



# Ein agentenbasierter Modellierungsansatz zur Abschätzung zukünftiger Energiebedarfe in städtischen und ländlichen Siedlungsgebieten

Hannes KOCH1(1), Marius FEULNER(1), Stefan LECHNER(1)

(1)Technische Hochschule Mittelhessen Institut für Thermodynamik, Energieverfahrenstechnik und Systemanalyse Wiesenstraße 14 35390 Gießen

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> Jungautor: Hannes Koch Schulstraße 15 61169 Friedberg Hessen, Deutschland +49641 3092189 hannes.koch@me.thm.de

#### **Abstract**

Die Energiewende stellt Energieversorger und Netzbetreiber vor die Herausforderung, ihre Anlagenparks und elektrischen und thermischen Verteilnetze auf die Dynamik erneuerbarer Energien und dezentraler Einspeisung vorzubereiten. Im Rahmen einer solchen Transformation netzbasierter Energieversorgungssysteme helfen detaillierte Energieszenarien dabei, mögliche Entwicklungen auf der Verbraucherseite abzuschätzen. Der in Publikation vorgestellte Modellierungsansatz gebäudescharfe Darstellung einzelner Verbraucher als Agenten, deren Verhalten sich im Kontext verschiedener Randbedingungen über lange Zeiträume simulieren und analysieren lässt. Neuartig ist hierbei der Ansatz, das Verhalten jedes einzelnen Agenten über eine MARKOV-Kette abzubilden, deren Übergangswahrscheinlichkeiten in Abhängigkeit von technischökonomischen und sozialen Zustandsgrößen gebildet werden. Der Modellierungsansatz wird auf den Betrachtungsraum der Stadt Gießen und Umland angewendet, um die Entwicklung des Energiesystems unter verschiedenen CO<sub>2</sub>-Bepreisungen zu untersuchen. Für die Fallstudie werden dazu die Technologieentwicklungen in den Sektoren Strom und Heizwärme im Privatbereich herangezogen. Aus dem Zieljahr 2050 des simulierten Zeitraumes werden aktualisierte Lastgänge und räumliche Bedarfsverteilungen abgeleitet, um den Effekt dieser Entwicklungen genau zu umreißen und Rückschlüsse auf die Anforderungen zukünftiger Verteilnetzstrukturen zu ziehen.

## **Einleitung**

Eine der großen Herausforderungen der Energiewende besteht darin, die Energieerzeugungs- und Versorgungsinfrastruktur so auszubauen und umzugestalten, dass die Versorgung von Privathaushalten, öffentlichen Einrichtungen sowie Gewerbestandorten langfristig klimaneutral bewältigt werden kann. Die Umsetzung dieser Aufgabe richtet sich maßgeblich nach den aktuellen, vor allem aber den zukünftigen Nachfragen auf der Verbraucherseite. Die zukünftige Bereitstellung von Energie wird großen Flexibilitätsansprüchen genügen müssen und sich gegebenenfalls einem völlig andersartig zusammengesetzten Bedarf gegenübersehen. Eine weitere große Herausforderung ist demnach die Prognostizierung zukünftiger Energiebedarfe in den verschiedenen Bereichen. Während Langzeitprognosen und Energieszenarien natürlich keine definitiven Vorhersagen liefern können, bieten sie dennoch eine wichtige Funktionalität, nämlich die Abschätzung der zukünftigen Energiebedarfe in Abhängigkeit der einflussnehmenden Faktoren. So lassen sich laufende oder zu erwartende Entwicklungen in Politik und Wirtschaft in Verbrauchermodelle einbinden, um ihre langfristigen Auswirkungen auf die einzelnen Energiesektoren abzuschätzen und ein schärferes Bild zukünftiger Nachfragen zu liefern. Ein solches Modell wird in dieser Publikation beschrieben, angewendet und diskutiert.

Infolge fallender Kosten für erneuerbare Energie-Technologien, insbesondere für Photovoltaik (PV) [1, 2], steigender Preise für CO<sub>2</sub>-Emissionszertifikate in der Europäischen Union (EU) [3] und einer zunehmenden Besteuerung von CO2-Emissionen im europäischen Privatsektor [4, 5] lässt sich eine Zunahme von dezentraler und emissionsfreier Energieerzeugung beobachten [6]. Damit einher geht einerseits eine Verdrängung der allmählich unlukrativ werdenden fossilen Energieträger, andererseits eine Elektrifizierung auf der Verbraucherseite. Das zunehmende Auftreten von Phasen eines Überangebots erneuerbarer elektrischer Arbeit [7] und damit verbundenen niedrigen Marktpreisen macht die Nutzung in anderen Sektoren gegenüber einer Speicherung oft sinnvoll und wirtschaftlich. Weiterhin haben die fallenden Kosten von Solarmodulen in Verbindung mit dem wirtschaftlichen Anreiz des Eigenverbrauchs zur Folge, dass die Erzeugung der benötigten elektrischen (oder thermischen) Energie vor Ort erfolgt, was eine Dezentralisierung der Erzeugungsleistung angestoßen hat. In privaten Haushalten äußern sich diese Effekte in einer wachsenden Anzahl von Aufdach-PV-Anlagen, Batteriespeichern. Wärmepumpen und Elektro-PKW. Im industriellen Bereich gelten andere Anforderungen (beispielsweise die Bereitstellung von Prozesswärme) und es stehen andere Technologieoptionen zur Verfügung, im Wesentlichen ist jedoch derselbe Trend erkennbar [8]. Das recht gut zu prognostizierende Bezugsverhalten der Consumer wird zunehmend abgelöst durch ein individuelles, schwieriger abzusehendes Bezugs- und auch Einspeiseverhalten der Prosumer 2.

Die Summe dieser und weiterer Einflussfaktoren macht eine subjektive Bewertung zukünftiger Lastfälle für die Strom-, Gas- und Fernwärmenetze schwierig. Wann welcher Verbraucher unter bestimmten Umständen einen Technologiewechsel vollzieht und welchen Einfluss er damit auf die Netzlasten ausübt, kann jedoch mathematisch modelliert werden. Grundlage des hier vorgestellten Verbrauchermodells bilden verschiedene MARKOV'sche Entscheidungsprozesse, Übergangswahrscheinlichkeiten in Abhängigkeit der vorgenannten Faktoren formuliert werden. Dieser stochastische Ansatz wird verwendet, um eine Menge von Verbrauchern in Form von Agenten zu erzeugen, die über einen betrachteten Zeitraum im Rahmen ihrer Entscheidungsprozesse ihr Technologieprofil verändern. Durch eine ausreichend große Anzahl von Agenten können die Ergebnisse trotz des stochastischen Ansatzes annähernd reproduzierbar gemacht werden. Neben der zeitlichen Dimension ist, vor allem aus netzplanerischer Sicht, auch die räumliche Dimension von Interesse, sodass die Agenten innerhalb eines räumlichen Koordinatensystems erzeugt werden. Als Vorlage für diese räumliche Gestaltung dienen hierbei ca. 190,000 Einwohner in der Stadt und im Umland von Gießen, Deutschland. Die Koordinaten liegen in einem Geoinformationssystem (GIS) vor. sodass in der Fallstudie ein Agent für ieden Verbraucher im Betrachtungsgebiet erzeugt wird und ihm die jeweiligen Koordinaten des zugehörigen Verbrauchers angehängt werden.

Im Rahmen dieser Publikation werden die Sektoren Elektrizität und Heizwärme im Privatbereich behandelt. In der Fallstudie sollen die Auswirkungen verschiedener CO<sub>2</sub>-Preisentwicklungen auf die Entscheidungen der Verbraucher untersucht werden. Die Ergebnisse der Modellierung beinhalten die Entwicklungskurven der verschiedenen Technologien über den betrachteten mehrjährigen Zeitraum, die verbaucherscharfen, entsprechend den Technologieprofile neu berechneten elektrischen Lastprofile sowie eine räumliche Darstellung der entstehenden Energienachfrage. Es lassen sich extreme Lastoder Einspeisefälle abschätzen sowie zukünftige Auslastungen einzelner Netzabschnitte bestimmen, womit Langzeitplanungen des Erzeugerparks und der Netzinfrastruktur im Kontext verschiedener Energieszenarien evaluiert werden können.

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> Verbraucher, die nicht nur elektrische Leistung beziehen, sondern zeitweise auch ins Netz einspeisen.

#### Themenverwandte Literatur

Möglichst verlässliche Abschätzungen zukünftiger Primär- oder auch Endenergiebedarfe in Energieversorgungssystemen sind in vielerlei Hinsicht von Interesse. Für Energieversorger und Netzbetreiber auf regionaler und überregionaler Ebene kommen derartige Prognosen bei der Netzausbauplanung und der Planung des Energieanlagenparks zum Einsatz. Auf nationaler Ebene sind großangelegte Energieszenarien Hilfsmittel bei der Entwicklung politischer Programme zur Förderung oder auch Behinderung bestimmter Technologien. Den vielfältigen Fragestellungen entsprechend variieren die verschiedenen Ansätze in der Literatur stark hinsichtlich Detailgrad, Maßstab, Modellierungsansatz und Kalibrierungs- und Validierungsmethodik. Suganthi und Samuel [9] liefern einen Überblick über die Menge an anwendbaren Methoden. Diese reichen von klassischen Ansätzen der Zeitreihen-Erstellung wie Regressionsmethoden und ökonometrischen Analysen über sog. soft computing-Methoden wie fuzzy logic, neuronalen Netzen und genetischen Algorithmen bis hin zu agentenbasierten Modellierungen für großskalige Betrachtungen. Letztere kommen auch in "ready-to-use"-Anwendungen wie dem LEAP³, MARKAL⁴ oder dem darauf basierenden TIMES⁵-Modell [10, 11, 12] zum Einsatz. Eine Vorstellung der gängigsten Publikationen auf diesem Gebiet und eine Einordnung des in diesem Artikel vorgestellten Verbrauchermodells wird im Folgenden vorgenommen.

Bottom-Up und Top-Down-Ansätze: Um eine Bedarfsprognose zu erstellen, ist in aller Regel entweder eine Abbildung, ein Modell der zu betrachtenden Verbrauchergruppe notwendig, oder aber ein ausreichend großer Datensatz, um die Prognose mit statistischen Mitteln anstellen zu können. Für die in dieser Publikation im Vordergrund stehenden Modellierungsansätze nehmen Swan et al. [13] und Kavgic et al. [14] eine Unterscheidung in bottom-up- und top-down-Ansätze vor. Top-Down-Ansätze aggregierte und großflächige Informationen wie beispielsweise Energiepreise, Beschäftigungsraten und klimatische Bedingungen für eine Vorhersage der Technologie-Aufstellung und der resultierenden Lastprognose im Betrachtungsraum. Nach Scheller et al. [15] lässt sich die Theorie der Innovationsdiffusion den Top-Down-Ansätzen zuordnen, während agentenbasierte Modellierung im Wesentlichen den bottom-up-Ansätzen zuzuordnen ist. Eine Anwendung des Diffusionsmodells nach BASS zeigen Coelho et al. [16], die damit die Entwicklung einer Innovation am Markt ohne detaillierte Modellierung der Verbraucher abbilden. Eine andere Anwendung der Top-Down-Modellierung demonstrieren Labeeuw und Deconinck [17], welche anhand aggregierter Lastprofile ein MARKOV-Verhaltensmodell konstruieren, mithilfe dessen wiederum das Energiebezugsverhalten beliebiger Verbrauchergruppen angenähert werden kann. Einen empirischen Ansatz verwenden Al-Hamadi und Soliman [18], um auf der Basis von kurzfristigen Korrelationen, die sie aus der Regression historischer Daten ableiten und mit jährliche Wachstumsgradienten kombinieren, langfristige Verbrauchsprognosen zu erstellen.

Einsatz von MARKOV'schen Entscheidungsprozessen und MARKOV-Ketten zur Lastprognose: Vor allem bei Bottom-Up-Anwendungen kommen häufig MARKOV-Ketten zur Darstellung von Entscheidungsprozessen (eng.: MARKOV Decision Processes, MDP's) zum Einsatz. Diese Entscheidungsprozesse werden oft in Kombination mit Realdaten als Grey-Box-Modelle ausgeführt. Zhou et al. [19] wenden ein solches Grey-Box-Modell zur Vorhersage des Energiebedarfs im Privatsektor an. Xie et al. [20] verwenden eine ähnliche Methodik für die Bedarfsprognose in China, wobei der MDP hier die Technologiewechsel der Verbraucher über einen mehrjährigen Zeitraum abbildet, ähnlich dem in dieser Publikation vorgestellten Mechanismus. In ihrer Arbeit verwenden Nijhuis et al. [21] ein auf MDP's und Monte-Carlo-Methoden basierendes Modell für die Erstellung eines Verhaltensmodells, mit dessen Hilfe auf Basis öffentlich zugänglicher Daten bezüglich Nachbarschafts-Charakteristika, Wetterdaten und Technologienutzungsverhalten detaillierte Bedarfsprognosen erstellt werden können. Hier zeigt sich im Besonderen, dass die Motivation hinter solchen Arbeiten oftmals das Überbrücken unzureichender Datenlagen ist. Eine Kombination von MDP's und neuronalen Netzwerken wird von Tieyan et al. [22] vorgestellt. Hier werden neuronale Netzwerke zur Klassifizierung von Input-Bedarfsdaten und der Ableitung der Übergangswahrscheinlichkeiten in der jeweiligen MARKOV-Kette verwendet. Der Ansatz überzeugt in der kurz- und mittelfristigen Prognose, die Autoren merken jedoch an, dass der Fehler mit wachsendem Zeithorizont zunimmt - dies ist jedoch ein Problem, das allen Prognoseverfahren grundlegend gemein ist. Auch McLoughlin et al. [23] nutzen MARKOV-Ketten, um synthetische Zeitreihen zu erstellen. Die Größenordnung des Verbrauchs kann sehr gut abgebildet

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup> Low Emissions Analysis Platform

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup> Market Allocation

<sup>&</sup>lt;sup>5</sup> The Integrated MARKAL EFOM System

werden, es werden jedoch Schwierigkeiten bei der Reproduzierung der zeitlichen Auflösung eingeräumt.

Agentenbasierte Ansätze in Bottom-Up-Modellierungen: Die Modellierung von Verbrauchern auf Basis von Agenten baut häufig auf dem Konzept von MARKOV-Entscheidungsprozessen auf: Jeder Verbraucher wird als ein Agent dargestellt, dessen Verhalten sich nach eben solchen Entscheidungsprozessen und -funktionen richtet. Neben MDP's gibt es weitere Möglichkeiten, das Verhalten von Agenten zu gestalten. Rai und Henry [24] stellen fest, dass agentenbasierte Modellierung gegenüber sogenannten supply-sided models wie beispielsweise der Diffusionstheorie in der Lage ist, die Verbraucher in der angemessenen Komplexität darzustellen. Es können unökonomische Entscheidungen generiert werden, wie sie auch in der Realität auftreten. Weiterhin können agentenbasierte Modelle, sofern die Agenten in einem räumlichen Koordinatensystem liegen, lokale Randbedingungen berücksichtigen und so Untergruppen mit verschiedenen Verhaltensregeln bilden. Ein Nachteil dieser Modelle ist jedoch, dass sie schwierig zu validieren sind und dies oft nicht ausreichend genau getan wird. Am Ende der Literaturrecherche stellen wir einige Konzepte der Validierung und Kalibrierung vor, welche sich in den präsentierten Arbeiten bewährt haben. Filatova et al. [25] unterscheiden im Bereich agentenbasierter Ansätze zwischen zwei Varianten: Solchen, in welchen das Entscheidungsverhalten der Agenten über Funktionen abgebildet wird, deren Parameter anhand historischer Daten kalibriert werden und solchen, in welchen Verhaltensregeln entwickelt werden und die Entscheidungsfunktion aus diesen Regeln abgeleitet wird. Beispiele für die erste Gruppe sind die Arbeit von Robinson und Rai [26], welche Verbraucher als Agenten modellieren, die Entscheidungen in Abhängigkeit von sozialen, ökonomischen und verhaltensbezogenen Faktoren treffen, sowie die Arbeit von Adeptu et al. [27]. Letztgenannte Publikation verwendet ein agentenbasiertes Modell, um die Durchdringung von PV-Systemen<sup>6</sup> in unterschiedlichen politischen Systemen zu untersuchen. Die zweite Gruppe bedient sich beispielsweise BAYES'scher Entscheidungsnetzwerke (eng.: Bayesian Belief Networks, BBN's), anhand derer sich Entscheidungen als Verkettungen von Zustandswahrscheinlichkeiten ergeben, vgl. z.B. Sun und Müller [28]. Auf der Konzeptionierungsebene liefern Hesselink und Chappin [29] einen umfassenden Überblick über verschiedene Ansätze der Modellierung. Besonders das von ihnen aufgegriffene Konzept von "Barrieren", die einen Agenten daran hindern, eine Aktion durchzuführen, findet auch in dieser Publikation Anwendung.

Räumliche Auflösung: Ein entscheidender Vorteil von Ansätzen, die koordinatenbasiert arbeiten, ist die Berücksichtigung regionaler Gegebenheiten oder Ausprägungen bestimmter Effekte. Dharshing [30] zeigt beispielsweise, dass soziale Aspekte in solchen Modellen Berücksichtigung finden und einen regionalen *Spillover*-Effekt verursachen können, demzufolge sich eine Technologie in *cluster*-artigen Mustern ausbreitet. Einen auf GIS basierenden Ansatz kombinieren Zhang et al. [31] mit neuronalen Netzen. Die neuronalen Netze lernen hierbei lokale Verhaltensmuster auf Basis von Realdaten und werden hinterher für die Kalibrierung des GIS-basierten Modells genutzt. Räumliche Gegebenheiten können beispielsweise auch das Vorhandensein oder Nicht-Vorhandensein verschiedener Netzinfrastrukturen miteinschließen.

Modellierung der Gebäude: Je nach verfügbarer Datenlage bieten sich verschiedene Detailtiefen bei der Modellierung der zu betrachtenden Gebäude an. Kavgic et al. [14] unterscheiden bei der Modellierung hinsichtlich der Genauigkeit bei der Berücksichtigung der Gebäudephysik. Eine Berücksichtigung der Gebäudesubstanz hinsichtlich Dämmstandard, Volumen, Ausrichtung der Wandund Dachflächen etc. fällt in die Kategorie der "physikalischen" Gebäudemodelle, während weniger detaillierte Abbildungen eher den statistischen Gebäudemodellen zuzuordnen sind. Die Modellierung des Gebäudebestandes stellt einen zentralen Bestandteil von Energiebedarfsprognosen dar. Shimoda et al. [32] modellieren den Gebäudesektor unter Berücksichtigung des Nutzerverhaltens (Aktivität, Technologienutzungsverhalten etc.), um verschiedene Maßnahmen Primärenergiebedarfs zu untersuchen. Einen den Gebäudebestand dynamisierenden Ansatz stellen Sartori et al. vor [33]. Sie untersuchen den Einfluss der Diffusion von Wärmepumpen, Fernwärme und Sanierungsmaßnahmen auf den Primärenergiebedarf im Gebäudesektor. Der Bestand wird dabei über Abriss-, Neubau- und Sanierungsquoten dargestellt, sodass sich eine zeitliche Änderung der Verteilung der Baustandards (unabhängig von Technologiewechseln und Nutzerverhalten) ergibt. Einen ähnlichen Ansatz wählen McKenna et al. [34], um die Effekte politischer Sanierungsmaßnahmen im Gebäudesektor isoliert zu untersuchen.

<sup>&</sup>lt;sup>6</sup> Photovoltaik-Aufdachanlagen mit Batteriespeicher

Ready-To-Use-Applikationen: Neben den vorgestellten, meistens direkt an der Problemstellung entwickelten Methoden kommen mitunter auch Simulationsplattformen für die Erstellung von großskaligen Langzeitprognosen<sup>7</sup> zum Einsatz. Sie bieten in der Regel große Rundum-Funktionalität und breite Anwendbarkeit, lassen gegenüber direkt auf das Problem zugeschnittenen Lösungen jedoch gegebenenfalls Detailtiefe vermissen. Eine bekannte Applikation ist das LEAP-Modell, welches von Yophy et al. [35] verwendet wird, um ökonomische Änderungen hinsichtlich ihres Einflusses auf das Energieversorgungssystem von Taiwan zu untersuchen. Auch Kale und Pohekar [36] entwickeln anhand des LEAP-Modells Langzeitszenarien für den Bundesstaat Maharashtra und zeigen, dass das Szenario mit der saubersten Energieversorgung gleichzeitig das wirtschaftlichste ist. Tsai und Chang [37] nutzen das MARKAL-Modell, um für Taiwan verschiedene nationale Roadmaps zu entwerfen, die eine Reduktion von Treibhausgasemissionen zum Ziel haben. Ein ebenfalls im Kontext von Langzeitprognosen verwendetes Tool ist der MARKAL-Nachfolger TIMES, das beispielsweise Gouveia et al. [38] verwenden. Sie stellen einen bottom-up-Ansatz vor, welcher Nutzerverhalten und Einfluss von Technologiewechseln gegenüberstellt. Sie zeigen, dass der Einfluss des Nutzerverhaltens zwar nicht zu vernachlässigen ist, die Effizienz der verschiedenen Technologieoptionen in den meisten untersuchten Fällen jedoch den größten Einfluss auf die Primär- und Sekundärenergiebedarfe hat.

Anwendungen im Live-Betrieb: Für die vorliegende Arbeit zwar weniger relevant, aber dem Themenkomplex der Bedarfsprognose durchaus zugehörig, sind *Control*- und Steuerungsansätze. Liegen die Daten, welche zur Erstellung von Prognosen, die nicht rein auf Verhaltensmodellen beruhen, notwendig sind, im Echtzeitbetrieb vor, können einige der genannten Methodiken auch für Live-Prognosen verwendet werden. So nutzen beispielsweise Ullah et al. [39] Smart Meter-Daten, um anhand eines *Hidden* MARKOV-Modells kurzfristige Energiebedarfsprognosen auf Gebäudeebene anzustellen. Einen weiteren auf MARKOV-Ketten basierenden Algorithmus wenden Meidani und Ghanem [40] im Live-Betrieb an, um durch prognosengesteuertes Lastmanagement die Energiekosten für Verbraucher zu senken.

Kalibrierung und Validierung: Wie bereits herausgestellt, ist die Validierung agentenbasierter Ansätze oft schwierig, da sie zum einen häufig aus einem Mangel an Realdaten heraus überhaupt erst angewendet werden, zum anderen Bedarfsprognosen und Entwicklungen in solchen Agenten-Systemen über lange Zeiträume naturgemäß mit großen Unsicherheiten verbunden sind. Manche Arbeiten stützen sich daher auf Sensitivitätsanalysen, um zumindest den Einfluss der einzelnen Parameter auf das Gesamtsystem plausibilisieren zu können. Hierzu gehören vor allem Arbeiten, welche das Nutzerverhalten über BBN's oder andere Verhaltensregeln abbilden und keine Realdatenbasis heranziehen, vgl. z.B. Sun und Müller [28]. Auch die Modellparameter des LEAP-Modells werden über eine Sensitivitätsanalyse bewertet, vgl. Yophy et al. [35] und Kale und Pohekar [36]. Dennoch gibt es auch Publikationen, in welchen die Modellierungsansätze mit Realdaten kalibriert bzw. ex post validiert werden. Kumar und Jain [41] nutzen und vergleichen drei verschiedene Varianten der Zeitreihengenerierung in ihrer Arbeit. Im Rahmen der Modellkalibrierung nutzen sie einen rolling (GPRM. [42]), welcher sich in ihrer Arbeit gegenüber Kalibrierungsmethoden als sehr effizient erweist. McLoughlin et al. [23] validieren ihren Ansatz mithilfe von gemessenen Bedarfszeitreihen aus sechs Monaten, gruppiert nach sechs verschiedenen Verbrauchertypen (dwelling types). Ähnlich gehen Rai und Robinson vor [26], die die Ergebnisse ihres Modells durch Parameter-Tuning mithilfe einer Fehlerminimierung an reale Datensätze angleichen. Adeuptu et al. [27] validieren und kalibrieren ihr Modell anhand von historischen und Umfrage-Daten in ähnlicher Art und Weise. Zhang et al. [31] nutzen neuronale Netze, um Verhaltensmuster aus großen Mengen von Realdatensätzen abzuleiten und stellen so sicher, dass die von den Netzen aus Inputdaten generierten Verhaltensmuster auf realen Akteuren basieren.

Besonderheiten dieser Publikation: Die vorliegende Publikation behandelt zwei Zielsetzungen: Einerseits wird ein Verbraucher-Modell vorgestellt, welches einige der vorgestellten Aspekte aufgreift, vgl. Abschnitt Methodik, und das Langzeitverhalten realer Akteure hinsichtlich ihrer Technologie-Entscheidungen möglichst plausibel abbildet. Die Plausibilität der Modell-Ergebnisse wird anhand einer vorgestellten Sensibilitätsanalyse überprüft. Neuartig ist an dem Entscheidungsmechanismus, welcher die Übergangswahrscheinlichkeiten in den Markov-Ketten bestimmt. Darüber hinaus wird das Modell hinsichtlich seiner Anwendbarkeit auf hochauflösende Datensätze geprüft. Die resultierenden Jahresbedarfe werden in einem GIS räumlich dargestellt, sodass sich resultierende örtliche Ausprägungen in den Netzgebieten auffinden und beurteilen lassen. Weiterhin lässt sich anhand der resultierenden Last- bzw. Einspeiseprofile die zeitliche Charakteristik

<sup>&</sup>lt;sup>7</sup> Meistens werden diese Tools für Prognosen auf nationaler Ebene genutzt

des Energiesystems untersuchen. Somit kann das vorgestellte Modell bei der Betrachtung verschiedener Energieszenarien in der Praxis eine detaillierte Planungs-, Diskussions- und Entscheidungsgrundlage liefern.

## **Datenlage**

Die in dieser Publikation verwendeten Daten wurden den Autoren im Rahmen des Forschungsprojektes Kommun:E<sup>8</sup> der Technischen Hochschule Mittelhessen zur Verfügung gestellt. Das Betrachtungsgebiet, in welchem die vorgestellte Methodik angewandt wird, umfasst das Mittelspannungs-Versorgungsgebiet der Mittelhessen Netz GmbH (MIT.N), welches die mittelhessische Stadt Gießen und einen Teil des Umlandes abdeckt. Einige grundlegende Informationen über den Betrachtungsraum sind in Tabelle 1 aufgeführt.

Tabelle 1: Informationen über das Betrachtungsgebiet

	Daten Stand 2018
Einwohnerzahl	190.297
Anzahl betrachteter Gebäude	33.200
Gesamtfläche [ha]	42.084

**Zählerdaten:** Den Autoren lagen Zählerdaten aller an die Verteilnetze der Stadtwerke Gießen AG (SWG) und Mittelhessen Netz GmbH (MIT.N) angeschlossenen Verbraucher aus den Bereichen Privathaushalt, Gewerbe, Handel & Dienstleistung (GHD) und Industrie vor [43, 44]. Jährliche Zählermesswerte wurden mit Standardlastprofilen im elektrischen Netz bzw. temperaturabhängigen Netzlastzeitreihen im Erdgasnetz in Zeitreihen umgerechnet. Stromkunden, welche weder an Fernwärme- noch Gasnetz angeschlossen sind, bekamen einen thermischen Endenergiebedarf zugewiesen. Dieser wurde über das Gebäudevolumen, eine angenommene Geschosshöhe und einen mittleren flächenbezogenen Wärmebedarf ermittelt, da Daten über den Gebäude-Baustandard leider nicht verfügbar waren. Die Daten enthielten ebenfalls Informationen über installierte PV-Aufdachanlagen und Wärmepumpen.

**GIS-Daten:** Die Gebäudegrundrisse und -höhen sowie Informationen bzgl. des Denkmalschutzes im Betrachtungsgebiet wurden in Form von Shapefile-Layern für Geoinformationssysteme durch das Land Hessen zur Verfügung gestellt [45]. Zusätzlich waren den Gebäuden Hausanschlusspunkte über die Daten von SWG und MIT.N zuweisbar. Alle in dieser Arbeit vorgestellten Auswertungen auf GIS-Ebene wurden mit der Software QGIS [46] erstellt.

**Solare Einstrahlungsdaten:** Jährliche Globalstrahlungsdaten wurden über das Solarkataster Hessen in Form von LiDAR<sup>9</sup>-Datensätzen zur Verfügung gestellt [47]. Die Einstrahlung auf Dachflächen wurde im Rahmen einer Photovoltaik-Aufdach-Potentialstudie isoliert. Für die Berechnung der Zeitreihen wurden Einstrahlungs- und Temperaturdaten des Deutschen Wetterdienstes (DWD) [48] herangezogen.

### Methodik

Der vorgestellte Ansatz verknüpft MARKOV-Ketten für die Simulation langjährigen Verhaltens der Agenten mit zeitlich hochaufgelösten Jahressimulationen zur Ermittlung von Lastprofilen sowie einer Projektion der Resultate auf eine gebäudescharfe GIS-Basis. Wie in Abschnitt Themenverwandte Literatur erwähnt, greift die Methodik einige der Aspekte auf, die bereits in vorangehenden Arbeiten eingeführt und berücksichtigt worden sind, andere hingegen werden bewusst verworfen oder zwangsweise vernachlässigt. Die folgende Tabelle 2 bietet einen Überblick über die wichtigsten Aspekte vorheriger Arbeiten und deren Implementierung.

Tabelle 2: Features in der einschlägigen Literatur und deren Implementierung

<sup>&</sup>lt;sup>8</sup> https://www.thm.de/etem/forschung/projekte/drittmittelprojekte/laufende-projekte/transformation-kommunaler-energieversorgungsinfrastrukuren-unter-dem-einfluss-dem-einfluss-der-deutschen-einergiewende.html <sup>9</sup>Engl.: Light Detection And Ranging

Feature			Implementierung
Miteinbeziehung von Barrieren in der Aktionswahl	✓		Realisiert über Trägheitsfaktor in der Entscheidungsfunktion
Entscheidungsfunktion abhängig von ökonomischen und "irrationalen" Einflussfaktoren	✓		Realisiert über Kosten- und Trendfaktoren
Räumliche Auflösung	✓		aufgrund koordinatenbezogener Datenbasis möglich
Modellierung der Agenten als Gebäude mit geometrischen Eigenschaften	✓		aufgrund hochauflösender Datenbasis möglich
Validierung	✓		Sensitivitätsanalyse der verschiedenen Parameter
Modellierung des Nutzerverhaltens im Alltag		×	Vernachlässigt zugunsten der Performance
Berücksichtigung vorhandener Netzinfrastrukturen		×	Möglich, aktuell jedoch nicht umgesetzt

**Modellierung der Prosumer-Agenten:** Um Energieszenarien und daraus resultierende Lastprognosen generieren zu können, müssen zunächst die Verbraucher modelliert werden. In Anlehnung an den vorliegenden Datensatz wird jedes Gebäude als ein eigenständiger Agent mit Attributen und Handlungsoptionen initialisiert. Jeder Agent verfügt über folgende Attribute:

- Koordinaten, eindeutige programminterne ID
- · Gemessene oder abgeschätzte Energieverbräuche (elektrisch und thermisch)
- · Gebäudegrundfläche, -höhe und -volumen
- Sanierungsstatus (ja/nein)
- Denkmalschutz (ja/nein)
- nutzbares PV-Aufdachpotential
- Kategorie (Privathaushalt, GHD, Industrie)
- · Aktuelle technische Ausstattung

Die zur Verfügung stehenden Technologie-Optionen und somit auch die aktuelle technische Ausstattung hängen von der Kategorie des Verbrauchers ab und sind in die Sektoren Strom, Wärme und Mobilität unterteilt. Da sich diese Publikation mit dem Einfluss verschiedener CO<sub>2</sub>-Preis-Szenarien auf den elektrischen und den Heizwärme-Sektor im Privatbereich befasst, sind in Tabelle 3 nur die relevanten Technologieoptionen aufgelistet.

Tabelle 3: Technologie-Optionen nach Sektoren im Privatbereich

Sektor	Technologieauswahl
Stromsektor	PV-Anlage
	PV-Anlage mit Batteriespeicher
Wärmesektor	Gastherme
	Ölheizung
	Wärmepumpe
	Fernwärme

Für die Verortung eines Agenten im GIS wird sein Koordinatenattribut ausgelesen. Auch im GIS verfügen die Agenten über die oben aufgeführten Attribute. Die Verortung der Agenten in der räumlichen Ebene ist in Abbildung 1 dargestellt. Über einen festzulegenden Zeitraum (in dieser Arbeit wird der Zeitraum von Jahr 2018 bis Jahr 2050 betrachtet) erhalten die Agenten einmal pro Jahr die Gelegenheit, in jedem der Sektoren, denen sie zugehörig sind, einen Technologiewechsel vorzunehmen.



Abbildung 1: Verortung der Verbraucheragenten der Gießener Innenstadt im GIS. Satellitenbildmaterial: Google [49]

**Modellierung des Verhaltens der Agenten:** Die Entscheidungen der einzelnen Agenten werden in Abhängigkeit von einem Verhalten getroffen, welches sich wiederum aus mehreren Größen ableitet. Für das Verhaltensmodell wird ein stochastischer Ansatz gewählt, sodass eine Wahrscheinlichkeitsverteilung gesucht wird, welche die verschiedenen Handlungsoptionen der Agenten in Kontext zueinander setzt. Um das Verhalten realer Akteure nachzubilden, soll sich diese Gewichtung nach folgenden Eingangsgrößen richten:

- Energiepreise<sup>9</sup> der zur Auswahl stehenden Technologien
- · Effizienzen der jeweiligen Technologien
- CO<sub>2</sub>-Besteuerungen für Treibhausgasemissionen
- Trendfaktoren zur Begünstigung einzelner Technologien, unabhängig von ökonomischen Erwägungen ("irrationales Handeln realer Akteure")

Es wäre unrealistisch, anzunehmen, dass jeder Verbraucher jedes Jahr einen Technologiewechsel vornimmt, da ein solcher Wechsel zum einen mit Investitionskosten, andererseits aber auch mit Zeitaufwand, ggfs. einer Umgewöhnung, organisatorischem Aufwand etc. verbunden ist. Um diesem Aufwand Rechnung zu tragen, wird das eingangs erwähnte Konzept der Barrieren eingeführt: Jeder Agent soll mit einer hohen Wahrscheinlichkeit bei der Technologie verbleiben, welche er aktuell besitzt. Nur ein vergleichsweise kleiner Teil der Gesamtwahrscheinlichkeit verteilt sich auf die Wechseloptionen. Diese "Trägheit", oder sinngemäß "Investitionsbarriere", wird durch einen entsprechenden Term in der Verhaltensfunktion abgebildet. Der Entscheidungsprozess des Agenten lässt sich schematisch wie in Abbildung 2 darstellen<sup>10</sup>.

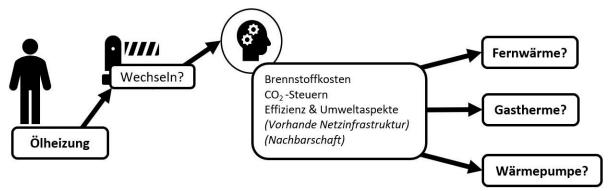


Abbildung 2: Entscheidungsprozess eines Privathaushalts-Agenten im Wärmesektor am Beispiel einer Ölheizung als Ausgangstechnologie.

<sup>&</sup>lt;sup>9</sup> Gemeint sind bspw. Brennstoffpreise für Erdgas oder Heizöl, Fernwärmepreise sowie Strompreise im Rahmen eines Wärmepumpentarifes im Sektor der Heizwärme.

<sup>&</sup>lt;sup>10</sup> Die vorhandene Netzinfrastruktur und die Ausstattung der Nachbarschaft werden im aktuellen Stand noch nicht berücksichtigt.

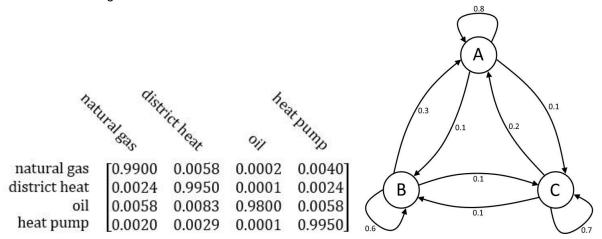
Die Verhaltensfunktion basiert auf einem einfachen MARKOV-Entscheidungsproblem, dessen Wahrscheinlichkeitsverteilung sich nach einer Bewertung (*Score*) richtet, der jedes Jahr für die einzelnen Technologieoptionen in Abhängigkeit der Einflussgrößen neu gebildet wird. Ein MARKOV-Entscheidungsproblem ist ein Tupel der Form

$$M = (S, A, T, r, p_0) \tag{1}$$

Im vorliegenden Anwendungsfall beschreibt S die Menge an Technologieoptionen im jeweiligen Sektor, A die Menge aller möglichen Wechsel-Aktionen und T das eigentliche Verhaltensmodell, welches jeder Technologie in S die Wahrscheinlichkeiten, zu einer der anderen Technologien zu wechseln oder bei der aktuellen zu verbleiben, zuordnet. Die Agenten sollen nicht trainiert werden und lernen, die optimalen Entscheidungen zu treffen, weswegen die Belohnungsfunktion r in diesem Ansatz keine Verwendung findet. Stattdessen wird das Verhaltensmodell T direkt auf Basis der bereits erwähnten Scores bestimmt - ob die gewählte Aktion gut oder schlecht war, wird den Agenten nicht mitgeteilt. Der Anfangszustand  $p_0$ , welcher die Technologieverteilung im Startjahr 2018 beschreibt, bestimmt sich direkt aus den verwendeten Datensätzen. Leitet man beispielsweise aus T das Verhalten für den Heizwärmesektor  $t_{neiz} \in T$  ab, ergibt sich eine zweidimensionale Zuordnung der aktuellen Heiztechnologien  $s_{neiz} \in S$  zu ihren jeweiligen Wechseloptionen.

$$t_{heiz} \in T = \begin{bmatrix} p_{1,1} & \cdots & p_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{m,1} & \cdots & p_{m,n} \end{bmatrix}$$
 (2)

Abbildung 3 zeigt dieses "Mapping" beispielhaft für den privaten Heizwärmesektor sowie als MARKOV-Ketten-Darstellung.



(a) Übergangsmatrix für Heizungstechnologien

(b) Schematische Markov-Ketten-Darstellung

Abbildung 3: Darstellung der Übergangswahrscheinlichkeiten der Technologien zueinander.

Die Berechnung der einzelnen Wahrscheinlichkeiten erfolgt über:

$$p(i,j) = \begin{cases} y(s_i) & wenn \ i = j \\ (1 - y(s_i) \cdot 1/(s_j \cdot \sum_{k=1}^{n} \frac{1}{s_k} & wenn \ i \neq j \end{cases}$$
 (3)

Durch die Fallunterscheidung wird berücksichtigt, dass das "Wechseln" von der aktuellen Technologie zu ihr selbst (i = j), sinngemäß also das Nicht-Wechseln, eine eigene Wahrscheinlichkeit  $y(s_i)$  zugewiesen bekommt, welche der im Vorfeld angesprochenen Trägheit oder dem Konzept der Barrieren entspricht. Der Faktor y(i) kann beliebig hoch angesetzt werden, um ein zu häufiges Wechseln der

Agenten zu neuen Technologien zu verhindern. Zwischen allen anderen Wechseloptionen  $i \neq j$  wird die verbleibende Wahrscheinlichkeit 1 - y(i) anhand der Bewertungsgröße s, dem Score, aufgeteilt. Wie die Formulierung  $y(s_i)$  andeutet, wird auch die Wahrscheinlichkeit, nicht zu einer neuen Technologie zu wechseln, vom Score der aktuellen Technologie abhängig formuliert.

Die Bewertungsgröße s bestimmt sich aus den drei technologiespezifischen Größen Energiepreis p, Effizienz (Wirkungsgrad/Coefficient of Performance (COP) bzw. Jahresarbeitszahl JAZ) E und dem Trendfaktor U. Die Kosten für  $CO_2$ -Emissionen<sup>11</sup> sind über spezifische Emissionsfaktoren der verschiedenen Energieträger und extern vorzugebende  $CO_2$ -Preisentwicklungen mit in den Energiepreis eingerechnet. Der Effizienzfaktor E berechnet sich aus dem Kehrwert der Wirkungsgrade der konkurrierenden Technologien. Das bedeutet, dass er für die Bewertung von Photovoltaik beispielsweise als  $E_{PV}$ = 1 gesetzt wird, da es (jedenfalls modellintern) keine Technologie gibt, mit der sich die PV-Anlage messen müsste. Der Trendfaktor U kann für jede Technologie manuell gewählt werden, um die Entscheidungen der Agenten vom rein ökonomischen Handeln zu entfremden. Somit können auch irrationale Entscheidungen modelliert werden, wie beispielsweise die Bevorzugung der Wärmepumpe aufgrund ihrer "Sauberkeit", wenn ihr Energiepreis eigentlich zu hoch ist, um sie lukrativ erscheinen zu lassen.

$$s_{i} = \frac{p_{i}^{F_{p}} \cdot E_{i}^{F_{E}} \cdot U_{i}^{F_{u}}}{\min\left(p_{i}^{F_{p}} \cdot E_{i}^{F_{E}} \cdot U_{i}^{F_{u}}\right)} \tag{4}$$

Die globalen Modellparameter  $F_p$ ,  $F_E$ ,  $F_U$  können variiert werden, um nochmals den Einfluss der Größen untereinander zu gewichten. Ihr Einfluss wird an späterer Stelle im Rahmen der Sensitivitätsanalyse untersucht. Der Score s ist normalisiert und invertiert, sodass seine Werte im Intervall  $x \in \mathbb{Q} | 1 \le x \le \infty$  liegen. Der Wert 1 ist dabei der bestmögliche Bewertungsgrad. Für den Trägheitsfaktor y(i) gilt, dass er zwischen 0 und 1 liegen muss, innerhalb dieses Rahmens lassen sich jedoch verschiedene Formulierungen anwenden. Für den in dieser Publikation vorgestellten Anwendungsfall wurde nach händischen Tests folgende, exponentielle Formulierung gewählt:

$$y(s_i) = s_i^c \tag{5}$$

Der Modellparameter c kann beliebige Werte  $x \in \mathbb{Q}|x \le 0$  annehmen. Seine Auswirkung auf das Verhältnis zwischen  $y(s_i)$  und  $s_i$  wird ebenfalls in der Sensitivitätsanalyse untersucht. Entsprechend Gleichung 3 resultiert für alle Technologieoptionen in allen Sektoren das Verhalten T der einzelnen Agenten. Je nach Zugehörigkeit eines Agenten zu einer Kategorie (Privat-Haushalt, GHD, Industrie) ändern sich die Technologieoptionen, die Methodik bleibt jedoch dieselbe. Auch die Preise, Effizienzen und Trendfaktoren können sich von Jahr zu Jahr ändern, um die Effekte technologischer und wirtschaftlicher Entwicklungen über längere Zeiträume abbilden zu können.

**Gestaltung der Technologieoptionen:** Sobald ein Agent sich für einen Technologiewechsel entschieden hat, werden seine Attributswerte entsprechend aktualisiert. Im Rahmen der untersuchten Sektoren Strom und Heizwärme im Privatbereich werden die Umsetzungen der relevanten Technologieoptionen beschrieben.

**PV-Installation:** Im Falle einer PV-Installation wird auf Basis der nutzbaren Dachfläche eine installierte Modulleistung bestimmt. Über die globale jährliche Einstrahlung, den Modulwirkungsgrad und ein Einstrahlungsprofil wird eine Zeitreihe generiert, die die Photovoltaikleistung im Jahresverlauf nachbildet. Die Wahrscheinlichkeit, zusätzlich einen Batteriespeicher zu installieren, wird in Abhängigkeit des Vorhandenseins von PV-Anlage und Wärmepumpe festgelegt und die Kapazität beträgt 80% der Nennleistung der PV-Anlage in [kWh].

Heiztechnik: Das Vorgehen für die Ermittlung der installierten Leistung ist für alle Technologien gleich. Unter Verwendung von temperaturabhängigen Realnetzlasten und Jahreszählermengen werden zunächst die Maximalwerte der thermischen Last für alle wechselnden Agenten bestimmt. In Abhängigkeit der Effizienz der Anlage (Wirkungsgrad bzw. JAZ) werden für die verschiedenen Technologieoptionen die Nennleistungen ermittelt, welche notwendig sind, um den Wärmebedarf zu

11

<sup>&</sup>lt;sup>11</sup> In der Regel sind CO<sub>2</sub>-Äquivalent-Emissionen gemeint, außer im Zusammenhang mit der CO<sub>2</sub>-Besteuerung oder Zertifikatspreisen.

decken. Neben der installierten Leistung ist über die Jahreszählermengen auch der thermische Jahresbedarf gegeben.

Simulation und Ergebnisse: Unter Anwendung des beschriebenen Verhaltensmodells können nun die technologischen Entwicklungen aller Verbraucher im Betrachtungsraum in Abhängigkeit der vorgegebenen Eingangsgrößen simuliert werden. Hierbei wird in jedem Jahr entsprechend der Wahrscheinlichkeitsverteilung eine Aktion "gezogen". Sobald ein Agent in einem Sektor einen Technologiewechsel vollzogen hat, fällt er innerhalb dieses Sektors unter eine festzulegende "Sperrfrist", um zu verhindern, dass Fälle auftreten, in denen ein Agent trotz der geringen Wahrscheinlichkeit ständig Technologiewechsel vornimmt. Nach jedem Jahr erfolgt, wenn sich das Technologieprofil geändert hat, eine Jahressimulation der einzelnen Verbraucher. Hierbei werden die in den Attributen der Agenten hinterlegten Technologie-Konfigurationen berücksichtigt, sodass eine Jahressimulation beispielsweise eine PV-Anlage, einen Speicher und eine Wärmepumpe umfassen kann. Sowohl das thermische und elektrische Lastprofil eines Agenten sowie seine thermischen und elektrischen Jahresbedarfe werden durch die Jahressimulation aktualisiert. Auch eine Rückeinspeisung ins elektrische Netz wird gegebenenfalls berücksichtigt. Prinzipiell kann in jedem Jahr für jeden Ägenten Jahressimulation mit seiner aktuellen technologischen Ausstattung erfolgen. Aus Performancegründen kann es je nach Fragestellung allerdings sinnvoll sein, die Lastprofile zu aggregieren und die Jahressimulationen nur in einzelnen Stützjahren ausführen zu lassen. Abbildung 4 bildet den Prozess der Simulation schematisch ab.

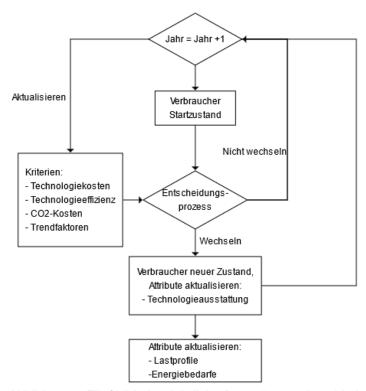


Abbildung 4: Fließbild über jährliche Betrachtung eines Verbrauchers.

#### Sensitivitätsanalyse

Um das Verhalten des vorgestellten Modells prüfen und einordnen zu können, werden die verschiedenen Modellparameter hinsichtlich ihrer Einflüsse auf die Ergebnisse isoliert untersucht. Zunächst wird ein fester Satz Eingangsgrößen (ohne festen Bezug zu einem Szenario<sup>12</sup>) für das Jahr 2050 festgelegt, vgl. Tabelle 4.

Verglichen werden in den folgenden Diagrammen dann verschiedene Ergebnisse der Simulationen von 2018 bis 2050, was bedeutet, dass alle Ergebnisse auf demselben Ausgangszustand 2018 basieren. Die Parameter  $F_p$  und  $F_E$  können für die vorliegende Arbeit zu einem Wirtschaftlichkeitsparameter  $F_W = F_p = F_E$  zusammengefasst werden. Grund ist, dass sich im privaten Heizwärmesektor nur die

<sup>&</sup>lt;sup>12</sup> Die Preise sind aus einem beliebigen, internen Szenario abgeleitet worden.

Wärmepumpe hinsichtlich ihrer Effizienz deutlich von den anderen Technologien abhebt. Gleichzeitig sind die Kosten für Heizstrom gegenüber den anderen Technologien entsprechend höher. So würde sich ein Verbraucher bei einer hohen Gewichtung des Energiepreises ( $F_p$ ) und einer niedrigen Gewichtung der Effizienz ( $F_E$ ) immer gegen eine Wärmepumpe entscheiden, da der Heizstrompreis (in den meisten Szenarien) über dem Preis für Erdgas, Heizöl oder Fernwärme liegt - ungeachtet der Tatsache, dass die Anlage entsprechend weniger Energie benötigt. Dieser Effekt wird mit obiger Gleichsetzung umgangen. Neben der Betrachtung der Modellparameter  $F_W, F_U, c$  wird auch der Trendfaktor U, welcher eine externe Eingangsgröße ist, untersucht, da er frei und ohne Bezug zu physikalischen Größen wählbar ist. Für alle Parameter gilt, dass die übrigen Parameter während der Analyse konstant gehalten wurden.

Tabelle 4: Energiepreise, Effizienzen und Emissionsfaktoren für die Sensitivitätsanalyse

Preis	Wert 2050
CO <sub>2</sub> -Steuer Privatbereich	242,50 €/t
Strompreis Privat WP-Tarif (Angenommen als 50% des regulären	0,1750 €/kWh
Strompreises) Erdgaspreis Privat	0,1189 €/kWh
Fernwärmepreis Privat	0,1068 €/kWh
Heizölpreis Privat	0,1443 €/kWh
Effizienzfaktoren (Kehrwert Wirkungsgrad/JAZ)	Wert 2050
Gastherme	1/0.95 = 1.0526
Fernwärme-Übergabestation (angenähert über 3K Grädigkeit)	1/0.99 = 1.0101
Ölheizung	1/0.95 = 1.0526
Wärmepumpe	1/4 = 0.2500
Trendfaktoren	Wert 2050
Gastherme	5,262
Fernwärme	2,157
Ölheizung	7,016
Wärmepumpe	2,639
Emissionsfaktoren	Wert 2050
Strom	0,151 [ <i>kg/kWh</i> ]
Strom aus PV	0,000 [ <i>kg/kWh</i> ]
Erdgas	0,200 [ <i>kg/kWh</i> ]
Fernwärme	0,073 [ <i>kg/kWh</i> ]
Heizöl	0,266 [ <i>kg/kWh</i> ]

Variation des Wirtschaftlichkeitsparameters: Die sich ergebenden Anteile der einzelnen Technologien am Technologiemix im Heizwärmesektor sind in Abbildung 5 über den verschiedenen Werten von  $F_W$ aufgetragen. Tabelle 4 zeigt die Energiepreise p und die Effizienzen E, die jeweils gemäß Gleichung 4 mit  $F_W$  potenziert werden. Es ist erkennbar, dass der Anteil der (durch die hohe gewählte  $CO_2$ -Steuer) am günstigsten auftretenden Wärmepumpe für zunehmende Werte von  $F_W$  stark zunimmt, während die anderen, mehr oder weniger gleichsam ungünstigen Technologien stetig in ihren Anteilen fallen. Deutlich erkennbar ist auch der Effekt des für Heizöl höheren spezifischen  $CO_2$ -Emissionensfaktors sowie des höheren Preises, der über den Hebel der  $CO_2$ -Besteuerung das Heizöl noch unter Gastherme und Fernwärme fallen lässt. Auch übersteigt der Anteil der Fernwärme für hohe  $F_W$  den der Gastherme, da für Fernwärme ein geringerer Emissionsfaktor angenommen wird.

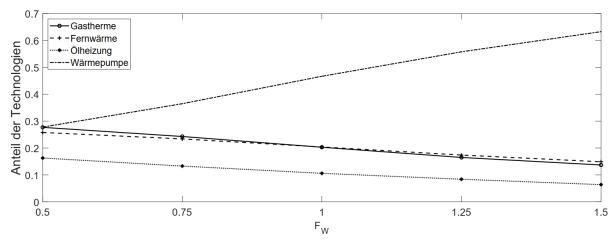


Abbildung 5: Sensitivitätsanalyse des Wirtschaftlichkeitsparameters F<sub>W</sub>

**Variation des Trendparameters:** Für die Variation des Trendparameters wurden die in Tabelle 4 aufgeführten Trendfaktoren angesetzt. Zu erwarten wäre für steigende Werte von  $F_U$ , dass sich die Technologien mit dem niedrigeren Trendfaktor, Fernwärme und Wärmepumpe, gegenüber Gastherme und Ölheizung durchsetzen. Diese Entwicklung ist in Abbildung 6 deutlich erkennbar.

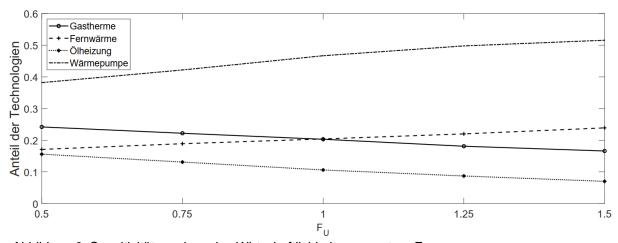


Abbildung 6: Sensitivitätsanalyse des Wirtschaftlichkeitsparameters F<sub>U</sub>

**Variation des Trendfaktors:** Der Trendfaktor ist nicht in Abhängigkeit physikalischer oder wirtschaftlicher Gegebenheiten formuliert, sondern soll die irrationale, unökonomische Komponente des Verhaltens der Agenten repräsentieren. Aufgrund dessen wird er in die Sensitivitätsanalyse miteingeschlossen. Für konstante Modellparameter  $F_W$ ,  $F_U$ , c werden zwei Trends modelliert: Einmal ein Drang der Verbraucher zu umweltfreundlichen, sauberen Technologien und einmal eine Verharrung im aktuellen Status Quo, ein Beibehalten der als altbewährt geltenden Technologien, allen voran der Gastherme. Die jeweiligen Trendfaktoren entwickeln sich, wie auch Preise und teilweise Emissionsfaktoren, über den simulierten Zeitraum. Die resultierenden Wertebereiche sind für beide Trends in Tabelle 5 aufgeführt. Abbildung 7 zeigt, dass sich durch Anpassen des Trendfaktors unabhängig von ökonomischen Größen bei Bedarf völlig verschiedene Szenarien erstellen lassen.

Tabelle 5: Trendfaktoren für die untersuchten Trends

Trendfaktoren	Wert "Umweltbewusst"	Wert "Status quo"
Gastherme	2,4 9,4	1,33,3
Fernwärme	2,2 1,9	3,83,6
Ölheizung	3,011,7	1,85,2
Wärmepumpe	1,7 1,5	5,75,0

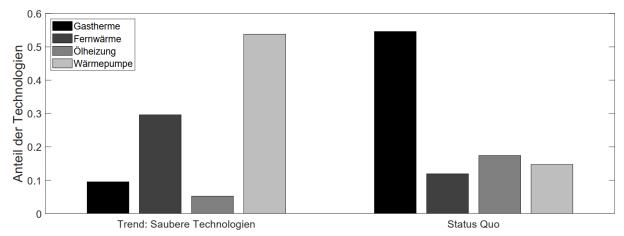


Abbildung 7: Sensitivitätsanalyse des Trendfaktors U

Variation des Trägheitsexponenten: Die letzte Analyse befasst sich mit dem Einfluss der "Trägheit" der Agenten. Der Exponent c führt gemäß Gleichung 5 für gegen Null laufende Werte zu einer geringeren Entscheidungsfreudigkeit der Verbraucher-Agenten. Dieser Zusammenhang lässt sich in Abbildung 8 gut daran erkennen, dass für betragsmäßig steigende Werte |c| die Technologieverteilung auseinanderdriftet. Von Ausgangszustand 2018 kommend, in welchem kaum Wärmepumpen im Einsatz sind, nimmt deren Anteil stetig zu, Selbiges gilt in abgeschwächter Form für die Fernwärme. Die vormals stark vertretenen Technologien Gastherme und Ölheizung fallen mit steigendem |c| immer weiter ab. Die Bereitschaft der Agenten, einen Technologiewechsel zu vollziehen, ist somit deutlich erkennbar.

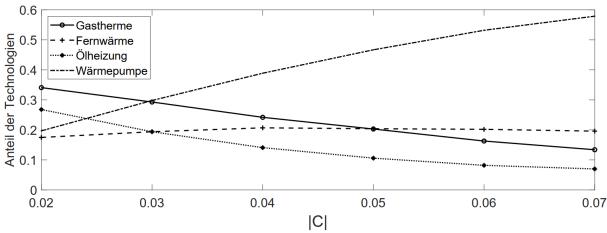


Abbildung 8: Sensitivitätsanalyse des Trägheitsexponenten c

#### **Fallstudie**

Als Anwendungsfall werden im Folgenden drei verschiedene Szenarien betrachtet. Jedes der Szenarien nimmt eine andere Entwicklung der CO<sub>2</sub>-Steuer im Privatbereich an. Infolge dieser verschiedenen Preisentwicklungen werden die Agenten jeweils ein anderes Verhalten hinsichtlich ihrer Technologiewechsel aufweisen. Die drei betrachteten CO<sub>2</sub>-Preis-Szenarien sind wie folgt definiert:

- "Low": Wie von der Bundesregierung beschlossen von 2021 mit 25€/t jährlich um 10€/t steigend bis 2025 (55€/t). Von dort Stagnation des Preises bis 2050
- "Medium": Ab 2025 wird eine jährliche Steigerung um 7.5€/t angenommen. Der Preis im Jahre 2050 beträgt 242,5€/t.
- "High": Es wird eine starke Steigerung von 15€/t ab 2025 angenommen, sodass der Preis für 2050 495€/t beträgt.

Die Preisverläufe in den Szenarien sind in Abbildung 9 abgebildet.

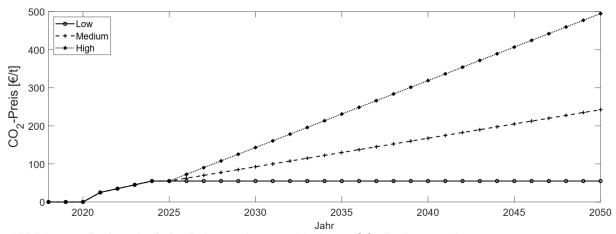


Abbildung 9: Preisverläufe im Rahmen der verschiedenen CO2-Preisszenarien

Um eine Vergleichbarkeit der Szenarien zu gewährleisten, werden alle anderen Parameter konstant gehalten. Für alle Technologien, welche nicht unter die Betrachtung dieser Arbeit fallen, wurden die Parameter so gesetzt, dass kein Wechsel zu einer anderen Technologie stattfindet. Eine Auflistung der Modellparameter ist im Anhang A aufgeführt. Die im Folgenden präsentierten Ergebnisse für den Stromund Wärmesektor im Privatbereich sind durch die konstanten Modellparameter von Wechselwirkungen mit anderen Technologien isoliert und sämtliche Unterschiede zwischen den Szenarien sind nur vom jeweiligen CO<sub>2</sub>-Preis sowie den Schwankungen infolge des modellinternen Zufallszahlengenerators abhängig. Letztere sind der stochastischen Natur des MDPs zu verdanken, können jedoch als vernachlässigbar gering betrachtet werden.

Ergebnisse für das Zieljahr 2050: Tabelle 6 stellt die Ergebnisse für die jeweiligen Szenarien im Zieljahr 2050 im Vergleich zum Referenzjahr 2018 dar. Für die Fallstudie wurde der Exponent des Trägheitsfaktors mit c = -0.09 relativ hoch gewählt, was zur Folge hat, dass die Agenten sich sehr entscheidungsfreudig verhalten. Aus diesem Grund sind in allen Szenarien nicht nur starke Veränderungen bei den Heiztechnologien, sondern auch sehr hohe Sanierungsraten und ein quasi vollständiger Ausbau aller PV-Dachflächenpotentiale zu beobachten. Das Vorhandensein einer PV-Installation erhöht für einen Agenten die Wahrscheinlichkeit, sich eine Wärmepumpe anzuschaffen. Aus diesem Grund sind in der Fallstudie die Zahlen für Wärmepumpen besonders markant steigend, während ebenfalls lukrative Fernwärme in ihrer Entwicklung nur geringfügig zunimmt. Das Vorhandensein von Netzinfrastrukturen wird im aktuellen Stand des Modells nicht berücksichtigt, was ebenfalls einen Nachteil für die Fernwärme darstellt. Weiterhin ist anzumerken, dass die Sparte "Bilanz Gesamtenergiebedarfe" nicht nur die Energiebedarfe für den Wärmesektor beschreibt, sondern den Energiebedarf, welcher durch alle Privat-Verbraucher verursacht wird, inklusive der Mobilität. Da, wie eingangs erwähnt, die restlichen Sektoren von jeglicher Entwicklung ausgenommen wurden, sind die Unterschiede jedoch allein auf den Bereich der Heiztechnologien und den PV-Zubau zurückzuführen. Die Anteile der Heiztechnologien in der Tabelle ergeben in Summe nicht ganz 100%, was daran liegt,

dass eine sehr unübliche, in den Realdaten jedoch vorkommende Kombination von Fernwärme und Gaskessel in der Fallstudie vernachlässigt wird.

Im Rahmen dieses optimistischen Szenarios lassen sich die Auswirkungen der unterschiedlichen CO<sub>2</sub>-Preisverläufe gut erkennen. Der Anteil der mit CO<sub>2</sub>-Emissionen verbundenen Technologien geht mit steigender CO<sub>2</sub>-Abgabe weiter zurück. Erdgas-Kessel verzeichnen einen starken Rückgang von ca. 24% im Low-Szenario bis hin zu 35% im High-Szenario. Noch stärker geht der Anteil an Ölheizungen zurück, welcher sich in den drei Szenarien nur noch zwischen ca. 7% und 3% bewegt. Die Begründung dafür sind einerseits der höhere spez. Emissionsfaktor von Heizöl, zum anderen die schwächeren Trendfaktoren, vgl. Anhang A. Der Anteil an Fernwärme steigt indes um 5...6,5% gegenüber 2018. Den größten Zuwachs verzeichnet die Wärmepumpe mit 56...69% je nach Szenario.

Tabelle 6: Ergebnisse der verschiedenen CO<sub>2</sub>-Preisszenarien

PV-Anlagen	Ref. 2018	Low 2050	Medium 2050	High 2050
Anteil PV-Aufdach [%]	6	99,2	99,2	99,2
Installierte PV-Leistung [MW]	2	381	381	381
Erzeugung durch PV-Anlagen [MWh]	1672	317.685	317.726	317.463
Einspeisung durch PV-Anlagen [MWh]:	25	194.018	190.864	187.690
Heizungstechnologien & Sanierungsstand	Ref. 2018	Low 2050	Medium 2050	High 2050
Anteil Gas-Kessel [%]	44,6	20,1	14,2	9,1
Anteil Fernwärme [%]	8,4	13,3	14,7	14,9
Anteil Heizöl [%]	40,7	6,8	4,8	3,3
Anteil Wärmepumpe [%]	1,7	57,8	64,4	71,0
Sanierungsstand [%]	30,6	86,54	86,47	86,84
Installierte th WP-Leistung [MWth]	1	208	230	259
Thermische Arbeit durch WP [MWhth]	4086	415.691	460.283	517.821
Installierte el. WP-Leistung [MWel]	1	104	115	129
Elektrischer Bedarf durch WP [MWhel]	1154	117.402	129.996	146.247
Bilanz Gesamtenergiebedarfe	Ref. 2018	Low 2050	Medium 2050	High 2050
Strombedarf [MWh]	243.573,1	386.989,2	403.229,0	423.207,8
Netzsaldo el. [ <i>MWh</i> ]	241.926,1	61.424,0	77.616,0	97.881,0
Methanbedarf [MWh]	679.241,2	260.140,1	171.165,0	146.594,1
Fernwärmebedarf [MWh]	150.396,1	113.507,4	126.516,0	145.642,0
Heizölbedarf [ <i>MWh</i> ]	786.488,1	54.297,4	38.098,4	35.322,8

Einfluss der CO<sub>2</sub>-Preise auf die Energiekosten: Neben den Trendfaktoren. welche durch einen Gewichtungsfaktor von  $F_U = 1$  in der Fallstudie in ihrem Einfluss begrenzt werden, spielen vor allem wirtschaftliche Aspekte (mit  $F_W$ = 1,8) eine Rolle bei der Entwicklung der Technologien. Tabelle 7 zeigt die Entwicklung der Energiepreise in den verschiedenen Szenarien. Es wird angenommen, dass der Emissionsfaktor des bundesweiten Strommixes durch Zunahme an erneuerbaren auf 150 g/kWh fällt, was eine eher konservative Annahme ist. Für Fernwärme im Betrachtungsgebiet wird für das Jahr 2050 ein Emissionsfaktor von 72,8 g/kWh angenommen. Diese Annahmen wurden getroffen, um die Einflüsse verschiedener CO<sub>2</sub>-Bepreisungen abbilden zu können und gleichzeitig eine einigermaßen faire Konkurrenzsituation zwischen Fernwärme und Wärmepumpen herstellen zu können (ungeachtet der Trendfaktoren). Rein durch Solarthermie und Biogas- oder Biomassekessel gespeiste Fernwärmenetze wären von steigenden CO2-Abgaben nicht betroffen und würden sich somit bei steigender CO<sub>2</sub>-Steuer stark durchsetzen. Ohne eine Berücksichtigung lokaler Netzinfrastrukturen ist entsprechender am einfachsten über Annahmen Emissionsfaktoren auszubalancieren. Gut sichtbar werden die Verhältnisse, wenn die Energiepreise auf die Nutzenergie bezogen, also mit den Effizienzen der Anlagen verrechnet werden, vgl. Abbildung 10. Hier ist deutlich zu erkennen, dass die Wärmepumpe in allen Fällen am günstigsten ist. Fernwärme setzt sich aufgrund

des geringeren Emissionsfaktors bei steigenden Preisen gegenüber Erdgas und Heizöl durch, kann jedoch nicht gegen den Preisvorteil der Wärmepumpe

rabono 7. En maco	aci CC <sub>2</sub> CEcilario	n auf die Energiepreise

Energiepreise 2050 [€/kWh]	ohne CO <sub>2</sub> -Abgabe	Low	Medium	High
Strompreis Privat	0,3167	0,3262	0,3533	0,3914
Strompreis Privat WP-Tarif	0,2280	0,2375	0,2646	0,3027
Erdgaspreis Privat	0,0704	0,0829	0,1189	0,1694
Fernwärmepreis Privat	0,0892	0,0937	0,1068	0,1252
Heizölpreis Privat	0,0798	0,0964	0,1443	0,2114

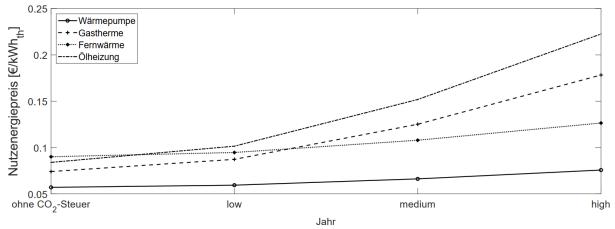


Abbildung 10: Energiepreise bezogen auf thermische Nutzenergie in den CO<sub>2</sub>-Preisszenarien

ankommen. Erdgas und Heizöl verlaufen sehr ähnlich, wobei Erdgas gemäß dem geringeren Emissionsfaktor unterhalb der Kurve des Heizöls liegt.

Entwicklung des Energiesystems: Neben den Zielzuständen der jeweiligen Szenarien im Jahre 2050 können auch die Entwicklungen der Anteile der verschiedenen Technologien bis dorthin betrachtet werden. Das Verhalten der Agenten zeichnet sich in den Verläufen der unterschiedlichen Anteile ab. Die in den verschiedenen Szenarien konstant bleibenden Verläufe der Anteile von PV-Aufdachinstallationen und sanierten Gebäuden sind in Abbildung 11 dargestellt. Für die Entwicklung des Anteils von PV-Installationen wurde kein linearer Verlauf für den Trendfaktor angenommen. Um den S-Kurvenverlauf, wie er in Diffusionsmodellen wie bspw. dem Modell von BASS auftritt, nachzuempfinden, wurde hier ein zunächst steigender und ab ca. 2035 wieder fallender Verlauf für den Trendfaktor gewählt<sup>13</sup>. Das Ergebnis einer solchen Gestaltung des Trendfaktors zeigt, dass das Verhalten der Agenten auch nichtlinear gestaltet werden kann - der Zubau von PV-Installationen beginnt ab dem Jahr 2030 zu fallen und kommt gegen Ende des Zeitraums beinahe zum Erliegen. Dies ist jedoch zusätzlich der abnehmenden Anzahl von Verbrauchern geschuldet, welche noch eine Chance haben, zur Technologie Photovoltaik zu wechseln. Somit können grundlegende Abweichungen von rein ökonomischem Verhalten bewirkt werden. Dasselbe Prinzip wurde in abgeschwächter Form für die Sanierungsrate angewendet.

18

<sup>&</sup>lt;sup>13</sup> Aufgrund der hohen Wirtschaftlichkeit von PV-Installation fehlt jedoch die sonst typische "Anlaufphase".

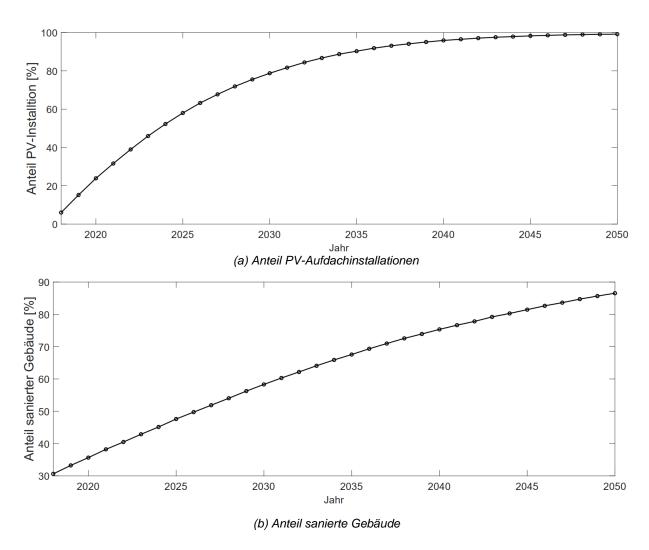


Abbildung 11: Entwicklung der Anteile von PV-Aufdachinstallationen und sanierten Gebäuden

Für die Heiztechnologien wurden linear fallende bzw. linear steigende Trendfaktoren für die fossilen Technologien bzw. Fernwärme und Wärmepumpen gewählt, vgl. Anhang A. Diese Einflussfaktoren sollen ein zunehmendes Umweltbewusstsein in der Bevölkerung abbilden. Dies begünstigt in allen Fällen eine starke Zunahme letztgenannten Technologien. In Abhängigkeit der verschiedenen CO2-Preisentwicklungen ergeben sich dennoch quantitativ unterschiedliche Entwicklungen der Anteile der Heizungstechnologien, vgl. Abbildung 12. Die Verläufe ähneln sich qualitativ stark, es ist jedoch erkennbar, dass vor allem die Entwicklung von Wärmepumpen- und Gasthermenanteil unterschiedlich verlaufen. Mit steigender Bepreisung setzen sich die günstigeren Energiepreise der Wärmepumpe intensiver durch, sodass die Agenten häufiger und früher von ihren jeweiligen Technologien zu ihnen wechseln. Dadurch ergeben sich die unterschiedlich steilen Kurvenverläufe, wie sie in Abbildung 13 zu erkennen sind. Im Gegenzug sinken die Anteile von Gasthermen und Ölheizungen früher und in Summe stärker ab. Die Fernwärme verzeichnet in den Szenarien bei steigenden CO2-Preisen ebenfalls eine stärkere positive Entwicklung, bleibt jedoch quantitativ gesehen aus genannten Gründen in einem relativ niedrigen Wertebereich.

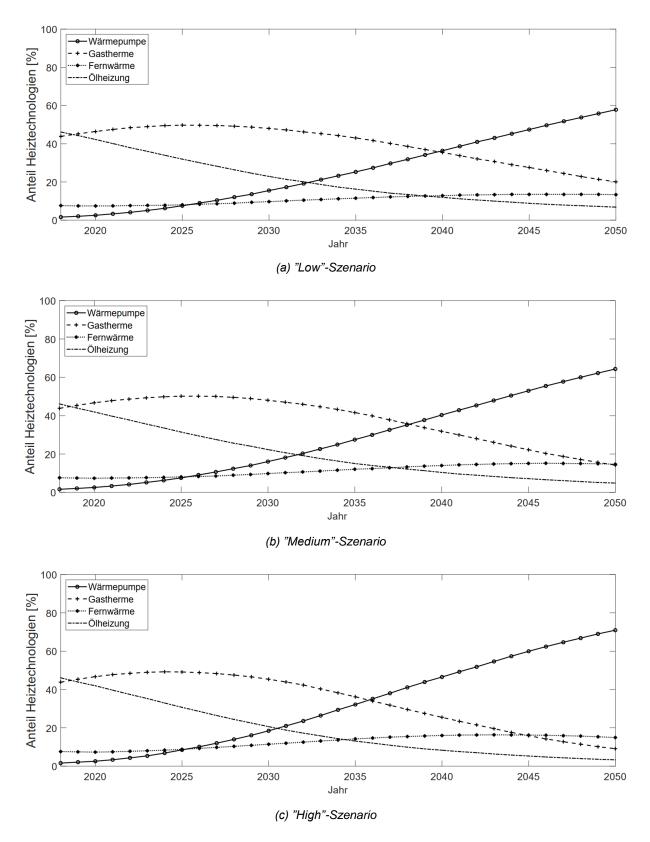


Abbildung 12: Entwicklung der Anteile der Heizungstechnologien in den verschiedenen Szenarien

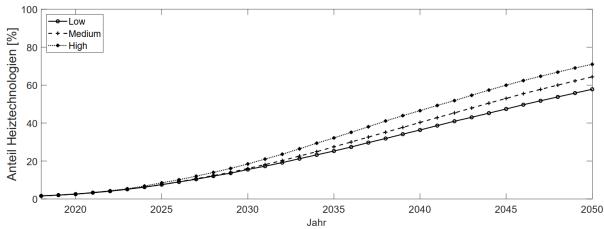


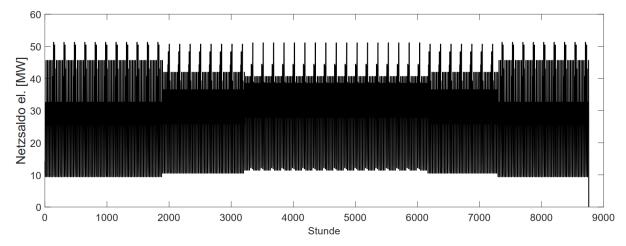
Abbildung 13: Entwicklung des Anteils von Wärmepumpen in den verschiedenen Szenarien

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass die Effekte der vier Stellschrauben des vorgestellten Verbrauchermodells folgende Einflüsse auf den zeitlichen Verlauf (und im Resultat auch auf den Endzustand der Simulation) haben:

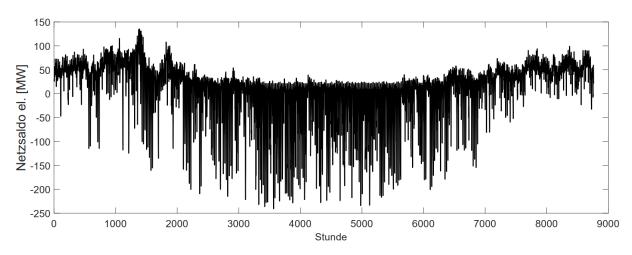
- 1. Die Trägheit y(i) kann variiert werden, um den grundlegenden Aktivitätsgrad der Agenten zu erhöhen oder zu verringern.
- 2. Die Technologiekosten p(i) bieten sich am ehesten dazu an, reale Preisprognosen in die Modellierung einzubinden. Über sie gestaltet sich das Konkurrenzverhältnis zwischen den einzelnen Technologien innerhalb eines Sektors.
- 3. Die Trendfaktoren können verwendet werden, um Agenten unabhängig von ökonomischen Gesichtspunkten ein gewisses Verhalten zuzuschreiben, bspw. "eher umweltfreundlich" oder "eher fossilen Technologien zugeneigt". Dieses Verhalten kann zeitlich variabel gestaltet werden.
- 4. Die Gewichtungsfaktoren dienen dazu, den Einfluss von Kosten- und Trendfaktoren zu variieren. Zudem kann, wie erwähnt, der für den Heizwärme-Sektor eingeführte Gewichtungsfaktor  $F_W$  für andere Sektoren sinnvollerweise wieder in zwei Faktoren für Energiekosten ( $F_p$ ) einerseits und Technologieeffizienz ( $F_p$ ) andererseits aufgesplittet werden.

Auswirkung auf die zeitliche Dynamik im Energiesystem: Die Auswirkungen der Technologiewechsel der Agenten können anhand der elektrischen Lastprofile untersucht werden. Wie Abbildung 14 zeigt, wurden für den Stand 2018 Jahreszählerdaten mit dem Standardlastprofil HO verrechnet. Dieser Ansatz lässt sich aufgrund der noch geringen Anzahl an PV-Installationen, E-PKW und Wärmepumpen für den Stand 2018 rechtfertigen. Für die einzelnen Agenten im Jahre 2050 werden jedoch einzelne Jahressimulationen durchgeführt, um die deutlich volatilere Dynamik im elektrischen Netz zu berücksichtigen. Innerhalb des Betrachtungsgebiet wird nicht zwischen den einzelnen Teilnetzen und Spannungsebenen differenziert ("Kupferplatte"), was angesichts der Tatsache, dass die vorliegende Studie sich auf Privathaushalte beschränkt, keine allzu große Abstraktion darstellt.

Durch die Vielzahl an PV-Installationen sind in der Sommerzeit Einspeisepeaks von in Summe bis zu 240 MW zu erwarten. Der Verlauf der Summenertragskurve der dezentralen PV-Installationen zeichnet sich im unteren Diagramm (mit negativem Vorzeichen) in 14 in Form Rückeinspeisungen ab. Oberhalb der Nulllinie ist in den kalten Jahreszeiten der verstärkte Netzbezug der Wärmepumpen zu erkennen. Der zeitliche Verlauf von Verbrauch und Einspeisung verläuft über das gesamte Jahr hinweg deutlich chaotischer, mit Ausschlägen in Einspeisung und Netzbezug, die betragsmäßig deutlich über heutigen zu erwartenden Spitzenwerten liegen. Das hier vorgestellte Szenario ist zwar ein eher extremes, jedoch kein völlig auszuschließendes. Auch ein nur halb so stark ausfallender Zubau an PV-Installationen und Wärmepumpen würde hohe Anforderungen an zukünftige Netze stellen. Gleichzeitig ist ein solches System jedoch deutlich emissionsärmer im Betrieb und nimmt den Energieversorger durch die dezentrale Stromerzeugung ein Stück weit aus der Pflicht, die elektrischen und thermischen Bedarfe der Zukunft rein zentralisiert decken zu müssen.



(a) Netzsaldo nach Standardlastprofil H0, Stand 2018



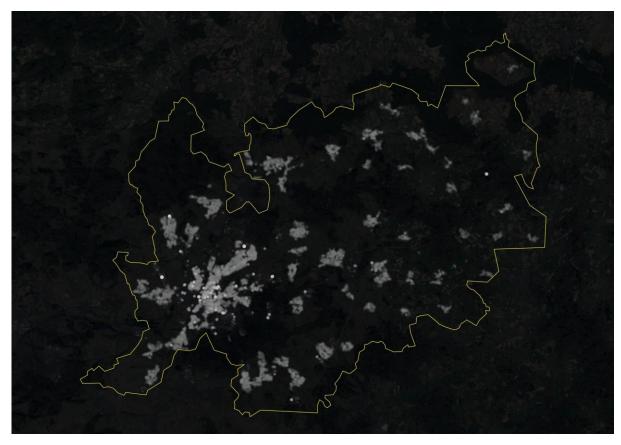
(b) Netzsaldo nach Verbrauchersimulation Stand 2050, "High"-Szenario

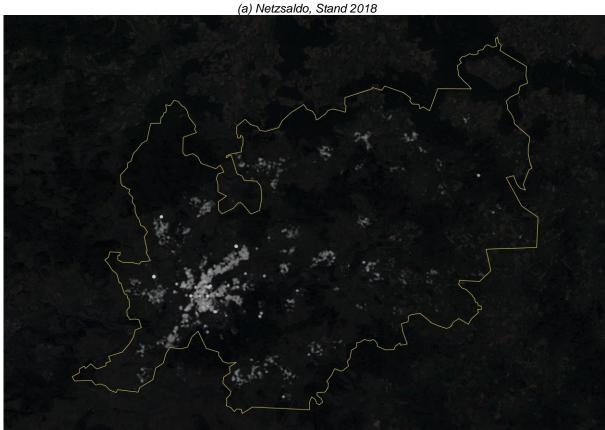
Abbildung 14: Elektrischer Netzsaldo im Vergleich

Auswirkung auf die räumliche Bedarfsaufteilung im Energiesystem: Neben der zeitlichen Ebene bietet sich aufgrund der Verfügbarkeit von Koordinaten auch eine räumliche Betrachtung des resultierenden Energiesystems an. Abbildungen 15 und 16 zeigen die Gegenüberstellung der räumlichen Bedarfe als Jahressummen im elektrischen und im thermischen Sektor. Im linken Drittel des eingerahmten Betrachtungsraumes befindet sich die Stadt Gießen (urban) sowie angeschlossene Stadtteile (suburban), in den rechten zwei Dritteln der ländliche Raum mit einzelnen Dörfern. Für das elektrische Netz wird der Netzsaldo, also abzüglich Einspeisung, gezeigt. Für den thermischen Bereich wird die Summe aller thermischen Energiebedarfe, welche über Erdgas, Ölheizung oder Fernwärme gedeckt werden müssen, gezeigt. Die Summenwerte sind jeweils in Tabelle 6 aufgeführt.

An den Abbildungen 15 und 16 lässt sich erkennen, dass der elektrische Netzsaldo, welcher vorher auch im Umland noch deutlich zu erkennen ist, sich bei einer starken PV-Zubaurate zunehmend auf den urbanen und suburbanen Raum konzentriert. Während im ländlichen Raum die Bevölkerungsdichte geringer ist, ist dort im Mittel ein ähnliches Dachflächenpotential vorhanden. Somit zeichnet sich, auch bei massivem Zubau von Wärmepumpen, eine Konzentration des verbleibenden Strombedarfs in den dichter besiedelten Gebieten ab, da die Verbraucher im ländlichen Raum einen höheren Autarkiegrad erreichen, sofern ein ausreichender Anteil an PV-Installationen Batteriespeicher beinhaltet. Dieser Effekt trifft auch für Szenarien mit einem starken Zubau von E-Mobilität zu, da nicht die speziellen Technologiewechsel der einzelnen Agenten der Auslöser sind, sondern, bei gleichmäßig erfolgendem PV-Zubau, das kippende Verhältnis von Einwohnern zu Solarertrag zwischen städtischen und ländlichen Regionen.

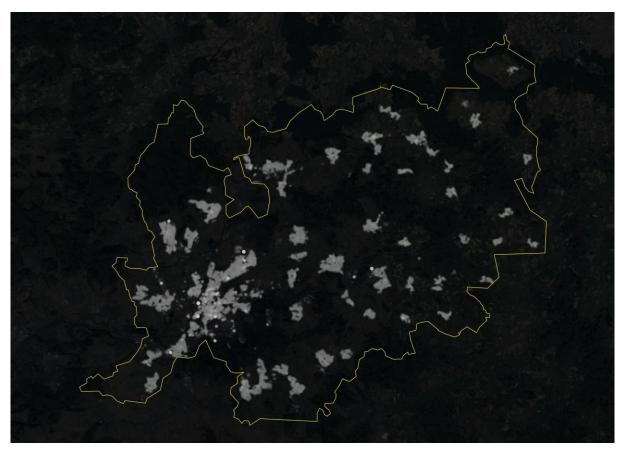
Stellt man im GIS diejenige Verbrauchergruppe dar, welche über keine Wärmepumpe verfügt, zeichnet sich ab, wie drastisch der Bedarf an sowohl Erdgas, Heizöl oder sonstigen Energieträgern, als auch Fernwärme sinkt, wenn es zu einem großflächigen Zubau von Wärmepumpen kommt. Auch im Wärmesektor findet eine starke Reduzierung des thermischen Endenergiebedarfs (exkl. WP) im ländlichen Raum statt, sodass eine Absatzdichte für Fernwärmenetze eher im urbanen und suburbanen Raum gegeben ist.

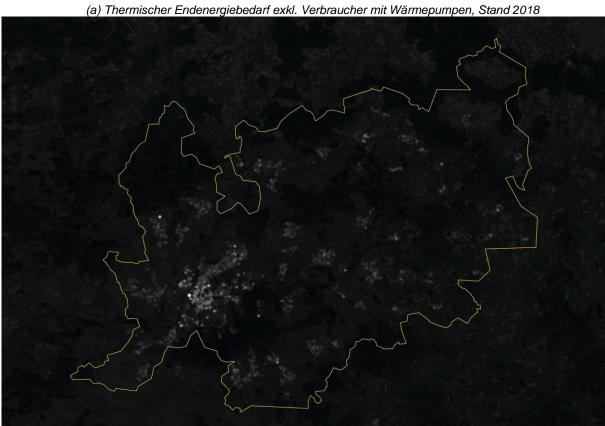




(b) Netzsaldo, Stand 2050, "High"-Szenario

Abbildung 15: Elektrischer Netzsaldo im GIS: Im linken Drittel liegt die Stadt Gießen mit angeschlossenen Stadtteilen, in den rechten zwei Dritteln der ländliche Raum mit einzelnen Dörfern.





(b) Thermischer Endenergiebedarf exkl. Verbrauchern mit Wärmepumpen, Stand 2050, "High"-Szenario

Abbildung 16: Thermischer Endenergiebedarf der Agenten im GIS exklusive Verbraucher mit Wärmepumpen

#### **Diskussion und Fazit**

Das in dieser Studie vorgestellte Modell zur Verbrauchersimulation ermöglicht eine zeitlich und räumlich hochaufgelöste Simulation und Analyse von agentenbasierten Energiesystemen. Das Verhalten der einzelnen Agenten kann über verschiedene Modellparameter in Abhängigkeit von ökonomischen und nicht-ökonomischen Gesichtspunkten gestaltet werden. Die Berücksichtigung von Technologiepreisen und -effizienzgrößen, CO<sub>2</sub>-Bepreisungen und frei gestaltbaren Trendfaktoren ermöglichen die Entwicklung detaillierter Energieszenarien im Kontext technischer, wirtschaftlicher, gesellschaftlicher und politischer Rahmenbedingungen.

Das Modell unterliegt im aktuellen Stand jedoch einigen Einschränkungen. Es werden keine lokalen Ausprägungen wie netz-infrastrukturelle Gegebenheiten oder beispielsweise soziale Milieus berücksichtigt. Zudem wird in der Bildung von Summenlastprofilen oder Zeitreihen bezüglich Netzlast oder -einspeisung nicht zwischen den unterschiedlichen Spannungsebenen unterschieden. Weiterhin ist das Modell im Rahmen dieser Studie nicht anhand historischer Daten kalibriert worden, sodass die vorgestellten Energieszenarien als rein exemplarisch zu verstehen sind. Die Methodik soll vielmehr dazu dienen, auf Wunsch verschiedene Randbedingungen vorzugeben und zu analysieren, wie die Agenten innerhalb des Systems über längere Zeiträume darauf reagieren. In diesem Sinne versucht die vorliegende Studie weniger, eine Prognose abzugeben, sondern vielmehr, eine differenzierte Plattform für detaillierte hypothetische Betrachtungen vorzustellen. Die Methodik ist prinzipiell auf beliebige andere Untersuchungsgebiete mit entsprechender Datenbasis übertragbar.

Aus den Ergebnissen der Energieszenarien können Rückschlüsse auf zukünftige Anforderungen an Netzinfrastrukturen gezogen werden. Eine Abschätzung der räumlichen und zeitlichen Ausprägung zukünftiger thermischer und elektrischer Energiebedarfe unter verschiedenen Randbedingungen kann sich für die Planung künftiger Netzinfrastrukturen als hilfreich erweisen. Im vorgestellten Szenario wird beispielsweise ersichtlich, dass bei einer starken Zunahme an dezentraler Photovoltaik und Wärmepumpen infolge von hohen CO<sub>2</sub>-Besteuerungen Fernwärmenetze im ländlichen Bereich kaum noch in größeren Ausführungen sinnvoll sein mögen, wohl aber noch in dichter besiedelten Bereichen des Betrachtungsraumes. Weiterhin kann in ländlichen Räumen mit hoher Wärmepumpendichte die Effektivität und Rentabilität kalter Nahwärmenetze anhand unterschiedlicher Szenarien überprüft werden. Das elektrische Netz wird zeitweise große Mengen an Rückeinspeisungen bewältigen müssen, was Potential für sektorkoppelnde Maßnahmen auf Netzebene und Demand-Side-Management eröffnet. Nicht zuletzt kann anhand solcher Betrachtungen auch ein zukünftiger Anlagenpark auf der Erzeugerseite zumindest grob dimensioniert werden.

Diese Gedanken sind aus planerischer Sicht nicht neu, eine detaillierte Grundlage für vorgenannte Betrachtungen anhand eines konkreten Untersuchungsgebietes eröffnet jedoch die Möglichkeit deutlich präziserer Einschätzungen und offenbart gegebenenfalls Zusammenhänge, die bei der Transformation von Energiesystemen hilfreich sein können.

#### Literatur

- [1] C. Kost, S. Shammugam, V. Jülich, H.-T. Nguyen, and T. Schlegl, "Levelized Cost Of Electricity Renwable Energy Technologies," Fraunhofer ISE, Tech. Rep., 2018.
- [2] International Renewable Energy Agency, "Power Generation Costs," International Renewable Energy Agency, Tech. Rep., 2021.
- [3] I. Todorovic, "EU's CO2 certificates climb above EUR 48 per ton to all-time high," Balkan Green Energy News, Online, Apr. 2021. [Online]. Available: https://balkangreenenergynews.com/ eus-co2-certificates-climb-above-eur-48-per-ton-to-all-time-high/
- [4] "CO2 price in Germany: What can we expect?" ista. [Online]. Available: https://www.ista.com/corporate/ company/content-world/co2-price-in-germany-what-can-we-expect/
- [5] E. Asen, "Carbon Taxes in Europe 2020," Online, Tax Foundation. [Online]. Available: https: //taxfoundation.org/carbon-taxes-in-europe-2020
- [6] IRENA, "IRENA Cost and competitiveness indicators: rooftop solar pv," International Renewable Energy Agency, Abu Dhabi, Tech. Rep., 2017.
- [7] "Renewable Capacity Statistics," IRENA, Tech. Rep., 2020.
- [8] M. Motyka, "Renewable Energy and Industry Outlook," Deloitte, Tech. Rep., 2021.
- [9] L. Suganthi and A. A. Samuel, "Energy models for demand forecasting A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 16, no. 2, pp. 1223–1240, feb 2012.
- S. [10] C. Heaps, J. Veysey, Ulloa, and Τ. Binnington, "Low Platform," **Emissions** Analysis Stockholm Environment Institute. [Online]. Available: https://www.sei.org/projects-and-tools/tools/ leap-long-range-energy-alternatives-planningsystem/
- [11] "The Market Allocation (MARKAL) Model," Energy Technology Systems Analysis Program (ETSAP).
  [Online]. Available: https://iea-etsap.org/index.php/etsaptool/model-generators/markal
- [12] "The Integrated MARKAL-EFOM System," Energy Technology Systems Analysis Program (ETSAP).
  [Online]. Available: https://iea-etsap.org/index.php/etsaptool/model-generators/times
- [13] L. G. Swan and V. I. Ugursal, "Modeling of end-use energy consumption in the residential sector: A review of modeling techniques," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2009.
- [14] M. Kavgic, A. Mavrogianni, D. Mumovic, A. Summerfield, Z. Stevanovic, and M. Djurovic-Petrovic, "A review of bottom-up building stock models for energy consumption in the residential sector," *Building and Environment*, vol. 45, no. 7, pp. 1683–1697, jul 2010.
- [15] F. Scheller, S. Johannig, and T. Bruckner, "A review of designing empirically grounded agent-based models of innovation diffusion: Development process, conceptual foundation and research agenda," *Contributions of the Institute for Infrastructure and Resources Management, University of Leipzig*, 2019.
- [16] M. D. P. Coelho, J. T. Saraiva, G. Konzen, M. C. Araujo, and A. J. C. Pereira, "Modelling the Growth of DG Market and the Impact of Incentives on its Deployment: Comparing Fixed Adoption and System Dynamics Methods in Brazil," *IEEE Milan Power Tech*, 2019.
- [17] W. Labeeuw and G. Deconinck, "Residential Electrical Load Model Based on Mixture Model Clustering and Markov Models," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2013.
- [18] H. M. Al-Hamadi and S. A. Soliman, "Long-term/mid-term electric load forecasting based onshort-term correlation and annual growth," *Electric Power Systems Research*, 2005.

- [19] H. Zhou, W. Wang, and W. Niu, "Forecast of Residential Energy Consumption Market Based on Grey Markov Chain," 2008.
- [20] N. ming Xie, C. qing Yuan, and Y. jie Yang, "Forecasting China's energy demand and self-sufficiency rate by grey forecasting model and Markov model," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 66, pp. 1–8, mar 2015.
- [21] M. Nijhuis, M. Gibescu, and J. F. G. Cobben, "Bottom-up Markov Chain Monte Carlo approach for scenario based residential load modelling with publicly available data," *Energy and Buildings*, vol. 112, pp. 121–129, jan 2016.
- [22] Z. Tieyan, L. Hening, H. Qian, K. Xuan, G. Shengyu, Y. Xiaochen, and H. Huan, "Integrated Load Forecasting Model of Multi-Energy System Based on Markov Chain Improved Neural Network," *International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*, 2019.
- [23] F. J. McLoughlin, A. Duffy, and M. Conlon, "The Generation of Domestic Electricity Load Profiles through Markov Chain Modelling," 2010.
- [24] V. Rai and A. D. Henry, "Agent-based modelling of consumer energy choices," *Nature Climate Change*, vol. 6, no. 6, pp. 556–562, may 2016.
- [25] T. Filatova, P. H. Verburg, D. C. Parker, and C. A. Stannard, "Spatial agent-based models for socio-ecological systems: Challenges and prospects," *Environmental Modelling & Software*, vol. 45, pp. 1–7, jul 2013.
- [26] S. A. Robinson and V. Rai, "Determinants of spatio-temporal patterns of energy technology adoption: An agent-based modeling approach," *Applied Energy*, vol. 151, pp. 273–284, aug 2015.
- [27] A. Adepetu, A. Alyousef, S. Keshav, and H. de Meer, "Comparing solar photovoltaic and battery adoption in Ontario and Germany: an agent-based approach," *Energy Informatics*, vol. 1, no. 1, jul 2018.
- [28] Z. Sun and D. Müller, "A framework for modeling payments for ecosystem services with agent-based models, Bayesian belief networks and opinion dynamics models," *Environmental Modelling & Software*, vol. 45, pp. 15–28, 2013.
- [29] L. X. Hesselink and E. J. L. Chappin, "Adoption of energy efficient technologies by households Barriers, policies and agent-based modelling studies," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 99, pp. 29–41, jan 2019.
- [30] S. Dharshing, "Household dynamics of technology adoption: A spatial econometric analysis of residential solar photovoltaic (PV) systems in Germany," *Energy Research & Social Science*, vol. 23, pp. 113–124, jan 2017.
- [31] H. Zhang, Y. Vorobeychik, J. Letchford, and K. Lakkaraju, "Data-Driven Agent-Based Modeling, with Application to Rooftop Solar Adoption," *Electrical Engineering and Computer Science*, 2016.
- [32] Y. Shimoda, Y. Yamaguchi, T. Okamura, A. Taniguchi, and Y. Yamaguchi, "Prediction of greenhouse gas reduction potential in Japanese residential sector by residential energy end-use model," *Applied Energy*, vol. 87, no. 6, pp. 1944–1952, jun 2010.
- [33] I. Sartori, B. J. Wachenfeldt, and A. G. Hestnes, "Energy demand in the Norwegian building stock: Scenarios on potential reduction," *Energy Policy*, 2009.
- [34] R. McKenna, E. Merkel, D. Fehrenbach, S. Mehne, and W. Fichtner, "Energy efficiency in the German residential sector: A bottom-up building-stock-model-based analysis in the context of energy-political targets," *Building and Environment*, vol. 62, pp. 77–88, apr 2013.
- [35] H. Yophy, B. Y. Jeffrey, and P. Chieh-Yu, "The long-term forecast of Taiwan's energy supply and demand: LEAP model application," *Energy Policy Vol. 39*, 2011.
- [36] R. V. Kale and S. D. Pohekar, "Electricity demand and supply scenarios for Maharashtra (India) for 2030:

- An application of long range energy alternatives planning," Energy Policy, vol. 72, pp. 1–13, sep 2014.
- [37] M.-S. Tsai and S.-L. Chang, "Taiwan's 2050 low carbon development roadmap: An evaluation with the MARKAL model," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 49, pp. 178–191, sep 2015.
- [38] J. P. Gouveia, P. Fortes, and J. Seixas, "Projections of energy services demand for residential buildings:

  Insights from a bottom-up methodology," *Energy*, vol. 47, no. 1, pp. 430–442, nov 2012.
- [39] I. Ullah, R. Ahmad, and D. Kim, "A Prediction Mechanism of Energy Consumption in Residential Buildings Using Hidden Markov Model," *Energies*, 2018.
- [40] H. Meidani and R. Ghanem, "Multiscale Markov models with random transitions for energy demand management," *Energy and Buildings*, vol. 61, pp. 267–274, jun 2013.
- [41] U. Kumar and V. K. Jain, "Time series models (Grey-Markov, Grey Model with rolling mechanism and singular spectrum analysis) to forecast energy consumption in India," *Energy*, vol. 35, no. 4, pp. 1709–1716, apr 2010.
- [42] D. Akay and M. Atak, "Grey prediction with rolling mechanism for electricity demand forecasting of Turkey," *Energy*, 2007.
- [43] Stadtwerke Giessen AG, "[dataset] District heating network consumer data," Provided by Stadtwerke Giessen AG as part of the research project Kommun:E, 2019.
- [44] Mittelhessen Netz GmbH, "[dataset] Electricity and natural gas network consumer data," Provided by Mittelhessen Netz GmbH as part of the research project Kommun:E, 2019.
- [45] Hessian Administration for Ground Management and Geo-Information, "[dataset] Building footprint and DEM data," Provided by the Hessian Administration for Ground Management and Geo-Information as part of the research project Kommun:E, 2019. [Online]. Available: https://hvbg.hessen.de
- [46] "QGIS A free Open Source GIS," https://qgis.org/de/site/about/index.html.[Online]. Available: https://qgis.org/de/site/about/index.html
- [47] Hessian Ministry of Economics, Energy, Transport and Housing, "[dataset] LiDAR data," Provided by the Hessian Ministry of Economics, Energy, Transport and Housing as part of the research project Kommun:E, 2019. [Online]. Available: https://www.energieland.hessen.de/solar-kataster
- [48] Deutscher Wetterdienst, "Testreferenzjahre (TRY)," Online, 2017. [Online]. Available: https://www.dwd.de/ DE/leistungen/testreferenzjahre/testreferenzjahre.html?nn=507312
- [49] "[dataset] Google Earth Satellite Imagery." [Online]. Available: www.google.com/earth

# **Appendix**

# A Modellparameter und -konstanten für die CO2-Preisszenarien

Tabelle 8: Eingangsgrößen für die Sensitivitätsanalyse			
Preis ohne CO <sub>2</sub> -Steuer (Entwicklung 2018 bis 2050)	Wert (2018 - 2050)		
Strompreis Privat	0,27 − 0,3167 [€/kWh]		
Strompreis Privat WP-Tarif	0,1944 − 0,2280 [€/kWh]		
Erdgaspreis Privat	0,06 − 0,0704 [€/kWh]		
Fernwärmepreis Privat	0,076 − 0,0892 [€/kWh]		
Heizölpreis Privat	0,068 − 0,0798 [€/kWh]		
Effizienzfaktoren (Entwicklung 2018 bis 2050)	Wert (2018 - 2050)		
Photovoltaik	1		
Keine Photovoltaik	1		
Gastherme	1/0.95 = 1.05		
Fernwärme-Übergabestation (angenähert über 3K Grädigkeit)	1/0.99 = 1.01		
Ölheizung	1/0.95 = 1.05		
Wärmepumpe	1/4 = 0.25		
Trendfaktoren (Entwicklung 2018 bis 2050)	Wert (2018 - 2050)		
Photovoltaik	2,000 - 0,890		
Keine Photovoltaik	1,000 - 1,885		
Gastherme	1,500 - 3,306		
Fernwärme	3,000 - 2,814		
Ölheizung	2,000 - 5,150		
Wärmepumpe	7,000 - 6,358		
Gastherme mit PV	1,600 - 3,526		
Fernwärme mit PV	3,200 - 3,001		
Ölheizung mit PV	2,000 - 5,150		
Wärmepumpe mit PV	6,000 - 5,450		
Emissionsfaktoren (Entwicklung 2018 bis 2050)	Wert (2018 - 2050)		
Strom	0,40 - 0,151 [ <i>kg/kWh</i> ]		
Strom aus PV	0,000 [ <i>kg/kWh</i> ]		
Erdgas	0,200 [ <i>kg/kWh</i> ]		
Fernwärme 0,139 – 0,073 [kg			
Heizöl	0,266 [ <i>kg/kWh</i> ]		
Gewichtungsfaktoren	Wert		
Wirtschaftlichkeitsgewichtung F <sub>W</sub>	1,8		
Trend-Gewichtung $F_U$	1		