von 2015 zu 2030 für die Bevölkerungs- und die Wohnflächenentwicklung in Choroplethenkarten dar. In dem gewählten Bevölkerungsszenario ist v. a. in und um die Millionenstädte Berlin, München und Hamburg sowie in den Ballungsräumen im Süden und Westen Deutschlands eine starke Bevölkerungszunahme ersichtlich. Demgegenüber ist in weiten Teilen der neuen Bundesländer ein Rückgang der lokalen Bevölkerung zu verzeichnen (Ausnahmen stellen neben Berlin die Städte Leipzig und Dresden dar). In Bezug auf die Wohnfläche stellt sich die Situation allerdings anders dar. Während die Fläche pro Kopf in den neuen Bundesländern weitestgehend konstant bleibt (d. h. also der Bevölkerungsrückgang einer Vergrößerung der absoluten Wohnfläche gegenüber steht), sind v. a. in den alten Bundesländern teilweise sehr starke Zunahmen der Wohnfläche pro Kopf zu verzeichnen. Abbildung 3.24 zeigt den historisch stetigen Anstieg des Wohnraums pro Kopf und plausibilisiert damit die Projektion der in der Studie angesetzten Daten. Die Unstetigkeitsstelle ist auf den Zensus 2011 und somit einen – ausschließlich statistischen – Rückgang der Bevölkerungszahl zurückzuführen.

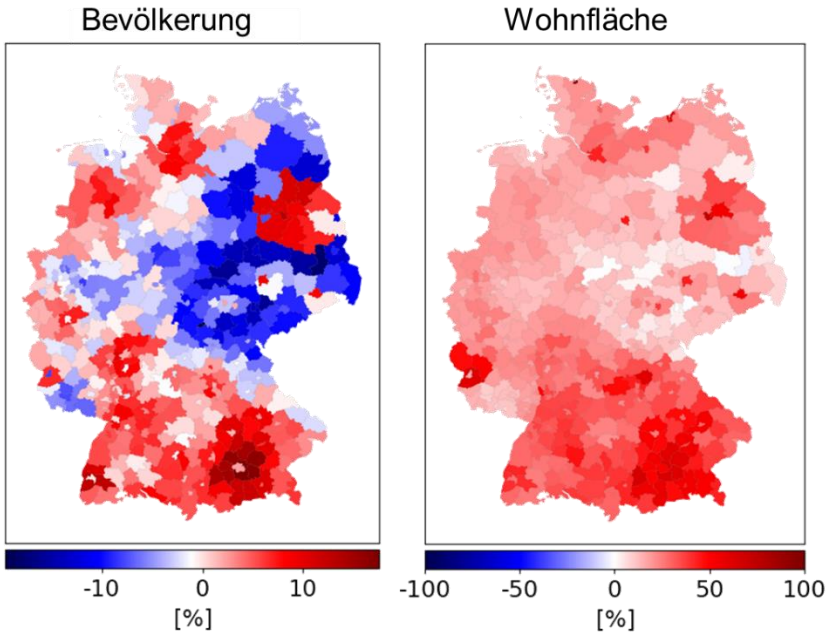


Abbildung 3.23: Prozentuale Veränderung der Bevölkerung und der Wohnfläche (2030 gegenüber 2015), eigene Darstellung

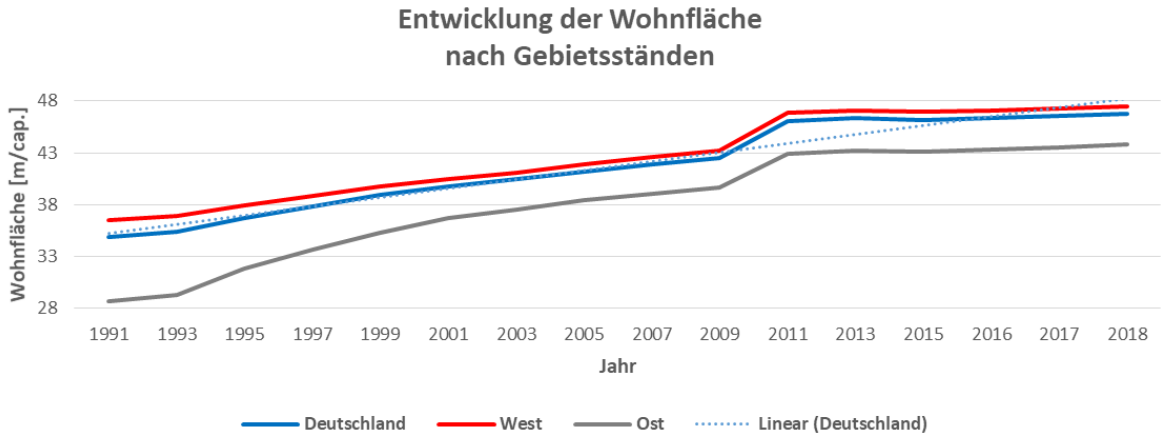


Abbildung 3.24: Historische Entwicklung der Wohnfläche pro Person - Vergleich von alten und neuen Bundesländern [172]

Die Fortschreibungsergebnisse des Strom- und Gasverbrauchs sind in Abbildung 3.25 und Abbildung 3.26 dargestellt. Darin ist jeweils im linken Teildiagramm der Energieverbrauch von 2015, im mittleren Teildiagramm der von 2030 und im rechten Teildiagramm die Differenz als Deltadiagramm dargestellt. Im Bereich der Stromnachfrage zeigt sich bei einer Fortschreibung bis zum Jahr 2030 unter sonst gleichen Bedingungen (*ceteris paribus*), dass es in den Ballungsgebieten – entsprechend der Bevölkerungsentwicklung – zu einem geringfügigen Anstieg des Stromverbrauchs kommt. Dieser ist in Berlin aufgrund der hohen Bevölkerungsdichte mit ca. $0{,}6\,\frac{GWh}{km^2a}$ am stärksten ausgeprägt. Für die Entwicklung der Gasnachfrage bis 2030 zeichnet sich ein etwas anderes Bild: Entsprechend dem allgemeinen Anstieg der bewohnten Fläche pro Kopf wird in keiner Gegend ein Rückgang des Gasverbrauchs projiziert, jedoch ist *ceteris paribus* in den großen Städten und Ballungsgebieten von einem Anstieg – in Berlin bis zu $4\,\frac{GWh}{km^2a}$ – auszugehen.

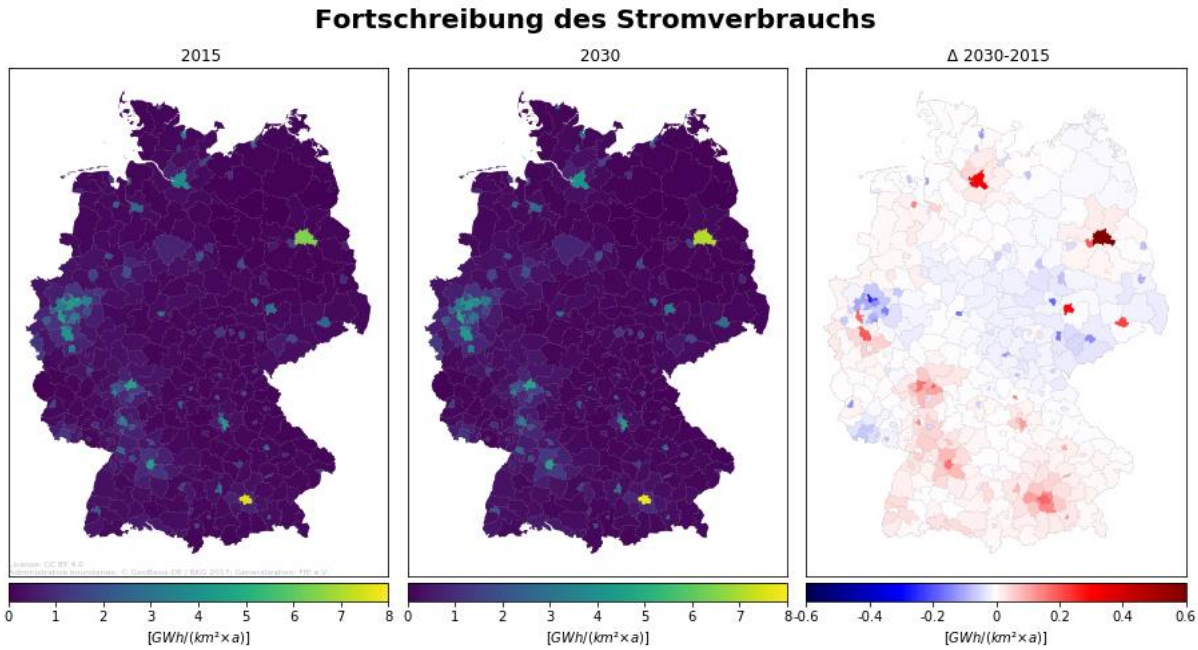


Abbildung 3.25: Vergleich der regionalen Stromnachfrage 2015 gegenüber 2030

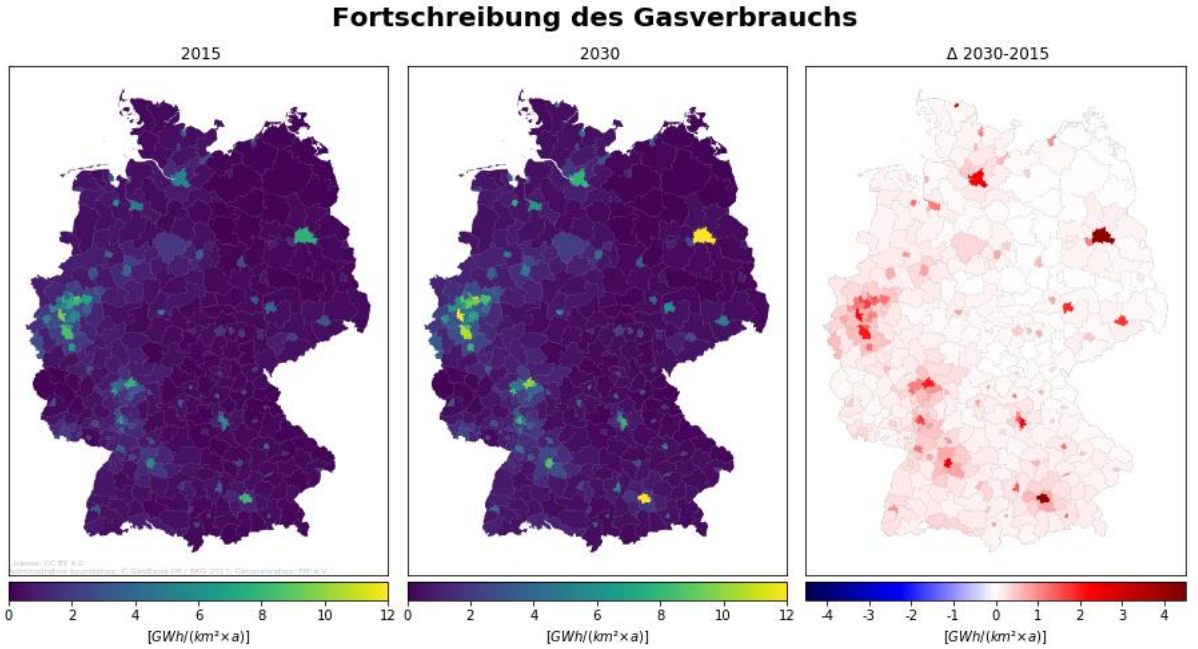


Abbildung 3.26: Vergleich der regionalen Gasnachfrage 2015 gegenüber 2030

4 Modellierungsverfahren Industrie und GHD

In diesem Kapitel wird die Vorgehensweise der zeitlich und räumlich hochaufgelösten Modellierung des Endenergieverbrauchs der Energieträger Strom und Gas für die Sektoren Gewebe, Handel und Dienstleistungen (GHD) und Industrie vorgestellt. Zunächst werden die Vorüberlegungen zu den Verbrauchergruppen, dem Mengengerüst sowie der räumlichen und zeitlichen Auflösung angestellt. Anschließend erfolgt die Darstellung der Eingangsdaten und des Verfahrens zur räumlichen und zeitlichen Auflösung (Disaggregation) der Energieverbräuche. Abbildung 4.1 zeigt eine Übersicht des Gesamtablaufs der Modellierung.

Das Verfahren erfüllt dabei folgende Ziele:

- Bestimmung regional und zeitlich aufgelöster Strom- und Gasverbräuche je Verbrauchergruppe (VG) für GHD und Industrie
- Berücksichtigung regional differenzierter spezifischer Verbräuche je VG
- Erstellung und Verwendung regional differenzierter und VG-spezifischer Modelllastgänge (Standardlastprofile, Betriebsschichtprofile und Branchenlastprofile)
- Verwendung öffentlicher Daten und Validierbarkeit der Modellergebnisse

Das in den Abschnitten 4.3 und 4.4 beschriebene Verfahren zur räumlichen und zeitlichen Auflösung wurde mit der Programmiersprache Python implementiert und als Toolbox auf GitHub.com veröffentlicht (siehe Abschnitt 6.2). Das GitHub Repositorium enthält Jupyter-Notebooks, in denen die Funktionsweise der Toolbox dokumentiert, die Funktionen vorgeführt und die Ergebnisse präsentiert werden. Diese sind als Ergänzung zur vorliegenden Verfahrensbeschreibung zu sehen. An geeigneten Stellen wird im Folgenden auf die entsprechenden Module und Funktionen hingewiesen, in denen die Verfahrensschritte umgesetzt wurden.

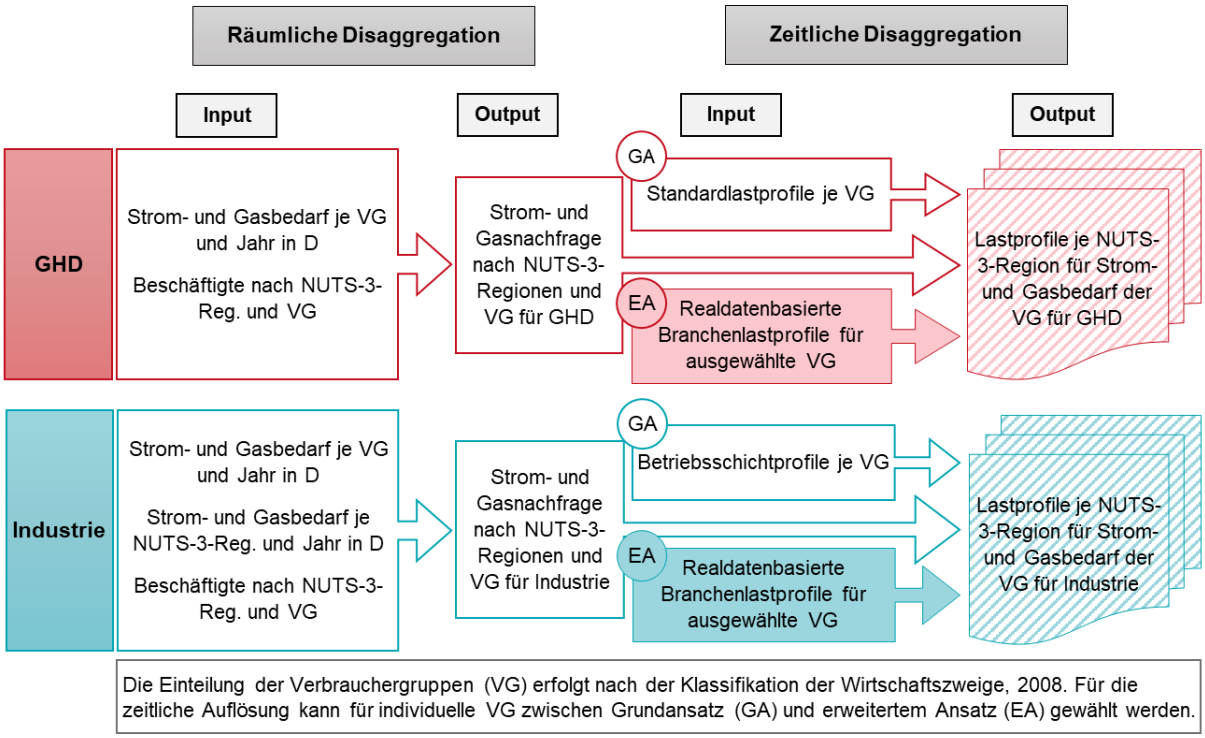


Abbildung 4.1: Übersicht Verfahren zur räumlichen und zeitlichen Disaggregation von Energienachfragen für Industrie und GHD, eigene Darstellung

4.1 Vorüberlegungen zu Verbrauchergruppen, ENaG, Mengengerüst und räumlicher und zeitlicher Auflösung

In diesem Abschnitt wird auf die zugrundeliegenden Annahmen des Modellierungsansatzes für die Sektoren GHD und Industrie eingegangen. Überdies werden Vorüberlegungen zum Endenergieverbrauch der Verbrauchergruppen angestellt.

4.1.1 Definition der Verbrauchergruppen und ihr Endenergieverbrauch

In den nationalen Energiestatistiken wird die Energienachfrageseite üblicherweise in vier Verbrauchssektoren unterteilt: den Industriesektor; den Sektor Handel, Gewerbe und Dienstleistungen (GHD); den Haushaltssektor sowie den Verkehrssektor. Im Jahr 2018 betrug der Endenergieverbrauch (Anteil) in Deutschland 751 TWh (30,1%) im Verkehrssektor, 736 TWh (29,5%) im Industriesektor, 636 TWh (25,5%) im Haushaltssektor und 375 TWh (15,0%) im Sektor GHD. Abbildung 4.2 stellt den Endenergieverbrauch Deutschlands nach Sektor, Anwendung und Energieträger dar. Für die drei letztgenannten Sektoren sind Gas und Elektrizität die vorherrschenden Endenergieträger, die hauptsächlich Prozess- und Raumwärme (Gas) sowie - in geringerem Umfang - mechanische Energie, IKT (englisch ICT) und Beleuchtung (Strom) bereitstellen. Im Gegensatz dazu wird der Verkehrssektor hauptsächlich mit Mineralölprodukten versorgt, die mechanische Energie liefern [173].

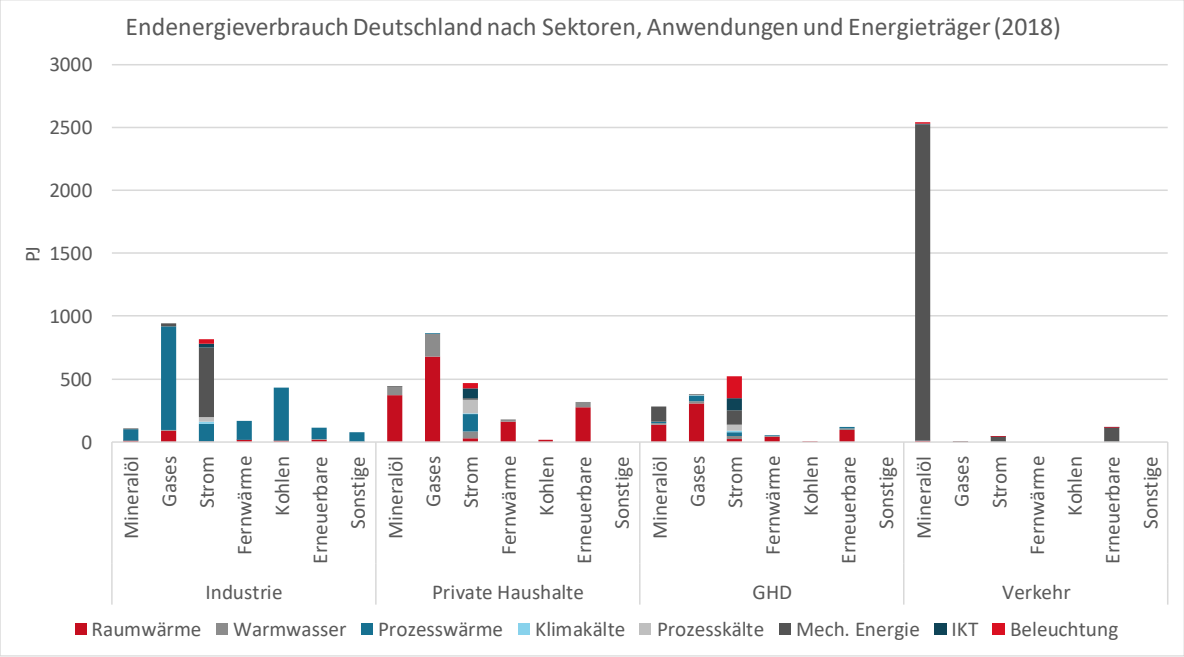


Abbildung 4.2: Endenergieverbrauch in Deutschland nach Sektoren, Anwendungstechnologien und Energieträgern im Jahr 2018[7] [173]

[7] Elektrizität - einschließlich Strom aus erneuerbaren Energien; ICT - Informations- und Kommunikationstechnologien; Erneuerbare Energien - vor allem Biomasse; Sonstige - thermische Verwertung von Abfallstoffen sowie Abwärme

Aufgrund der Heterogenität der Energieverbrauchsstrukturen innerhalb der Sektoren, sollte der Industrie- und der GHD-Sektor in kleinere Verbrauchergruppen unterteilt werden. Folgende unterschiedliche Klassifikationen von Verbrauchergruppen finden sich in der Literatur: Die Klassifikation nach der Arbeitsgemeinschaft Energiebilanzen (AGEB) [68], nach Fleiter et. al. [174] sowie in der Klassifikation der Wirtschaftszweige (WZ 2008) des Statistischen Bundesamtes [175], die im Folgenden kurz vorgestellt werden sollen. Alle drei Klassifikationsschemata lassen sich bis zu einem gewissen Grad aufeinander abbilden.

Wie bereits in Kapitel 2.3.1.1 erwähnt, bildet die Energiestatistik eine wichtige statistische Informationsbasis für die Energiepolitik und dient als Grundlage für weitere Überlegungen und Maßnahmen im Rahmen des Energiekonzeptes der Bundesregierung. Die von verschiedenen Behörden und Akteuren erhobenen Energiestatistiken werden von der Arbeitsgemeinschaft Energiebilanzen (AGEB) [68] strukturiert, standardisiert und zu einem konsistenten Bild zusammengeführt. Zu ihren zentralen Ergebnissen gehören die Anwendungsbilanzen, d.h. Jahresberichte, die den subsektoralen Energieverbrauch für verschiedene Anwendungstechnologien wie Beleuchtung, Informationstechnologien, Klimatisierung, Prozess- und Raumwärme und andere spezifizieren [173]. Im Industrie- und GHD-Sektor spezifiziert die AGEB den Strom- und Gasbedarf für 28 Verbrauchergruppen. In Abbildung 4.3 wird ausschnitthaft der Stromverbrauch industrieller Verbrauchergruppen nach AGEB dargestellt.

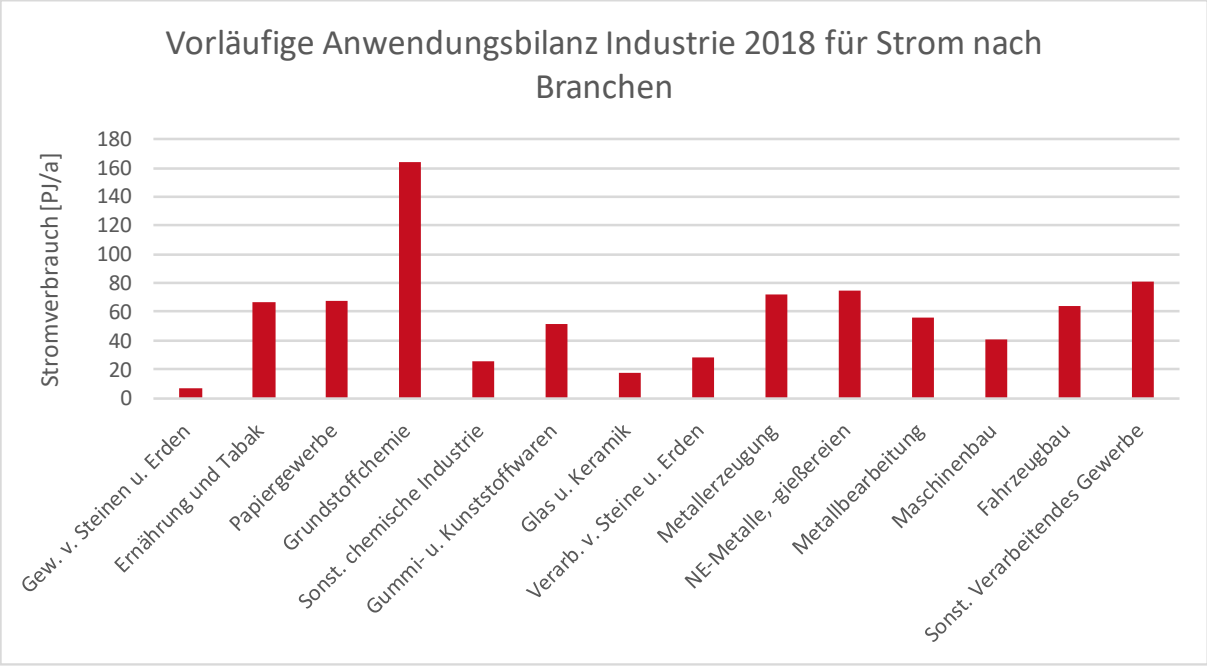


Abbildung 4.3: Anwendungsbilanz Industrie 2018 für Strom nach Branchen, nach [173]

Für den Industriesektor bauen Fleiter et. al. auf der bestehenden AGEB-Klassifikation der Verbrauchergruppen auf und fügen eine weitere Detailebene hinzu, indem sie 63 energieintensive Industrieprozesse in sieben Verbrauchergruppen der Primärindustrie einführen. Beispielhaft für den Stromverbrauch in Deutschland sind in Abbildung 4.4 die 21 relevantesten Industrieprozesse dargestellt, die mit einem jährlichen Stromverbrauch von mehr als 1 TWh verbunden sind. Während die Energieeinsparpotenziale dieser Prozesse diskutiert werden, liefern Fleiter et. al. keine Informationen zu Lastprofilcharakteristika. [174]

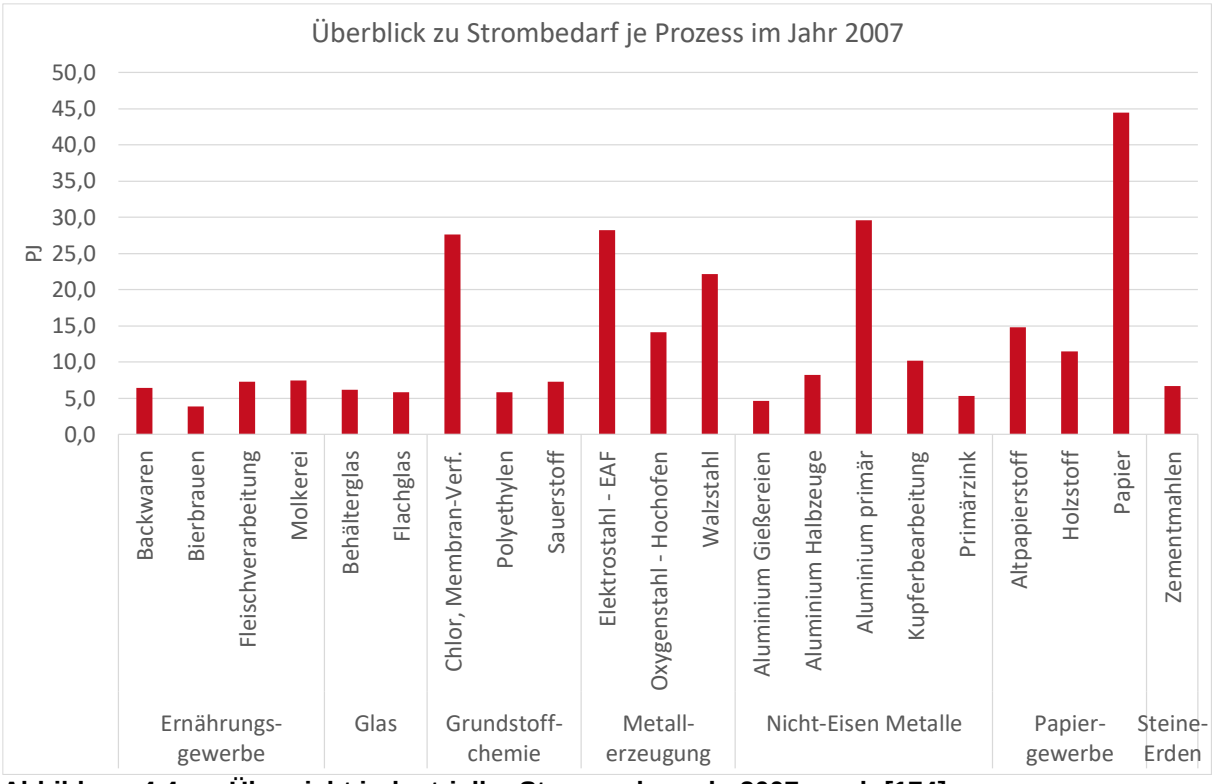


Abbildung 4.4: Übersicht industrieller Stromverbrauch, 2007, nach [174]

Im Gegensatz zu den beiden obigen Literaturbeispielen setzt die Klassifikation der Wirtschaftszweige (WZ 2008) des Statistischen Bundesamtes [175] keinen besonderen Schwerpunkt auf die Energiestatistik, sondern auf sozioökonomische Statistiken im Zusammenhang mit wirtschaftlichen Aktivitäten. Die Definition von 88 Teilsektoren[8] bildet die Grundlage für die Statistik der Produktionswerte, der eingesetzten Produktionsfaktoren (Arbeit, Vorleistungen, Energie etc.) und der Finanztransaktionen der einzelnen Teilsektoren.

Die obigen Beispiele stellen bestehende Klassifikationsschemata vor, die als Referenz zur Definition von Verbrauchergruppen für die Abbildung des regional und zeitlich hochaufgelösten Endenergiebedarfs in Deutschland dienen könnten. Für die Zwecke von DemandRegio sollten definierte Verbrauchergruppen

- So homogen wie möglich sein bzgl. ihrer Verbrauchsmuster
- Vereinbar sein mit existierenden Statistiken, um eine Skalierung der Ergebnisse zu ermöglichen
- Ein angemessenes Detaillevel aufweisen bzgl. der Datenverfügbarkeit

Trotz des deutlichen Schwerpunkts der Energiestatistik von AGEB und Fleiter et al. Sind insbesondere industrielle Verbrauchergruppen durch heterogene Strukturen oder Technologien gekennzeichnet [173, S. 11]. Noch ausgeprägter kann die Heterogenität des Endenergieverbrauchs bei der Klassifikation WZ 2008 sein, wo die Gruppen anhand von Produktionsfaktoren, Inputs, Produktionsprozessen, Zwischen- oder Endprodukten und Dienstleistungen zugeordnet werden [175]. Der wichtigste Vorteil der Klassifikation WZ 2008 ist jedoch ihre Kompatibilität zu anderen sozioökonomischen Statistiken, die eine bundesweite Skalierung beliebiger

[8] Die Klassifizierung WZ 2008 ist nummeriert von Wirtschaftszweig 1 bis 99, allerdings sind aufgrund einzelner Lücken in der Aufzählung nur 88 Wirtschaftszweige definiert.

wirtschaftszweigspezifischer Ergebnisse auf Kreisebene (NUTS-3) ermöglicht. Daher wird die Klassifikation WZ 2008 des Statistischen Bundesamtes zur Definition der im Rahmen der in DemandRegio verwendeten Verbrauchergruppen herangezogen. Die Heterogenität innerhalb der Wirtschaftszweige lässt sich nicht vermeiden und wird in der Ergebnisdiskussion thematisiert.

Da die Klassifikation WZ 2008 sowohl Industrie- als auch GHD-Sektoren umfasst, erfolgt die Unterscheidung zwischen diesen beiden Sektoren lediglich auf Basis der Wirtschaftszweige. Damit unterscheidet sich die Einteilung nach WZ von jener Klassifizierung der AGEB, die alle produzierenden und verarbeitenden Unternehmen mit weniger als 19 Beschäftigten dem GHD-Sektor zuordnet und größere produzierende und verarbeitende Unternehmen dem Industriesektor zuweist [176]. Die Abgrenzung auf Basis der Unternehmensgröße, die im Hinblick auf die Energieverbrauchsmuster durchaus zu hinterfragen wäre, entfällt also bei der Klassifizierung nach den WZ 2008-Wirtschaftszweigen.

4.1.2 Energienachfragebestimmende Größen (ENaG)

In Verbindung mit den Verbrauchergruppen müssen energiebedarfsbestimmende Größen identifiziert werden. Sie müssen sich den genannten Verbrauchergruppen und der verwendeten Klassifikation zuordnen lassen, um ein konsistentes Vorgehen zu gewährleisten. Zum einen muss ein sinnvoll interpretierbarer Zusammenhang zwischen ihren Ausprägungen und den vorherrschenden Energieverbräuchen vorliegen. Zum anderen muss ihre Verfügbarkeit mit den Anforderungen an die Detailstufe des Modells abgeglichen werden, woraus sich im vorliegenden Fall eine notwendige regionale Auflösung von mindestens Landkreisen ergibt. Beispiele aus der Literatur sind etwa die Bruttowertschöpfung [64, S. 14] oder Produktionsmengen [46], die Anzahl von Erwerbstätigen [177], oder ein Bezug auf die Größe von Gebäudeflächen [178]. Aber auch die Anzahl von Betrieben oder Anlagen oder deren regionale Emissionen können sinnvolle ENaG sein [179].

Im Forschungsprojekt DemandRegio die sozialversicherungspflichtig Beschäftigten als ENaG ausgewählt. Zum einen lehnt sich die räumliche Auflösung der sozialversicherungspflichtig Beschäftigten an die AGS-Systematik an, die sich wie in Abschnitt 2.1.3.2 beschrieben, auch auf die NUTS-Systematik übertragen lässt. Hierbei wird der Stand der Gebietsreformen von 2016 verwendet, die sowohl für die AGS-, als auch NUTS-Systematik 401 Landkreise vorsieht. Im weiteren Verlauf bietet die hierarchische Struktur die Möglichkeit die Energieverbräuche auf Landkreisebene (NUTS 3) für Betrachtungen auf Bundeslandebene (NUTS 1) oder Landesebene (NUTS 0) durch Aggregation zu nutzen. Zum anderen stehen die sozialversicherungspflichtig Beschäftigung in wirtschaftszweigspezifischer Auflösung gemäß der Klassifikation nach WZ 2008 vor, sodass eine Verknüpfung mit Energieverbrauchsstatistiken, wie der UGR (Abschnitt 4.2.1) und der JEVI (Abschnitt 4.2.3), vorliegt.

4.1.3 Räumliche und zeitliche Auflösung

Für die räumliche Auflösung ist es sinnvoll, eine etablierte Systematik zur Beschreibung regionaler Einheiten zu verwenden (2.1.3.2). Auf diese Weise kann auf bereits regionalisierte Informationen zurückgegriffen werden, wie z. B. den regionalstatistischen Veröffentlichungen von DESTATIS über die GENESIS-Online Datenbank [79], den Veröffentlichungen der Bundesagentur für Arbeit [180] oder Wetterdaten (siehe Abschnitt 2.3.3.3.). Überdies wird eine Kompatibilität der Ergebnisse mit anderen Studien hergestellt, wie z. B. [64] und weitere, siehe Abschnitt 2.2.2. Für die Systematik der räumlichen Auflösung wurde die AGS-Systematik gewählt, die sich, wie in Abschnitt 2.1.3.2 beschrieben, auch auf die NUTS-Systematik übertragen lässt. Hierbei wird der Stand der Gebietsreformen von 2016 verwendet, die sowohl für die AGS-, als auch NUTS-Systematik 401 Landkreise vorsieht. Im weiteren Verlauf bietet die hierarchische Struktur die Möglichkeit die Energieverbräuche auf Landkreisebene (NUTS 3) für Betrachtungen auf Bundeslandebene (NUTS 1) oder Landesebene (NUTS 0) durch Aggregation zu nutzen.

Wie in Abschnitt 2.1.3.1 erläutert, sind in der zeitlichen Auflösung im Stromsektor viertelstündlich aufgelöste Datensätze verbreitet, wie z. B. bei der registrierenden Leistungsmessung von Stromkunden. Im Gassektor trifft man häufig Datensätze mit stündlicher Auflösung an, wie z. B. bei den Standardlastprofilen. Im Rahmen der Modellierung wurden die folgenden zeitlichen Auflösungen gewählt:

- Strom, GHD: viertelstündlich
- Strom, Industrie: viertelstündlich
- Gas, GHD: stündlich
- Gas, Industrie: viertelstündlich.

4.1.4 Mengengerüst

Ziel der Modellierung im Forschungsprojekt DemandRegio ist die vollständige Abbildung des regional und zeitlich hochaufgelösten Endenergieverbrauchs für die Energieträger Strom und Erdgas. Die Angaben für Erdgas im Sektor Industrie und GHD umfassen dabei

- Angaben inklusive nichtenergetischem Verbrauch
- Angaben inklusive Erdgasverbrauch für industrielle Strom- und Wärmeproduktion
- Die Angaben umfassen den Umwandlungssektor (z. B. WZ 19 Kokerei und Mineralölverarbeitung), ausgenommen WZ 35 (Energieversorgung)
- Angaben exklusive Kokerei- Gicht und Grubengas

Für die Angaben für Strom gilt:

- Angaben inklusive Stromverbrauch aus industrieller Eigenerzeugung
- Die Angaben umfassen den Umwandlungssektor (z. B. WZ 19 Kokerei und Mineralölverarbeitung), ausgenommen WZ 35 (Energieversorgung)

Die Ausgabe der Werte wird mit der Option versehen, den industriellen Eigenverbrauch von Strom getrennt auszuweisen. Analog kann der Gasverbrauch für die industrielle Strom- und Wärmeproduktion je Verbrauchergruppe ebenfalls separat ausgegeben werden.

4.2 Beschreibung der Eingangsdaten

In diesem Abschnitt werden die für die Modellierung verwendeten Datensätze vorgestellt.

4.2.1 Endenergieverbrauch nach Produktionsbereichen (UGR)

In den Tabellen 3.2.3.1 bis 3.2.3.5 der aktuellen UGR [80] wird der Energieverbrauch nach 68 Produktionsbereichen und 17 Energieträgern für die Jahre 2000, 2005, 2010, 2015 und 2017 veröffentlicht (siehe Abschnitt 2.3.2.2). Aus älteren Veröffentlichungen können auch Werte für dazwischenliegende Jahre entnommen werden. Alle nicht veröffentlichten Jahre wurden durch Interpolation ermittelt. Der gesamte Datensatz wurde in der Datenbank unter der $id_{spatial} = 71$ veröffentlicht (siehe Abschnitt 6.1) [181]. Für die vorliegende Modellierung sind insbesondere die Energieträger „Gase“ und „Strom“ von Bedeutung, wobei die Angaben der UGR im Hinblick auf unterschiedliche Gasarten, industrielle Strom- und Wärmeproduktion sowie nichtenergetischer Verbräuche aufbereitet werden müssen (siehe Abschnitt 2.3.2.2). Abbildung 4.5 enthält die Angaben der UGR für das Jahr 2015 für Strom und Gase, wie in der Datenbank abgelegt. Der Wirtschafszweig 35 „Energie u. DL der Energieversorgung“ ist bewusst nicht enthalten, da er vollständig dem Umwandlungssektor zugeordnet werden kann und im Rahmen der Modellierung nicht abgebildet wird. Tabelle 4.1 enthält die dazugehörigen Bezeichnungen der Wirtschaftszweige. Der Datensatz liegt für die Jahre 2000 bis 2017 vor.

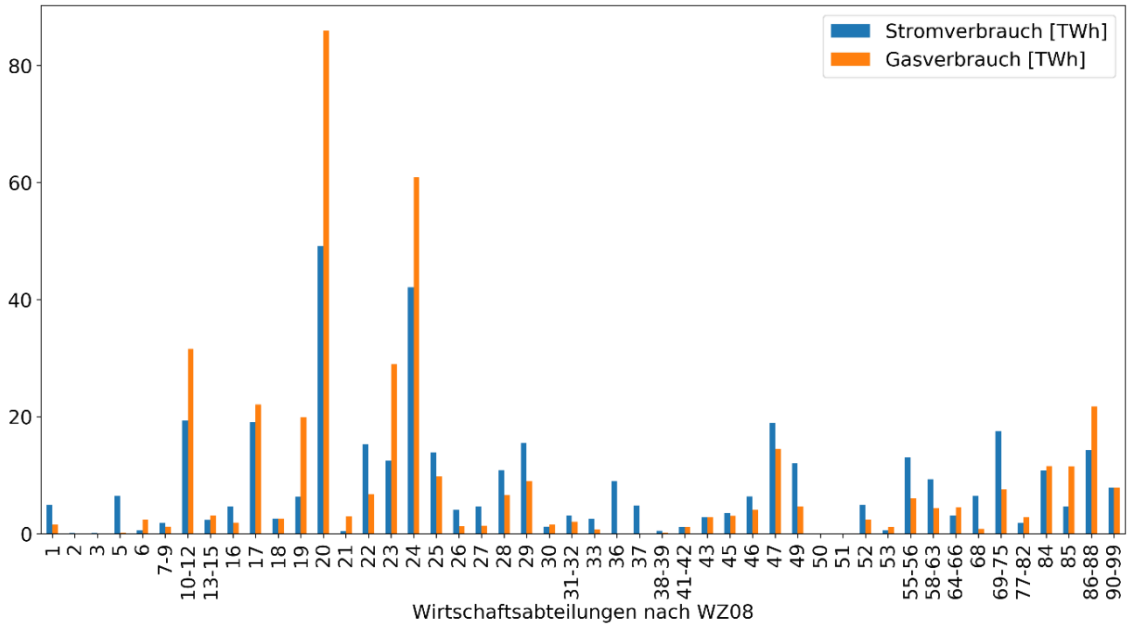


Abbildung 4.5: Strom und Gasverbrauch 2015 nach gruppierten Wirtschaftszweigen, eigene Darstellung nach UGR [80]

Tabelle 4.1: Bezeichnung der Wirtschaftsabteilungen nach UGR

WA	Bezeichnung	WA	Bezeichnung
01	Erzeugnisse der Landwirtschaft, Jagd u. DL	33	Rep., Instandh. u. Installation v. Maschinen u. Ausrüstungen
02	Forstwirtschaftliche Erzeugnisse u. DL	36	Wasser, DL der Wasserversorgung
03	Fische, Fischerei- u. Aquakulturerzeugnisse	37	DL der Abwasserentsorgung
05	Kohle	38-39	DL der Abfallentsorgung, Rückgewinnung, sonstigen Entsorgung
06	Erdöl und Erdgas	41-42	Hoch- u. Tiefbauarbeiten
07-09	Erze, Steine u. Erden, sonst. Bergbauerzeugnisse u. DL	43	Vorb. Baustellen-, Bauinstallations- u. sonstige Ausbauarbeiten
10-12	Nahrungs- u. Futtermittel, Getränke, Tabakerzeugnisse	45	Handelsleistungen mit Kfz, Instandhaltung u. Reparatur an Kfz
13-15	Textilien, Bekleidung, Leder u. Lederwaren	46	Großhandelsleistungen (ohne Handelsleistungen mit Kfz)
16	Holz, Holz-, Kork-, Flecht- u. Korbwaren (ohne Möbel)	47	Einzelhandelsleistungen (ohne Handelsleistungen mit Kfz)
17	Papier, Pappe u. Waren daraus	49	Landverkehr und Transport in Rohrfernleitungen
18	Druckereileistungen, bespielte Ton-, Bild- u. Datenträger	50	Schifffahrtsleistungen
19	Kokerei- u. Mineralölerzeugnisse	51	Luftfahrtsleistungen
20	Chemische Erzeugnisse	52	Lagereileistungen, sonst. DL für den Verkehr
21	Pharmazeutische Erzeugnisse	53	Post-, Kurier- u. Expressdienstleistungen
22	Gummi- u. Kunststoffwaren	55-56	Beherbergungs- und Gastronomiedienstleistungen
23	Glas, -waren, Keramik, verarbeitete Steine u. Erden	58-63	Informations- u. Kommunikationsdienstleistungen
24	Metalle	64-66	Finanz- u. Versicherungsdienstleistungen
25	Metallerzeugnisse	68	DL des Grundstücks- u. Wohnungswesen
26	DV-geräte, elektronische u. optische Erzeugnisse	69-75	Freiberufliche, wissenschaftliche u. technische Dienstleistungen
27	Elektrische Ausrüstungen	77-82	Sonst. wirtschaftliche Dienstleistungen
28	Maschinen	84	DL der öffentl. Verwaltung, Verteidigung, Sozialversicherung
29	Kraftwagen u. Kraftwagenteile	85	Erziehungs- u. Unterrichtsdienstleistungen
30	Sonstige Fahrzeuge	86-88	DL des Gesundheits- u. Sozialwesens
31-32	Möbel u. Waren a.n.g	90-99	Sonst. Dienstleistungen

4.2.2 Beschäftigtenzahlen

Für die Verteilung der Verbräuche wurde die Anzahl der sozialversicherungspflichtig Beschäftigten je Landkreis nach Wirtschaftsabteilungen der WZ08 ausgewählt, der zweimal jährlich von der Bundesagentur für Arbeit (BA) veröffentlicht wird [180]. Dieser Datensatz weist für einige Landkreise und WZ allerdings Lücken auf. Diese anonymisierten Daten wurden durch historische Daten und LK-Summe bzw. WZ-Summe generiert. Der Datensatz ist auch in der Datenbank unter der $id_{spatial} = 18$ zu finden [181]. Die Daten sind für die Jahre 2008 bis 2018 verfügbar, jeweils zum Stichtag 30.06. und 30.09.

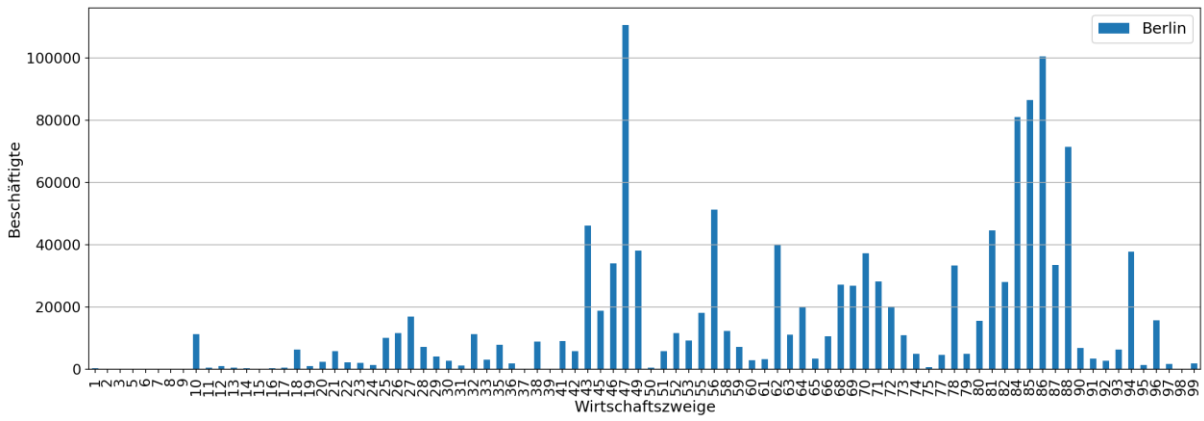


Abbildung 4.6: Sozialversicherungspflichtig Beschäftigte Berlin, 2015, eigene Darstellung nach BA [180]

Daneben existiert ein Datensatz mit fortgeschriebenen Beschäftigtenzahlen für die Jahre von 2014 bis 2030 in gleicher regionaler und wirtschaftszweigspezifischer Auflösung. Dieser ist gemäß der BMAS-Studie „Arbeitsmarkt 2030 - Wirtschaft und Arbeitsmarkt im digitalen Zeitalter" [182] in den Szenarien Basis (id_spatial = 19) [183] und Digitalisierung (id_spatial = 20) [184] abrufbar. Die Datensätze für beide Szenarien wurden darüber hinaus bis zum Jahr 2035 auf Basis der Entwicklung der Einwohnerzahl gemäß den Tabellen aus der Raumordnungsprognose 2035 ($id_{spatial} = 26$) [185] fortgeschrieben. Diese sind unter der $id_{spatial} = 27$ (Basis) und 28 (Digitalisierung) aus der Datenbank abrufbar.

4.2.3 Veröffentlichungen aus der Jahreserhebung über die Energieverwendung im verarbeitenden Gewerbe (JEVI)

Im Rahmen der Veröffentlichungen der JEVI (siehe Abschnitt 2.3.2.3) werden je WZ deutschlandweite Angaben zum Verbrauch von Erd-, Kokerei-, Gicht und Grubengas gemacht. Überdies wird je Gasart zwischen energetischem und nichtenergetischem Verbrauch unterschieden. Für die Weiterverwendung im Modell werden diese Angaben aus Tabelle 43531-0001 [84] herangezogen, um den Gasverbrauch aus der UGR je WZ entsprechend aufzuteilen (siehe Tabelle 4.2). Des Weiteren wird auf die Veröffentlichung zur Stromerzeugung, -bezug, -abgabe und –verbrauch (spatial_id = 25, [186]) zurückgegriffen, die ebenfalls aus der JEVI [84] stammt (siehe Abschnitt 2.3.2.3). Auch hier werden die Angaben verwendet, um die Anteile je WZ zu bestimmen (siehe ebenfalls Tabelle 4.2)

Tabelle 4.2: Angaben zum Gas- und Stromverbrauch verbrauch nach JEVI und berechnete Anteile, 2015

WZ	Bezeichnung	Gase Gesamtverbrauch [TJ] 1)	davon Erdgas 1)	Erdgas energetisch (bezogen auf alle Gase) 1)	Erdgas nichtenergetisch (bezogen auf alle Gase) 1)	Strom Gesamtverbrauch [TJ] 2)	Anteil Strom Netzbezug 2)	davon Eigenerzeugung 2)
5	Kohlenbergbau	775	76,9%	76,9%	0,00%	24.155	85,3%	14,7%
6	Erdöl/-gas	9.864	100,0%	99,4%	0,59%	2.566	80,4%	19,6%
7	Erzbergbau	k. A.	100,0%	100,0%	0,00%	37	80,3%	19,7%
8	Steine/Erden	4.985	100,0%	100,0%	0,00%	7.301	94,8%	5,2%
9	DL für Bergbau	21	100,0%	100,0%	0,00%	18	80,4%	19,6%
10	Nahrungsmittel	114.837	100,0%	100,0%	0,02%	61.247	82,7%	17,3%
11	Getränke	13.338	100,0%	100,0%	0,00%	8.209	96,2%	3,8%
12	Tabak	1.132	100,0%	100,0%	0,00%	1.033	96,2%	3,8%
13	Textilien	9.104	100,0%	100,0%	0,00%	7.647	94,8%	5,2%
14	Bekleidung	608	100,0%	100,0%	0,00%	572	96,2%	3,8%
15	Lederwaren/Schuhe	462	100,0%	100,0%	0,00%	533	96,2%	3,8%
16	Holzwaren	5.577	100,0%	97,2%	2,77%	17.403	57,5%	42,5%
17	Papier/Pappe	105.596	100,0%	100,0%	0,00%	73.549	64,4%	35,6%
18	Druckereien	7.964	100,0%	100,0%	0,05%	9.044	96,2%	3,8%
19	Mineralölverarbeitung	67.564	81,5%	74,8%	6,72%	24.605	4,6%	95,4%
20	Chem. Erzeugnisse	376.441	100,0%	73,6%	26,40%	199.218	71,7%	28,3%
21	Pharm. Erzeugnisse	9.624	100,0%	98,5%	1,50%	7.963	96,2%	3,8%
22	Gummi-/Kunststoffe	24.400	100,0%	99,4%	0,58%	53.777	96,2%	3,8%
23	Glas/Zement	104.981	100,0%	99,8%	0,20%	47.630	97,8%	2,2%
24	Metallerzeugung	256.370	48,9%	46,6%	2,27%	162.462	75,6%	24,4%
25	H. von Metallerzeugnissen	33.624	100,0%	99,3%	0,67%	49.943	96,2%	3,8%
26	H. von DV-Geräten	6.733	100,0%	99,9%	0,05%	17.986	96,2%	3,8%
27	H. von Elektronik	8.628	100,0%	98,9%	1,10%	18.298	96,2%	3,8%

28	Maschinenbau	24.327	100,0%	99,5%	0,45%	43.248	96,2%	3,8%
29	Automobil	39.641	100,0%	99,7%	0,30%	66.107	96,2%	3,8%
30	Sonstiger Fahrzeugbau	5.239	100,0%	100,0%	0,00%	5.631	96,2%	3,8%
31	H. von Möbeln	1.714	100,0%	100,0%	0,00%	4.557	96,2%	3,8%
32	H. sonst. Waren	4.916	100,0%	100,0%	0,00%	5.536	96,2%	3,8%
33	Rep. von Maschinen	2.291	100,0%	100,0%	0,02%	2.916	96,2%	3,8%
	1) JEVI, Tabelle 43531-0001: Energieverbrauch nach Energieträgern, 2015, Stand Dez. 2018 2) JEVI, 43531-0002, bearbeitet von FfE spatial_id = 25, [186]							

Im Rahmen der JEVI werden auch Ergebnisse auf Ebene der Landkreise veröffentlicht. Diese umfassen energieträgerspezifische Verbräuche des gesamten verarbeitenden Gewerbes, des Bergbaus und der Gewinnung von Steinen und Erden je Landkreis und sind in der Datenbank mit der $id_{spatial} = 15$ hinterlegt [187]. Es handelt sich hierbei um die Tabelle 43531-01-02-4 der Regionalstatistik. Fehlende Daten wurden basierend auf historischen Daten für die gleiche Region bzw. durch die Bildung von Zeilen und Spaltensummen mittels des bekannten deutschlandweiten Energieverbrauchs aus den anderen Tabellen der JEVI aufgefüllt. Der Datensatz liegt für die Jahre 2003 bis 2017 vor.

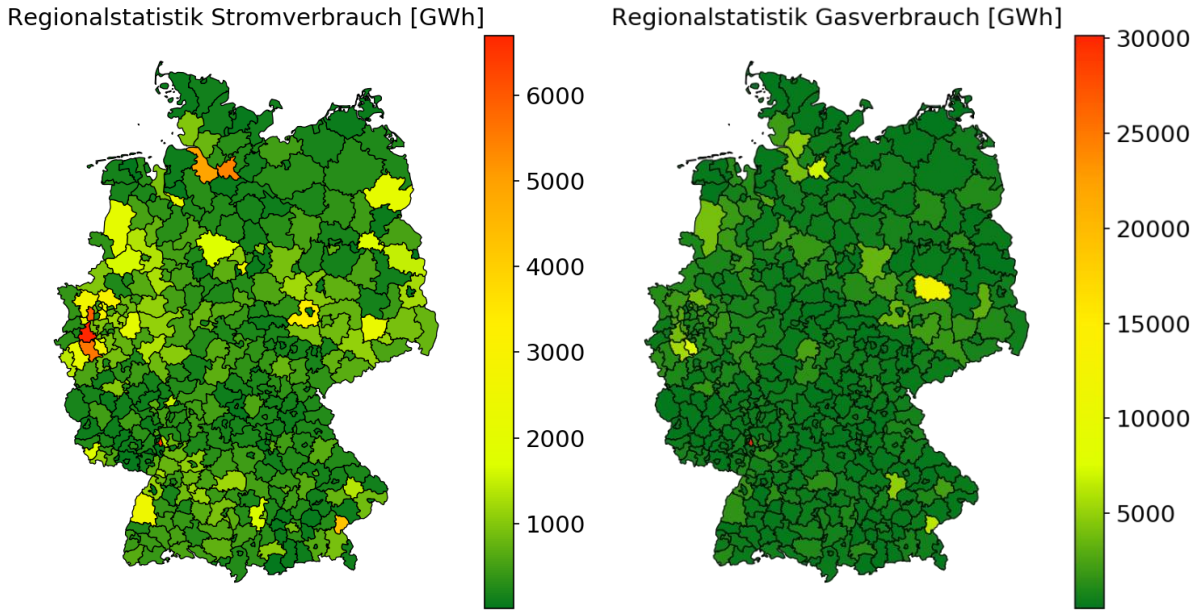


Abbildung 4.7: Strom und Gasverbrauch des industriellen Sektors nach Landkreisen, 2015 eigene Darstellung nach JEVI, [1]

4.2.4 Energiebilanz der Bundesrepublik Deutschland

Aus der AGEB-Veröffentlichung „Energiebilanz der Bundesrepublik Deutschland“, wird der Eintrag zum „Umwandlungseinsatz für Industriewärmekraftwerke (nur für Strom)“ für den Energieträger Erdgas (Zeile 12) aus dem jeweiligen Jahr herangezogen [77]. Im Jahr 2015 betrug dieser z. B. 42,508 TWh.

4.2.5 Parameterdatensätze aus den Veröffentlichungen zu den Standardlastprofilen für GHD Strom und Gas

Für die Modellierung des zeitlichen Verlaufs der Energienachfrage im GHD Sektor wurden die hinreichend bekannten Standardlastprofile (SLP) hinzugezogen. Die Parameterdatensätze für Strom [168] und Gas wurden aus den jeweiligen Veröffentlichungen herausgezogen und als maschinenlesbarer Input bereitgestellt.

Für die Strom SLP besteht dieser Datensatz aus den repräsentativen Profilen G0 bis G6 sowie L0 bis L2 für Werktage, Samstage, Sonntage in Winter, Sommer und Übergangszeit, die vom BDEW zum Download bereitgestellt werden [167] sowie der Zuordnung der VDEW SLP zur Kundengruppe [188]. Die anschließende Übertragung auf Wirtschaftszweige ist in Tabelle 4.3 dargestellt.

Für die Gas SLP besteht dieser Datensatz aus den Profilkoeffizienten und Wochentagsfaktoren für die FfE SigLinDe Profile [189, S. 160–166]. Für die Ermittlung der h-Werte sind neben den Profilkoeffizienten auch Temperaturzeitreihen erforderlich, die durch die in der Datenbank unter der id_temporal 12 abrufbar sind. Dieser Datensatz enthält Außentemperaturen in stündlicher Auflösung nach Landkreisen, basierend auf der größten Siedlung im jeweiligen Landkreis. Mithilfe der h-Werte und Wochentagsfaktoren wird dann der Jahresverbrauch der jeweiligen Kundengruppe auf Tageswerte verteilt. Die Tageswerte werden anschließend gemäß der SLP-Stundenwerte aus der Praxisinfo P 2007/13 [190] temperaturabhängig auf die Stunden des Tages verteilt [189, S. 179]. Die Zuordnung der Gas SLP zu den Kundengruppen erfolgt auf Basis der Veröffentlichungen [189, S. 160–166] und [191, S. S. 87 ff.]. Die anschließende Übertragung auf Wirtschaftszweige ist ebenfalls in Tabelle 4.3 dargestellt.

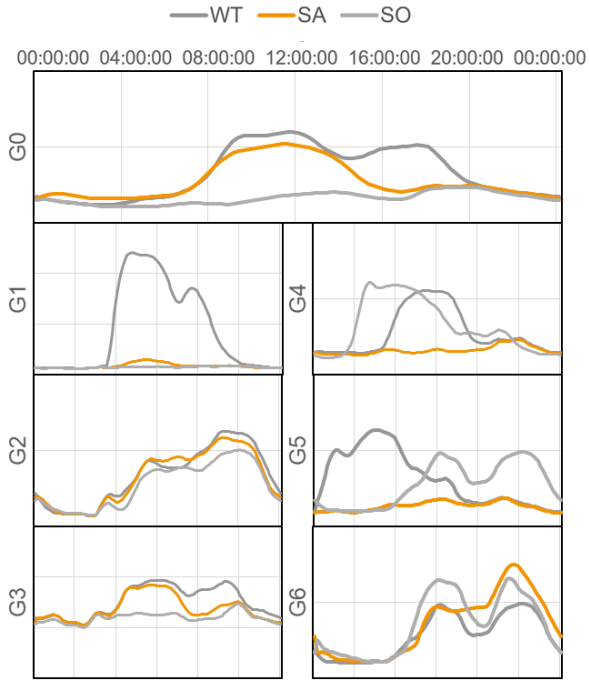


Abbildung 4.8: Standardlastprofile Strom und Gas, eigene Darstellung

Tabelle 4.3: Zuordnung der SLP-Typen zu Wirtschaftszweigen nach WZ08

WZ	Bezeichnung	Strom SLP	Gas SLP
01	Landwirtschaft, Jagd und damit verbundene Tätigkeiten	L0	GGB
02	Jagd, Fallenstellerei und damit verbundene Tätigkeiten	L0	GGB
03	Erbringung von Dienstleistungen für Forstwirtschaft und Holzeinschlag	G3	GGB
36	Wasserversorgung	G3	GMF
37	Abwasserentsorgung	G3	GMF
38	Sammlung, Abfallbeseitigung, Rückgewinnung	G3	GBD
39	Beseitigung von Umweltverschmutzungen u.sonst.Entsorgung	G3	GBD
41	Hochbau	G1	GMK
42	Tiefbau	G1	GMK
43	Vorber.Baustellenarbeiten, Bauinstallation u.sonst.Ausbaugew.	G1	GMK
45	Hdl. mit Kraftfahrzeugen; Instandh.u.Rep.v.Kraftfahrzeugen	G4	GMK
46	Großhandel (ohne Handel mit Kraftfahrzeugen)	G0	GHA
47	Einzelhandel (ohne Handel mit Kraftfahrzeugen)	G0	GHA
49	Landverkehr und Transport in Rohrfernleitungen	G3	GBD
50	Schifffahrt	G3	GGA
51	Luftfahrt	G3	GGA
52	Lagerei sowie Erbr.v.sonstigen DL für den Verkehr	G3	GBD
53	Post-, Kurier- und Expressdienste	G4	GKO
55	Beherbergung	G2	GBH
56	Gastronomie	G2	GGA
58	Verlagswesen	G1	GPD
59	Hst.,Verl.u.Vertr.v.Filmen,Fernseh;Kinos;Tonst.u.Verl.v.Musik	G0	GBD
60	Rundfunkveranstalter	G3	GKO
61	Telekommunikation	G3	GBD
62	Erbringung von Dienstleistungen der Informationstechnologie	G3	GBD
63	Informationsdienstleistungen	G3	GBD
64	Erbringung von Finanzdienstleistungen	G1	GKO
65	Versicherungen u.Pensionskassen	G1	GKO
66	Mit Finanz- und Versicherungs-DL verb. Tätigkeiten	G1	GKO
68	Grundstücks- und Wohnungswesen	G1	GBD
69	Rechts- und Steuerberatung, Wirtschaftsprüfung	G1	GBD
70	Verw.u. Führung v.Unternehmen u.Betr.; Unternehmensber.	G1	GBD
71	Architektur- und Ingenieurbüros; techn., physik. u. chem.Unters.	G1	GBD
72	Forschung und Entwicklung	G1	GKO
73	Werbung und Marktforschung	G1	GKO
74	Sonsti.freiberufl., wissenschaftl.u.techn.Tätigkeiten	G1	GBD
75	Veterinärwesen	G1	GBD
77	Vermietung von beweglichen Sachen	G4	GBD
78	Vermittlung und Überlassung von Arbeitskräften	G1	GKO
79	Reisebüros, Reiseveranst.u.Erbr.sonst.Reservierungs-DL	G4	GBD
80	Wach- und Sicherheitsdienste sowie Detekteien	G3	GBD
81	Gebäudebetreuung; Garten- und Landschaftsbau	L0	GBD
82	Dienstleistg.f.Untern.u.Privatpers.ang	G0	GBD
84	Öffentliche Verwaltung, Verteidigung; Sozialversicherung	G1	GKO
85	Erziehung und Unterricht	G1	GKO
86	Gesundheitswesen	G3	GBH
87	Heime (ohne Erholungs- und Ferienheime)	G2	GKO
88	Sozialwesen (ohne Heime)	H0	GMF
90	Kreative, künstlerische und unterhaltende Tätigkeiten	G0	GBD
91	Bibl.,Archive,Museen,zoolog.u.ä.Gärten	G0	GKO
92	Spiel-, Wett- und Lotteriewesen	G2	GBD
93	Erbr.v. Dienstl. des Sports, der Unterhaltung und der Erholung	G2	GKO
94	Interessenvertr.,kirchl.u.sonst.Verein	G6	GKO
95	Rep.v. DV-geräten und Gebrauchsgütern	G4	GMK
96	Erbr.v.sonstigen überwiegend persönlichen Dienstleistungen	G1	GBD
97	Private Haushalte mit Hauspersonal	H0	GMF
98	H.v.Waren,Dienstl.d.priv. Haushalte oaS	H0	GMF
99	Exterritoriale Organisationen und Körperschaften	G1	GKO

4.2.6 Zuordnung von Industriellen Lastprofilen auf Basis von Betriebsschichtregimen zu Wirtschaftszweigen

Für die Modellierung des zeitlichen Verlaufs der Energienachfrage im industriellen Sektor wurden Lastprofile je Wirtschaftszweig auf Basis von Literaturangaben, insbesondere zu Arbeitszeiten und Betriebsschichten [192], [193], sowie auf Basis der erhobenen Realdaten definiert. Diese Betriebsschichtprofile (BSP) werden sowohl für den Strom als auch den Gasverbrauch angewendet. Die Lastprofile haben eine viertelstündliche Auflösung und zwei Leistungsniveaus, die wiedergeben, ob in der jeweiligen Viertelstunde gearbeitet wird oder nicht. Dabei wird zwischen 1-, 2- und 3-Schichtbetrieben unterschieden (S1, S2 oder S3) sowie zwischen Betrieben an denen nur werktags gearbeitet wird (WT), werktags und samstags (WT_SA) sowie sieben Tage die Woche (WT_SA_SO). Für die spätere Anwendung der BSP wurde eine Zuweisung der Wirtschaftszweige zu den Lastprofiltypen vorgenommen, die in Tabelle 4.4 präsentiert wird.

Tabelle 4.4: Zuordnung von Betriebsschichtprofilen zu Wirtschaftsabteilungen im Industriesektor

WZ	Bezeichnung	Schichtprofil
05	Kohlenbergbau	S3_WT_SA
06	Gewinnung von Erdöl und Erdgas	S3_WT_SA_SO
07	Erzbergbau	S3_WT_SA
08	Gewinnung von Steinen und Erden, sonstiger Bergbau	S3_WT_SA
09	Erbr.v.Dienstl.f.d. Bergbau u.für die Gew.von Steinen und Erden	S3_WT_SA
10	Herstellung von Nahrungs- und Futtermitteln	S2_WT
11	Getränkeherstellung	S3_WT
12	Tabakverarbeitung	S3_WT_SA
13	Herstellung von Textilien	S2_WT
14	Herstellung von Bekleidung	S2_WT
15	Herstellung von Leder, Lederwaren und Schuhen	S2_WT_SA
16	Herst. v.Holz-, Flecht-, Korb- und Korkwaren (ohne Möbel)	S2_WT_SA
17	Herstellung von Papier, Pappe und Waren daraus	S3_WT_SA_SO
18	Herst.v.Druckerz.; Vervielf.v.besp. Ton-, Bild-u.Datenträgern	S3_WT_SA_SO
19	Kokerei und Mineralölverarbeitung	S3_WT_SA_SO
20	Herstellung von chemischen Erzeugnissen	S3_WT_SA_SO
21	Herstellung von pharmazeutischen Erzeugnissen	S3_WT_SA_SO
22	Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren	S2_WT_SA
23	Herst.v. Glas u.Glaswaren, Keramik, Verarb.v. Steinen u.Erden	S3_WT_SA_SO
24	Metallerzeugung und -bearbeitung	S3_WT_SA_SO
25	Herstellung von Metallerzeugnissen	S3_WT
26	Hast.v.DV-geräten, elektr. und optischen Erzeugnissen	S2_WT
27	Herstellung von elektrischen Ausrüstungen	S2_WT_SA
28	Maschinenbau	S2_WT
29	Herstellung von Kraftwagen und Kraftwagenteilen 1)	S3_WT
30	Sonstiger Fahrzeugbau	S3_WT_SA_SO
31	Herstellung von Möbeln	S1_WT_SA
32	Herstellung von sonstigen Waren	S3_WT_SA_SO
33	Reparatur und Installation von Maschinen und Ausrüstungen	S2_WT_SA
S1, S2, S3 – 1Schicht, 2 Schicht, 3 Schicht	WT, SA, SO – werktags, samstags, sonntags	

4.2.7 Reale Lastgangdaten

Die Erhebung und Nutzbarmachung von realen Lastgangdaten war wesentlicher Bestandteil von DemandRegio. Die Datenerhebung selbst hat sich über den Großteil des Projekts erstreckt und hat große zeitliche Ressourcen in Anspruch genommen. Die Erhebung von realen Lastgangdaten wurde im Wesentlichen durch folgende Kanäle vorangetrieben:

- Telefonische Datenakquise
- Studentische Abschlussarbeiten
- Frankfurter Energiemanagement [89]
- Studentisches Beratungsprojekt
- BAFA-Pilotprogramm Einsparzähler [194]

Abbildung 4.9 veranschaulicht die verbrauchergruppenspezifische Basis realer Lastgangdaten (Strom und Gas), die im Rahmen des Forschungsprojekts DemandRegio zusammengetragen werden konnten. Der überwiegende Großteil der Lastgangdaten stammt aus den Jahren 2016 bis 2019. Die Anzahl der den wirtschaftszweigspezifischen Branchenlastprofilen zugrundeliegenden Datensätze sind in Tabelle 12.10, Tabelle 12.11 und Tabelle 12.12 in Anhang 12.5 hinterlegt. Zu erkennen ist, dass elektrische Lastgangdaten den überwiegenden Teil der erhobenen Realdaten bilden.

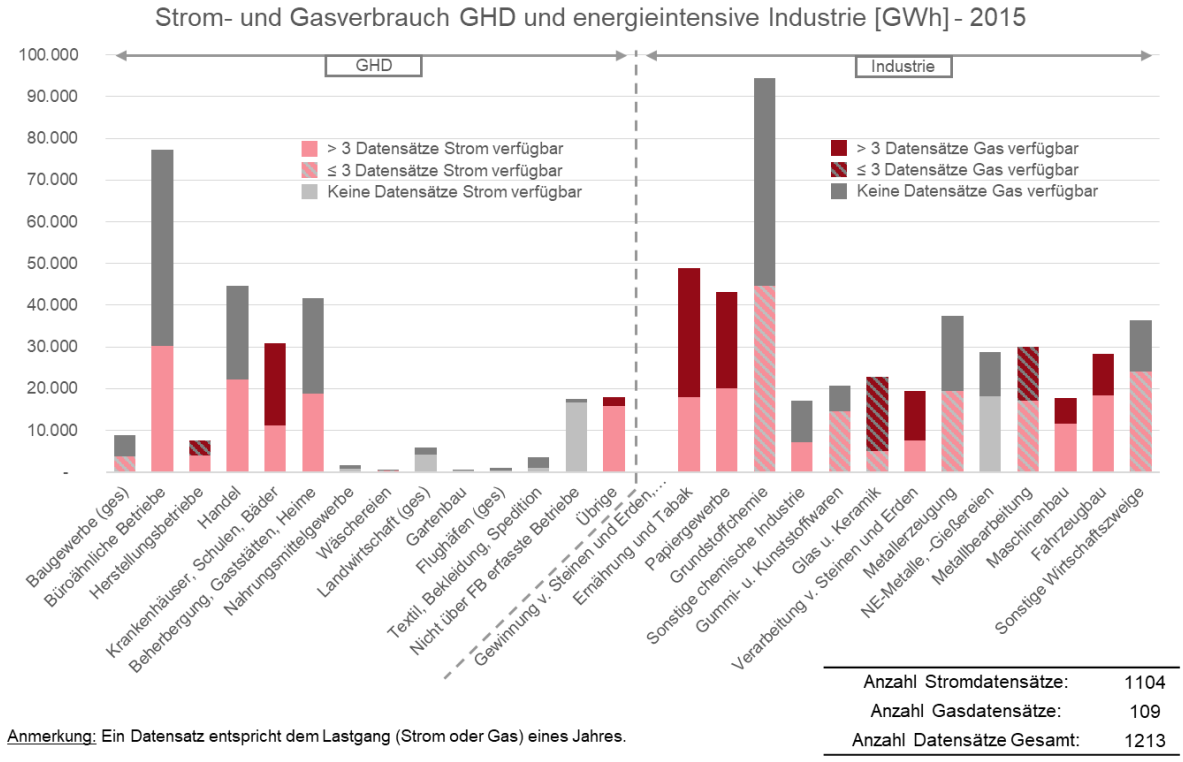


Abbildung 4.9: Datenbasis realer Lastgangdaten nach AGEB-Verbrauchergruppen, Angabe des Strom und Gasverbrauchs 2015[9]

[9] Ein Datensatz entspricht dem Lastgang (Strom oder Gas) eines Jahres

4.3 Verfahren zur räumlich hochaufgelösten Modellierung

Die räumlich hochaufgelöste Modellierung der Strom- und Gasverbräuche des GHD- und Industriesektors erfolgt jeweils in einem mehrstufigen Prozess. Zunächst werden spezifische Verbräuche je Verbrauchergruppe gebildet, die für den Industriesektor sowohl regional als auch hinsichtlich des Anteils für Eigenerzeugung differenziert werden. Anschließend erfolgt die Berechnung der Strom- und Gasverbräuche je Wirtschaftszweig[10] (WZ) und Landkreis anhand der sozialversicherungspflichtig Beschäftigten als ENaG. Innerhalb der Stufen werden Datensätze aus der DemandRegio Datenbank verwendet, auf die jeweils durch einen Link bzw. Querverweis durch die $id_{spatial}$ auf die Datensatzbeschreibung verwiesen wird. Das Verfahren und die Ergebnisse sind im entsprechenden Jupyter-Notebook festgehalten [195].

4.3.1 Gewerbe, Handel, Dienstleistungen

Das Verfahren zur Modellierung des räumlich hochaufgelösten Verbrauchs des Sektors GHD ist in Abbildung 4.10 dargestellt.

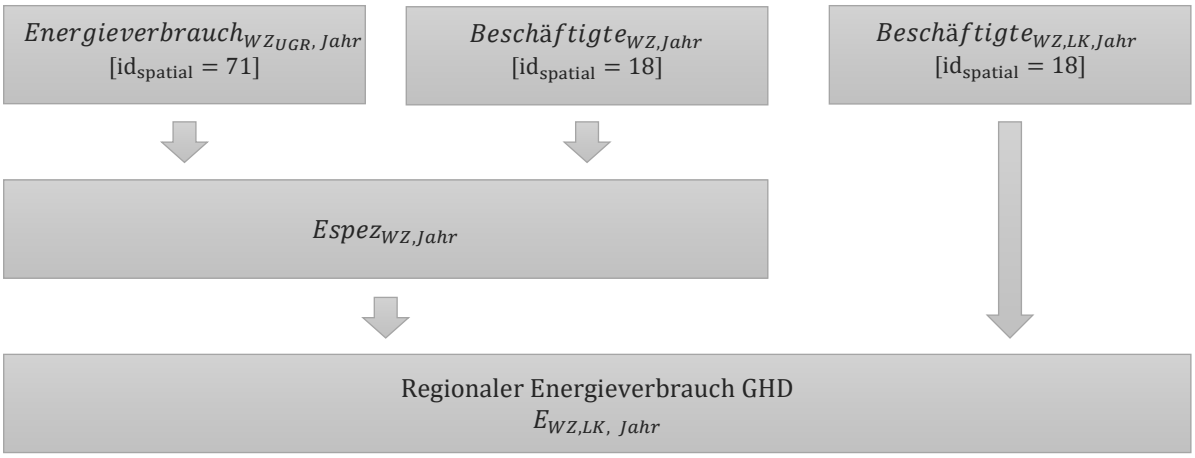


Abbildung 4.10: Verfahrensübersicht räumlich hochaufgelöste Modellierung des GHD-Sektors, eigene Darstellung

Für die Berechnung werden die zuvor aufbereiteten Datensätzen zum Energieverbrauch nach Wirtschaftszweigen der UGR und der sozialversicherungspflichtig Beschäftigten der BA (siehe Abschnitt 4.2) herangezogen. Beide Datensätze sind in der Open Data Datenbank unter ihren in Abbildung 4.10 angegebenen $id_{spatial}$ verfügbar. Die Veröffentlichung der UGR zum Energieeinsatz wird als Basisdatensatz ausgewählt, da sowohl die Verbräuche des Industrie- als auch des GHD-Sektors zusammengetragen sind, was eine konsistente Definition der Mengen mit sich bringt, die im Zuge der Modellierungsarbeiten erweitert wurde. Ziel der Modellierung ist eine vollständige Angabe der Endenergieverbräuche für die Energieträger Strom und Erdgas gemäß den Definitionen des Mengengerüsts (4.1.4). Da in der UGR allerdings einige Wirtschaftszweige zusammenfasst sind (Abbildung 4.5), müssen diese für die Berechnung der spezifischen Verbräuche je Wirtschaftsabteilung wieder voneinander getrennt werden.

[10] 88 Wirtschaftsabteilungen nach *Klassifikation der Wirtschaftszweige 2008* [82] 88 Wirtschaftsabteilungen nach *Klassifikation der Wirtschaftszweige 2008* [82]

Zunächst werden für jeden WZ spezifische Verbräuche anhand Verbräuche aus der UGR und den entsprechenden Beschäftigtenzahlen aus der Veröffentlichung der Bundesagentur für Arbeit gebildet.

$$Espez_{WA} = Energieverbrauch_{WA} \Big/ \sum_{LK} Beschäftigte_{WA,LK} \quad (4\text{-}1)$$

Für die Angaben aus der UGR, die mehrere WZ umfassen, werden die Beschäftigtenzahlen addiert, sodass sich identische spezifische Verbräuche ergeben. Dies gilt z. B. für die 58-63, die Informations- u. Kommunikationsdienstleistungen umfassen. Die Berechnung der spezifischen Verbräuche erfolgt zunächst in der Funktion `generate_specific_consumption_per_branch()` im Modul `data.py`. Anschließend wird der absolute Energieverbrauch je LK und WZ berechnet. Die Berechnung erfolgt in der Funktion `disagg_CTS_industry()` im Modul `spatial.py`.

$$E_{WA,LK} = Espez_{WA} \cdot Beschäftigte_{WA,LK} \quad (4\text{-}2)$$

4.3.2 Industrie

Das Verfahren zur Modellierung des räumlich hochaufgelösten Verbrauchs des Sektors Industrie ist in Abbildung 4.11 dargestellt.

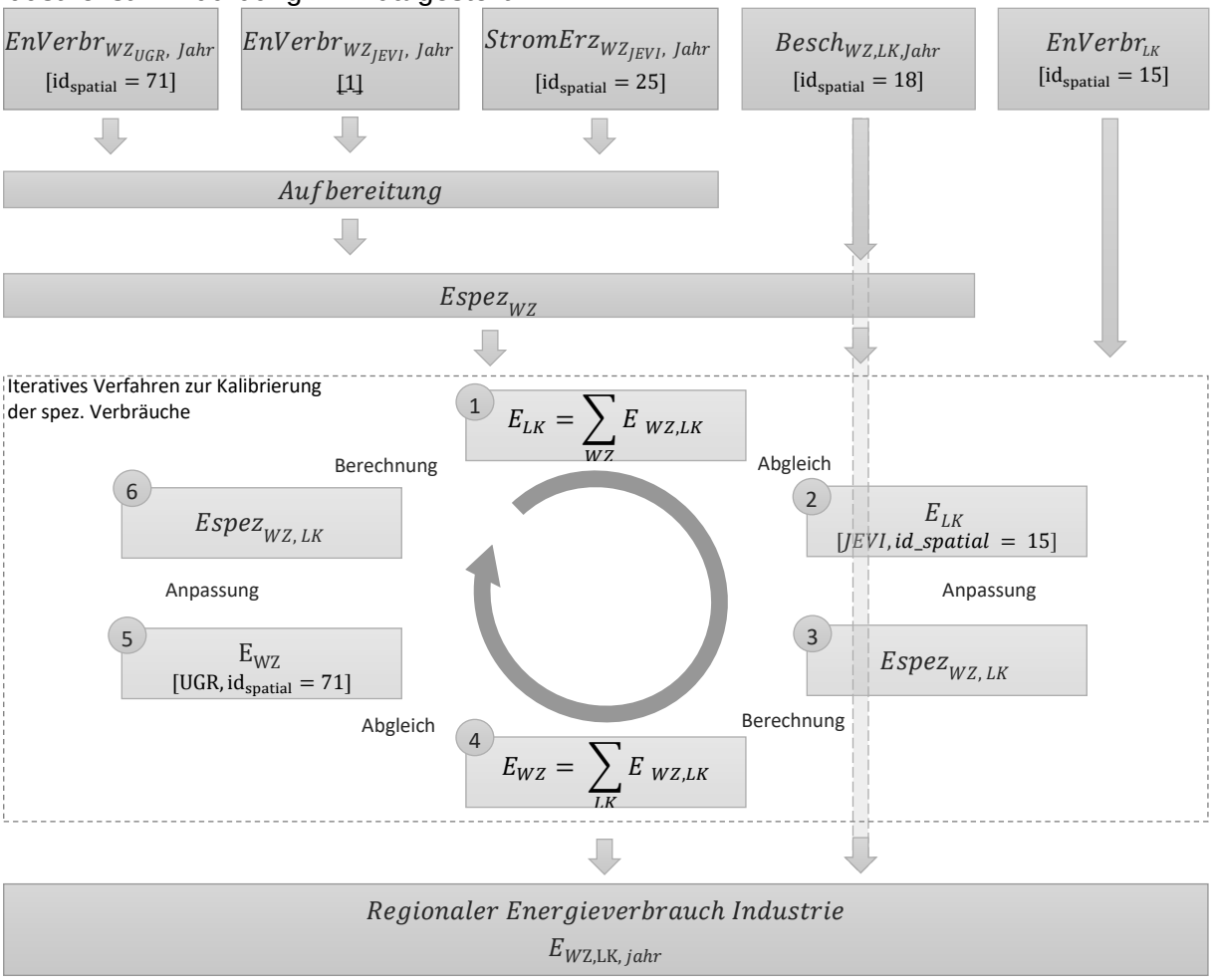


Abbildung 4.11: Verfahrensübersicht räumlich hochaufgelöste Modellierung der Industrie, eigene Darstellung

Für die Berechnung werden die Datensätzen zum Energieverbrauch nach Wirtschaftszweigen der UGR und der sozialversicherungspflichtig Beschäftigten der BA (siehe Abschnitt 4.2) herangezogen. Beide Datensätze liegen in der Open Data Datenbank vor (siehe Abschnitt 6.1).

4.3.2.1 Aufbereitung

Ziel der Modellierung ist eine vollständige Angabe der Endenergieverbräuche für die Energieträger Strom und Erdgas gemäß den Definitionen des Mengengerüsts (Abschnitt 4.1.4). Analog zum Vorgehen für den GHD Sektor, werden zunächst spezifische Verbräuche je WZ gebildet, sodass diese für in der UGR zusammengefasste WZ identisch sind. Dies gilt z. B. für die WZ 10-12, die die Herstellung von Nahrungs- u. Futtermittel, Getränke und Tabakerzeugnissen umfassen. Des Weiteren weist die UGR die Gasarten nicht gesondert aus. Der Gasverbrauch zur industriellen Strom- und Wärmeproduktion ist in der UGR überdies dem Wirtschaftszweig 35 „Energie u. DL der Energieversorgung“ zugerechnet worden. Dies wirkt sich insbesondere auf die Werte des industriellen Sektors aus. Deshalb muss der Datensatz für die Modellierung entsprechend um die übrigen Gase (Kokerei-, Gicht- und Grubengas) bereinigt werden. In einem weiteren Schritt wird der Energieverbrauch der einzelnen Wirtschaftszweige um den Gasverbrauch der industriellen Strom und Wärmeproduktion ergänzt (siehe Abschnitt 2.3.2.2).

Im ersten Schritt werden dafür die Veröffentlichungen der JEVI herangezogen, um für jeden industriellen Wirtschaftszweig, die Anteile für Kokerei- Gicht und Grubengas am gesamten Gasverbrauch zu ermitteln (siehe Tabelle 4.2 im Abschnitt 4.2.3). Dieser Anteil wird dann verwendet, um die Angaben aus der UGR zu bereinigen. Im Zweiten Schritt wird der Erdgasverbrauch in Industriekraftwerken aus der AGEB-Veröffentlichung „Energiebilanz der Bundesrepublik Deutschland“ aus dem jeweiligen Jahr herangezogen [77, Z. 12]. Dieser Verbrauch wird proportional zur Menge der Stromerzeugung aus Industriekraftwerken auf die Wirtschaftszweige verteilt, wofür auf den Datensatz „Stromverbrauch Industrie je LK und WZ“ [186] ($id_{spatial} = 25$, siehe Tabelle 4.2) zurückgegriffen wird. Dieses Verfahren ermöglicht die getrennte Ausweisung des Stromverbrauchs aus industrieller Eigenerzeugung sowie des energetisch und nicht-energetisch genutzten Gasverbrauchs sowie des Gasverbrauchs zur industriellen Strom- und Wärmeerzeugung. Abbildung 4.12 bietet eine visuelle Darstellung der Angaben auf Basis des Jahres 2015.

Die Anteile aus 2015 werden auch auf andere modellierte Jahre übertragen. Nach Anwendung der Faktoren aus Tabelle 4.2 auf die zuvor berechneten spezifischen Werte, entspricht der Datensatz nun den Vorgaben aus dem Mengengerüst (siehe Abschnitt 4.1.4). Das Verfahren ist bis hierhin vollständig in der Funktion `generate_specific_consumption_per_branch()` im Modul `data.py` umgesetzt.

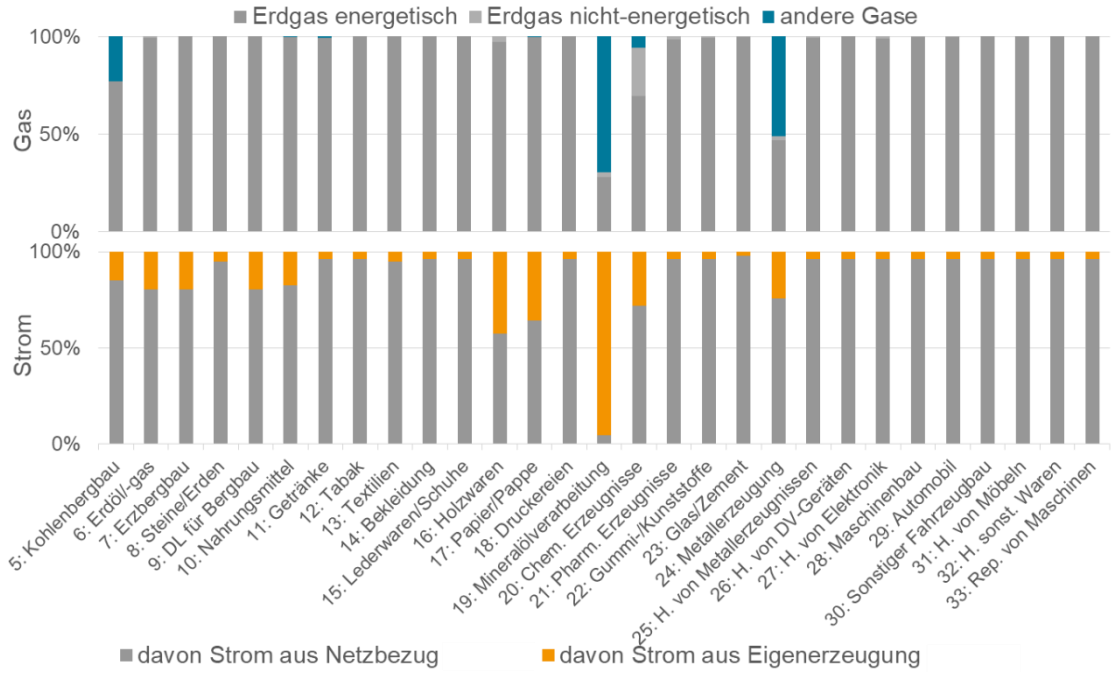


Abbildung 4.12: Zerlegung der Strom und Gasverbräuche nach JEVI, auf Basis des Jahres 2015, nach Tabelle 4.2, eigene Darstellung

4.3.2.2 Iteratives Verfahren zur Kalibrierung der spezifischen Energieverbräuche je WZ und Landkreis

Hintergrund der Entwicklung des iterativen Verfahrens ist, dass ein konstanter spezifischer Verbrauch je Beschäftigter Person über alle Landkreise innerhalb eines WZ nicht realistisch ist. Dies gilt insbesondere nicht für Beschäftigte in der Verwaltung im Vergleich zu Beschäftigten in der Produktion eines Industriebetriebs. Durch die regionale Anpassung der Beschäftigten wird dem Fakt Rechnung getragen, dass Niederlassungen mit überwiegend Verwaltungsangestellten und Niederlassungen mit Produktionsangestellten örtlich auseinanderfallen können auch wenn Sie zum gleichen Unternehmen gehören. Die JEVI enthält die räumliche Differenzierung, während die UGR die wirtschaftszweigspezifische Differenzierung wiedergibt. Im Zuge des iterativen Verfahrens werden spezifische Verbräuche ermittelt, die sowohl der UGR als auch der JEVI gerecht werden. Zunächst wird der Energieverbrauch je LK und WZ auf Basis der spezifischen Verbräuche berechnet, die sich nach der Aufbereitung ergeben haben.

$$E_{WZ,LK} = Espez_{WZ} \cdot Beschäftigte_{WZ,LK} \quad (4\text{-}3)$$

Anschließend werden die Energieverbräuche je WZ und LK zu Energieverbräuchen je LK aggregiert (1).

$$E_{LK} = \sum_{WZ} E_{WZ,LK} \quad (4\text{-}4)$$

Sodann erfolgt ein Abgleich zwischen E_{LK} und dem Energieverbrauch je LK aus der JEVI $E_{LK}\,[\text{spatial_id} = 15]$ (2). Danach werden die spezifischen Energieverbräuche aller WZ je LK

im gleichen Verhältnis so angepasst, dass die Energieverbräuche je Landkreis mit den Angaben aus der JEVI übereinstimmen. Es ergibt sich $Espez_{WZ,LK}$ (3).

Es folgt die erneute Berechnung des Energieverbrauchs je LK und WZ mit den angepassten spezifischen Energieverbräuchen.

$$E_{WZ,LK} = Espez_{WZ,LK} \times Beschäftigte_{WZ,LK} \quad (4\text{-}5)$$

Anschließend werden die Energieverbräuche je WZ und LK abermals aggregiert, aber diesmal zu Energieverbräuchen je WZ (4).

$$E_{WZ} = \sum_{LK} E_{WZ,LK} \quad (4\text{-}6)$$

Sodann erfolgt ein Abgleich zwischen E_{WA} und dem Energieverbrauch je WZ aus der UGR $E_{WA}\ [\mathrm{id}_{\mathrm{spatial}} = 71]$ (5). Im letzten Schritt werden die spezifischen Energieverbräuche aller LK je WZ im gleichen Verhältnis so angepasst, dass die Energieverbräuche je WZ mit den Angaben aus der UGR übereinstimmen. Es ergibt sich ein neuer $Espez_{WZ,LK}$ (6).

Dieses Verfahren wird so lange wiederholt, bis sich im Abgleich zwischen (1) und (2) sowie (4) und (5) keine größeren Differenzen (<10%) mehr ergeben. Überdies wird der spezifische Verbrauch in energieintensiven Branchen[11] auf >= 10MWh/Beschäftigter Person begrenzt. Erfahrungsgemäß stellt sich dieser Zustand nach 8 Iterationen ein. Das iterative Verfahren wurde in der Funktion `generate_specific_consumption_per_branch_and_district()` im Modul `data.py` realisiert.

Nach der abgeschlossenen Ermittlung der regional differenzierten spezifischen Verbräuche je WZ werden die absoluten, regionalen Energieverbräuche je LK und WZ unter Einbeziehung der Beschäftigten je LK und WZ berechnet. Dies wurde in der Funktion `disagg_CTS_industry()` im Modul `spatial.py` umgesetzt.

$$E_{WZ,LK} = Espez_{WZ,LK} \cdot Beschäftigte_{WZ,LK} \quad (4\text{-}7)$$

4.4 Generische Verfahren zur zeitlich hochaufgelösten Modellierung

Die zeitliche hochaufgelöste Modellierung erfolgt auf Basis normierter wirtschaftszweig- und landkreisspezifischer Lastprofile. Mithilfe dieser Profile werden die Ergebnisse aus der räumlichen Modellierung auf die Zeitschritte des Jahres verteilt. Hierbei werden überwiegend viertelstündige Zeitschritte gewählt, mit Ausnahme des Gasverbrauchs im GHD Sektor, wo die

[11] Als energieintensive Branchen im Sinne dieser Veröffentlichen gelten die Wirtschaftszweige mit den folgenden Kennungen: 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 22, 23, 24, 25, 27, 28, 29, 33

Profile eine stündliche Auflösung bieten. Zunächst werden für alle WZ und LK generische Lastprofile erstellt, die auf öffentlich verfügbaren Informationen bzw. Literaturwerten basieren. Hierbei werden für den GHD Sektor die Standardlastprofile und für den Industriesektor selbstentwickelte Betriebsschichtprofile (BSP), die sich an typischen Arbeitszeiten und Betriebsschichten orientieren, verwendet.

Die Entkopplung zwischen der räumlichen und zeitlichen Modellierung der Energieverbräuche erlaubt überdies die Verwendung anderweitig erstellter Lastprofile. So wurde im Rahmen einer umfassenden Datenerhebung über 1.000 Datensätze der elektrischen Last unterschiedlicher Unternehmen und Standorte erhoben, die für die Erstellung von Lastprofilen herangezogen werden (vgl. Kapitel 4.2.7). Wo vorhanden, können diese realdatenbasierte Branchenlastprofile anstelle der generischen Profile im Modell verwendet werden. In Kapitel 4.4 wird die Erstellung der generischen Modelle beschrieben, während in Kapitel 4.5 die Entwicklung der realdatenbasierten Modelle erläutert wird.

4.4.1 Gewerbe, Handel, Dienstleistungen

Für die zeitlich hochaufgelöste Modellierung des Energieverbrauchs im GHD Sektor wurden die SLP verwendet. Für die Energieträger Strom und Gas existieren unterschiedliche SLP, die sich hinsichtlich ihrer Bildungsvorschriften und Profilparametern voneinander unterscheiden.

4.4.1.1 Zeitliche Auflösung des Stromverbrauchs im GHD Sektor

Für die Modellierung des zeitlichen Verlaufs der Stromnachfrage im GHD Sektor werden die im Abschnitt 4.2.5 beschriebenen Profil-Datensätze für Strom sowie die Zuordnung der SLP zu den WZ aus Tabelle 4.3 herangezogen. Das Verfahren zur Erstellung eines wirtschaftszweig- und landkreisspezifischen Jahreslastverlaufs aus dem SLP folgt der Beschreibung aus dem VDEW Leitfaden „Anwendung der repräsentativen VDEW-Lastprofile step-by-step“ [196, S. 10 ff.].

Nach der Zuordnung der SLP zu den WZ (Tabelle 4.3) erfolgt die Aufstellung des Kalenders der zu betrachtenden Periode (z. B. ein Jahr) in viertelstündlichen Zeitschritten unter Berücksichtigung bundeslandspezifischer Feiertage. Der Kalender enthält Informationen zum Datum und Wochentag, wobei Feiertage wie Sonntage behandelt werden und Heiligabend und Silvester wie Samstage (es sei denn sie fallen auf einen Sonntag). Auf die korrekte Wiedergabe von Sommer- und Winterzeitumstellung sowie Schaltjahre wurde ebenfalls geachtet. Jeder Viertelstunde wird nun ein Wert gemäß dem jeweiligen Lastprofiltyp (G0 bis G6 sowie L0 bis L2 aus [167], siehe Abschnitt 4.2.5) in Abhängigkeit des Wochentages und der Jahreszeit (Sommer-, Winter-, Übergangszeit) zugewiesen. Anschließend wird das Profil auf eine MWh normiert. Das Verfahren wurde in der Funktion `disagg_temporal_power_CTS()` im Modul `temporal.py` umgesetzt, die die Ergebnisse aus der regionalen Auflösung aus der Funktion `disagg_CTS_industry()` aus `spatial.py` und `CTS_power_slp_generator()` aus `data.py` verwendet.

4.4.1.2 Zeitliche Auflösung des Gasverbrauchs im GHD Sektor

Für die Modellierung des zeitlichen Verlaufs der Gasnachfrage im GHD Sektor werden die im Abschnitt 4.2.5 beschriebenen Profil-Datensätze für Gas sowie die Zuordnung der SLP zu den WZ aus Tabelle 4.3 herangezogen. Das Verfahren zur Erstellung eines wirtschaftszweig- und landkreisspezifischen Jahreslastverlaufs aus dem SLP erfolgt nach dem synthetischem Standardlastprofilverfahren mit den SigLinDe Profilen der FfE gemäß dem BDEW/ VKU/ GEODE Leitfaden „Abwicklung von Standardlastprofilen Gas“ [189].

Nach der Zuordnung der SLP zu den WZ (Tabelle 4.3) erfolgt die Aufstellung des Kalenders der zu betrachtenden Periode (z. B. ein Jahr) in täglichen Zeitschritten unter Berücksichtigung bundeslandspezifischer Feiertage. Dem Kalender wird für jedes Gasprofil eine Spalte mit den entsprechenden Wochentagsfaktoren hinzugefügt (Funktion `gas_slp_weekday_params()` in `data.py`). Für die Bestimmung der tagesspezifischen h-Werte der SigLinDe-Funktion ist zuvor die Berechnung der Allokationstemperatur notwendig. Diese erfolgt ohne modifizierte Gewichtungen [189, S. 24–25] für jeden LK und jeden Tag des Jahres gemäß [189, S. 160–166] in der Funktion `t_allo()` in `data.py`:

$$T_{Allokation} = \frac{T_D + 0{,}5 \times T_{D-1} + 0{,}25 \times T_{D-2} + 0{,}125 \times T_{D-3}}{1 + 0{,}5 + 0{,}25 + 0{,}125} \tag{4-8}$$

T_D = Temperatur (Tagesmittelwert) des Betrachtungstages
T_{D-1} = Temperatur des Vortages
T_{D-2} = Temperatur des Vor-Vortages
T_{D-3} = Temperatur des Vor-Vor-Vortages

Die Tagesmittelwerte T_D stammen aus der FFE Datenbank ($id_{temporal} = 12$).

Die tagesspezifischen h-Werte der SigLinDe-Funktion bilden gemeinsam mit den Wochentagsfaktoren den normierten Wert für die jeweilige Tagesmenge. Die h-Werte ergeben sich für jeden LK und Tag unter Einbeziehung der regionalen Temperaturzeitreihen gemäß [189, S. 160–166] und werden in der Funktion `h_value()` in `data.py` berechnet:

$$h(\vartheta) = \left[\frac{A}{1 + \left(\frac{B}{\vartheta - \vartheta_0}\right)^C} + D\right] + \left[max\begin{Bmatrix} m_H \cdot \vartheta + b_H \\ m_W \cdot \vartheta + b_W \end{Bmatrix}\right] \tag{4-9}$$

A, B, C, D	Parameter des Profils (Sigmoid-Anteil)
m_H, b_H, m_W, b_W	Koeffizienten des Linear-Anteils
$\vartheta_0 = 40°C$	

Die SLP-spezifische Tagesmenge Q_{Tag} berechnet sich gemäß [189, S. 54] nach:

$$Q_{Tag}(\vartheta_D) = h(\vartheta_D) \cdot F(D) \cdot KW \tag{4-10}$$

und

$$KW = \frac{Q_N}{\sum_{i=1}^{N} h(\vartheta_{D_i}) \cdot F(D_i)} \tag{4-11}$$

Wobei Q_N dem ermittelten Jahresenergieverbrauch eines WZ aus der räumlichen Auflösung entspricht. Durch ineinander einsetzen ergibt sich die profilspezifische Tagesenge. Die Berechnung erfolgt in der Funktion `disagg_daily_gas_slp()` in `temporal.py`.

$$Q_{Tag}(\vartheta_D) = \frac{h(\vartheta_D) \cdot F(D)}{\sum_{i=1}^{N} h(\vartheta_{D_i}) \cdot F(D_i)} \cdot Q_N = [h(\vartheta_D) \cdot F(D)]_{norm} \cdot Q_N \tag{4-12}$$

Die Tagesmengen werden schließlich gemäß der SLP-Stundenwerte aus der Praxisinfo P 2007/13 [190] temperaturabhängig auf die Stunden des Tages verteilt [189, S. 179]. Dies erfolgt in der Funktion `disagg_temporal_gas_CTS()` im Modul `temporal.py`. Der resultierende zeitliche Verlauf ist dabei abhängig von Wochentag sowie Allokationstemperatur (in Temperaturklassen von 5 °C). Die Stundenmenge Q_{Stunde} ergibt sich entsprechend aus:

$$Q_{Stunde}(\vartheta) = Q_{Tag}(\vartheta) \times SF(\vartheta, Wochentag) \tag{4-13}$$

SF Stundenfaktor, Gewichtung des stündlichen Anteils an Tagesmenge

4.4.2 Industrie

Für die zeitlich hochaufgelöste Modellierung des Energieverbrauchs im Industriesektor werden viertelstündlich aufgelöste generische Lastprofile verwendet, die auf Basis typischer Arbeitszeiten und Betriebsschichten erstellt wurden. Diese Betriebsschichtprofile (BSP) werden innerhalb eines WZ sowohl für den Strom als auch für den Gasverbrauch angewendet. Das Verfahren erfolgt analog zu den SLP der Grundidee, normierte Lastprofile zu erstellen und diese dann mit den Jahresverbräuchen je LK und WZ zu skalieren.

Für die Erstellung der BSP wird zunächst die Zuordnung der BSP zu den WZ aus Tabelle 4.4 herangezogen. Die Aufstellung des Kalenders erfolgt analog zum Vorgehen bei der zeitlichen Auflösung des Stromverbrauchs im GHD-Sektor (siehe Abschnitt 4.4.1.1). Für die Erstellung der normierten Lastprofile wird eine Bildungsvorschrift implementiert, die anhand des Kalendereintrags und des vorgegebenen Lastprofiltyps für jede Viertelstunde das Lastniveau bestimmt (Funktion `shift_load_profile_generator()` im Modul `data.py`).

Je Bundesland (Berücksichtigung der Feiertage) wird für jeden der neun Profiltypen, die sich aus der Kombination von 1-, 2-, und 3- Schicht sowie 5-, 6- und 7-Tage Woche (WT, WT_SA

und WT_SA_SO) ergeben, ein normiertes zweistufiges Lastprofil erstellt (siehe schematische Darstellung in Abbildung 4.13). Die Höhe der niedrigen Stufe kann frei gewählt werden und beträgt in der Grundeinstellung 35% der hohen Stufe. Die Arbeitszeiten im S1 Profil gehen von 08:00 Uhr bis 16:30 Uhr und im S2 Profil von 06:00 Uhr bis 23:00 Uhr. Die Profile werden generiert, indem eine Energiemenge von 1 MWh auf die Viertelstunden des betrachteten Jahres verteilt wird, wobei Viertelstunden an denen gearbeitet wird mit 1 gewichtet werden und Viertelstunden, an denen nicht gearbeitet wird, mit 0,35 gewichtet werden.

Die Anwendung der Profile erfolgt durch Skalierung mit dem aus der regionalen Verteilung resultierenden Jahresenergieverbrauch je LK und WZ. Dabei sind die genierten Profile eines WZ für alle Landkreise eines Bundeslandes gleich. Die Profiltypen unterscheiden sich allerdings von Bundesland zu Bundesland aufgrund der Feiertage.

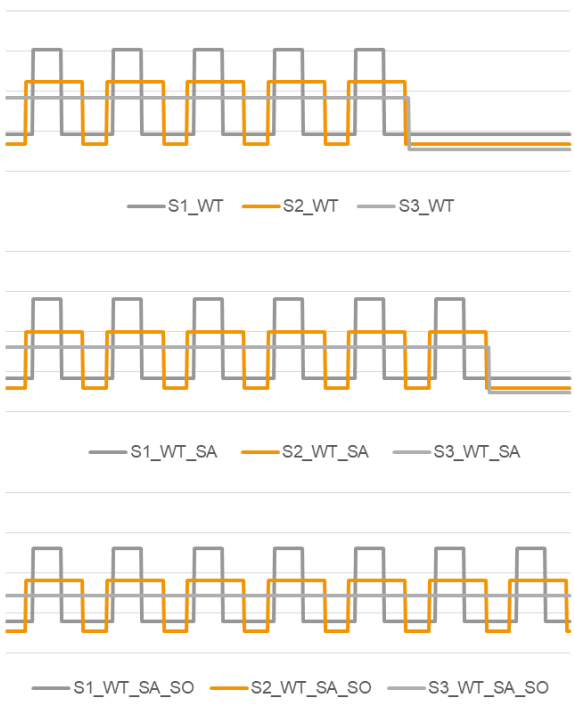


Abbildung 4.13: Übersicht der Betriebsschichtprofile, eigene Darstellung

4.5 Realdatenbasierte Modelle zur zeitlich hochaufgelösten Modellierung

4.5.1 Motivation

Für die Modellierung der zeitlichen Energienachfrage einzelner Wirtschaftszweige der Sektoren Haushalte sowie GHD wird in der Energiewirtschaft häufig auf Standardlastprofile (SLP) zurückgegriffen, so auch im Grundansatz von DemandRegio, wie im vorangegangenen Kapitel 4.4.1 erläutert wurde. Standardlastprofile ersetzen die Lastganglinie nicht-leistungsgemessener Endverbraucher durch eine errechnete, hinreichend genaue, zeitlich verteilte Mengenermittlung der Gas- oder Stromabnahme und differenzieren nach Kundengruppen mit ähnlichem Abnahmeverhalten. Während die Gas-SLPs im Laufe der Zeit aktualisiert wurden [197], gehen die Strom-SLPs auf Ihre Erstellung im Jahr 1999 zurück und beruhen auf Lastgangdaten aus den 80er und 90er Jahren [168]. Interne wie externe Untersuchungen legen nahe, dass insbesondere die Strom-basierten SLP mit strukturellen Abweichungen verbunden sind [198, S. 17–18], [199]. Diese lassen sich anhand der Differenzbilanzkreiszeitreihen von Strom-Verteilnetzbetreibern identifizieren, die die Abweichungen von SLP-bilanzierten Letztverbraucher erfasst. Abbildung 4.14 stellt diese strukturellen Abweichungen in Form einer sogenannten Heatmap der Differenzbilanzkreiszeitreihe eines VNB dar. Insbesondere in den Nachtstunden vieler Wochentage lässt sich eine strukturelle Unterdeckung des Bilanzkreises feststellen (gelb-rötliches Farbspektrum), wohingegen sich im Verlaufe des Tages von morgens bis in die frühen Abendstunden eine strukturelle Überdeckung, d. h. überschüssige Energie im Stromnetz, (bläuliches Farbspektrum) erkennen lässt. In der Anwendung von SLP stehen damit insbesondere auch Verteilnetzbetreiber in der Bewirtschaftung ihres Bilanzkreises vor einer Herausforderung. In der Modellierung zeitlich hochaufgelöster Strom- und Gasverbräuche wurde deshalb im Rahmen des vorliegenden Forschungsprojekts DemandRegio der Versuch unternommen, wirtschaftszweigspezifische Branchenlastprofile zu erstellen, um die beschriebenen Abweichungen im Bereich der Standardlastprofile zu reduzieren.

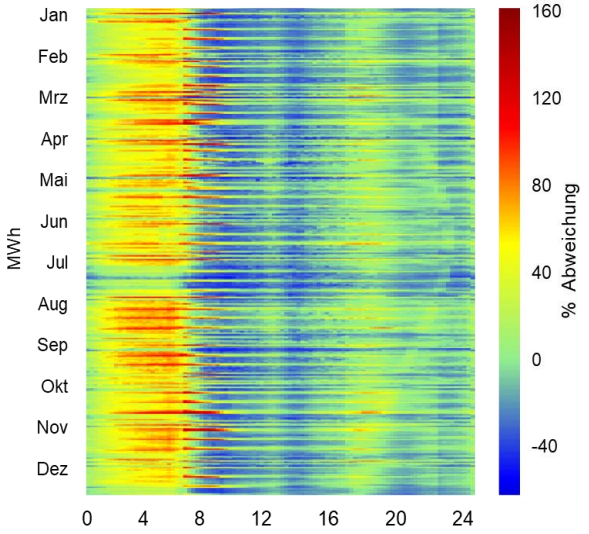


Abbildung 4.14: Heatmap-Darstellung einer Differenzbilanzkreiszeitreihe nach StromNZV §12 der Stadtwerke Hagenow, eigene Darstellung

Die Gründe für genannte Abweichungen der SLP können etwa in einer Zunahme des Eigenverbrauchs, veränderten Verbrauchsmustern sowie in ihrer unzureichenden branchenspezifischen Differenzierung liegen. Des Weiteren sind Wettereffekte in den Strom-SLP bisher nicht abgebildet.

Für die Erstellung wirtschaftszweigspezifischer strombasierter Lastprofile lassen sich damit die folgenden Ziele formulieren:

- Entwicklung eines Verfahrens zur Erstellung von Branchenlastprofilen
- Abbildung wirtschaftszweigspezifischer (ex-post) Lastprognosen
- Quantifizierung des Einflusses von ENaG
- Anonymisierung und Nutzbarmachung realer Lastgangdaten
- Aufbau einer belastbaren Datenbasis

Die nachfolgenden Kapitel erläutern das Konzept, die Methode, die Umsetzung sowie die Validierung der Erstellung von Branchenlastprofilen.

4.5.2 Untersuchungsdesign

Ziel dieses erweiterten Ansatzes ist die Erstellung von Realdatenbasierten, wirtschaftszweigspezifischen Lastgangmodellen, sogenannter Branchenlastprofile (BLP). Zur Modellerstellung wurde ein möglichst einheitliches Vorgehen über alle Branchen entwickelt, um einen direkten Vergleich zwischen modellierten Branchen zu ermöglichen. Zudem erleichtert dieses einheitliche Vorgehen die Reproduzierbarkeit und Erweiterung der Ergebnisse, womit ein zentraler Kritikpunkt aktueller wissenschaftlicher Literatur gewürdigt wird [8, S. 934]. Entsprechend wird jedoch durch das einheitliche Vorgehen nicht auf ein branchenindividuell optimales Ergebnis mit Blick auf die Modellgüte abgezielt. Abbildung 4.15 gibt einen Überblick über das Vorgehen.

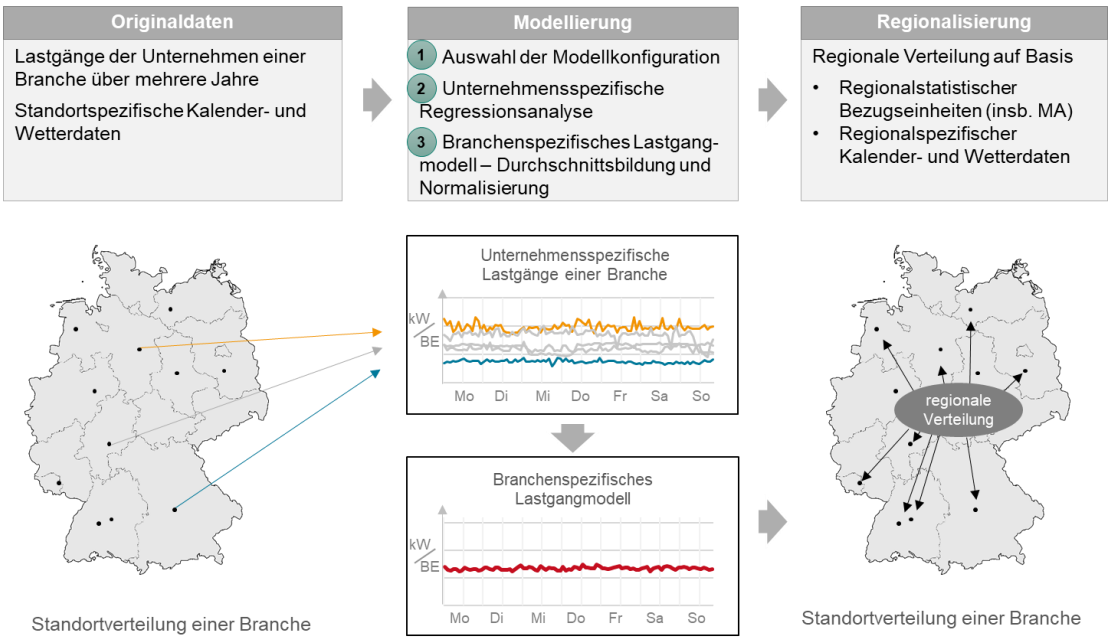


Abbildung 4.15: Methodisches Vorgehen in der Erstellung von Branchenlastprofilen, eigene Darstellung

Als Modellinput dienen die in Kapitel 4.2.7 beschriebenen erhobenen Originaldaten in Form von standortspezifischen Lastgangdaten der Unternehmen einer Branche über mehrere Jahre. Diese Lastgangdaten werden mit standortspezifischen Kalender- und Wetterdaten verknüpft,

die sich aus Temperatur- und Solarstrahlungsdaten zusammensetzen. Im Rahmen der Modellierung wird zunächst eine regressionsanalytische Modellkonfiguration bestimmt, die – wie oben beschrieben – einheitlich über alle Branchen hinweg angewendet wird. Mithilfe dieser Modellkonfiguration wird eine Unternehmensspezifische Regressionsanalyse durchgeführt, um Lastmodelle und Regressionskoeffizienten der Einzelunternehmen zu erhalten. Diese Einzelmodelle werden anschließend zu einem branchenspezifischen Lastgangmodell, dem Branchenlastprofil, verbunden. Analog zur Verwendung der VDEW-Standardlastprofile (vgl. Kapitel 4.4.1) können diese Branchenlastprofile mithilfe regionalspezifischer Kalender- und Wetterdaten regionalisiert sowie mittels abgeleiteter regionalspezifischer Energieverbräuche skaliert werden.

Nachfolgend werden in Kapitel 4.5.3 die angewandten Methoden der Energienachfragemodellierung vorgestellt und die Auswahl der Regressionsanalyse als statistisches Verfahren begründet. Anschließend wird in Kapitel 4.5.4 detailliert auf die Umsetzung der Realdaten-basierten Modellierung eingegangen. Die Validierung der erstellten Branchenlastprofile mittels externer Quellen wird in Kapitel 4.5.5 aufgegriffen.

4.5.3 Methoden der Energienachfragemodellierung

Im Forschungsprojekt DemandRegio werden Top-Down-Ansätze mit Bottom-Up-Ansätzen kombiniert, um mithilfe der verfügbaren Datenbasis möglichst detaillierte und gleichzeitig übertragbare Ergebnisse zu erstellen. Wie bereits in Kapitel 2.2.1 eingeführt, findet dabei in der wissenschaftlichen Literatur je nach Datenverfügbarkeit und Zielstellung eine Vielzahl von Methoden Anwendung in der Energienachfragemodellierung. Für die Erstellung branchenspezifischer Lastgangmodelle im Rahmen des Forschungsprojekts DemandRegio wurde auf die multiple Regressionsanalyse zurückgegriffen, da sie weitverbreitet eingesetzt wird, ein vielseitig anwendbares Analyseverfahren darstellt und die Fähigkeit aufweist, Wirkungszusammenhänge aufzudecken. Zudem bietet die sogenannte Quantile Regression als eine Abwandlung der multiplen Regressionsanalyse die Möglichkeit, Vorhersageintervalle im Rahmen der Lastgangmodelle zu erzeugen. Nachfolgend werden die einzelnen methodischen Konzepte des in DemandRegio verwendeten Modellierungsansatzes detaillierter vorgestellt.

4.5.3.1 Multiple Regressionsanalyse

Im folgenden Kapitel wird kurz auf wesentliche Grundlagen der multiplen Regressionsanalyse eingegangen bevor anschließend ihre Anwendung für die Erstellung von BLP erfolgt. Die folgenden Darstellungen beziehen sich insbesondere auf Backhaus et al. [200], insofern sei für weiterführende und detaillierte Erläuterungen auf dieses Werk verwiesen.

Mithilfe der multiplen Regressionsanalyse lässt sich der Einfluss mehrerer unabhängiger Variablen x_j auf eine abhängige Variable y quantitativ beschreiben und Werte der abhängigen Variablen y schätzen bzw. prognostizieren. Die Regressionsfunktion kann in dabei in der folgenden mathematischen Form (4-14) beschrieben werden:

$$\mathrm{y} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_j x_j \tag{4-14}$$

y	Schätzung der abhängigen Variable
β_0	konstantes Glied (Intercept)
$\beta_{1,2,\dots j}$	Regressionskoeffizient
$x_{1,2,\dots,j}$	unabhängige Variable
J	Zahl der Regressoren

Die multiple Regressionsanalyse kann dabei in ihrer funktionalen Abhängigkeit von den Modellparametern nur lineare Abhängigkeiten abbilden. Dies bezieht sich aber nur auf die funktionale Abhängigkeit der Regressionsparameter β_j, nicht jedoch auf Variablen x_j, die ihrerseits innerhalb von nichtlinearen Funktionen mit $x_j = f(x)$ eingebunden werden können. [200], [201]

Im Forschungsvorhaben DemandRegio bildet die energetische Last die zu prognostizierende, abhängige Variable y, während als unabhängige Variablen x_j Energienachfragebestimmenden Größen verwendet werden. Als Optimierungskriterium der Regressionsanalyse gilt die Minimierung der Residualgrößen e, also der Abweichung von tatsächlich beobachteten y zu ermittelten Schätzwerten $\hat{y}$ der abhängigen Variable, wie in Formel 4-15 dargestellt:

$$e_i = y_i - \hat{y}_i \quad , i = 1, 2, \dots n \tag{4-15}$$

y_i	–	Beobachtungswert der abhäng. Variable Y für x_i
$\hat{y}_i$	–	ermittelter Schätzwert von Y für x_i
n	–	Zahl der Beobachtungen

Typischerweise wird in der Regressionsanalyse die Minimierung der quadrierten Residualgrößen, die sogenannte Kleinstquadratemethode (engl.: Ordinary Least Squares, OLS), als Optimierungskriterium verwendet, wie dargestellt in Formel 4-16. Ziel der Regression ist, diejenigen Werte der Regressionsparameter $\beta_0, \beta_1 \dots \beta_j$ zu ermitteln, die das Optimierungskriterium erfüllen. Ein alternatives, aber mathematisch aufwändiger zu handhabendes Kriterium, ist das Minimieren der absoluten Werte der Residualgrößen (Formel 4-17). Letzteres wird in abgewandelter Form in der Quantile Regression eingesetzt (vgl. Kapitel 4.5.3.2).

$$\sum_{i=1}^{n} e_i^2 \rightarrow min! \tag{4-16}$$

$$\sum_{i=1}^{n} |e_i| \rightarrow min! \tag{4-17}$$

Gütekriterien und Prüfung der Modellprämissen

Nachdem die Regressionsfunktion geschätzt wurde, müssen deren Modellgüte und Modellprämissen überprüft werden. Zur globalen Prüfung der Modellgüte wird oftmals auf das Bestimmtheitsmaß (R^2) sowie auf die F-Statistik zurückgegriffen. Das Bestimmtheitsmaß setzt die durch das Regressionsmodell erklärte Streuung mit der Gesamtstreuung ins Verhältnis. Es weist als normierte Größe einen Wertebereich zwischen Null und Eins auf. Das dadurch beschriebene Regressionsmodell ist dabei umso besser, je näher das Bestimmtheitsmaß bei Eins liegt, also je größer der Anteil der erklärten Streuung gegenüber der Gesamtstreuung (vgl. Formel 4-18). Als Abwandlung wird auch das korrigierte Bestimmtheitsmaß (R^2_{korr}) eingesetzt, was die Größe der Stichprobe und die Zahl der Regressoren berücksichtigt. Beim

korrigierten Bestimmtheitsmaß wird das einfache Bestimmtheitsmaß um eine Korrekturgröße verringert, die umso größer ist, je kleiner die Zahl der Freiheitsgrade ist oder je größer die Zahl der unabhängigen Variablen (vgl. Formel 4-19). Damit kann das korrigierte Bestimmtheitsmaß im Gegensatz zum einfachen Bestimmtheitsmaß durch die Aufnahme weiterer unabhängiger Variablen auch abnehmen.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2} = \frac{erklärte\ Streuung}{Gesamtstreuung} \quad (4\text{-}18)$$

$$R^2_{korr} = R^2 - \frac{J \cdot (1 - R^2)}{n - J - 1} \quad (4\text{-}19)$$

$\bar{y}$ – Mittelwert der abhängigen Variablen Y
J – Zahl der Regressoren
$n - J - 1$ – Zahl der Freiheitsgrade

Diese genannten Güteparameter der Regressionsanalyse sagen allerdings nur etwas darüber aus, wie gut das geschätzte Modell zu den beobachteten Werten passt [200]. Als Ergänzung dazu existieren weitere, in der Energienachfragemodellierung häufig eingesetzte Güteparameter, die die durchschnittliche Abweichung der Modellschätzung gegenüber den tatsächlichen Beobachtungswerten beschreiben. Häufig verwendet werden der *mean absolute percentage forecast error* ($MAPE$) sowie der *normalized root-mean-square error* ($nRMSE$) [5, S. 310].

$$MAPE = \sum_{i=1}^{n} \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (4\text{-}20)$$

$$nRMSE = \frac{RMSE}{y_{max} - y_{min}} = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}}{y_{max} - y_{min}} \quad (4\text{-}21)$$

Der MAPE entspricht dem durchschnittlichen absoluten prozentualen Fehler und wird vor allem aufgrund seiner Einfachheit und Transparenz weitverbreitet eingesetzt. Eine wesentliche Schwäche in der Anwendung des MAPE liegt jedoch im Umgang mit sehr kleinen Lastwerten nahe (oder gleich) Null. Die auftretenden Abweichungen ($y_i - \hat{y}_i$) im Zähler werden für niedrige Lastwerte im Nenner (y_i) deutlich höher gewichtet, was zu einer Verzerrung führt. [8, S. 933]

Demgegenüber passt der RMSE gut zum Optimierungskriterium der Kleinstquadratemethode, da die durchschnittlichen quadrierten Residuen in das Fehlermaß eingehen. Die Wurzelfunktion stellt sicher, dass sich die Größenordnung von Prognose und Fehlermaß entsprechen. Der Normalisierungsschritt ermöglicht einen Vergleich der nRMSE-Gütemaße zwischen Lastprognosen unterschiedlicher Größenordnungen. Analog zur Kleinstquadratemethode gewichtet der nRMSE Ausreißer höher – allerdings gleichermaßen zu beiden Seiten. Eine Fehlerverzerrung hin zu betragsmäßig kleinen Lastwerten wie im Falle des MAPE wird damit vermieden [202]. In der Normalisierung weist der nRMSE andererseits eine Sensitivität in der Differenz des maximalen und minimalen Lastwerts auf.

4.5.3.2 Linear Quantile Regression

Die Quantile Regression stellt eine im vorliegenden Vorhaben vielversprechende Ergänzung zur multiplen Regression dar. Zum einen können mit ihrer Hilfe Vorhersageintervalle erstellt werden, die Informationen bezüglich der Genauigkeit, Verteilung und Varianz der Vorhersage übermitteln. Zum anderen ist sie flexibler gegenüber einigen Modellprämissen, die die multiple Regressionsanalyse einschränken. Während die multiple Regressionsanalyse durch Anwendung der Kleinstquadratemethode den bedingten Erwartungswert prognostiziert, zielt die Quantile Regression auf die Schätzung von bedingten Quantilen (z.B. dem Median) ab. Die Quantile Regression ist damit weniger anfällig gegenüber Ausreißern [203]. Formel 4-22 stellt das Optimierungskriterium der Quantile Regression dar:

Residuen sind positiv *Residuen sind negativ*

$$\sum_{i=1}^{N}[\theta * I(y_i > x_i'\beta_\theta) + (1-\theta) * I(y_i < x_i'\beta_\theta)] * |y_i - x_i'\beta_\theta| \rightarrow min! \quad (4\text{-}22)$$

Absolute Abweichung

Für $\theta = 0{,}5$ (Median) werden positive und negative Residuen gleichgewichtet, d. h. die Summe der Absolutwerte der Residuen wird minimiert, analog zu Formel 4-17. Wenn die Residuen positiv (bzw. negativ) sind, wird die absolute Abweichung mit dem Quantilswert θ (bzw. dem Restterm $1-\theta$) multipliziert. Abbildung 4.16 veranschaulicht die resultierende Gewichtung der Residuen im Falle des 0,75-Quantils ($\theta = 0{,}75$, auch „oberes Quartil“). Wenn $\theta = 0{,}75$ werden positive Residuen (1) höher gewichtet (0,75) als negative Residuen (2) (0,25). Das abgebildete Beispiel zeigt, dass Punkt (1) stärker gewichtet eingeht als Punkt (2) für das 0,75-Quantil von y an der Stelle $X = X_i$. Im konkreten Fall kompensiert sich der höher gewichtete kleine Abstand (1/3 * 0,75) mit dem kleiner gewichteten größeren Abstand (1*0,25). Im Minimierungsprozess werden diejenigen Werte der Regressionsparameter ermittelt, die Quantils-gewichtete negative und positive Residuen nach der Transformation in gleich große Anteile zerlegt.

θ – Quantil
I – Indikatorfunktion
x_i' – Variable x an der Stelle i als Vektor
β_θ – Regressionskoeffizient des θ-Quantils

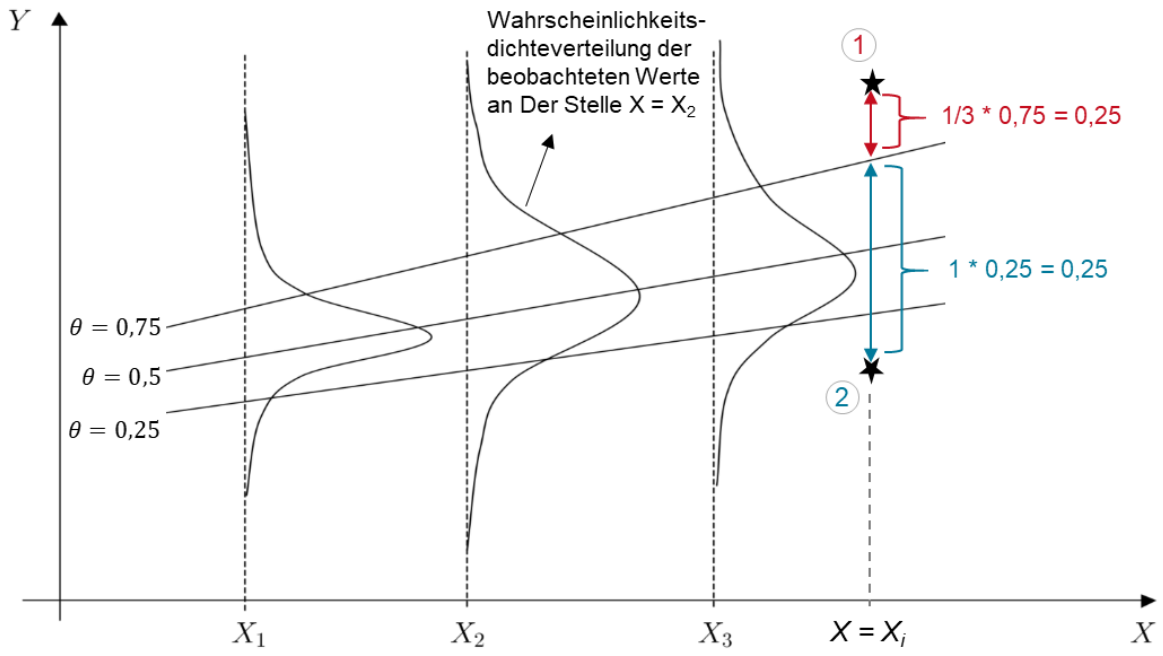


Abbildung 4.16: Streuung der bedingten Verteilung von Y in Abhängigkeit von X und die dazugehörige Gewichtung der Residuen im Falle des 0,75-Quantils. Angepasste Darstellung basierend auf [204, S. 411]

4.5.3.3 Korrelationsanalyse

In Ergänzung zur multiplen Regressionsanalyse erlaubt die Korrelationsanalyse die Quantifizierung der Wechselbeziehung zwischen unabhängigen Variablen mit der abhängigen Variable sowie zwischen den unabhängigen Variablen untereinander. So lässt sich anhand der ermittelten Korrelationskoeffizienten nicht nur erkennen, welchen strukturellen Einfluss einzelne energiebedarfsbestimmende Größen auf die energetische Last haben. Mit Hilfe der Korrelationsanalyse lässt sich auch analysieren, wie stark die gegenseitigen Abhängigkeiten zwischen Energienachfragebestimmenden Größen sind, um damit auf Multikollinearität als Modellprämisse der multiplen Regressionsanalyse zu prüfen. Da Korrelationskoeffizienten jedoch nur paarweise Abhängigkeiten messen, muss zum Nachweis hochgradiger Multikollinearität auf weitere Verfahren, beispielsweise den Variance Inflaction Factor, zurückgegriffen werden [200]. Die Korrelationskoeffizienten werden nach Formel 4-23 berechnet:

$$\rho_{X,Y} = \frac{E(XY) - E(X) \cdot E(Y)}{\sqrt{E(X^2) - E(X)^2} \cdot \sqrt{E(Y^2) - E(Y)^2}} \qquad (4\text{-}23)$$

Dabei wir die Differenz aus Erwartungswert des Produkts von X und Y $E(XY)$ und dem Produkt aus den individuellen Erwartungswerten $E(X)$ und $E(Y)$ durch das Produkt der Standardabweichungen von X und Y geteilt. Sind X und Y exakt linear abhängig, gilt $\rho_{X,Y} = 1$. Sind X und Y unabhängig, so gilt nach [205]

ρ – Korrelationskoeffizient zw. X und Y
E – Erwartungswert

$$E(XY) = E(X) \cdot E(Y), \quad \text{und damit } E(XY) - E(X) \cdot E(Y) = 0 \quad \text{bzw.} \quad \rho_{X,Y} = 0 \qquad (4\text{-}24)$$

4.5.3.4 Kreuzvalidierung

Da die realisierten Werte zum Zeitpunkt der Prognose in der Zukunft liegen und damit noch nicht bekannt sind, greift man in der Validierung der Energienachfragemodelle auf Ex-Post-Prognosen zurück. Dazu werden die verfügbaren Daten in sogenannte Trainingsdaten, Validierungsdaten und Testdaten zerlegt. Trainingsdaten dienen dabei als Stützbereich für die Schätzung des Modells und Validierungsdaten zur Prüfung der Modellgüte [200, S. 147]. Eine weitere Separation in Testdaten ist nur dann erforderlich, wenn unterschiedliche Modellkonfigurationen gegeneinander abgewogen werden sollen und eine Überanpassung der Modelle (engl.: *Overfitting*) an die zugrundeliegenden Daten vermieden werden soll.

Ein zentrales Problem dieser Datenzerlegung in Trainings-, Validierungs- und Testdaten stellt die damit verbundene Verkleinerung der Datenbasis für die Modellerstellung dar. In der Literatur zur Energienachfrageprognose mittels Verfahren des maschinellen Lernens hat sich im Umgang damit die k-fache Kreuzvalidierung (engl.: *k-fold Cross Validation*) etabliert. Sie stellt ein formalisiertes statistisches Verfahren dar, um die vorhandene Datenbasis möglichst effizient zu nutzen, systematische Fehler in der Modellauswahl zu reduzieren und belastbare Fehlermaße für die Modelle zu berechnen. In der k-fachen Kreuzvalidierung werden Daten in k disjunkte Teilmengen derselben Größe zerlegt. Jede Teilmenge wird einmal als Validierungsdatensatz verwendet und die jeweils verbleibenden k-1 Daten als Trainingsdatensatz. Der Mittelwert der Fehlermaße aller k Teilmengen wird als kreuzvalidiertes Fehlermaß verwendet. Üblicherweise werden für k Werte wie 5 oder 10 verwendet [206, S. 493].

Das Beispiel in Abbildung 4.17 verdeutlicht das Vorgehen der 5-fachen Kreuzvalidierung (k = 5). Dabei wird die Grundgesamtheit der Daten („All Data“) aufgeteilt in Trainings- und Validierungsdaten im Verhältnis 80/20. Diese Aufteilung wird innerhalb fünf verschiedener Modellläufe („Splits“) vorgenommen, wobei die Trainings- und Validierungsdaten je Split in fünf disjunkte Teilmengen (Fold 1 bis Fold 5) aufgeteilt werden, wovon je vier Teile als Trainingsdaten (blau) und ein Teil als Validierungsdaten (hellrot) verwendet werden. In den fünf verschiedenen Modellläufen (5 Splits) werden Modellschätzungen der Regressionsfunktion auf Basis der jeweiligen Trainingsdaten (blau) vorgenommen und jeweils die Prognosegüte gegenüber den Validierungsdaten (hellrot) bestimmt. Auf diese Art und Weise kann die Prognosegüte des Modells für jeden separaten Split *jeweils gegenüber einem unbekannten Datensatz* bestimmt werden. Die Güteparameter aus den fünf separaten Regressionsanalysen werden anschließend gemittelt.

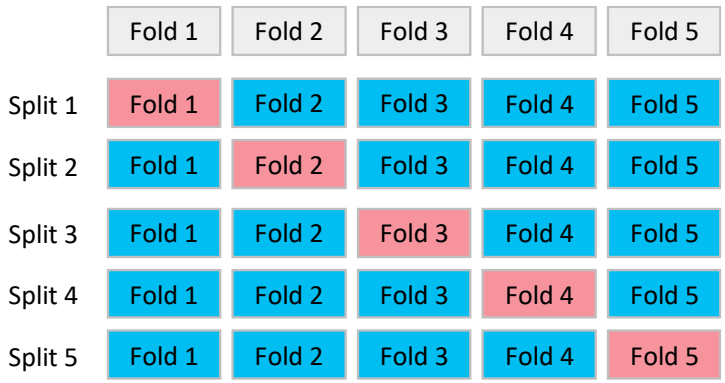


Abbildung 4.17: Datenzerlegung der 5-fachen Kreuzvalidierung in Trainingsdaten (blau) und Validierungsdaten (hellrot), eigene Darstellung in Anlehnung an F. Pedregosa u.a. (2011)

Durch das Zerlegen der Daten in kleinere Teilmengen, der wiederholten Modellschätzung und -validierung lassen sich im Rahmen der Kreuzvalidierung der Einfluss markanter, nicht repräsentativer Rahmenbedingungen (z.B. unübliche Wettereinflüsse) in den Daten durch Mittelung der Effekte reduzieren und die Generalisierbarkeit der Modelle im Sinne eines belastbaren Gütemaßes beurteilen.

4.5.3.5 Aggregation der Vorhersageintervalle

Die ermittelten Vorhersageintervalle zeigen nicht nur die Varianz bzw. die Verteilung der Lastprognose an, sie erlauben auch die Abschätzung oberer und unterer Lastniveaus im Sinne einer Extremwertbetrachtung. Insbesondere für die Abschätzung oberer und unterer Lastniveaus stellt sich die Frage, wie Vorhersageintervalle unterschiedlicher Branchenmodelle oder Regionen aggregiert werden können. Nachfolgende Formeln 4-25 und 4-26 legen dar, wie sich aggregierte Varianz zweier Regressionsfunktionen verhält [207, S. 118]:

$$Var(X+Y) = Var(X) + Var(Y) + 2Cov(X,Y) \tag{4-25}$$

mit

$$Cov(X,Y) = E\big[\big(X - E(X)\big)\big(Y - E(Y)\big)\big] \tag{4-26}$$

Da die Kovarianz beider Regressionsfunktionen nur unter hohem Aufwand quantils- sowie fallspezifisch bestimmt werden kann, lässt sich an dieser Stelle keine endgültige Aussage treffen, wie sich die Varianz zweier kombinierter Regressionsfunktionen (also Vorhersageintervalle der Branchenmodelle) gegenüber der branchenindividuellen Vorhersageintervalle verhält.

Eigene beispielhafte Untersuchungen legen eine Tendenz nah, dass für die 0,05-Quantile positive Kovarianzen und für die 0,95-Quantile negative Kovarianzen beobachten lassen. Wie in Abbildung 4.18 verdeutlicht, führt dies dazu, dass die aggregierten Vorhersageintervalle mehrerer Branchen im Falle der 0,05-Quantile tiefer liegen (4) als die wahren Werte (3). Umgekehrt liegen die aggregierten Vorhersageintervalle mehrerer Branchen im Falle der 0,95-Quantile höher (1) als die wahren Werte (2). Aufgrund der im Vorhinein unbekannten Kovarianz ist der wahre Interquantilsabstand zwischen beiden Quantilen (B) kleiner als der aggregierte Wert (A). Die aggregierten Vorhersageintervalle der im Projekt DemandRegio erstellten branchenspezifischen Modelle bilden damit eine äußere Abschätzung.

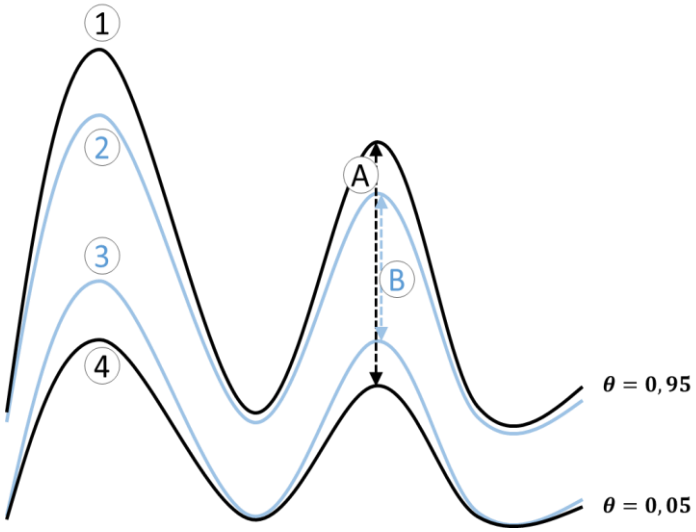


Abbildung 4.18: Gegenüberstellung aggregierter (1), (4) mit wahren Vorhersageintervallen (2), (3)

4.5.4 Umsetzung der Realdaten-basierten Modellierung

Die Umsetzung der Realdaten-basierten Modellierung gliedert sich in fünf Schritte, die in Abbildung 4.19 dargestellt und nachfolgend näher erläutert werden: die Auswahl der Modellkonfiguration der Regression, die Datenvorbereitung/Datenaufbereitung, die betriebsindividuelle Modellierung, die Erstellung eines Branchenlastprofils und die Bestimmung der Prognosegüte.

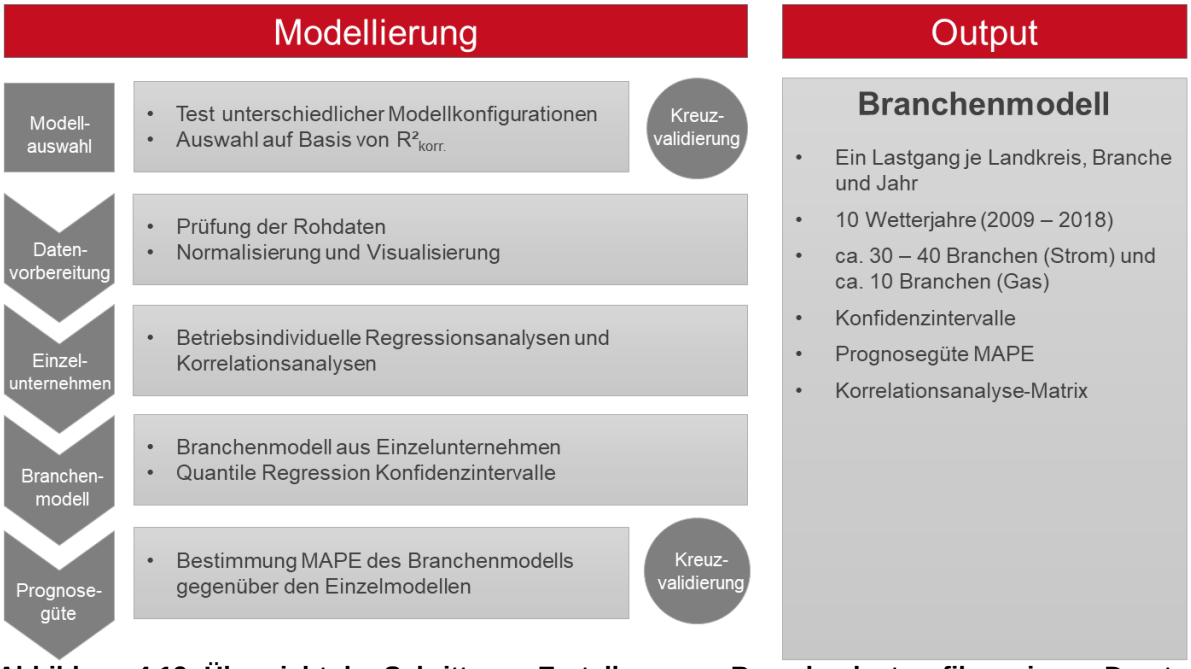


Abbildung 4.19: Übersicht der Schritte zur Erstellung von Branchenlastprofilen, eigene Darst.

4.5.4.1 Formulierung und Auswahl der Modellkonfiguration der Regression

Für die regressionsanalytische Erstellung branchenspezifischer elektrischer Lastgangmodelle wurde die Modellkonfiguration empirisch durch den Vergleich einer Auswahl möglicher Konfigurationen anhand dreier Beispielstandorte ermittelt. Um eine Überanpassung des Modells zu vermeiden und eine möglichst verlässliche Aussage über die Modellgüte zu treffen, wurde in der Auswahl der Modellkonfiguration je Betriebsstandort auf die in Kapitel 4.5.3.4 eingeführte Kreuzvalidierung zurückgegriffen. Dabei wurde der Datensatz eines Betriebsstandorts vorab durch reproduzierbare Zufallsverteilung in Trainings- bzw. Validierungsdaten (80%) und Testdaten (20%) zerlegt. Letztere Zerlegung in Testdaten ist insbesondere in der Anwendung künstlich neuronaler Netze erforderlich, um deren Tendenz zur Überanpassung zu vermeiden, die im Falle der statistischen Regressionsanalyse nur schwach ausgeprägt sein sollte. Die unterschiedlichen Modellkonfigurationen werden dennoch vergleichshalber sowohl anhand der kreuzvalidierten Daten als auch der Testdaten überprüft.

Tabelle 4.5 zeigt die getesteten Modellkonfigurationen für einen der Betriebsstandorte (hier: Bürgeramt Zeil 3, [89]) jeweils in linearer (y) sowie logarithmierter Form log(y),[12] deren kreuzvalidierte Güteparameter MAPE, $R^2_{korr.}$, nRMSE sowie die Anzahl an enthaltenen Regressoren k und die benötigte Rechenzeit auf einer Maschine Intel® Core™ i7-5960X CPU, 3.00GHz, 128 GB RAM.

Tabelle 4.5: Teststatistik unterschiedlicher Modellkonfigurationen am Beispiel des Betriebsstandorts Bürgeramt Zeil 3

	Modellkonfiguration	MAPE* [%]		R^2_{korr} *		nRMSE* [%]		k	Rechenzeit [s]	
	y | log(y) ~	y	log(y)	y	log(y)	y	log(y)		y	log(y)
1	β_0+holiday+C(month):C(weekday)+C(hour)	32,4	22,0	0,71	0,79	14,8	12,7	108	0,6	0,6
2	β_0+holiday+C(month)+C(weekday)+C(quart)	32,4	21,9	0,71	0,79	14,8	12,7	114	0,6	0,6
3	β_0+holiday+C(month):C(weekday)+C(quart)	32,4	21,9	0,71	0,79	14,8	12,6	180	0,8	0,8
4	β_0+holiday+C(month)+C(weekday):C(hour)	9,9	8,5	0,93	0,94	7,1	6,4	180	0,8	0,8
5	β_0+holiday+C(month)+C(weekday):C(hour)+tp	9,9	8,5	0,93	0,94	7,1	6,4	181	0,9	0,9
6	β_0+holiday+C(month)+C(weekday):C(hour)+sr	9,9	8,5	0,93	0,94	7,1	6,4	181	0,9	0,9
7	β_0+holiday+C(month)+C(weekday):C(hour)+tp+sr	9,9	8,5	0,93	0,94	7,1	6,4	182	0,9	0,9
8	β_0+holiday+C(month)+C(weekday):C(hour)+C(quart)	9,9	8,4	0,93	0,95	7,0	6,3	275	1,3	1,3
9	β_0+holiday+C(month)+C(weekday):C(hour)+C(quart)+tp+sr	9,9	8,3	0,93	0,95	7,0	6,2	277	1,3	1,4
10	β_0+holiday+C(month):C(hour)+C(weekday)	32,2	21,9	0,70	0,78	14,8	12,7	295	1,3	1,3
11	β_0+holiday+C(month)+C(weekday):C(quart)	9,7	8,3	0,93	0,94	7,0	6,3	684	3,3	3,3
12	β_0+holiday+C(month):C(quart)+C(weekday)	33,0	22,4	0,62	0,72	15,2	13,0	1159	6,3	6,4
13	β_0+holiday+C(month):C(weekday):C(hour)	9,1	8,2	0,91	0,92	6,8	6,4	2017	16,0	16,9

Je Modellkonfiguration wurden zunächst fünf Regressionsanalysen nach dem Prinzip der 5-fachen Kreuzvalidierung auf Basis reproduzierbar-zufallsverteilter Trainings- und Validierungsdaten durchgeführt (siehe Kapitel 4.5.4.6). Die entsprechenden kreuzvalidierten Güteparameter aus fünf Durchläufen wurden gemittelt und als Entscheidungsgrundlage für die Modellauswahl verwendet (vgl. MAPE, R^2_{korr} und nRMSE, Tabelle 4.5). Zusätzlich zur Kreuzvalidierung wurde das Modell anschließend mittels vollständigem Trainingsdatensatz parametriert, um eine Vorhersage gegenüber dem Testdatensatz zu prüfen und damit eine potenzielle Überanpassung des Regressionsmodells auszuschließen.

In der finalen Auswahl einer Modellkonfiguration für Stromverbrauchsdaten wurde auf eine Balance zwischen Prognosegüte und Modellkomplexität und damit verbundener Rechenzeit gelegt. Zudem sollten die beiden Witterungsvariablen Außentemperatur und Solarstrahlung Teil des Modells sein, um etwaige Lastabhängigkeiten prüfen zu können. In dieser Hinsicht hat sich für branchenspezifische Stromverbrauchsmodelle die folgende Modellkonfiguration (vgl. Tabelle 4.5, Nr. 7 bzw. Formel 4-27) über die betrachteten Beispielstandorte als geeignet erwiesen:

[12] Durch $y = 10^{a+bx} \Leftrightarrow \log(y) = a + bx$ sind die logarithmischen y-Werte linear bezüglich x. Nach [208, S. 146–147] kann mithilfe des Logarithmus eine tendenziell exponentiell verlaufende Punktwolke in eine tendenziell geradlinig verlaufende Punktwolke verbogen werden.

$$\log(y) = \beta_0 + holiday + C(month) + C(weekday):C(hour) + tp + sr \quad (4\text{-}27)$$

In dieser Modellkonfiguration werden Feiertage, Monate (1 – 12), Wochentage (1-7) und Tagesstunden (1 – 24) jeweils als kategorische Größen in Form von Binärvariablen mit einbezogen.[13] Demgegenüber werden metrische Temperatur- und Solarstrahlungsdaten als kontinuierliche Variablen mit einbezogen. Die kategorischen Variablen der Wochentage und der Tagesstunden wurden miteinander verbunden, sodass dadurch in der Summe 167 Variablen mit aufgenommen wurden (Montag-0:00, Montag-1:00, …, Sonntag-22:00, Sonntag-23:00). Die Verbindung der beiden Variablen wird durch die Schreibweise mittels „:“ ausgedrückt. In einer solch kleinteiligen Aufnahme von binären Zeit- und Kalendervariablen ist ein gewisser Grad an Multikollinearität unvermeidbar, wie Wissmann et. Al. zeigen konnten [209, S. 10–15]. Diese gegenseitigen Abhängigkeiten beeinflussen jedoch nicht das Prognoseergebnis. Sie sorgen lediglich für eine gewisse Unschärfe in der Beurteilung der Einflussstärke einzelner unabhängiger Variablen auf die Last.

Um schwierig vorhersehbare Produktionspläne bzw. Auslastungsschwankungen und (Betriebs-)Ferienzeiten berücksichtigen und repräsentativ abbilden zu können, wird die obige Modellkonfiguration für einige Wirtschaftszweige noch um eine binäre Produktions- und Betriebsferienvariable (prod_holiday) ergänzt, wie dargestellt in nachfolgender Formel 4-28. Produktions- und Betriebsferienzeiten wurden dabei entweder (endogen) aus den verfügbaren Lastgangdaten ermittelt (z.B. im Fall des WZ 17 Papierherstellung und -erzeugnisse) oder aber (exogen) vorgegeben durch Schulferienzeiten (im Fall des WZ 85 Erziehung und Unterricht).

$$\log(y) = \beta_0 + holiday + C(month) + C(weekday):C(hour) + tp + sr + prod_holiday \quad (4\text{-}28)$$

Aufgrund des weitgehend wochentag- und tageszeitunabhängigen Verlaufs im Falle des WZ 17 Papierherstellung und -erzeugnisse wurde eine einfache Unterscheidung in Produktions- und Stillstandszeiten auf Basis der Lastgangdaten vorgenommen. Dabei wurden diejenigen Zeiten mittels prozessendogener Binärvariable als Produktionsstillstand deklariert, bei denen der Lastwert unter einen zuvor ermittelten Schwellenwert von im Mittel 17,7% gefallen ist[14]. Auf diese Weise konnte das Modell trotz der augenscheinlich stochastischen Produktionsschwankungen effizient parametriert werden. Für die Veröffentlichung eines branchenspezifischen Lastprofils der Papierherstellung wurden repräsentative Stillstandszeiten verwendet.

In ausgewählten Unternehmen anderer Branchen lassen sich klar abgrenzbare Zeiträume mit sehr niedrigem Lastniveau erkennen, was auf Betriebsferien zurückzuführen sein könnte. Diese Zeiträume wurden für betroffene Unternehmen händisch mittels Binärvariable als Be-

[13] Die Abbildung von n Kategorien in der Regressionsanalyse erfordert die Aufnahme von nur n-1 Binärvariablen, da sich die verbleibende Kategorie aus einer Kombination der verbleibenden Binärvariablen ergibt. Auf diese Weise wird perfekte Multikollinearität vermieden, die im Zusammenhang mit kategorischen Variablen auch als „Dummy Trap“ bezeichnet wird. In der Regressionsanalyse werden zwölf Monate also durch elf kategorischen Variablen abgebildet.

[14] Der Schwellenwert wurde unternehmensspezifisch im Rahmen einer Optimierung der regressionsanalytischen Ergebnisse je Standort ermittelt. 17,7% bildet den Mittelwert der ermittelten unternehmensspezifischen Schwellenwerte.

triebsferien deklariert. Im Unterschied zum WZ 17 ist nicht *ein* bestimmter Schwellenwert ausschlaggebend für die Deklaration, sondern ob sich das Lastverhalten in einem bestimmten Zeitraum erkennbar vom Rest des Jahres absetzt. Zudem folgen Betriebsferien dieser Art einem vorhersehbaren Muster, beispielsweise durch wiederkehrende Winter- oder Sommerbetriebsferien. In der Erstellung von Branchenlastprofilen wurden Betriebsferienzeiten über die gesamte Branche gemittelt, um einen repräsentativen Lastverlauf zu generieren.

4.5.4.2 Datenvorbereitung/Datenaufbereitung

Die Lastgangdaten wurden zunächst im Format vereinheitlicht und einem Wirtschaftszweig nach der Klassifikation WZ 2008 zugewiesen. Die regionale Zuordnung zu einem Landkreis wurde auf Basis des Standorts getroffen. Die Lastgangdaten wurden anschließend eingelesen und auf fehlende Werte geprüft. Nullwerte wurden als Ausreißer betrachtet und aus dem Datensatz entfernt. Die Normalisierung der Lastgangdaten ist auf Basis ihres jeweiligen Jahressummenwerts erfolgt. Um auch Lastgänge unvollständiger Jahre berücksichtigen zu können, wurde für diesen Fall ein Korrekturfaktor zur Normalisierung eingeführt, indem der anteilige Energieverbrauch linear auf einen Jahreswert extrapoliert wurde.

Anschließend wurden die landkreisspezifischen Wetterdaten von der DemandRegio-Datenbank importiert. Über den jeweiligen Landkreis wurden jedem Betriebsstandort entsprechende Solarstrahlungs- und Außentemperaturdaten zugeordnet. Solarstrahlungsdaten lagen größtenteils in viertelstündlicher Auflösung vor ($id_{temporal} = 17$), Außentemperaturen lagen stündlich vor ($id_{temporal} = 12$). Stündliche Werte wurden linear interpoliert auf viertelstündliche Werte.

In Vorbereitung auf die Regressionsanalyse wurden die hochaufgelösten Lastwerte anschließend in Matrixform bzgl. der Zeit- und Kalendervariablen (Monat, Stunde, Wochentag etc.) kategorisiert sowie den Wettervariablen zugewiesen. Soweit erforderlich, wurde die Produktions- und Betriebsferienvariable erst nachträglich aufgenommen.

4.5.4.3 Betriebsindividuelle Regressionsanalysen und Korrelationsanalysen

Vor der eigentlichen Regression wurden die normalisierten Lastgangdaten der einzelnen Standorte visuell auf Auffälligkeiten, Datenfehler und Ausreißer geprüft. Zudem hat sich in dieser Sichtprüfung bereits gezeigt, inwieweit der betrachtete Ausschnitt einer bzgl. des Lastverhaltens homogenen Branche entspricht oder große strukturelle Unterschiede aufweist.

Zur Quantifizierung der kalendarischen, zeitlichen und witterungsbedingten Wechselbeziehungen der Last in einer bestimmten Branche wurde eine standortindividuelle Korrelationsanalyse

durchgeführt. Neben den unabhängigen Variablen „Holiday“, „Temperature“ sowie „Solar radiation“ wurden Zeit- und Kalendervariablen für die Korrelationsmatrix nach folgendem Schema geclustert[15]:

- *Workday* – entspricht allen Werktagen (Montag – Freitag)
- *Early* – Frühschicht, entspricht den Stunden von 06:00 – 14:00 Uhr
- *Late* – Spätschicht, entspricht den Stunden von 14:00 – 22:00 Uhr
- *Night* – Nachtschicht, entspricht den Stunden von 22:00 – 06:00 Uhr
- *Office* – Büroarbeitszeiten, entspricht den Stunden von 09:00 – 17:00 Uhr
- *Summer* – entspricht den Tagen vom 15.05. – 14.09.
- *Winter* – entspricht den Tagen vom 01.11. – 20.03.

Anschließend wurden die standortindividuellen Korrelationskoeffizienten gemittelt, um eine Indikation der branchenübergreifenden Wechselbeziehungen zu bekommen. Abbildung 4.20 zeigt beispielhaft die gemittelte Korrelationsmatrix der Branche Büroähnliche Betriebe (WZ 64-71):

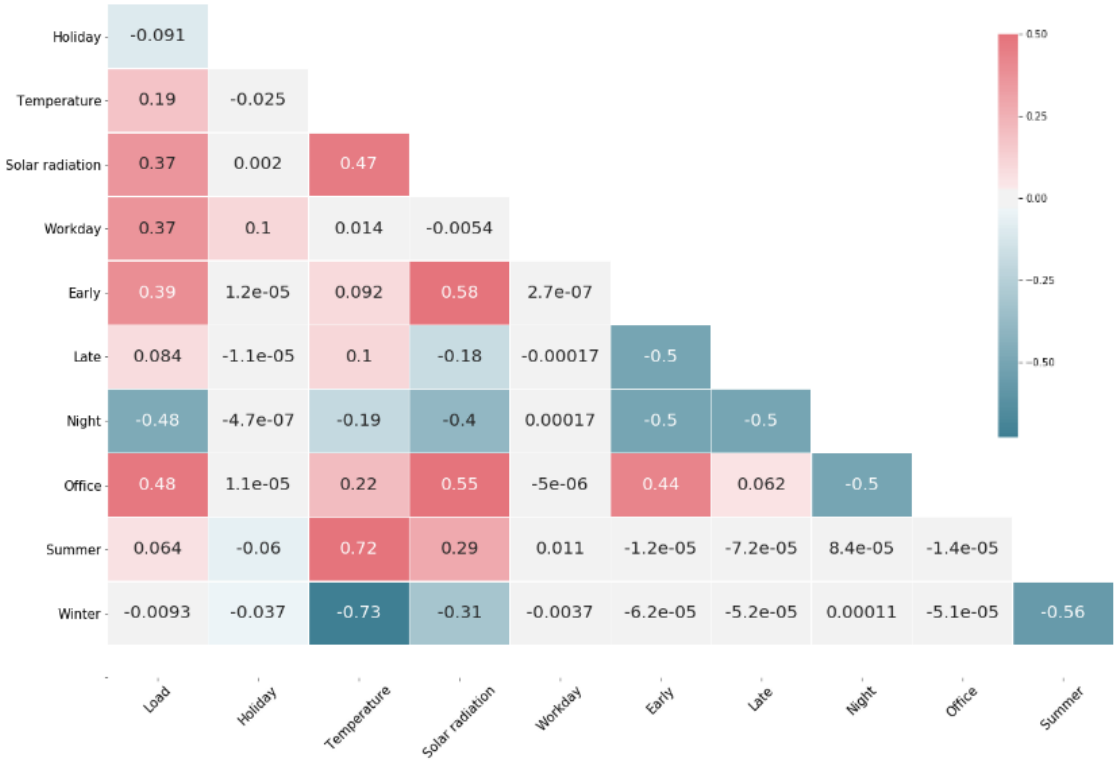


Abbildung 4.20: Gemittelte Korrelationsmatrix der Branche Büroähnliche Betriebe (WZ 64-71)

Wie aus Abbildung 4.20 hervorgeht, weisen insbesondere die Wettervariablen zu einem gewissen Grad Abhängigkeiten zueinander wie zu Zeit- und Kalendervariablen auf. Das betrifft einerseits die gegenseitige Abhängigkeit zwischen Außentemperatur und Solarstrahlung (0,47). Andererseits sind zu nennen Abhängigkeiten zwischen Außentemperatur und Jahres-

[15] Die Clusterung der Zeit- und Kalendervariablen nach obigem Schema soll der Anschaulichkeit vorliegender Abhängigkeiten dienen. Im Modell sind Zeit- und Kalendervariablen detaillierter eingebunden (vgl. Formel 4-27 bzw. 4-28). In der Definition der Sommer- und Winterzeiten wurde zur Vergleichbarkeit die bestehende Klassifizierung nach [210] gewählt.

zeit (0,72 bzw. -0,73) sowie zwischen Solarstrahlung und Tageszeit, etwa in Zeiten der Frühschicht (0,58). Wie oben beschrieben, beeinflussen diese gegenseitigen Abhängigkeiten nicht das Prognoseergebnis. Sie sorgen lediglich für eine gewisse Unschärfe in der Beurteilung der Einflussstärke einzelner unabhängiger Variablen(-cluster) auf die Last. Das bedeutet beispielsweise, dass der Einfluss der Außentemperatur teilweise durch jahreszeitliche (im Modell: monatliche) Einflüsse überlagert werden kann. Eine vollständige Trennung dieser Einflüsse kann nicht erfolgen. Insofern ist die erste Spalte der Korrelationsmatrix, die die Abhängigkeit der Last (vgl. Abbildung, engl. Load) von einzelnen Einflussfaktoren quantifiziert, bis zu einem gewissen Grade indikativ.

Im Anschluss an die Korrelationsanalyse wurde die Regressionsanalyse durchgeführt. Dafür wurden zunächst alle Lastwerte logarithmiert. Die Regressionsanalyse selbst wurde mittels *Statsmodels* durchgeführt, einem ökonometrischen und statistischen Python-Paket [211]. Im Anschluss an die Regressionsanalyse wurden die logarithmierten Lastwerte rücktransformiert und die Lastwerte linear geglättet, um eine Stufenbildung der Lasten zu reduzieren, die durch die Einbindung binärer Stundenvariablen im Modell vorkommen können.

Die branchenspezifischen Lastgangmodelle konnten im nächsten Schritt erstellt werden, indem die standortindividuellen Regressionskoeffizienten zu einer durchschnittlichen Modellparametrierung durch Mittelwertbildung zusammengeführt wurden. Mithilfe der branchenspezifischen Lastgangmodelle wurde anschließend eine Vorhersage für jeden einzelnen Standort erstellt, wobei das Modell durch entsprechende Kalender- und Witterungsbedingungen parametriert wurde. Diese Vorhersagen wurden gegen die zugrundeliegenden Realdaten abgetragen und einer Sicht- und Plausibilitätsprüfung unterzogen, wobei etwaigen strukturellen Artefakten und Ausreißern auf den Grund gegangen wurde. Mittels Kreuzvalidierung wurden anschließend die Güteparameter des Branchenmodells anhand unbekannter Daten bestimmt. Das Vorgehen der Kreuzvalidierung im Falle der Branchenmodelle wird in Kapitel 4.5.4.6 erläutert. Zur Beurteilung der Plausibilität und Belastbarkeit der Branchenmodelle wurden die Güteparameter der standortindividuellen und der branchenspezifischen Lastgangmodelle gegenübergestellt und verglichen. Etwaige Ausreißer wurden geprüft und erforderlichenfalls aus dem Datensatz entfernt. Um ein möglichst belastbares Bild der Aussagekraft der Branchenmodelle zu bekommen, wurden Ausreißer aber nur in Ausnahmefällen entfernt, etwa wenn die Daten erkennbar nicht zur Branche passten.

4.5.4.4 Erstellung eines Branchenlastprofils

Die Erstellung eines Branchenlastprofils erfolgte über Mittelwertbildung der Regressionskoeffizienten der standortindividuellen Regressionsanalysen einer Branche. Diese branchenspezifischen Lastprofile können analog zu Standardlastprofilen regionalspezifisch parametriert und skaliert werden. Abbildung 4.21 veranschaulicht den Prozess.

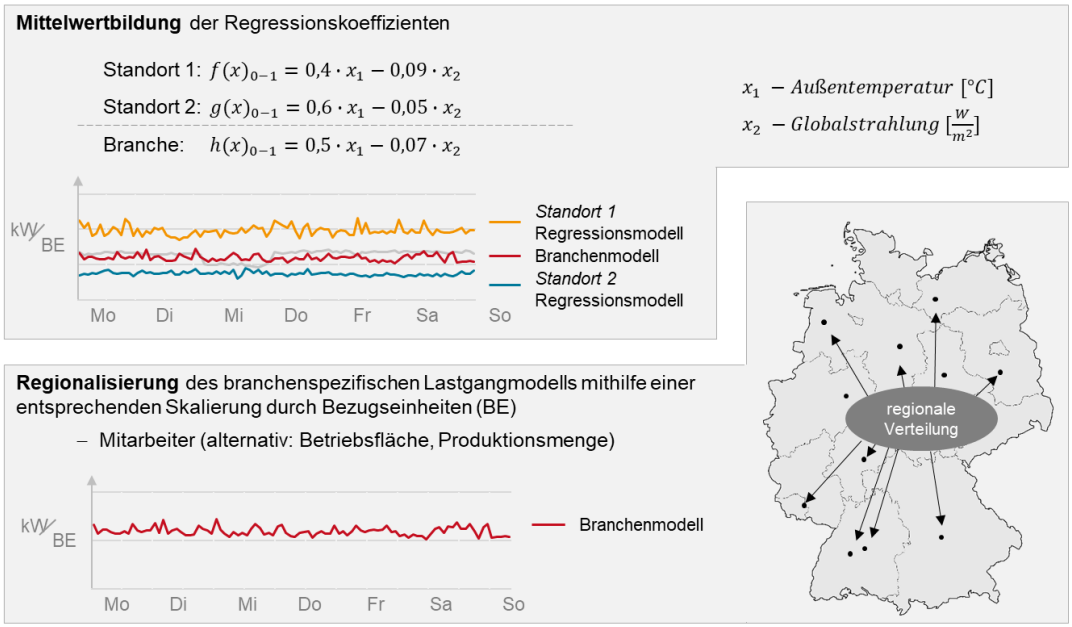


Abbildung 4.21: Schematische Darstellung der Mittelwertbildung und Regionalisierung in der Erstellung und Anwendung der Branchenlastprofile

Die regionalspezifische Parametrierung und Skalierung der Branchenlastprofile erlaubt einen direkten individuellen Vergleich des Branchenlastprofils mit den jeweiligen Realdaten, was zur Plausibilitätsprüfung und zur Validierung des Branchenlastprofils mittels Kreuzvalidierung genutzt wurde. Eine detaillierte Beschreibung der Validierung der Branchenmodelle findet sich im nachfolgenden Kapitel 5.6.3. Abbildung 4.22 veranschaulicht die visuelle Gegenüberstellung des Branchenlastprofils mit jeweiligen Realdaten zur Plausibilitäts- und Strukturprüfung am Beispiel der büroähnlichen Betriebe.

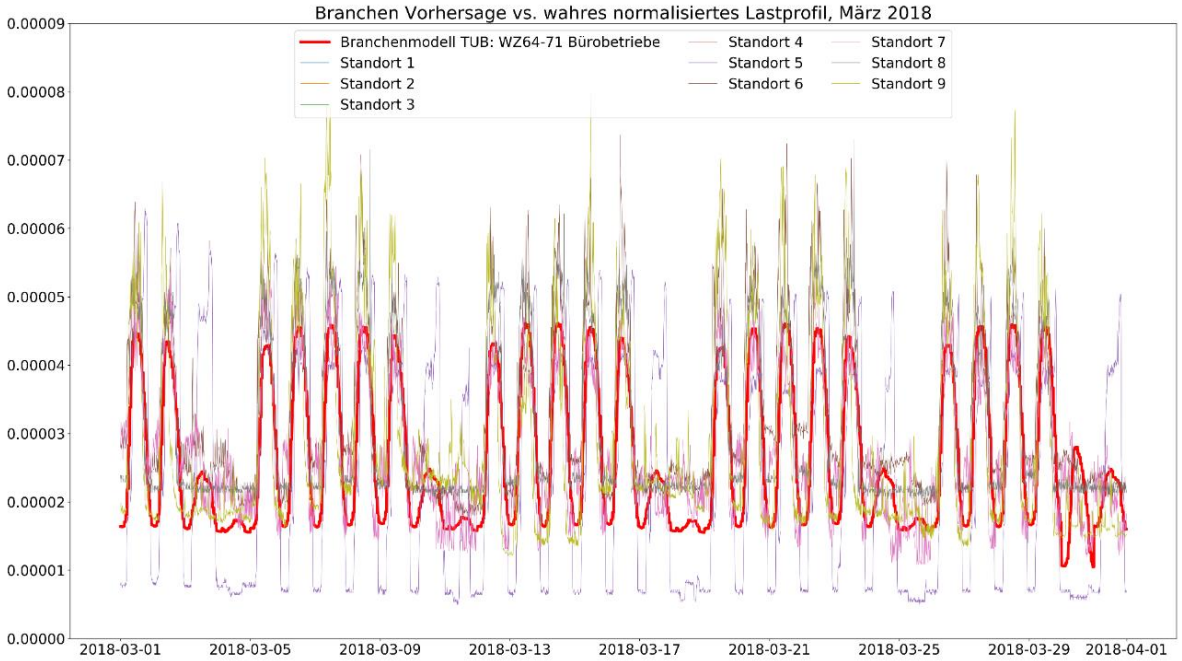


Abbildung 4.22: Sichtprüfung des Branchenlastprofils durch Gegenüberstellung mit zugrundeliegenden Realdaten (alle normiert), eigene Darstellung

Die Gegenüberstellung aus Branchenlastprofil (rot) mit den zugrundeliegenden Realdaten veranschaulicht die Tendenz des Modells zur Mittelwertbildung. Das Branchenmodell vermag, charakteristische Muster über die Zeit abzubilden, wobei etwa die tiefen Lasttäler des Standorts 5 oder aber die Lastspitzen des Standorts 9 nicht getroffen werden.

Aufgrund der Heterogenität einiger Branchen bei gleichzeitig guter Datenlage wurden ausgewählte Wirtschaftszweige in mehrere Teilmodelle untergliedert. So wurde der Wirtschaftszweig WZ10 Nahrungs- und Futtermittelherstellung in die folgenden Teilmodelle untergliedert:

- Fleischverarbeitung (32%)
- Milchverarbeitung (28%)
- Bäckereien (24%)
- Herstellung von Süßwaren (11%)
- Kaffeeherstellung (5%)

Das Branchenlastprofil WZ10 Nahrungs- und Futtermittelherstellung wurde aus den gewichteten Teilmodellen erstellt. Die Gewichtung (Prozentwerte in Klammern) wurde auf Basis der Stromverbrauchsanteile nach der detaillierten Veröffentlichung der Tabelle 43531,001 der JEVI 2015 (auf Anfrage) vorgenommen (siehe Abschnitt 2.3.2.3).

Analog dazu wurde der Wirtschaftszweig WZ47 Einzelhandel in die folgenden beiden Teilmodelle untergliedert:

- Einzelhandel Non-Food (78%)
- Einzelhandel Food (22%)

Die Gewichtung (Prozentwerte in Klammern) erfolgte auf Basis der Anteile sozialversichungspflichtig Beschäftigter beider Unterzweige anhand der Veröffentlichung der Bundesagentur für Arbeit (siehe Abschnitt 2.3.3.2 und 4.2.2). Abbildung 4.23 veranschaulicht anhand einer Durchschnittswoche die Mittelung beider Teilmodelle zum Branchenlastprofil des gesamten Wirtschaftszweigs.

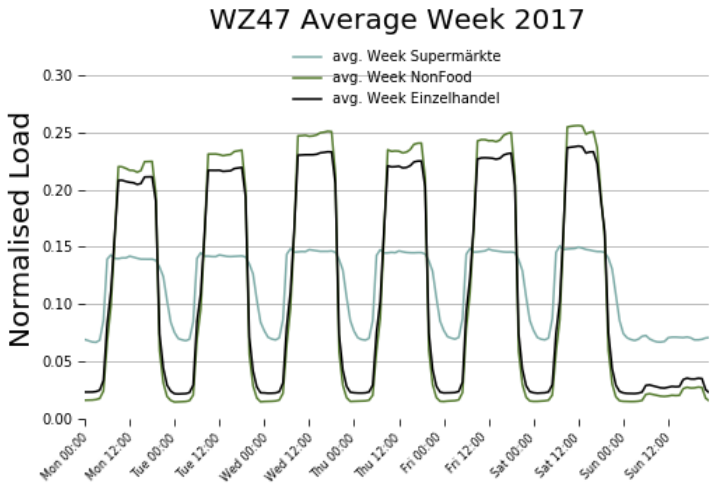


Abbildung 4.23: Abbildung einer durchschnittlichen Woche des Branchenlastprofils WZ47 Einzelhandel inklusive zugrundeliegender Teilmodelle Einzelhandel Non-Food und Einzelhandel Food (Supermärkte), eigene Darstellung

Auch das Branchenlastprofils des WZ52 Lagerei und sonstige Verkehrsdienstleistungen wurde in die folgenden beiden Teilmodelle untergliedert:

- Kühlhäuser (25%)
- Parkhäuser (75%)

Die Gewichtung (Prozentwerte in Klammern) erfolgte auf Basis der Stromverbrauchswerte nach [72].

4.5.4.5 Regressionsanalyse – Quantile Regression

Die Quantile Regression wurde einmalig je Branche mittels Quantreg-Funktion aus dem Statsmodels Paket erstellt [212]. Die Modellkonfiguration der Quantile Regression ist je Branche identisch mit der Konfiguration der multiplen Regressionsanalyse (vgl. Kapitel 4.5.4.1). Als Vorhersageintervall wurden das 5% sowie das 95%-Quantil bestimmt, um mithilfe dieses Korridors den Lastverlauf von durchschnittlich 90% der zugrundeliegenden Lastgangdaten abzubilden. Dieses Intervall ermöglicht das Abbilden von Extremwerten und bildet zudem ein Maß dafür, wie stark die Last in Abhängigkeit bestimmter kalendarischer Einflussfaktoren variiert. Die Zuverlässigkeit und Plausibilität der prognostizierten Quantile wurde qualitativ durch Sichtprüfung sowie quantitativ durch Prüfung der eingeschlossenen Datenpunkte geprüft.

4.5.4.6 Bestimmung der Prognosegüte

Für die Bestimmung der Prognosegüte wurden auf die in Kapitel 4.5.3.1 vorgestellten Güteparameter $R^2_{korr.}$ sowie MAPE und nRMSE zurückgegriffen. Unter Anwendung der in Kapitel 4.5.3.4 vorgestellten Kreuzvalidierung wurden die Güteparameter entsprechend der etablierten wissenschaftlichen Praxis anhand unbekannter Daten berechnet. Dabei gilt es die folgenden zwei separaten Betrachtungen zu unterscheiden:

1. Die Bestimmung der Prognosegüte standortindividueller Regressionsmodelle
2. Die Bestimmung der Prognosegüte der Branchenlastprofile

Die Prognosegüte standortindividueller Regressionsmodelle (1.) dient der Beurteilung des grundsätzlichen Abbildungsvermögens des regressionsanalytischen Modellansatzes, während die Prognosegüte der Branchenlastprofile (2.) Informationen zur Heterogenität einer Branche enthält. So spricht eine hohe Prognosegüte standortindividueller Regressionsmodelle einer Branche bei gleichzeitig geringer Prognosegüte des dazugehörigen Branchenlastprofils für eine ausgeprägte Heterogenität dieser Branche. Im Umkehrschluss weist eine geringe Differenz zwischen standortindividueller und branchenübergreifender Prognosegüte auf eine homogene Branche bezüglich zugrundeliegender Lastgangdaten hin. Beide Prognosegütebetrachtungen können zudem Hinweise auf strukturelle Ausreißer in den Daten liefern, die anschließend aus dem Datensatz entfernt werden. Tabelle 12.10 bis Tabelle 12.12 (Anhang 12.5) charakterisiert die Heterogenität je Branche anhand der Differenz des MAPE zwischen standortindividuellen Regressionsmodellen und Branchenlastprofilen.

Abbildung 4.24 veranschaulicht das Vorgehen der Bestimmung der Prognosegüte der standortindividuellen Regressionsmodelle (1.). In der Durchführung der Kreuzvalidierung für standortindividuelle Regressionsmodelle wurde jeder einzelne Standort (C1, C2, …) separat betrachtet. Dabei wurden die Lastgangdaten jedes einzelnen Standorts mittels SciKit-basierter Funktion ShuffleSplit in Trainings- und Validierungsdaten im Verhältnis 80:20 pseudo-zufällig[16] aufgeteilt. Je Standort wurden fünf unterschiedliche Aufteilungen (Split 1-5) vorgenommen und anschließend je Split eine Regressionsanalyse auf Basis der jeweiligen Trainingsdaten durchgeführt. In Summe wurden je Standort also fünf Regressionsanalysen (OLS-Model1-5) jeweils mit einer unterschiedlichen Aufteilung von Trainings- zu Validierungsdaten durchgeführt. Für jedes einzelne der fünf regressionsanalytischen Modelle (OLS-Model 1, OLS-Model 2, …) wurden anschließend mittels Prognose (Prediction 1-5) und Gegenüberstellung anhand der zurückgehaltenen Validierungsdaten die Güteparameter (z.B. MAPE Split 1, MAPE Split 2, …) ermittelt. Die aus den fünf Splits gemittelten Güteparameter wurden schließlich je Standort ausgegeben (Avg. MAPE C1, Avg. MAPE C2, …). Die standortspezifischen Güteparameter wurden wiederum innerhalb der Branche gemittelt.

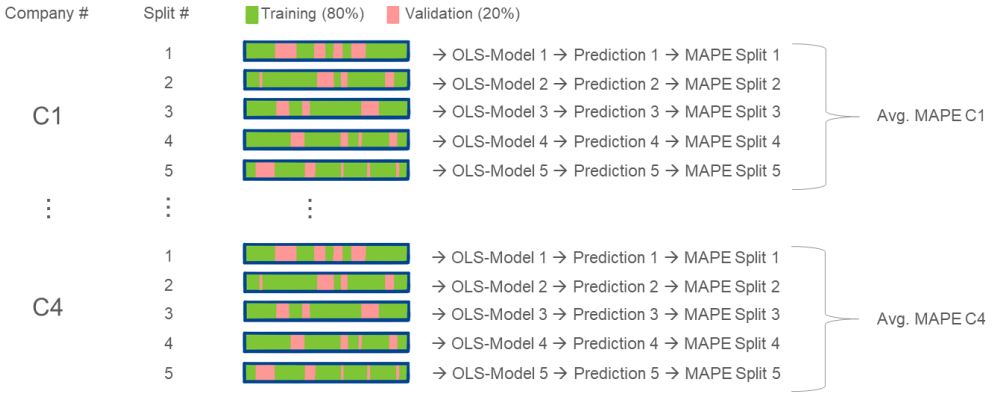


Abbildung 4.24: Veranschaulichung des Prinzips der Kreuzvalidierung zur robusten Bestimmung der Prognosegüte standortindividueller Regressionsmodelle, eigene Darstellung

Nach dem gleichen Prinzip, aber in der Durchführung komplexer, wurde die Bestimmung der Prognosegüte der Branchenlastprofile (2.) vorgenommen. Abbildung 4.25 veranschaulicht das entsprechende Vorgehen.

Für jede Branche wurden dabei fünf separate Branchenmodelle (Avg. 1 – Avg. 5) auf Basis der Trainingsdaten standortspezifischer regressionsanalytischer Modelle (OLS-Modell C1, OLS-Modell C2, …) erstellt. In einer Branche mit vier Standorten ergeben sich dabei 20 Regressionsanalysen[17], deren Regressionskoeffizienten dann je Split zu fünf separaten Branchenmodellen gemittelt werden (Avg. Coefficients Split 1, Avg. Coefficients Split 2 …). Für jedes einzelne der fünf separaten Branchenmodelle (Avg. 1, Avg. 2, …) werden anschließend die Güteparameter anhand zurückgehaltener Validierungsdaten der einzelnen Standorte (C1, C2, …) ermittelt. Im Ergebnis werden die standortspezifischen Güteparameter (z.B. MAPE 1, MAPE 2, …) jedes einzelnen Branchenmodells gemittelt (Avg. MAPE C1, Avg. MAPE C2, …).

[16] Pseudo-zufällig bezieht sich auf die Möglichkeit, die zufällige Aufteilung mittels Voreinstellung zu fixieren und damit reproduzierbar zu machen.

[17] Fünf Splits multipliziert mit vier Standorten

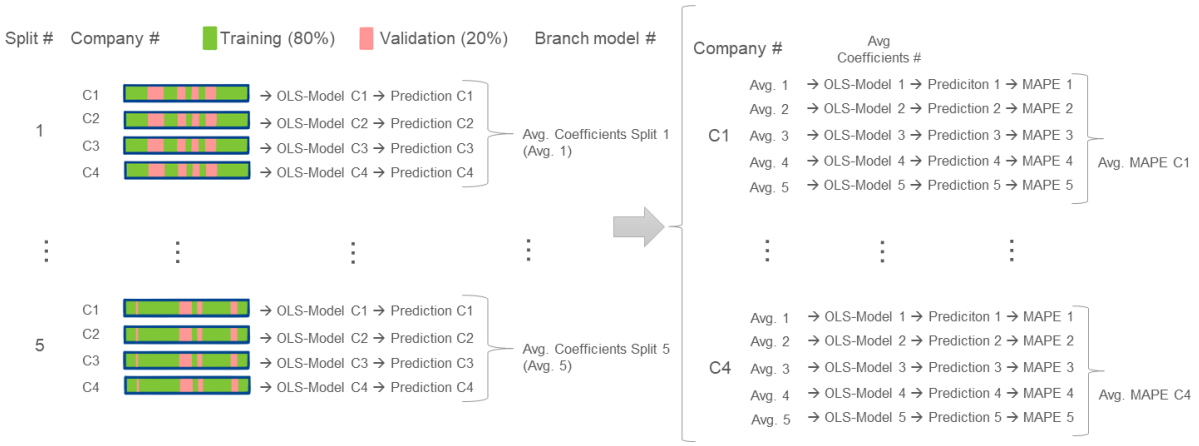


Abbildung 4.25: Veranschaulichung des Prinzips der Kreuzvalidierung zur robusten Bestimmung der Prognosegüte der Branchenlastprofile gegenüber zugrundeliegenden Realdaten, eigene Darstellung

4.5.5 Vorgehensweise der Validierung der zeitlichen Auflösung

Die Validierung der zeitlichen Verteilung der Modellergebnisse ist aufgrund der eingeschränkten Datenverfügbarkeit nicht trivial. Die erstellten Branchenlastprofile und Betriebsschichtregime müssen einerseits individuell sowie andererseits im Zusammenspiel in der Abbildung aggregierter regionaler Einheiten validiert und geprüft werden.

Die Validierung individueller wirtschaftszweigspezifischer Profile kann nur dort erfolgen, wo reale Lastgangdaten zur Modellerstellung und -prüfung vorhanden sind. Im Rahmen der Kreuzvalidierung wurde jedes einzelne Branchenprofil anhand unbekannter Datenausschnitte geprüft (vgl. Kapitel 4.5.3.4). Die Prognosegüte aller Branchenlastprofile, die sich aus der Kreuzvalidierung ergibt, wird detailliert im Anhang (Kapitel 12.5) aufgeführt und kann methodisch als robust angesehen werden.

In Ergänzung zur Validierung individueller Profile muss das Zusammenspiel der branchenspezifischen Modelle anhand aggregierter regionaler Einheiten validiert und geprüft werden. Die kleinsten regionalen Einheiten des Modelloutputs in DemandRegio sind die Landkreise, deren Strom- und Gasverbrauch in zeitlich hoher Auflösung modelliert werden kann. Reale Lastgangdaten auf Ebene der Landkreise existieren allerdings nur in Ausnahmefällen, und wenn überhaupt nur für Stromlasten. Die wesentliche Datengrundlage für eine derartige Validierung der DemandRegio Modellergebnisse stellen die Summenlastgänge der Stromverteilnetzbetreiber dar, die aufgrund der Veröffentlichungspflichten nach (§ 17 StromNZV) teilweise verfügbar sind (vgl. Kapitel 2.3.1.2). In den wenigen Fällen, wo Landkreisgrenzen mit Verteilnetzgebieten übereinstimmen und die Summenlastgänge der Verteilnetzbetreiber zugänglich sind, kann eine Validierung des aggregierten Modelloutputs für den Stromverbrauch erfolgen. Diese Validierung wurde für die verfügbaren Datensätze von zehn Verteilnetzbetreibern jeweils über mehrere Jahre durchgeführt. Mittels ENTSO-E Summenlast wurde die Validierung zusätzlich zur Ebene der Landkreise auch für das Gebiet der Bundesrepublik Deutschland durchgeführt.

Als anschließende Analyse individueller wirtschaftszweigspezifischer Profile würde sich der Vergleich zwischen Branchenlastprofilen und VDEW-Standardlastprofilen anbieten, um strukturelle Unterschiede der Modellierung einzelner Wirtschaftszweige zu bestimmen und den Mehrwert einer feineren wirtschaftszweigspezifischen Auflösung herauszuarbeiten.

4.6 Fortschreibung

Die Fortschreibung erfolgt im Wesentlichen auf der Stufe der räumlichen Verteilung bevor anschließend mit den für zukünftige Jahre generierten Profile zeitliche verteilt wird. Die Eingangsdaten der räumlich hochaufgelösten Modellierung liegen übereinstimmend für die Jahre 2008 bis 2017 vor. Vor und nach diesen Jahren werden jeweils die zuletzt verfügbaren Datensätze verwendet.

Für die Fortschreibung werden zunächst die spezifischen Verbräuche gemäß den letzten verfügbaren Informationen aus den Statistiken (insbesondere UGR und JEVI) nach den Verfahren aus den Kapiteln 4.3.1 und 4.3.2 ermittelt. Anschließend werden die fortgeschriebenen Angaben der sozialversicherungspflichtig Beschäftigten herangezogen, die auf der Arbeitsmarktprognose des BMAS [182] und der Raumordnungsprognose 2035 [185] beruhen (siehe Abschnitt 4.2.2).

Eine Fortschreibung die alleinig auf der Entwicklung der Beschäftigtenzahlen beruht kann für eine Reihe von WZ, insbesondere im GHD Sektor, ein geeignetes Verfahren sein. Allerdings kann nicht in jeder Branche ein Zusammenhang zwischen den Beschäftigtenzahlen und dem Energieverbrauch nachgewiesen werden. In einigen Branchen der Schwerindustrie, wie z. B. der metallverarbeitenden Industrie, ergab ein Vergleich der Statistiken aus der JEVI [83] mit denen der Bundesagentur für Arbeit [180] über mehrere Jahre, dass trotz eines Rückgangs der Beschäftigtenzahlen ein nahezu konstant bleibender Energieverbrauch verzeichnet werden konnte.

Deshalb existiert neben der Fortschreibung über die Beschäftigtenzahlen die Option, die spezifischen Verbräuche mit jährlichen Änderungsraten zu belegen, um bspw. Effizienzsteigerungsraten oder Automatisierung je WZ und Energieträger abbilden. Diese ist über den Parameterdatensatz `Efficiency_Enhancement_Rates.xlsx` zu definieren, welcher über die entsprechende Excel Datei aus dem Ordner `data_in/temporal` eingelesen wird.

Für die zeitliche Auflösung zukünftiger regionaler Jahresverbräuche werden die Kalender für die zukünftigen Jahre herangezogen. Diese sind für den Stromverbrauch des GHD- und des industriellen Sektors maßgeblich sowie für den Gasverbrauch des industriellen Sektors. Im Falle des Gasverbrauchs des GHD Sektors werden den zukünftigen Jahren vergangene Wetterjahre zugeordnet. Diese Zuordnung wird im Modul `config.py` in der Funktion `hist_weather_year()` vorgenommen und kann frei gewählt werden. In der Grundeinstellung werden die historischen Jahre folgendermaßen zugeordnet: 2019: 2006, 2020: 2008, 2021: 2009, 2022: 2010, 2023: 2011, 2024: 2012, 2025: 2013, 2026: 2014, 2027: 2015, 2028: 2016, 2029: 2017, 2030: 2018, 2031: 2007, 2032: 2008, 2033: 2009, 2034: 2010, 2035: 2021.

5 Ergebnisse

Das in Abschnitt 4 beschriebene Verfahren wurde mit der Programmiersprache Python implementiert und als Toolbox veröffentlicht (siehe Abschnitt 6.2). Für ein tieferes Verständnis der Funktionalitäten und die Bereitstellung der Ergebnisse wird an dieser Stelle ein Blick in die Jupyter-Notebooks im GitHub Repositorium empfohlen [195]. Im folgenden Kapitel werden ausgewählte Ergebnisse der räumlich und zeitlich hochaufgelösten Modellierung präsentiert.

5.1 Gesamtübersicht der aggregierten Ergebnisse

Die Eingangsdaten liegen übereinstimmend für die Jahre 2008 bis 2017 vor, weshalb an dieser Stelle Ergebnisse für diesen Zeitraum präsentiert werden. Die Gesamtverbräuche für Strom und Erdgas für die Sektoren GHD und Industrie sind Tabelle 5.1 zu entnehmen.

Tabelle 5.1: Ergebnisse Gesamtverbrauch Strom und Erdgas nach Sektoren 2015

Jahr	Strom I [TWh]	Gas I [TWh]	Strom GHD [TWh]	Gas GHD [TWh]	Strom HsH [TWh]	Gas HsH [TWh]
2008	241,92	302,83	150,88	119,24	139,5	261,22
2009	239,91	302,38	152,76	120,04	139,2	257,86
2010	239,12	304,49	154,64	120,83	141,7	282,36
2011	239,30	304,46	154,64	119,58	136,9	234,83
2012	239,91	304,29	154,65	118,32	138	245,42
2013	238,73	304,62	154,65	117,06	137	268,33
2014	240,68	304,70	154,65	115,80	129,7	222,75
2015	238,28	303,62	158,60	114,41	132	241,17
2016	238,64	310,01	160,42	113,01	128,2	261,92
2017	241,90	321,63	155,95	115,01	128,2	273,28
I = Industrie;GHD = Gewerbe, Handel und Dienstleistungen; HsH = Haushalte						

Abbildung 5.1 zeigt den zeitlichen Verlauf der Jahresgrößen. Der nahezu konstante Verlauf von Industrie- und GHD-Verbräuchen erscheint zunächst überraschend, lässt sich allerdings durch die Anpassung der spezifischen Verbräuche an die ebenfalls nahezu konstanten Werte in der der UGR ($id_{spatial} = 71$, siehe Abschnitt 4.3) erklären.

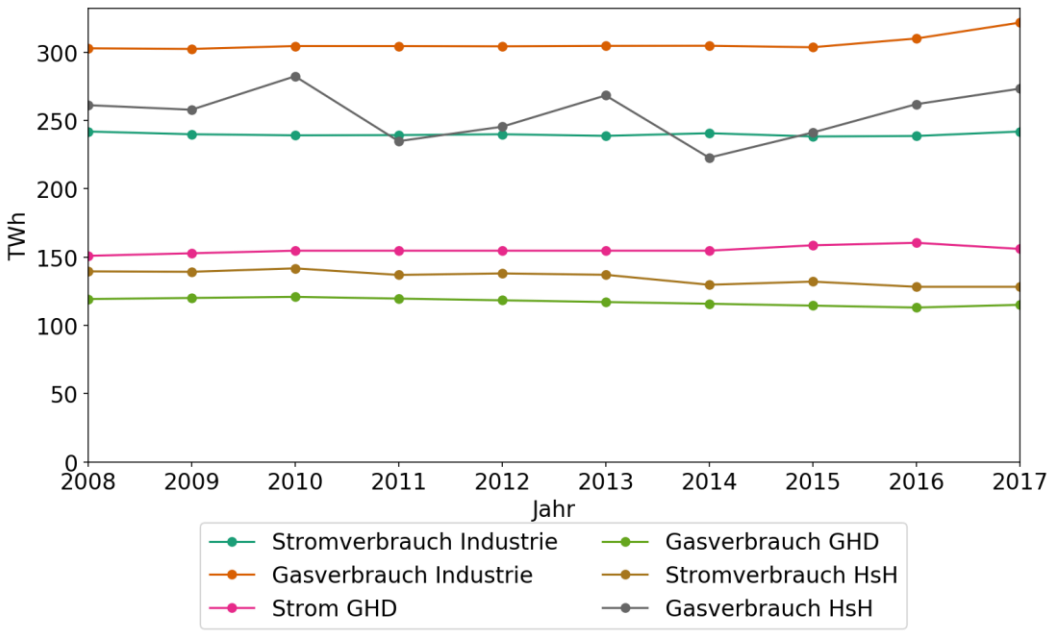


Abbildung 5.1: Jahresendenergieverbrauch auf Bundesebene nach Sektoren und Energieträger, 2008-2017, eigene Darstellung

5.2 Ergebnisse der räumlich hochaufgelösten Modellierung

Die Ergebnisse der räumlichen Auflösung werden exemplarisch für das Jahr 2015 gezeigt. Die Karten in Abbildung 5.2 zeigen die Stromverbräuche des GHD (englisch CTS), des Industrie und des Haushaltssektors auf Ebene der Landkreise.

Der absolute GHD-Stromverbrauch ist in den urbanen Zentren Berlin, Hamburg, München besonders hoch, was vor den Hintergrund der hohen Anzahl an Betrieben in diesem Sektor in städtischen Regionen plausibel ist. Die Top 10 der Landkreise mit dem höchsten Stromverbrauch im GHD Sektor sind Tabelle 5.2 zu entnehmen. Bezogen auf die Fläche des jeweiligen Landkreises weisen insbesondere München und Frankfurt a. M. aber auch Stuttgart die höchsten Werte von 10 bis 14 GWh/km² auf (siehe Anhang, Abbildung 12.3).

Tabelle 5.2: Top 10 Landkreise Stromverbrauch GHD, 2015

Kreis	Stromverbrauch [GWh]
Berlin	8459,6
Hamburg	5572,2
München, Kreisfreie Stadt	4618,0
Frankfurt am Main, Kreisfreie Stadt	3157,6
Köln, Kreisfreie Stadt	2933,3
Region Hannover	2589,6
Düsseldorf, Kreisfreie Stadt	2332,0
Stuttgart, Stadtkreis	2145,8
Nürnberg, Kreisfreie Stadt	1559,6
Bremen, Kreisfreie Stadt	1476,5

Der industrielle Stromverbrauch ist insbesondere in den Zentren der Metall- und chemischen Industrie wie im Rhein-Kreis Neuss, in Ludwigshafen am Rhein, in Duisburg, im Rhein-Erft-Kreis und in Hamburg besonders hoch. Die Top 10 der Landkreise mit dem höchsten Stromverbrauch im industriellen Sektor sind Tabelle 5.3 zu entnehmen. Die Tabelle zeigt die Ergebnisse sowohl inklusive als auch exklusive des Stromverbrauchs aus industrieller Eigenerzeugung. Die Gesamtdifferenz über alle LK und WZ beläuft sich auf 46,4 TWh für 2015. Bezogen auf die Fläche des jeweiligen Landkreises weist insbesondere Ludwigshafen einen sehr hohen Wert von 80 GWh/km² auf (siehe Anhang, Abbildung 12.3).

Tabelle 5.3: Top 10 Landkreise Stromverbrauch Industrie, 2015

Kreis	SV inkl. Eigenerz. [GWh]	SV exkl. Eigenerz. [GWh]
Rhein-Kreis Neuss	6701,2	5113,4
Ludwigshafen am Rhein, Kreisfreie Stadt	6355,1	4594,6
Duisburg, Kreisfreie Stadt	5926,8	4521,3
Rhein-Erft-Kreis	5572,6	4160,1
Hamburg	5367,3	3415,8
Stade	4939,6	3753,4
Altötting	4275,7	3110,8
Saalekreis	3177,1	2352,6
Recklinghausen	2967,5	2236,9
Essen, Kreisfreie Stadt	2888,2	2348,7

Für den Haushaltssektor werden hier die Ergebnisse des Top-Down Verfahrens (siehe Abschnitt 3.3.1) besprochen. Der Stromverbrauch im Haushaltssektor ist insgesamt in etwa so hoch, wie im GHD Sektor. Auch die Zentren des Verbrauchs sind ähnlich, da es sich hier um die bevölkerungsreichen Landkreise handelt. Die Top 10 der Landkreise sind Tabelle 5.4 zu entnehmen. Bezogen auf die Fläche ist der Verbrauch in München mit ca. 10 GWh/km² besonders hoch (siehe Anhang, Abbildung 12.3). Dies ist auch dadurch zu erklären, dass die Verteilung auch das Einkommen im jeweiligen Landkreis berücksichtigt, welches in München besonders hoch ist.

Tabelle 5.4: Top 10 Landkreise Stromverbrauch Haushalte, 2015

Kreis	Stromverbrauch [GWh]
Berlin	5253,0
Hamburg	3276,2
München, Kreisfreie Stadt	3242,0
Region Hannover	1761,9
Köln, Kreisfreie Stadt	1709,0
Frankfurt am Main, Kreisfreie Stadt	1177,0
Düsseldorf, Kreisfreie Stadt	1146,8
Stuttgart, Stadtkreis	1142,8
Rhein-Sieg-Kreis	946,8
Ludwigsburg	938,6

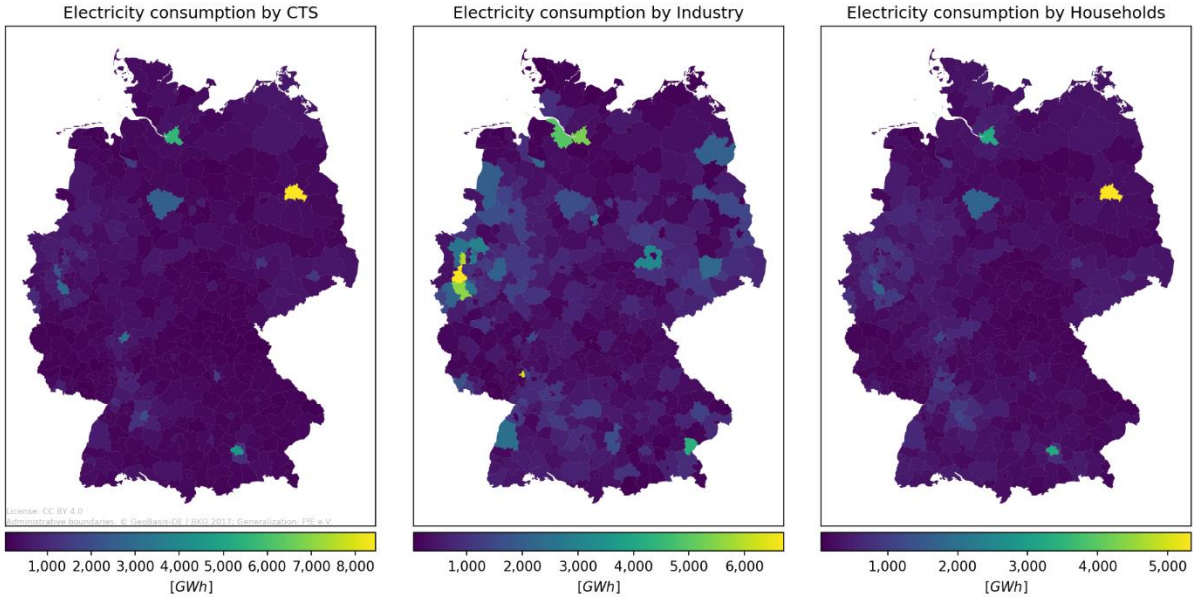


Abbildung 5.2: Regionaler Stromverbrauch des GHD-, Industrie- und Haushaltssektors, 2015, eigene Darstellung

Die Karten in Abbildung 5.3 zeigen die Gasverbräche des GHD (englisch CTS), Industrie- und Haushaltssektors auf Ebene der Landkreise.

Der absolute gewerbliche Gasverbrauch ist analog zum Stromverbrauch in den urbanen Zentren Berlin, Hamburg und München am höchsten. Die Top 10 der Landkreise mit dem höchsten Gasverbrauch im GHD Sektor sind Tabelle 5.5 zu entnehmen. Bezogen auf die Fläche des jeweiligen Landkreises weisen insbesondere München und Frankfurt a. M. aber auch Stuttgart die höchsten Werte von 8 bis 10 GWh/km² auf (siehe Anhang, Abbildung 12.4).

Tabelle 5.5: Top 10 Landkreise Gasverbrauch GHD, 2015

Kreis	GV [GWh]
Berlin	5984,7
Hamburg	3660,2
München, Kreisfreie Stadt	3288,1
Köln, Kreisfreie Stadt	2175,0
Frankfurt am Main, Kreisfreie Stadt	2128,5
Region Hannover	1956,8
Düsseldorf, Kreisfreie Stadt	1591,3
Stuttgart, Stadtkreis	1545,1
Dresden, Kreisfreie Stadt	1097,6
Nürnberg, Kreisfreie Stadt	1088,6

Der industrielle Gasverbrauch ist insbesondere in den Zentren der chemischen Industrie wie Ludwigshafen am Rhein oder Wittenberg am höchsten. Die Top 10 der Landkreise mit dem höchsten Gasverbrauch im industriellen Sektor sind Tabelle 5.6 zu entnehmen. Die Tabelle zeigt die Ergebnisse sowohl inklusive als auch exklusive des Gasverbrauchs für die Stromproduktion in Industriekraftwerken. Im Jahr 2015 belief sich die Differenz

Tabelle 5.6: Top 10 Landkreise Gasverbrauch Industrie, 2015

Kreis	GV inkl. Eigenerz. [GWh]	GV exkl. Eigenerz. [GWh]
Ludwigshafen am Rhein, Kreisfreie Stadt	29183,9	25486,6
Wittenberg	11865,1	10421,7
Köln, Kreisfreie Stadt	7720,0	6287,4
Hamburg	6867,6	5577,7
Altötting	6141,3	5317,9
Rhein-Erft-Kreis	5454,7	4523,4
Kelheim	4883,9	4010,5
Steinburg	4570,1	3996,9
Emsland	3968,9	3422,4
Stade	3940,3	3436,2

zwischen diesen beiden Werten auf 42,5 TWh. Im Vergleich zum Wert der industriellen Stromproduktion (46,4 TWh) scheint dieser Wert plausibel, wenn man bedenkt, dass die industrielle Stromproduktion aus fossilen Brennstoffen nur etwa zu 42% auf Erdgas beruht. Der Rest wird durch Braunkohlen, Gicht- und Kokereigas sowie anderen Mineralölprodukten gedeckt [77, Z. 12]. Bezogen auf die Fläche des jeweiligen Landkreises weist insbesondere Ludwigshafen einen sehr hohen Wert von 350 GWh/km² auf (siehe Anhang, Abbildung 12.4).

Tabelle 5.7: Top 10 Landkreise Gasverbrauch Haushalte, 2015

Kreis	GV [GWh]
Berlin	6914,9
Region Hannover	4315,1
Hamburg	4128,0
Köln, Kreisfreie Stadt	3475,9
München, Kreisfreie Stadt	2516,2
Rhein-Sieg-Kreis	2320,8
Düsseldorf, Kreisfreie Stadt	2106,2
Städteregion Aachen	2007,2
Dortmund, Kreisfreie Stadt	2004,0
Frankfurt am Main, Kreisfreie Stadt	1964,2

Für den Haushaltssektor werden hier die Ergebnisse des Top-Down Verfahrens (siehe Abschnitt 3.3.1) dargestellt. Es ergibt sich eine ähnliche räumliche Verteilung wie beim Stromverbrauch auch wenn das Einkommen an dieser Stelle nicht mit einfließt. Stattdessen ist die Wohnfläche maßgeblich, da der überwiegende Teil des Gasverbrauchs der Bereitstellung von Raumwärme dient. Bezogen auf die Fläche des jeweiligen Landkreises zeigen insbesondere die städtischen Regionen Berlin, München und Hamburg sowie die Ballungsräume Rhein-Ruhr, Rhein-Main und Rhein-Neckar hohe Verbräuche von ca. 8 GWh/km² auf (siehe Anhang, Abbildung 12.4).

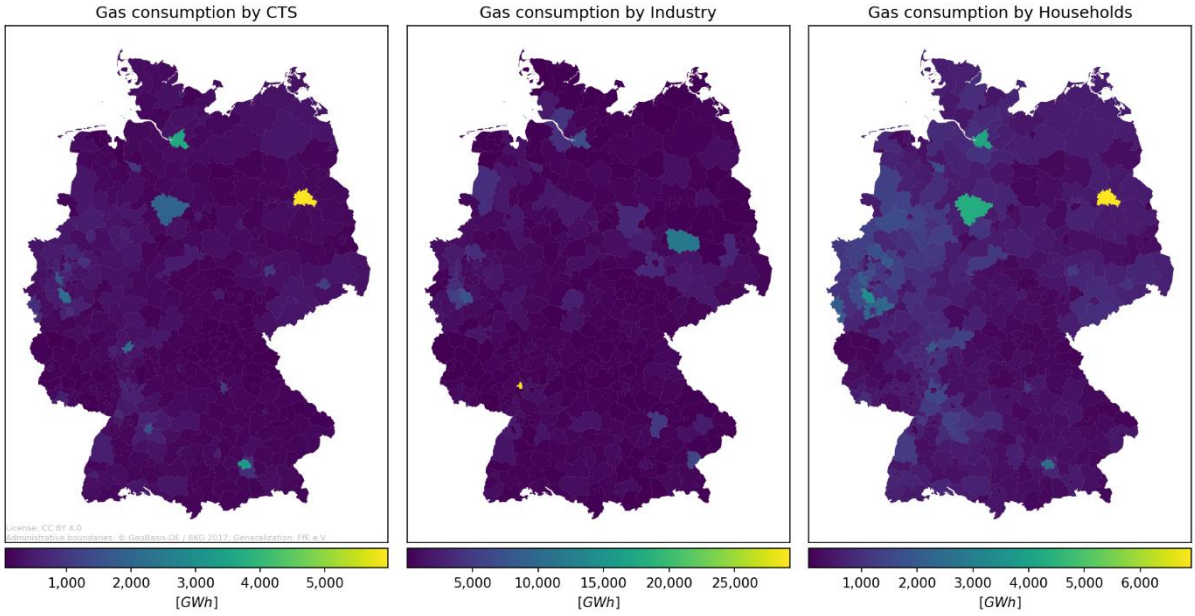


Abbildung 5.3: Regionaler Gasverbrauch des GHD-, Industrie- und Haushaltssektors, 2015, eigne Darstellung

5.3 Ergebnisse des generischen Verfahrens zur zeitlichen Auflösung

Die generischen Verfahren der zeitlichen Auflösung der regionalen Energieverbräuche basieren im Falle des GHD Sektors auf den Standardlastprofilen (SLP) und im Industriesektor auf den Betriebsschichtprofilen (BSP) (siehe Abschnitt 4.4). Da die SLP bereits in zahlreichen Veröffentlichungen thematisiert werden, wird an dieser Stelle nur kurz darauf eingegangen. Die Ergebnisse der zeitlichen Auflösung des Stromverbrauchs im GHD Sektor sind im `disaggregator` über die Funktion `disagg_temporal_power_CTS()` im Modul `temporal.py` generierbar. Wird das Argument `detailed` auf `True` gesetzt, gibt die Funktion die Ergebnisse je Landkreis und Wirtschaftszweig mittels eines Multiindex aus. Abbildung 5.4 zeigt den Stromlastgang des GHD Sektors im Landkreis Berlin in stündlicher Auflösung für das Jahr 2015.

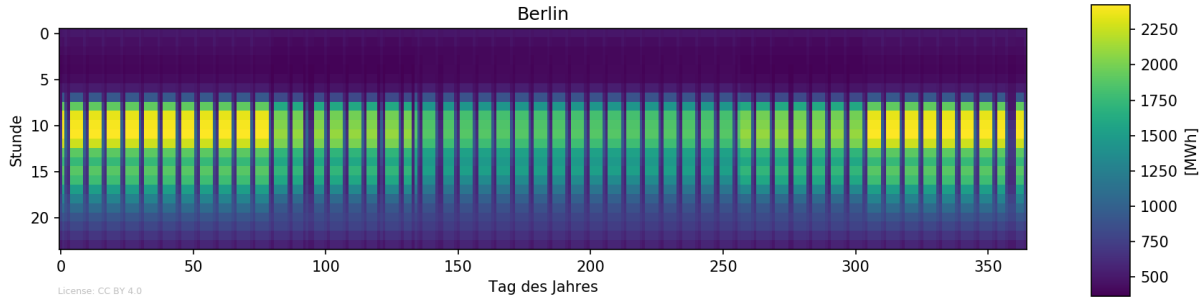


Abbildung 5.4: Stromlastgang GHD Berlin, 2015, eigne Darstellung

Die Ergebnisse der zeitlichen Auflösung des Gasverbrauchs im GHD Sektor sind über die Funktion `disagg_temporal_gas_CTS()` im Modul `temporal.py` generierbar. Analog zur Funktion für den Stromverbrauch können auch hier über das Argument `detailed` Lastgänge je Landkreis und Wirtschaftszweig abgerufen werden. Abbildung 5.5 zeigt den Gaslastgang des GHD Sektors im Landkreis Berlin in stündlicher Auflösung für das Jahr 2015.

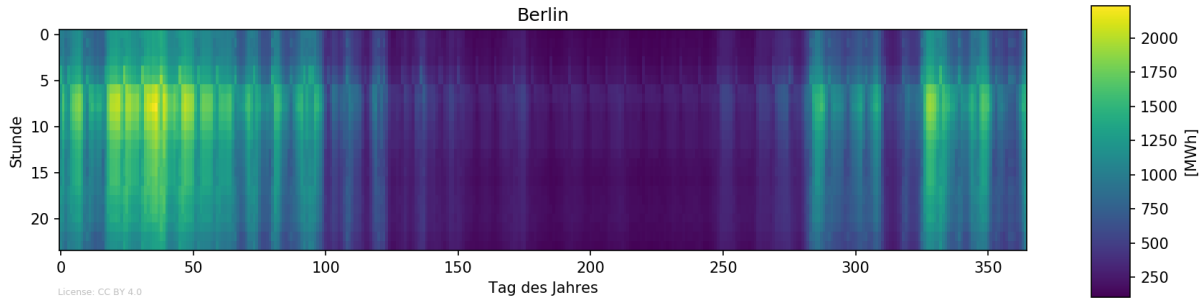


Abbildung 5.5: Gaslastgang GHD Berlin, 2015, eigene Darstellung

Die zeitlich hochaufgelöster Modellierung der Verbräuche im industriellen Sektor erfolgt mittels normierter BSP (siehe Abschnitt 4.4.2). Aus der Kombination von 1-Schicht, 2-Schicht und 3-Schicht, sowie 5, 6 und 7-Tage Wochen ergeben sich 9 verschiedene BSP-typen, die sich je Bundesland im Hinblick auf die Feiertage unterscheiden. Die BSP werden sowohl für den Gas- als auch für den Stromverbrauch angewendet. Das am häufigsten verwendete BSP ist das 3-

Schicht-7-Tage Profil S3_WT_SA_SO (siehe Tabelle 4.4), welches bei 10 Wirtschaftszweigen angewendet wird. Am zweithäufigsten mit einer jeweiligen Gültigkeit für 5 Wirtschaftszweige sind die BSP S2_WT, S2_WT_SA und S3_T_SA. In den folgenden Abbildungen ist exemplarisch das Profil S2_WT_SA dargestellt, welches beispielsweise auf den Wirtschaftszweig 22 „Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren“ angewendet wird.

Abbildung 5.6 zeigt den durchschnittlichen Wochenverlauf und Abbildung 5.7 den durchschnittlichen Tagesverlauf der Werktage und am Wochenende. Die leichten Schwankungen zwischen den Wochentagen sind auf Feiertage zurückzuführen, die wie Sonntage behandelt werden und an denen das Lastniveau entsprechend niedrig ist. Jahreszeitbedingte Lastschwankungen treten nicht auf, da die Profile lediglich von der Tageszeit und den Wochentagen abhängen.

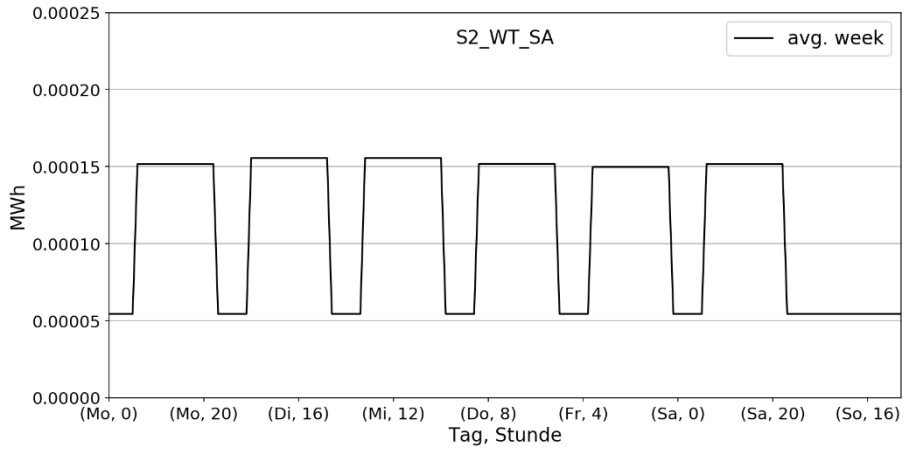


Abbildung 5.6: Durchschnittliche Woche des normierten BSP S2_WT_SA für Berlin, 2015, eigene Darstellung

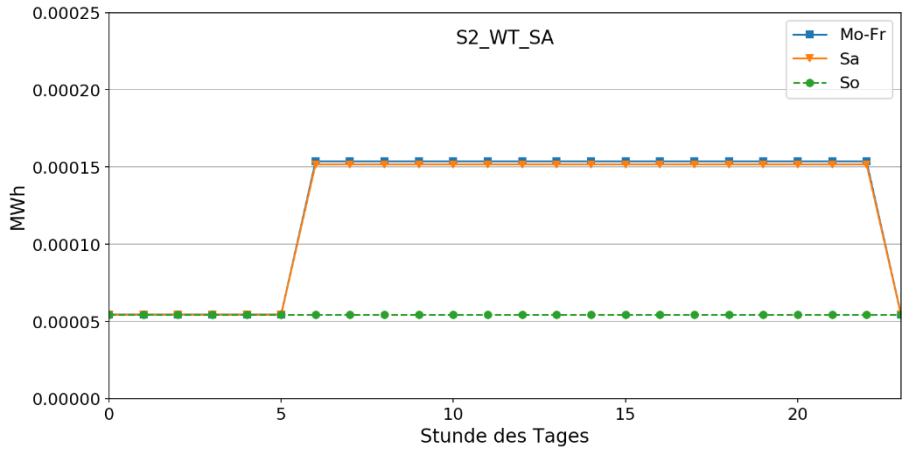


Abbildung 5.7: Durchschnittlicher Tag des normierten BSP S2_WT_SA für Berlin, 2015, eigene Darstellung

Aus den normierten Profilen können mithilfe der landkreis- und wirtschaftszweigspezifischen Verbräuche entsprechende Lastgänge erzeugt werden. Im `disaggregator-Tool` wird dies über die Funktion `disagg_temporal_industry()` im Modul `temporal.py` realisiert. Über den

Parameter `source` wird der Energieträger „power“ bzw. „gas“ bestimmt und über den Parameter `detailed` werden Lastgänge je LK und WZ mithilfe eines Multiindex ausgegeben. Der Parameter `no_self_gen` erlaubt es, das Ergebnis inklusive oder exklusive des Strom- bzw. Gasverbrauchs aus industrieller Eigenerzeugung auszugeben.

Abbildung 5.8 zeigt das Ergebnis aus der Zusammenführung der räumlich und zeitlich hochaufgelösten Modellierung des Stromverbrauchs im industriellen Sektor für Berlin im Jahr 2015. Das Profil der durchschnittlichen Woche zeigt, dass der überwiegende Teil des Verbrauchs mit dem 6-Tage-3-Schicht BSP „S3_WT_SA“ modelliert wird und ein kleinerer Anteil mit dem 6-Tage-2-Schicht BSP „S2_WT_SA“.

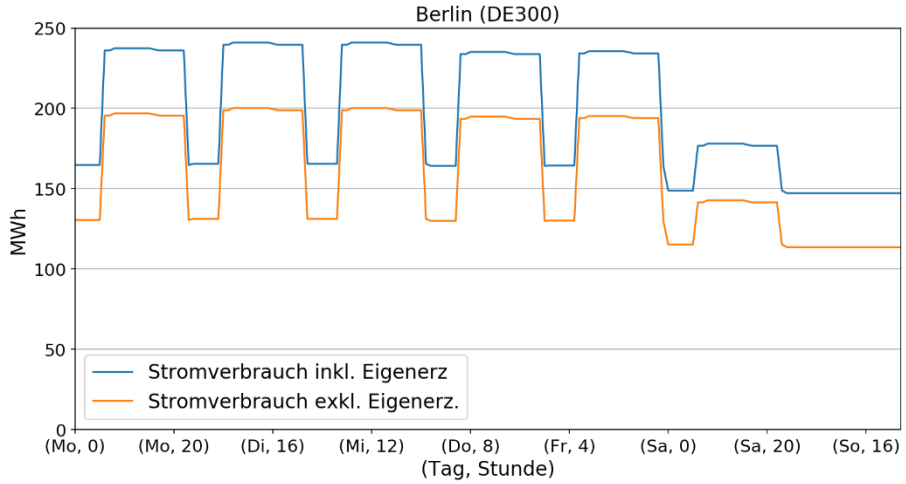


Abbildung 5.8: Lastgang des industriellen Stromverbrauchs mit und ohne Eigenerzeugung für die durchschnittliche Woche in Berlin, 2015, eigene Darstellung

5.4 Ergebnisse der realdatenbasierten zeitlichen Modellierung – Vorstellung der Branchenlastprofile

Die Ergebnisse der wirtschaftszweigspezifischen Modellierung des zeitlich hochaufgelösten Stromverbrauchs werden nachfolgend in Form der Branchenlastprofile vorgestellt. Dabei werden drei Branchenlastprofile im Detail dargestellt, um beispielhaft die folgenden unterschiedlichen Strukturmerkmale abzubilden:

- Ausgeprägte Tag-/Nacht- und Wochenstruktur (Kapitel 5.4.1, Büroähnliche Betriebe)
- Ausgeprägte Wochenstruktur (Kapitel 5.4.2, Kraftwagen und Kraftwagenteile)
- Ohne ausgeprägte Struktur (Kapitel 5.4.3, Papierherstellung)

Die Branchenlastprofile aller weiteren Wirtschaftszweige werden in strukturellen Merkmalen und der Modellgüte in Anhang 12.4 sowie Anhang 12.5 abgebildet. Die Branchenlastprofile sind zudem digital separat veröffentlicht unter https://www.er.tu-berlin.de/menue/forschung/abgeschlossene_forschungsvorhaben/demandregio/.

5.4.1 Branchenlastprofile mit ausgeprägter Tag-/Nacht- und Wochenstruktur – Büroähnliche Betriebe

Dem Branchenlastprofil der büroähnlichen Betriebe kommt aufgrund seiner Übertragbarkeit auf viele Branchen und dem damit verbundenen hohen Stromverbrauch eine hohe Relevanz zu. Im erweiterten Ansatz der Modellergebnisse von DemandRegio wurde das Branchenlastprofil für Büroähnliche Betriebe neben den angegebenen Wirtschaftszweigen WZ 64–71 ersatzweise auch für die Wirtschaftszweige WZ 58,59, 73, 74, 75, 78, 95, 96 und 99 verwendet. Büroähnliche Betriebe weisen dabei eine ausgeprägte Tag-/Nacht-Struktur auf, wie die Darstellung einer durchschnittlichen Woche in Abbildung 5.9 verdeutlicht. Die elektrische Energie wird überwiegend werktags verbraucht, wobei montags ein leicht reduziertes Niveau und Freitag ein früherer Lastabfall feststellbar ist. Der Lastanstieg morgens und der Lastabfall abends läuft gleichmäßig und kontinuierlich, was auf eine Verteilung des Arbeitszeitbeginns und -endes hinweist. Eine Mittagspause deutet sich kaum merklich zur Tagesmitte an.

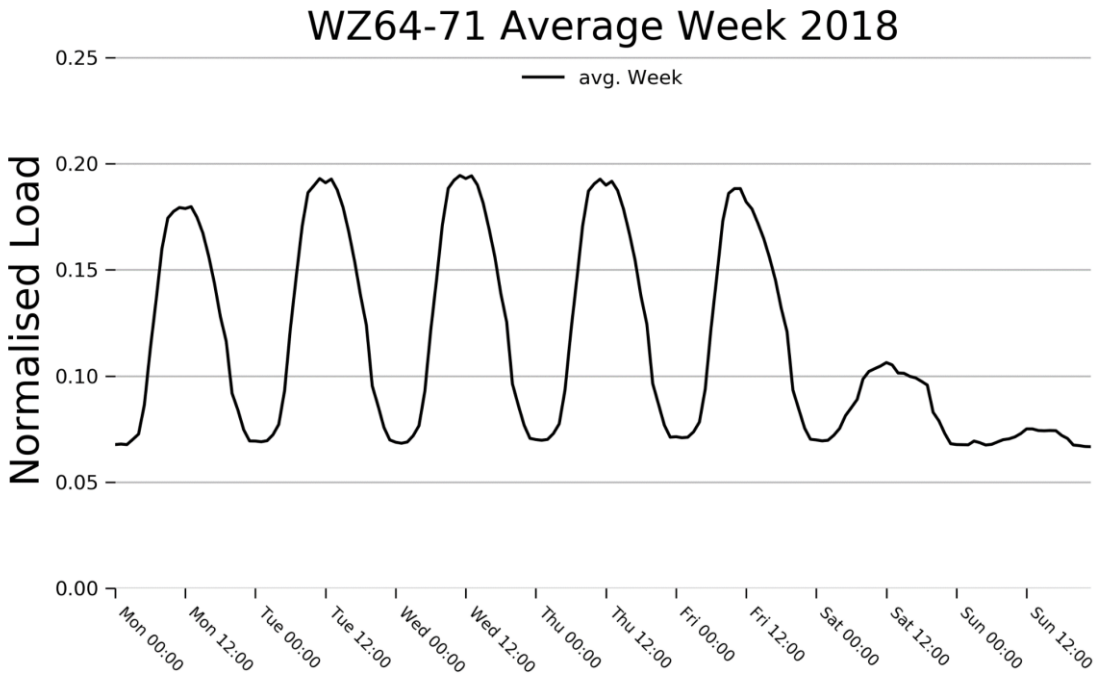


Abbildung 5.9: Durchschnittlicher Wochenlastgang des Branchenlastprofils WZ64-71 der büroähnlichen Betriebe, eigene Darstellung

Abbildung 5.10 verdeutlicht jahreszeitliche Unterschiede (links) sowie den charakteristischen Lastverlauf der Typtage (rechts). Im Falle der büroähnlichen Betriebe sind jahreszeitliche Schwankungen schwach ausgeprägt. So weist der Sommer eine um etwa 10% erhöhte Lastspitze gegenüber dem Winter und der Übergangszeit („restofyear“) auf, die auf einen erhöhten Energiebedarf der Gebäudelüftung und der Klimatisierung hindeutet. Bei Bürogebäuden mit Klimatisierung können diese Lastunterschiede durchaus höher ausfallen. Die Übergangszeit und die Winterzeit sind etwa auf gleichem Lastniveau. Mit Blick auf die Typtage (Abbildung rechts) lässt sich für samstags ein um mehr als 60% reduziertes Lastniveau erkennen, was darauf hindeutet, dass auch samstags Aktivitäten in büroähnlichen Betrieben feststellbar sind. Demgegenüber ist sonntags kaum Aktivität feststellbar, das Lastniveau befindet sich kaum

über dem Grundlastniveau. Das Grundlastniveau wiederum ist deutlich erkennbar und weist auf einen ausgeprägten Stand-Bye Verbrauch hin.

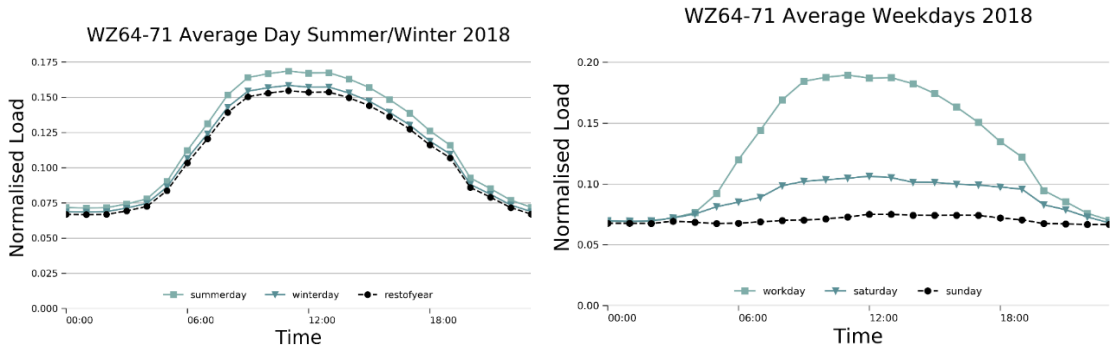


Abbildung 5.10: Durchschnittliche Tageslastgänge des Branchenlastprofils WZ64-71 der büroähnlichen Betriebe, links unterschiedliche saisonale Zeiträume (Sommer, Winter, Übergang), rechts unterschiedliche Typtage (Werktag, Samstag, Sonntag)

Abbildung 5.11 zeigt das prognostizierte Branchenlastprofil (blau) inklusive der 5%- und 95%-Vorhersageintervalle der Quantilsregression. Der ausgebildete Interquantilsabstand deutet auf ausgeprägte Varianzen innerhalb der Lasten der einzelnen Standorte hin. Da der Interquantilsabstand über die Zeit weitgehend konstant ist, ändern auch die Lastschwankungen ihre Stärke im zeitlichen Verlauf kaum. Insbesondere aber legen die Interquantilsabstände größere Lastschwankungen für Samstage nahe, was auf eine variierende Arbeitsaktivität an Samstagen hindeutet.

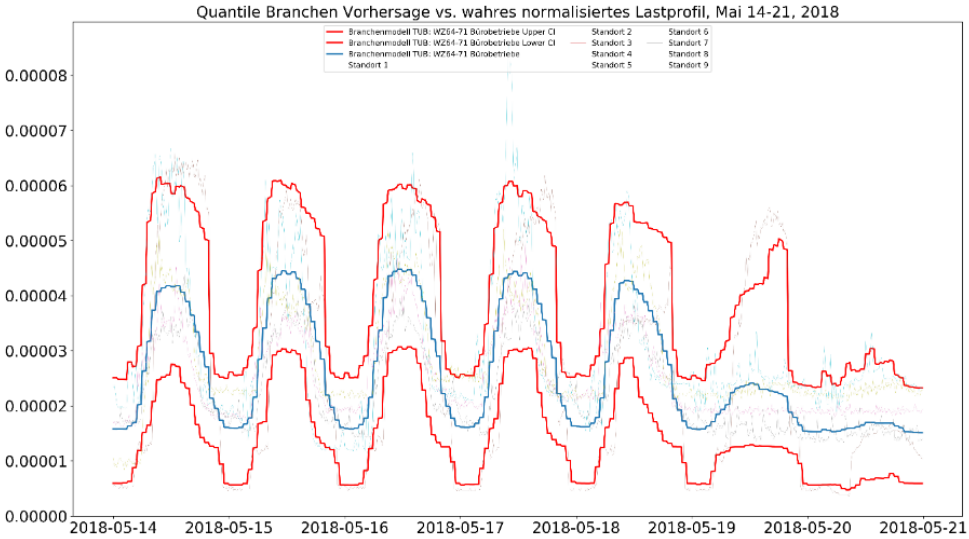


Abbildung 5.11: Prognostiziertes Branchenlastprofil (blau) und dazugehörige Vorhersageintervalle der Quantilsregression (rot) des Branchenlastprofils WZ64-71 der büroähnlichen Betriebe, eigene Darstellung

Tabelle 5.8: Güteparameter des Branchenlastprofils WZ64-71 der büroähnlichen Betriebe

WZ	Bezeichnung	Anzahl Datensätze	MAPE		R^2_{korr}		nRMSE	
			indiv.	Branche	indiv.	Branche	indiv.	Branche
64-71	Büroähnliche Betriebe	13	0,17	0,31	0,80	0,57	0,08	0,12

Tabelle 5.8 fasst die Güteparameter der Prognose für das Branchenlastprofil der büroähnlichen Betriebe zusammen. Dabei bezeichnen die individuellen Werte (vgl. indiv.) jeweils die gemittelten Güteparameter der einzelnen Standorte, während die Werte der Branche (vgl. Branche) die gemittelte Güte des Branchenlastprofils gegenüber den einzelnen Standorten widergibt. In die Erstellung des Branchenlastprofils für büroähnliche Betriebe sind insgesamt 13 Datensätze eingegangen, was im Hinblick auf die Relevanz der Branche mit eingeschränkter Repräsentativität verbunden ist. Die Prognosegüte liegt insgesamt im befriedigenden Bereich, mit einem durchschnittlichen MAPE des Branchenlastprofils von 31% und einem durchschnittlichen R^2_{korr} von 57%. Demgegenüber fällt die Prognosegüte individueller Standorte deutlich besser aus als die der Branche, was für eine gewisse Heterogenität der Branche bzw. der betrachteten Datensätze spricht. Auf letztere Heterogenität weisen auch die Interquantilsabstände aus Abbildung 5.11 hin.

5.4.2 Branchenlastprofile mit ausgeprägter Wochenstruktur – Kraftwagen und Kraftwagenteile

Das Branchenlastprofil der Kraftwagen und Kraftwagenteile zeichnet sich insbesondere durch eine typische Wochenstruktur aus, wie die Darstellung einer durchschnittlichen Woche in Abbildung 5.12 verdeutlicht. Über die Werktage bleibt die Last periodisch schwankend auf hohem Niveau, während am Samstag bis nachmittags ein schrittweiser Lastabfall beobachtet werden kann. Sonntagabends beginnt bereits die Spätschicht der neuen Woche. Eine Tag-/Nacht-Struktur ist unterhalb der Woche nur schwach ausgeprägt, was auf einen Dreischichtbetrieb hindeutet. Die Nachtschicht läuft werktags dennoch auf etwas reduziertem Niveau. Tagsüber sind wiederkehrende Schichtwechsel- und Pausenzeiten erkennbar.

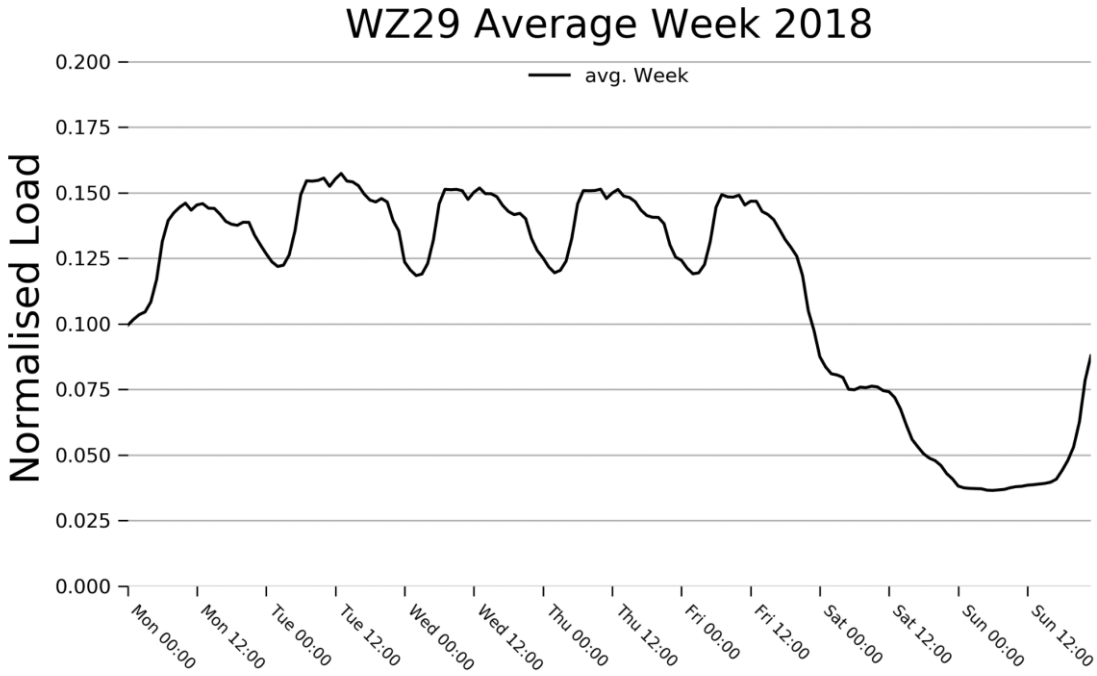


Abbildung 5.12: Durchschnittlicher Wochenlastgang des Branchenlastprofils WZ29 Kraftwagen und Kraftwagenteile, eigene Darstellung

Saisonale Unterschiede im Lastverhalten sind sehr gering ausgeprägt, wie Abbildung 5.13 links nahelegt. Die Sommerzeit weißt einen über den Tag gleichmäßig verteilten höheren Stromverbrauch auf, was auf Lüftungs- und Klimatisierungslasten zurückgehen könnte. Mit Blick auf die Typtage (Abbildung 5.13 rechts) lässt sich ein reduziertes Lastniveau in der Nachtschicht der Werktage von etwa 80% des Tageslastniveaus erkennen. Samstags fällt die Last nach der Frühschicht ab ca. 14:00 Uhr kontinuierlich ab, wobei die Folgewoche sonntagabends zwischen 21 – 22 Uhr beginnt.

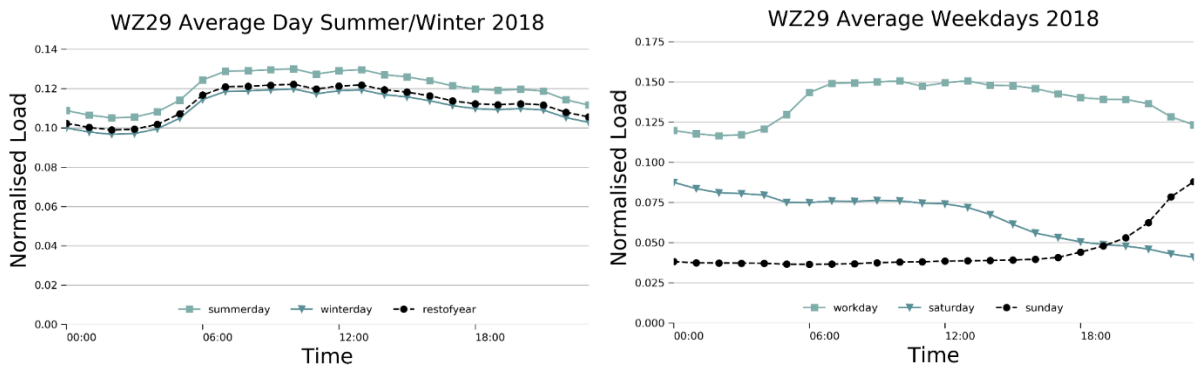


Abbildung 5.13: Durchschnittliche Tageslastgänge des Branchenlastprofils WZ29 Kraftwagen und Kraftwagenteile, links unterschiedliche saisonale Zeiträume (Sommer, Winter, Übergang) rechts unterschiedliche Typtage (Werktag, Samstag, Sonntag), eigene Darstellung

Wie aus Abbildung 5.14 hervorgeht, beschreibt der Interquantilsabstand der Vorhersageintervalle eine relativ große Varianz der auftretenden Lasten, die über die Werktage (tagsüber wie nachts) etwas stärker ausgeprägt sind als am Wochenende.

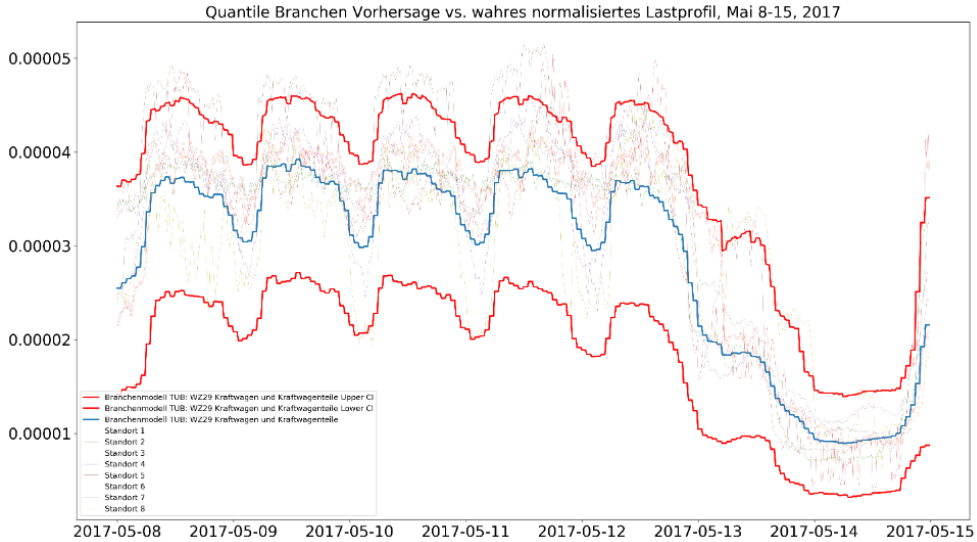


Abbildung 5.14: Prognostiziertes Branchenlastprofil (blau) und dazugehörige Vorhersageintervalle der Quantilsregression (rot) des Branchenlastprofils WZ29 Kraftwagen und Kraftwagenteile, eigene Darstellung

Tabelle 5.9: Güteparameter des Branchenlastprofils WZ29 Kraftwagen und Kraftwagenteile

WZ	Bezeichnung	Anzahl Datensätze	MAPE		R^2_{korr}		nRMSE	
			indiv.	Branche	indiv.	Branche	indiv.	Branche
29	Kraftwagen und Kraftwagenteile	21	0,35	0,52	0,76	0,69	0,12	0,14

Tabelle 5.9 fasst die Güteparameter der Prognose für das Branchenlastprofil der Kraftwagen und Kraftwagenteile zusammen. In die Erstellung des Branchenlastprofils von Kraftwagen und Kraftwagenteile sind 21 Datensätze eingegangen, was im Hinblick auf die Größe der einzelnen Standorte als sehr gut bewertet werden kann. Die Abbildungsgüte des Modells ist mit Blick auf einen R^2_{korr}. der Branche von 69% im Hinblick auf eine gewisse Varianz auftretender Lasten (vgl. Abbildung 5.14) als gut zu bewerten. Der standortindividuelle und branchenübergreifende MAPE fällt hingegen nur mittelmäßig aus, was im Wesentlichen auf die vorhandene Varianz der Lasten (und die damit verbundene erschwerte Vorhersagbarkeit) sowie eine gewisse Heterogenität der Branche hindeutet. Die Prognostizierbarkeit der Branche ist folglich mit Einschränkungen verbunden.

5.4.3 Branchenlastprofile ohne ausgeprägte Struktur – Papierherstellung und -erzeugnisse

Wie Abbildung 5.15 verdeutlicht, weißt das Branchenlastprofil der Papierherstellung ein sehr ausgeglichenes und kaum schwankendes Lastverhalten über eine durchschnittliche Woche auf, was im Wesentlichen auf den durchgehenden Betrieb einer industriellen Papierherstellung zurückgeht. Im Lastprofil sind werktags sehr leichte Tagesschwankungen zu erkennen, was auf den bürobasierten Anteil des Energieverbrauchs zurückgeht. Die deutlichen Fluktuationen und Lasteinbrüche, die in realen Lastgangdaten der Branche zu erkennen sind, finden dabei kaum Eingang in die Darstellung der durchschnittlichen Woche des Branchenlastprofils, was auf die stochastische Natur der Fluktuationen zurückzuführen ist. Die Regressionsanalyse zeigt allerdings, dass diese Schwankungen sehr wohl maßgeblichen Einfluss in Richtung einer Mittelung (und damit Reduktion) des Branchenlastprofils haben können. Um diese Mittelung des Lastniveaus durch auftretende Schwankungen zu vermeiden und um ein repräsentatives Lastprofil abbilden zu können, wurden die Lastschwankungen als prozessendogene Produktions- und Betriebsferienvariable im Modell berücksichtigt (vgl. Kapitel 4.5.4.1). Das erstellte Branchenlastprofil weißt keine ausgeprägten stochastischen Schwankungen auf; die Betriebsferien des erstellten Branchenlastprofils wurden festgesetzt auf die Zeit vom 02.08. bis zum 14.08. sowie vom 22.12. bis zum 02.01.

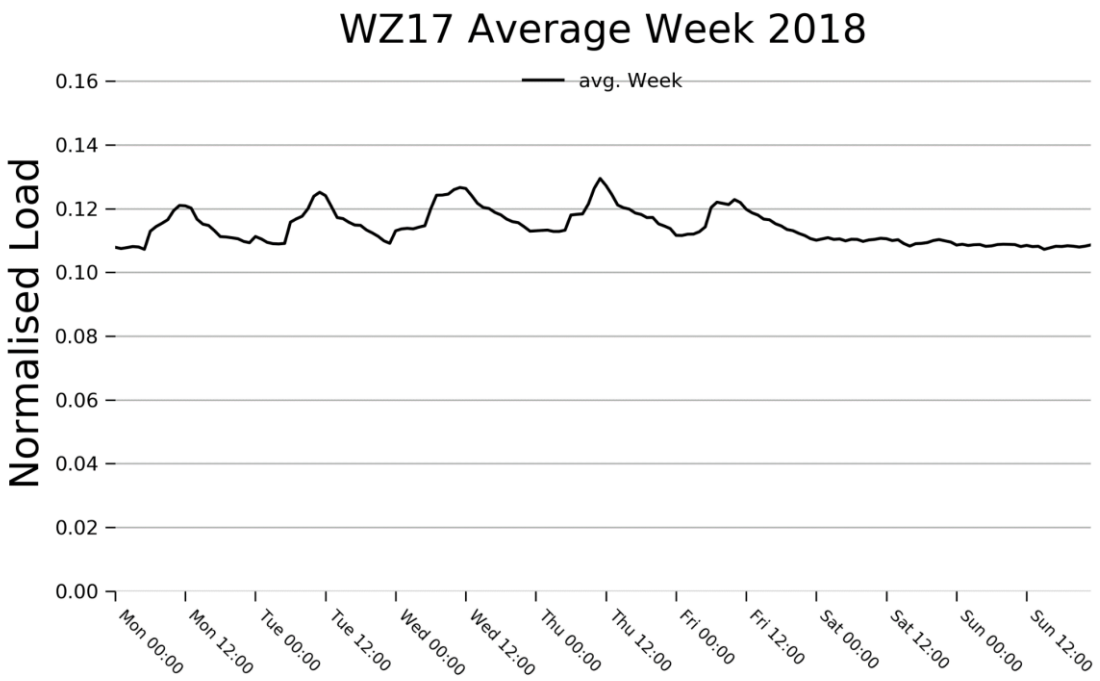


Abbildung 5.15: Durchschnittlicher Wochenlastgang des Branchenlastprofils WZ17 der Papierherstellung und –erzeugnisse, eigene Darstellung

Wie Abbildung 5.16 (links) nahelegt, sind jahreszeitliche Lastschwankungen in der Papierherstellung ebenfalls sehr schwach ausgeprägt, wobei die Übergangszeit mit leicht höheren Lasten verbunden ist. Im Profil der Typtage lässt sich das im Tagesverlauf ausgeglichene Lastprofil erkennen. Das Lastniveau an Werktagen ist dabei leicht (10%) erhöht gegenüber den Wochenend-Tagen (Abbildung 5.16 (rechts)).

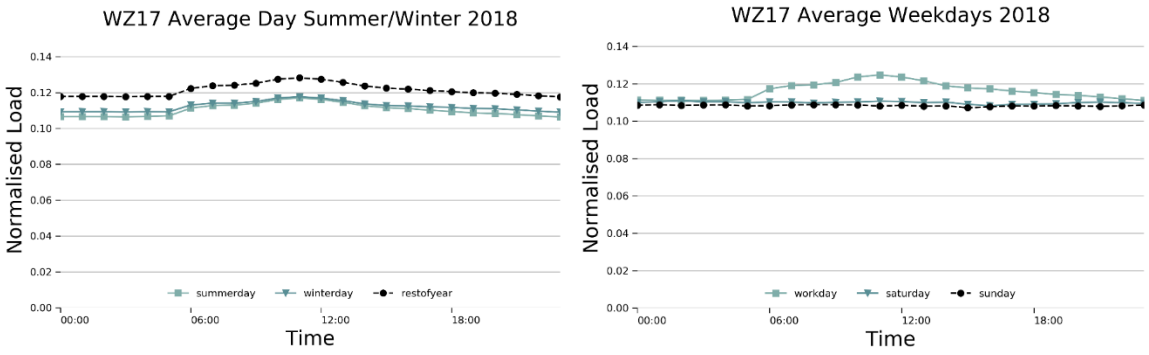


Abbildung 5.16: Durchschnittliche Tageslastgänge des Branchenlastprofils WZ17 der Papierherstellung und -erzeugnisse, links unterschiedliche saisonale Zeiträume (Sommer, Winter, Übergang) rechts unterschiedliche Typtage (Werktag, Samstag, Sonntag), eigene Darstellung

In der Betrachtung der Quantile (Abbildung 5.17) fallen die teils deutlichen Schwankungen ins Auge, die keine wiederkehrende Struktur aufweisen und die sich aufgrund dessen in den obigen Durchschnitts-Abbildungen nicht wiederfinden. Der stark ausgeprägte Interquantilsabstand verdeutlicht diese große Schwankungsbreite der Lasten im Bereich der Papierhersteller.

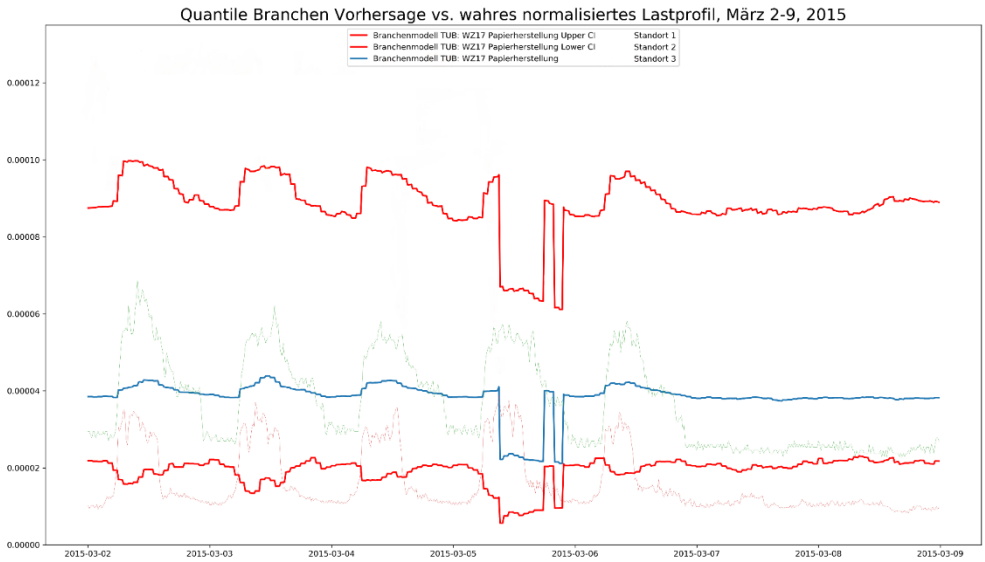


Abbildung 5.17: Prognostiziertes Branchenlastprofil (blau) und dazugehörige Vorhersageintervalle der Quantilsregression (rot) des Branchenlastprofils WZ17 der Papierherstellung und –erzeugnisse, eigene Darstellung

Tabelle 5.10: Güteparameter des Branchenlastprofils WZ17 der Papierherstellung und -erzeugnisse

WZ	Bezeichnung	Anzahl Datensätze	MAPE		R^2_{korr}		nRMSE	
			indiv.	Branche	indiv.	Branche	indiv.	Branche
17	Papierherstellung	12	0,17	0,21	0,77	0,62	0,10	0,13

Tabelle 5.10 fasst die Güteparameter der Prognose für das Branchenlastprofil der Papierherstellung zusammen. Die trotz der hohen Schwankungsbreite beobachtbare sehr gute Prognosegüte des Modells der Papierherstellung ist zu großen Teilen auf die verwendete prozessendogene Produktions- und Betriebsferienvariable zurückzuführen (vgl. Kapitel 4.5.4.1). Im Allgemeinen scheint eine weitgehend gleichverteilte Lastprognose eine gute Näherung für den Wirtschaftszweig der Papierherstellung zu sein.

5.5 Ergebnisse der Fortschreibung

Die Fortschreibung der Energieverbräuche erfolgt zunächst auf Basis der fortgeschrieben energienachfragebestimmenden Größen (ENaG), wie in den Abschnitten 3.5 und 4.6 beschrieben. Im Falle des Industrie- und GHD-Sektors handelt es sich dabei um die sozialversicherungspflichtig Beschäftigten und im Falle der privaten Haushalte um die Bevölkerung. Beide Größen liegen auch auf Ebene der Landkreise vor und können somit für eine zukünftige regionale Verteilung genutzt werden. Die zeitliche Auflösung erfolgt mittels der Kalender für zukünftige Jahre sowie mittels historischer Wetterjahre im Falle des Gasverbrauchs im GHD-Sektor. Neben der Fortschreibung durch die ENaG existiert für die Sektoren GHD und Industrie die Möglichkeit, die spezifischen Verbräuche mit wirtschaftszweigspezifischen jährlichen Effizienzsteigerungsraten zu belegen.

Tabelle 5.11 enthält die Ergebnisse für die Jahre 2017 bis 2035 ohne die Anwendung von Effizienzsteigerungsraten. Die spezifischen Verbräche basieren auf dem Jahr 2017, da zum Zeitpunkt der Veröffentlichung keine aktuelleren Daten aus JEVI und UGR verfügbar waren, und werden über die Entwicklung der ENaG fortgeschrieben. Dieser Ansatz greift allerdings vor dem Hintergrund der zunehmenden Automatisierung zu kurz und sollte deshalb um Ergebnisse branchenspezifischen Analysen ergänzt werden. Das Modell bietet dafür die geeigneten Funktionalitäten.

Tabelle 5.11: Gesamtverbrauch nach Energieträger und Sektoren für die Jahre von 2018 bis 2035

Jahr	Strom I [TWh]	Gas I [TWh]	Strom GHD [TWh]	Gas GHD [TWh]	Strom HsH [TWh]	Gas HsH [TWh]
2017	241,9	321,6	155,9	115,0	128,2	273,3
2018	245,0	323,7	159,5	117,5	128,5	273,9
2019	281,8	382,5	144,4	107,4	128,9	274,6
2020	279,2	379,1	144,1	107,5	129,1	275,1
2021	276,5	375,7	143,7	107,5	129,3	275,5
2022	273,8	372,3	143,2	107,4	129,5	275,8
2023	271,1	368,8	142,8	107,4	129,6	275,9
2024	268,3	365,3	142,3	107,3	129,6	276,0
2025	265,6	361,8	141,8	107,3	129,6	276,0
2026	262,8	358,2	141,3	107,2	129,6	275,9
2027	260,0	354,6	140,8	107,0	129,5	275,7
2028	257,2	350,9	140,2	106,9	129,4	275,5
2029	254,4	347,3	139,6	106,7	129,3	275,3
2030	251,6	343,6	139,0	106,5	129,2	275,0
2031	250,9	342,6	138,6	106,2	129,0	274,7
2032	250,1	341,5	138,2	105,9	128,9	274,3
2033	249,3	340,5	137,7	105,6	128,7	273,9
2034	248,5	339,4	137,3	105,3	128,5	273,5
2035	247,7	338,3	136,9	104,9	128,4	273,1
I = Industrie;GHD = Gewerbe, Handel und Dienstleistungen; HsH = Haushalte						

Abbildung 5.18 zeigt die Entwicklung über die Jahre, beginnend beim Jahr 2008. Im Jahr 2019 schaltet das Modell auf die Datenquellen für die fortgeschriebenen Beschäftigtenzahlen um (siehe Abschnitt 4.2.2). Die BMAS Studie zur Prognose der Beschäftigtenzahlen wurde bereits 2016 veröffentlicht und sieht insbesondere im industriellen Sektor einen Anstieg der Beschäftigtenzahlen vor [182]. Bis zum Jahr 2018 verwendet das Modell die verfügbaren Informationen der tatsächlichen Beschäftigtenzahlen, die eine niedrigere Anzahl an Beschäftigten ausweist. Ein Angleich der Werte aus der Prognose mit den tatsächlichen Werten wäre an dieser Stelle ein nächster Schritt.

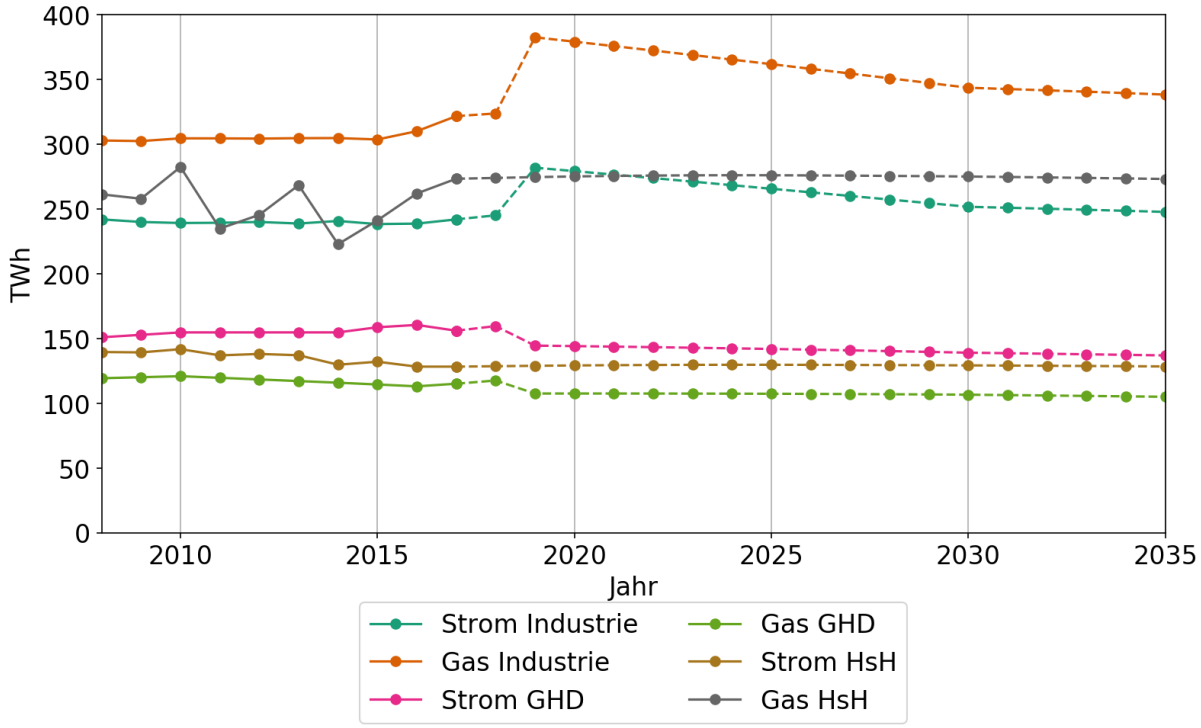


Abbildung 5.18: Verbrauch nach Energieträger und Sektoren für die Jahre 2008 bis 2035

5.6 Plausibilisierung und Validierung der Ergebnisse

In diesem Abschnitt erfolgt die Plausibilisierung der Ergebnisse auf regionaler und zeitlicher Ebene. Auf regionaler Ebene wurden für die Modellierung bereits mehrere einschlägige öffentliche Datensätze hinzugezogen, sodass sich die Plausibilisierung auf den Abgleich mit Werten auf Bundes- und Landesebene beschränkt. Wie In Kapitel 4.5.5 bereits angedeutet, erfolgt die zeitliche Validierung auf Basis von ausgewählten Lastgängen von Verteilnetzbetreibern und den ENTSO-E Lastgängen.

5.6.1 Plausibilisierung der regionalen Verteilung der privaten Haushalte

Am Schluss dieses Kapitels soll noch auf die Frage einer möglichen Validierung der Ergebnisse eingegangen werden. Zunächst ist zu sagen, dass es in Deutschland für räumlich hochaufgelöste Ebenen (NUTS-3 und höher) schlicht keine öffentlich zugänglichen Daten für die Stromnachfrage gibt – dies war einer der Beweggründe für die Initiierung dieses Forschungsprojekts. Solange es keinen flächendeckenden Rollout von elektronischen Messzählern (sog. Smartmetern) gibt und deren Daten der Fachöffentlichkeit zugänglich gemacht werden, stehen leider in dieser Auflösung keine Referenzdaten zu Verfügung. Ein Vergleich mit niedriger aufgelösten Daten auf Bundeslandebene ist – dank der länderweisen Energiebilanzen (vgl. Unterabschnitt 2.3.2.4) – hingegen möglich. Die Abbildung 5.19 und Abbildung 5.20 stellen die für jedes Bundesland wieder re-aggregierten Ergebnisse der verschiedenen Disaggregationsverfahren sowie den zugehörigen Wert der Landesenergiebilanz für die Strom- und Gasnachfrage dar. Wie zu erkennen ist, liegen alle ermittelten Werte in vergleichbarer Größenordnung mit den Referenzwerten. Die Schwankungsbreite – mit Ausnahme von Berlin – beträgt für

Strom -18,73 % bis +20,73 % und – mit Ausnahme von Berlin und Bremen – für Gas -23,67 % bis +9,77 %. Die Entscheidung, ob diese Werte als hinreichend klein angesehen werden können, liegt nun bei den Nutzern der Daten.

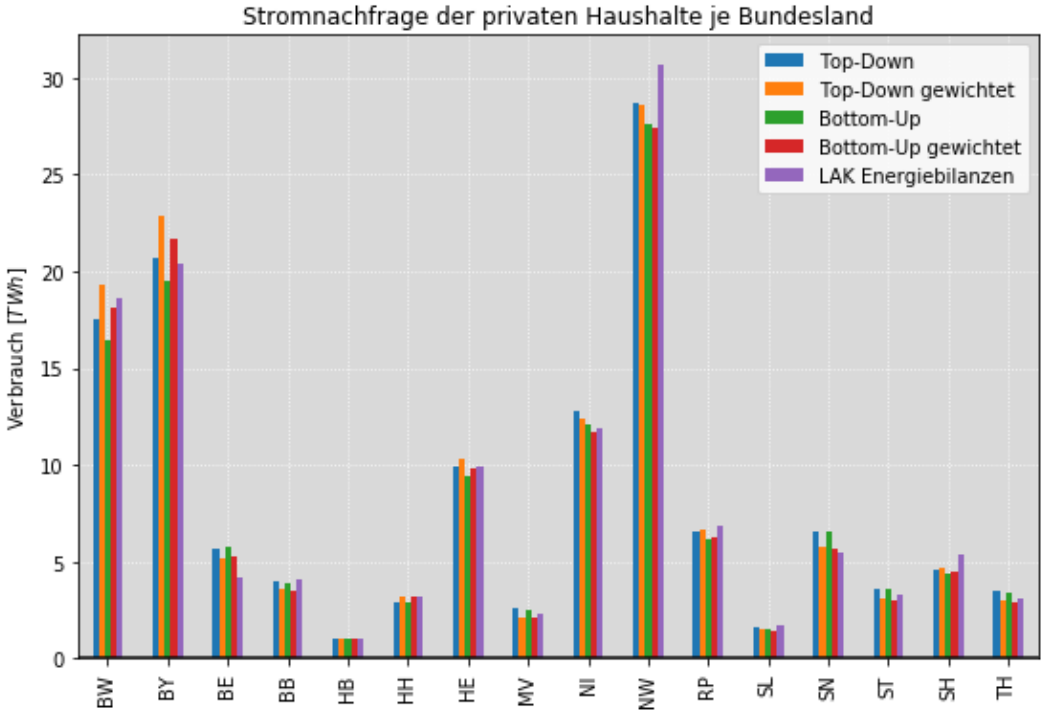


Abbildung 5.19: Validierung verschiedener Disaggregationsverfahren für die Stromnachfrage der privaten Haushalte anhand der Werte aus dem LAK Energiebilanzen [85]

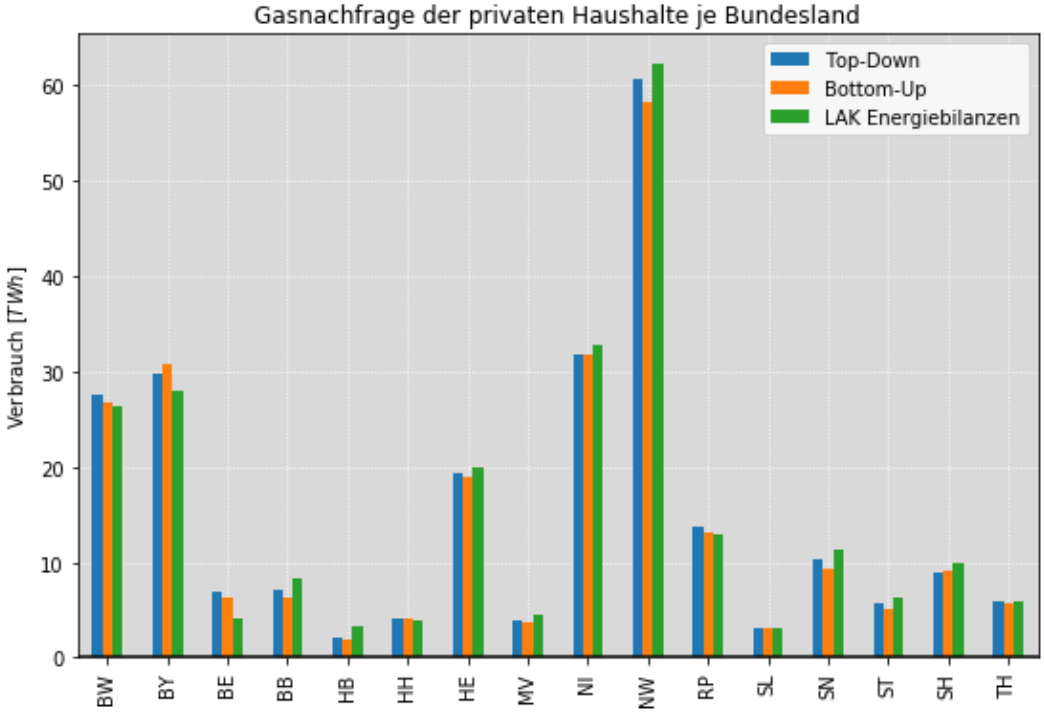


Abbildung 5.20: Validierung verschiedener Disaggregationsverfahren für die Gasnachfrage der privaten Haushalte anhand der Werte aus dem LAK Energiebilanzen [85]

5.6.2 Plausibilisierung der regionalen Verteilung des GHD und Industriesektors

Die Modellierung der räumlich hochaufgelösten Energieverbräuche erfolgte unter Verwendung möglichst vieler und aktueller Datenquellen, die sowohl wirtschaftszweigspezifische (UGR, siehe Abschnitt 4.2.1) als auch regional aufgelöste Energieverbräuche (JEVI, siehe Abschnitt 4.2.3) enthalten. Auf Ebene der Landkreise sind neben JEVI keine weiteren öffentlichen Daten bekannt, die für eine Validierung herangezogen werden können. Auf Ebene der Bundesländer existieren zumindest die Veröffentlichungen vom Länderarbeitskreis Energiebilanzen (LAK, siehe Abschnitt 2.3.2.4) mit denen die Ergebnisse im Folgenden abgeglichen werden. Auf Bundesebene existieren zudem Veröffentlichungen des BMWi, des UBA und der AGEB, die sich allerdings teilweise aufeinander beziehen. Auch mit diesen Werten wird im Anschluss abgeglichen.

Die Darstellungen Abbildung 5.21, Abbildung 5.22, Abbildung 5.23 und Abbildung 5.24 enthalten den Vergleich mit den verfügbaren Daten aus den Veröffentlichungen der LAK, die in der DemandRegio Datenbank unter der $id_{spatial} = 59$ abrufbar sind. Dabei ist festzuhalten, dass die LAK-Informationen stets Lücken aufweisen, die für verschiedene Jahre auch an unterschiedlichen Stellen auftreten. Diese Lücken sind häufig der Grund für Abweichungen zwischen den Modellergebnissen und den LAK-Daten. Für das Jahr 2015 fehlen im industriellen Sektor für den Energieträger Gas z. B. der nichtenergetische Verbrauch von Bayern, Brandenburg, der Verbrauch der industriellen Kraftwerke für Brandenburg und der Datensatz für MV fehlt komplett. Für den Energieträger Strom fehlt im industriellen Sektor der Verbrauch im Umwandlungssektor für Bayern, Berlin, Sachsen. Im Falle von MV liegen die Angaben zwei Größenordnungen unterhalb denen der anderen Bundesländer. Insgesamt können die Abweichungen im Industriesektor aber als hinreichend gering angesehen werden.

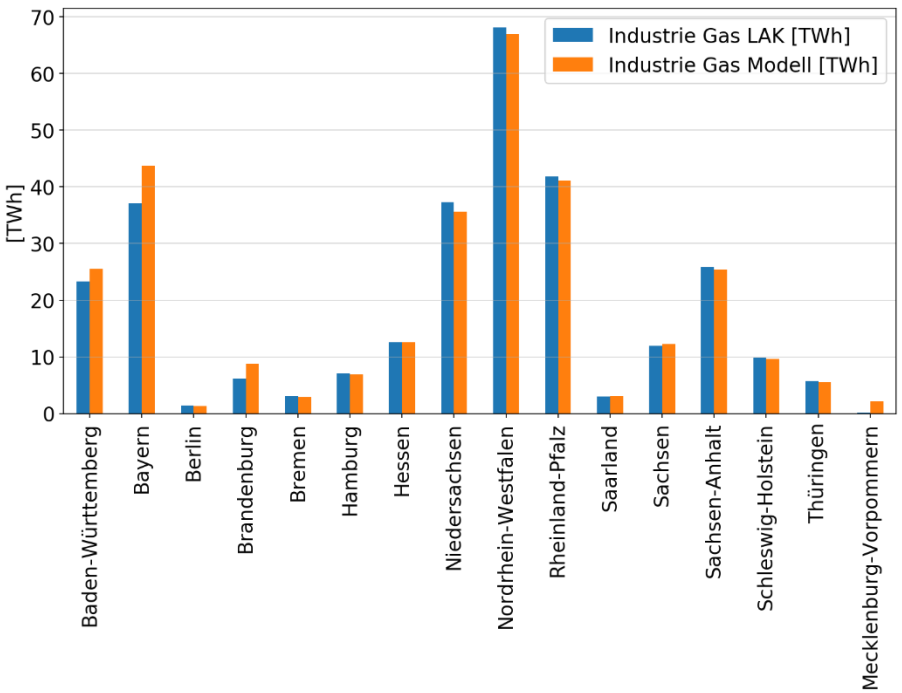


Abbildung 5.21: Vergleich der Modellergebnisse mit LAK je Bundesland, Industrie, Gas, 2015

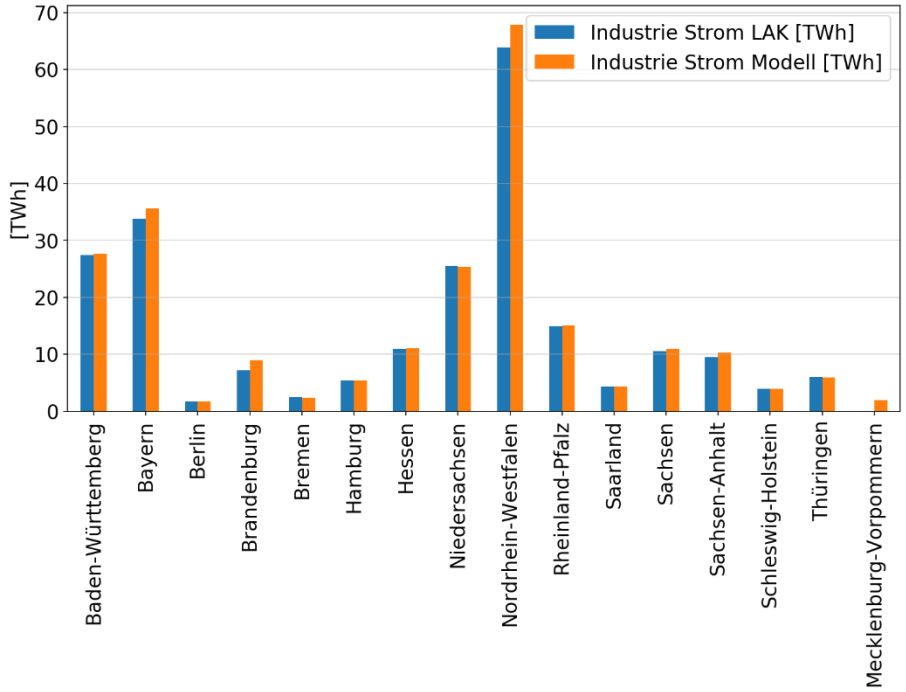


Abbildung 5.22: Vergleich der Modellergebnisse mit LAK je Bundesland, Industrie, Strom, 2015

Im GHD-Sektor (Abbildung 5.23 und Abbildung 5.24) sind die Abweichungen größer, als bei der Industrie. Allerdings weist der LAK-Datensatz auch mehrere Lücken und einige Ungereimtheiten auf. Insbesondere kann nicht davon ausgegangen werden, dass eine länderübergreifende einheitliche Definition des GHD Sektors existiert, da einige Bundesländer den Verbrauch für GHD und Haushalte ausschließlich in Summe angeben. In diesen Fällen wurden die Angaben entsprechend bereinigt. Für die Gegenüberstellung wurde auf Seiten der LAK Daten auch der Verbrauch des Verkehrs hinzugezogen und zum Ergebnis hinzuaddiert. Auf diese Weise wird den Verbräuchen der Wirtschaftszweige 49 bis 51 Rechnungen getragen, die Landverkehr, Schifffahrt und Luftverkehr abdecken. Der Anteil des Verkehrs liegt allerdings durchweg im einstelligen Prozentbereich. Für beide Energieträger sind insbesondere die Datensätze für Baden-Württemberg und Bayern unvollständig, da hier ausschließlich Angaben zum Verbrauch des Verkehrssektors vorliegen. Die Angaben für NRW liegend auffallend weit auseinander, allerdings liegt die LAK-Angabe des Gasverbrauchs für 2015 auch 10 TWh über dem Wert von 2014, sodass eine eingehende Prüfung hier notwendig scheint. Insgesamt lässt die Datenlage keine vollständige und abschließende Beurteilung der Abweichungen zu. Für eine Plausibilisierung liegen die Abweichungen aber im vertretbaren Rahmen.

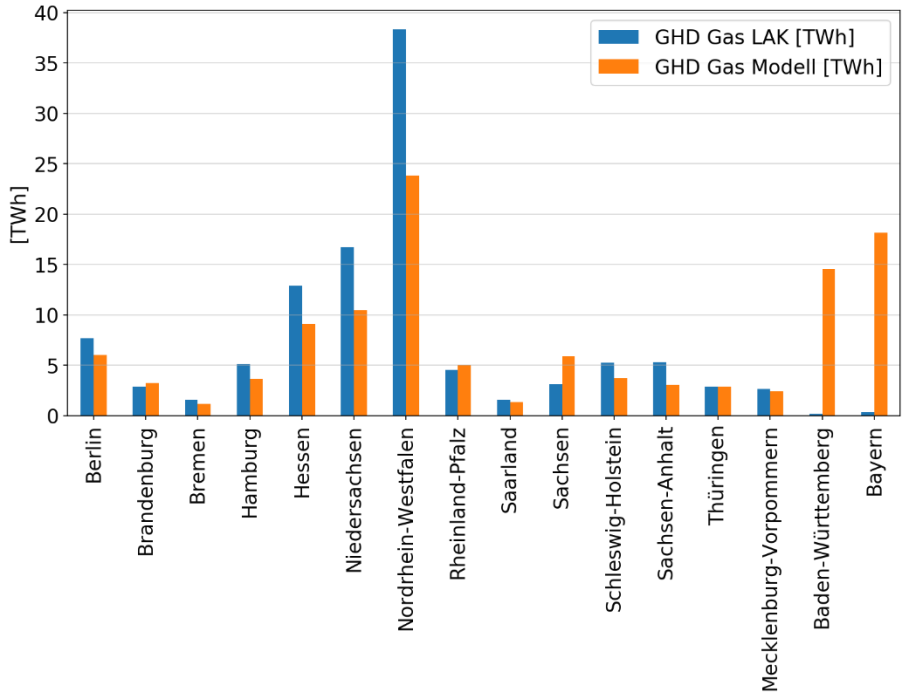


Abbildung 5.23: Vergleich der Modellergebnisse mit LAK je Bundesland, GHD, Gas, 2015

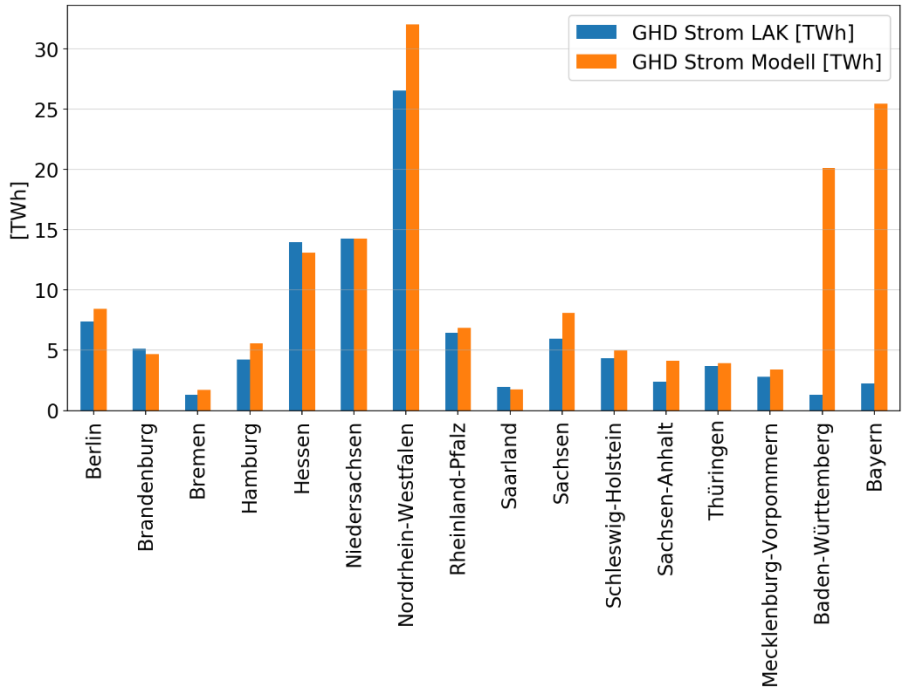


Abbildung 5.24: Vergleich der Modellergebnisse mit LAK je Bundesland, GHD, Strom, 2015

Die Gegenüberstellung der Modellergebnisse mit bundesweiten Angaben erfolgte mit den Werten der AGEB für 2015 [77], des UBA [213], des BMWi [214] und der JEVI [83], wobei die JEVI nur Daten über den Industriesektor enthält. Die Ergebnisse können aus den folgenden Darstellungen Abbildung 5.25, Abbildung 5.26, Abbildung 5.27 und Abbildung 5.28 entnommen werden. Im Falle des industriellen Sektors lassen sich die Abweichungen zwischen den

Modellergebnissen und den Veröffentlichungen durch die (nicht-)Berücksichtigung des Umwandlungssektors und des nichtenergetischen Verbrauchs erklären. In Summe ergibt sich für den Modelloutput Gasverbrauch von 303,62 TWh, die durch die Angaben aus der Literatur bestätigt wird.

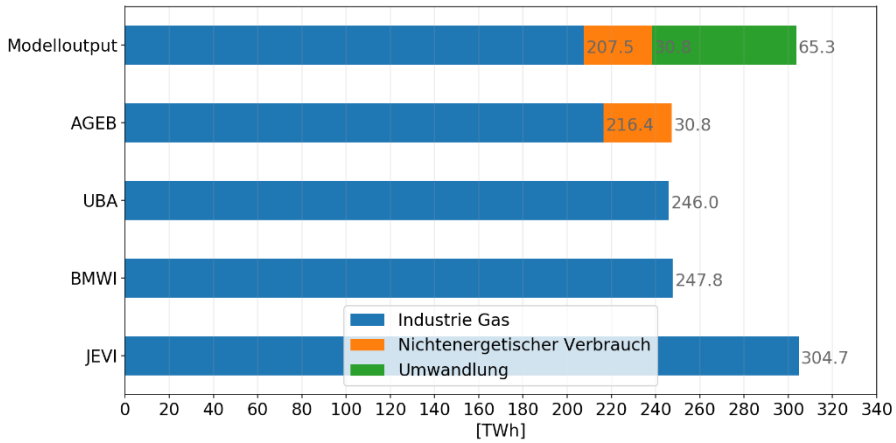


Abbildung 5.25: Plausibilisierung des industriellen Gasverbrauchs auf Bundesebene, 2015

Der industrielle Stromverbrauch beläuft sich auf 238,28 TWh, wovon der Umwandlungssektor 13,4 TWh ausmacht (Angabe aus Darstellungsgründen nicht in Abbildung 5.26 enthalten).

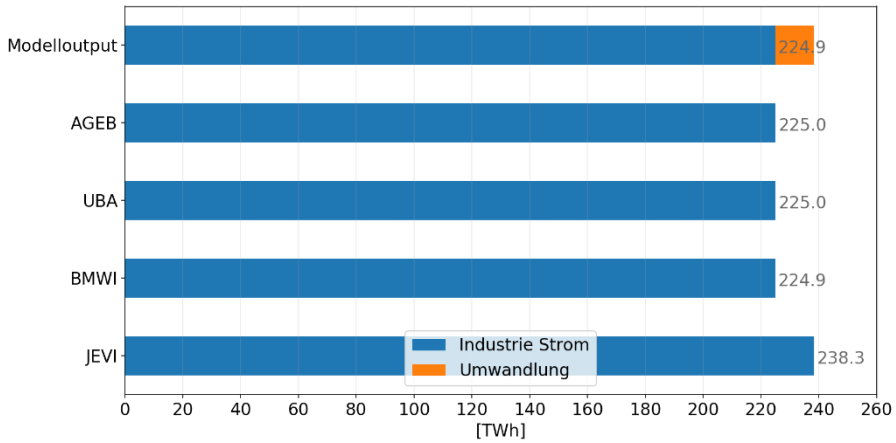


Abbildung 5.26: Plausibilisierung des industriellen Stromverbrauchs auf Bundesebene, 2015

Im Falle des GHD Sektors liegen die Werte der Veröffentlichungen und des Modellergebnisses sehr nah beieinander, sodass von einer hinreichenden Plausibilisierung ausgegangen wird. Die Abweichung von 8,6 TWh im Stromverbrauch könnte auch auf den Verkehrssektor zurückzuführen sein, der in den Modellergebnissen durch die Wirtschaftszweige 49 (Landverkehr), 50 (Schifffahrt) und 51 (Luftverkehr) repräsentiert wird, in den anderen Veröffentlichungen aber nicht zwangsläufig berücksichtigt wird.

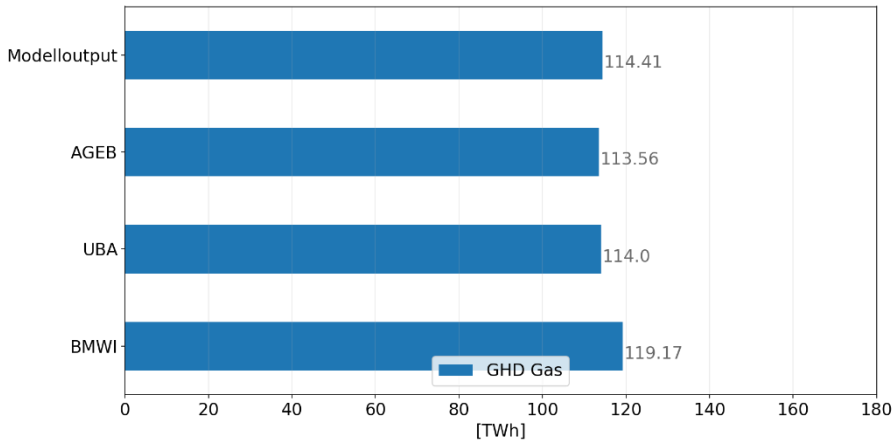


Abbildung 5.27: Plausibilisierung des Gasverbrauchs im GHD-Sektor auf Bundesebene, 2015

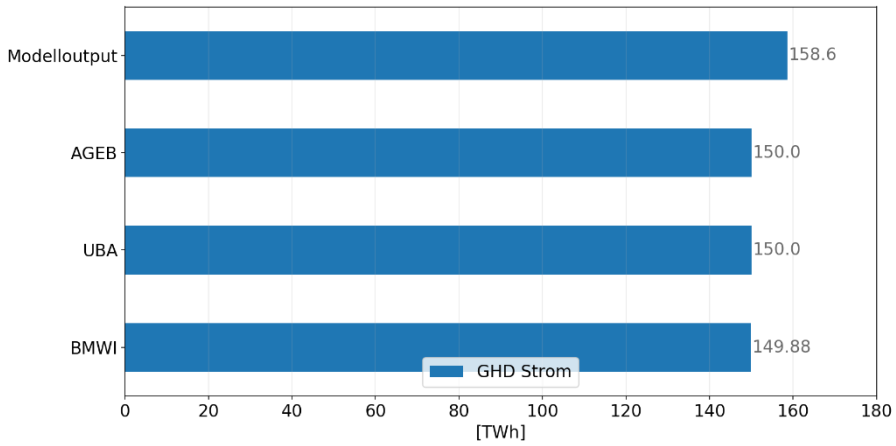


Abbildung 5.28: Plausibilisierung des Stromverbrauchs im GHD-Sektor auf Bundesebene, 2015

5.6.3 Validierung der zeitlichen Verteilung der Stromnachfrage

Wie in Kapitel 4.5.5 beschrieben, konnte die zeitliche Auflösung der Projektergebnisse lediglich für die Stromnachfrage validiert werden. Dafür wurden die Modellergebnisse von DemandRegio in einem **Grundansatz** und in einem **erweiterten Ansatz** dargestellt und mit ausgewählten Strom-Verteilnetzbetreiber Summenlasten sowie der ENTSO-E Summenlast verglichen. Zudem wurde auch das ZVE-basierte Haushaltslastprofil anhand der ENTSO-E Daten gegenüber der Verwendung des H0-Profils (VDEW) validiert. Grundansatz und erweiterter Ansatz der Modellergebnisse DemandRegio unterscheiden sich dabei wie folgt:

Der **Grundansatz** der Modellergebnisse greift für alle gewerblichen Wirtschaftszweige auf die VDEW-Standardlastprofile zurück mit der in Abschnitt 4.2.5 beschriebenen Zuordnung. Für den industriellen Bereich werden die in Abschnitt 4.4.2 vorgestellten Betriebsschichtprofile (BSP) eingesetzt. Für den Haushaltssektor wird das in Abschnitt 3.4.2 beschriebene ZVE-basierte Haushaltslastprofil verwendet, soweit nicht anders angegeben.

Der **erweiterte Ansatz** unterscheidet sich vom Grundansatz dadurch, dass für alle in Kapitel 4.4 beschriebenen Wirtschaftszweige die eingesetzten Profile (VDEW-Standardlastprofile und

Betriebsschichtprofile) ersetzt werden durch die in Kapitel 4.5 und 5.4 vorgestellten Branchenlastprofile (BLP). Auch der erweiterte Ansatz greift für den Haushaltssektor auf das beschriebene ZVE-basierte Haushaltsprofil zurück.

Im folgenden Kapitel wird lediglich das Profil beider Modellansätze mit Realdaten verglichen; die Energieverbrauchsmenge wird nicht betrachtet. Deshalb sind Modellergebnisse und Realdaten jeweils normalisiert dargestellt. Exemplarisch wird dabei detailliert auf den Vergleich mit der ENTSO-E Summenlast eingegangen; der Vergleich mit individuellen VNB im Strom wird hier nur zusammengefasst dargestellt.

5.6.3.1 Zusammenfassung des Vergleichs gegenüber Daten der VNB Strom

Die Modellergebnisse des Grundansatzes und des erweiterten Ansatzes wurden an zehn Verteilnetzbetreibern Strom und insgesamt zwölf Jahren validiert. Mit dem R^2-Wert sowie dem MAPE stellt Tabelle 5.12 die Güteparameter der Modellergebnisse in den entsprechenden Vergleichen mit Realdaten der Verteilnetzbetreiber dar.

Zu erkennen ist, dass die Modellergebnisse in DemandRegio bereits eine sehr gute Näherung des Lastverlaufs unterschiedlicher Landkreise bzw. Verteilnetzgebiete abbilden. Das durchschnittliche Bestimmtheitsmaß des Grundansatzes beträgt bereits R^2 = 69,2% mit einem durchschnittlichen MAPE von 18,6%. Die Verwendung des ZVE-Haushaltsprofils verbessert die Prognosegüte geringfügig auf R^2 = 72,3% und MAPE = 17,1%. Diese bereits gute Übereinstimmung wird noch weiter verbessert durch das Ersetzen einzelner Profile (Standardlastprofile, Betriebsschichtprofile) durch die selbst entwickelten Branchenlastprofile im erweiterten Ansatz, sodass eine Verbesserung des Bestimmtheitsmaß um 5% (auf 77,1%) und eine Verringerung des MAPE um mehr als 3,4% erreicht werden kann. Folglich scheint der Einsatz der Branchenlastprofile in der Mehrzahl der Fälle deutliche Verbesserungen hervorzubringen.

Tabelle 5.12: Güteparameter der Modellergebnisse des Grundansatzes sowie des erweiterten Ansatzes im Vergleich zu den realen Summenlasten ausgewählter VNB

VNB	*Landkreis*	*Jahr*	*Grundansatz mit H0-SLP*		*Grundansatz mit ZVE-Profil*		*Erweiterter Ansatz*	
			R^2	MAPE	R^2	MAPE	R^2	MAPE
WSW Wuppertal	DEA1A	2017	70,5%	15,2%	74,2%	14,3%	79,2%	10,9%
KNS/TWL Ludwigshafen a. Rh.	DEB34	2017	81,4%	21,5%	83,3%	21,6%	83,5%	22,6%
SWE Netz Erfurt	DEG01	2017	34,9%	28,2%	38,1%	27,3%	36,2%	21,0%
EVB Eisenach	DEG0N	2017	81,3%	14,4%	82,5%	14,2%	87,5%	10,7%
DO-Netze Dortmund	DEA52	2017	71,7%	17,2%	76,3%	16,2%	80,0%	11,4%
Stadtwerke Bochum	DEA51	2018			78,0%	13,1%	77,9%	16,1%
SWB Bielefeld	DEA41	2017	74,2%	14,8%	77,4%	14,0%	86,5%	9,9%
		2018			76,0%	14,4%	85,5%	10,2%
Netz Lübeck GmbH	DEF03	2017	85,8%	14,5%	86,7%	14,3%	87,1%	11,3%
Stadtwerke Straubing	DE223	2017	61,6%	18,3%	58,1%	18,8%	61,7%	15,5%
		2018			73,5%	15,0%	85,4%	11,2%
SÜC Energie und H2O GmbH Coburg	DE243	2017	61,0%	22,9%	63,8%	22,2%	74,7%	13,4%
	Durchschnitt		**69,2%**	***18,6%***	***72,3%***	***17,1%***	***77,1%***	***13,7%***

Die individuelle Prognosegüte je Verteilnetzgebiet schwankt dabei geringfügig auf durchweg hohem Niveau. Einzig SWE Netz Erfurt sowie KNS/TWL Ludwigshafen am Rhein weisen etwas höhere Abweichungen auf, was grundsätzlich auf vorliegende strukturelle Besonderheiten zwischen den Verteilnetzgebieten hindeutet.

Um im Weiteren genauer zu analysieren, welche strukturellen Abweichungen sich zwischen Modellergebnissen und der realen Lasten ergeben, wird im folgenden Kapitel detailliert auf einen Vergleich anhand der ENTSO-E Summenlast eingegangen.

5.6.3.2 Analyse struktureller Abweichungen der Modellansätze DemandRegio gegenüber der ENTSO-E Summenlast

Analog zum vorhergehenden Vergleich mit den Summenlasten ausgewählter Verteilnetzbetreiber stellt Tabelle 5.13 zunächst die Güteparameter der Modellergebnisse mit den ENTSO-E Summenlasten dar. Zudem wurde anhand der ENTSO-E Last der Einfluss des erstellten Haushaltsprofils auf Basis der ZVE-Daten überprüft. Anschließend werden die strukturellen Abweichungen in Abbildung 5.29 bis Abbildung 5.31 genauer analysiert, um mögliche Gründe für die Abweichungen und Ansatzpunkte für eine zukünftige Weiterentwicklung zu identifizieren.

Tabelle 5.13: Güteparameter der Modellergebnisse des Grundansatzes sowie des erweiterten Ansatzes im Vergleich zu den realen ENTSO-E Summenlasten

	Jahr	*Grundansatz mit H0-SLP (VDEW)*		*Grundansatz mit ZVE-Profil*		*Erweiterter Ansatz*	
		R^2	MAPE	R^2	MAPE	R^2	MAPE
ENTSO-E Summenlast	2015	75,3%	13,2%	77,7%	12,8%	86,4%	11,1%
	2016	75,0%	13,4%	77,7%	13,0%	87,0%	11,3%
	2017	73,3%	13,1%	76,1%	12,7%	83,8%	11,4%
	2018			76,6%	13,0%	86,3%	11,8%
Durchschnitt		***74,5%***	***13,2%***	***77,0%***	***12,9%***	***85,9%***	***11,4%***

Auch der Vergleich mit der ENTSO-E Summenlast belegt die hohe Prognosegüte des DemandRegio Modells, sowohl im Grundansatzes wie auch im erweiterten Ansatz. Die Verwendung des ZVE-basierten Haushaltslastprofils kann mit einer Reduktion um 0,3% im MAPE sowie einer Steigerung des Bestimmtheitsmaß um 2,5% leichte Modellverbesserungen gegenüber der Verwendung des H0-Standardlastprofils (VDEW) hervorbringen. Auffällig ist zudem, dass die Verwendung von selbst entwickelten Branchenlastprofilen das Bestimmtheitsmaß um rund 9% nochmal deutlich verbessert, während durchschnittliche Fehler im MAPE nur geringfügige Verbesserungen um 1,5% aufweist.

Im Folgenden stellt sich die Frage, wie die strukturellen Abweichungen zwischen Modell und Realdaten aussehen, und ob die in Kapitel 4.5.1 identifizierten strukturellen Abweichungen der VDEW-Standardlastprofile reduziert werden konnten. Nachfolgend wird dafür der Grundansatz mit ZVE-Profil dem erweiterten Ansatz (der ebenfalls auf das ZVE-Profil zurückgreift) gegenübergestellt. Abbildung 5.29 stellt zunächst das durchschnittliche Tagesprofil des Modelloutputs gegenüber den Realdaten von ENTSO-E gegenüber.

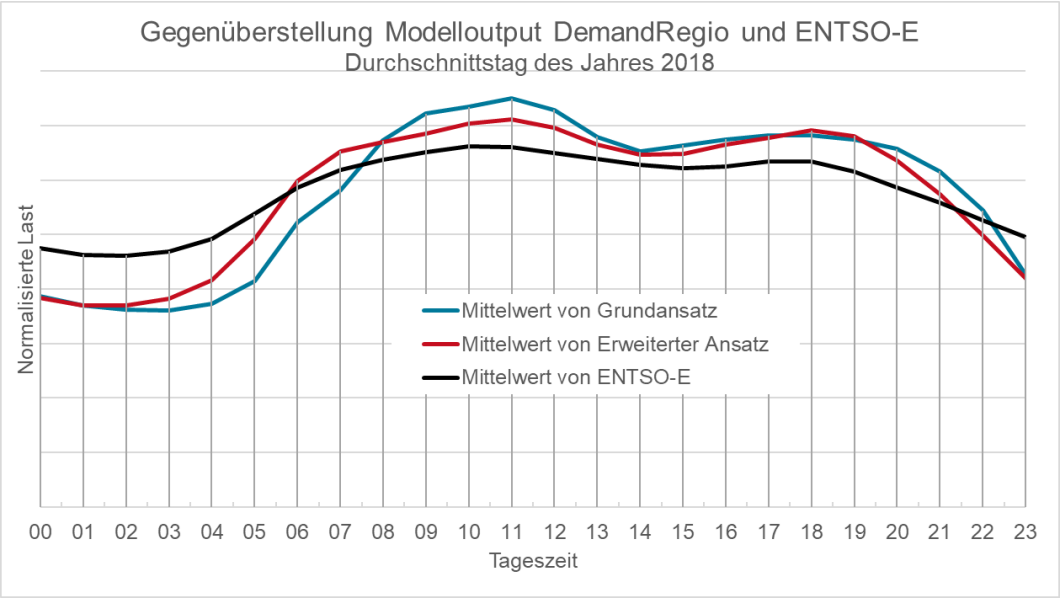


Abbildung 5.29: Validierung des Modelloutputs des Grundansatzes mit ZVE-Profil (blau) und des erweiterten Ansatzes (rot) anhand der ENTSO-E Summenlast (schwarz), Darstellung der normierten Last eines Durchschnittstags im Jahr 2018, eigene Darstellung

Wie aus Abbildung 5.29 hervorgeht, bestehen die in Kapitel 4.5.1 identifizierten strukturellen Abweichungen auch nach dem Ersetzen einer Vielzahl von VDEW-Standardlastprofilen durch selbst entwickelte Branchenlastprofile fort. So weist das Modellergebnis von DemandRegio auch im erweiterten Ansatz eine Überdeckung in den Morgen- und Abendstunden sowie eine Unterdeckung des Modells in den Nachtstunden auf. Allerdings sind diese strukturellen Abweichungen erkennbar reduziert worden gegenüber dem Grundansatz in der Verwendung von Standardlastprofilen, was sich auch in den erhöhten Prognosegüten der oben beschriebenen Tabelle 5.12 und Tabelle 5.13 niederschlägt.

Abbildung 5.30 veranschaulicht die Gegenüberstellung der Modellergebnisse mit den Realdaten gruppiert nach Typtagen. Erkennbar ist, dass die oben genannten strukturellen Abweichungen im Tagesverlauf insbesondere auf Abweichungen am Werktag zurückgehen (MAPE 11,6%), wohingegen die strukturelle Unterdeckung der Nachtstunden über alle Typtage hinweg zu sehen ist. Im erweiterten Ansatz wird der Samstag am besten getroffen (MAPE 10,1%), wobei der Sonntag die höchsten Abweichungen aufweist (MAPE 13,9%), da er strukturell unterschätzt wird. In der Verwendung der Branchenlastprofile verbessert der erweiterte Ansatz insbesondere die Abbildung der Werktage und Samstage; die Sonntage werden hingegen schlechter dargestellt als im Grundansatz.

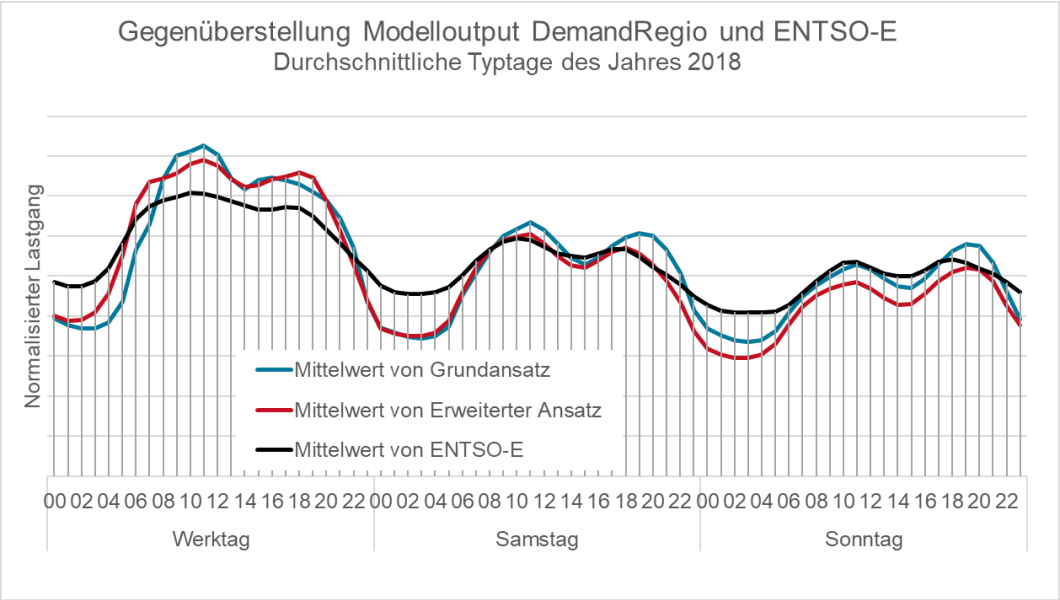


Abbildung 5.30: Validierung des Modelloutputs des Grundansatzes mit ZVE-Profil (blau) und des erweiterten Ansatzes (rot) anhand der ENTSO-E Summenlast (schwarz), Darstellung der normierten Last eines durchschnittlichen Typtags (Werktag, Samstag, Sonntag) im Jahr 2018, eigene Darstellung

Abbildung 5.31 stellt saisonale Unterschiede der Prognosegüten dar. Der erweiterte Ansatz kann hier über alle Jahreszeiten hinweg eine Verbesserung gegenüber dem Grundansatz darstellen. Die Prognosegüten innerhalb der Jahreszeiten unterscheiden sich dabei nicht wesentlich, mit MAPE-Werten von 10,4% (Sommer), 12,1% (Übergang) und 12,7% (Winter). Saisonale Schwankungen erscheinen in beiden Modellansätzen insbesondere im Winter geringfügig überschätzt. Die ENTSO-E Last erscheint über alle Jahreszeiten hinweg ausgeglichener zu sein als die Modellergebnisse beider Ansätze.

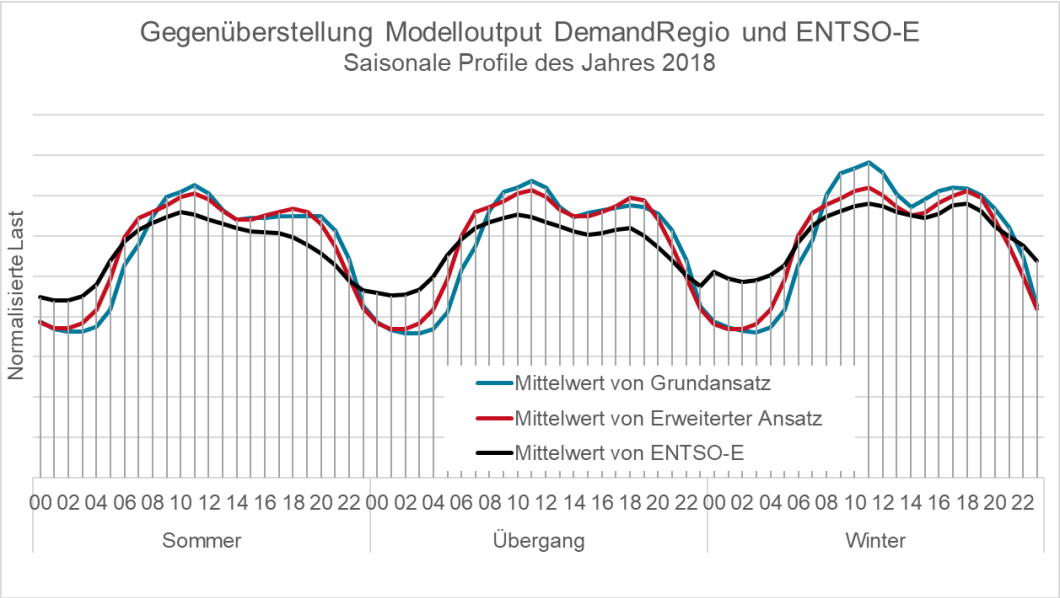


Abbildung 5.31: Validierung des Modelloutputs des Grundansatzes mit ZVE-Profil (blau) und des erweiterten Ansatzes (rot) anhand der ENTSO-E Summenlast (schwarz), Darstellung der normierten Last eines durchschnittlichen Tags der Jahreszeiten Sommer, Übergang und Winter des Jahres 2018, eigene Darstellung

Analog zur in Kapitel 4.5.1 gezeigten Heatmap stellt Abbildung 5.32 die viertelstündlich aufgelösten Residuen des erweiterten Modellansatzes gegenüber der ENTSO-E Summenlast des Jahres 2018 dar, um weitere strukturelle Abweichungen im Tages- und Jahresverlauf zu identifizieren. Auch die Heatmap-Darstellung legt die Tendenz der modellseitigen strukturellen Überdeckung in den Tagesstunden sowie der strukturellen Unterdeckung in den Nachtstunden nahe. Auch die vergleichsweise niedrigen Abweichungen zur Sommerzeit werden durch die Darstellung abgebildet. Zudem lassen sich deutliche vertikale Schnitte erkennen zwischen 6 und 8 Uhr morgens und 23 Uhr abends. Diese Schnitte gehen vermutlich auf sprunghafte Übergange in den Betriebsschichtprofilen zurück, die dort für industrielle Wirtschaftszweige zum Einsatz gekommen sind, wo keine Branchenlastprofile vorhanden waren.

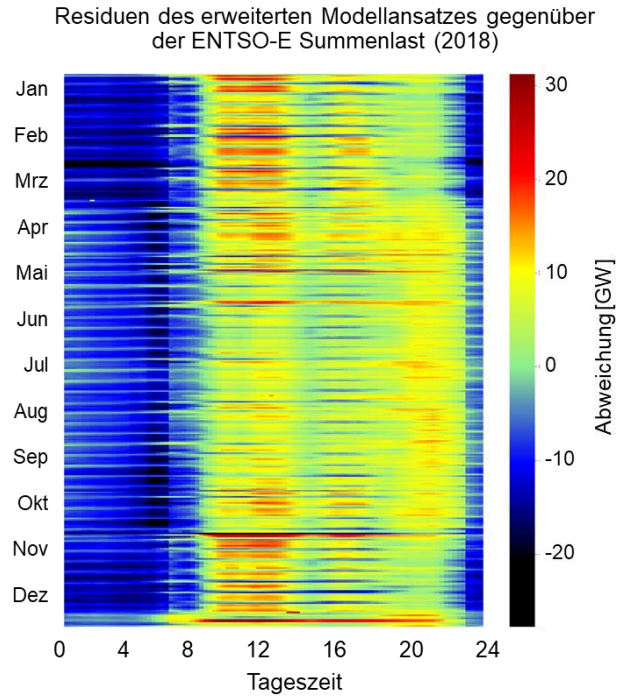


Abbildung 5.32: Heatmap-Darstellung der Residuen des erweiterten Ansatzes gegenüber der ENTSO-E Summenlast aus dem Jahr 2018, eigene Darstellung

Zuletzt wurden die Modellergebnisse zur Validierung in Form ihrer Jahresdauerlinien mit der ENTSO-E Summenlast verglichen. Abbildung 5.33 verdeutlicht die Gegenüberstellung und unterstreicht dabei die eingangs identifizierten Abweichungen nach oben und nach unten. So weisen die DemandRegio Modellergebnisse in knapp der Hälfte der Jahresstunden eine geringfügig höhere Last auf gegenüber den Realdaten. In knapp der anderen Hälfte der Jahresstunden weisen die Modellergebnisse eine leicht geringere Last auf als die Realdaten. Die ENTSO-E Last erscheint hier ausgeglichener im Gesamtjahresverlauf.

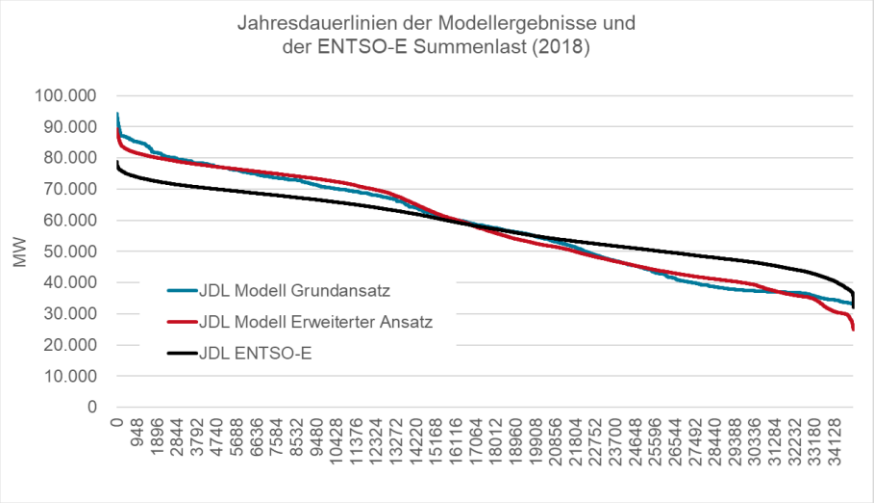


Abbildung 5.33: Jahresdauerlinien der Modellergebnisse des Grundansatzes mit ZVE-Profil (blau) und des erweiterten Ansatzes (rot) anhand der Jahresdauerlinie der ENTSO-E Summenlast (schwarz) des Jahres 2018, eigene Darstellung

5.6.3.3 Gegenüberstellung struktureller Abweichungen der Modellansätze DemandRegio mit dem ZVE-Haushaltsprofil

Im folgenden Kapitel wird versucht, einem möglichen Grund für die im vorigen Kapitel identifizierten strukturellen Abweichungen der zeitlichen Auflösung der Stromnachfrage nachzugehen. Dafür bietet sich ein Blick auf das ZVE-basierte Lastprofil für Haushaltskunden an; zum einen da dieses Profil allein mit einem hohen Gewicht von durchschnittlich 25% in die Modellierung des Stromverbrauchs eingeht; zum anderen da die Validierungsgrundlage der zeitlichen Auflösung des Stromverbrauchs von Haushaltskunden aufgrund der Datenverfügbarkeit sehr eingeschränkt ist. Deshalb werden nachfolgend die oben identifizierten strukturellen Abweichungen der Modellergebnisse dem Verlauf des ZVE-Profils gegenübergestellt.

In dieser tiefergehenden Analyse wird das Haushaltslastprofil für die ENTSO-E Region abgebildet und dem prozentualen Fehler (Mean Percentage Error, MPE) des DemandRegio Gesamtergebnisses aus dem erweiterten Ansatz gegenübergestellt. Der prozentuale Fehler berechnet sich dabei analog zum MAPE (vgl. Formel 4-20), allerdings ohne Betragsstriche, nach der folgenden Formel:

$$MPE = \sum_{i=1}^{n} \frac{y_i - \hat{y_i}}{y_i} \tag{5-1}$$

Analog zum vorherigen Kapitel 5.6.3.2, wird das ZVE-Lastprofil der Haushaltskunden dabei dem MPE in den folgenden beiden Betrachtungshorizonten dargestellt:

- Betrachtungen durchschnittlicher Tage in den Jahreszeiten Sommer, Übergang und Winter (Abbildung 5.34)
- Betrachtungen durchschnittlicher Typtage (Werktag, Samstag, Sonntag) (Abbildung 5.35)

Wie aus der saisonalen Betrachtung des ZVE-Profils für Haushaltskunden mit dem durchschnittlichen Fehler (MPE) in Abbildung 5.34 hervorgeht, weisen die strukturellen Abweichungen der Modellergebnisse des erweiterten Ansatzes starke Ähnlichkeiten mit der Form des ZVE-basierten Lastprofils für Haushalte auf. Die Null-Linie des Fehlerwerts (MPE) dient dabei fast als Spiegelebene. Über alle Jahreszeiten hinweg deutet der positive MPE insbesondere in den Nachtstunden auf eine Unterschätzung des realen Stromverbrauchs durch das Modell hin – zu einer Tageszeit, wenn das Haushaltslastprofil in grob gespiegelter Form eine sehr niedrige Last ausweist. Analog weist die Fehlerstruktur über den Tag eine ähnliche Form auf wie die Ausprägung des ZVE-Lastprofils. Die Ähnlichkeit zwischen ZVE-basiertem Lastprofils und strukturellen Modellabweichungen scheint insbesondere stark ausgeprägt für die Sommer- und Übergangszeit. Diese Formähnlichkeit ist lediglich ein Indiz auf mögliche strukturelle Abweichungen im ZVE-Lastprofil, kein Nachweis. Eine isolierte Validierung einzelner Profile ist nur anhand einer größeren Menge von Realdaten möglich, wie geschehen im Falle einzelner Branchenlastprofile im Rahmen der Kreuzvalidierung (vgl. Kapitel 4.5.3.4).

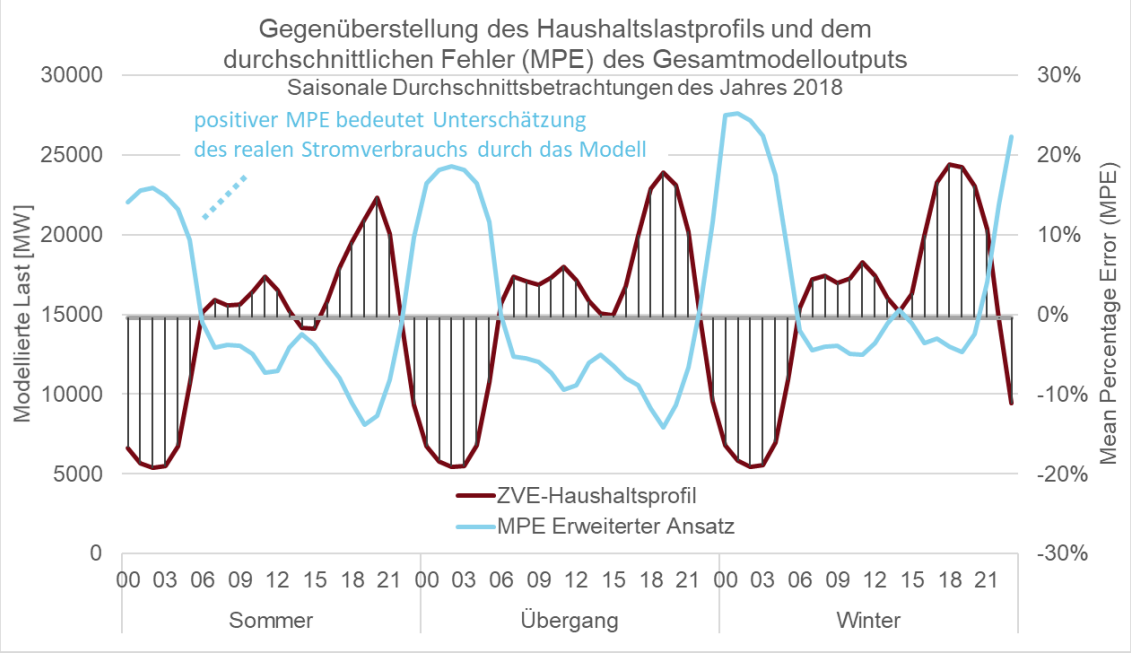


Abbildung 5.34: Gegenüberstellung des ZVE-basierten Haushaltslastprofils (rot) mit strukturellen Abweichungen (Mean Percentage Error, MPE) des erweiterten Ansatzes (blau) gegenüber der ENTSO-E Summenlast. Darstellung saisonaler Durchschnittsbetrachtungen des Jahres 2018, eigene Darstellung

Auch über alle Typtage hinweg lassen sich in Abbildung 5.35 deutliche Ähnlichkeiten zwischen strukturellen Modellabweichungen und dem ZVE-basierten Lastprofil identifizieren. Allerdings erscheinen Ähnlichkeiten im Verlauf vor allem an Werktagen sowie in den Nachtstunden aller

Typtage zu bestehen. Der Tagesverlauf an Wochenendtagen erscheint ebenfalls, aber weniger ausgeprägt, zu korrelieren mit dem Verlauf des ZVE-Lastprofils. Lediglich am Sonntag von 10 – 12 Uhr sind Ähnlichkeiten schwach ausgeprägt.

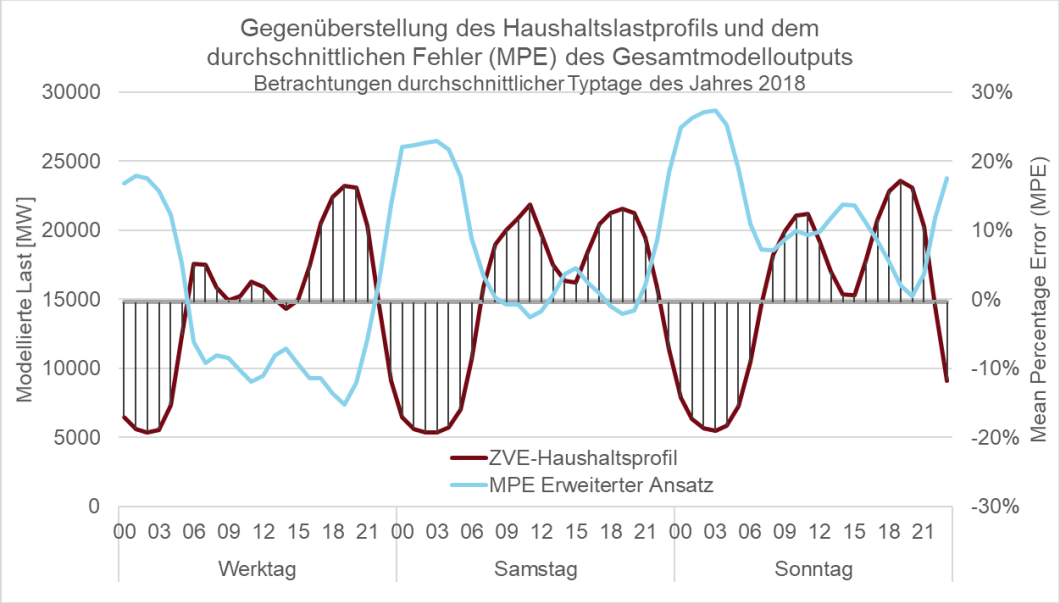


Abbildung 5.35: Gegenüberstellung des ZVE-basierten Haushaltslastprofils (rot) mit strukturellen Abweichungen (Mean Percentage Error, MPE) des erweiterten Ansatzes (blau) gegenüber der ENTSO-E Summenlast. Darstellung durchschnittlicher Typtage im Jahr 2018, eigene Darstellung

5.6.3.4 Diskussion / Kritische Würdigung

Insgesamt konnte in der Validierung der zeitlichen Verteilung der Stromnachfrage gezeigt werden, dass die Modellergebnisse bereits eine sehr gute Näherung des zeitlich hochaufgelösten Lastverlaufs unterschiedlicher Landkreise bzw. Verteilnetzgebiete darstellen. Die Nutzung branchenspezifischer Lastprofile ermöglicht dabei eine stärkere Differenzierung der Abbildung einzelner Wirtschaftszweige und Regionen. Die Abbildung der Industriezweige durch Betriebsschichtprofile und Branchenlastprofile füllt zudem eine wichtige Lücke in der Literatur. Auch die Aktualisierung des Lastprofils für Haushaltskunden im Rahmen des Lastprofilgeneratortools konnte Modellverbesserungen hervorbringen.

Die strukturellen Abweichungen, die im vorherigen Kapitel beschrieben wurden, können vielfältige Ursachen haben, die nur bedingt isoliert betrachtet werden können. Insbesondere im Industriesektor, der mit hohen Stromverbrauchsanteilen (ca. 46% im Jahr 2018) verbunden ist, musste zu großen Teilen auf generische Betriebsschichtprofile zurückgegriffen werden. Der Großteil entwickelter Branchenlastprofile ist im gewerblichen Sektor zu verorten, der ca. 29% des Stromverbrauchs aufweist. Darüber hinaus weisen die einzelnen gewerblichen und industriellen Wirtschaftszweige mitunter sehr heterogene Stromverbrauchsstrukturen auf, wie in Kapitel 4.5.4.6 diskutiert wurde. Diese Heterogenität kann – sofern vorhanden – durch einen wirtschaftszweigspezifischen Modellansatz wie dem vorliegenden nur bedingt abgebildet werden und kann zu Abweichungen führen.

Wie bereits im vorherigen Kapitel erwähnt, kommt neben gewerblichen und industriellen Verbrauchsprofilen insbesondere dem entwickelten ZVE-basierten Lastprofil für Haushaltskunden eine hohe Bedeutung zu: Allein dieses Lastprofil geht mit durchschnittlich 25% in die Modellierung des Stromverbrauchs ein. Strukturelle Abweichungen in diesem Lastprofil für Haushaltskunden können sich deshalb mit hohem Gewicht auf die Gesamtergebnisse fortsetzen. Die im vorherigen Kapitel dargestellte Gegenüberstellung struktureller Abweichungen der Modellansätze DemandRegio mit dem ZVE-Haushaltsprofil legen nahe, dass auch dieses ZVE-basierte Haushaltsprofil trotz seiner Modellverbesserungen noch mit deutlichen strukturellen Abweichungen verbunden sein könnte, die sich im Gesamtoutput des Modells niederschlagen.

In der Weiterentwicklung der Modellergebnisse von DemandRegio würde sich insbesondere anbieten, die Datengrundlage zu erweitern und weitere wirtschaftszweigspezifische Branchenlastprofile zu entwickeln. Zudem bietet sich an, die identifizierten strukturellen Abweichungen in Form von angepassten Profilen zu reduzieren. Dabei würde sich insbesondere eine Anpassung des Lastprofils für Haushaltskunden anbieten, aufgrund seines hohen Gewichts auf das Gesamtergebnis und seiner den Modellabweichungen ähnlichen Verlaufsstruktur. Zur Anpassung und Validierung des Lastprofils für Haushaltskunden wären Smart-Meter-Daten hilfreich, die in Anlehnung an die ZVE-Daten nach Anzahl Personen je Haushalt sowie dem Anteil Berufstätige bzw. Schüler auswertbar sein sollten.

6 Nutzungsmöglichkeiten

DemandRegio hat zum Ziel einen wichtigen Beitrag zur Beschreibung der regional und zeitlich aufgelösten Energienachfrage in Deutschland unter Berücksichtigung von Open Science zu leisten. Open Science umfasst dabei die gesamte Kette der Datenverarbeitung, Abbildung 6.1. In Kapitel 6.1 wird die Datenplattform zur Bereitstellung offener Eingangs- und Ausgangsdaten beschrieben, in Kapitel 6.2 wird das quelloffene und kostenfreie Werkzeug disaggregator vorgestellt.

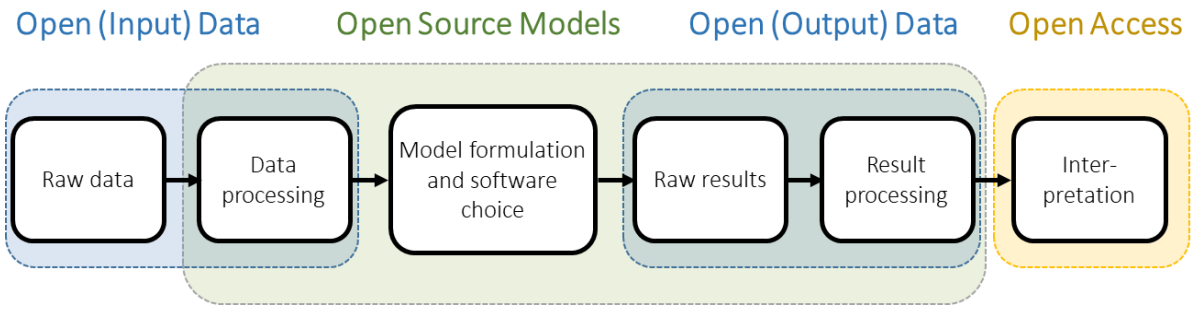


Abbildung 6.1: **„Open data, open source, and open access in relation to the energy modelling process." Pfenninger et al. (2018) licensed CC BY 4.0**

Somit fasst dieses Kapitel die Nutzungsmöglichkeiten der in DemandRegio zusammengeführten Daten sowie der erarbeiten Ansätze, Methoden und Ergebnisse aus den Kapiteln 3 bis 5 zusammen. Dabei ist das Ziel, dass interessierte Nutzer befähigt werden die Daten und den Programmcode für ihre Zwecke nutzen zu können. Weiterhin sollen Nutzer mit Datenbanken- und/oder Programmierkenntnissen einen schnellen Überblick über die Struktur der Datenbank und des Quellcodes erlangen, um diesen – sofern erforderlich – für ihre Zwecke anpassen zu können.

6.1 Open Data

DemandRegio stellt sowohl die (aufbereiteten) Eingangsdaten, als auch die Ergebnisse als offene Daten zur Verfügung. Alle Daten sind mit Metadaten hinterlegt, soweit möglich sind offene Lizenzen vergeben worden. Die Bereitstellung von Daten und Metadaten erfolgt maschinenlesbar. Die Metadaten basieren dabei auf den OEP-Metadaten in der Version 1.4.

https://github.com/OpenEnergyPlatform/metadata/tree/develop/metadata/v140

Die Bereitstellung von Daten in DemandRegio berücksichtigt das **FAIR**-Prinzip. Die Daten sollen Auffindbar (Findable), Zugänglich (Accessible), Interoperabel (Interoperable) und Wiederverwertbar (Reusable) sein. Dieses Prinzip begünstigt die maschinelle Verarbeitung von Daten und minimiert die menschlichen Eingriffe im Rahmen der Datennutzung [215].

Findable

Die Daten sind über die id_spatial bzw. id_temporal eindeutig gekennzeichnet (F1). Die Daten sind ausführlich beschrieben und folgen mit den OEP- Metadaten einem etablierten Standard (F2, F3). Die Metadaten zu allen Daten liegen in einer les- und suchbaren Tabelle (F4).

Accessible

Die Metadaten sind dauerhaft und unabhängig von den Datentabellen über die REST-API verfügbar (A1, A2).

Interoperable

Die Metadaten liegen im JSON-Format vor (I1). Die gewählten Begriffe folgen dem OEP-Standard (I2) und enthalten somit auch qualifizierte Verweise auf andere Metadaten (I3).

Reusable

Die Daten und Metadaten sind mit verschiedenen Attributen beschrieben und – soweit möglich – mit einer Datennutzungslizenz versehen (R1).

6.1.1 Technische Umsetzung

Der Aufbau einer eigenen Datenbankinfrastruktur mit geeigneten Zugriffsmöglichkeiten ist somit ein wichtiger Bestandteil von DemandRegio. Diese Plattform diente zum einen für den Datenaustausch zwischen den Projektbeteiligten, kann aber auch von Dritten genutzt werden. Unberührt hiervon erfolgt zum Projektende eine Bereitstellung der Ergebnisse über die Open Energy Plattform.

Dieses Kapitel beschreibt zum einen die technische Umsetzung, also die eingesetzten Programme, die realisierte Datenbankstruktur und die Zugriffsmöglichkeiten, also auch die verwendeten Lizenzen und die Struktur der Metadaten.

Die technische Umsetzung der Datenbank erfolgt auf einem Webserver mit dem Datenbankmanagementsystem PostgreSQL in der Version 12. Für die Bereitstellung von Geodaten wurde zusätzlich die Erweiterung PostGIS verwendet, die RESTful-Schnittstelle basiert auf einem PostgREST Webserver. Integriert ist die Datenbank in das FfE Open Data-Portal. Dies eröffnet neben dem technischen Datenzugriff via REST auch die Darstellung und Visualisierung von Datensätzen auf einer Internetseite.

6.1.2 Aufbau der Datenbank

Eine vereinfachte Struktur der Datenbank ist unter folgendem Link veröffentlicht:

https://dbdiagram.io/d/5e79e2924495b02c3b88b01e

In der dargestellten Struktur fehlen unter anderem nicht weiter benötigte Tabelle und partitionierte Tabellen. Auch die Datentypen der Spalten sind vereinfacht, zum Beispiel haben alle Spalten mit Textinhalten als Datentyp `varchar`.

Im Rahmen dieses Kapitels werden an ausgewählten Beispielen die wesentlichen Konzepte der Datenablage und Struktur vorgestellt. Auf eine vollständige Erläuterung wird verzichtet, da zum Beispiel die Datenbankstruktur und die Abhängigkeiten der Tabellen für räumlich aufgelöste Daten auch für zeitlich aufgelöste Daten übernommen werden können.

Abbildung 6.2 zeigt einen Ausschnitt der Datenbankstruktur zur Ablage von räumlich aufgelösten Daten.

demandregio_spatial_description
Diese Tabelle enthält die Beschreibung zu den Datensätzen. Hierzu zählen unter anderem ein Titel, eine kurze Erläuterung zu den Daten, die regionale Auflösung, die Jahre für die die Daten gültig sind und die abhängigen Datensätze, also Datensätze die die Eingangsdaten bei der Berechnung des Datensatzes gebildet haben. Die Spalte `oep_metadata` enthält die Metadaten basierend auf dem OEP Metadatenstandard 1.4 als JSON. Diese Spalte ist besonders relevant im Kontext des FAIR-Prinzips. Die Spalte `sql` enthält den erzeugenden SQL-Befehl. Interessierte Nutzer können hier die Berechnung und Zusammenführung verschiedener Datenquellen nachvollziehen. Die gewährleistet eine hohe Transparenz bei den eingesetzten Modellen.

demandregio_spatial
Diese Tabelle enthält alle Ergebnisse mit einem räumlichen Bezug. Verschiedene Datensätze sind durch die `id_spatial` eindeutig zu identifizieren und in Verbindung mit der beschreibenden Tabelle zu bringen. Der Raumbezug ist durch das Tupel `id_region_type, id_region` definiert. Zusätzliche Informationsebenen können durch die Spalte `internal_id` abgelegt werden.

t_region

Diese Tabelle beschreibt das Tupel `id_region_type, id_region`. Jedem Tupel werden ein Name, eine Abkürzung und eine Geometrie zugeordnet.

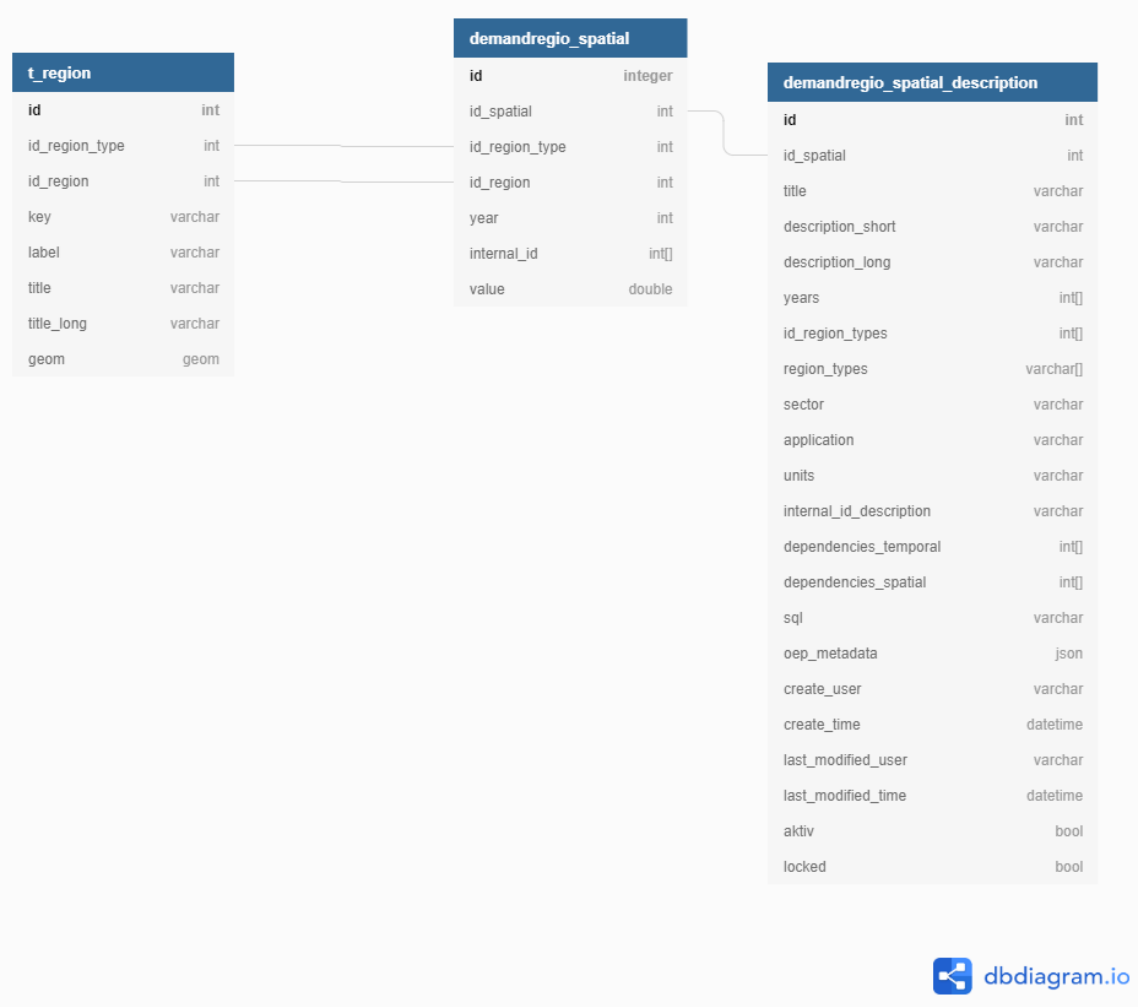


Abbildung 6.2: Datenbankstruktur: Teilmenge räumlich aufgelöste Daten

Basierend auf den regional aufgelösten Daten in Tabelle `demandregio_spatial` und den Geodaten der aktuellen und historischen Landkreisen erfolgt eine Umrechnung der Ergebnisse auf verschiedene Gebietsstände (vgl. Abbildung 2.1). Diese Umrechnungen werden als Sicht (`view`) bereitgestellt. Die Sicht `v_demandregio_spatial_lk402` bildet alle Daten auf Basis von 402 Landkreisen, die Sicht `v_demandregio_spatial_lk401` auf Basis von 401 Landkreisen ab. Die Sichten unterscheiden sich hinsichtlich ihrer Spalten nicht von der Tabelle `demandregio_spatial` und können entsprechend in den Abfragen eingebaut werden.

Die Eingangsdaten und Berechnungsergebnisse aus DemandRegio liegen somit in zwei zentralen Tabellen: `demandregio_spatial` und `demandregio_temporal`. Die Abhängigkeiten der Datensätze untereinander sind ein wichtiger Bestandteil der Dokumentation und können via REST abgefragt werden:

http://opendata.ffe.de:4000/v_spatial_temporal_dependencies

Diese Abfrage liefert einen Link zu dreampuf.github.io. Hier wird eine Visualisierung der Abhängigkeiten aller Datensätze erstellt. In Abbildung 6.4 ist ein Ausschnitt aus dieser Visualisierung dargestellt.

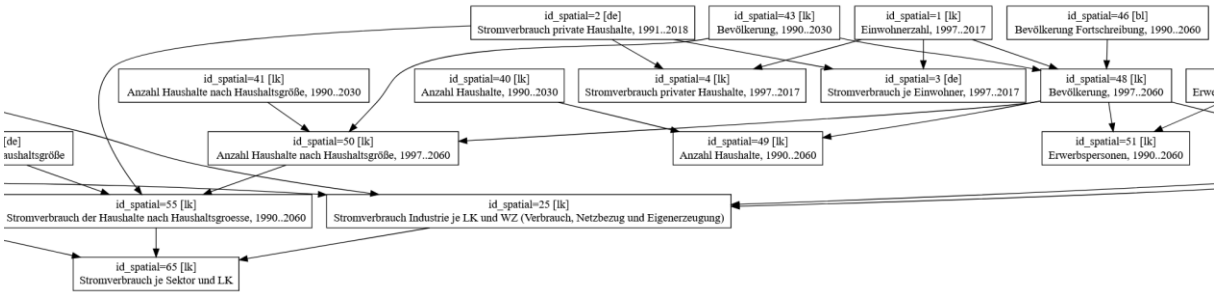


Abbildung 6.3: Visualisierung der Abhängigkeiten der Datensätze

Am Beispiel `id_spatial=50` wird deutlich, dass die Fortschreibung der Haushalte nach Haushaltsgröße zum einen auf zwei Fortschreibungen (`id_spatial=41` und `id_spatial=43`) mit der regionalen Auflösung Landkreis und dem Zeithorizont bis 2030, zum anderen auf einer Fortschreibung (`id_spatial=46`) der Einwohnerzahl je Bundesland mit Zeithorizont bis 2060 basiert. Der resultierende Datensatz bildet wiederum die Basis für die Berechnung des Stromverbrauchs nach Haushaltsgröße (`id_spatial=55`).

Die Visualisierung der Abhängigkeiten basiert auf den Spalten `dependencies_spatial` und `dependencies_temporal` in den beschreibenden Tabellen `demandregio_spatial_description` und `demandregio_temporal_description`. Die Pflege dieser Metadaten stellt einen wesentlichen Beitrag zur Dokumentation der Daten dar.

6.1.3 Abfrage von Daten

Am Beispiel von drei Anwendungsfällen wird ein besseres Verständnis für die Struktur der Datenbank entwickelt. Die Abfragen werden dabei mit SQL formuliert.

Beispiel 1: Einwohnerzahl je Landkreis

Die Verknüpfung der drei Tabellen erfolgt über die Spalten `id_spatial, id_region_type` und `id_region`. Abbildung 6.4 und Abbildung 6.5 zeigen beispielhaft den Abruf der Einwohnerzahl je Landkreis. Durch weitere Filter kann die Einwohnerzahl für bestimmte Landkreise oder Jahre ermittelt werden.

```
select a.title,
       b.id_region_type,
       b.id_region,
       c.title,
       b.year,
       b.value
from demandregio.demandregio_spatial_description as a
         join demandregio.demandregio_spatial as b
           on a.id_spatial = b.id_spatial
         join demandregio.t_region as c
           on b.id_region_type = c.id_region_type
          and b.id_region = c.id_region
where a.id_spatial = 1
```

Abbildung 6.4: SQL-Abfrage „Einwohnerzahl je Landkreis“

	a.title	id_region_type	id_region	c.title	year	value
1	Einwohnerzahl, 1997..2017	4	1001000	Flensburg	1997	85547
2	Einwohnerzahl, 1997..2017	4	1002000	Kiel	1997	240516
3	Einwohnerzahl, 1997..2017	4	1003000	Lübeck	1997	215376
4	Einwohnerzahl, 1997..2017	4	1001000	Flensburg	1998	84742
5	Einwohnerzahl, 1997..2017	4	1002000	Kiel	1998	237337
6	Einwohnerzahl, 1997..2017	4	1003000	Lübeck	1998	214017
7	Einwohnerzahl, 1997..2017	4	1001000	Flensburg	1999	84449
8	Einwohnerzahl, 1997..2017	4	1002000	Kiel	1999	233795
9	Einwohnerzahl, 1997..2017	4	1003000	Lübeck	1999	213326
10	Einwohnerzahl, 1997..2017	4	1001000	Flensburg	2000	84281
11	Einwohnerzahl, 1997..2017	4	1002000	Kiel	2000	232612
12	Einwohnerzahl, 1997..2017	4	1003000	Lübeck	2000	213399
13	Einwohnerzahl, 1997..2017	4	1001000	Flensburg	2001	84480
14	Einwohnerzahl, 1997..2017	4	1002000	Kiel	2001	232242
15	Einwohnerzahl, 1997..2017	4	1003000	Lübeck	2001	213496
16	Einwohnerzahl, 1997..2017	4	1001000	Flensburg	2002	84704
17	Einwohnerzahl, 1997..2017	4	1002000	Kiel	2002	233270
18	Einwohnerzahl, 1997..2017	4	1003000	Lübeck	2002	213301

Abbildung 6.5: Ergebnis der Abfrage „Einwohnerzahl je Landkreis“

Beispiel 2: Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße je Landkreis

Das zweite Beispiel ist die Anzahl der Haushalte nach Haushaltgröße. Abweichend zum ersten Beispiel liegen für jeden Landkreis mehrere Informationen – hier die verschiedenen Haushaltsgrößen – vor. Bei der Abfrage der Daten wird die zusätzliche Spalte `internal_id` benötigt. In der Beschreibungstabelle ist folgende Information hinterlegt:

```
internal_id[1] = Haushaltsgröße
0 = Insgesamt
1 = 1 Person
2 = 2 Personen
3 = 3 Personen
4 = 4 Personen
5 = 5 Personen
6 = 6 und mehr Personen
```

Die Verknüpfung der drei Tabellen erfolgt wiederum über die Spalten `id_spatial, id_region_type` und `id_region`. Abbildung 6.6 und Abbildung 6.7 zeigen beispielhaft den Abruf der der Daten. In Flensburg gibt es somit rund 44.000 Haushalte, davon rund 22.000 Haushalte mit einer Person.

```
select a.title,
       b.id_region_type,
       b.id_region,
       c.title as landkreis,
       b.year,
       b.internal_id,
       b.value
from demandregio.demandregio_spatial_description as a
         join demandregio.demandregio_spatial as b
           on a.id_spatial = b.id_spatial
         join demandregio.t_region as c
           on b.id_region_type = c.id_region_type
          and b.id_region = c.id_region
where a.id_spatial = 14
```

Abbildung 6.6: SQL-Abfrage „Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße je Landkreis“

	title	id_region_type	id_region	landkreis	year	internal_id	value
1	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1001000	Flensburg	2011	{0}	44746
2	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1001000	Flensburg	2011	{1}	22722
3	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1001000	Flensburg	2011	{2}	13172
4	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1001000	Flensburg	2011	{3}	4619
5	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1001000	Flensburg	2011	{4}	2928
6	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1001000	Flensburg	2011	{5}	871
7	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1001000	Flensburg	2011	{6}	434
8	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1002000	Kiel	2011	{0}	127889
9	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1002000	Kiel	2011	{1}	61501
10	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1002000	Kiel	2011	{2}	41088
11	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1002000	Kiel	2011	{3}	13166
12	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1002000	Kiel	2011	{4}	8225
13	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1002000	Kiel	2011	{5}	2591
14	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1002000	Kiel	2011	{6}	1318
15	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1003000	Lübeck	2011	{0}	109077
16	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1003000	Lübeck	2011	{1}	50171
17	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1003000	Lübeck	2011	{2}	35482
18	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1003000	Lübeck	2011	{3}	12241
19	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1003000	Lübeck	2011	{4}	7658
20	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1003000	Lübeck	2011	{5}	2298
21	Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße	4	1003000	Lübeck	2011	{6}	1227

Abbildung 6.7: Ergebnis der Abfrage „Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße je Landkreis“

Beispiel 3: Energieverwendung in der Industrie je Landkreis

Das dritte Beispiel ist die Energieverwendung in der Industrie. Es erfolgt eine Differenzierung nach verschiedenen Energieträgern. Zusätzlich wird angegeben ob die Daten „real“ sind, also genau so in der Statistik vorkommen, oder in der Statistik nicht veröffentlicht wurden und basierend auf einem Synthesemodell berechnet wurden. Folgende Information ist in der Beschreibungstabelle für die Spalte `internal_id` hinterlegt:

```
internal_id[1]=1: Gesamt
internal_id[1]=2: Strom
internal_id[1]=3: Wärme
internal_id[1]=4: Erdgas
internal_id[1]=5: Kohle
internal_id[1]=6: Heizöl
internal_id[1]=7: Erneuerbare Energien
internal_id[1]=8: sonstige

internal_id[2]=0: Reale Daten
internal_id[2]=1: Synthetische Daten
```

Die Verknüpfung der drei Tabellen erfolgt wiederum über die Spalten `id_spatial`, `id_region_type` und `id_region`. Abbildung 6.6 und Abbildung 6.7 zeigen beispielhaft den Abruf der der Daten. In Flensburg wurde der Gasverbrauch, in Kiel der gesamte Energieverbrauch synthetisch bestimmt.

```sql
select a.title,
       b.id_region_type,
       b.id_region,
       c.title as landkreis,
       b.year,
       b.internal_id,
       b.value
from demandregio.demandregio_spatial_description as a
         join demandregio.demandregio_spatial as b
           on a.id_spatial = b.id_spatial
         join demandregio.t_region as c
           on b.id_region_type = c.id_region_type
          and b.id_region = c.id_region
where a.id_spatial = 15
```

Abbildung 6.8: SQL-Abfrage „Energieverwendung in der Industrie je Landkreis“

	title	id_region_type	id_region	landkreis	year	internal_id	value
1	Energieverwendung in der Industrie je LK	4	1001000	Flensburg	2017	{1,0}	1177889
2	Energieverwendung in der Industrie je LK	4	1001000	Flensburg	2017	{2,0}	350116
3	Energieverwendung in der Industrie je LK	4	1001000	Flensburg	2017	{3,0}	89225
4	Energieverwendung in der Industrie je LK	4	1001000	Flensburg	2017	{4,1}	648882
5	Energieverwendung in der Industrie je LK	4	1002000	Kiel	2017	{1,1}	1258341
6	Energieverwendung in der Industrie je LK	4	1002000	Kiel	2017	{2,0}	480039
7	Energieverwendung in der Industrie je LK	4	1002000	Kiel	2017	{3,0}	217599
8	Energieverwendung in der Industrie je LK	4	1002000	Kiel	2017	{4,0}	359478
9	Energieverwendung in der Industrie je LK	4	1003000	Lübeck	2017	{1,0}	1788413
10	Energieverwendung in der Industrie je LK	4	1003000	Lübeck	2017	{2,0}	774581
11	Energieverwendung in der Industrie je LK	4	1003000	Lübeck	2017	{3,0}	10782
12	Energieverwendung in der Industrie je LK	4	1003000	Lübeck	2017	{4,0}	912437

Abbildung 6.9: Ergebnis der Abfrage „Energieverwendung in der Industrie je Landkreis“

6.1.4 Datenplattform

Die Bereitstellung erfolgt über zwei Datenplattformen. Beide werden nachfolgend kurz vorgestellt.

FfE Open Data-Portal

Das FfE Open Data-Portal bietet einen Überblick über kostenlose Datensätze zur Modellierung von Energiebedarf und -erzeugung. Die Datensätze basieren auf FfE-Projekten, einige von ihnen wurden mit öffentlichen Mitteln finanziert. Die Bereitstellung erfolgt über eine eigene Internetseite:

opendata.ffe.de

Die Datensätze sind zum einen über eine Suche auffindbar, zum anderen werden alle in einem Projekt generierten Datensätze auf einer eigenen Seite zusammengefasst:

opendata.ffe.de/project/demandregio/

Zu jedem Datensatz gibt es einen Eintrag der Kategorie `Dataset` und optional einen Eintrag der Kategorie `Post`.

Einträge der Kategorie `Dataset`, siehe Abbildung 6.10, enthalten neben einer kurzen Beschreibung und ausgewählten Metadaten (lesbar für den Nutzer der Seite), als auch Downloadlinks zu den Daten und Metadaten. Diese Daten sind maschinenlesbar und werden als JSON zur Verfügung gestellt. Filter ermöglichen dabei den Download einzelner Jahre. Wenn gewünscht, werden ältere Daten unter Berücksichtigung der Gebietsreformen auf den aktuellen Gebietsstand umgerechnet.

Einträge der Kategorie `Post`, siehe Abbildung 6.11, bieten Platz für eine ausführlichere Beschreibung des Datensatzes. Hierzu können weitere Abbildungen, Karten oder Ablaufdiagramme zählen. Jedem Post sind ein oder mehrere Einträge der Kategorie `Dataset` zugeordnet.

Das FfE Open Data Portal bietet mit REST eine einheitliche Schnittstelle zu allen offenen Daten der FfE. Der Betrieb des Portals ist für die nächsten Jahre gewährleistet. Weiterhin sind verschiedene Erweiterungen und Verbesserungen geplant. Dazu zählt eine Umfangreiche Beschreibung der Datenzugriffsmöglichkeiten mit verschiedenen Programmiersprachen, eine ansprechende Visualisierung der Datensätze und eine alternative Umsetzung der Spalte `internal_id`.

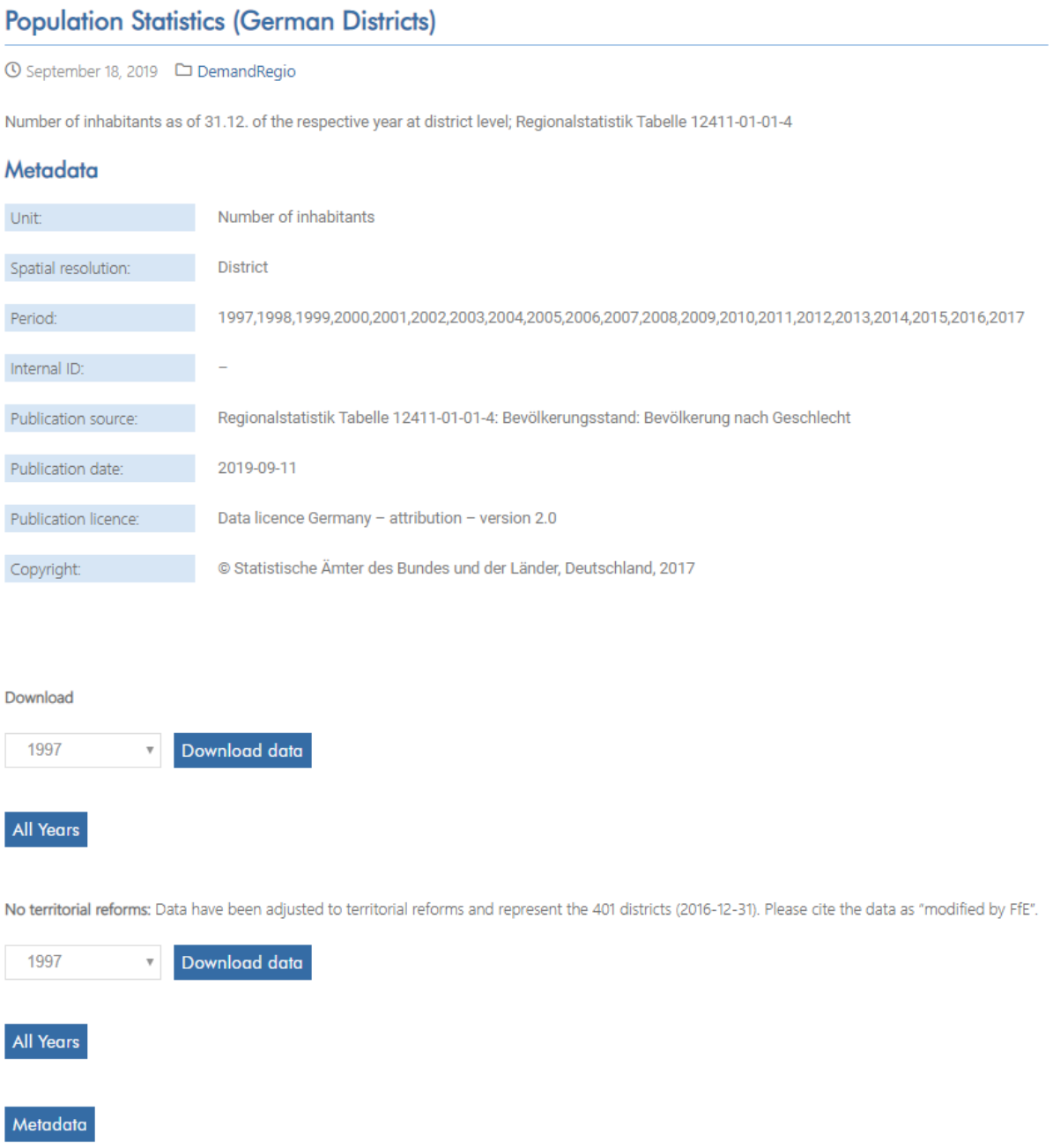


Abbildung 6.10: Beispiel für einen Dataset

Population Statistics (German Districts)

September 13, 2019 No Comments DemandRegio

Metadata

Unit:

Spatial resolution:

Period:

Internal ID:

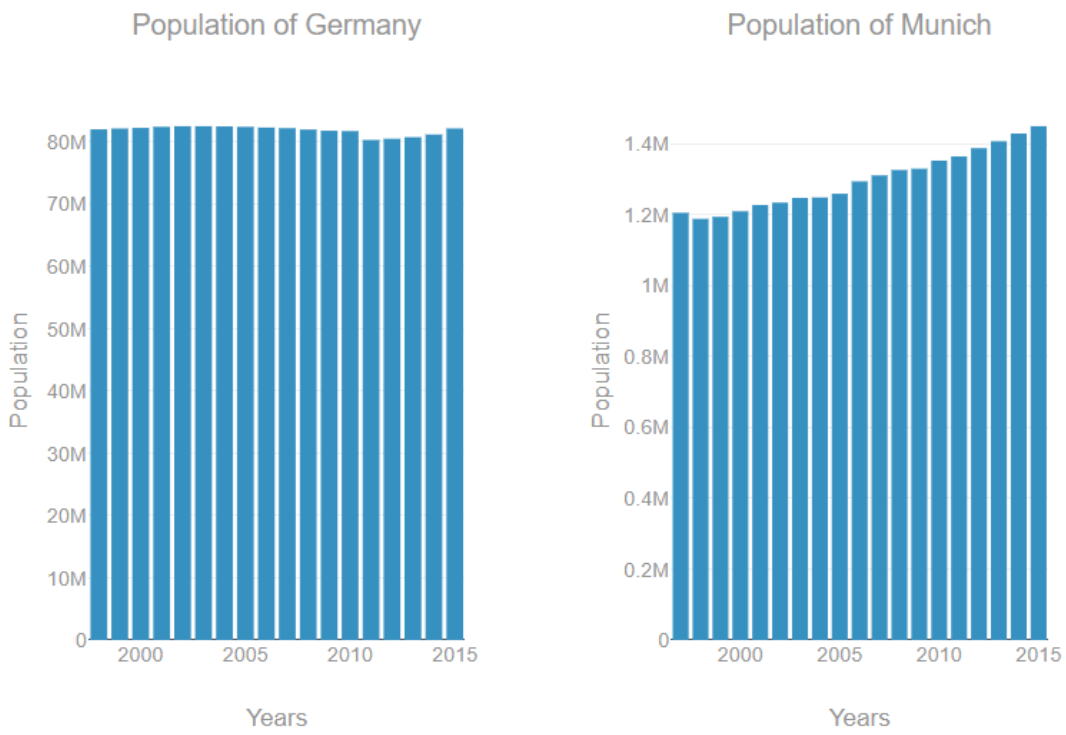
Publication source:

Publication date:

Publication licence:

Copyright:

The barchart below shows the population of Germany from the years 1997 until 2015.



The barchart underneath presents the total population of the district Munich from 1997 until 2015.

Related Datasets

Population statistics (german districts)

Abbildung 6.11: Beispiel für einen Post

Open Energy Platform

Die Open Energy Platform ist Teil der Open Energy Family. Die Open Energy Family hat zum Ziel, Qualität, Transparenz und Reproduzierbarkeit in der Energiesystemforschung sicherzustellen. Sie ist eine Sammlung verschiedener Instrumente und Informationen, die die Arbeit mit energiebezogenen Daten erleichtern.

Das Hauptmodul ist die Open Energy Platform (OEP), eine Web-Schnittstelle für den Zugriff auf die meisten Module, insbesondere auf die Datenbank. Sie bietet eine Möglichkeit, Daten mit der entsprechenden Dokumentation (Metadaten) zu veröffentlichen und sie mit dem Quellcode und den zugrundeliegenden Annahmen zu verknüpfen.

Die OEP bietet eine nach Themen gegliederten, webbasierten Zugriff auf die verschiedenen Datensätze, siehe Abbildung 6.12. Zusätzlich gibt es einen API-basierten Zugriff und eine REST-Schnittstelle Der Betrieb der Plattform ist langfristig gewährleistet.

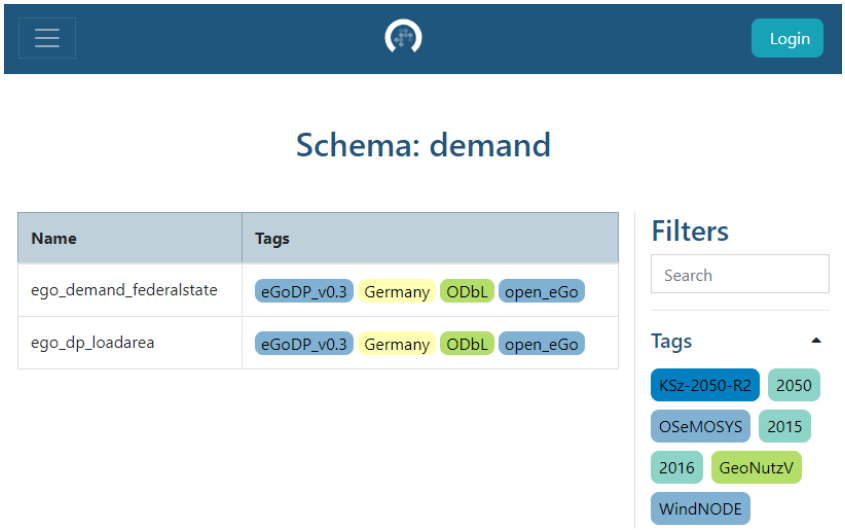


Abbildung 6.12: Auszug aus der Open Energy Plattform

Der Upload der DemandRegio-Ergebnisse ist zum Zeitpunkt der Berichtserstellung in Umsetzung.

Der zweigleisige Veröffentlichungsansatz eröffnete in DemandRegio verschiedene Vorteile:

- FfE Open Data Portal: Unmittelbare Veröffentlichung des aktuellen Bearbeitungsstands und Austausch zwischen den Projektpartner
- FfE Open Data Portal: Laufende Aktualisierung, Erweiterung und Korrektur der Datensätze.
- Open Energy Plattform: Langfristiger Erhalt der Daten gewährleistet
- Open Energy Plattform: Integration der DemandRegio-Ergebnisse in die Open Energy Family

6.1.5 Zugriffsmöglichkeit

Der Zugriff auf die Postgres-Datenbank kann grundsätzlich über ODBC erfolgen. Im Rahmen der Projektbearbeitung wurde diese Zugriffsmöglichkeit den Projektpartner eingeräumt. Für Dritte ist ein Zugriff via ODBC mit Blick auf Sicherheitsaspekte nicht gewünscht.

Die Datenbank der FfE Open Data-Plattform kann über eine REST API abgefragt werden. Der Zweck dieser REST-API ist insbesondere die Maschine-zu-Maschine-Kommunikation. Trotzdem werden in den Artikeln Downloadlinks basierend auf der REST API zur Verfügung gestellt. Diese können auch für eine Maschine-zu-Maschine-Kommunikation verwendet werden.

Abruf von Tabellen

In Anlehnung an Beispiel 1 aus Kapitel 6.1.3 erfolgt der Abruf der Einwohnerzahl mit folgenden Link:

http://opendata.ffe.de:4000/demandregio_spatial?id_spatial=eq.1&&year=eq.1997

Der Inhalt der Tabelle **`demandregio_spatial`** wird auf den Datensatz 1 und das Jahr 1997 gefiltert. Der Rückgabewert ist in Abbildung 6.13 dargestellt. Das Ergebnis enthält die Landkreise zum jeweiligen Stand (vgl. Abbildung 2.1), weder Metadaten, noch die Namen der Landkreise.


```
▼ 0:
    id:             17253360
    id_spatial:     1
    id_region_type: 4
    id_region:      1001000
    year:           1997
    internal_id:    null
    value:          85547
▼ 1:
    id:             17253361
    id_spatial:     1
    id_region_type: 4
    id_region:      1002000
    year:           1997
    internal_id:    null
    value:          240516
```


Abbildung 6.13: Rückgabe einer REST-Abfrage auf der Tabelle demandregio_spatial

Die gleiche Abfrage auf der Tabelle `v_demandregio_spatial_lk402` liefert die Ergebnisse für die heute gültigen 402 Landkreise. Analog können die Ergebnisse für die aktuell gültigen 401 Landkreise ausgegeben werden.

http://opendata.ffe.de:4000/v_demandregio_spatial_lk402?id_spatial=eq.1&&year=eq.1997

Abruf via RPC

Durch einen Remote Procedure Call (RPC) werden die gleichen Daten um die Namen der Landkreise und die Metadaten ergänzt.

http://opendata.ffe.de:4000/rpc/v_demandregio_spatial?id_spatial=1&&year=1997

Die Rückgabe ist in Abbildung 6.14 dargestellt. Die Rückgabe enthält sämtliche Metadaten wie auch die Bezeichnungen der Regionen. Im Rahmen laufender Arbeiten ist geplant auch die Spalte `internal_id` textlich darzustellen.


```
id_spatial:                 1
title:                      "Einwohnerzahl, 1997..2017"
▸ oep_metadata:             {…}
▸ metadata_ffe:             {…}
▾ data:
  ▾ 0:
      year:                 1997
      internal_id:          null
    ▾ data:
      ▾ 0:
          id_spatial:       1
          id_region_type:   4
          id_region:        1001000
          name:             "Flensburg"
          value:            85547
      ▾ 1:
          id_spatial:       1
          id_region_type:   4
          id_region:        1002000
          name:             "Kiel"
          value:            240516
      ▾ 2:
          id_spatial:       1
          id_region_type:   4
          id_region:        1003000
          name:             "Lübeck"
          value:            215376
      ▾ 3:
          id_spatial:       1
          id_region_type:   4
          id_region:        1004000
          name:             "Neumünster"
          value:            81322
```


Abbildung 6.14: Rückgabe einer RPC-Abfrage auf der Tabelle demandregio_spatial

Filtern nach internal_id

Im Beispiel 3 aus Kapitel 6.1.3 erfolgt der Abruf der Energieverwendung in der Industrie. Verschiedene Energieträger werden dabei mit der Spalte `internal_id` identifiziert. Der Abruf aller Datensätze die sich auf den Stromverbrauch beziehen ist wie nachfolgend dargestellt möglich. Auf den zweiten, dritten, usw. Index kann über `internal_id_2, internal_id_3` usw. zugegriffen werden.

http://opendata.ffe.de:4000/v_demandregio_spatial_lk402?id_spatial=eq.15&&year=eq.2015&&internal_id_1=eq.2

Umsetzung in Python

Die dargestellten Methoden dokumentieren die technischen Möglichkeiten des Datenabrufs. In der Praxis werden nur wenige Nutzer die Daten direkt im Browser abrufen und nutzen. Beispiel für den programmiertechnischen sind auf der FfE Open Data-Plattform dokumentiert:

http://opendata.ffe.de/how-to/

Nachfolgend wird der Zugriff via Python und der Export der Ergebnisse als csv-Datei beschrieben. Für den Datenabruf wird eine `id_spatial`, eine `internal_id` (optional) und ein `year` benötigt. Die Daten werden abschließend als csv-Datei lokal gespeichert. Weitere Möglichkeiten werden am Beispiel des in DemandRegio entwickelten Werkzeugs **`disaggregator`** im nächsten Kapitel vorgestellt.

```
import requests
import pandas as pd

url   = 'http://opendata.ffe.de:4000/'
id_spatial = '25'
internal_id = ''
year = '2017'

table = 'demandregio_spatial'
table_description = table + '_description'
datafilter_description = '?id_spatial=eq.' + id_spatial
datafilter = '?id_spatial=eq.'+id_spatial+'&&year=eq.' + year

if internal_id=='':
    datafilter = datafilter
else:
    datafilter = datafilter + '&&internal_id=eq.{'+internal_id+'}'

result = requests.get(url + table + datafilter)
df = pd.read_json(result.content)
df.to_csv(r'C:\DemandRegio\out.csv', index = False)
```

6.2 Open Source Tool

Das unter der GPLv3-Lizenz und somit quelloffene + kostenfreie Werkzeug **`disaggregator`**, welches in Python (getestet bis Version 3.7.3) implementiert wurde, steht via GitHub jedem Nutzer zur freien Verwendung zur Verfügung:

https://github.com/DemandRegioTeam/disaggregator

Es besteht hauptsächlich aus fünf Modulen, siehe Abbildung 6.15:

1. `config.py`
   Dieses Modul ist hauptsächlich zum Einlesen von Konfigurationen konzipiert.
2. `data.py`
   Dient der Bereitstellung aller verwendeten Eingangsdaten und stellt eine Verknüpfung zur offenen Datenbank (siehe Kapitel 6.1) bereit. Weiterhin enthält es noch einige Plausibilisierungs- und Validierungschecks sowie Heuristiken und Hilfsfunktionen.
3. `spatial.py`
   Enthält alle Funktionen zu räumlichen Disaggregationsverfahren.
4. `temporal.py`
   Enthält alle Funktionen zu zeitlichen Disaggregationsverfahren sowie zur Fortschreibung in die Zukunft.
5. `plot.py`
   Funktionen um die Ergebnisse auf Choroplethenkarten oder Heatmaps darzustellen.

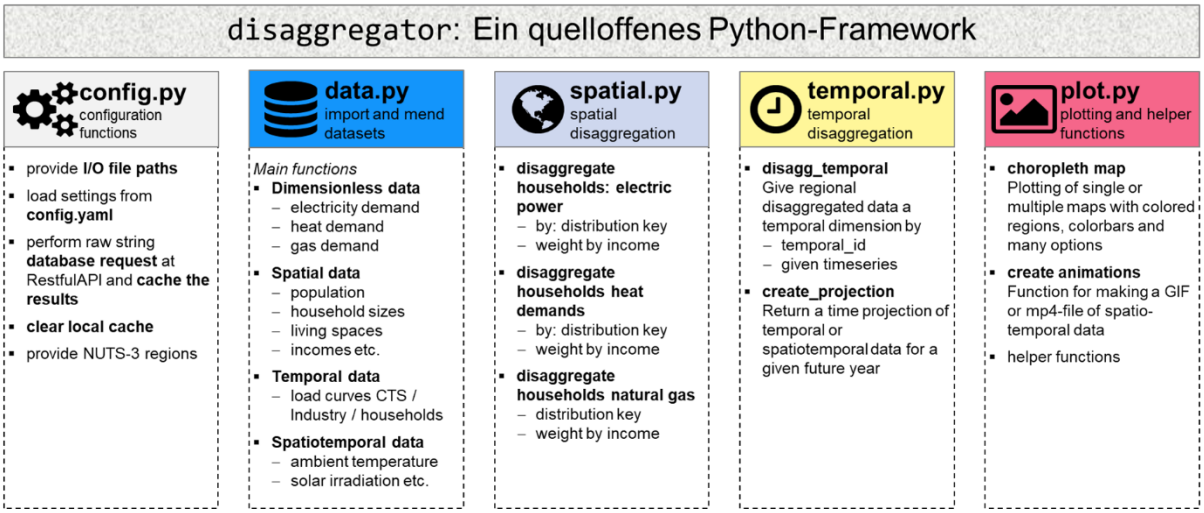


Abbildung 6.15: Modulare Struktur des disaggregator-Werkzeugs

Zur Einarbeitung in die Nutzung des Programms sowie zum erleichterten Verständnis des Quellcodes werden in dem o. g. GitHub-Repositorium weiterhin mehrere sog. *Jupyter notebooks* bereitgestellt. Diese sind web-basierte interaktive Umgebungen, in denen schrittweise Code-Schnipsel ausgeführt und beschrieben bzw. dokumentiert werden können und eignen sich somit hervorragend zur Einarbeitung in ein Softwaretool.

7 Fazit und Ausblick

Im Rahmen des Forschungsprojekts DemandRegio wurden eine ganze Reihe unterschiedlicher Beiträge zur Vereinfachung und Verbesserung regional hochaufgelöster Analysen von Energiesystemen erzielt. Zunächst wurde eine umfangreiche Aufarbeitung bestehender Methoden und Datenquellen aus nationaler und internationaler Literatur geleistet. Öffentlich verfügbare Daten und Statistiken wurden zusammengetragen und für eine breite Nutzerschaft zugänglich gemacht. Dies erfolgte zum einen indirekt über die Zusammenstellung und Strukturierung von Datenquellen in einer Meta-Übersicht und zum anderen direkt über die Veröffentlichung in einer eigens dafür eingerichteten Datenbank. In diesem Zuge wurde eine große Anzahl statistischen Informationen, die zur Abbildung der Energienachfrage dienen, aufbereitet und bereitgestellt.

Auf Basis dieser Daten wurde ein Modellierungsverfahren entwickelt, welches als eigenständiges Werkzeug frei zugänglich ist und über das die Ergebnisse nicht nur reproduzierbar sind, sondern von Nutzerinnen und Nutzern für Ihre eigenen Zwecke angepasst werden kann. Die mithilfe dieses Werkzeugs (disaggregator) berechneten regionalen Lastgänge stehen für sämtliche Wirtschafszweige[18] zur Verfügung. Überdies konnten im Zuge einer aufwändigen Erhebung reale Lastgänge dem Projektdatensatz hinzugefügt werden, die unter Wahrung der individuellen Geheimhaltungsvorschriften in die Entwicklung von Branchenlastprofilen eingeflossen sind. Die Ergebnisse liegen somit einerseits in Form von Datensätzen als regionale, sektorale, nach Energieträger differenzierte und fortgeschriebene Lastgänge vor. Andererseits steht ein frei zugängliches Modellierungswerkzeug mit Anbindung an eine Open Data Datenbank zur Verfügung.

Die räumliche und zeitliche Auflösung der Strom- und Gasnachfragen privater Haushalte anhand verschiedener Methoden wurde mathematisch detailliert anhand von Formeln beschrieben, im Fließtext erklärt und darüber hinaus im zur Verfügung gestellten Programmcode des o. g. Werkzeugs implementiert. Insgesamt stehen damit zum Projektende vier Verfahren zur räumlichen und drei Verfahren zur zeitlichen Auflösung zur Verfügung. Eine Validierung der verschiedenen räumlichen Disaggregationsverfahren für private Haushalte wurde anhand der in den Länderenergiebilanzen angegebenen Energieverbräuche durchgeführt und zeigte für alle Bundesländer ein hohes Maß an Überstimmung mit den statistischen Werten. Auf der Ebene der Kreise und kreisfreien Städte stehen solche statistischen Werte zum Berichtszeitpunkt nicht zur Verfügung. Gleiches gilt weiterhin für untertägig aufgelöste Zeitreihen. Eine Gegenüberstellung der Ergebnisse plausibilisiert die beiden vorgestellten zeitlichen Disaggregationsverfahren im Sinne einer Verifikation. Sollten in Zukunft in größerem Umfang die Messdaten von Smart-Metern privater Haushalte öffentlich zur Verfügung stehen, wäre eine solche Weiterentwicklung und Validierung im Zuge nachgelagerter Forschungshaben denkbar und wünschenswert.

Die regional und zeitlich hochaufgelöste Modellierung des Strom- und Gasverbrauchs im GHD- und Industriesektor erfolgte auf Basis eines mehrstufigen Ansatzes. Die regionale Mo-

[18] Ausgenommen WZ 35: Öffentliche Energieversorgung

dellierung auf Basis spezifischer Verbräuche und Beschäftigtenzahlen brachte sehr zufriedenstellende Ergebnisse, die vollständig plausibilisiert wurden und insbesondere für den industriellen Sektor sehr gut mit Ergebnissen des LAK übereinstimmen. Hier wäre eine Einbindung weiterer energienachfragebestimmende Größen, wie z. B. die Bruttowertschöpfung eine gelungene Weiterentwicklung. Die Generierung von Werten für zukünftige Jahre ist im Modellierungswerkzeug hinterlegt und basiert aktuell auf der zukünftigen Beschäftigtenstruktur in Deutschland sowie wirtschaftszweigspezifischen Effizienzentwicklungen. Hier besteht Bedarf für die Weiterentwicklung hin zu einer differenzierten Abbildung von Entwicklungstrends nach Anwendung und Wirtschaftszweig, um technologische Umbrüche abzubilden.

Die Modellierung der zeitlichen Auflösung im Grundansatz (Verwendung von Standardlast und Betriebsschichtprofilen) ermöglicht eine flächendeckende Abbildung des Strom- und Gasverbrauchs mit guter Genauigkeit. In der realdatenbasierten Modellierung (erweiterter Ansatz) der zeitlichen Energienachfrage einzelner Wirtschaftszweige konnte durch die Erstellung wirtschaftszweigspezifischer Branchenlastprofile die veraltete Datenbasis der Standardlastprofile teilweise aktualisiert und einige Datenlücken geschlossen werden. Die Verwendung von Branchenlastprofilen im erweiterten Ansatz des Gesamtmodells hat die Prognosegüte gegenüber dem Grundansatz noch einmal deutlich verbessert. DemandRegio liefert damit eine differenzierte und aktualisierte Datengrundlage für branchenspezifische Stromlastprofile. Nichtsdestotrotz bleiben einige Herausforderungen bestehen. Die Repräsentativität der Branchenlastprofile ist naturgemäß an die zugrundeliegende uneinheitliche Datenbasis geknüpft. Des Weiteren sind stochastische Lasteinflüsse sowie die Heterogenität des Lastverhaltens einzelner Wirtschaftszweige nur schwierig abbildbar in einem Branchenlastprofil.

Im Ausblick können die Branchenlastprofile durch den Ausbau der Datenbasis weiterentwickelt werden, sodass verbleibende Branchen abgebildet und existierende Branchenlastprofile auf eine größere Datenbasis gestellt werden. Auch können neben der branchenspezifischen Verfeinerung des regressionsanalytischen Ansatzes weitere methodische Ansätze zur Anwendung kommen, insbesondere die in Kapitel 2.1.2 genannten künstlichen neuronalen Netze. Weiterhin können die Branchenlastprofile in Verbindung mit wirtschaftszweigspezifischen Effizienz- und Lastflexibilisierungspotenzialen analysiert und weiter differenziert werden. Neben der Fortschreibung der Energieverbräuche kann auf Basis wirtschaftszweigspezifischer Effizienz- und Lastflexibilisierungspotenzialen auch eine Fortschreibung der Energieverbrauchsverläufe bzw. -profile erfolgen.

Das Projekt DemandRegio war ein wichtiger Treiber für Entwicklung des FfE Open Data Portals. Die zu Grunde liegende Datenbank diente während der Projektlaufzeit als gemeinsame Datenschnittstelle der Projektpartner und kann nun von allen Interessierten genutzt werden. Mit Projektende ist diese Datenbank nicht abgeschlossen. So wurden bestehende Datensätze korrigiert und neue Datensätze ergänzt. Auch funktionale Erweiterungen – zum Beispiel eine bessere Lesbarkeit der „internal_id“ – sind geplant bzw. werden bereits umgesetzt.

Diverse Anfragen aus Forschung und Industrie zeigen, dass ein großer Bedarf an diesen Daten besteht. Mit dem nun vorliegenden Abschlussbericht wird ein weiterer Beitrag zur Nutzbarkeit der Daten geleistet. Die Beschreibung der knapp 100 räumlich und zeitlich aufgelösten Datensätze erfolgt über die OEP-Metadaten und über die daraus abgeleiteten Diagramme zur Visualisierung der Abhängigkeiten.

Die bestehende Struktur aus Datenbank und Webseite hat sich bereits über die Ziele von DemandRegio hinaus als gut nutzbar erwiesen. Zusätzliche Anforderungen wurden identifiziert und sind wie zum Beispiel die Visualisierung mit Diagrammen und Karten in Umsetzung. Weiterhin ist geplant die Spalte „internal_id“ durch eine (für Menschen) bessere lesbare Form zu bringen. Hier liegt bereits ein Konzept vor, dass in Kürze umgesetzt wird.

Die Wahl des OEP-Metadaten-Standards hat sich bewährt. Die Metadaten von DemandRegio-Datensätzen entsprechen denen der Open Energy Plattform. Der Nutzer muss sich auf keinen neuen Standard einstellen und kann die Daten schnell und einfach erfassen. Dritten wird empfohlenen beim Aufbau von Datenportalen bestehende Standards wie die OEP-Metadaten zu berücksichtigen.

Als nächster Schritt könnte das Modellierungswerkzeug in Richtung eines umfangreichen Szenariowerkzeugs erweitert werden: Hier wäre zunächst eine vollständige Abbildung der Energiebilanz Deutschlands über alle Energieträger und Sektoren anzustreben. Insbesondere eine hochaufgelöste Darstellung des Verkehrssektors ist im Zuge seiner Elektrifizierung von großem Interesse für infrastrukturplanerische Analysen. Daneben ist eine Erweiterung auf die Ebene der Anwendungen je Wirtschaftszweig und Energieträger denkbar. Die Unterteilung in Querschnitts- und Prozesstechnologien würde die Abbildung von Strukturbrüchen auf Anwendungsebene ermöglichen, wie z. B. den Einsatz von Wärmepumpen. An dieser Stelle ergibt sich auch ein differenzierteres Bild für die Abbildung zukünftiger Entwicklungen.

Im Zuge der Durchdringung neuer Technologien auf Seiten der Verbraucher ist überdies eine Abbildung regional und zeitlich hochaufgelöster Lastflexibilität anzustreben. Die Flexibilisierung der Nachfrageseite wird als einer der Hebel für das Gelingen der Energiewende angesehen und ist vielfach Gegenstand von Untersuchungen. Ein frei zugängliches Werkzeug für ihre regionale und zeitlich hochaufgelöste Abbildung existiert jedoch noch nicht.

Das Modellierungswerkzeug „disaggregator“ sollte zu einem ganzheitlichen Szenario-Werkzeug für die Nachfrageseite weiterentwickelt werden. Neben den angesprochenen Punkten Vielfalt der Energieträger, Sektoren, Anwendungen sowie der Abbildung von Flexibilität, sollten bestehende Szenarien und Prognosen aus der Literatur über dieses Werkzeug abbildbar sein.

8 Abkürzungen und Begriffe

Hinweis: Abkürzungen, die im Duden enthalten sind (z. B., u. a. etc.), werden nicht aufgeführt.

Abkürzung	Begriff	Erläuterung
Abs.	Absatz	
ABC	Artificial bee colony algorithm	Netze aus künstlich nachgebildeten, programmierten Neuronen, die Forschungsgegenstand der Neuroinformatik sind
AGEB	AG Energiebilanzen e. V.	Arbeitsgemeinschaft, die aus fünf Forschungsinstituten und vier Energiewirtschaftsverbänden besteht, die sich zum Zwecke der Auswertung und Erstellung von energiewirtschaftlichen Statistiken. Ziel ist es mit diesen Statistiken die breite Öffentlichkeit sowie Forschungsinstitute über aktuelle Entwicklungen der Energiewirtschaft in Deutschland zu informieren [216].
ANFIS	Adaptives Neuro- Fuzzy-Inference System	Statistisches Verfahren, das auf FUZZY Methoden und einem lernendem Algorithmus basiert. Das Verfahren wird u.a. verwendet um die durch menschliches Verhalten ausgelöste Energienachfrage zu prognostizieren [217].
ANN	Artificial neural network (dt. KNN – Künstliches Neuronales Netz) [218]	Statistische Methode, um auch komplexe technische Modelle mathematisch erfassen zu können. Sie werden in Vielfältigen Forschungsarbeiten u.a. in der Energiewirtschaft verwendet und lehnen sich mit sogenannten Hidden Layers an die Strukturen in einem menschlichen Gehirn an [218]
BA	Bundesagentur für Arbeit	
BBSR	Bundesinstitut für Bau-Stadt-, und Raumforschung	Das BBSR ist ein Bundesministerium dessen Aufgabe die Beschaffung, Aufbereitung und Auswertung von Daten und Informationen zu räumlich differenzierten Entwicklungen hat. Das BBSR stellt somit als Bundesministerium für die nationale Forschung, aber auch für Politik und die interessierte Öffentlichkeit Daten bereit. Zudem ist das BBSR in nationalen und internationalen Gremien vertreten [219].
BDEW	Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e. V.	Interessenvertretung der deutschen Energie und Wasserwirtschaft. Der BDEW ist als Verband dabei auf nationaler, als auch auf internationaler Ebene tätig [220].
BIP	Bruttoinlandsprodukt	Wert aller Waren und Dienstleistungen, die in einem Jahr innerhalb der Landesgrenzen einer Volkswirtschaft produziert werden
BLP	Branchenlastprofil	Mittels Regressionsanalyse erstellte und auf Realdaten basierende wirtschaftszweigspezifische Lastgangmodelle
BMAS	Bundesministerium für Arbeit und Soziales	
BMBF	Bundesministeriums für Bildung und Forschung	
BMFSFJ	Bundesministeriums für Familie, Senioren, Frauen und Jugend	

Abkürzung	Begriff	Erläuterung
BMWi	Bundesministerium für Wirtschaft und Energie	oberste Bundesbehörde der Bundesrepublik Deutschland. Zu den zentralen Aufgabenfeldern gehören die Digitalisierung, Globalisierung, der demographischen Wandel, die Entwicklung Europas sowie die Energiewende zielführend zu gestalten.
BNE	Bruttonationaleinkommen	Summe aller Einkommen, die von Innländern eines Staates (hier: Deutschland) innerhalb einer Zeitperiode (hier: ein Jahr) erwirtschaftet wurde. Hierbei ist es unerheblich ob das Einkommen im In- oder Ausland erwirtschaftet wurde [221].
BNetzA	Bundesnetzagentur	
BWS	Bruttowertschöpfung	Gesamtwert der im Produktionsprozess erzeugten Waren und Dienstleistungen (Produktionswert), abzüglich des Werts der Vorleistungen.
CDC	Climate Data Center	Downloadmöglichkeit von Klimadaten, angeboten vom DWD
COP	Coefficient of Performance	Kennwert für die Effizienz einer Wärmepumpe: (Wärmeleistung dividiert durch dafür notwendige Antriebsenergie)
Dena	Deutsche Energie-Agentur GmbH	Unternehmen (bundeseigen), das laut Gesellschaftsvertrag bundesweit und international Dienstleistungen erbringt, um die energie- und klimapolitischen Ziele der Energiewende auszugestalten und umzusetzen
DESTATIS	Statistisches Bundesamt	Deutsche Bundesoberbehörde im Geschäftsbereich des Bundesministeriums des Innern. Diese Behörde erhebt, sammelt und analysiert statistische Informationen zu Wirtschaft, Gesellschaft und Umwelt.
DSGVO	VERORDNUNG (EU) 2016/679 DES EUROPÄISCHEN PARLAMENTS UND DES RATES vom 27. April 2016 zum Schutz natürlicher Personen bei der Verarbeitung personenbezogener Daten, zum freien Datenverkehr und zur Aufhebung der Richtlinie 95/46/EG (Datenschutz-Grundverordnung) (Datenschutz-Grundverordnung)	Verordnung zum Schutz personenbezogener Daten bei Erhebung, Speicherung, Verarbeitung etc. [222].
DWD	Deutscher Wetterdienst	Deutsche Bundesbehörde, die meteorologische Dienstleistungen für die Allgemeinheit bzw. bestimmte Nutzer erbringt.
EA.NRW	Energieagentur Nordrhein Westfalen	Privatwirtschaftliches Unternehmen und arbeitet im Auftrag des Landes Nordrhein-Westfalen zu allen Fragen aus dem Themenkreis Energieeffizienz, erneuerbare Energie und Klimaschutz.
EES	Europäisches Statistisches System	Zusammenarbeit der Statistischen Ämter aller Europäischen Staaten mit dem Ziel den Verwaltungsaufwand zu reduzieren und Statistische Erhebungen zu vereinheitlichen bzw. vergleichbar zu machen.
EFH	Einfamilienhaus	Wohnhaus mit einer Wohneinheit / für eine Familie

Abkürzung	Begriff	Erläuterung
EFTA	Europäische Freihandelszone	European Free Trade Association, gegründet am 04. Januar 1960 [223]
el.	elektrisch	
eLOAD	electricity LOad curve ADjustment	Modell des Fraunhofer Fraunhofer-ISI (Energy Technology and Energy Systems) [224]
engl.	englisch	
EnEG	Gesetz zur Einsparung von Energie in Gebäuden – Energieeinsparungsgesetz [225]	
EnEV	Verordnung über energieeinsparenden Wärmeschutz und energieeinsparende Anlagentechnik bei Gebäuden (Energieeinsparverordnung – EnEV)	Verordnung, die als Teil des Wirtschaftsverwaltungsrechtes in Deutschland, durch Ermächtigung des EnEG Standardanforderungen zum effizienten Betriebsenergiebedarf eines neugebauten Gebäudes oder Bauprojektes an die Bauherren von Wohn- und Nichtwohngebäude setzt. Es ist eines der zentralen Instrumente der deutschen Klimaschutzpolitik.
ENaG	energienachfragebestimmende Größe	Parameter, die einen Bedarf an Strom, Wärme oder Gas auslösen. Z. B. Erwerbstätige, Wohnfläche, Bruttoinlandsprodukt etc.
EnWG	Gesetz über die Elektrizitäts- und Gasversorgung (Energiewirtschaftsgesetz – EnWG)	Deutsches Gesetz, das eine möglichst preisgünstige, effiziente und verbraucherfreundliche sowie umweltverträgliche leitungsgebundene Versorgung der Öffentlichkeit mit Gas und Elektrizität zum Ziel hat. Es orientiert sich damit an den allgemeinen Zielen der Energieversorgung in einem wettbewerblichen Marktumfeld [226].
ESS	Europäisches Statistisches System	Partnerschaft statistischer Behörden und Ämter der Mitgliedsstaaten der Europäischen Union, der Europäischen Kommission (Eurostat) sowie anderer einzelstaatlicher Stellen von Mitgliedsstaaten. Ziel ist es europaweit Statistiken zu harmonisieren. Eurostat besitzt dabei die Lenkungsfunktion, doch werden die Daten für die Statistiken durch die Institutionen in den einzelnen Mitgliedsstaaten erhoben. Das System koordiniert somit die statistische Arbeit in der europäischen Union, aber auch mit Bewerberländern Zudem besteht eine Partnerschaft zu statistischen Stellen im EWR und in EFTA-Ländern sowie internationalen Organisationen [227].
EU	Europäische Union	
Eurostat	Statistisches Amt der Europäischen Union	Eine Verwaltungseinheit zur mit der Aufgabe amtliche europäische Statistiken zu erstellen. Ziel ist es Vergleichsmöglichkeiten zwischen den Mitgliedsstaaten der Europäischen Union herzustellen und so die demokratische Entwicklung in der EU zu fördern [227].
EWR	Europäischer Wirtschaftsraum	Verbund der Mitgliedsstaaten der Europäischen Union sowie Island, Lichtenstein und Norwegen [228].
FA	Firefly algorithm for Optimization Problems	

Abkürzung	Begriff	Erläuterung
FDZ	Forschungsdatenzentren	Zusammenschluss der zwei öffentlichen, rechtlich getrennten und durch das BMBF geförderten Organisationen (Forschungszentrum des statistischen Bundesamtes und Forschungsdatenzentrum der Statistischen Ämter der Länder) um Wissenschaftler und interessierte Bürger / Unternehmen mit Daten zu versorgen. Primäres Ziel ist es jedoch die Forschung mit statistisch aufbereiteten und verlässlichen Daten zu versorgen. Hierfür bietet das FDZ Mikrodaten zur amtlichen Statistik über unterschiedliche Zugangswege und -formate an [229].
FfE	Forschungsstelle für Energiewirtschaft e.V. [230]	*Projektpartner im Forschungsprojekt DemandRegio
EVU	Energieversorgungsunternehmen	
FORECAST	Model FORECAST	Modell des Fraunhofer-ISI das für verschiedene Szenarien die Stromnachfrage prognostiziert. Hierbei werden verschiedene Sektoren sowie makroökonomische und preisbedingte nachfrageauslösende Faktoren unterschieden. Ergebnis ist die Energienachfrage, die dann weiter mit dem Modell eLOAD in Stromlastkurven zeitlich aufgelöst werden kann [231]
Fraunhofer-ISI	Fraunhofer-Institut für System- und Innovationsforschung ISI	Forschungsinstitut das wirtschaftliche, soziale und technische Abhängigkeiten sowie Prozesse untersucht. Hierbei werden die Möglichkeiten und Grenzen des Systems sowie Auswirkungen von Innovationen explizit betrachtet [232].
FZJ	Forschungszentrum Jülich GmbH	Leitender Projektpartner im Forschungsprojekt DemandRegio
GA	Genetic Algorithm	Ansatz der sogenannten evolutionären Algorithmen. Diese sind sehr rechenintensiv und werden für die Optimierung komplexer Sachverhalte (u. a. für Lastoptimierung und Lastverschiebung) eingesetzt [233], [234].
GENESIS-Online	Gemeinsames Neues Statistisches Informations-System	Von Destatis und den Statistischen Landesämtern entwickeltes und betriebenes metadatengestütztes Datenbanksystem für die Amtliche Statistik Deutschlands [235].
gGmbH	Gemeinnützige GmbH	Rechtsform einer Kapitalgesellschaft, bei der die Haftung auf das Vermögen der Gesellschaft beschränkt ist und deren Ziel ausschließlich gemeinnützigen Zwecken dient. Die gGmbH ist steuerbevorteilt. Der gemeinnützige Zweck muss für Verbraucher direkt erkennbar sein [236].
GHD	Sektor Gewerbe, Handel, Dienstleistungen	
G_SLP	Gas_Standardlastprofilverfahren*	Im Rahmen von DemandRegio entwickeltes Verfahren für die zeitliche Verteilung der Gasnachfrage. Es basiert primär auf dem Standradlastprofilverfahren und ist in Abb.
G_TD	Gas-Top-Down	Top-Down-Modell zur Disaggregation der Gasnachfrage im Bereich private Haushalte
S_ZVE	Strom-Zeitverwendungstool	Im Rahmen von DemandRegio entwickeltes Verfahren zur zeitlichen Auflösung der Stromnachfrage im Bereich private Haushalte. Methode basiert auf der Zeitverwendungserhebung und Angaben von EA.NRW.

Abkürzung	Begriff	Erläuterung
HETUS	Harmonised Time Use Surveys	Veröffentlichung der harmonisierten Europäischen Zeitgebrauchserhebungen [237]
HH	Haushalt bzw. Haushalte	Zu einer Haushaltsgemeinschaft gehörende Personengruppe
H_i	unterer Heizwert	Bei einer Verbrennung maximal nutzbare Wärmemenge, bei der es nicht zu einer Kondensation des im Abgas enthaltenen Wasserdampfes kommt. Die Wärmemenge wird auf die Menge des eingesetzten Brennstoffs bezogen [238].
H_s	Oberer Heizwert / Brennwert	Bezeichnet die in einem Stoff enthaltene chemisch gebundene Energie. Die Energiemenge wird auf die Menge des eingesetzten Brennstoffs bezogen. Es gilt: $H_s \geq H_i$ [238]. Definiert gemäß DIN 5499
IEK-STE	Institut für Energie- und Klimaforschung Systemforschung und Technologische Entwicklung (IEK-STE) [239]	Institut des FZJ - Projektpartner des Projektes DemandRegio
IW	Institut der deutschen Wirtschaft	Privates Wirtschaftsforschungsinstitut. Kernthemen sind Forschungen zu Wirtschafts- und Sozialpolitik, zum Bildungssystem in Deutschland sowie dem Arbeitsmarkt [240].
IWU	Institut Wohnen und Umwelt	Außeruniversitäre Forschungseinrichtung in der Rechtsform einer GmbH der interdisziplinären Forschung im Themenbereich Wohnen und Stadtentwicklung sowie Energieeffizienz und Klimaschutz betreibt. Das Ziel ist hiermit einen Beitrag für Nachhaltigkeit und Klimaschutz zu leisten [241].
JEVI	Jahreserhebung Energieverwendung Industrie	Daten aus der Jahreserhebung über die Energieverwendung der Betriebe des Verarbeitenden Gewerbes, im Bergbau und der Gewinnung von Steinen und Erden
kWh	Kilowattstunden	
KWK	Kraft-Wärme-Kopplung	Zeitleiche Umwandlung von Energie in mechanische Energie und Wärme. Dieses Verfahren stellt eine besonders effiziente Art der Energieumwandlung bzw. der Stromproduktion dar. So können CO_2-Emissionen vermieden werden und somit ein aktiver Beitrag zum Klimaschutz geleistet werden [242].
LAK	Länderarbeitskreis Energiebilanzen	Veröffentlicht Energiebilanzen für die Bundesländer
LAU	Local administrative unit bzw. Lokale Verwaltungseinheit	Lokale Verwaltungseinheiten. Dieses System ist kompatibel mit dem verwendeten System der NUTS-Regionen, da es räumlich weiter differenzierte Gebiete bezeichnet. Hierbei entspricht LAU-1 dem früheren NUTS-4- Level bzw. die LAU-2 dem früheren NUTS-5-Level [243].
LEAP	Long-range Energy Alternatives Planning System	Holistic model to forecast the supply and demand side of an electricity system of a national economy [244]. Ein vollumfassendes Bottom-Up-Modell zur Berechnung der Energienachfrage. Modelliert verschiedene Emissionsszenarien, Transformationsanalyse und Energiebedarfsplanung. Es ist besonders gut geeignet, um computerbasiert Analysen mit mittel- bis langfristige Zeithorizont zu erstellen [245].

Abkürzung	Begriff	Erläuterung
LK	Landkreis	
LWR	Laufende Wirtschaftsrechnungen	Erhebung von Destatis, die statistische Informationen über die Einnahmen und Ausgaben der privaten Haushalte deren Ausstattung mit Gebrauchsgegenständen sowie ihre Lebenssituationen charakterisiert. Mit dieser Erhebung kann ein fast vollständiges Bild über alle Bevölkerungsschichten in Deutschland gegeben werden [126].
MAPE	Mean Average Percentage Error	Gütemaß zur Bestimmung der Prognosegüte der Branchenlastprofile: Durchschnittlicher absoluter prozentualer Fehler
MERRA-2	Modern-Era Retrospective analysis for Research and Applications, Version 2	Datenbereitstellungsprojekt der NASA für weltweite Klimadaten, beginnend 1980 mit einer räumlichen Auflösung von 50 km in Breitenrichtung
MFH	Mehrfamilienhaus	Haus mit Wohnraum für mehr als zwei Familien bzw. Haushalte
ML	Maschinelles Lernen	
MLP	Multi layer perceptron neural network	
MPE	Mean Percentage Error	Gütemaß zur Bestimmung der Prognosegüte der Gesamtergebnisse: Durchschnittlicher prozentualer Fehler
MZG	Gesetz zur Durchführung einer Repräsentativstatistik über die Bevölkerung und die Arbeitsmarktbeteiligung sowie die Wohnsituation der Haushalte (Mikrozensusgesetz - MZG)	
NASA	National Aeronautics and Space Administration	Zivile US-amerikanische Weltraumbehörde, zugleich bedeutende geowissenschaftliche Forschungsinstitution mit den meisten Forschungsgeldern für klimawissenschaftliche Forschungsvorhaben [246].
NEP	Netzentwicklungsplan	Gemäß § 12b | 2 EnWG von den vier deutschen Übertragungsnetzbetreibern gemeinsam ausgearbeitet Plan der den Bedarf zur Weiterentwicklung des Übertragungsnetzes regelmäßig (d.h. alle 2 Jahre) ermittelt [247].
NUTS	frz. *Nomenclature des unités territoriales statistiques*	Systematik zur eindeutigen Identifizierung und Klassifizierung räumlicher Bezugseinheiten in den Mitgliedstaaten der Europäischen Union. Hierbei entspricht in Deutschland die NUTS-1-Ebene den Bundesländern, die NUTS-2-Ebene den Regierungsbezirken und die NUTS-3-Ebene den Kreisen und kreisfreien Städten. [18]
OLS	Ordinary Least Squares (eng.)	Kleinstquadratemethode als Optimierungskritierum der Regressionsanalyse
Pkm	Personenkilometer	Transportleistung gemessen als Ortsveränderung von Personen

Abkürzung	Begriff	Erläuterung
PSO	Particle swarm optimization bzw. Partikelschwarmoptimierung	Nichtlineare, rechenintensive Optimierungsmethode die auf zu Beginn zufällig definierte Lösungen zurückgreift, und von dort die Ergebnisse optimiert. PSO ist vergleichbar mit dem GA. Bei PSO werden die vorherigen Lösungen sowie die neue optimale Lösung bei jedem Rechenschritt gespeichert. Ziel ist es das Globale Optimum zu finden [248].
PV	Photovoltaik	Technische Anlage zur Gewinnung von elektrischer Energie aus solarer Strahlung [249].
PV-Anlagen	Photovoltaik Anlage	Technische Anlage, die mittels Solarzellen einen Teil der Sonnenstrahlung in elektrische Energie umwandelt
RMSE / nRMSE	(normalized) Root Mean Square Error	Gütemaß zur Bestimmung der Prognosegüte der Branchenlastprofile
ROP	Raumordnungsprognose	Die ROP wurde vom BBSR auf Basis des Zensus 2011 entwickelt. Diese Statistik prognostiziert die zu erwartende Entwicklungen hinschlich Einwohnerzahl, Bevölkerungsstruktur, Erwerbspersonen und Wohnungsbestand mit einem Zeithorizont von 30 Jahren. Die regionale Auflösung ist dabei sehr kleinräumig (NUTS-3-Ebene). Bei der Prognose sind steht's die Annahmen zu berücksichtigen, denn die Prognose des BBSR erhebt keinen Anspruch die Zukunft korrekt abbilden zu können [133].
RWI	Leibnitz-Institut für Wirtschaftsforschung e. V.	Außeruniversitäre Einrichtung für wirtschaftswissenschaftliche Forschung mit Sitz in Essen. Diese Forschungseinrichtung forscht u.a. zu Arbeitsmarkt, Sozialen Fragestellungen, Umwelt sowie Klima und Nachhaltigkeit [250].
S_BU	Strom-Bottom-Up-Modell	Im Rahmen von DemandRegio entwickeltes Verfahren das aufbauend auf spezifischen Werten die regionale Stromnachfrage bestimmt. Hierbei findet keine Berücksichtigung des Einkommens statt. Vorgehen s. Abschnitt 3.3.2
S_BU_EK	Strom-Bottom-Up-Modell mit Berücksichtigung des verfügbaren Einkommens	Im Rahmen von DemandRegio entwickeltes Verfahren das aufbauend auf spezifischen Werten die regionale Stromnachfrage bestimmt. Hierbei findet eine Berücksichtigung des lokalen Wohlstandsniveaus über die Berücksichtigung des verfügbaren Einkommens statt. Weitere Informationen s. Abschnitt 3.3.2
SLP	Standardlastprofil	
S_SLP	Strommodell-Standardlastprofilverfahren	Im Rahmen von DemandRegio entwickeltes Verfahren das unter Verwendung des anerkannten Standardlastprofilverfahrens die zeitliche Stromnachfrage in der jeweiligen NUTS-3-Region ermittelt.
S_TD	Strom-Top-Down-Modell	Im Rahmen von DemandRegio entwickeltes Verfahren das aufbauend auf spezifischen Werten die regionale Stromnachfrage bestimmt. Hierbei findet keine Berücksichtigung des Einkommens statt. Vorgehen s. 3.3.1
S_TD_EK	Strom-Top-Down-Modell mit Berücksichtigung des verfügbaren Einkommens	Im Rahmen von DemandRegio entwickeltes Verfahren das aufbauend auf spezifischen Werten die regionale Stromnachfrage bestimmt. Hierbei findet eine Berücksichtigung des lokalen Wohlstandsniveaus über die Berücksichtigung des verfügbaren Einkommens statt. Vorgehen s. 3.3.1

Abkürzung	Begriff	Erläuterung
SVM	Support Vector Regression	
tkm	Tonnenkilometer	Transportleistung [tkm]: Gewicht der bewegten Güter (t) * zurückgelegte Strecke (km)
TRNSYS	TRaNsient SYstems Simulation (dt.: instationäre Systemsimulation)	Software environment to simulate the behaviour of transient systems, focused on electricity and thermal enrgy [251]
TSO	Transmission System Operator	Übertragungsnetzbetreiber (ÜNB) – Betreiber von überregionalen Versorgungsnetzen
TUB	Technische Universität Berlin	
UBA	Umweltbundesamt	Deutsche Umweltbehörde die den Zustand der Umwelt (insbesondere in Deutschland) und Einwirkungen auf diese, z. B. durch Energieverbrauch, Abfallproduktion untersucht. Ziel ist es Daten bereitzustellen um Politiker zu beraten, die Öffentlichkeit zu informieren und Wissen verschiedener Forschungen zu aggregieren. Zudem vollzieht das UBA Gesetze und ist Mitglied internationaler Einrichtungen wie z. B. der Weltgesundheitsorganisation [252].
VdEW	Verbands der Elektrizitätswirtschaft e. V.	Ehemaliger Interessensverband von rund 750 deutschen Energieversorgungsunternehmen, der im Jahr 2007 in den BDEW aufgegangen ist.
VGR	Volkswirtschaftliche Gesamtrechnungen	Bedeutende gesamtwirtschliche Statistik, die das Wirtschaftsgeschehen (hier: in Deutschland) quantitativ erfasst und abbildet. Erfasst wird dabei eine abgelaufene Periode (i. d. R. ein Jahr). Die VGR besteht dabei aus mehren, miteinander verbundenen Strom- und Bestandsrechnungen [253].
VG	Verbrauchergruppe	
VGRdL	Volkswirtschaftliche Gesamtrechnung der Länder	
VNB	Verteilnetzbetreiber	Betreiber von Elektrizitätsverteilnetzen (EnWg § 3 Nr. 3)
WA	Wirtschaftsabteilung	Gruppe von Unternehmen, die nah verwandte Produkte herstellen. Es existieren 88 WA nach der Klassifikation der Wirtschaftszweige 2008
WMO	Weltorganisation für Meteorologie	Internationale Organisation mit 187 Mitgliedsstaaten und 6 Territorien, die die Zusammenarbeit der Wetterdienste weltweit koordiniert, die Datenerhebung und Veröffentlichung standardisiert [254].
WZ 2008	Klassifikation der Wirtschaftszweige, Ausgabe 2008	Ein System zur Klassifikation der Wirtschaftszweige (WZ), das in enger Zusammenarbeit von Datenprovidern und Datennutzern erstellt wurde. Sie folgt der Systematik der Verordnung der Europäischen Gemeinschaft [82]
ZFH	Zweifamilienhaus	Haus mit Wohnraum für Zweifamilien bzw. Haushalte
ZVE	Zeitverwendungserhebung	Erhebung des Statistischen Bundesamtes, die Aufschluss darüber gibt, wie Personen in unterschiedlichen Bevölkerungsgruppen und Haushaltskonstellationen ihre Zeit für verschiedene Lebensbereiche einteilen.

9 Abbildungsverzeichnis

Abbildung 2.1: Zeitliche Entwicklung der Landkreise und Bundesländer 8
Abbildung 2.2: Herkunft und Untersuchungsland der Artikel nach Jahren 13
Abbildung 2.3: Untersuchte Sektoren und Energieträger 14
Abbildung 2.4: Häufigkeit der Verwendung von Methoden zur Modellierung der Energienachfrage 15
Abbildung 2.5: Häufigkeit der Verwendung von energienachfragebestimmenden Größen 16
Abbildung 2.6: Nachfragebestimmende Größen und Methoden der Modellierung 17
Abbildung 2.7: Zeitliche und räumliche Auflösung von Energienachfragemodellierung in der internationalen Literatur 18
Abbildung 2.8: Schematische Abbildung der Informationsflüsse innerhalb der Sphäre der Energiestatistiken hin zur Arbeitsgemeinschaft Energiebilanzen. 23
Abbildung 2.9: Schematische Abbildung der Informationsflüsse innerhalb der Regulierungssphäre hin zur BNetzA † in den Bereichen Elektrizität und Gas; * Begleitgutachter des Effizienzvergleichs und der NEPs unterscheiden sich. 24
Abbildung 2.10: Ausstattung privater Haushalte mit Haushaltsgeräten im Jahr 2017 [123], Werte des Jahres 2018 aus [124] 32
Abbildung 2.11: Modelle und deren Verknüpfungen in der Raumordnungsprognose [133] 35
Abbildung 3.1: Anteil der privaten Haushalte an der Endenergienachfrage in Deutschland von 1990 bis 2018 [76] 42
Abbildung 3.2: Entwicklung der Anteile der verschiedenen Energieträger zur Deckung der Endenergienachfrage der privaten Haushalte von 1990 bis 2018 [76] 43
Abbildung 3.3: Durchschnittliches HH-Einkommen in Deutschland nach Regionen 44
Abbildung 3.4: Modellübersicht der Ansätze zur räumlichen Disaggregation der Gas- und Stromnachfrage 45
Abbildung 3.5: Stromverbrauch nach Top-Down-Verfahren 46
Abbildung 3.6: Stromverbrauch in Abhängigkeit der Haushaltsgröße 47
Abbildung 3.7: Verteilung der Anzahl der Haushalte je Region und Haushaltsgröße bei *identisch* gewähltem Intervall der Farbskala 47
Abbildung 3.8: Verteilung der Anzahl der Haushalte je Region und Haushaltsgröße bei *individuell* gewähltem Intervall der Farbskala 48
Abbildung 3.9: Stromverbrauch und Vergleich nach BU-Varianten 48
Abbildung 3.10: Verwendung von Erdgas im Sektor Private Haushalte [102] 49
Abbildung 3.11: Verteilung der Bevölkerungszahl, der Anzahl der Haushalte sowie der Wohnfläche in Deutschland 2015 50
Abbildung 3.12: Vorgehen im Bottom-Up-Modell zur Ermittlung der räumlichen Gasnachfrage 51
Abbildung 3.13: Regionalisierter Gasverbrauch nach beiden Varianten 52
Abbildung 3.14: Verfahren zur zeitlichen Disaggregation der Gas- und Stromnachfrage 52
Abbildung 3.15: Matrix Standardlastprofile 53

Abbildung 3.16: Zeitverläufe der SLP Varianten nach Typtag und Jahr, eigene Darstellung....53
Abbildung 3.17: Verwendungsanteile von Strom in privaten Haushalten (2015); eigene Darstellung in Anlehnung an [163] 54
Abbildung 3.18: Aktivitätsintensitäten der privaten Haushalte (aggregiert über alle Haushaltsgrößen), eigene Darstellung, basierend auf Angaben der Zeitverwendungserhebung 2012....55
Abbildung 3.19: ZVE-Lastprofile für die drei Typjahreszeiten Winter, Übergang und Sommer für die drei Standorte Berlin, München und Jülich. 56
Abbildung 3.20: Vergleichende Heatmap-Darstellung zwischen SLP- und ZVE-Verfahren 56
Abbildung 3.21: Normierte Standardlastprofile Gas und Außentemperaturen im Jahr 2015....57
Abbildung 3.22: Gaslastgang der privaten Haushalte in Deutschland im Jahr 2015....57
Abbildung 3.23: Prozentuale Veränderung der Bevölkerung und der Wohnfläche (2030 gegenüber 2015), eigene Darstellung 59
Abbildung 3.24: Historische Entwicklung der Wohnfläche pro Person - Vergleich von alten und neuen Bundesländern [172]....59
Abbildung 3.25: Vergleich der regionalen Stromnachfrage 2015 gegenüber 2030....60
Abbildung 3.26: Vergleich der regionalen Gasnachfrage 2015 gegenüber 2030....60
Abbildung 4.1: Übersicht Verfahren zur räumlichen und zeitlichen Disaggregation von Energienachfragen für Industrie und GHD, eigene Darstellung 61
Abbildung 4.2: Endenergieverbrauch in Deutschland nach Sektoren, Anwendungstechnologien und Energieträgern im Jahr 2018 [173]....62
Abbildung 4.3: Anwendungsbilanz Industrie 2018 für Strom nach Branchen, nach [173] 63
Abbildung 4.4: Übersicht industrieller Stromverbrauch, 2007, nach [174] 64
Abbildung 4.5: Strom und Gasverbrauch 2015 nach gruppierten Wirtschaftszweigen, eigene Darstellung nach UGR [80]....67
Abbildung 4.6: Sozialversicherungspflichtig Beschäftigte Berlin, 2015, eigene Darstellung nach BA [180]....68
Abbildung 4.7: Strom und Gasverbrauch des industriellen Sektors nach Landkreisen, 2015 eigene Darstellung nach JEVI, [1] 70
Abbildung 4.8: Standardlastprofile Strom und Gas, eigene Darstellung 71
Abbildung 4.9: Datenbasis realer Lastgangdaten nach AGEB-Verbrauchergruppen, Angabe des Strom und Gasverbrauchs 2015....74
Abbildung 4.10: Verfahrensübersicht räumlich hochaufgelöste Modellierung des GHD-Sektors, eigene Darstellung 75
Abbildung 4.11: Verfahrensübersicht räumlich hochaufgelöste Modellierung der Industrie, eigene Darstellung....76
Abbildung 4.12: Zerlegung der Strom und Gasverbräuche nach JEVI, auf Basis des Jahres 2015, nach Tabelle 4.2, eigene Darstellung....78
Abbildung 4.13: Übersicht der Betriebsschichtprofile, eigene Darstellung....83
Abbildung 4.14: Heatmap-Darstellung einer Differenzbilanzkreiszeitreihe nach StromNZV §12 der Stadtwerke Hagenow, eigene Darstellung 84

Abbildung 4.15: Methodisches Vorgehen in der Erstellung von Branchenlastprofilen, eigene Darstellung 85
Abbildung 4.16: Streuung der bedingten Verteilung von Y in Abhängigkeit von X und die dazugehörige Gewichtung der Residuen im Falle des 0,75-Quantils. Angepasste Darstellung basierend auf [204, S. 411] 90
Abbildung 4.17: Datenzerlegung der 5-fachen Kreuzvalidierung in Trainingsdaten (blau) und Validierungsdaten (hellrot), eigene Darstellung in Anlehnung an F. Pedregosa u.a. (2011) 91
Abbildung 4.18: Gegenüberstellung aggregierter (1), (4) mit wahren Vorhersageintervallen (2), (3) 92
Abbildung 4.19: Übersicht der Schritte zur Erstellung von Branchenlastprofilen, eigene Darst. 93
Abbildung 4.20: Gemittelte Korrelationsmatrix der Branche Büroähnliche Betriebe (WZ 64-71) 97
Abbildung 4.21: Schematische Darstellung der Mittelwertbildung und Regionalisierung in der Erstellung und Anwendung der Branchenlastprofile 99
Abbildung 4.22: Sichtprüfung des Branchenlastprofils durch Gegenüberstellung mit zugrundeliegenden Realdaten (alle normiert), eigene Darstellung 99
Abbildung 4.23: Abbildung einer durchschnittlichen Woche des Branchenlastprofils WZ47 Einzelhandel inklusive zugrundeliegender Teilmodelle Einzelhandel Non-Food und Einzelhandel Food (Supermärkte), eigene Darstellung 100
Abbildung 4.24: Veranschaulichung des Prinzips der Kreuzvalidierung zur robusten Bestimmung der Prognosegüte standortindividueller Regressionsmodelle, eigene Darstellung 102
Abbildung 4.25: Veranschaulichung des Prinzips der Kreuzvalidierung zur robusten Bestimmung der Prognosegüte der Branchenlastprofile gegenüber zugrundeliegenden Realdaten, eigene Darstellung 103
Abbildung 5.1: Jahresendenergieverbrauch auf Bundesebene nach Sektoren und Energieträger, 2008-2017, eigene Darstellung 106
Abbildung 5.2: Regionaler Stromverbrauch des GHD-, Industrie- und Haushaltssektors, 2015, eigene Darstellung 108
Abbildung 5.3: Regionaler Gasverbrauch des GHD-, Industrie- und Haushaltssektors, 2015, eigne Darstellung 109
Abbildung 5.4: Stromlastgang GHD Berlin, 2015, eigne Darstellung 110
Abbildung 5.5: Gaslastgang GHD Berlin, 2015, eigene Darstellung 110
Abbildung 5.6: Durchschnittliche Woche des normierten BSP S2_WT_SA für Berlin, 2015, eigene Darstellung 111
Abbildung 5.7: Durchschnittlicher Tag des normierten BSP S2_WT_SA für Berlin, 2015, eigene Darstellung 111
Abbildung 5.8: Lastgang des industriellen Stromverbrauchs mit und ohne Eigenerzeugung für die durchschnittliche Woche in Berlin, 2015, eigene Darstellung 112
Abbildung 5.9: Durchschnittlicher Wochenlastgang des Branchenlastprofils WZ64-71 der büroähnlichen Betriebe, eigene Darstellung 113
Abbildung 5.10: Durchschnittliche Tageslastgänge des Branchenlastprofils WZ64-71 der büroähnlichen Betriebe, links unterschiedliche saisonale Zeiträume

(Sommer, Winter, Übergang), rechts unterschiedliche Typtage (Werktag, Samstag, Sonntag) 114
Abbildung 5.11: Prognostiziertes Branchenlastprofil (blau) und dazugehörige Vorhersageintervalle der Quantilsregression (rot) des Branchenlastprofils WZ64-71 der büroähnlichen Betriebe, eigene Darstellung....114
Abbildung 5.12: Durchschnittlicher Wochenlastgang des Branchenlastprofils WZ29 Kraftwagen und Kraftwagenteile, eigene Darstellung 115
Abbildung 5.13: Durchschnittliche Tageslastgänge des Branchenlastprofils WZ29 Kraftwagen und Kraftwagenteile, links unterschiedliche saisonale Zeiträume (Sommer, Winter, Übergang) rechts unterschiedliche Typtage (Werktag, Samstag, Sonntag), eigene Darstellung 116
Abbildung 5.14: Prognostiziertes Branchenlastprofil (blau) und dazugehörige Vorhersageintervalle der Quantilsregression (rot) des Branchenlastprofils WZ29 Kraftwagen und Kraftwagenteile, eigene Darstellung....116
Abbildung 5.15: Durchschnittlicher Wochenlastgang des Branchenlastprofils WZ17 der Papierherstellung und –erzeugnisse, eigene Darstellung 118
Abbildung 5.16: Durchschnittliche Tageslastgänge des Branchenlastprofils WZ17 der Papierherstellung und -erzeugnisse, links unterschiedliche saisonale Zeiträume (Sommer, Winter, Übergang) rechts unterschiedliche Typtage (Werktag, Samstag, Sonntag), eigene Darstellung 118
Abbildung 5.17: Prognostiziertes Branchenlastprofil (blau) und dazugehörige Vorhersageintervalle der Quantilsregression (rot) des Branchenlastprofils WZ17 der Papierherstellung und –erzeugnisse, eigene Darstellung 119
Abbildung 5.18: Verbrauch nach Energieträger und Sektoren für die Jahre 2008 bis 2035 121
Abbildung 5.19: Validierung verschiedener Disaggregationsverfahren für die Stromnachfrage der privaten Haushalte anhand der Werte aus dem LAK Energiebilanzen [85] 122
Abbildung 5.20: Validierung verschiedener Disaggregationsverfahren für die Gasnachfrage der privaten Haushalte anhand der Werte aus dem LAK Energiebilanzen [85] 122
Abbildung 5.21: Vergleich der Modellergebnisse mit LAK je Bundesland, Industrie, Gas, 2015....123
Abbildung 5.22: Vergleich der Modellergebnisse mit LAK je Bundesland, Industrie, Strom, 2015....124
Abbildung 5.23: Vergleich der Modellergebnisse mit LAK je Bundesland, GHD, Gas, 2015 125
Abbildung 5.24: Vergleich der Modellergebnisse mit LAK je Bundesland, GHD, Strom, 2015....125
Abbildung 5.25: Plausibilisierung des industriellen Gasverbrauchs auf Bundesebene, 2015....126
Abbildung 5.26: Plausibilisierung des industriellen Stromverbrauchs auf Bundesebene, 2015....126

Abbildung 5.27: Plausibilisierung des Gasverbrauchs im GHD-Sektor auf Bundesebene, 2015 127
Abbildung 5.28: Plausibilisierung des Stromverbrauchs im GHD-Sektor auf Bundesebene, 2015 127
Abbildung 5.29: Validierung des Modelloutputs des Grundansatzes mit ZVE-Profil (blau) und des erweiterten Ansatzes (rot) anhand der ENTSO-E Summenlast (schwarz), Darstellung der normierten Last eines Durchschnittstags im Jahr 2018, eigene Darstellung 130
Abbildung 5.30: Validierung des Modelloutputs des Grundansatzes mit ZVE-Profil (blau) und des erweiterten Ansatzes (rot) anhand der ENTSO-E Summenlast (schwarz), Darstellung der normierten Last eines durchschnittlichen Typtags (Werktag, Samstag, Sonntag) im Jahr 2018, eigene Darstellung 131
Abbildung 5.31: Validierung des Modelloutputs des Grundansatzes mit ZVE-Profil (blau) und des erweiterten Ansatzes (rot) anhand der ENTSO-E Summenlast (schwarz), Darstellung der normierten Last eines durchschnittlichen Tags der Jahreszeiten Sommer, Übergang und Winter des Jahres 2018, eigene Darstellung 132
Abbildung 5.32: Heatmap-Darstellung der Residuen des erweiterten Ansatzes gegenüber der ENTSO-E Summenlast aus dem Jahr 2018, eigene Darstellung 132
Abbildung 5.33: Jahresdauerlinien der Modellergebnisse des Grundansatzes mit ZVE-Profil (blau) und des erweiterten Ansatzes (rot) anhand der Jahresdauerlinie der ENTSO-E Summenlast (schwarz) des Jahres 2018, eigene Darstellung 133
Abbildung 5.34: Gegenüberstellung des ZVE-basierten Haushaltslastprofils (rot) mit strukturellen Abweichungen (Mean Percentage Error, MPE) des erweiterten Ansatzes (blau) gegenüber der ENTSO-E Summenlast. Darstellung saisonaler Durchschnittsbetrachtungen des Jahres 2018, eigene Darstellung 134
Abbildung 5.35: Gegenüberstellung des ZVE-basierten Haushaltslastprofils (rot) mit strukturellen Abweichungen (Mean Percentage Error, MPE) des erweiterten Ansatzes (blau) gegenüber der ENTSO-E Summenlast. Darstellung durchschnittlicher Typtage im Jahr 2018, eigene Darstellung 135
Abbildung 6.1: „Open data, open source, and open access in relation to the energy modelling process." Pfenninger et al. (2018) licensed CC BY 4.0 137
Abbildung 6.2: Datenbankstruktur: Teilmenge räumlich aufgelöste Daten 140
Abbildung 6.3: Visualisierung der Abhängigkeiten der Datensätze 141
Abbildung 6.4: SQL-Abfrage „Einwohnerzahl je Landkreis" 142
Abbildung 6.5: Ergebnis der Abfrage „Einwohnerzahl je Landkreis" 142
Abbildung 6.6: SQL-Abfrage „Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße je Landkreis" 143
Abbildung 6.7: Ergebnis der Abfrage „Anzahl Haushalte nach Haushaltsgröße je Landkreis" 143
Abbildung 6.8: SQL-Abfrage „Energieverwendung in der Industrie je Landkreis" 144

Abbildung 6.9: Ergebnis der Abfrage „Energieverwendung in der Industrie je Landkreis“ 144
Abbildung 6.10: Beispiel für einen Dataset 146
Abbildung 6.11: Beispiel für einen Post 147
Abbildung 6.12: Auszug aus der Open Energy Plattform 148
Abbildung 6.13: Rückgabe einer REST-Abfrage auf der Tabelle demandregio_spatial.....149
Abbildung 6.14: Rückgabe einer RPC-Abfrage auf der Tabelle demandregio_spatial.....150
Abbildung 6.15: Modulare Struktur des disaggregator-Werkzeugs 152
Abbildung 12.1: Zeitliche und räumliche Eigenschaften und Methoden aus der internationalen Literatur 199
Abbildung 12.2: Zeitliche und räumliche Eigenschaften und EnAG aus der internationalen Literatur.....199
Abbildung 12.3: Regionaler Stromverbrauch pro km² des GHD- und Industriesektors, 2015 201
Abbildung 12.4: Regionaler Gasverbrauch pro km² des GHD- und Industriesektors, 2015 .201

10 Danksagungen

Zu diesem Projekt haben neben den Autoren weitere Personen wertvolle Beiträge geliefert, denen wir hiermit danken möchten. Insbesondere sind hier Maike Held, Daniel Rüdt, Qi Wu, Simon Beuker, Christian Thoms-Meyer, Lennart Schulz und Yussra Tolba von der TU Berlin und Joachim Ferstl von der FfE zu nennen.

Weiterhin danken wir insbesondere Herrn Dr.-Ing. Peter Markewitz für die initiale Idee zu diesem Forschungsvorhaben sowie Herrn Dr.-Ing. Jochen Linßen und Frau Dr.-Ing. Heidi U. Heinrichs für die zeitweilige Übernahme von Koordinierungsaufgaben.

Wir danken Dr. Martin Felder vom ZSW für die Hinweise zur Umsetzung einer REST-Schnittstelle für PostgreSQL-Datenbanken.

Nicht zuletzt gilt unserer Dank Herrn Ludwig Hülk vom Reiner Lemoine Institut für das Testen von Programmcode. Darüber hinaus haben zahlreiche Studierende im Rahmen von Abschlussarbeiten wertvolle Beträge für die Modellbildung und die Datenerhebung geleistet.

Ein besonderer Dank gilt allen Datenlieferanten, die das Projekt maßgeblich durch die Bereitstellung Ihrer Daten sowie Ihrer Expertise zu betrieblichen Energieverbrauchscharakteristika unterstützt haben. Allen voran ist hier dem Frankfurter Energiemanagement zu danken, das durch das Energiemonitoringportal einen großen Teil der Daten bereitgestellt hat. In diesem Zuge gilt auch dem Bundesamt für Wirtschaft und Ausfuhrkontrolle (BAFA) sowie der IHK Berlin großer Dank, die dem Forschungsprojekt DemandRegio eine Plattform gegeben haben.

11 Literatur

[1] BNetzA, „Bedarfsermittlung 2019-2030 Bestätigung Netzentwicklungsplan Strom“, Dez-2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.netzentwicklungsplan.de/sites/default/files/paragraphs-files/NEP2019-2030_Bestaetigung.pdf. [Zugegriffen: 13-Feb-2020]

[2] „Netzentwicklungsplan Gas 2020–2030 Szenariorahmen“, 16-Aug-2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.bundesnetzagentur.de/DE/Sachgebiete/Elektrizitaetund-Gas/Unternehmen_Institutionen/NetzentwicklungundSmart-Grid/Gas/NEP_Gas2020/NEPGas2020_node.html. [Zugegriffen: 13-Feb-2020]

[3] S. C. Bhattacharyya und G. R. Timilsina, *Energy Demand Models For Policy Formulation: A Comparative Study Of Energy Demand Models*. The World Bank, 2009 [Online]. Verfügbar unter: http://elibrary.worldbank.org/doi/book/10.1596/1813-9450-4866. [Zugegriffen: 01-Apr-2020]

[4] J. Brownlee, „A Tour of Machine Learning Algorithms“, *Machine Learning Mastery*, 11-Aug-2019. [Online]. Verfügbar unter: https://machinelearningmastery.com/a-tour-of-machine-learning-algorithms/. [Zugegriffen: 12-Apr-2020]

[5] K. B. Debnath und M. Mourshed, „Forecasting methods in energy planning models“, *Renew. Sustain. Energy Rev.*, Bd. 88, S. 297–325, Mai 2018, doi: 10.1016/j.rser.2018.02.002.

[6] S. Fallah, R. Deo, M. Shojafar, M. Conti, und S. Shamshirband, „Computational Intelligence Approaches for Energy Load Forecasting in Smart Energy Management Grids: State of the Art, Future Challenges, and Research Directions“, *Energies*, Bd. 11, Nr. 3, S. 596, März 2018, doi: 10.3390/en11030596.

[7] I. Ghalehkhondabi, E. Ardjmand, G. R. Weckman, und W. A. Young, „An overview of energy demand forecasting methods published in 2005–2015“, *Energy Syst.*, Bd. 8, Nr. 2, S. 411–447, Mai 2017, doi: 10.1007/s12667-016-0203-y.

[8] T. Hong und S. Fan, „Probabilistic electric load forecasting: A tutorial review“, *Int. J. Forecast.*, Bd. 32, Nr. 3, S. 914–938, Juli 2016, doi: 10.1016/j.ijforecast.2015.11.011.

[9] C. Kuster, Y. Rezgui, und M. Mourshed, „Electrical load forecasting models: A critical systematic review“, *Sustain. Cities Soc.*, Bd. 35, S. 257–270, Nov. 2017, doi: 10.1016/j.scs.2017.08.009.

[10] J. Brownlee, *Master Machinie Learning Algorithms*. 2017 [Online]. Verfügbar unter: https://machinelearningmastery.com/master-machine-learning-algorithms/. [Zugegriffen: 12-Apr-2020]

[11] A. Singh, N. Thakur, und A. Sharma, „A review of supervised machine learning algorithms“, in *2016 3rd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)*, 2016, S. 1310–1315.

[12] P. H. Rehs, „Verfahren zur Dimensionsreduktion“, Institut für Informatik, Heinrich Heine Universität, Düsseldorf, Abschlussarbeit, Mai 2014 [Online]. Verfügbar unter: https://dbs.cs.uni-duesseldorf.de/lehre/bmarbeit/barbeiten/rehs.pdf. [Zugegriffen: 22-Juli-2020]

[13] A. Tzanetos und G. Dounias, „An application-based taxonomy of Nature Inspired Intelligent algorithms“, MDE Lab, Chios, Greece, Dez. 2019 [Online]. Verfügbar unter: http://mde-lab.aegean.gr/images/stories/docs/reportnii2019.pdf. [Zugegriffen: 13-Apr-2020]

[14] T.-L. Tien, „A new grey prediction model FGM(1, 1)“, *Math. Comput. Model.*, Bd. 49, Nr. 7–8, S. 1416–1426, Apr. 2009, doi: 10.1016/j.mcm.2008.11.015.

[15] S. Liu, J. Forrest, und Y. Yang, „A brief introduction to grey systems theory“, in *Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Grey Systems and Intelligent Services*, Nanjing, China, 2011, S. 1–9, doi: 10.1109/GSIS.2011.6044018 [Online]. Verfügbar unter: http://ieeexplore.ieee.org/document/6044018/. [Zugegriffen: 03-Mai-2020]

[16] D. Perera und N.-O. Skeie, „Comparison of Space Heating Energy Consumption of Residential Buildings Based on Traditional and Model-Based Techniques“, *Buildings*, Bd. 7, Nr. 4, S. 27, März 2017, doi: 10.3390/buildings7020027.

[17] E. McKenna und M. Thomson, „High-resolution stochastic integrated thermal–electrical domestic demand model“, *Appl. Energy*, Bd. 165, S. 445–461, März 2016, doi: 10.1016/j.apenergy.2015.12.089.

[18] Eurostat, „NUTS - Nomenclature of territorial units for statistics“. [Online]. Verfügbar unter: https://ec.europa.eu/eurostat/web/nuts/background. [Zugegriffen: 09-März-2020]

[19] L. Bai, F. Li, H. Cui, T. Jiang, H. Sun, und J. Zhu, „Interval optimization based operating strategy for gas-electricity integrated energy systems considering demand response and wind uncertainty“, *Appl. Energy*, Bd. 167, S. 270–279, Apr. 2016, doi: 10.1016/j.apenergy.2015.10.119.

[20] P. Lopion, P. Markewitz, M. Robinius, und D. Stolten, „A review of current challenges and trends in energy systems modeling“, *Renew. Sustain. Energy Rev.*, Bd. 96, S. 156–166, Nov. 2018, doi: 10.1016/j.rser.2018.07.045.

[21] Australian Government, „Energy data | energy.gov.au“, *energy.gov.au*, 2020. [Online]. Verfügbar unter: https://www.energy.gov.au/government-priorities/energy-data. [Zugegriffen: 31-März-2020]

[22] S. Seim, P. Verwiebe, K. Blech, C. Gerwin, und J. Müller-Kirchenbauer, „Die Datenlandschaft der deutschen Energiewirtschaft“, Zenodo, Nov. 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://zenodo.org/record/3556720#.Xuje1efgr-g. [Zugegriffen: 16-Juni-2020]

[23] Y.-C. Hu, „Electricity consumption prediction using a neural-network-based grey forecasting approach“, *J. Oper. Res. Soc.*, Bd. 68, Nr. 10, S. 1259–1264, Okt. 2017, doi: 10.1057/s41274-016-0150-y.

[24] V. V. Ivanov, A. V. Kryanev, und E. S. Osetrov, „Forecasting the daily electricity consumption in the Moscow region using artificial neural networks“, *Phys. Part. Nucl. Lett.*, Bd. 14, Nr. 4, S. 647–657, Juli 2017, doi: 10.1134/S1547477117040112.

[25] A. Laouafi, M. Mordjaoui, S. Haddad, T. E. Boukelia, und A. Ganouche, „Online electricity demand forecasting based on an effective forecast combination methodology“, *Electr. Power Syst. Res.*, Bd. 148, S. 35–47, Juli 2017, doi: 10.1016/j.epsr.2017.03.016.

[26] Y. Ren, P. N. Suganthan, N. Srikanth, und G. Amaratunga, „Random vector functional link network for short-term electricity load demand forecasting“, *Inf. Sci.*, Bd. 367–368, S. 1078–1093, Nov. 2016, doi: 10.1016/j.ins.2015.11.039.

[27] A. Kipping und E. Trømborg, „Modeling hourly consumption of electricity and district heat in non-residential buildings“, *Energy*, Bd. 123, S. 473–486, März 2017, doi: 10.1016/j.energy.2017.01.108.

[28] K. Morita, H. Shiromaru, Y. Manabe, T. Kato, T. Funabashi, und Y. Suzuoki, „A study on estimation of aggregated electricity demand for one-hour-ahead forecast“, *Appl. Therm. Eng.*, Bd. 114, S. 1443–1448, März 2017, doi: 10.1016/j.applthermaleng.2016.09.162.

[29] C. Sandels, J. Widén, L. Nordström, und E. Andersson, „Day-ahead predictions of electricity consumption in a Swedish office building from weather, occupancy, and temporal data“, *Energy Build.*, Bd. 108, S. 279–290, Dez. 2015, doi: 10.1016/j.enbuild.2015.08.052.

[30] M. Shepero, D. van der Meer, J. Munkhammar, und J. Widén, „Residential probabilistic load forecasting: A method using Gaussian process designed for electric load data“, *Appl. Energy*, Bd. 218, S. 159–172, Mai 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2018.02.165.

[31] F. Ziegler, S. Seim, P. Verwiebe, und J. Müller-Kirchenbauer, „A Probabilistic Modelling Approach for Residential Load Profiles“, Feb. 2020, doi: 10.5281/ZENODO.3689339. [Online]. Verfügbar unter: https://zenodo.org/record/3689339. [Zugegriffen: 16-Juni-2020]

[32] Y. Ge, C. Zhou, und D. M. Hepburn, „Domestic electricity load modelling by multiple Gaussian functions“, *Energy Build.*, Bd. 126, S. 455–462, Aug. 2016, doi: 10.1016/j.enbuild.2016.05.060.

[33] H. Verdejo, A. Awerkin, C. Becker, und G. Olguin, „Statistic linear parametric techniques for residential electric energy demand forecasting. A review and an implementation to Chile“, *Renew. Sustain. Energy Rev.*, Bd. 74, S. 512–521, Juli 2017, doi: 10.1016/j.rser.2017.01.110.

[34] B. Dong, Z. Li, S. M. M. Rahman, und R. Vega, „A hybrid model approach for forecasting future residential electricity consumption“, *Energy Build.*, Bd. 117, S. 341–351, Apr. 2016, doi: 10.1016/j.enbuild.2015.09.033.

[35] C. W. Lou und M. C. Dong, „A novel random fuzzy neural networks for tackling uncertainties of electric load forecasting“, *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, Bd. 73, S. 34–44, Dez. 2015, doi: 10.1016/j.ijepes.2015.03.003.

[36] D. Ali, M. Yohanna, P. M. Ijasini, und M. B. Garkida, „Application of fuzzy – Neuro to model weather parameter variability impacts on electrical load based on long-term forecasting“, *Alex. Eng. J.*, Bd. 57, Nr. 1, S. 223–233, März 2018, doi: 10.1016/j.aej.2016.12.008.

[37] Z. Song, D. Niu, S. Dai, X. Xiao, und Y. Wang, „Incorporating the influence of China's industrial capacity elimination policies in electricity demand forecasting“, *Util. Policy*, Bd. 47, S. 1–11, Aug. 2017, doi: 10.1016/j.jup.2017.05.004.

[38] X. Zhang, J. Wang, und K. Zhang, „Short-term electric load forecasting based on singular spectrum analysis and support vector machine optimized by Cuckoo search algorithm“, *Electr. Power Syst. Res.*, Bd. 146, S. 270–285, Mai 2017, doi: 10.1016/j.epsr.2017.01.035.

[39] A. I. Saleh, A. H. Rabie, und K. M. Abo-Al-Ez, „A data mining based load forecasting strategy for smart electrical grids“, *Adv. Eng. Inform.*, Bd. 30, Nr. 3, S. 422–448, Aug. 2016, doi: 10.1016/j.aei.2016.05.005.

[40] S. Mollaiy-Berneti, „Optimal design of adaptive neuro-fuzzy inference system using genetic algorithm for electricity demand forecasting in Iranian industry“, *Soft Comput.*, Bd. 20, Nr. 12, S. 4897–4906, Dez. 2016, doi: 10.1007/s00500-015-1777-3.

[41] R. Nouvel, M. Zirak, V. Coors, und U. Eicker, „The influence of data quality on urban heating demand modeling using 3D city models“, *Comput. Environ. Urban Syst.*, Bd. 64, S. 68–80, Juli 2017, doi: 10.1016/j.compenvurbsys.2016.12.005.

[42] M. K. Muthalib und C. O. Nwankpa, „Physically-Based Building Load Model for Electric Grid Operation and Planning“, *IEEE Trans. Smart Grid*, Bd. 8, Nr. 1, S. 169–177, Jan. 2017, doi: 10.1109/TSG.2016.2595759.

[43] D. Fischer, T. Wolf, J. Scherer, und B. Wille-Haussmann, „A stochastic bottom-up model for space heating and domestic hot water load profiles for German households“, *Energy Build.*, Bd. 124, S. 120–128, Juli 2016, doi: 10.1016/j.enbuild.2016.04.069.

[44] D. Fischer, A. Härtl, und B. Wille-Haussmann, „Model for electric load profiles with high time resolution for German households“, *Energy Build.*, Bd. 92, S. 170–179, Apr. 2015, doi: 10.1016/j.enbuild.2015.01.058.

[45] E. J. Palacios-Garcia, A. Chen, I. Santiago, F. J. Bellido-Outeiriño, J. M. Flores-Arias, und A. Moreno-Munoz, „Stochastic model for lighting's electricity consumption in the residential sector. Impact of energy saving actions“, *Energy Build.*, Bd. 89, S. 245–259, Feb. 2015, doi: 10.1016/j.enbuild.2014.12.028.

[46] M. Rehfeldt, T. Fleiter, und F. Toro, „A bottom-up estimation of the heating and cooling demand in European industry“, *Energy Effic.*, Bd. 11, Nr. 5, S. 1057–1082, Juni 2018, doi: 10.1007/s12053-017-9571-y.

[47] T. Fleiter, E. Worrell, und W. Eichhammer, „Barriers to energy efficiency in industrial bottom-up energy demand models—A review“, *Renew. Sustain. Energy Rev.*, Bd. 15, Nr. 6, S. 3099–3111, Aug. 2011, doi: 10.1016/j.rser.2011.03.025.

[48] U. Roth und F. Häubi, „Wechselwirkung zwischen Siedlungsstruktur und Wärmeversorgungssystemen“, 1980, doi: 10.5169/SEALS-74156. [Online]. Verfügbar unter: https://www.e-periodica.ch/digbib/view?pid=sbz-003:1980:98::440. [Zugegriffen: 09-Sep-2020]

[49] R. Barluschke, H. Freischlad, und F. Herten, *Rationelle Erstellung von Wärmeatlanten für Mittelstädte und ländliche Regionen: Studie*. Bundesforschungsanst. für Landeskunde u. Raumordnung, 1988 [Online]. Verfügbar unter: https://books.google.de/books?id=HtpKAAAACAAJ

[50] Wolfgang Schulz, „Ermittlung und Verifikation des Potentials und der Kosten der Treibhausgasminderung durch Kraft-Wärme-Kopplung zur Fern- und Nahwärmeversorgung (ABL und NBL) im Bereich Siedlungs-KWK“, Bremer Energie Institut, Bremen, 1994.

[51] Pfaffenberger, W., B. Eikmeier, und Schulz, W., „Pluralistische Wärmeversorgung: Band 1 - Wirtschaftliche Rahmendaten, Räumlich verteilter Energiebedarf, Digitale Wärmekarte“, Bremer Energie Institut, Bremen, 2004.

[52] M. Blesl *u. a.*, „Pluralistische Wärmeversorgung: Band 3 - Zukunft der KWK und der Fernwärme; Modellgestütze Hochrechnung; Vergleichende Betrachtungen; Zukünftige Anforderungen“, Bremer Energie Institut, Bremen, 2004.

[53] M. Blesl *u. a.*, „Wärmeatlas Baden-Württemberg - Erstellung eines Leitfadens und Umsetzung für Modellregionen“, Universität Stuttgart, 2009 [Online]. Verfügbar unter: http://elib.uni-stuttgart.de/handle/11682/1865. [Zugegriffen: 09-Sep-2020]

[54] S. Kempe, „Räumlich detaillierte Potenzialanalyse der Fernwärmeversorgung in Deutschland mit einem hoch aufgelösten Energiesystemmodell“, 2014, doi: 10.18419/OPUS-2338. [Online]. Verfügbar unter: http://elib.uni-stuttgart.de/handle/11682/2355. [Zugegriffen: 09-Sep-2020]

[55] M. Blesl, „Räumlich hoch aufgelöste Modellierung leitungsgebundener Energieversorgungssysteme zur Deckung des Niedertemperaturwärmebedarfs“, 2002, doi: 10.18419/OPUS-1569. [Online]. Verfügbar unter: http://elib.uni-stuttgart.de/handle/11682/1586. [Zugegriffen: 09-Sep-2020]

[56] M. Beer, „Regionalisiertes Energiemodell zur Analyse der flexiblen Betriebsweise von Kraft-Wärme-Kopplungsanlagen“, Dissertation, Technische Universität München, München, 2012 [Online]. Verfügbar unter: https://www.ffe.de/download/article/476/20120928_Dissertation_Beer_Endversion.pdf. [Zugegriffen: 25-Sep-2015]

[57] H. Gils, „A GIS-based Assessment of the District Heating Potential in Europe“, 2012.

[58] H. C. Gils, „Balancing of intermittent renewable power generation by demand response and thermal energy storage“, 2015, doi: 10.18419/OPUS-6888. [Online]. Verfügbar unter: http://elib.uni-stuttgart.de/handle/11682/6905. [Zugegriffen: 09-Sep-2020]

[59] Pellinger, Christoph Martin Heinrich, „Mehrwert Funktionaler Energiespeicher aus System- und Akteurssicht“, Dissertation, Technische Universität München, München, 2016.

[60] C. Pellinger und T. Schmid, „Merit Order der Energiespeicherung im Jahr 2030 - Hauptbericht“, Forschungsstelle für Energiewirtschaft e.V. (FfE), München, 2016.

[61] T. Schmid, R. Corradini, M. Beer, S. Eller, und L. Carr, „Masterplan - Optimierte Energieversorgung. Teilprojekt des Forschungsvorhabens ‚EnEff:Stadt - Chancen und Risikien von KWK im Rahmen des IEKP‘“, Forschungsstelle für Energiewirtschaft e.V. (FfE), München, 2012.

[62] F. Samweber *u. a.*, „Projekt MONA 2030: Bewertung Netzoptimierender Maßnahmen gemäß technischer, ökonomischer, ökologischer, gesellschaftlicher und rechtlicher Kriterien“, Forschungsstelle für Energiewirtschaft e.V. (FfE), München, 2017.

[63] F. T. Samweber, „Systematischer Vergleich Netzoptimierender Maßnahmen zur Integration elektrischer Wärmeerzeuger und Fahrzeuge in Niederspannungsnetze“, Dissertation, Technische Universität München, München, 2018.

[64] R. Elsland, T. Boßmann, A.-L. Klingler, A. Herbst, M. Klobasa, und M. Wietschel, „NETZENTWICKLUNGSPLAN STROM - Begleitgutachten - Entwicklung der regionalen Stromnachfrage und Lastprofile“, S. 74, 2016.

[65] B. Schlomann *u. a.*, „Energieverbrauch der privaten Haushalte und des Sektors Gewerbe, Handel, Dienstleistungen (GHD)“, Fraunhofer-Institut für System- und Innovationsforschung (ISI), Karlsruhe, 2004 [Online]. Verfügbar unter: http://www.isi.fraunhofer.de/isi-wAssets/docs/x/de/publikationen/Energieverbrauch-GHD_Haushalte_2001.pdf. [Zugegriffen: 14-Juni-2017]

[66] D. C. M. Schmidt, C. Lohkamp, und D. Schwindt, „© RWI 2019 Der Nachdruck, auch auszugsweise, ist nur mit Genehmigung des RWI gestattet.“, S. 28.
[67] S. Wilke, „Energieverbrauch privater Haushalte“, *Umweltbundesamt*, 04-Juli-2013. [Online]. Verfügbar unter: https://www.umweltbundesamt.de/daten/private-haushalte-konsum/wohnen/energieverbrauch-privater-haushalte. [Zugegriffen: 29-Okt-2019]
[68] H.-J. Ziesing, U. Maaßen, und M. Nickel, *Energie in Zahlen: Arbeit und Leistungen der AG Energiebilanzen*. Berlin: Prometheus Verlags- und Kommunikationsgesellschaft, 2019.
[69] „EnStatG - Energiestatistikgesetz“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.gesetze-im-internet.de/enstatg_2017/BJNR039200017.html. [Zugegriffen: 19-Aug-2019]
[70] S. Veith, „LAK Nutzertagung 2018 Dokumentation“. 2018 [Online]. Verfügbar unter: https://www.lak-energiebilanzen.de/wp/download/docs/LAK%20Nutzertagung%202018%20Dokumentation.pdf
[71] „Quellendokumentation – Länderarbeitskreis Energiebilanzen“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: http://www.lak-energiebilanzen.de/quellendokumentation/. [Zugegriffen: 23-Aug-2019]
[72] B. Geiger, H. Kleeberger, und L. Hardi, „Erstellen der Anwendungsbilanzen 2013 bis 2017 für den Sektor Gewerbe, Handel, Dienstleistungen (GHD)“. Technische Universität München, 2018 [Online]. Verfügbar unter: https://ag-energiebilanzen.de/8-0-Anwendungsbilanzen.html
[73] M. Frondel, R. Janßen-Timmen, und S. Sommer, „Erstellung der Anwendungsbilanzen 2016 und 2017 für den Sektor der Privaten Haushalte und den Verkehrssektor in Deutschland“. RWI Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung e.V, 2018 [Online]. Verfügbar unter: https://ag-energiebilanzen.de/8-0-Anwendungsbilanzen.html
[74] C. Rohde, „Erstellung von Anwendungsbilanzen für die Jahre 2013 bis 2017 - Sektor Industrie“. Fraunhofer-Institut für System- und Innovationsforschung (Fraunhofer ISI), 2018 [Online]. Verfügbar unter: https://ag-energiebilanzen.de/8-0-Anwendungsbilanzen.html
[75] „Fachgebiet Energie- und Ressourcenmanagement - Publikationen“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.er.tu-berlin.de/menue/veroeffentlichungen/
[76] AGEB, „Auswertungstabellen zur Energiebilanz Deutschland - Daten für die Jahre von 1990 bis 2018 - Stand August 2019 (endgültige Ergebnisse bis 2017 und vorläufige Daten für 2018)“. [Online]. Verfügbar unter: https://ag-energiebilanzen.de/10-0-Auswertungstabellen.html. [Zugegriffen: 22-Nov-2019]
[77] AGEB, „AG Energiebilanzen e.V. | Bilanzen 1990-2017“, 2020. [Online]. Verfügbar unter: https://ag-energiebilanzen.de/7-0-Bilanzen-1990-2017.html. [Zugegriffen: 04-Aug-2020]
[78] Statistisches Bundesamt (Destatis), „Umwelt-ökonomische Gesamt-rechnungen“, *Umwelt-ökonomische Gesamt-rechnungen*, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Umwelt/UGR/energieflusse-emissionen/_inhalt.html. [Zugegriffen: 28-Juli-2020]
[79] Statistisches Bundesamt (Destatis), „GENESIS-Online“, 28-Juli-2020. [Online]. Verfügbar unter: https://www-genesis.destatis.de/genesis/online?language=de&sequenz=tabellen&selectionname=85131-0002#abreadcrumb. [Zugegriffen: 28-Juli-2020]
[80] Statistisches Bundesamt (Destatis), „Umweltnutzung und Wirtschaft - Tabellen zu den Umweltökonomischen GesamtrechnungenTeil 2: Energie, Tabellen zu den Umweltökonomischen GesamtrechnungenTeil 2: Energie, Berichtszeitraum 2000 - 2017“, 2019.
[81] DESTATIS, „Umweltökonomische Gesamtrechnungen Methode der Energiegesamtrechnung 2019“, Sep. 2019.
[82] „WZ 2008 - Klassifikation der Wirtschaftszweige, Ausgabe 2008“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.klassifikationsserver.de/klassService/jsp/common/url.jsf?variant=wz2008. [Zugegriffen: 08-Juli-2019]

[83] Statistisches Bundesamt (Destatis), „Jahreserhebung über die Energieverwendung der Betriebe des Verarbeitenden Gewerbes, im Bergbau und der Gewinnung von Steinen und Erden“, Dez. 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/Methoden/Qualitaet/Qualitaetsberichte/Energie/energieverwendung-verarb-gewerbe-bergbau-steine-erden-j-060.html. [Zugegriffen: 04-Aug-2020]

[84] Statistisches Bundesamt (Destatis), „Statistisches Bundesamt Deutschland - GENESIS-Online: Statistik: 43531“, 2020. [Online]. Verfügbar unter: https://www-genesis.destatis.de/genesis/online/data?operation=statistic&levelindex=0&levelid=1575891177213&code=43531#abreadcrumb. [Zugegriffen: 04-Aug-2020]

[85] Länderarbeitskreis (LAK) Energiebilanzen, „Energiebilanzen“, 2020. [Online]. Verfügbar unter: https://www.lak-energiebilanzen.de/energiebilanzen/. [Zugegriffen: 11-März-2020]

[86] S. Seim, P. Verwiebe, K. Blech, C. Gerwin, und J. Müller-Kirchenbauer, „Die Datenlandschaft der deutschen Energiewirtschaft“, *Zenodo*, Nov. 2019, doi: 10.5281/zenodo.3556719. [Online]. Verfügbar unter: https://zenodo.org/record/3556719. [Zugegriffen: 08-Dez-2019]

[87] Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik, Hrsg., „Allgemeinverfügung zur Feststellung der technischen Möglichkeit zum Einbau intelligenter Messsysteme“, Nr. Az: 610 01 04 /2019_001, S. 5, Jan. 2020.

[88] A. Stahl, „Startschuss für den Smart-Meter-Rollout ist gefallen“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.energate-messenger.de//news/199942/startschuss-fuer-den-smart-meter-rollout-ist-gefallen. [Zugegriffen: 28-Aug-2020]

[89] „Energiemonitoring der Stadt Frankfurt am Main“. [Online]. Verfügbar unter: http://www.energiemonitoring.stadt-frankfurt.de/. [Zugegriffen: 09-Juni-2020]

[90] Stadt Aachen, „e2watch: Energiemanagement der Stadt Aachen“. [Online]. Verfügbar unter: https://stadt-aachen.e2watch.de/. [Zugegriffen: 21-Juli-2020]

[91] P. Staudt, N. Ludwig, J. Huber, V. Hagenmeyer, und C. Weinhardt, „SCiBER: A new public data set of municipal building consumption“. Proceedings of the Ninth International Conference on Future Energy Systems, 2018 [Online]. Verfügbar unter: https://im.iism.kit.edu/sciber.php

[92] J. Huber, K. Nikolai, J. Becker, und C. Weinhardt, „Electricity consumption of 28 German companies in 15-min resolution“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://publikationen.bibliothek.kit.edu/1000098027. [Zugegriffen: 23-Juli-2020]

[93] Braeuer, Fritz, „Load profile data of 50 industrial plants in Germany for one year“. Zenodo, 17-Juni-2020 [Online]. Verfügbar unter: https://zenodo.org/record/3899018. [Zugegriffen: 23-Juli-2020]

[94] A. Beyertt, P. Verwiebe, S. Seim, F. Milojkovic, und J. Müller-Kirchenbauer, „Felduntersuchung zu Behavioral Energy Efficiency Potentialen von privaten Haushalten“, Zenodo, Mai 2020 [Online]. Verfügbar unter: https://zenodo.org/record/3855575#.XujbZ-fgr-g. [Zugegriffen: 16-Juni-2020]

[95] HTW - Berlin, „Links zu Lastprofilen und Wetterdaten“. [Online]. Verfügbar unter: https://pvspeicher.htw-berlin.de/daten-und-simulation-links/. [Zugegriffen: 23-Juli-2020]

[96] Energieagentur Rheinland-Pfalz, Fraunhofer ITWM, Discovergy, Stadt Wuppertal, Technische Universität Dortmund, und logarithmo, „openMeter - Die Open-Data / Open-Analytics-Plattform für Energiemessdaten und Energieeffizienz“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.openmeter.de/. [Zugegriffen: 24-Juli-2020]

[97] Statistische Ämter des Bundes und der Länder, „Regionalstatistischer Datenkatalog des Bundes und der Länder 2019 - Regio-Stat“. Bayerisches Landesamt für Statistik, Jan-2019.

[98] Statistisches Bundesamt, „Was ist der Mikrozensus?“ [Online]. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Bevoelkerung/Haushalte-Familien/Methoden/mikrozensus.html. [Zugegriffen: 08-Juli-2019]

[99] „Berichte ‚Analyse Arbeitsmarkt‘ - statistik.arbeitsagentur.de“. [Online]. Verfügbar unter: https://statistik.arbeitsagentur.de/Navigation/Statistik/Statistische-Analysen/Analytikreports/Analytikreports-Nav.html. [Zugegriffen: 19-Juli-2019]

[100] T. Loga, B. Stein, N. Diefenbach, R. Born, und Institut Wohnen und Umwelt, Hrsg., *Deutsche Wohngebäudetypologie: beispielhafte Maßnahmen zur Verbesserung der Energieeffizienz von typischen Wohngebäuden ; erarbeitet im Rahmen der EU-Projekte TABULA - „Typology approach for building stock energy assessment“, EPISCOPE - „Energy performance indicator tracking schemes for the continous optimisation of refurbishment processes in European housing stocks“*, 2., erw. Aufl. Darmstadt: IWU, 2015.
[101] D. Walberg, „Typische Energieverbrauchskennwerte deutscher Wohngebäude“, S. 20.
[102] B. Stein, „Typologie-gestützte Kennwerte für die energetische Bewertung bestehender Nichtwohngebäude“, IWU Institut Wohnen und Umwelt, Darmstadt, 2015 [Online]. Verfügbar unter: https://www.iwu.de/fileadmin/publikationen/energie/typo_nwg/2015_IWU_SteinEtAl_Typologie-gest%C3%BCtzte-Kennwerte-f%C3%BCr-die-energetische-Bewertung-bestehender-Nichtwohngeb%C3%A4ude.pdf
[103] „ENOB DataNWG: Aktuelles“, 31-Juli-2020. [Online]. Verfügbar unter: https://www.datanwg.de/home/aktuelles/. [Zugegriffen: 02-Sep-2020]
[104] „Über uns“, 09-Juli-2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.gfk.com/de/ueber-uns/ueber-uns/. [Zugegriffen: 24-Juli-2019]
[105] „Unternehmen - ene’t GmbH“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.enet.eu/unternehmen. [Zugegriffen: 24-Juli-2019]
[106] „Über uns“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.co2online.de/ueber-uns/. [Zugegriffen: 24-Juli-2019]
[107] „Zensus 2011: Zensus Kompakt – Endgültige Ergebnisse“, S. 92, 2014.
[108] Bundesministeriums der Justiz und für Verbraucherschutz und sowie des Bundesamts für Justiz, *Zensusgesetz 2011 vom 8. Juli 2009 (BGBl. I S. 1781)ZensG_2011.pdf*. 2009.
[109] „Zensusdatenbank - Glossar“. [Online]. Verfügbar unter: https://ergebnisse.zensus2011.de/#Glossary: [Zugegriffen: 05-Juli-2019]
[110] „Zensusdatenbank - Ergebnisse dynamisch und individuell“. [Online]. Verfügbar unter: https://ergebnisse.zensus2011.de/#dynTable: [Zugegriffen: 05-Juli-2019]
[111] „Bedingungen | Forschungsdatenzentrum“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.forschungsdatenzentrum.de/de/bedingungen. [Zugegriffen: 23-Juli-2019]
[112] „ZENSUS2021 - Zensus 2021“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.zensus2021.de/Zensus2021/DE/Zensus2021/zensus2021_node.html;jsessionid=66CD798994CADCF548473CE9A8EAB386.2_cid380. [Zugegriffen: 23-Juli-2019]
[113] G. Hausding, „Deutscher Bundestag - Bundesregierung legt Zensusgesetz 2021 vor“, *Deutscher Bundestag*. [Online]. Verfügbar unter: https://www.bundestag.de/dokumente/textarchiv/2019/kw14-de-zensusgesetz-2021-630912. [Zugegriffen: 29-Juli-2019]
[114] „2011 Zensus Hub - Eurostat“. [Online]. Verfügbar unter: https://ec.europa.eu/eurostat/de/web/population-and-housing-census/census-data/2011-census. [Zugegriffen: 10-Juli-2019]
[115] „CensusHub2“. [Online]. Verfügbar unter: https://ec.europa.eu/CensusHub2/query.do?step=selectHyperCube&qhc=false. [Zugegriffen: 10-Juli-2019]
[116] D. Scholz und F. Müsgens, „How to improve standard load profiles: Updating, regionalization and smart meter data“, gehalten auf der 14th International Conference on the European Energy Market (EEM), 6-9 June 2017, Dresden, 2017, doi: 10.1109/EEM.2017.7981939.
[117] E. Europäische Union, *VERORDNUNG (EG) Nr. 763/2008 DES EUROPÄISCHEN PARLAMENTS UND DES RATES vom 9. Juli 2008 über Volks- und Wohnungszählungen*. 2011.
[118] „Mikrozensus | Forschungsdatenzentrum“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.forschungsdatenzentrum.de/de/haushalte/mikrozensus. [Zugegriffen: 08-Juli-2019]

[119] Bundesministeriums der Justiz und für Verbraucherschutz und sowie des Bundesamts für Justiz, *Gesetz zur Durchführung einer Repräsentativstatistik über die Bevölkerung und die Arbeitsmarktbeteiligung sowie die Wohnsituation der Haushalte (Mikrozensusgesetz - MZG).pdf*. .
[120] „EVS | Forschungsdatenzentrum“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.forschungsdatenzentrum.de/de/haushalte/evs. [Zugegriffen: 08-Juli-2019]
[121] „Einkommen, Einnahmen und Ausgaben in Deutschland im Zeitvergleich“, *Statistisches Bundesamt*. [Online]. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Einkommen-Konsum-Lebensbedingungen/Einkommen-Einnahmen-Ausgaben/Tabellen/liste-deutschland.html. [Zugegriffen: 10-Juli-2019]
[122] „Einkommen, Einnahmen und Ausgaben nach der sozialen Stellung der Haupteinkommenspersonen“, *Statistisches Bundesamt*. [Online]. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Einkommen-Konsum-Lebensbedingungen/Einkommen-Einnahmen-Ausgaben/Tabellen/liste-sozialestellung.html. [Zugegriffen: 10-Juli-2019]
[123] Statistisches Bundesamt, „Private Haushalte – Einkommen, Konsum, Wohnen | Auszug aus dem Datenreport 2018“, Wirtschaftsrechnungen, 2018 [Online]. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Einkommen-Konsum-Lebensbedingungen/Ausstattung-Gebrauchsgueter/_inhalt.html#sprg233564. [Zugegriffen: 04-März-2020]
[124] Statistisches Bundesamt, „Ausstattung privater Haushalte mit elektrischen Haushalts- und sonstigen Geräten, Untertabelle: ‚Ausstattung privater Haushalte mit Haushaltsgeräten und Sportgerät (EVS)‘“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Einkommen-Konsum-Lebensbedingungen/Ausstattung-Gebrauchsgueter/Tabellen/liste-haushaltsgeraete-d.html. [Zugegriffen: 04-März-2020]
[125] „Laufende Wirtschaftsrechnungen - LWR 2017 - Qualitätsbericht“. Statistisches Bundesamt (Destatis), 2018, 11-Dez-2018.
[126] publisher, „Laufende Wirtschaftsrechnungen (LWR)“, *Statistisches Bundesamt*. [Online]. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Einkommen-Konsum-Lebensbedingungen/Einkommen-Einnahmen-Ausgaben/Methoden/LaufendeWirtschaftsrechnungen.html. [Zugegriffen: 08-Juli-2019]
[127] Statistisches Bundesamt, „Bevölkerung Deutschlands bis 2060 - 13. koordinierte Bevölkerungsvorausberechnung“, S. 66.
[128] Statistisches Bundesamt, Hrsg., „Volkswirtschaftliche Gesamtrechnungen - Wichtige Zusammenhänge im Überblick - 2018“, Nr. Mai 2019.
[129] „Der Arbeitskreis »Volkswirtschaftliche Gesamtrechnungen der Länder« – VGR dL“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.statistik-bw.de/VGRdL/ueberVGR.jsp?lang=de-DE. [Zugegriffen: 08-Juli-2019]
[130] „Aktuelle Ergebnisse – VGR dL“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.statistik-bw.de/VGRdL/tbls/?lang=de-DE. [Zugegriffen: 08-Juli-2019]
[131] „Bund und Länder — Wohnungsmarktbeobachtung“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.wohnungsmarktbeobachtung.de/bund-und-laender. [Zugegriffen: 23-Juli-2019]
[132] „Fortschreibung des Gebäude- und Wohnungsbestands — Wohnungsmarktbeobachtung“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.wohnungsmarktbeobachtung.de/wissensdatenbank/indikatoren/datengrundlagen/bautaetigkeitsstatistik/fortschreibung-wohnungsbestand. [Zugegriffen: 08-Juli-2019]
[133] „BBSR Homepage - Raumordnungsprognose“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.bbsr.bund.de/BBSR/DE/Raumbeobachtung/UeberRaumbeobachtung/Komponenten/Raumordnungsprognose/raumordnungsprognose_node.html. [Zugegriffen: 27-Sep-2019]
[134] „Beschäftigte - statistik.arbeitsagentur.de“. [Online]. Verfügbar unter: https://statistik.arbeitsagentur.de/Navigation/Statistik/Statistik-nach-Themen/Beschaeftigung/Beschaeftigte/Beschaeftigte-Nav.html. [Zugegriffen: 08-Juli-2019]

[135] „zur Produktauswahl - statistik.arbeitsagentur.de“. [Online]. Verfügbar unter: https://statistik.arbeitsagentur.de/Navigation/Statistik/Statistik-nach-Themen/Zeitreihen/zu-den-Produkten-Nav.html. [Zugegriffen: 24-Juli-2019]
[136] „BBSR Homepage - Laufende Raumbeobachtung“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.bbsr.bund.de/BBSR/DE/Raumbeobachtung/UeberRaumbeobachtung/Komponenten/LaufendeRaumbeobachtung/laufenderaumbeobachtung_node.html. [Zugegriffen: 27-Sep-2019]
[137] Statistisches Bundesamt, „Statistisches Bundesamt Deutschland - GENESIS-Online“, 24-Juli-2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www-genesis.destatis.de/genesis/online;sid=46EAB6E1BDF7EC7309FB20DA9939069C.GO_2_2?Menu=Impressum. [Zugegriffen: 24-Juli-2019]
[138] „Über uns: Deutschland in Zahlen“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.deutschlandinzahlen.de/ueber-uns. [Zugegriffen: 05-Juli-2019]
[139] Statistisches Bundesamt, „Zeitverwendungserhebung - ZVE 2012/2013 - Qualitätsbericht“. 01-Apr-2016.
[140] Statistisches Bundesamt, „Qualitätsbericht - Zeitverwendungserhebung 2012/2013“, Statistisches Bundesamt, Wiesbaden, Apr. 2016 [Online]. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/Methoden/Qualitaet/Qualitaetsberichte/Einkommen-Konsum-Lebensbedingungen/zeitverwendungserhebung-2012-2013.pdf?__blob=publicationFile&v=3. [Zugegriffen: 03-Mai-2019]
[141] „ZVE | Forschungsdatenzentrum“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.forschungsdatenzentrum.de/de/haushalte/zve. [Zugegriffen: 10-Juli-2019]
[142] *Bundesdatenschutzgesetz vom 30. Juni 2017 (BGBl. I S. 2097)*. .
[143] „Entgelte | Forschungsdatenzentrum“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.forschungsdatenzentrum.de/de/entgelte. [Zugegriffen: 10-Juli-2019]
[144] Statistisches Bundesamt, „Zeitverwendungserhebung (ZVE)“, 2018. [Online]. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Einkommen-Konsum-Lebensbedingungen/Zeitverwendung/Publikationen/Downloads-Zeitverwendung/tagungsband-wie-die-zeit-vergeht-5639103169004.html. [Zugegriffen: 03-Mai-2019]
[145] Eurostat, *Harmonised European time use surveys. 2008 guidelines*. Luxembourg: Office for Official Publications of the European Communities, 2009 [Online]. Verfügbar unter: http://ec.europa.eu/eurostat/web/products-manuals-and-guidelines/-/KS-RA-08-014
[146] „HETUS_2018-2019.pdf“. .
[147] S. Wilke, „Energieverbrauch nach Energieträgern, Sektoren und Anwendungen“, *Umweltbundesamt*, 17-Juli-2013. [Online]. Verfügbar unter: https://www.umweltbundesamt.de/daten/energie/energieverbrauch-nach-energietraegern-sektoren. [Zugegriffen: 10-Juli-2019]
[148] „Wetter und Klima - Deutscher Wetterdienst - Glossar - W - Wetter“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.dwd.de/DE/service/lexikon/Functions/glossar.html?lv2=102936&lv3=103164. [Zugegriffen: 04-Juli-2019]
[149] S. Jankowski, „Was ist eigentlich Klima?“, *Umweltbundesamt*, 01-Aug-2013. [Online]. Verfügbar unter: https://www.umweltbundesamt.de/service/uba-fragen/was-ist-eigentlich-klima. [Zugegriffen: 24-Juli-2019]
[150] „Wetter und Klima - Deutscher Wetterdienst - Glossar - K - Klimadaten“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.dwd.de/DE/service/lexikon/Functions/glossar.html?nn=103346&lv2=101334&lv3=649336. [Zugegriffen: 04-Juli-2019]
[151] „Wetter und Klima - Deutscher Wetterdienst - Glossar - K - Klimafaktoren“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.dwd.de/DE/service/lexikon/Functions/glossar.html?lv2=101334&lv3=101422. [Zugegriffen: 04-Juli-2019]
[152] J.-P. Schulz und U. Schättler, „Kurze Beschreibung des Lokal-Modells Europa COSMO-EU (LME) und seiner Datenbanken auf dem Datenserver des DWD“, Deutscher Wetterdienst (DWD), Offenbach, 2011.

[153] „Wetter und Klima - Deutscher Wetterdienst - Leistungen - Überblick zu den Klimadaten“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.dwd.de/DE/leistungen/klimadatendeutschland/ueberblick.html?nn=16102&lsbId=343278. [Zugegriffen: 04-Juli-2019]
[154] „Climate Data Center“. [Online]. Verfügbar unter: https://cdc.dwd.de/portal/201904171234/index.html. [Zugegriffen: 04-Juli-2019]
[155] „Wetter und Klima - Deutscher Wetterdienst - Datenzugriffswege“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.dwd.de/DE/klimaumwelt/cdc/klinfo_systeme/klinfo_systeme_node.html. [Zugegriffen: 24-Juli-2019]
[156] „Wetter und Klima - Deutscher Wetterdienst - Deutscher Klimaatlas“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.dwd.de/DE/klimaumwelt/klimaatlas/klimaatlas_node.html. [Zugegriffen: 04-Juli-2019]
[157] „Wetter und Klima - Deutscher Wetterdienst - RCP-Szenarien“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.dwd.de/DE/klimaumwelt/klimawandel/klimaszenarien/rcp-szenarien_node.html. [Zugegriffen: 04-Juli-2019]
[158] „MERRA-2“. [Online]. Verfügbar unter: https://gmao.gsfc.nasa.gov/reanalysis/MERRA-2/. [Zugegriffen: 04-Juli-2019]
[159] „Renewables.ninja“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.renewables.ninja/. [Zugegriffen: 05-Juli-2019]
[160] Statistisches Bundesamt, „Bevölkerung und Erwerbstätigkeit. Haushalte und Familien. Ergebnisse des Mikrozensus 2012“, Statistisches Bundesamt, Wiesbaden, Artikelnummer: 2010300127004, 2014 [Online]. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Bevoelkerung/Haushalte-Familien/Publikationen/Downloads-Haushalte/haushalte-familien-2010300177004.pdf. [Zugegriffen: 27-Aug-2018]
[161] S. Haufe, „Rebound-Effekte“, *Umweltbundesamt*, 20-Aug-2013. [Online]. Verfügbar unter: https://www.umweltbundesamt.de/themen/abfall-ressourcen/oekonomische-rechtliche-aspekte-der/rebound-effekte. [Zugegriffen: 19-Feb-2020]
[162] T. A. Ender, „Entwicklung eines Modells für die Ermittlung regionaler Haushaltsstromnachfragen | Ein Vergleich statistischer Verfahren zur räumlichen Disaggregation am Beispiel der jährlichen Stromnachfrage privater Haushalte in Deutschland“, Masterarbeit, TU Berlin, 2019.
[163] EnergieAgentur.NRW, „Erhebung ‚Wo im Haushalt bleibt der Strom?‘. Stromverbrauchsanteile verschiedener Anwendungsbereiche in Ein- bis Fünf-Personen-Haushalten – 2015 und 2011 im Vergleich“, EnergieAgentur.NRW, Düsseldorf, 2015 [Online]. Verfügbar unter: http://www.energieagentur.nrw/content/anlagen/Erhebung_Wo_im_Haushalt_bleibt_der_Strom_20151126.pdf. [Zugegriffen: 30-Mai-2017]
[164] M. Frondel, R. Janßen-Timmen, und S. Sommer, „Erstellung der Anwendungsbilanzen 2015 und 2016 für den Sektor der Privaten Haushalte und den Verkehrssektor in Deutschland. Endbericht - Okt. 2017“, RWI - Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung e.V., Essen, 2017 [Online]. Verfügbar unter: https://ag-energiebilanzen.de/index.php?article_id=29&fileName=rwi_-_einzelbericht_haushalte_2015_und_2016.pdf. [Zugegriffen: 26-Juni-2018]
[165] D. R. Paschotta, „Warmwasser“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.rp-photonics.com/warmwasser.html. [Zugegriffen: 12-März-2020]
[166] D. Statistische Ämter des Bundes und der Länder, „Wohngebäude- und Wohnungsbestand - Stichtag 31.12. - regionale Tiefe: Kreise und krfr. Städte. Code: 31231-01-02-4.“, 23-März-2020. [Online]. Verfügbar unter: https://www.regionalstatistik.de/genesis/online/data;sid=FCC1F859B0F1031A5A4A4A917A3277EC.reg3?operation=abruftabelleAbrufen&selectionname=31231-01-02-4&levelindex=0&levelid=1584981543846&index=7. [Zugegriffen: 23-März-2020]
[167] BDEW, „Standardlastprofile Strom“. [Online]. Verfügbar unter: http://www.bdew.de/energie/standardlastprofile-strom/. [Zugegriffen: 26-Sep-2019]
[168] H. Meier, C. Fünfgeld, T. Adam, und B. Schieferdecker, „Repraesentative VDEW-Lastprofile“. VDEW Frankfurt am Main 1999, 1999.

[169] BGW Bundesverband der deutschen Gas- und Wasserwirtschaft, „Anwendung von Standardlastprofilen zur Belieferung nicht-leistungsgemessener Kunden“. [Online]. Verfügbar unter: http://www.gwb-netz.de/wa_files/05_bgw_leitfaden_lastprofile_56550.pdf

[170] Statistisches Bundesamt, „Varianten und Modellrechnungen der 14. koordinierten Bevölkerungsvorausberechnung für Deutschland“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Bevoelkerung/Bevoelkerungsvorausberechnung/Methoden/Erlaeuterungen/VariantenListe.html. [Zugegriffen: 21-Nov-2019]

[171] „Wohnflächennachfrage in Deutschland“. empirica Institut - Forschung und Beratung, Sep-2005 [Online]. Verfügbar unter: https://cache.pressmailing.net/content/0f840c16-92d5-4b98-aa2c-78ddee714190/lbs.pdf. [Zugegriffen: 27-März-2020]

[172] „Wohnfläche je Einwohner: Deutschland in Zahlen“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.deutschlandinzahlen.de/tab/deutschland/infrastruktur/gebaeude-und-wohnen/wohnflaeche-je-einwohner. [Zugegriffen: 21-Nov-2019]

[173] Arbeitsgemeinschaft Energiebilanzen e.V., „Anwendungsbilanzen“, 10-Sep-2019. [Online]. Verfügbar unter: https://ag-energiebilanzen.de/8-0-Anwendungsbilanzen.html. [Zugegriffen: 08-Dez-2019]

[174] T. Fleiter und Fraunhofer-Institut für Systemtechnik und Innovationsforschung, Hrsg., *Energieverbrauch und CO2-Emissionen industrieller Prozesstechnologien: Einsparpotenziale, Hemmnisse und Instrumente*. Stuttgart: Fraunhofer-Verl, 2013.

[175] Destatis, „Klassifikation der Wirtschaftszweige, Ausgabe 2008 (WZ 2008)“, *Statistisches Bundesamt*, 2008. [Online]. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/Methoden/Klassifikationen/Gueter-Wirtschaftsklassifikationen/klassifikation-wz-2008.html. [Zugegriffen: 08-Dez-2019]

[176] B. Schlomann *u. a.*, „Energieverbrauch des Sektors Gewerbe, Handel, Dienstleistungen (GHD) in Deutschland für die Jahre 2011 bis 2013“, Karlsruhe, München, Nürnberg, Final Report to the Federal Ministry of Economics and Energy (BMWi), 2015 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Publikationen/Studien/sondererhebung-zur-nutzung-erneuerbarer-energien-im-gdh-sektor-2011-2013.pdf?__blob=publicationFile&v=6

[177] C. Rhode, „Erstellung von Anwendungsbilanzen für die Jahre 2018 bis 2020 für die Sektoren Industrie und GHD“, Sep. 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://ag-energiebilanzen.de/8-0-Anwendungsbilanzen.html

[178] T. Gobmaier, S. von Roon, und B. Eberl, „Studie über Einflussfaktoren auf den zukünftigen Leistungsbedarf der Verteilnetzbetreiber“, 2014.

[179] Umweltbundesamt, „Schafstoffregister - Thru.de“, *Karte der Betriebe*, 19-Mai-2020. [Online]. Verfügbar unter: https://www.thru.de/daten/karte/. [Zugegriffen: 04-Aug-2020]

[180] Bundesagentur für Arbeit, „Sozialversicherungspflichtig und geringfügig Beschäftigte“, 2020. [Online]. Verfügbar unter: https://statistik.arbeitsagentur.de/Navigation/Statistik/Statistik-nach-Themen/Beschaeftigung/Beschaeftigte/Beschaeftigte-Nav.html. [Zugegriffen: 31-Juli-2020]

[181] FfE, „Synthesis: Employees by WZ2008 (German Districts) – opendata.ffe.de“, 07-Nov-2019. [Online]. Verfügbar unter: http://opendata.ffe.de/dataset/synthesis-employees-by-economic-sectors-german-districts/. [Zugegriffen: 04-Aug-2020]

[182] K. Vogler-Ludwig, N. Düll, und B. Kriechel, *Arbeitsmarkt 2030 - Wirtschaft und Arbeitsmarkt im digitalen Zeitalter*. wbv Media, 2016 [Online]. Verfügbar unter: http://doi.org/10.3278/6004556w. [Zugegriffen: 05-Aug-2020]

[183] FfE, „Forecast of Employees by WZ2008, scenario Basis (German Districts) – opendata.ffe.de“, 07-Nov-2019. [Online]. Verfügbar unter: http://opendata.ffe.de/dataset/forecast-of-employees-by-economic-sectors-scenario-basis-german-districts/. [Zugegriffen: 05-Aug-2020]

[184] FfE, „Forecast of Employees by Economic Sectors, Scenario Digitalisation (German Districts) – opendata.ffe.de“, 11-Nov-2019. [Online]. Verfügbar unter: http://opendata.ffe.de/dataset/forecast-of-employees-by-economic-sectors-scenario-digitalisation-german-districts/. [Zugegriffen: 05-Aug-2020]
[185] D. C. Schlömer, H. Bucher, und D. J. Hoymann, „BBSR-Analysen KOMPAKT 05/2015“, S. 20.
[186] FfE, „Industrial Power Generation (Synthesis: All Economic Sectors) (German Districts) – opendata.ffe.de“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: http://opendata.ffe.de/dataset/industrial-electricity-consumption-per-district-and-economic-sector-wz2008-german-districts/. [Zugegriffen: 04-Aug-2020]
[187] FfE, „Energy Consumption by Manufacturing, Mining and Quarrying Industries (German Districts) – opendata.ffe.de“, 07-Nov-2019. [Online]. Verfügbar unter: http://opendata.ffe.de/dataset/energy-consumption-by-manufacturing-mining-and-quarrying-industries-german-districts/. [Zugegriffen: 05-Aug-2020]
[188] VDEW Frankfurt, „Zuordnung der VDEW-Lastprofile zum Kundengruppenschlüssel“, Vereinigung Deutscher Elektrizitätswerke - VDEW - e.V., Frankfurt a. Main, M-24/2000 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bdew.de/media/documents/Zuordnung_der_VDEW-Lastprofile_zum_Kundengruppenschluessel.pdf. [Zugegriffen: 05-Aug-2020]
[189] BDEW, „BDEW/VKU/GEODE-Leitfaden - Abwicklung von Standardlastprofilen Gas“, BDEW Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e. V., Berlin, März 2020 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bdew.de/media/documents/20200331_KoV_XI_LF_SLP_Gas_clean_final.pdf. [Zugegriffen: 05-Aug-2020]
[190] K. Pätzold, „Abwicklung von Standardlastprofilen“, BGW - Bundesverband der deutschen Gas- und Wasserwirtschaft, Berlin, Praxisinformation P 2007 / 13-Gastransport / Betriebswirtschaft, 2007.
[191] K. Pätzold, „Anwendung von Standardlastprofilen zur Belieferung nicht-leistungsgemessener Kunden“, BGW - Bundesverband der deutschen Gas- und Wasserwirtschaft, Berlin, Praxisinformation P 2006 / 8-Gastransport / Betriebswirtschaft, 2006.
[192] L. Reyher, E. Spitznagel, W. R. Streck, B. Teriet, und K. Vogler-Ludwig, „Zu den Beschäftigungspotentialen einer Entkoppelung von Arbeits- und Betriebszeiten“, S. 13.
[193] „Arbeitshilfe Nacht- und Schichtarbeit“, S. 92.
[194] Bundesamt für Wirtschaft und Ausfuhrkontrolle (BAFA), „Bundesförderung für das Pilotprogramm Einsparzähler“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.bafa.de/DE/Energie/Energieeffizienz/Einsparzaehler/einsparzaehler_node.html. [Zugegriffen: 28-Aug-2020]
[195] P. Verwiebe, „GitHub/DemandRegioTeam/disaggregator“, *GitHub*. [Online]. Verfügbar unter: https://github.com/DemandRegioTeam/disaggregator. [Zugegriffen: 07-Sep-2020]
[196] C. Fünfgeld und R. Tiedemann, „Anwendung der Repräsentativen VDEW-Lastprofile step - by - step“, Vereinigung Deutscher Elektrizitätswerke - VDEW - e.V.; BTU Cottbus, Frankfurt a. Main, M-05/2000, 2000 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bdew.de/media/documents/2000131_Anwendung-repraesentativen_Lastprofile-Step-by-step.pdf. [Zugegriffen: 09-Aug-2020]
[197] „Abwicklung von Standardlastprofilen Gas - BDEW/VKU/GEODE-Leitfaden“, Berlin, März 2020 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bdew.de/media/documents/20200331_KoV_XI_LF_SLP_Gas_clean_final.pdf
[198] S. Sohns, „Differenzmengen: Eine Herausforderung für Netzbetreiber und Vertriebe“. cronos Info (39), 2015 [Online]. Verfügbar unter: https://www.cronos.de/files/cronos/cronos%20Info/ci%2039/ci39_Differenzmengen_eine_Herausforderung_fuer_Netzbetreiber_und_Vertriebe.pdf. [Zugegriffen: 04-Juli-2018]

[199] J. Ecke und A. Kauffmann, „Bewirtschaftung von Differenzbilanzkreisen: Status Quo, Optimierungspotenzial und Geschäftsfelder“. enervis advisors GmbH, 2013 [Online]. Verfügbar unter: https://enervis.de/bewirtschaftung-von-differenzbilanzkreisen-status-quo-optimierungspotenzial-und-geschaeftsfelder/. [Zugegriffen: 30-Juli-2020]
[200] K. Backhaus, B. Erichson, W. Plinke, und R. Weiber, *Multivariate Analysemethoden: eine anwendungsorientierte Einführung*, 14., überarbeitete und aktualisierte Auflage. Berlin Heidelberg: Springer Gabler, 2016.
[201] W. Schellong, *Analyse und Optimierung von Energieverbundsystemen*, 1. Auflage. Berlin Heidelberg: Springer Vieweg, 2016.
[202] N. Vandeput, *Data science for supply chain forecast*. 2018.
[203] R. Koenker und K. F. Hallock, „Quantile Regression“, *J. Econ. Perspect.*, Bd. 15, Nr. 4, S. 143–156, 2001.
[204] B. Fitzenberger, „Advanced Econometrics“, Berlin, 2019.
[205] „Mathematik für Informatiker III - Erwartungswert, Varianz, Kovarianz“. Humboldt Universität Berlin [Online]. Verfügbar unter: https://www2.mathematik.hu-berlin.de/~gaggle/W0506/MATHINF/HANDOUT/handout17-4n.pdf
[206] D. Wollschläger, „Vorhersagegüte prädiktiver Modelle“, in *Grundlagen der Datenanalyse mit R*, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2014, S. 492–498 [Online]. Verfügbar unter: http://link.springer.com/10.1007/978-3-662-45507-4_13. [Zugegriffen: 20-März-2020]
[207] G. Bamberg, F. Baur, und M. Krapp, *Statistik*, 16., überarb. Aufl. München: Oldenbourg, 2011.
[208] C. Weigand, *Statistik Mit und Ohne Zufall: Eine Anwendungsorientierte Einführung.* Berlin, Heidelberg: Springer Berlin / Heidelberg, 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://public.ebookcentral.proquest.com/choice/publicfullrecord.aspx?p=5922243. [Zugegriffen: 06-Mai-2020]
[209] M. Wissmann und H. Toutenburg, „Role of Categorical Variables in Multicollinearity in Linear Regression Model“, *Tech. Rep.*, Nr. 008, S. 35, 2007.
[210] Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft, „VDEW Standardlastprofile“, 2000 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bdew.de/energie/standardlastprofile-strom/
[211] S. Seabold und J. Perktold, „Statsmodels: Econometric and Statistical Modeling with Python“, gehalten auf der Python in Science Conference, Austin, Texas, 2010, S. 92–96, doi: 10.25080/Majora-92bf1922-011 [Online]. Verfügbar unter: https://conference.scipy.org/proceedings/scipy2010/seabold.html. [Zugegriffen: 09-Juni-2020]
[212] „Quantile Regression Model in Python, Statsmodels Paket“, *GitHub*, 2013. [Online]. Verfügbar unter: https://github.com/statsmodels/statsmodels. [Zugegriffen: 09-Juni-2020]
[213] Umweltbundesamt, „Endenergieverbrauch nach Energieträgern und Sektoren“, 2018. [Online]. Verfügbar unter: https://www.umweltbundesamt.de/daten/energie/energieverbrauch-nach-energietraegern-sektoren. [Zugegriffen: 20-Okt-2019]
[214] BMWi, „Gesamtausgabe der Energiedaten - Datensammlung des BMWi“, *Energiedaten und Szenarien*, 22-Juni-2020. [Online]. Verfügbar unter: https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Artikel/Energie/energiedaten-gesamtausgabe.html. [Zugegriffen: 26-Aug-2020]
[215] M. D. Wilkinson *u. a.*, „The FAIR Guiding Principles for scientific data management and stewardship“, *Sci. Data*, Bd. 3, Nr. 1, S. 160018, Dez. 2016, doi: 10.1038/sdata.2016.18.
[216] „AG Energiebilanzen e.V. | Aufgaben und Ziele“. [Online]. Verfügbar unter: https://ag-energiebilanzen.de/35-0-Aufgaben-und-Ziele.html. [Zugegriffen: 18-Sep-2019]
[217] G. Kabir und M. A. A. Hasin, „Application of adaptive neuro fuzzy inference system in demand forecasting for power engineering company“, *Int. J. Ind. Syst. Eng.*, Bd. 18, Nr. 2, S. 237, 2014, doi: 10.1504/IJISE.2014.064708.
[218] S. A. Kalogirou, „Artificial neural networks in renewable energy systems applications: a review“, *Renew. Sustain. Energy Rev.*, Bd. 5, Nr. 4, S. 373–401, Dez. 2001, doi: 10.1016/S1364-0321(01)00006-5.

[219] „BBSR Homepage - Aufgaben“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.bbsr.bund.de/BBSR/DE/Bundesinstitut/Aufgaben/aufgaben_node.html. [Zugegriffen: 27-Sep-2019]
[220] BDEW, „Über uns“. [Online]. Verfügbar unter: http://www.bdew.de/verband/ueber-uns/. [Zugegriffen: 26-Sep-2019]
[221] B. für politische Bildung, „Bruttonationaleinkommen (BNE) | bpb“, *bpb.de*. [Online]. Verfügbar unter: http://www.bpb.de/nachschlagen/lexika/pocket-europa/16649/brutto-nationaleinkommen-bne. [Zugegriffen: 08-Juli-2019]
[222] „VERORDNUNG (EU) 2016/ 679 DES EUROPÄISCHEN PARLAMENTS UND DES RATES - vom 27. April 2016 - zum Schutz natürlicher Personen bei der Verarbeitung personenbezogener Daten, zum freien Datenverkehr und zur Aufhebung der Richtlinie 95/ 46/ EG (Datenschutz-Grundverordnung)“, S. 88.
[223] „Europäische Freihandelszone (EFTA)“, *Startseite*. [Online]. Verfügbar unter: https://www.bundesregierung.de/breg-de/service#open-616358. [Zugegriffen: 18-Sep-2019]
[224] „Model eLOAD – REflex“. [Online]. Verfügbar unter: http://reflex-project.eu/model-coupling/model-eload/. [Zugegriffen: 21-Nov-2019]
[225] H. Hebgen, „Gesetz zur Einsparung von Energie in Gebäuden (Energieeinsparungsgesetz — EnEG)“, in *Neuer baulicher Wärmeschutz*, Wiesbaden: Vieweg+Teubner Verlag, 1978, S. 12–16 [Online]. Verfügbar unter: http://link.springer.com/10.1007/978-3-322-84168-1_5. [Zugegriffen: 11-Dez-2019]
[226] „EnWG - nichtamtliches Inhaltsverzeichnis“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.gesetze-im-internet.de/enwg_2005/. [Zugegriffen: 18-Sep-2019]
[227] „Übersicht - Eurostat“. [Online]. Verfügbar unter: https://ec.europa.eu/eurostat/de/about/overview. [Zugegriffen: 08-Juli-2019]
[228] A. Amt, „Auswärtiges Amt“, *Auswärtiges Amt*. [Online]. Verfügbar unter: https://www.auswaertiges-amt.de/de/newsroom/buergerservice-faq-kontakt/faq. [Zugegriffen: 18-Sep-2019]
[229] „Über die FDZ | Forschungsdatenzentrum“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.forschungsdatenzentrum.de/de/ueber-die-fdz. [Zugegriffen: 18-Sep-2019]
[230] „DIE FfE - Forschungsstelle für Energiewirtschaft e.V.“ [Online]. Verfügbar unter: https://www.ffe.de/die-ffe. [Zugegriffen: 18-Sep-2019]
[231] „Model FORECAST – REflex“. [Online]. Verfügbar unter: http://reflex-project.eu/model-coupling/forecast-and-eload/. [Zugegriffen: 18-Sep-2019]
[232] „Profil - Fraunhofer ISI“, *Fraunhofer-Institut für System- und Innovationsforschung ISI*. [Online]. Verfügbar unter: https://www.isi.fraunhofer.de/de/profil.html. [Zugegriffen: 18-Sep-2019]
[233] C. Bharathi, D. Rekha, und V. Vijayakumar, „Genetic Algorithm Based Demand Side Management for Smart Grid“, *Wirel. Pers. Commun.*, Bd. 93, Nr. 2, S. 481–502, März 2017, doi: 10.1007/s11277-017-3959-z.
[234] L. Davis, *Handbook of Genetic Algorithms.* New York, 1991.
[235] „Datenbanken“, *Statistisches Bundesamt*. [Online]. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/Service/Datenbanken/_inhalt.html. [Zugegriffen: 18-Sep-2019]
[236] „gGmbH Vor- und Nachteile - StartingUp: Das Gründermagazin“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.starting-up.de/gruenden/rechtsformen/ggmbh-gemeinnuetzige-gmbh/ggmbh-vor-und-nachteile.html. [Zugegriffen: 18-Sep-2019]
[237] „Harmonised European time use surveys“. [Online]. Verfügbar unter: https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-manuals-and-guidelines/-/KS-RA-08-014. [Zugegriffen: 08-Juli-2019]
[238] „Wärmeerzeugung“. [Online]. Verfügbar unter: http://www.energieagentur.nrw/klimaschutz/kommunale_energietechnik/waermeerzeugung. [Zugegriffen: 17-Sep-2019]
[239] „Forschungszentrum Jülich - Systemforschung und Technologische Entwicklung (IEK-STE)“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.fz-juelich.de/iek/iek-ste/DE/Home/home_node.html. [Zugegriffen: 18-Sep-2019]

[240] „Institut“, *Institut der deutschen Wirtschaft*. [Online]. Verfügbar unter: https://www.iwkoeln.de/institut.html. [Zugegriffen: 17-Sep-2019]
[241] „Institut Wohnen und Umwelt (IWU): Das IWU“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.iwu.de/das-iwu/. [Zugegriffen: 17-Sep-2019]
[242] S. Wilke, „Kraft-Wärme-Kopplung (KWK)“, *Umweltbundesamt*, 17-Juli-2013. [Online]. Verfügbar unter: https://www.umweltbundesamt.de/daten/energie/kraft-waerme-kopplung-kwk. [Zugegriffen: 17-Sep-2019]
[243] Eurostat, „Lokale Verwaltungseinheiten (LAU)“. [Online]. Verfügbar unter: https://ec.europa.eu/eurostat/de/web/nuts/local-administrative-units. [Zugegriffen: 17-Sep-2019]
[244] Y. Huang, Y. J. Bor, und C.-Y. Peng, „The long-term forecast of Taiwan’s energy supply and demand: LEAP model application“, *Energy Policy*, Bd. 39, Nr. 11, S. 6790–6803, Nov. 2011, doi: 10.1016/j.enpol.2010.10.023.
[245] „Long range Energy Alternatives Planning (LEAP) System | Open Energy Information“. [Online]. Verfügbar unter: https://openei.org/wiki/Long_range_Energy_Alternatives_Planning_(LEAP)_System. [Zugegriffen: 28-Okt-2019]
[246] „NASA“, *NASA*. [Online]. Verfügbar unter: http://www.nasa.gov/index.html. [Zugegriffen: 17-Sep-2019]
[247] „Nachrichten | Netzentwicklungsplan“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.netzentwicklungsplan.de/de/nachrichten. [Zugegriffen: 17-Sep-2019]
[248] R. Eberhart und J. Kennedy, „A new optimizer using particle swarm theory“, in *MHS’95. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*, Nagoya, Japan, 1995, S. 39–43, doi: 10.1109/MHS.1995.494215 [Online]. Verfügbar unter: http://ieeexplore.ieee.org/document/494215/. [Zugegriffen: 20-Sep-2019]
[249] „Technik & Funktionsweise der Solarenergie“. [Online]. Verfügbar unter: http://www.energieagentur.nrw/solarenergie/technik-und-funktionsweise. [Zugegriffen: 18-Sep-2019]
[250] „Home“, *RWI Essen*. [Online]. Verfügbar unter: http://www.rwi-essen.de/. [Zugegriffen: 18-Sep-2019]
[251] „Welcome | TRNSYS : Transient System Simulation Tool“. [Online]. Verfügbar unter: http://www.trnsys.com/. [Zugegriffen: 18-Sep-2019]
[252] C. Meunier, „Wer wir sind“, *Umweltbundesamt*, 01-Aug-2013. [Online]. Verfügbar unter: https://www.umweltbundesamt.de/das-uba/wer-wir-sind. [Zugegriffen: 19-Sep-2019]
[253] M. Horvath, „Definition: Volkswirtschaftliche Gesamtrechnung (VGR)“, *https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/volkswirtschaftliche-gesamtrechnung-vgr-47916*. [Online]. Verfügbar unter: https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/volkswirtschaftliche-gesamtrechnung-vgr-47916. [Zugegriffen: 18-Sep-2019]
[254] „About us“, *World Meteorological Organization*, 27-Nov-2015. [Online]. Verfügbar unter: https://public.wmo.int/en/about-us. [Zugegriffen: 18-Sep-2019]
[255] Agora Energiewende, „Auf Deutschland zeitlich hochaufgelöste Stromerzeugungsdaten nach Energieträger; Auf Deutschland zeitlich hochaufgelöste Daten zu Stromimporten, -exporten und -preisen; Auf Deutschland zeitlich hochaufgelöste Stromverbrauchsdaten“, 2012. [Online]. Verfügbar unter: https://www.agora-energiewende.de/service/agorameter/chart/power_generation/
[256] G.A.M.E., „Datenbank mit Informationen zu Windkraft- und Biogasanlagen“. [Online]. Verfügbar unter: http://www.energiemarkt-forschung.de/
[257] Open Power System Data (OPSD), „Eingabedaten zur Modellierung von Stromversorgungssystemen“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://data.open-power-system-data.org/when2heat/2019-08-06
[258] IEA, „Elektrizitätsversorgung“, 2018. [Online]. Verfügbar unter: https://www.iea.org//statistics/?country=WORLD&year=2016&category=Energy%20supply&indicator=TPESbySource&mode=chart&dataTable=BALANCES

[259] Eurosta, „Energiestatistiken“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://ec.europa.eu/eurostat/data/database
[260] Statistisches Bundesamt, „Energiestatistiken“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/ZahlenFakten/Wirtschaftsbereiche/Energie/Erzeugung/Erzeugung.html#Tabellen
[261] ENTSO-E, „Erzeugungsdaten“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.entsoe.eu/data/
[262] Bundesminesterium für Wirtschaft und Energie, „Gesamtausgabe der Energiedaten - Datensammlung des BMWi“, Aug-2018. [Online]. Verfügbar unter: https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Binaer/Energiedaten/energiedaten-gesamt-xls.html
[263] Fraunhofer ISE, „Grafiken zu Stromproduktion“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.energy-charts.de/index_de.htm
[264] EEX Transparency, „Kapazitäts-, Nutzungs- und Nichtverfügbarkeitsdaten zu Stromerzeugungsanlagen“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.eex-transparency.com/power/
[265] Statistisches Bundesamt, „Monatsbericht über die Elektrizitätsversorgung Bilanz“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/Themen/Branchen-Unternehmen/Energie/Erzeugung/Tabellen/bilanz-elektrizitaetsversorgung.html
[266] BNetzA, Bundeskartellamt, „Monitoringbericht 2018“, 2018. [Online]. Verfügbar unter: https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Allgemeines/Bundesnetzagentur/Publikationen/Berichte/2018/Monitoringbericht_Energie2018.pdf?__blob=publicationFile&v=3
[267] Zentrum für Nachhaltige Energiesysteme, „Open Energy Platform“. [Online]. Verfügbar unter: https://openenergy-platform.org/
[268] Agentur für Erneuerbare Energien, „Projektübersicht erneuerbarer Energien je Bundesland in Deutschland“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.foederal-erneuerbar.de/startseite
[269] Climate Policy Group, „PV und Wind Kapazität“, Juli-2017. [Online]. Verfügbar unter: https://data.open-power-system-data.org/ninja_pv_wind_profiles/latest/
[270] BNetzA, „Stammdaten von Marktakteuren: Anlagenbetreibern, Netzbetreibern und Energielieferanten; Auflistung aller registrierungspflichtigen Stromerzeugungs- und verbrauchseinheiten“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.marktstammdatenregister.de/MaStR/Akteur/Marktakteur/IndexOeffentlich; https://www.marktstammdatenregister.de/MaStR/Einheit/Einheiten/OeffentlicheEinheitenuebersicht
[271] Clearingstelle EEG, „Streitigkeiten und Anwendungsfragen im Bereich des EEG, KWKG und MsbG“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.clearingstelle-eeg-kwkg.de/
[272] Neon Neue Energieökonomik, „Stromerzeugung aus Wind und Solar“, Juni-2018. [Online]. Verfügbar unter: https://data.open-power-system-data.org/
[273] BNetzA, „Umfassende Plattform für Strommarktdaten mit Daten zu Erzeugung, Verbrauch, Im- und Export und Regelenergie“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.smard.de/home
[274] World Resource Instiute, „Weltweite open source Datenbank zu Stromerzeugungsnalagen“. [Online]. Verfügbar unter: http://datasets.wri.org/dataset/globalpowerplantdatabase
[275] Deutsches Windenergie-Institut, „Windenergie-Statistiken“, Feb-2014. [Online]. Verfügbar unter: http://www.dewi.de/dewi_res/fileadmin/pdf/publications/Magazin_44/07.pdf
[276] IAE, „Windenergie-Statistiken“, Dez-2017. [Online]. Verfügbar unter: https://community.ieawind.org/task26/dataviewer
[277] Genscape, „Aktuelle Schätzungen des Kohlebedarfs für den europäischen Stromsektor auf länderspezifischer Basis“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.genscape.com/products/power-power-fuel/europe-coal-burn-report

[278] Ökoinstitut, „Brennstoffbedingte Emissionen“, Okt-2017. [Online]. Verfügbar unter: https://www.oeko.de/aktuelles/2017/datenbasis-fuer-die-deutsche-energie-und-klimapolitik/
[279] DIW, „Länderspezifische Übersicht zu Atomkraftwerken“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.diw.de/sixcms/detail.php?id=diw_01.c.583380.de
[280] IAEA, „Stromerzeugung aus Kernkraftwerk“. [Online]. Verfügbar unter: https://pris.iaea.org/PRIS/home.aspx
[281] 50 Hertz, TenneT, Amrion, TransnetBW, „Allgemeine Übertragungsnetzdaten (Netztransparenz.de)“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.netztransparenz.de
[282] 50hertz, Transmission GmbH, „entnommene Jahresarbeit pro Netz- und Umspannebene“, 2018. [Online]. Verfügbar unter: https://www.50hertz.com/de/Transparenz/Kennzahlen/EntnommeneJahresarbeit
[283] 50hertz, „Grenzüberschreitende Lastflüsse“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.50hertz.com/Markt/NetznutzungundEngpassmanagement/NutzungderInterkonnektoren
[284] Amprion, „Grenzüberschreitende Lastflüsse“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.amprion.net/Netzkennzahlen/Grenz%C3%BCberschreitende-Lastfl%C3%BCsse/index-3.html
[285] TransnetBW, „Grenzüberschreitende Lastflüsse“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.transnetbw.de/de/strommarkt/engpassmanagement/engpass
[286] TenneT, „Grenzüberschreitende Lastflüsse; Jahreshöchstlast; Netzverluste; Vertikale Netzlast“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.tennet.eu/de/strommarkt/transparenz/transparenz-deutschland/
[287] 50hertz, Transmission GmbH, „HLZF in der HöS/HS-Ebende und HöS-Ebende“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.50hertz.com/de/Transparenz/Kennzahlen/Hochlastzeitfenster
[288] Lutum+Tappert DV-Beratung GmbH, „Informationen über Netzbetreiber und Grundversorger sowie die Regelzone zu jeder Gemeinde und jeder Postleitzahl in Deutschland; Grundversorgungstarife und Sonderprodukte deutscher Grundversorger; Stromnetzentgelte für Standard-Last-Profil (SLP) und registrierte Leistungsmessung (RLM)“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.energiemarktdaten.de/
[289] 50hertz, Transmission GmbH, „Installierte Leistung der Umspannebenen“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.50hertz.com/de/Transparenz/Kennzahlen/StatischesNetzmodell
[290] 50hertz, „Jahreshöchstlast“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.50hertz.com/de/Transparenz/Kennzahlen/Gesamtlast
[291] Amprion, „Jahreshöchstlast“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.amprion.net/Netzkennzahlen/Lastverlauf/
[292] Stromnetz Berlin GmbH, „Kunden; Höchstentnahmelast vorgelagerter Netzebenen; Jährliche Gesamtmenge der Verlustenergie und der mittlere Preis“, 2018. [Online]. Verfügbar unter: https://www.stromnetz.berlin/de/stromnzv.htm
[293] 50 Hertz, TenneT, Amrion, TransnetBW, „Netzentwicklungspläne für Deutschland und damit verbundene Maßnahmen und Projekte“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.netzentwicklungsplan.de
[294] ene`t GmbH, „Netzkosten für jede Lieferstelle eines jeden Netzbetreibers in Deutschland; Kartographische Darstellung von Netzgebieten, Tarifgebieten, Preisen und Entgelten“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.enet.eu/
[295] BNetzA, „Netzlängen auf den Spannungsebenen, Jahreshöchstlasten auf den Umspannebenen NS/MS und HS/MS “. [Online]. Verfügbar unter: https://www.bundesnetzagentur.de/DE/Sachgebiete/ElektrizitaetundGas/Unternehmen_Institutionen/Netzentgelte/Strom/strom-node.html
[296] 50hertz, „Netzverlust“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.50hertz.com/de/Transparenz/Kennzahlen/Netzverluste
[297] Amprion, „Netzverlust“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.amprion.net/Netzkennzahlen/Strukturmerkmale/

[298] 50 Hertz, TenneT, Amrion, TransnetBW, „Regelenergiebedarf“, Jan-2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.regelleistung.net/ext/static/privacy
[299] 2019, „Stromkreislänge der Freileitungen und Kabel in der HS- und HöS-Ebene; Anzahl der Entnahmestellen für alle Netz- und Umspannebenen; Geografische Fläche des Netzgebietes“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.50hertz.com/de/Netz
[300] TransnetBW, „Vertikale Netzlast; Jahreshöchstlast; Netzverluste“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.transnetbw.de/de/transparenz/marktdaten/kennzahlen
[301] Amprion, „Vertikale Netzlast“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.amprion.net/Netzkennzahlen/Vertikale-Netzlast/
[302] 50hertz, „Vertikale Netzlast“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.50hertz.com/de/Transparenz/Kennzahlen/VertikaleNetzlast
[303] ene`t GmbH, „Infos zu Netzbetreibern für jede in Deutschland befindliche Verbrauchsstelle und entsprechender Netzentgelte; Kartographische Darstellung von Netzgebieten, Tarifgebieten, Preisen und Entgelten“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.enet.eu/
[304] Stromnetz Berlin GmbH, „Einwohnerzahl im Netzgebiet der NS-Ebende“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.stromnetz.berlin/de/file/Faktenblatt_Stromnetz_Berlin_83587236.pdf
[305] Stromnetz Berlin GmbH, „entnommene Jahresarbeit pro Netz- und Umspannebene“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.stromnetz.berlin/uber-uns/veroffentlichungspflichten/stromnetzentgeltverordnung-stromnev
[306] Stromnetz Berlin GmbH, „Ergebnisse Differenzbilanzierung; Jahreshöchstlast; Netzverluste; Summenlast der Netzverluste; Summe Einspeisungen pro Spannungsebene“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.stromnetz.berlin/de/stromnzv.htm
[307] Energie-Forschungszentrum Niedersachsen, „Studie: Eignung von Speichertechnologien zum Erhalt der Systemsicherheit“, März-2013. [Online]. Verfügbar unter: https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Publikationen/Studien/eignung-von-speichertechnologien-zum-erhalt-der-systemsicherheit.pdf?__blob=publicationFile&v=10
[308] AEE, „Metaanalysen Stromspeicher“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: http://www.forschungsradar.de/metaanalysen/einzelansicht/news/stromspeicher-in-deutschland.html
[309] Fraunhofer UMSICHT, Fraunhofer IWES, „Metastudie Energiespeicher“, Okt-2014. [Online]. Verfügbar unter: https://www.umsicht.fraunhofer.de/content/dam/umsicht/de/dokumente/kompetenz/energie/metastudie-energiespeicher-abschlussbericht.pdf
[310] E3DC, „Speicherdatenbank“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.e3dc.com/produkte/deutschland-live/
[311] Bundesamt für Naturschutz, „Auswirkungen zukünftiger Netzinfrastrukturen und Energiespeicher in Deutschland und Europa“, Apr-2015. [Online]. Verfügbar unter: https://www.bfn.de/fileadmin/BfN/erneuerbareenergien/Dokumente/Netze_Speicher_D_EU/TB3_speichertchnologie.pdf
[312] ISEA, RWTH Aachen, „Speichermonitoring“. [Online]. Verfügbar unter: http://www.speichermonitoring.de/ueber-pv-speicher/messdaten.html
[313] HTW Berlin, „Stromspeicherinspektion 2018“, Nov-2018. [Online]. Verfügbar unter: https://pvspeicher.htw-berlin.de/wp-content/uploads/Stromspeicher-Inspektion-2018.pdf
[314] Joint Allocation Office, „Daten zu Stromhandels-Auktionen“. [Online]. Verfügbar unter: http://www.jao.eu/main
[315] EPEX Spot, „Stromhandelsdaten wie Preise und Volumina des europäischen Strommarktes“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.epexspot.com/de/
[316] Intraday, „Intraday-Kapazitäten für den internationalen grenzüberschreitenden Stromhandel“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.intraday-capacity.com/php/main.php
[317] EPEX Spot, „Echtzeit Stromhandelsdaten wie Preise und Volumina des europäischen Strommarktes“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://webshop.eex-group.com

[318] Energate, „Energate Marktdaten“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.energate-messenger.de/markt/
[319] EEX Data Source, „Echtzeit Stromhandelsdaten wie Preise und Volumina des europäischen Strommarktes“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.eex.com/de/marktdaten/eex-group-datasource https://www.eex.com/de/marktdaten/strom/futures/phelix-de-futures https://www.eex.com/de/marktdaten/strom/futures/phelix-deat-futures
[320] London Energy Brokers’ Association, „Handelvolumina und Preise für OTC Transaktionen“. .
[321] Umweltbundesamt, „Gesamt-Cap und Emissionen im Europäischen Emissionshandel“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.umweltbundesamt.de/daten/klima/der-europaeische-emissionshandel#textpart-2
[322] Deutsche Emissionshandelsstelle, „Deutsche Versteigerungen von EmissionsberechtigungenPeriodischer Bericht: Jahresbericht 2018“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.dehst.de/SharedDocs/downloads/DE/versteigerung/2018/2018_Jahresbericht.pdf?__blob=publicationFile&v=4
[323] EEX Transparency, „Emissionsmarkt, Primäre Auktion“, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.eex.com/de/marktdaten/umweltprodukte/auktionsmarkt/european-emission-allowances-auction/european-emission-allowances-auction-download
[324] Statistisches Bundesamt, „Bevölkerungs-, Haushalts- und Familienkennzahlen: Gebäude, Wohnungen, Haushalte, Familien, Demografie, Religion, Migration, Schul- und Berufsbildung, Beruf“, 2011. [Online]. Verfügbar unter: https://ergebnisse.zensus2011.de/#StaticContent:00,BEV_11_14,m,tableMeta
[325] Amt für Statistik Berlin-Brandenburg, „Energie- und CO2-Bilanz in Berlin 2015“, 2018. [Online]. Verfügbar unter: https://www.statistik-berlin-brandenburg.de/publikationen/stat_berichte/2018/SB_E04-04-00_2015j01_BE.pdf
[326] Statistisches Bundesamt, „Energieverbrauch der privaten Haushalte für Wohnen (temperaturbereinigt)“, 2018. [Online]. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/PresseService/Presse/Pressemitteilungen/2018/10/PD18_378_85.html
[327] TU München, „Lastprofil GHD“. [Online]. Verfügbar unter: https://mediatum.ub.tum.de/doc/601557/601557.pdf
[328] HTW Berlin, „Lastprofil Wohngebäude der HTW“. [Online]. Verfügbar unter: https://pvspeicher.htw-berlin.de/veroeffentlichungen/daten/lastprofile/
[329] Tobias Boßmann, Fraunhofer ISI, „Lastprofile unter verschiedenen Szenarien“, Jan-2015. [Online]. Verfügbar unter: http://publica.fraunhofer.de/documents/N-360177.html
[330] EnergyPlus, „Lastprofilgenerierung von für verschiedene Gebäudetypen“. [Online]. Verfügbar unter: https://energyplus.net/
[331] Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft, „Monatliche Gradtagzahl“, 2017. [Online]. Verfügbar unter: https://www.bdew.de/media/documents/Quartalsbericht_2017_IV_oAP.pdf
[332] Tobias Boßmann, Fraunhofer ISI, „Prozessspezifische Standardlastprofile“, 2015. [Online]. Verfügbar unter: http://publica.fraunhofer.de/documents/N-360177.html
[333] Creos, „Standardlastprofile Luxemburg“. [Online]. Verfügbar unter: https://www.creos-net.lu/de/lieferanten/strom/synthetische-lastprofile.html
[334] F. I. Tobias Boßmann, „Standardlastprofil Deutschland“, 42023 [Online]. Verfügbar unter: http://publica.fraunhofer.de/documents/N-360177.html
[335] AGEB, „Übersichten zur Stromerzeugung nach Energieträgern; Informationen zum Primärenergieverbrauch (PEV) im laufenden Jahr; Vollständige Energiebilanhzen für Deutschland seit 1990; Darstellungen zum Energiefluss in unterschiedlichen Detaillierungsgrad“ [Online]. Verfügbar unter: https://ag-energiebilanzen.de/10-0-Auswertungstabellen.html; https://ag-energiebilanzen.de/6-0-Primaerenergieverbrauch.html; https://ag-energiebilanzen.de/7-0-Bilanzen-1990-2017.html; https://ag-energiebilanzen.de/9-0-Energieflussbilder.html
[336] F. I. Tobias Boßmann, „Veränderungen der Last im Zeitverlauf“, 42023 [Online]. Verfügbar unter: http://publica.fraunhofer.de/documents/N-360177.html

[337] F. I. Tobias Boßmann, „Verbrauchsoptimierungspotenzial verschiedener Prozesse bis 2050“, 42023 [Online]. Verfügbar unter: http://publica.fraunhofer.de/documents/N-360177.html
[338] European Joint Research Centre, „Volkswirtschaftliche Daten zu Erzeugung und sektorspezifischer Verbrauch diverser Energieträger“ [Online]. Verfügbar unter: https://ec.europa.eu/jrc/en/scientific-tools?f%5B0%5D=im_field_research_areas%3A2208
[339] Statistisches Bundesamt, „Energieverwendung der Betriebe im Verarbeitenden Gewerbe“, 2017 [Online]. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/ZahlenFakten/Wirtschaftsbereiche/Energie/Verwendung/Tabellen/KohleErdgasStrom.html
[340] IEA-RETD, „Industrie-Lastprofile“, 42430 [Online]. Verfügbar unter: http://iea-retd.org/wp-content/uploads/2016/08/RE-COM-PROSUMERS-Report.pdf
[341] Umweltbundesamt, „Schadstofffreisetzungsregister“, 43160 [Online]. Verfügbar unter: https://www.thru.de/impressum/#c982
[342] Statistisches Amt der Europäischen Union, „Stromverbrauch der Industrie“, 2017 [Online]. Verfügbar unter: https://ec.europa.eu/eurostat/tgm/table.do?tab=table&init=1&language=de&pcode=ten00094&plugin=1
[343] KIT, „Fahrleistung und Kraftstoffverbrauch von Personenkraftwagen (Pkw)“ [Online]. Verfügbar unter: http://mobilitaetspanel.ifv.kit.edu/index.php
[344] Statistisches Amt der Europäischen Union, „Stromverbrauch des Verkehrswesens und sonstige Sektoren“, 2017 [Online]. Verfügbar unter: https://ec.europa.eu/eurostat/tgm/table.do?tab=table&init=1&language=de&pcode=ten00094&plugin=1
[345] Bundesamt für Wirtschaft und Ausfuhrkontrolle, „Aufkommen und Export von Erdgas; Entwicklung der Erdgaseinfuhr“, 2018 [Online]. Verfügbar unter: http://www.bafa.de/SharedDocs/Downloads/DE/Energie/egas_entwicklung_1991.xls?__blob=publicationFile&v=10
[346] E. und G. Landesamt für Bergbau, „Erdgasförderung der Felder; Erdgasreserven“, 2018 [Online]. Verfügbar unter: http://www.lbeg.niedersachsen.de/erdoel-erdgas-jahresbericht/jahresbericht-erdoel-und-erdgas-in-der-bundesrepublik-deutschland-936.html
[347] E. und G. e.V. Bundesverband Erdgas, „Erdgasförderung nach Bundesländern“, 2018 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bveg.de/Erdgas/Zahlen-und-Fakten/Erdgas-Bundeslaender
[348] Jodi-Gas, „Gas-Produktions-, Verbrauchs-, Lager- und Handelsdaten aus über 90 Ländern“ [Online]. Verfügbar unter: https://www.jodidata.org/gas/
[349] Prognos AG, „Kraftwerkliste“, 2017 [Online]. Verfügbar unter: https://www.fnb-gas.de/files/2017_08_11_nep_gas_2018-2028_szenariorahmen_final.pdf
[350] Gas Infrastructure Europe, „LNG Status“, 43435 [Online]. Verfügbar unter: https://www.gie.eu/index.php/gie-publications/maps-data/lng-map
[351] Statistisches Bundesamt, „Verwendung der Energieträger im Inland; Aufkommen, Verwendung und Abgabe von leitungsgebundenem Gas, Klärgas, Flüssiggas“, 2018 [Online]. Verfügbar unter: https://www.destatis.de/DE/Publikationen/StatistischesJahrbuch/StatistischesJahrbuch.html
[352] BNetzA, „Aggregiertes Einspeisevolumen; Anzahl Biogas-Bilanzkreise; Abgerechnete Menge an Biogas“, 2014 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Sachgebiete/Energie/Unternehmen_Institutionen/ErneuerbareEnergien/Biogas/Biogas_Monitoring/Biogas_Monitoringbericht_2014.pdf?__blob=publicationFile&v=1
[353] DBFZ, „Anlagenbestand Biogas und Biomethan“, Dez. 2017 [Online]. Verfügbar unter: https://www.dbfz.de/fileadmin/user_upload/Referenzen/Schriftenreihen/Report/DBFZ_Report_30.pdf
[354] BNetzA, „Anzahl Biogasanlagen; Energiemenge aus Biogas“, 2018 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bundesnetzagentur.de/DE/Sachgebiete/ElektrizitaetundGas/Unternehmen_Institutionen/DatenaustauschundMonitoring/Monitoring/Monitoringberichte/Monitoring_Berichte_node.html

[355] dena, „Power-to-Gas Pilotprojekte“, 2017 [Online]. Verfügbar unter: http://www.powertogas.info/power-to-gas/pilotprojekte-im-ueberblick/?no_cache=1&tx_projektkarte_pi1%5Baction%5D=list&tx_projektkarte_pi1%5Bcontroller%5D=Projekte&cHash=a1e608db0762ff23665a8e46dcc9ade8
[356] Exytron, „Dezentrale Power-to-Gas Anlage“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://exytron.online/klimafreundliches-wohnen-in-augsburg/; https://lena.sachsen-anhalt.de/fileadmin/Bibliothek/Sonstige_Webprojekte/Lena/Dokumente/Downloads/7._Landesnetzwerktreffen/Exytron_Merseburg_20.10.2016_KS.pdf
[357] Fernleitungsnetzbetreiber, „Aktuelles Fernleitungsnetz; Fertig gestellte Maßnahmen aus vorherigen NEP; In Betrieb genommene Maßnahmen; Ein- und Ausspeisezonen der Fernnetzbetreiber; Kapazitäten an den maßgeblichen Punkten“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://www.fnb-gas.de/files/2018_03_29_entwurf_nep-gas-2018-2028_1.pdf; https://www.fnb-gas.de/de/nep-gas-datenbank/nep-gas-datenbank.html
[358] Appy Gas, „Annähernd Echtzeitdaten zu Gasflüssen im europäischen Gasnetz sowie Informationen über Wartungsarbeiten; Wichtigste Informationen zum Gashandel zu Marktgebieten“ [Online]. Verfügbar unter: https://www.appygas.com/
[359] PRISMA, „Auktionsergebnisse“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://platform.prisma-capacity.eu/#/reporting/standard
[360] GASPOOL, „Beschaffung und Einsatz von Regelenergie; Gebuchte Kapazitäten GASPOOL“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://www.gaspool.de/services/regelenergie/regelenergieeinsatz/handelsgeschaefte/ https://www.gaspool.de/services/regelenergie/gebuchte-kapazitaeten/; https://www.gaspool.de/fileadmin/download/regelenergie/GASPOOL_physische_Nominierungspunkte_180518.pdf https://www.gaspool.de/services/regelenergie/regelenergieeinsatz/handelsgeschaefte/
[361] Netzbetreiber, „Ein- und Ausspeisezonen der nachgelagerten Netzbetreiber; Netzkopplungspunkte nachgelagerter Netzbetreiber; Netzstrukturdaten nachgelagerter Netzbetreiber“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: /
[362] Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft, „Erdgasnetzlängen nach Druckstufen“, 2017 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bdew.de/service/daten-und-grafiken/erdgasnetzlaengen-nach-druckstufen/
[363] ENTSO G, „Interaktive Karte des europäischen Gaspipelinenetzes: Infos zu Verläufen, Speicherpunkten, Importpunkten, LNG-relevanten Punkten; Daten zu Gasflüssen innerhalb und zwischen europäischen Ländern“ [Online]. Verfügbar unter: https://transparency.entsog.eu/
[364] Fernleitungsnetzbetreiber, „Interne Bestellungen“, 2018 [Online]. Verfügbar unter: https://www.fnb-gas.de/de/nep-gas-datenbank/nep-gas-datenbank.html
[365] Fernleitungsnetzbetreiber, „Kapazitäten an den übrigen Punkten; Nominierungen der Transportkunden“ [Online]. Verfügbar unter: /
[366] Nachgelagerte Netzbetreiber, „Kapazitäten in nachgelagerten Netzen; Langfristprognose der nachgelagerten Netzbetreiber“ [Online]. Verfügbar unter: /
[367] Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft, „Karte der Gasnetzbetreiber“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://www.vde-verlag.de/buecher/664930/karte-der-gasnetzbetreiber-2019.html
[368] Fernleitungsnetzbetreiber, „NEP-Gas-Datenbank“, 43435 [Online]. Verfügbar unter: https://www.nep-gas-datenbank.de:8080/app/#/
[369] Bayernets, „Netzkarte Bayernets; Netzstrukturdaten“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: http://www.bayernets.de/start_netzinformation.aspx?int_name=_70403; http://www.bayernets.de/start_netzinformation.aspx?int_name=_70411
[370] Fluxys TENP, „Netzkarte Fluxys TENP; Netzstrukturdaten“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://www.fluxys.com/tenp/de/TenpSystemInfo/TENPSystemInfo; https://www.fluxys.com/tenp/de/TenpSystemInfo/InfrastructureInfo/InfrastructureInfo1
[371] Gasunie, „Netzkarte Gasunie; Netzstrukturdaten“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://www.gasunie.de/infrastruktur/gasunie-netzwerk; https://www.gasunie.de/infrastruktur/gasunie-netzwerk/details-zum-leitungsnetz

[372] GTG Nord, „Netzkarte GTG Nord; Netzstrukturdaten“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://gtg-nord.de/de/transparenz/netzkarte__netzauskunft.php; https://gtg-nord.de/de/transparenz/strukturdaten.php
[373] jordgas, „Netzkarte jordgas; Netzstrukturdaten“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: http://jordgastransport.de/de/netzplan.html; http://jordgastransport.de/de/transparenz.html
[374] Lubmin-Brandov Gastransport, „Netzkarte Lubmin-Brandov Gastransport; Netzstrukturdaten“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: http://www.lbtg.de/de/node/33; http://www.lbtg.de/de/node/31
[375] NEL, „Netzkarte NEL; Netzstrukturdaten“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://www.nel-gastransport.de/netzinformationen/; https://www.nel-gastransport.de/netzinformationen/die-nordeuropaeische-erdgasleitung/
[376] nowega, „Netzkarte nowega; Netzstrukturdaten“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://www.nowega.de/netzzugang/grundlagen_netzzugang/grundlagen_netzzugang.html; https://www.nowega.de/pdf_files/04_netztransparenz/strukturmerkmale-des-gasversorgungsnetzes_2017.pdf
[377] ONTRAS, „Netzkarte ONTRAS; Netzstrukturdaten“, 2019.
[378] terranets, „Netzkarte terranets; Netzstrukturdaten“, 2019.
[379] thyssengas, „Netzkarte thyssengas; Netzstrukturdaten“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://www.thyssengas.com/netzauskunft/transparenzinformation/netzkarten/; https://www.thyssengas.com/netzauskunft/transparenzinformation/strukturdaten/
[380] Gascade, „Netzstrukturdaten und Netzkarte Gascade“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://www.gascade.de/netzinformationen/
[381] OPAL, „Netzstrukturdaten und Netzkarte OPAL“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://www.opal-gastransport.de/netzinformationen/ostsee-pipeline-anbindungsleitung/
[382] Open Grid, „Netzstrukturdaten und Netzkarte Open Grid“, 2019.
[383] NetConnect, „Regelenergieeinsatz NetConnect; Gebuchte Kapazitäten NetConnect; Punkte für die Einspeisung von Regelenergie -NetConnect; Beschaffung und Einsatz von Regelenergie“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://www.net-connect-germany.de/de-de/Informationen/Regelenergieanbieter/Ver%C3%B6ffentlichungen/Interne-Regelenergie https://www.net-connect-germany.de/de-de/Informationen/Regelenergieanbieter/Ver%C3%B6ffentlichungen/Kontrahierte-Kapazit%C3%A4ten https://www.net-connect-germany.de/de-de/Informationen/Regelenergieanbieter/Ver%C3%B6ffentlichungen/Regelenergiezonen https://www.net-connect-germany.de/de-de/Informationen/Regelenergieanbieter/Veröffentlichungen/Interne-Regelenergie
[384] Transportkunden, „Sekundärkapazitäten“.
[385] BNetzA, „Technische Parameter wie Rohrlängen und Ein- und Ausspeisepunkte des Gas-Fernleitungs - und verteilnetzes; Effizienzwerte zum Verteil- und Fernleitungsnetzbetrieb“ [Online]. Verfügbar unter: https://www.bundesnetzagentur.de/DE/Sachgebiete/ElektrizitaetundGas/Unternehmen_Institutionen/Netzentgelte/Gas/gas-node.html
[386] BNetzA, „Übersicht aller Gasnetzbetreiber“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Sachgebiete/Energie/Unternehmen_Institutionen/DatenaustauschUndMonitoring/NetzbetreiberStammdaten/UebersichtGasnetzbetreiber.xls?__blob=publicationFile&v=16
[387] Netzbetreiber, „Karte der Gasnetzbetreiber“, 2010 [Online]. Verfügbar unter: http://gasnetzkarte.de/
[388] Gas Infrastructure Europe, „Gasspeicher Karte“, 43435 [Online]. Verfügbar unter: https://www.gie.eu/download/maps/2018/GIE_STOR_2018_A0_1189x841_FULL_FINAL.pdf
[389] GIE, „Gasspeicherdaten und LNG Projektinformationen“ [Online]. Verfügbar unter: https://www.gie.eu/
[390] Gas Infrastructure Europe, „Speicherstatus“, 43435 [Online]. Verfügbar unter: https://www.gie.eu/index.php/gie-publications/databases/storage-database

[391] Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft, „Standorte der Gasspeicher in Deutschland“, 43525 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bdew.de/media/documents/Erdgasspeicherkarte_D_online_o_jaehrlich_Ki_02042019.pdf
[392] Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft, „Drei Praxisbeispiele für Power-to-Gas im Einsatz“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bdew.de/energie/erdgas/drei-praxisbeispiele-fuer-power-to-gas-im-einsatz/
[393] EEX Data Source, „Echtzeit Gashandelsdaten wie Preise und Volumina des europäischen Gasmarktes“ [Online]. Verfügbar unter: https://www.eex.com/de/marktdaten/eex-group-datasource; https://www.powernext.com/spot-market-data; https://www.powernext.com/futures-market-data
[394] Gasversorgungsunternehmen, „Transaktionsdaten“ [Online]. Verfügbar unter: /
[395] BNetzA, „Bericht zum Ausgleichs- und Regelenergiesystem Gas“, 40634 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Allgemeines/Bundesnetzagentur/Publikationen/Berichte/2011/BerichtAusgleichRegelEnergieSysGaspdf.pdf?__blob=publicationFile&v=2
[396] Netzbetreiber, „Allokationsdaten“ [Online]. Verfügbar unter: /
[397] Installateurunternehmen, „Art der Gasanlage“ [Online]. Verfügbar unter: /
[398] Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft, „Beheizungsstruktur des Wohnungsbestandes; Heizen in neuen Wohnungen“, 42795 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bdew.de/media/documents/BDEW-Gaszahlen-2017.pdf
[399] AGEB, „Energiebilanz der Bundesrepublik“, 2018 [Online]. Verfügbar unter: https://ag-energiebilanzen.de/7-0-Bilanzen-1990-2016.html
[400] Statistische Ämter / Länderarbeitskreis Energiebilanzen, „Energiebilanzen der Länder“, 2018 [Online]. Verfügbar unter: http://www.lak-energiebilanzen.de/laenderbilanzen/
[401] Landkreise, „Energiebilanzen der Landkreise“ [Online]. Verfügbar unter: /
[402] Statistisches Bundesamt, „Gasabsatz und -erlöse der Abnehmergruppen“, 2018 [Online]. Verfügbar unter: https://www-genesis.destatis.de/genesis/online;jsessionid=3B1260596F3DDB902DA6D4E1D67AA9F0.tomcat_GO_1_2?operation=previous&levelindex=2&levelid=1533486436507&step=2
[403] Prognos AG, „Gasbedarf; Gasaufkommen; Entwicklung Gasbedarf nach Sektoren“, 2017 [Online]. Verfügbar unter: https://www.fnb-gas.de/files/2017_08_11_nep_gas_2018-2028_szenariorahmen_final.pdf
[404] Installateurunternehmen, „Grundstücke mit Gasanschluss“ [Online]. Verfügbar unter: /
[405] Fernleitungsnetzbetreiber, „Lastflüsse an den maßgeblichen Punkten“ [Online]. Verfügbar unter: /
[406] Nachgelagerte Netzbetreiber, „Lastflüsse an den maßgeblichen und übrigen Punkten“ [Online]. Verfügbar unter: /
[407] Netzbetreiber, „Standardlastprofile“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: /
[408] AGEB, „Übersichten zur Gaserzeugung nach Energieträgern; Informationen zum Primärenergieverbrauch (PEV) im laufenden Jahr; Vollständige Energiebilanhzen für Deutschland seit 1990; Darstellungen zum Energiefluss in unterschiedlichen Detaillierungsgrad“ [Online]. Verfügbar unter: https://ag-energiebilanzen.de/10-0-Auswertungstabellen.html; https://ag-energiebilanzen.de/6-0-Primaerenergieverbrauch.html; https://ag-energiebilanzen.de/7-0-Bilanzen-1990-2017.html; https://ag-energiebilanzen.de/9-0-Energieflussbilder.html
[409] Messstellenbetreiber, „Verbrauchsdaten“ [Online]. Verfügbar unter: /
[410] Bilanzkreisverantwortlicher, „Verbrauchsdaten“ [Online]. Verfügbar unter: /
[411] Netzbetreiber, „Verbrauchsdaten; persönliche Angaben des Anschlussnehmers“ [Online]. Verfügbar unter: /
[412] Versorgungsunternehmen, „Verbrauchsdaten“ [Online]. Verfügbar unter: /
[413] Techem, „Wohnflächen mit Erdgasversorgung; Anteil der Erdgasversorgung für Raumwärme auf regionaler Ebene; Verwendungszweck von Gas; Wohnflächen der mit Erdgas versorgten Gebäude“, 2017 [Online]. Verfügbar unter: https://www.techem.de/fileadmin/user_upload/epaper-EKW-2017_leseversion/#0

[414] Fraunhofer ISI, „Branchenspezifische Energiebilanzen im GHD-Sektor“, 41334 [Online]. Verfügbar unter: https://www.isi.fraunhofer.de/content/dam/isi/dokumente/ccx/2013/Energieverbrauch_GHD_2006-2011.pdf
[415] dena, „Endenergieverbrauch Raumwärme und Warmwasser in Nichtwohngebäuden nach Energieträgern 2015“, 2016 [Online]. Verfügbar unter: https://www.dena.de/fileadmin/user_upload/8162_dena-Gebaeudereport.pdf
[416] AGEB, „Energiebilanz 2016“, 43313 [Online]. Verfügbar unter: https://ag-energiebilanzen.de/7-0-Bilanzen-1990-2016.html
[417] Thüringer Landesamt für Statistik, „Gasverbrauch im Verkehr in Thüringen“, 2012 [Online]. Verfügbar unter: https://statistik.thueringen.de/webshop/pdf/2012/41017_2012_01.pdf
[418] BNetzA, „Kraftwerksliste der Bundesnetzagentur“, 43313 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bundesnetzagentur.de/DE/Sachgebiete/ElektrizitaetundGas/Unternehmen_Institutionen/Versorgungssicherheit/Erzeugungskapazitaeten/Kraftwerksliste/kraftwerksliste-node.html
[419] Statistisches Landesamt des Freistaates Sachsen, „Nettowärmeerzeugung in den Kraftwerken und Heizwerken der allgemeinen Versorgung, Energieträger- Sachsen - Jahre“, 43468 [Online]. Verfügbar unter: https://www.statistik.sachsen.de/genonline/online?sequenz=tabelleErgebnis&selectionname=43411-001Z®ionalschluessel=
[420] Stromnetz Berlin GmbH, „Standardeinspeiseprofil BHKW 2016 (Berlin)“, 43466 [Online]. Verfügbar unter: https://www.stromnetz.berlin/einspeisen/kraft-warme-kopplung
[421] Behörde für Umwelt und Energie, „Wärmekataster Energieerzeugungsanlagen Hamburg“, 43384 [Online]. Verfügbar unter: https://www.govdata.de/web/guest/suchen/-/details/warmekataster-energieerzeugungsanlagen-hamburg
[422] TU Berlin, HAWK Göttingen, und Universität Leipzig, „Wärmespeicher in Deutschland“, 42917 [Online]. Verfügbar unter: https://projektinfos.energiewende-bauen.de/fileadmin/user_upload/BMWi-Fkz-03ET1188A_TUB_Waermespeicher_2017-07-17.pdf
[423] Fraunhofer UMSICHT, „Nahwärmeleitfaden“ [Online]. Verfügbar unter: https://www.umsicht.fraunhofer.de/de/kompetenzen/energiesysteme.html
[424] Institut für Technische Gebäudeausrüstung Dresden und Forschungscenter Betriebliche Immobilienwirtschaft FBI an der TU Dresden, „Dezentrale vs. Zentrale Wärmeversorgung im deutschen Wärmemarkt“, 42583 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bdh-koeln.de/fileadmin/user_upload/pressemitteilungen_pdf/studie_dezentrale_vs_zentrale_waermeversorgung.pdf
[425] dena, „Biomethan im KWK- und Wärmemarkt“, 40360 [Online]. Verfügbar unter: https://www.dena.de/fileadmin/dena/Dokumente/Pdf/9088_Studie_Biomethan_im_KWKundWA__rmemarkt.pdf
[426] U. und V. N. Landesamt für Natur, „Energieatlas NRW“, 2018 [Online]. Verfügbar unter: https://www.energieatlas.nrw.de/site/planungskarte_waerme
[427] Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft, „Entwicklung Brennstoffeinsatz zur Fernwärmeerzeugung“, 43202 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bdew.de/service/daten-und-grafiken/entwicklung-brennstoffeinsatz-zur-fernwaermeerzeugung/
[428] Vattenfall, „Faktenblatt der Wärme Berlin“, 43221 [Online]. Verfügbar unter: https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&ved=2ahUKEwjz0IeKqtHfAhWDIVAKHfc3DYYQFjAAegQICBAC&url=https%3A%2F%2Fxn--wrme-loa.vattenfall.de%2Fmedia%2F110%2Fdownload%2FFaktenblatt_der_Waerme_Berlin.pdf%3Fv%3D2&usg=AOvVaw0H4CycawjGn1VHjqSfd9zm
[429] Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft, „Nettowärmeerzeugung nach Energieträgern“, 43191 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bdew.de/media/documents/Nettowaermeerz-D-2017-online_o_jaehrlich_Ki_19042018.pdf
[430] Statistisches Bundesamt, „Nettowärmeerzeugung, Brennstoffeinsatz, - bezug, -bestand: Deutschland, Jahre, Energieträger“, 43070 [Online]. Verfügbar unter: https://www-genesis.destatis.de/genesis/online?sequenz=tabelleErgebnis&selectionname=43411-0001®ionalschluessel=00

[431] Branchenverband AGFW, „Primärenergiefaktoren und CO2-Emissionsfaktoren von Wärme- und Kältenetzen“ [Online]. Verfügbar unter: https://www.district-energy-systems.info/
[432] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie, „Zielsetzung für Energieträger im Wärmemix der Zukunft (Monitoring Bericht Energiewende)“, 43252 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Publikationen/Energie/sechster-monitoring-bericht-zur-energiewende.html
[433] Baden-Württembergischer Genossenschaftsverbund e.V., „Nahwärmegenossenschaften in Baden-Württemberg“, 42767 [Online]. Verfügbar unter: https://www.lubw.baden-wuerttemberg.de/documents/10184/282927/2017_02_17+Nahw%C3%A4rme+Erfa.pdf/e0082e94-1099-4f2f-804a-69c23a7cf86b
[434] Agentur für erneuerbare Energien, „Überblick möglicher Wärmeerzeugungstechologien und Brennstoffe in Quartieren und Kommunen, deren Vollkosten und Treibhausgasemissionen“, 2018 [Online]. Verfügbar unter: http://www.waerme-wende.de/waermekompass.html
[435] Deutscher Energieholz- und Pelletverband, „Angaben zum Bestand von Pelletheizungen“ [Online]. Verfügbar unter: https://depv.de/de/
[436] Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft, „BDEW-Folien zum Heizungsmarkt und Umfrage“, 43405 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bdew.de/media/documents/20171129_BDEW_Folien_Heizungsmarkt_und_Umfrage.pdf
[437] Bundesamt für Wirtschaft und Ausfuhrkontrolle, „Merkblatt zu den technischen Anforderungen an ein Wärmenetzsystem 4.0“, 2019 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bafa.de/DE/Energie/Energieeffizienz/Waermenetze/waermenetze_node.html;jsessionid=2833038B9E77BDCE40225D91AF5D9F54.2_cid362
[438] Behörde für Umwelt und Energie, „Nutzungsbedingungen Geothermie“, 43101 [Online]. Verfügbar unter: http://metaver.de/trefferanzeige?docuuid=5F523113-5FD0-4273-842D-1559B66E7F4C
[439] Statistisches Bundesamt, „Thermische Leistung der Geothermieanlagen, Nettowärmeerzeugung, Wärmeabgabe: Deutschland, Jahre“, 42979 [Online]. Verfügbar unter: https://www-genesis.destatis.de/genesis/online?sequenz=tabelleErgebnis&selectionname=43421-0001®ionalschluessel=00
[440] Behörde für Umwelt und Energie, „Wärmeentzugsleistung bis 40m / bis 60m / bis 80m / bis 100m“, 43101 [Online]. Verfügbar unter: https://www.govdata.de/web/guest/suchen/-/details/warmeentzugsleistung-bis-100-m5; https://www.govdata.de/web/guest/suchen/-/details/warmeentzugsleistung-bis-40-m5; https://www.govdata.de/web/guest/suchen/-/details/warmeentzugsleistung-bis-60-m5; https://www.govdata.de/web/guest/suchen/-/details/warmeentzugsleistung-bis-80-m5
[441] K. und K. e. V. Der Energieeffizienzverband für Wärme, „AGFW-HAUPTBERICHT“, Juli 2016 [Online]. Verfügbar unter: https://www.agfw.de/zahlen-und-statistiken/agfw-hauptbericht/
[442] Umweltbundesamt, „Datenbanken des Umweltbundesamts“, 42979 [Online]. Verfügbar unter: https://www.umweltbundesamt.de/daten
[443] Länderarbeitskreis Energiebilanzen, „Strom- und Wärmeerzeugung aus KWK“, 43374 [Online]. Verfügbar unter: http://www.lak-energiebilanzen.de/strom-waermeerzeugung-aus-kwk/
[444] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie, „Brennstoffeinsatz in Heizkraftwerken und Fernheizwerken“, 43009 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Infografiken/Energie/Energiedaten/Energietraeger/energiedaten-energietraeger-33.html
[445] Statistisches Bundesamt, „Monatserhebung über die Elektrizitätsversorgung Deutschland“, 43191 [Online]. Verfügbar unter: https://www-genesis.destatis.de/genesis/online?sequenz=tabelleErgebnis&selectionname=43311-0001®ionalschluessel=00

[446] Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft, „Entwicklung der Wärmeeinspeisungen ins Netz der Wärmeversorger seit 2018“, 43191 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bdew.de/media/documents/Waermenetzeinspeisung-Entw-ab-2008-online_o_jaehrlich_Ki_27042018.pdf
[447] Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft, „Fernwärmefluss“, 42887 [Online]. Verfügbar unter: https://www.bdew.de/media/documents/Fernwaermefluss_2018_online_o_jaehrlich_Ki_29032019.pdf
[448] Hanse- und Universitätsstadt Rostock- Amt für Umweltschutz, „Fernwärmevorranggebiete“, 42948 [Online]. Verfügbar unter: https://www.govdata.de/web/guest/suchen/-/details/fernwarmevorranggebiete
[449] NBB Netzgesellschaft, „Geschäftsbericht (NBB)“, 43435 [Online]. Verfügbar unter: https://www.nbb-netzgesellschaft.de/ueber-die-nbb/wer-wir-sind/unternehmensberichte/#b1802b
[450] Behörde für Umwelt und Energie, „Wärmekataster Fernwärmeversorgte Gebiete Hamburg“, 43204 [Online]. Verfügbar unter: https://www.govdata.de/web/guest/suchen/-/details/warmekataster-fernwarmeversorgte-gebiete-hamburg
[451] Agentur für erneuerbare Energien, „Grosswärmespeicher - Zentraler Baustein einer flexiblen Strom- und Wärmeversorgung“, 42917 [Online]. Verfügbar unter: https://www.unendlich-viel-energie.de/media/file/1201.80_Renews_Spezial_Waermespeicher_Jul17.pdf
[452] Geothermische Energie Heft 86 // 2017 /1, „Querschnittstudie Erfolgsfaktoren für mitteltiefe Aquiferwärmespeicher in Norddeutschland“, 42767 [Online]. Verfügbar unter: https://www.researchgate.net/publication/313657849_Querschnittstudie_Erfolgsfaktoren_fur_mitteltiefe_Aquiferwarmespeicher_in_Norddeutschland
[453] dena, „Dena-Gebäudereport“, 43191 [Online]. Verfügbar unter: https://www.dena.de/fileadmin/dena/Dokumente/Pdf/9254_Gebaeudereport_dena_kompakt_2018.pdf
[454] A. Ministerium für Wirtschaft Energie und Verkehr, Saarland, „Wärmekataster Saarland“, 2015 [Online]. Verfügbar unter: http://geoportal.saarland.de/portal/de/fachanwendungen/waermekataster-saarland.html
[455] Behörde für Umwelt und Energie, „Wärmekataster Wärmebedarf Hamburg“, 43373 [Online]. Verfügbar unter: https://www.hamburg.de/energiewende/waermekataster/

12 Anhang

12.1 Literaturüberblick international

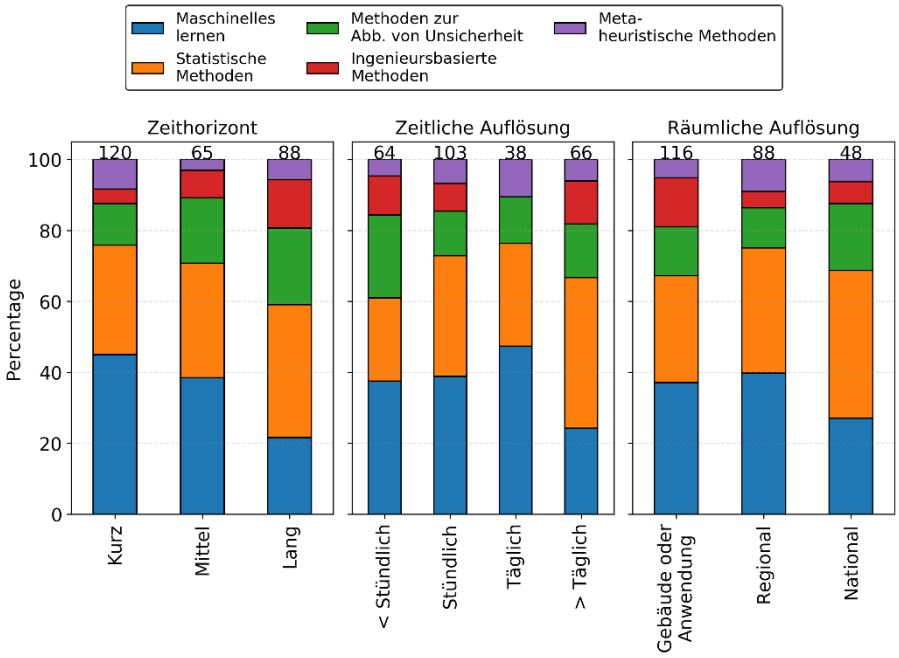


Abbildung 12.1: Zeitliche und räumliche Eigenschaften und Methoden aus der internationalen Literatur

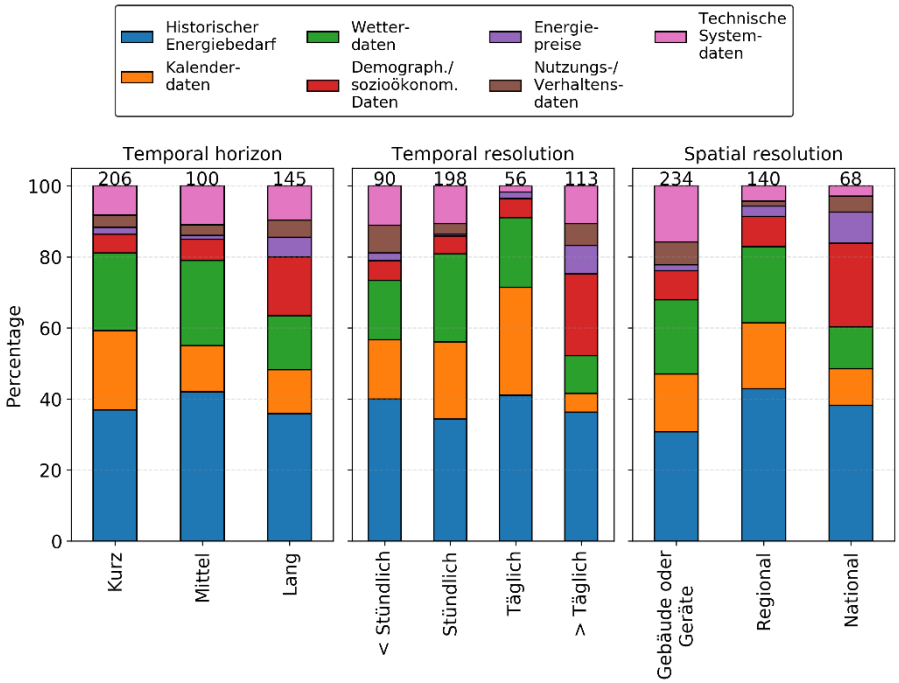


Abbildung 12.2: Zeitliche und räumliche Eigenschaften und EnAG aus der internationalen Literatur

12.2 Datenquellen der deutschen Energiewirtschaft

Tabelle 12.1: Auflistung der Datenquellen nach Energieträgern und Wertschöpfungsstufe [22]

Energie-träger	*Wertschöpf-ungsstufe*	*Detailebene 1*	*Datenquellen*
Strom	Erzeugung	Wind	[255]–[276]
		PV	[255], [257]–[274]
		Wasserkraft	[255], [257], [258], [261]–[264], [266]–[268], [270], [271], [273], [274]
		Biomasse	[255]–[259], [261]–[264], [266]–[268], [270], [271], [273], [274]
		KWK	[257]–[260], [262], [263], [265], [266], [270], [271], [274]
		Braunkohle	[255], [257]–[267], [270], [273], [274], [277], [278]
		Steinkohle	[255], [257]–[267], [270], [273], [274], [277], [278]
		Gas	[255], [257]–[267], [270], [273], [274], [278]
		Kernkraft	[257], [262]–[267], [270], [273], [274], [279], [280]
	Netze	Übertragungsnetze	[259], [261], [266], [267], [281]–[303]
		Verteilernetze	[259], [266], [267], [288], [292], [294], [295], [298], [299], [303]–[306]
	Speicher	Zentrale Speicher	[307]–[309]
		Dezentrale Speicher	[307]–[313]
		Kurzzeitspeicher	[307]–[309], [312], [313]
		Langzeitspeicher	[307]–[309], [311]
	Handel	Intraday	[262], [263], [266], [314]–[318]
		Day-Ahead	[257], [262], [266], [314], [315], [317], [318]
		Terminmarkt	[262], [266], [314], [318], [319]
		OTC	[266], [318]–[320]
		Regelleistungsmarkt	[266], [273], [298]
		Ausgleichsenergie-markt	[266], [273], [298]
		Zertifikate	[262], [318], [321]–[323]
	Verbrauch	Haushalte	[210], [257], [262], [267], [270], [278], [324]–[338]
		GHD	[339], [262], [327], [329]–[331], [267], [332], [270], [334], [335], [210], [336]–[338]
		Industrie	[262], [267], [270], [329]–[332], [334]–[338], [340]–[342]
		Verkehr	[262], [267], [329], [330], [332], [334]–[338], [343], [344]
Gas	Erzeugung und Förderung	Erdgas	[259], [260], [262], [266], [270], [345]–[351]
		Biogas	[260], [262], [266], [270], [349], [351]–[354]
		Power to Gas	[266], [270], [349], [355], [356]
	Netze	Fernleitungsnetze	[266], [288], [303], [357]–[386]
		Verteilernetze	[266], [288], [303], [357]–[362], [364]–[368], [383]–[387]
	Speicher	Zentrale Speicher	[266], [307], [309], [311], [388]–[391]
		Dezentrale Speicher	[309], [356], [392]
	Handel	Within-Day	[266], [393], [394]
		Day-Ahead	[266], [318], [393]
		Terminmarkt	[266], [318], [393], [394]
		OTC	[266], [318], [320], [393], [394]
		Regelleistungsmarkt	[266], [360], [383], [395]
		Ausgleichsenergie-markt	[266], [360], [383], [393], [394]
	Verbrauch	Haushalte	[262], [270], [278], [338], [351], [396]–[413]
		GHD	[256], [262], [270], [278], [338], [339], [351], [396], [397], [400]–[406], [408]–[412], [414], [415]
		Industrie	[338], [351], [408]–[410], [412]
		Verkehr	[262], [278], [338], [343], [396], [397], [399]–[401], [403], [405], [406], [408]–[412], [416], [417]
Wärme	Erzeugung	Strom	[260], [268], [309], [418]–[424]
		Biomasse	[260], [262], [268], [418]–[423], [425]–[435]
		Holz	[260], [418], [420]–[424], [428], [429], [431]–[436]
		Abwärme	[260], [356], [418]–[421], [423], [426], [428], [432], [437]
		Solarthermie	[259], [260], [268], [418], [420], [421], [423], [424], [429], [432], [438]
		Geothermie	[259], [260], [268], [418]–[421], [423], [424], [431], [432], [439], [440]
		KWK	[259], [260], [262], [418]–[424], [431]–[433], [441]–[443]
		Kohle	[259], [260], [262], [278], [418]–[422], [427]–[430], [432], [444], [445]
		Gas	[259], [260], [278], [418]–[424], [426], [428], [429], [431]–[433], [436], [444], [445]
		Heizöl	[260], [278], [418]–[421], [423], [424], [429], [430], [432], [433], [445]
	Netze	Nahwärmenetz	[262], [268], [423], [424], [433], [434], [437], [441], [442], [446]–[450]
		Fernwärmenetz	[268], [424], [434], [437], [446]–[450]
	Speicher	Zentrale Speicher	[309], [422], [437], [451]
		Dezentrale Speicher	[309], [356], [437]
		Kurzzeitspeicher	[309], [437], [451]
		Langzeitspeicher	[309], [437], [451], [452]
	Verbrauch	Haushalte	43], [59], [112], [120], [121], [208], [214], [224], [229], [235][240] [59], [112], [120], [121], [208], [214], [224], [229], [235]–[240] [43], [59], [112], [120], [121], [208], [214], [224], [229], [235]–[240]
		GHD	[278], [331], [426], [432], [442], [453]–[455]
		Industrie	[278], [331], [426], [442], [447], [454], [455]

12.3 Ergebnisse der räumlich hochaufgelösten Modellierung

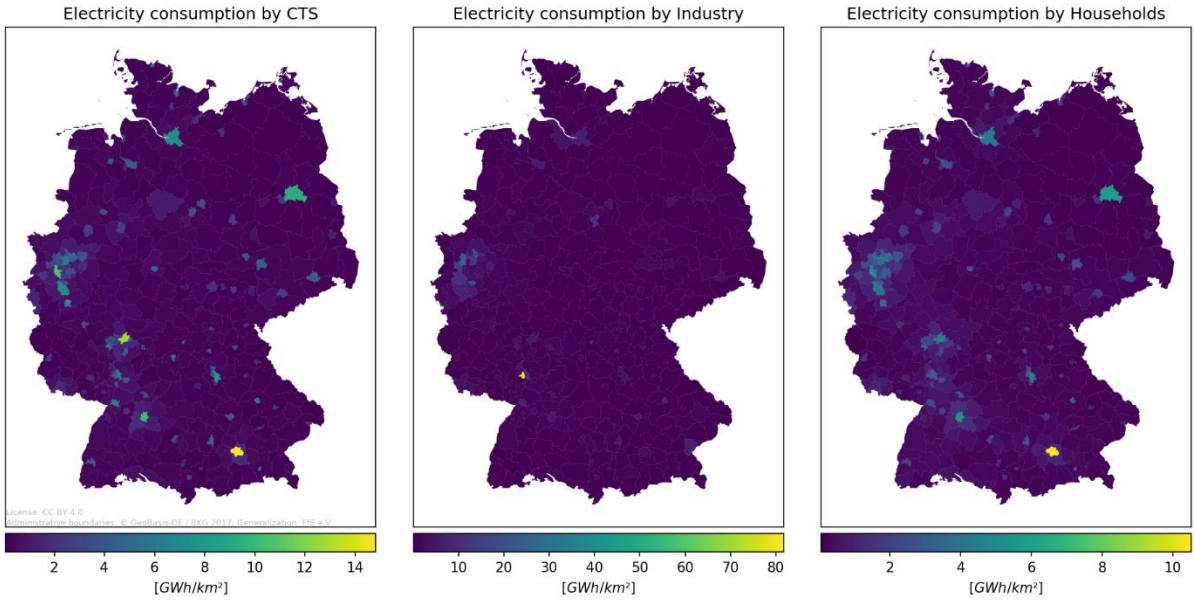


Abbildung 12.3: Regionaler Stromverbrauch pro km² des GHD- und Industriesektors, 2015

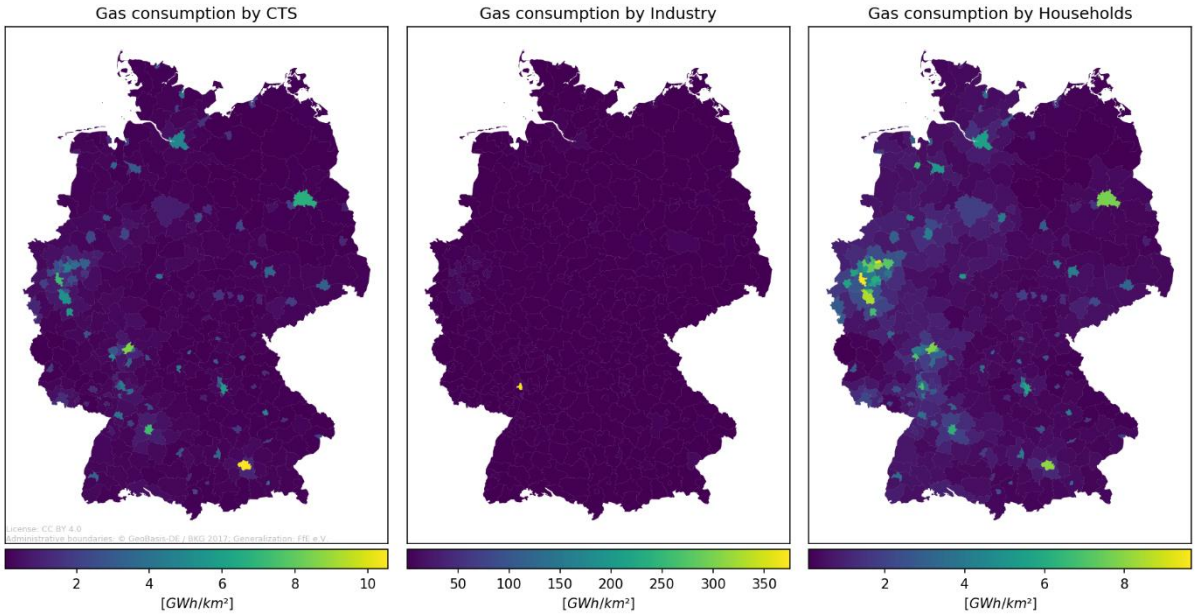


Abbildung 12.4: Regionaler Gasverbrauch pro km² des GHD- und Industriesektors, 2015

12.4 Übersicht erstellter Branchenlastprofile

Tabelle 12.2: Beispielhafte Abbildungen erstellter Branchenlastprofile der Wirtschaftszweige WZ10 – WZ17.

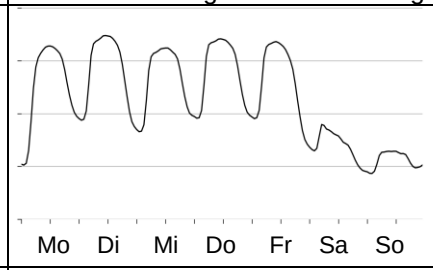
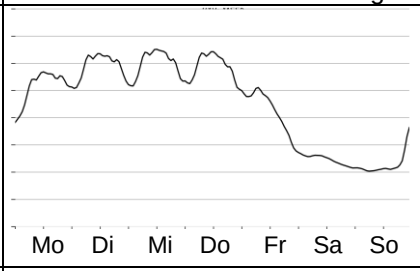
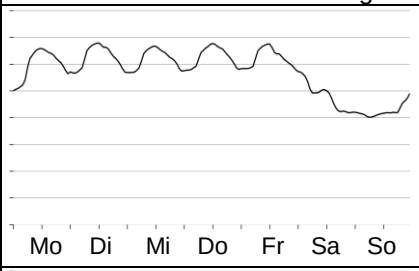
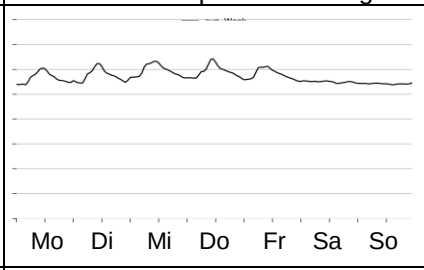
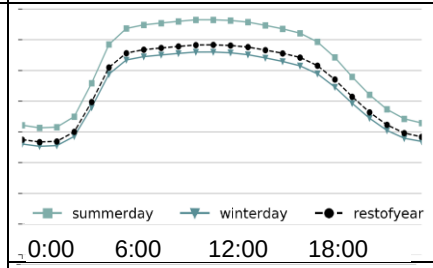
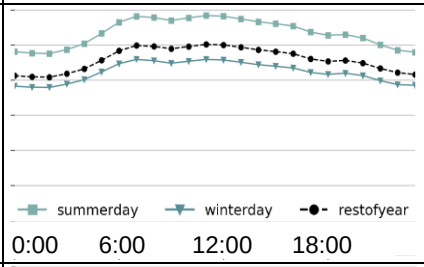
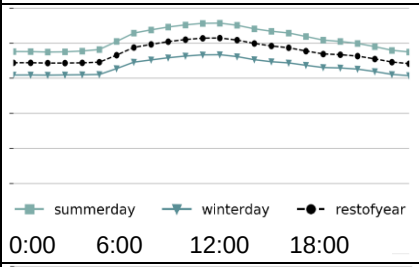
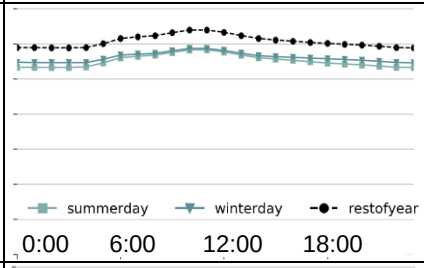
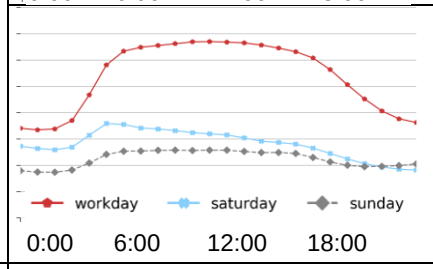
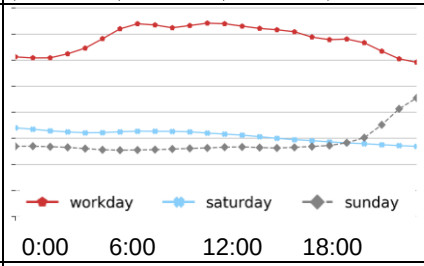
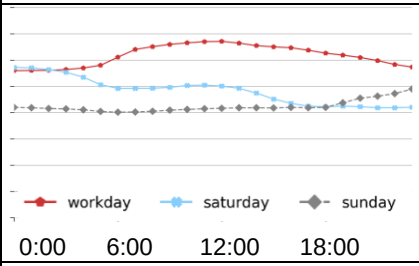
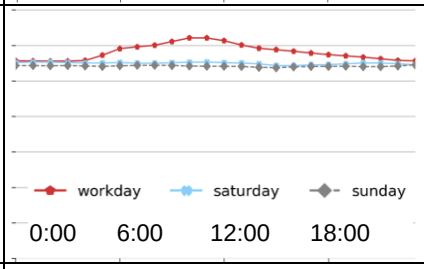
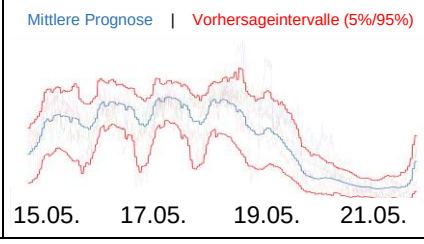
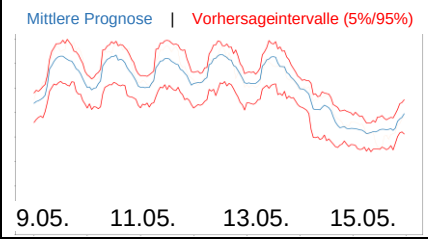
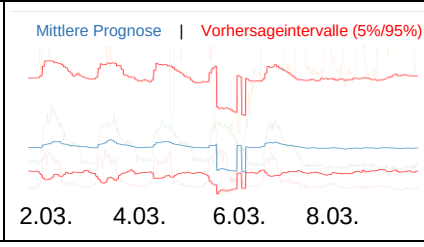
		WZ10: Nahrungsmittelherstellung	WZ11: Getränkeherstellung	WZ12: Tabakverarbeitung	WZ 17: Papierherstellung
Normalisierte Last	Durchschnittliche Woche				
	Durchschnittlicher Tag (Saisonal)				
	(Typtage)				
	Vorhersageinter-valle Durchschnitts-				

Tabelle 12.3: Beispielhafte Abbildungen erstellter Branchenlastprofile der Wirtschaftszweige WZ21 – WZ25.

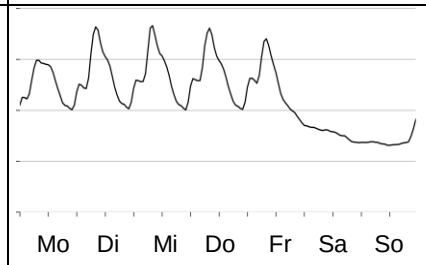
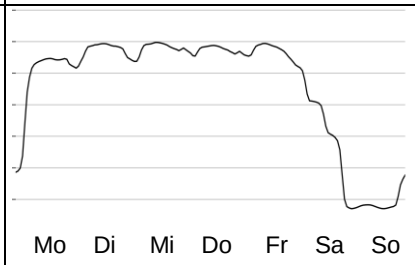
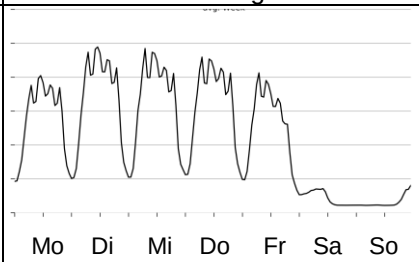
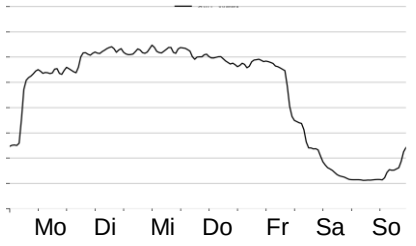
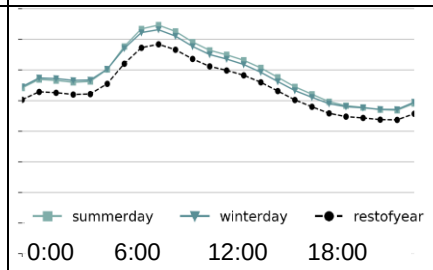
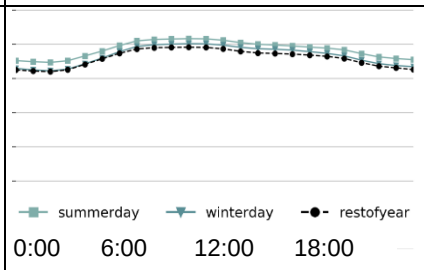
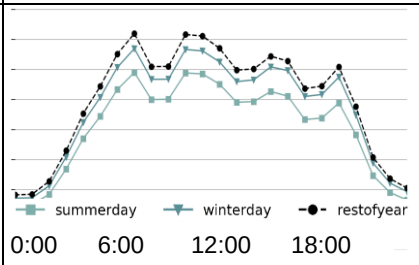
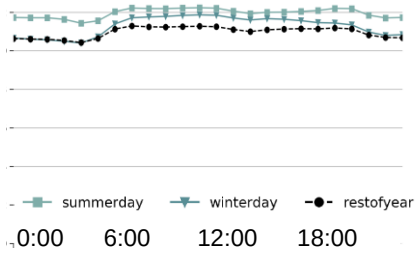
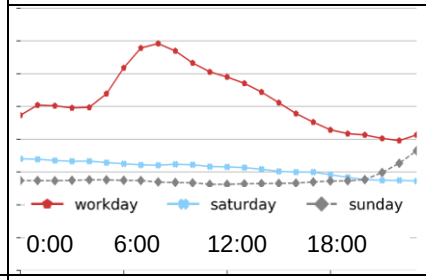
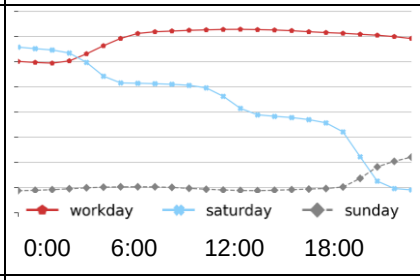
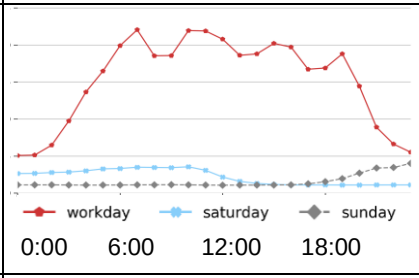
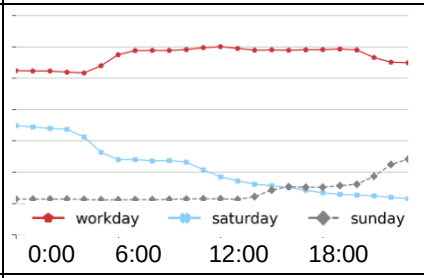
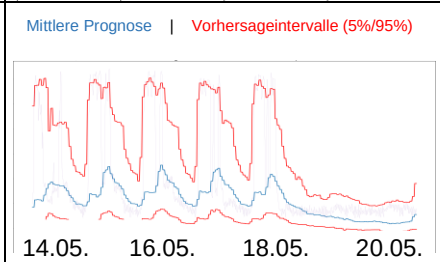
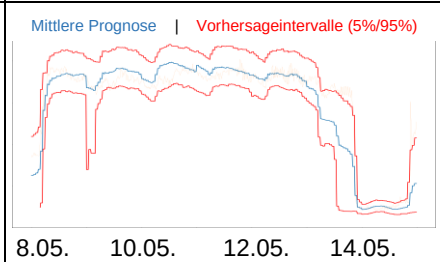
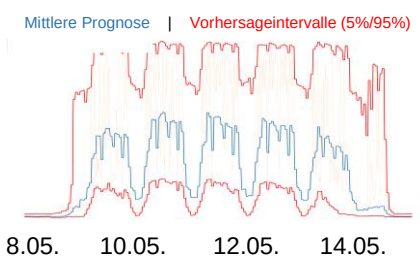
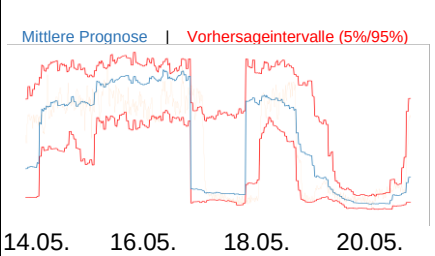
		WZ21: Pharmazeutische Erzeugnisse	WZ22: Gummi- und Kunststoffwaren	WZ24:Metallerzeugung und -bearbeitung	WZ25: Metallerzeugnisse
Normalisierte Last	Durchschnittliche Woche				
	Durchschnittlicher Tag (Saisonal)				
	Durchschnittlicher Tag (Typtage)				
	Vorhersageintervalle Durchschnittswoche				

Tabelle 12.4: Beispielhafte Abbildungen erstellter Branchenlastprofile der Wirtschaftszweige WZ26 – WZ32.

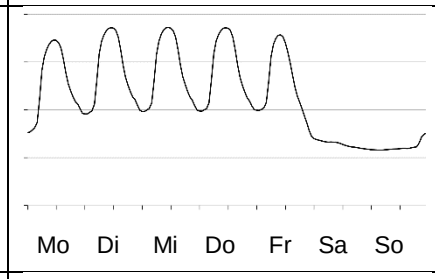
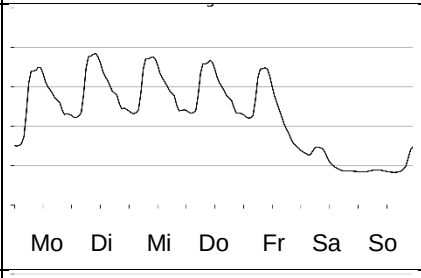
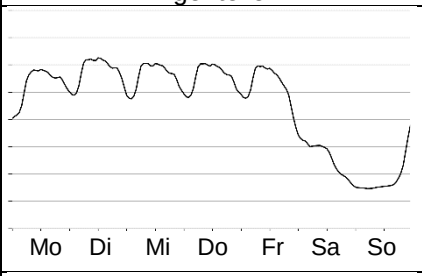
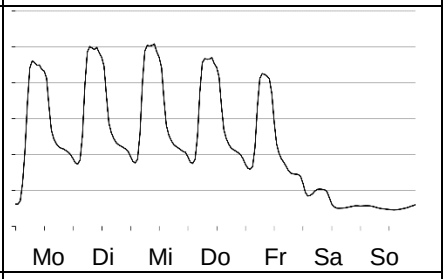
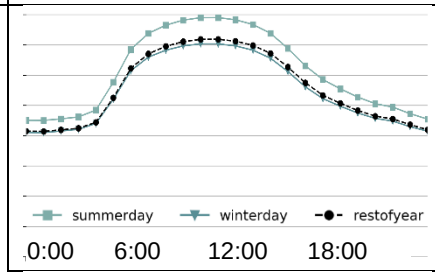
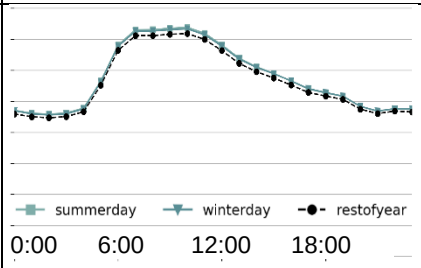
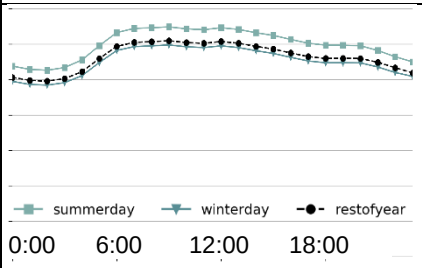
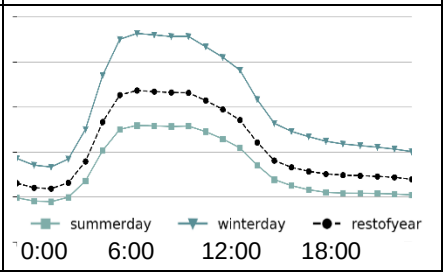
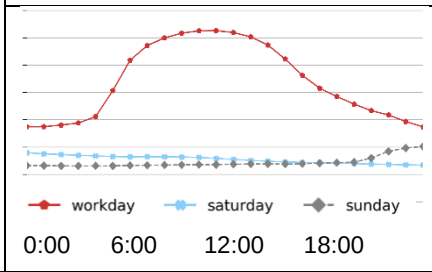
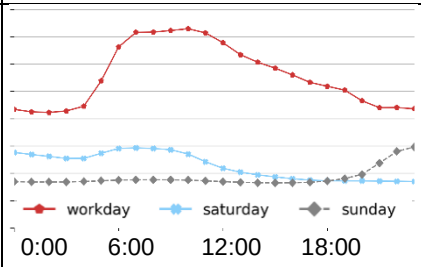
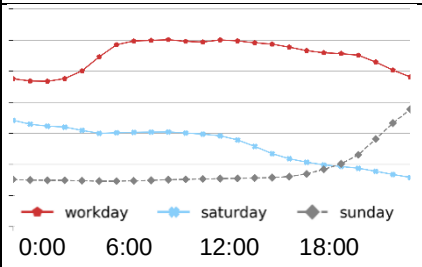
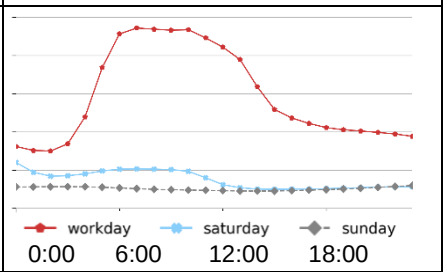
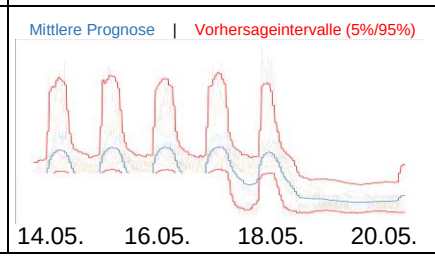
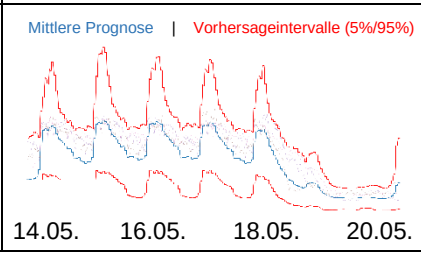
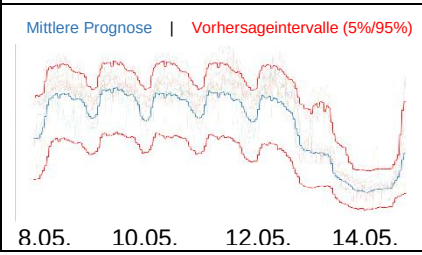
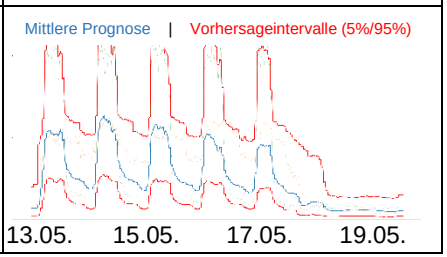
		WZ26: Datenverarbeitungsgeräte	WZ28: Maschinenbau	WZ29: Kraftwagen und Kraftwagenteile	WZ32: Herstellung sonstiger Ware
Normalisierte Last	Durchschnittliche Woche				
	Durchschnittlicher Tag (Saisonal)				
	Durchschnittlicher Tag (Typtage)				
	Vorhersageintervalle Durchschnittswoche				

Tabelle 12.5: Beispielhafte Abbildungen erstellter Branchenlastprofile der Wirtschaftszweige WZ37 – WZ46.

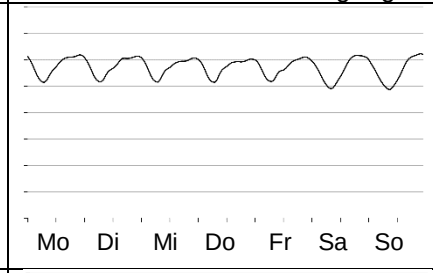
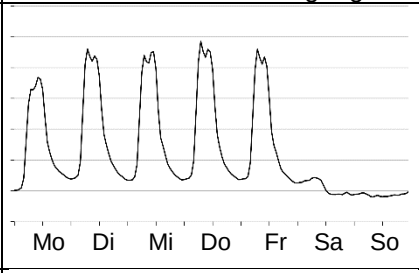
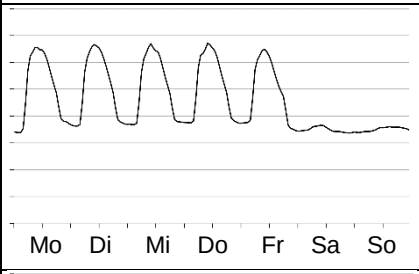
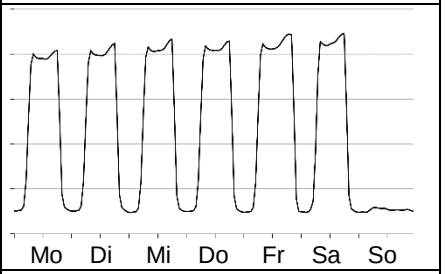
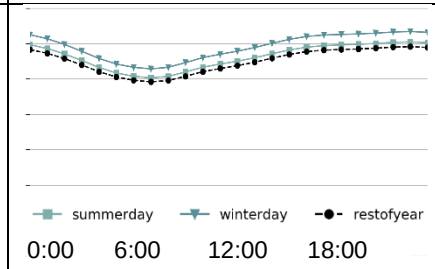
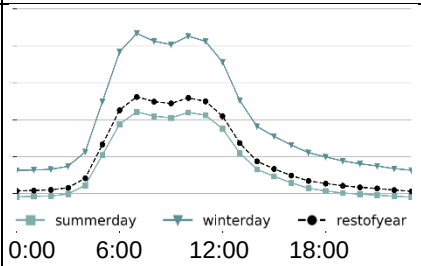
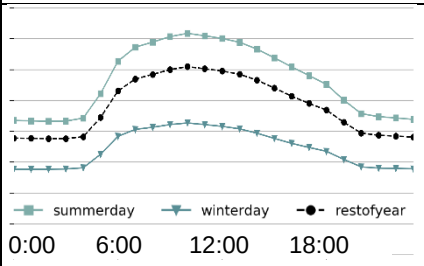
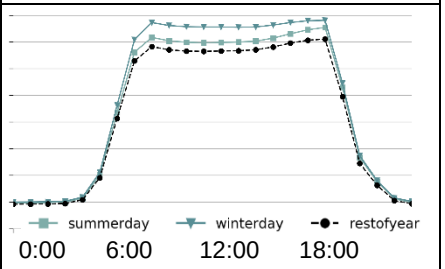
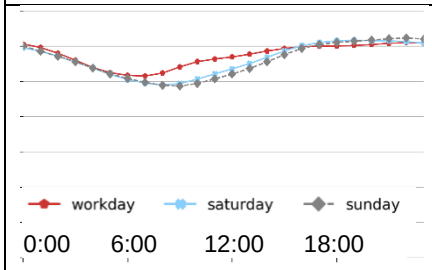
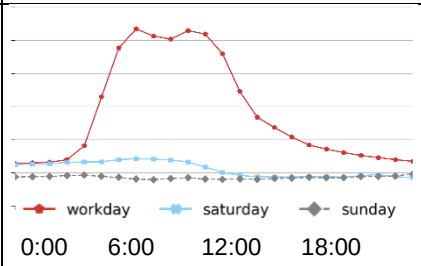
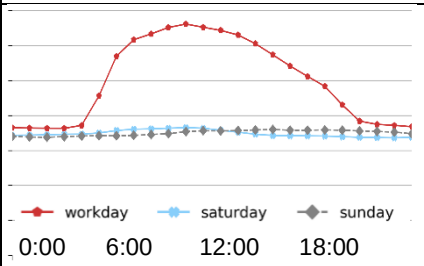
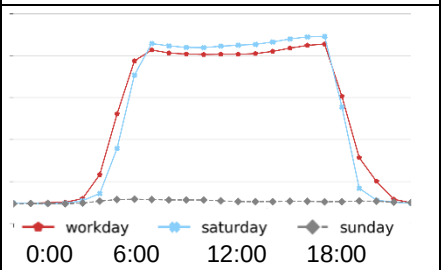
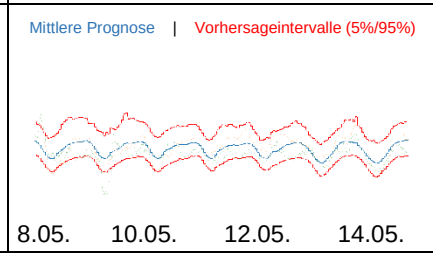
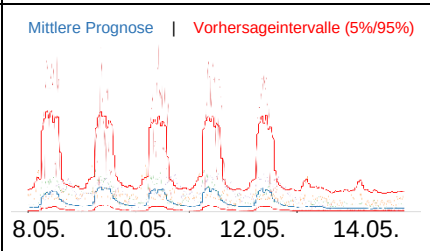
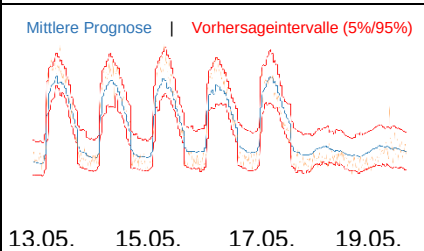
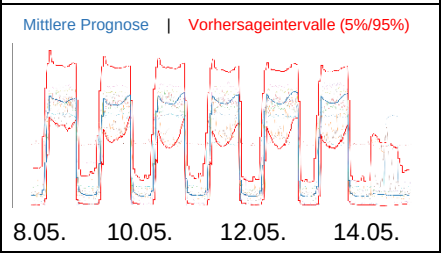
		WZ37: Abwasserentsorgung	WZ38: Abfallentsorgung	WZ41: Hochbau	WZ46: Großhandel
Normalisierte Last	Durchschnittliche Woche				
	Durchschnittlicher Tag (Saisonal)				
	(Typtage)				
	Vorhersageintervalle Durchschnittswoche				

Tabelle 12.6: Beispielhafte Abbildungen erstellter Branchenlastprofile der Wirtschaftszweige WZ47 – WZ62.

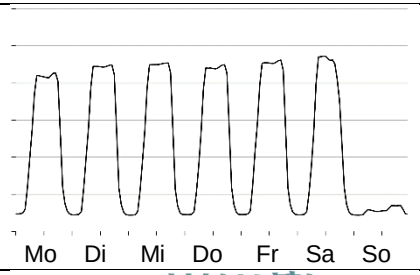
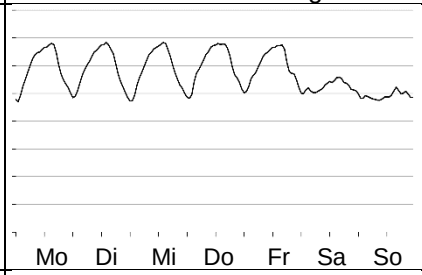
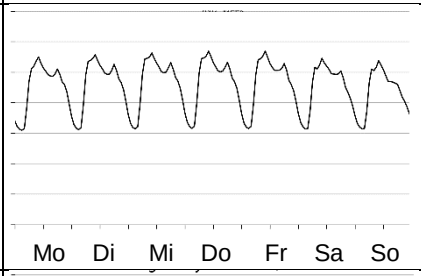
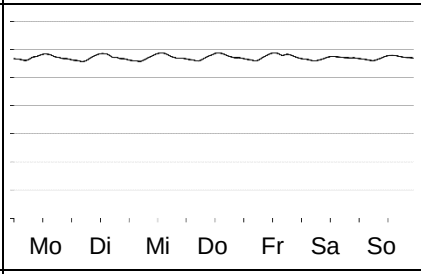
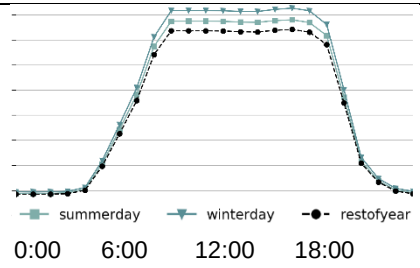
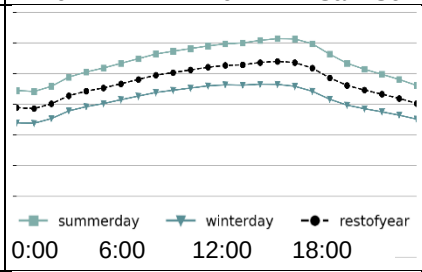
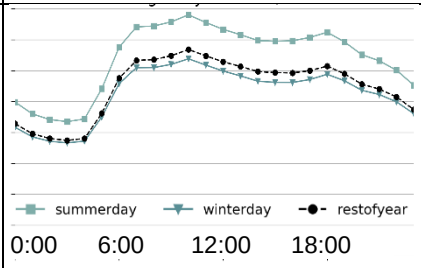
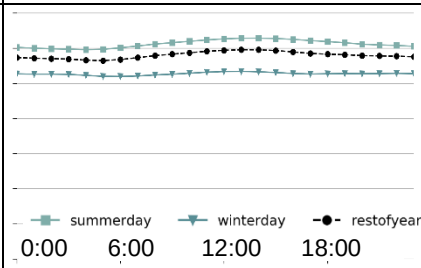
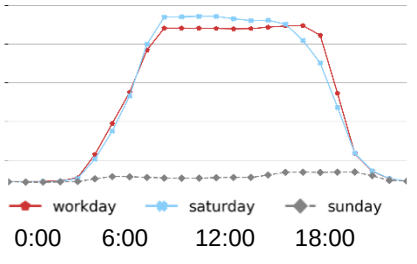
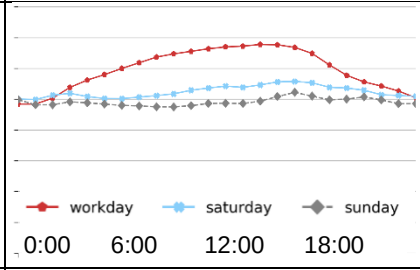
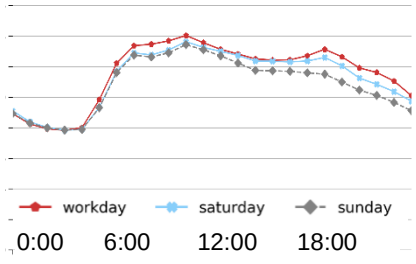
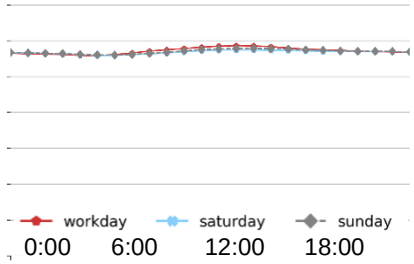
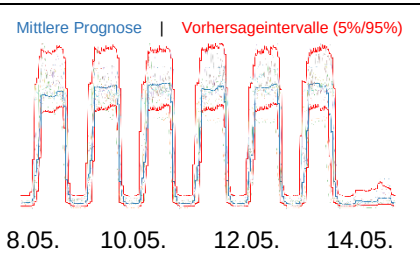
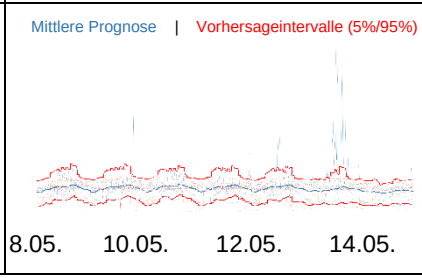
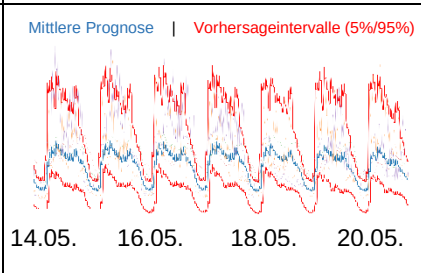
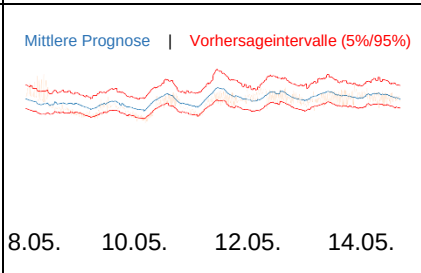
		WZ47: Einzelhandel	WZ52: Lagerei u. sonstige Verkehrsdienstleistungen	WZ55: Beherbergung	WZ62: IT-Dienstleistungen
Normalisierte Last	Durchschnittliche Woche				
	Durchschnittlicher Tag (Saisonal)				
	(Typtage)				
	Vorhersageintervalle Durchschnittswoche				

Tabelle 12.7: Beispielhafte Abbildungen erstellter Branchenlastprofile der Wirtschaftszweige WZ63 – WZ82.

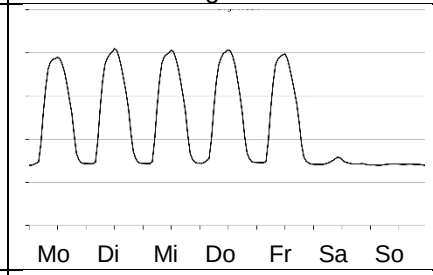
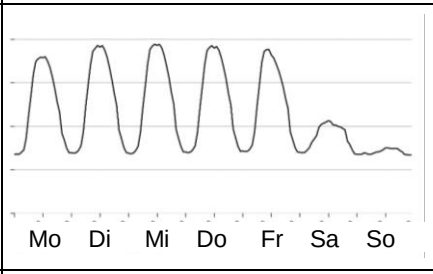
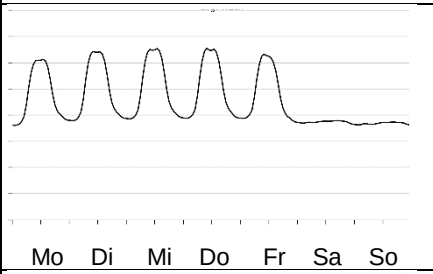
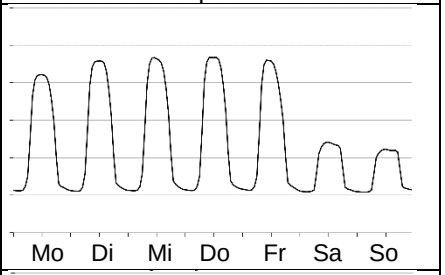
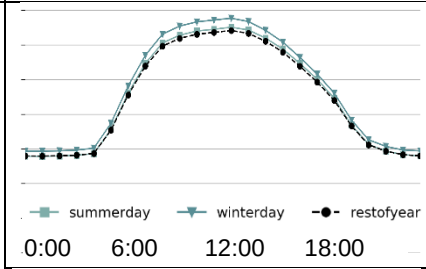
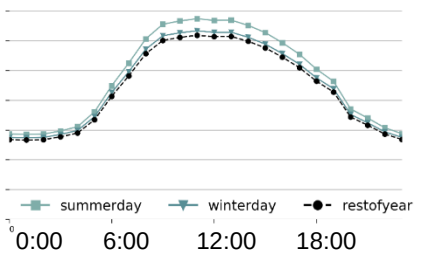
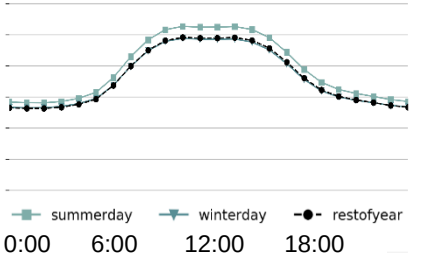
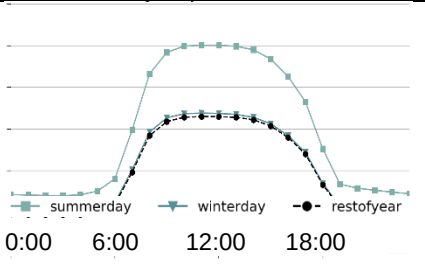
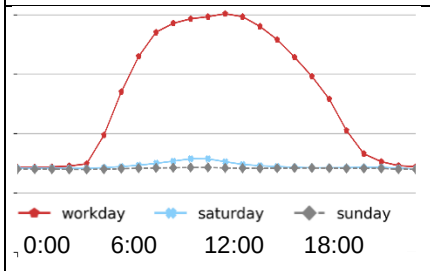
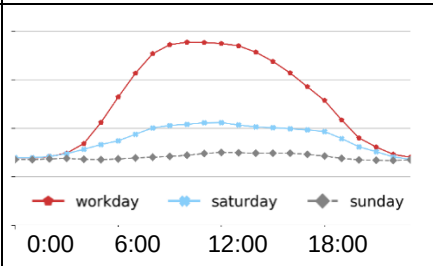
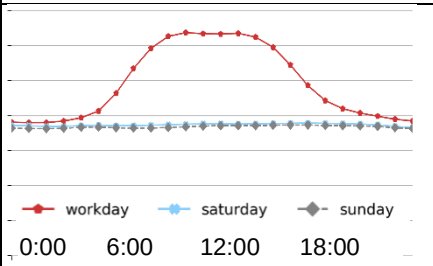
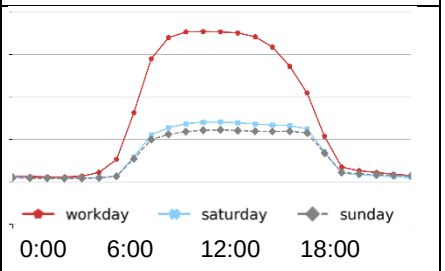
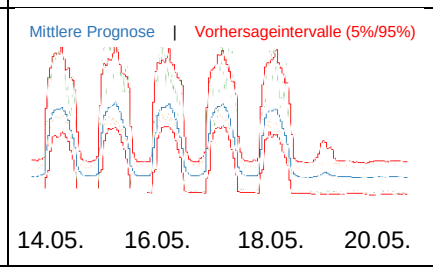
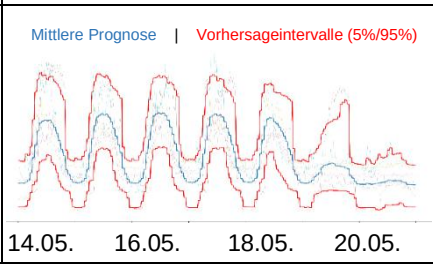
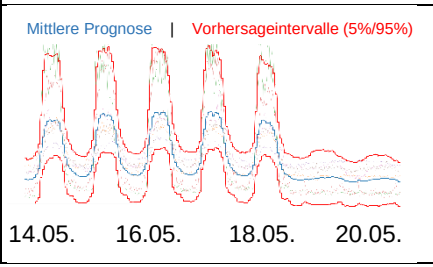
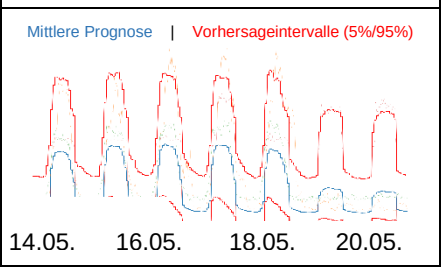
		WZ63: Informationsdienstleistungen	WZ64 – 71: Büroähnliche Betriebe	WZ72: Forschung und Entwicklung	WZ82: DL für Unternehmen und Privatpersonen
Normalisierte Last	Durchschnittliche Woche				
	Durchschnittlicher Tag (Saisonal)				
	Durchschnittlicher Tag (Typtage)				
	Vorhersageintervalle Durchschnittswoche				

Tabelle 12.8: Beispielhafte Abbildungen erstellter Branchenlastprofile der Wirtschaftszweige WZ84 – WZ87.

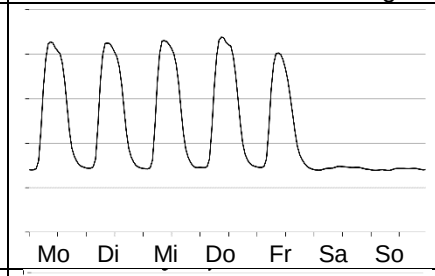
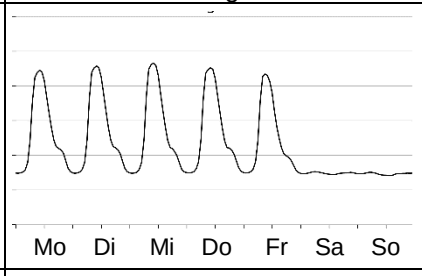
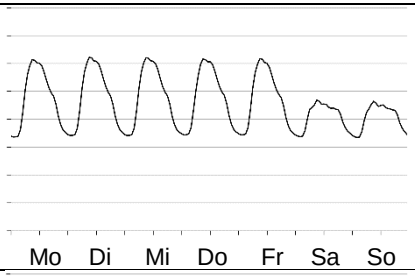
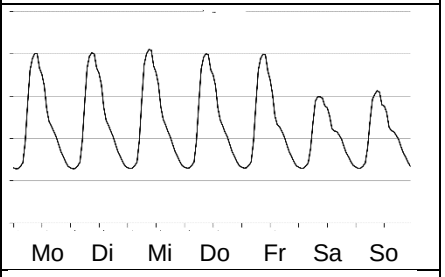
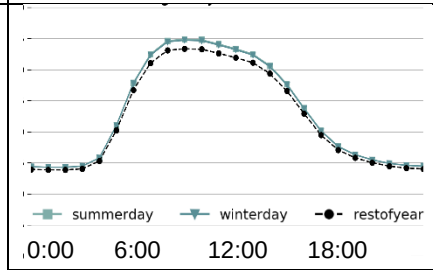
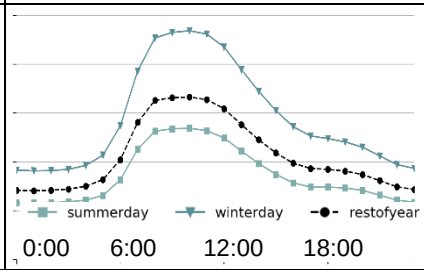
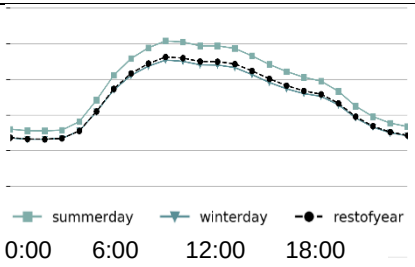
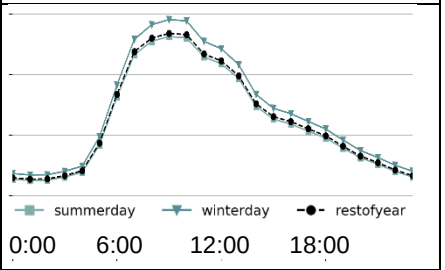
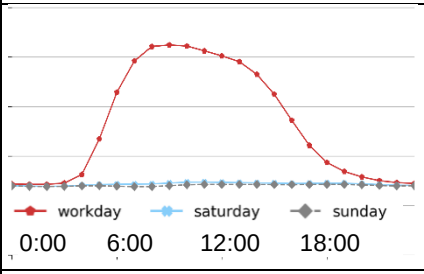
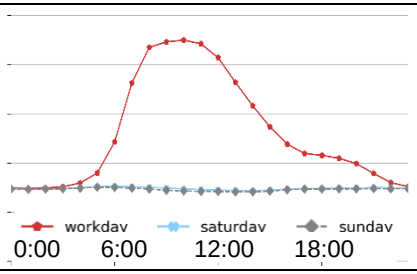
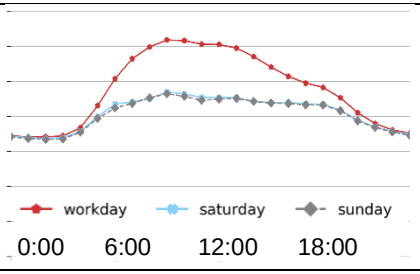
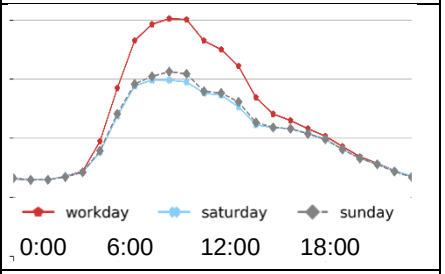
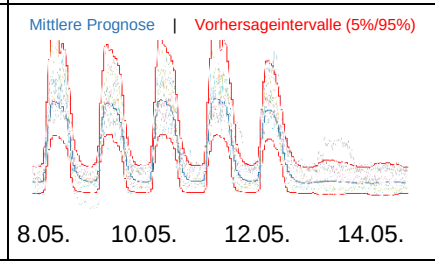
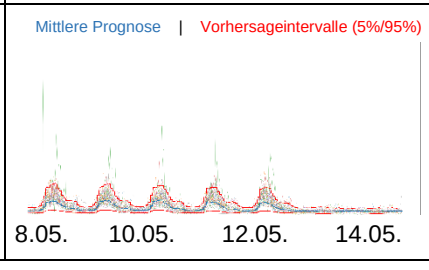
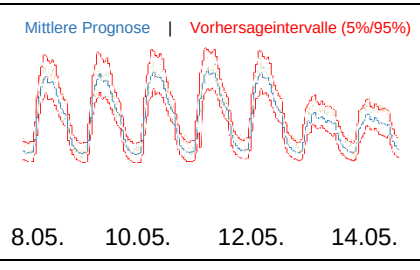
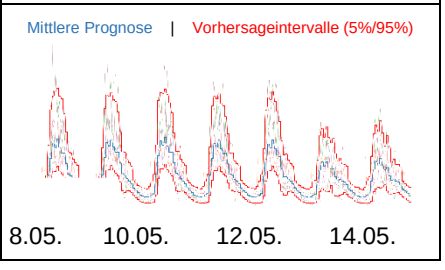
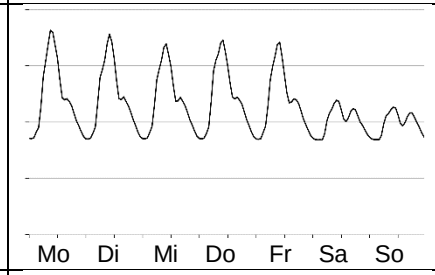
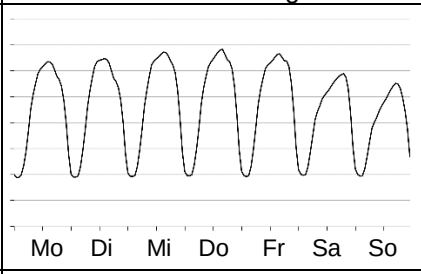
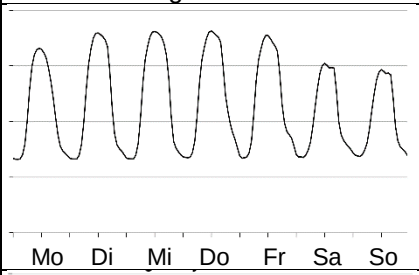
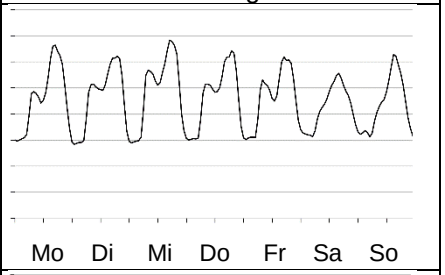
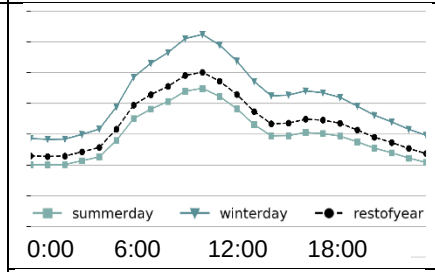
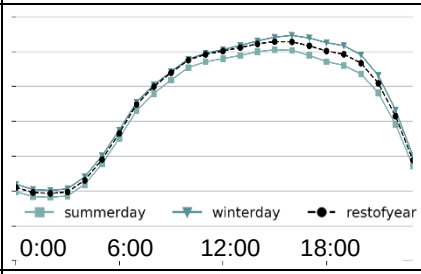
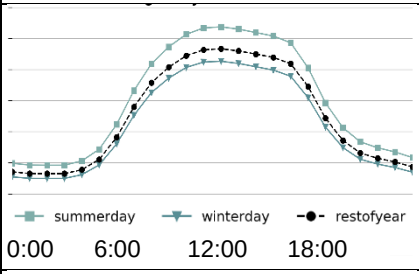
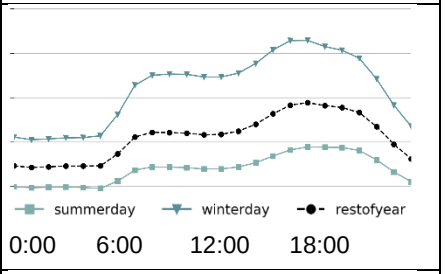
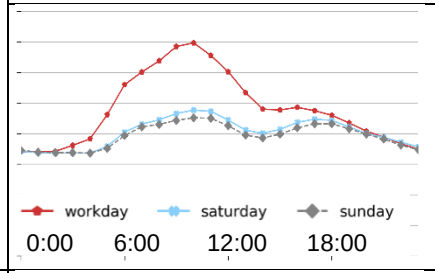
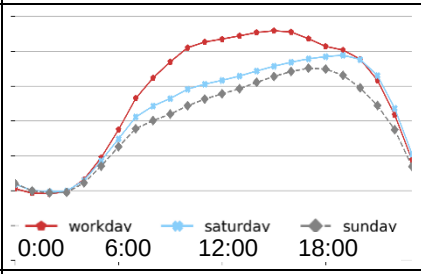
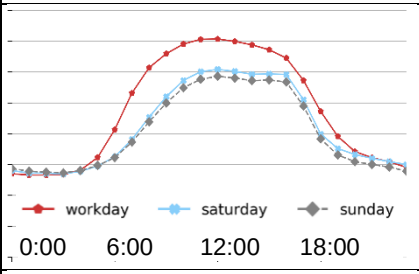
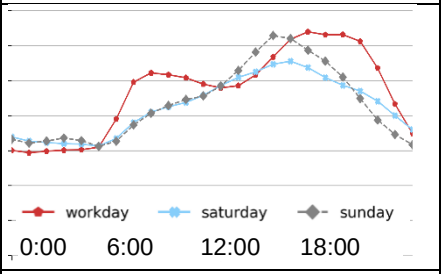
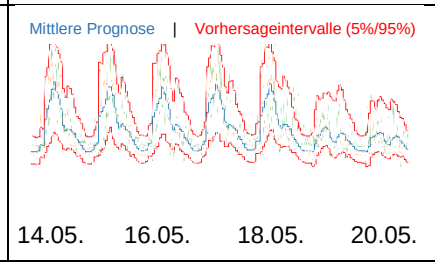
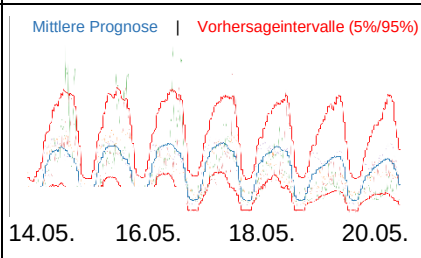
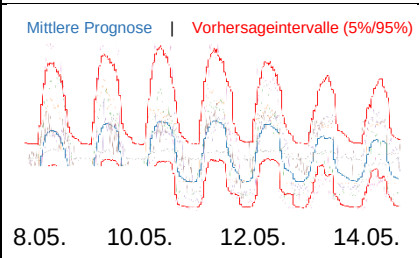
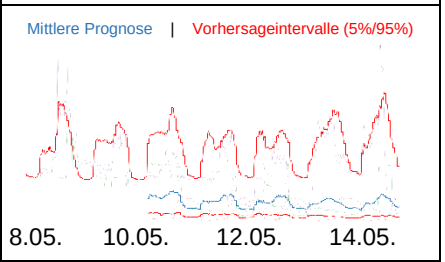
		W84: Öffentliche Verwaltung	WZ85: Erziehung und Unterricht	WZ86: Gesundheitswesen	WZ87: Heime
Normalisierte Last	Durchschnittliche Woche				
	Durchschnittlicher Tag (Saisonal)				
	Durchschnittlicher Tag (Typtage)				
	Vorhersageintervalle Durchschnittswoche				

Tabelle 12.9: Beispielhafte Abbildungen erstellter Branchenlastprofile der Wirtschaftszweige WZ88 – WZ93.

		WZ88: Sozialwesen	WZ90: Kreative, künstlerische und unterhaltende Tätigkeiten	WZ91: Bibliotheken, Museen und zoologische Gärten	WZ93: Sport, Unterhaltung und Erholung
Normalisierte Last	Durchschnittliche Woche				
	Durchschnittlicher Tag (Saisonal)				
	(Typtage)				
	Vorhersageintervalle Durchschnittswoche				

12.5 Einflussfaktoren und Gütekriterien unterschiedlicher Wirtschaftszweige

Tabelle 12.10: Einflussfaktoren und Gütekriterien der Branchenlastprofile der Wirtschaftszweige WZ 10 – WZ 29

Einflussfaktor | Wirtschaftszweig		10 Nahrungs- und Futtermittelherstellung	11 Getränkeherstellung	12 Tabakverarbeitung	17 Papierherstellung und -erzeugnisse	21 Pharmazeutische Erzeugnisse	22 Gummi- und Kunststoffwaren	24 Metallerzeugung u. -bearbeit.	25 Metallerzeugnisse	26 Datenver., elektron. u. optische Erzeugnisse	28 Maschinenbau	29 Kraftwagen u. Kraftwagenteile
Holiday		-0,01	-0,17	-0,17	-0,12	-0,11	-0,24	-0,17	-0,21	-0,16	-0,18	-0,25
Temperature		0,04	0,21	0,28	0,03	0,01	0,05	0,04	0,03	0,18	0,056	0,09
Solar radiation		0,1	0,16	0,27	0,01	0,17	0,06	0,14	0,07	0,26	0,2	0,13
Workday		0,03	0,73	0,56	-0,01	0,46	0,68	0,52	0,72	0,63	0,66	0,72
Early		0,12	0,1	0,12	-0,004	0,24	0,06	0,17	0,04	0,29	0,27	0,12
Late		0,003	0,01	0,04	0,01	-0,12	0,024	0,08	0,01	0,01	-0,07	0,02
Night		-0,12	-0,11	-0,16	-0,005	-0,12	-0,08	-0,25	-0,05	-0,3	-0,2	-0,14
Office		0,1	0,09	0,17	-0,001	0,16	0,07	0,15	0,04	0,31	0,19	0,11
Summer		0,02	0,18	0,2	0,05	-0,02	0,03	-0,07	0,08	0,1	-0,001	0,05
Winter		-0,01	-0,16	-0,22	-0,05	0,08	-0,03	-0,003	-0,05	-0,06	-0,003	-0,04
Company Holiday / Vacation / Phase				-0,45	0,89			-0,22		-0,11	-0,12	
Modellperformance		10	11	12	17	21	22	24	25	26	28	29
Daten	Anzahl Datensätze	241	7	< 4	12	6	< 4	< 4	< 4	17	15	21
	Heterogenität der Branche	+	o		o	o				+	o	+
Prognosegüte	R^2_{korr} Einzelmodelle	0,63	0,83		0,77	0,72				0,87	0,78	0,76
	R^2_{korr} Branchenmodell	0,53	0,76	0,79	0,62	0,31	0,91	0,54	0,69	0,44	0,68	0,69
	MAPE Branchenmodell	0,46	0,17	0,08	0,21	0,33	0,17	0,75	0,29	0,30	0,30	0,52
	nRMSE Branchenmodell	0,13	0,11	0,07	0,13	0,17	0,09	0,23	0,15	0,14	0,11	0,14

Bei Δ MAPE Einzel- vs. Branchemodell > 0,3 wurden Wirtschaftszweige als sehr heterogen mit „++“ gekennzeichnet; bei Δ MAPE Einzel- vs. Branchemodell > 0,15 wurden Wirtschaftszweige als heterogen mit „+“ gekennzeichnet. Alle verbleibenden Wirtschaftszweige wurden mit geringe bis mittlere Heterogenität durch „o“ gekennzeichnet, und zwar dort, wo mehr als 3 Datensätze vorhanden waren. Für Wirtschaftszweige mit weniger als 4 Datensätzen wurde die Angabe des R^2_{korr} der Einzelmodelle aus Datenschutzgründen nicht aufgeführt. Die Werte von WZ 10 verstehen sich als Mittelwerte der Teilmodelle (siehe Kapitel 4.5.4.4).

Tabelle 12.11: Einflussfaktoren und Gütekriterien der Branchenlastprofile der Wirtschaftszweige WZ 32 – WZ 64-71

Einflussfaktor | Wirtschaftszweig		32 Herstellung sonstiger Waren	37 Abwasserentsorgung	38 Abfallentsorgung	41 Hochbau	46 Großhandel	47 Einzelhandel	52 Lagerei u. sonstige Verkehrsdienstl.	55 Beherbergung	62 IT-Dienstleistungen	63 Informationsdienstleistungen	64-71 Bürobetriebe
Holiday		-0,2	-0,06	-0,04	-0,08	-0,15	-0,06	-0,009	-0,04	-0,06	-0,02	-0,11
Temperature		-0,2	-0,13	-0,05	0,58	0,1	0,08	-0,55	-0,07	0,12	0,81	0,13
Solar radiation		0,17	-0,21	0,07	0,46	0,37	0,15	-0,076	-0,02	0,19	0,3	0,23
Workday		0,54	0,07	0,1	0,33	0,25	0,09	0,07	0,06	0,17	0,021	0,41
Early		0,38	-0,31	0,15	0,35	0,38	0,13	0,12	-0,03	0,16	0,004	0,41
Late		-0,1	0,22	-0,06	-0,005	0,28	0,11	0,15	0,13	0,09	0,07	0,06
Night		-0,3	0,09	-0,09	-0,34	-0,66	-0,24	-0,27	-0,1	-0,25	-0,08	-0,47
Office		0,22	-0,09	0,08	0,33	0,47	0,18	0,19	0,02	0,33	0,1	0,49
Summer		-0,2	-0,04	-0,05	0,38	-0,02	0,03	-0,55	-0,07	0,02	0,62	-0,006
Winter		0,2	0,18	0,07	-0,46	0,06	-0,008	0,67	0,06	-0,05	-0,65	0,028
Company Holiday / Vacation / Phase		-0,1								-0,04		
Modellperformance		32	37	38	41	46	47	52	55	62	63	64-71
Daten	Anzahl Datensätze	< 4	8	11	< 4	10	125	25	7	< 4	< 4	13
	Heterogenität der Branche	+	o	++		+		o	o			+
Prognosegüte	R^2_{korr} Einzelmodelle	0,85	0,30	0,34		0,89	0,88	0,51	0,71		0,85	0,80
	R^2_{korr} Branchenmodell	0,67	0,26	-0,04	0,82	0,83	0,78	0,27	0,33	0,76	0,73	0,57
	MAPE Branchenmodell	0,52	0,12	1,78	0,15	0,44	0,30	0,21	0,18	0,03	0,27	0,31
	nRMSE Branchenmodell	0,16	0,07	0,17	0,07	0,12	0,11	0,10	0,14	0,05	0,12	0,12

Bei Δ MAPE Einzel- vs. Branchemodell > 0,3 wurden Wirtschaftszweige als sehr heterogen mit „++“ gekennzeichnet; bei Δ MAPE Einzel- vs. Branchemodell > 0,15 wurden Wirtschaftszweige als heterogen mit „+“ gekennzeichnet. Alle verbleibenden Wirtschaftszweige wurden mit geringe bis mittlere Heterogenität durch „o“ gekennzeichnet, und zwar dort, wo mehr als 3 Datensätze vorhanden waren. Für Wirtschaftszweige mit weniger als 4 Datensätzen wurde die Angabe des R^2_{korr} der Einzelmodelle aus Datenschutzgründen nicht aufgeführt. Die Werte von WZ 47 verstehen sich als Mittelwerte der Teilmodelle (siehe Kapitel 4.5.4.4).

Tabelle 12.12: Einflussfaktoren und Gütekriterien der Branchenlastprofile der Wirtschaftszweige WZ 72 – WZ 94

Einflussfaktor | Wirtschaftszweig		72 Forschung und Entwicklung	82 DL für Unternehmen und Privatpersonen	84 Öffentliche Verwaltung	85 Erziehung und Unterricht	86 Gesundheitswesen	87 Heime	88 Sozialwesen	90 Kreative, künstl. U. unterh. Tätigkeiten	91 Bibliotheken, Museen und zoologische Gärtner	93 Sport, Unterhaltung, Erholung	94 Interessensvertretung, Vereine
Holiday		-0,13	-0,08	-0,1	-0,07	-0,08	-0,02	-0,06	-0,05	-0,06	-0,05	-0,07
Temperature		0,24	0,34	0,11	-0,19	0,35	0,09	-0,24	0,14	0,26	-0,23	0,21
Solar radiation		0,32	0,41	0,31	0,16	0,44	0,38	0,22	0,24	0,42	-0,07	0,27
Workday		0,39	0,22	0,43	0,3	0,29	0,11	0,23	0,09	0,13	-0,001	0,31
Early		0,3	0,31	0,51	0,37	0,58	0,69	0,5	0,14	0,3	0,01	0,27
Late		0,08	0,12	-0,05	-0,06	0,13	-0,08	-0,03	0,43	0,18	0,28	0,08
Night		-0,38	-0,43	-0,46	-0,31	-0,71	-0,61	-0,47	-0,57	-0,48	-0,29	-0,35
Office		0,46	0,56	0,5	0,34	0,63	0,57	0,39	0,36	0,51	0,17	0,4
Summer		0,11	0,22	-0,00	-0,23	0,16	-0,06	-0,28	-0,02	0,11	-0,29	0,07
Winter		-0,07	-0,1	0,03	0,27	-0,09	0,07	0,33	0,03	-0,08	0,33	0,002
Company Holiday / Vacation / Phase		-0,13			-0,09							
Modellperformance		72	82	84	85	86	87	88	90	91	93	94
Daten	Anzahl Datensätze	11	5	38	156	8	24	< 4	8	13	8	< 4
	Heterogenität der Branche	o	++	o	+	o	o	o	o	+	++	o
Prognosegüte	R^2_{korr} Einzelmodelle	0,70	0,85	0,85	0,65	0,91	0,80	0,70	0,60	0,70	0,45	0,59
	R^2_{korr} Branchenmodell	0,37	0,49	0,76	0,51	0,89	0,64	0,56	0,50	-1,62	0,15	0,14
	MAPE Branchenmodell	0,17	0,66	0,20	0,50	0,07	0,19	0,15	0,33	0,40	1,24	0,30
	nRMSE Branchenmodell	0,10	0,14	0,09	0,10	0,05	0,11	0,09	0,11	0,17	0,17	0,12

Bei Δ MAPE Einzel- vs. Branchenmodell > 0,3 wurden Wirtschaftszweige als sehr heterogen mit „++“ gekennzeichnet; bei Δ MAPE Einzel- vs. Branchenmodell > 0,15 wurden Wirtschaftszweige als heterogen mit „+“ gekennzeichnet. Alle verbleibenden Wirtschaftszweige wurden mit „geringe bis mittlere Heterogenität“ durch „o“ gekennzeichnet, und zwar dort, wo mehr als 3 Datensätze vorhanden waren. Für Wirtschaftszweige mit weniger als 4 Datensätzen wurde die Angabe des R^2_{korr} der Einzelmodelle aus Datenschutzgründen nicht aufgeführt.