



Technische Universität München  
Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik  
Lehrstuhl für Energiewirtschaft und Anwendungstechnik

# **Modellierung von Zeitnutzungs-, Mobilitäts- und Energieprofilen zur Bestimmung der Potentiale von Energiemanagementsystemen in Haushalten**

Christian Kandler

Vollständiger Abdruck der von der Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik der Technischen Universität München zur Erlangung des akademischen Grades eines Doktor-Ingenieurs genehmigten Dissertation.

**Vorsitzender:** Prof. Dr.-Ing. Ralph Kennel  
**Prüfer der Dissertation:** 1. Prof. Dr.-Ing. Ulrich Wagner  
2. Prof. Dr.-Ing. Werner Lang

Die Dissertation wurde am 20.12.2016 bei der Technischen Universität München eingereicht und durch die Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik am

15.05.2017 angenommen.

## Danksagung

Eine wissenschaftliche Arbeit ist nie das Werk einer einzelnen Person, deshalb möchte ich mich an dieser Stelle bei all denjenigen bedanken, die mich während der Anfertigung dieser Dissertation unterstützt und motiviert haben.

Zuerst gebührt mein Dank Herrn Professor Dr.-Ing. Ulrich Wagner, welcher meine Doktorarbeit als Erstgutachter betreut und bewertet hat. Für die hilfreichen Anregungen, die konstruktive Kritik und die wissenschaftliche Freiheit bei der Erstellung dieser Arbeit möchte ich mich herzlich bedanken.

Ich danke ferner Herrn Professor Dr.-Ing. Werner Lang für die hilfsbereite Betreuung als Zweitgutachter sowie Herrn Professor Dr.-Ing. Ralph Kennel für die Übernahme des Prüfungsvorsitzes.

Ebenfalls möchte ich mich bei meinen Kollegen und Kolleginnen vom Lehrstuhl für Energiewirtschaft und Anwendungstechnik bedanken, die mir mit viel Geduld, Interesse und Hilfsbereitschaft zur Seite standen. Besonders hervorheben möchte ich dabei Peter Tzscheutschler, Patrick Wimmer und Johannes Honold für die Zusammenarbeit im Projekt e-MOBILie bzw. die zahlreichen interessanten Debatten und Ideen, die maßgeblich zum Gelingen dieser Doktorarbeit beigetragen haben.

Meiner Familie und besonders meiner Mutter danke ich dafür, dass sie mir immerzu unterstützend und liebevoll zur Seite standen und stets ein offenes Ohr für meine Sorgen hatten.

Tief verbunden und dankbar bin ich meiner Freundin, Elisabeth Unterauer, für ihren starken emotionalen Rückhalt, ihre unglaublich hilfreiche Unterstützung und ihr Verständnis über die gesamte Dauer meines Promotionsvorhabens.

München, September 2017

Christian Kandler

## Kurzzusammenfassung

Im Rahmen der vorliegenden Doktorarbeit wird ein Modellansatz zur Synthetisierung elektrischer, thermischer und mobilitätstechnischer Energieprofile basierend auf deutschen Zeitverwendungsanalysen vorgestellt: MOHEMA. Dieses in MATLAB entwickelte Modell wird zudem in ein Hausenergiesystemmodell eingebunden, welches ergänzend ein Gebäudemodell und ein Modul zur gemischt-ganzzahligen Optimierung der Einsatz- und Ausbauplanung des Hausenergiesystems beinhaltet. Neben einer grundlegenden und umfangreichen Validierung des Modells MOHEMA werden mit Hilfe des Hausenergiesystemmodells und anhand diverser Szenarien die Potentiale für Hausenergiemanagementsysteme und Lastverschiebungsmaßnahmen im Bereich Einfamilienhäuser berechnet, analysiert und eingehend diskutiert. Die Ergebnisse zeigen eine hohe Rentabilität des Einsatzes derartiger Technologien sowohl für Bestandsgebäude als auch im Neubaubereich, wobei als Steueroption besonders die Sektorkopplung zwischen thermischer und elektrischer Energie hervorsteicht.

## Abstract

Within the scope of this PhD thesis, a new approach for synthesizing electrical, thermal and mobility profiles based on german time budget datasets is conducted. The main model called MOHEMA is integrated into an home energy system model including a building module and an optimization tool for energy system layout and operation planning. Besides a fundamental validation of MOHEMA, potentials of single family households using home energy management systems and load shifting actions are analysed by implementation of various scenarios in the home energy system model. In conclusion, results show high economical profitability for both existing building stock and newly built houses. In the course of demand side management, interconnection of thermal and electrical energy systems gathers maximum benefits.

# Inhaltsverzeichnis

<b>I</b>	<b>Einleitung</b>	<b>1</b>
1	Motivation und energiewirtschaftliche Rahmenbedingungen	2
2	Problemstellung und Fokus der Arbeit	6
3	Aufbau und Struktur der Arbeit	7
<b>II</b>	<b>Theoretische Vorüberlegungen und Grundlagen</b>	<b>9</b>
<b>1</b>	<b>Datenerhebungen in Deutschland</b>	<b>10</b>
1.1	Zeitverwendungs-/ Zeitnutzungs-/ Zeitbudgetanalysen . . . . .	10
1.2	Volkszählung - Zensus . . . . .	12
1.3	Mikrozensus . . . . .	12
1.4	Mobilitätsanalysen . . . . .	13
1.4.1	Mobilität in Deutschland . . . . .	13
1.4.2	Mobilitätspanel . . . . .	14
<b>2</b>	<b>Modellierung von Lastprofilen privater Haushalte</b>	<b>15</b>
2.1	Analytischer Top-Down-Ansatz . . . . .	17
2.2	Synthetischer Bottom-Up-Ansatz . . . . .	18
2.2.1	Statistische Energiemodelle . . . . .	19
2.2.2	Wahrscheinlichkeitstheoretische, empirische Energiemodelle . .	23
2.2.3	Zeitnutzungs-/Aktivitätsgestützte Energiemodelle . . . . .	26
2.3	Einflussfaktoren auf das Lastverhalten . . . . .	36

<b>3</b>	<b>Demand-Side-Management Potentiale</b>	<b>39</b>
3.1	DSM im Haushaltssektor . . . . .	40
3.1.1	Potentialanalyse nach Klobasa . . . . .	41
3.1.2	VDE-Studie: Demand Side Integration . . . . .	42
3.1.3	Untersuchungen im Projekt e-MOBILie . . . . .	43
3.1.4	Analysen nach Stadler . . . . .	44
3.1.5	Dena Netzstudie II . . . . .	44
3.1.6	Forschungsstelle für Energiewirtschaft . . . . .	45
3.1.7	Diverse andere Erhebungen . . . . .	46
3.1.8	Internationale Analysen . . . . .	47
3.2	Abschließende Bemerkungen . . . . .	47
<b>III</b>	<b>Methodik</b>	<b>49</b>
<b>1</b>	<b>Stochastik versus Determinismus</b>	<b>50</b>
<b>2</b>	<b>Aufbau des Hausenergiesystemmodells</b>	<b>53</b>
<b>3</b>	<b>Datenaufbereitungswerkzeug ZVETool</b>	<b>55</b>
3.1	Funktionalität . . . . .	55
3.2	Ablauf . . . . .	56
<b>4</b>	<b>Bottom-Up-Modell zur Erstellung hochaufgelöster Energie-, Mobilitäts- und Aktivitätsprofile (MOHEMA)</b>	<b>60</b>
4.1	Grundstruktur der Eingangsdaten und Einlesefunktionen (READ) . .	61
4.1.1	Einlesefunktionen und Aufbereitung von Wetterdaten . . . . .	63
4.2	Segmentierung nach Typtagskategorien . . . . .	64
4.3	Erstellung von Aktivitätsprofilen (ACT) . . . . .	66
4.3.1	Funktionsbeschreibungen . . . . .	67
4.4	Erstellung elektrischer Lastprofile (LOAD) . . . . .	72
4.4.1	Automatische Lasten . . . . .	73
4.4.2	Manuelle aktivitätsabhängige Gerätelasten . . . . .	76
4.4.3	Beleuchtung . . . . .	78
4.4.4	Halbautomatische/DSM-Geräte . . . . .	81

4.4.5	Erstellung und Aufbau von Gesamtlastprofilen . . . . .	83
4.5	Generierung von Mobilitätsprofilen (MOB) . . . . .	84
4.5.1	Bestimmung der Nutzungsprofile für das Verkehrsmittel Auto- mobil . . . . .	85
4.5.2	Aufbereitung der Mobilitätsprofile . . . . .	90
4.6	Erstellung von Warmwasserprofilen (DHW) . . . . .	91
4.6.1	Aktivitätsabhängiger Warmwasserbedarf . . . . .	93
4.6.2	Aktivitätsunabhängiger Warmwasserbedarf . . . . .	94
4.6.3	Aufbereitung der Ausgangszeitreihen und Berechnung der Misch- verhältnisse . . . . .	94
4.7	Aufbereitung externer Preistarife für Strombezug, Stromeinspeisung und Gasbezug (PRICE) . . . . .	96
4.8	Bilanzierungsmodul und Fehlerbehandlung . . . . .	96
<b>5</b>	<b>Gebäudemodell WiKaMo</b>	<b>97</b>
5.1	Eingangsdaten . . . . .	98
5.2	Methodischer Aufbau . . . . .	100
<b>6</b>	<b>Einsatz-/Ausbauplanung mittels VICUS</b>	<b>103</b>
6.1	Methodik . . . . .	104
6.2	Betrachtete Haushaltskomponenten . . . . .	105
6.3	Optimierungsziele bzw. Bilanzgleichungen . . . . .	106
6.4	Rahmenbedingungen/Einschränkungen . . . . .	107
6.4.1	Grundlast . . . . .	107
6.4.2	Heizungssystem . . . . .	108
6.4.3	DSM-Geräte . . . . .	109
6.4.4	Elektrofahrzeug . . . . .	109
6.4.5	Elektrischer bzw. thermischer Speicher . . . . .	110
<b>IV</b>	<b>Analyse und Auswertung</b>	<b>111</b>
<b>1</b>	<b>Vorbemerkungen</b>	<b>112</b>

<b>2</b>	<b>Bewertung und Analyse der Ausgangsdaten aus MOHEMA</b>	<b>113</b>
2.1	Haushaltsstromverbrauch . . . . .	113
2.1.1	Sensitivität hinsichtlich Haushaltsgröße . . . . .	113
2.1.2	Sensitivität hinsichtlich Standort . . . . .	114
2.1.3	Prozentuale Aufteilung nach Haushaltsgeräten . . . . .	115
2.1.4	Struktur und Extremwerte . . . . .	116
2.1.5	Vergleich einzelner Typtage mit den H0-Standardlastprofilen .	119
2.2	Mobilität . . . . .	120
2.2.1	Wegstrecken und Wegehäufigkeit . . . . .	121
2.2.2	Kilometerleistungen Elektrofahrzeug . . . . .	122
2.3	Warmwasserverbrauch pro Kopf . . . . .	123
2.4	Resümee . . . . .	123
<b>3</b>	<b>Rahmenbedingungen und Szenarioauswahl</b>	<b>124</b>
<b>4</b>	<b>Potentialanalyse von Energiemanagement- und DSM-Maßnahmen</b>	<b>128</b>
4.1	Optimale Gebäudekonfigurationen . . . . .	129
4.2	Batteriegrenzkosten . . . . .	130
4.3	Batterievariation . . . . .	131
4.4	Kosteneinsparungspotentiale nach Steueroptionen . . . . .	133
<b>V</b>	<b>Fazit, Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>137</b>
<b>Anhang</b>		<b>143</b>
<b>A</b>	<b>Energierrelevante Statistiken und Daten</b>	<b>144</b>
A.1	Bevölkerung und Haushalte . . . . .	144
A.1.1	Altersstruktur . . . . .	145
A.1.2	Wohnfläche und Haushaltsgrößen . . . . .	145
A.1.3	Gebäudebestand . . . . .	147
A.2	Energieverbrauch im Haushaltssektor . . . . .	149
A.2.1	Raumwärme/Heizung . . . . .	152
A.2.2	Strombedarf . . . . .	153

## *Inhaltsverzeichnis*

---

A.2.3	Warmwasserbereitung . . . . .	156
A.3	Elektrische Anlagensysteme . . . . .	159
A.3.1	Photovoltaik-Anlagen . . . . .	159
A.3.2	Elektrische Stationärspeicher . . . . .	161
A.3.3	Investitionskosten Energiemanagement und IKT . . . . .	163
A.4	Thermische Anlagensysteme . . . . .	164
A.4.1	Wärmepumpen . . . . .	165
A.4.2	Thermische Speicher . . . . .	167
A.5	Netzanbindung privater Haushalte . . . . .	170
A.5.1	Technische Absicherung . . . . .	170
A.5.2	Stromtarife und -strukturen . . . . .	170
A.5.3	Zusammensetzung Strombezug . . . . .	174
A.5.4	Einspeisetarife PV . . . . .	175
A.6	Mobilität . . . . .	176
A.6.1	Verkehrsleistung bzw. -aufkommen . . . . .	178
A.6.2	Mobilitätsquote . . . . .	178
A.6.3	Wegehäufigkeit . . . . .	179
A.6.4	Weglänge, -dauer und -zweck . . . . .	179
A.6.5	Motorisierungsgrad . . . . .	182
A.6.6	Modal Split . . . . .	182
A.6.7	Fahrzeug- und Absatzmarkt . . . . .	183
A.6.8	Ladeinfrastruktur . . . . .	185
<b>B</b>	<b>Bilder und Informationen</b>	<b>186</b>
<b>C</b>	<b>Credits</b>	<b>201</b>
	<b>Abbildungsverzeichnis</b>	<b>203</b>
	<b>Tabellenverzeichnis</b>	<b>207</b>
	<b>Literatur</b>	<b>208</b>

## Abkürzungsverzeichnis

**ÖPV** Öffentlicher Personenverkehr

**a** Annuität

**BIP** Brutto-Inlands-Produkt

**BL** Grundlast (Baseload)

**CH** Kind (Children)

**COP** Leistungszahl (Coefficient of Performance)

**CPP** Spitzenpreis-Einpreisung (Critical-Peak-Pricing)

**CREEM** Canadian Residential Energy End-use Model

**DR** Demand-Response

**DSI** Demand-Side-Integration

**DSM** Lastmanagement (Demand-Side-Management)

**EEG** Erneuerbare-Energien-Gesetz

**EEWaermeG** Gesetz zur Förderung Erneuerbarer Energien im Wärmebereich

**EnEV** Energiesparverordnungen

**EnWG** Energiewirtschaftsgesetz

**ES** Frühester Startzeitpunkt (Earliest Start)

**EU** Europäische Union

**EV** Elektrofahrzeug (Electric Vehicle)

- FFE** Forschungsstelle für Energiewirtschaft
- FTE** Arbeiter in Vollzeit (Full-Time-Employee)
- GAMS** Algebraische Modellierungssprache (General Algebraic Modelling System)
- GHD** Gewerbe, Handel und Dienstleistungen
- GIS** Geographische Informationssysteme
- HEB** Haupteinkommensbezieher
- HP** Wärmepumpe (Heat Pump)
- HS** Heizstab
- HT** Hochtarif
- HVAC** Heiz-/Kühlsysteme (Heating, Ventilation, Air-Conditioning and Cooling)
- IKT** Informations- und Kommunikationstechnologie
- JAZ** Jahresarbeitszahl
- k** spezifische Kosten [€/kWh]
- K** absolute Kosten [€]
- KfW** Kreditanstalt für Wiederaufbau
- LE** Spätester Endzeitpunkt (Latest End)
- MiD** Mobilität in Deutschland
- MILP** gemischt-ganzzahlige Programmierung (Mixed-Integer-Linear-Programming)
- MOHEMA** Stochastisches Bottom-Up-Modell zur Erstellung hochaufgelöster Profile für Energien, Mobilität und Aktivitäten
- NT** Niedertarif
- PHEV** Plugin-Hybridelektrofahrzeug (Plugin Hybrid Electric Vehicle)

- PKW** Personenkraftwagen
- PTE** Arbeiter in Teilzeit (Part-Time-Employee)
- PV** Photovoltaik
- REDG** Residential Energy Demand Generator
- RET** Rentner (Retired)
- RTP** Realzeit-Einpreisung (Real-Time-Pricing)
- SHEU** Survey of Household Energy Use
- SMLP** Simple Method for formulating Load Profile
- SOC** Ladezustand (State-of-Charge)
- STAR-HOUSING** Statistically Representative Housing Stock
- TREMOD** Transport Emission Model
- UE** Nichterwerbstätig (Unemployed)
- VDEW** Verband der Elektrizitätswirtschaft
- WiKaMo** Widerstands-Kapazitäts-Modell
- WSVO** Wärmeschutzverordnungen
- ZBD** Zeitbudgetdaten
- ZBE** Zeitbudgeterhebung
- ZND** Zeitnutzungsdaten
- ZVE** Zeitverwendungserhebung



# **Teil I**

## **Einleitung**

# 1 Motivation und energiewirtschaftliche Rahmenbedingungen

Sowohl die Europäische Union (EU) im Allgemeinen als auch Deutschland im Speziellen hegen ambitionierte Ziele in ihrer Energie- und Klimapolitik, welche nicht erst seit Abschluss des Weltklimavertrags im Dezember 2015 vermehrt auch in der öffentlichen Diskussion eine immer größere Rolle spielen.

Neben den bekannten 20-20-20 Zielen, in welchen sich die EU-Mitgliedsstaaten verpflichtet hatten, bis zum Jahr 2020 ihre Treibhausgasemissionen um 20% gegenüber 1990 zu senken, die Energieeffizienz um 20% zu erhöhen und zudem einen Gesamtanteil von mindestens 20% erneuerbarer Energien am Gesamtenergieverbrauch zu erreichen, erfolgte 2014 im Rahmen des Europäischen Klima- und Energierahmens 2030 eine erneute Anpassung und Verschärfung der Bestrebungen. Bis zum Jahr 2030 sollen so eine weitere Senkung der Treibhausgasemissionen um 40% gegenüber 1990, ein Anteil von mindestens 27% erneuerbarer Energien und eine Steigerung der Gesamtenergieeffizienz (Verhältnis von Ertrag an Energie zu Energieeinsatz) von zumindest 27% erreicht werden [Bun16a].

Auf nationaler Ebene beinhaltet das Langzeitenergiekonzept der deutschen Bundesregierung bis zum Jahr 2050 unter anderem eine Reduktion der Treibhausgasemissionen um 80% gegenüber dem Jahr 1990, eine Steigerung des Anteils erneuerbarer Energien am Bruttoenergieverbrauch von 60% bzw. am Bruttostromverbrauch von 80%. Für das Jahr 2020 bedeutet dies einen Anteil erneuerbarer Energien am Bruttostromverbrauch von 35%, am Endenergieverbrauch im Wärme-/Kältesektor von 14% und im Verkehrswesen von rund 10%.

Betrachtet man dazu die historischen Entwicklungen anhand der drei Sektoren *Strom*, *Wärme/Kälte* bzw. *Verkehr* in Abbildung I.1, ist deutlich zu erkennen, dass speziell im Strombereich bereits gute Fortschritte in die richtige Richtung erzielt werden konnten, jedoch noch große Kraftanstrengungen in Zukunft notwendig sein werden. Im Wärmebereich ebenso wie im Verkehrswesen besteht hingegen nach wie vor im-

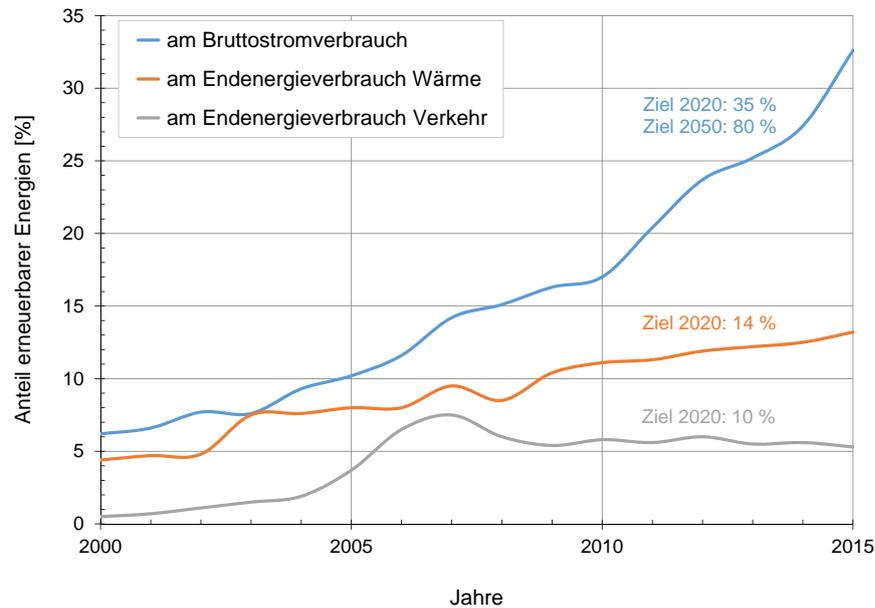


Abbildung I.1: Entwicklung der Anteile erneuerbarer Energien an den Sektoren Strom, Wärme und Verkehr [Bun16c]

menser Bedarf, um mit den gesteckten Zielen mithalten zu können.

Diese Transformation des Erzeugungssystems bedingt auch gravierende Änderungen in der gesamten Energiewirtschaft. Galt früher großteils der Leitsatz, dass die Erzeugung dem Verbrauch durch Steuerung von Kraftwerken folgt, so entstehen durch die Integration von fluktuierenden und schwer vorhersagbaren erneuerbaren Energiequellen wie Wind oder Sonne neue Herausforderungen, um das fragile Gleichgewicht und die Netzstabilität aufrecht zu erhalten. Um dort unterstützend eingreifen zu können, stehen neben Großspeicherprojekten oder Konzepten wie Power2Gas vor allem auch das sogenannte Lastmanagement (Demand-Side-Management) (DSM), d.h. eine Anpassung der Verbrauchslasten an aktuelle Erzeugungssituationen, als Möglichkeiten zur Verfügung. Da sich jedoch in den vergangenen Jahren gezeigt hat, dass Großprojekte wie Pumpspeicher oder Netzausbau einerseits sehr kostspielig sind und andererseits starke Widerstände in der Bevölkerung hervorrufen, kommt der dezentralen Erzeugung und Integration, d.h. einer Energiegewinnung möglichst nahe zum Ort des Verbrauchs, eine immense Bedeutung zu. Vor allem infolge der Förderung erneuerbarer Energien im Zuge des Erneuerbare-Energien-Gesetz (EEG) und der damit einhergehenden wirtschaftlichen Rentabilität erfreute sich die Installation privater Photovoltaik (PV)-Anlagen eines hohen Zuspruchs.

Auf der anderen Seite verursachte die damit verbundene Querfinanzierung über die EEG-Umlage einen deutlichen Anstieg der Verbraucherstrompreise. Zur Begrenzung dieser Ausgaben wurden deshalb in zahlreichen EEG-Novellen seitens der Bundesregierung sowohl manuelle als auch automatisch an den Ausbau gekoppelte Degressionen der Vergütungssätze beschlossen.

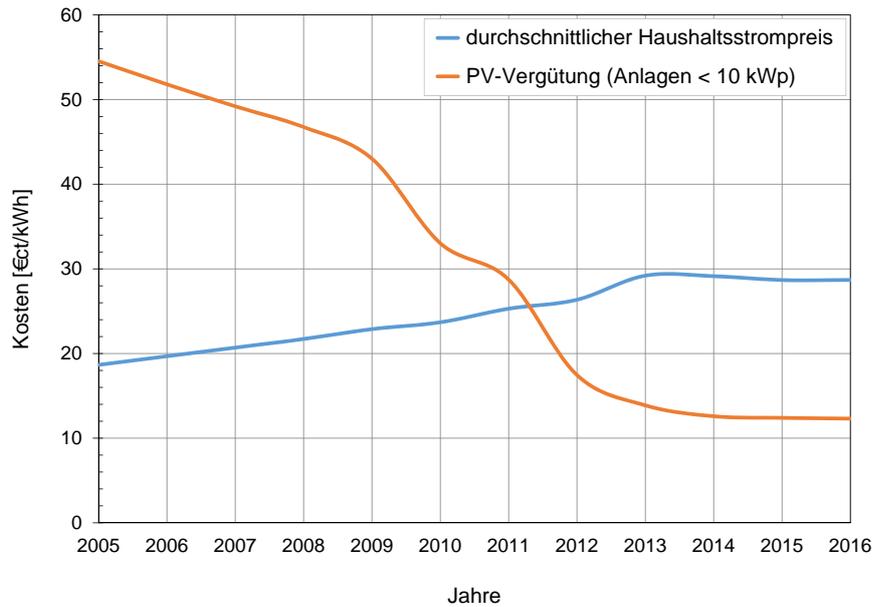


Abbildung I.2: Entwicklung der durchschnittlichen Haushaltsstrompreise und Einspeisevergütungen für private Aufdach-Photovoltaik-Anlagen kleiner 10 kW<sub>p</sub> [Bun16b]

Diese beiden Entwicklungen führten im Anschluss daran dazu, dass zwischen den Jahren 2011 und 2012 - siehe auch Abbildung I.2 - erstmals der Bezugsstrompreis die Vergütung für eingespeiste Energie überstieg und dadurch ein neues rentables Geschäftsszenario - der Eigenverbrauch regenerativen Stroms - entstand. Durch die interne Nutzung des im oder am eigenen Haus erzeugten regenerativen Stroms können seit diesem Zeitpunkt monetäre Vorteile und Gewinne im Gegensatz zur bisher etablierten reinen Einspeisung erzielt werden.

Um diese Energiemengen jedoch bewusst steuern bzw. die Eigenverbrauchsquote erhöhen zu können, erfordert es informationstechnischer Lösungsansätze mittels sogenannter lokaler oder zentraler Energiemanagementsysteme. Diese ermöglichen durch Regelung intelligenter Haushaltskomponenten zum einen die flexible Verschiebung

von Verbraucherlasten und zum anderen die Einbindung von Wetter- oder Strompreisprognosen in die Planung. Überdies können diese Vorhaben durch den Einsatz elektrischer Hausspeicher zusätzlich unterstützt werden, wobei sich derartige Komponenten gegenwärtig erst auf dem Sprung in die wirtschaftliche Rentabilität befinden. Somit wären neben wirtschaftlichen Vorteilen für individuelle Hausbesitzer auch Möglichkeiten zur Entlastung der Verteilnetze, weniger Transportverluste oder eine Verminderung des notwendigen Netzausbaus gegeben.

Ein weiterer wichtiger Punkt ist - wie bereits angesprochen - die verstärkte Integration erneuerbarer Energien in den Verkehrssektor, welcher sich aktuell für knapp 18% der gesamten Treibhausgasemissionen in Deutschland verantwortlich zeigt [ADE15]. Hierbei kommt abgesehen von biogenen Kraftstoffen oder mit Biogas angetriebenen Fahrzeugen besonders der Elektromobilität eine besondere Bedeutung zu. Elektrofahrzeuge weisen auf der einen Seite wesentlich höhere Umwandlungseffizienzen des Antriebsstrangs im Vergleich zu ihren konventionellen Pendanten (80-90% gegenüber 15-30%) auf. Zum anderen ist auch im Zuge einer Lebenszyklusanalyse (Bilanzierung der Energien bei Herstellung, Betrieb und Entsorgung) bereits heute von leicht und zukünftig sogar von deutlich besseren Werten in der Gegenüberstellung auszugehen [Wag+]. Einschränkend bleibt jedoch festzuhalten, dass Elektrofahrzeuge sowohl wirtschaftlich aber vor allem auch ökologisch nur dann einen Mehrwert liefern können, sofern sie über regenerativ erzeugten Strom geladen werden. In diversen Studien konnte gezeigt werden, dass bei Ladevorgängen aus dem öffentlichen Stromnetz annähernd vergleichbare und keineswegs niedrigere Emissionswerte als bei Mittelklassefahrzeugen mit Verbrennungsmotor erzielt werden können [GKH].

Aus diesem Grund wurden seitens der Bundesregierung im Jahr 2012 zahlreiche Projekte im Rahmen der Schaufensterinitiative Elektromobilität in Gang gesetzt, um entsprechende Weiterentwicklungen in diesem Bereich verstärkt vorantreiben zu können. Als ein Vertreter sei hier das Projekt *e-MOBILie - Energieautarke Elektromobilität im Smart-Micro-Grid* zu erwähnen, welches sich mit der Entwicklung eines Energiemanagementsystems zur Kopplung von privaten Haushalten bzw. Parkhäusern einerseits und Elektrofahrzeugen andererseits beschäftigt hat, und in dessen Rahmen auch die Basis für diese Dissertation gelegt wurde [Pro16].

## **2 Problemstellung und Fokus der Arbeit**

Um derartige Energiemanagementsysteme möglichst effizient und kostengünstig entwickeln bzw. deren spezifische Vor- und Nachteile evaluieren zu können, bedarf es entsprechend performanter Simulationsmodelle und zuverlässiger Eingangsdaten. Wie abhängig vergleichbare Modelle von den zur Verfügung gestellten Eingangszeitreihen und -parametern sind, wurde bereits eingehend in der Dissertation von Maximilian Kühne [Küh16] behandelt. Dahingehend überrascht es, dass vor allem im Bereich der Optimierung von Einzelgebäuden die Verwendung standardisierter elektrischer und thermischer Lastgänge nach dem Vorbild von Standardlastprofilen oder anderweitiger Normen (VDEW, VDI 4655 etc.) - dazu zum Teil noch in unzureichender zeitlicher Auflösung - weit verbreitet ist. Alternativ werden oftmals Messdaten ohne konkrete Berücksichtigung von Spezifika der betrachteten Haushalte zur Berechnung herangezogen, mit dem Resultat, damit unscharfe Ergebnisse zu erzielen. Um diesem Problem entgegenzutreten zu können, erfährt der Bereich Lastmodellierung bzw. die Synthetisierung von Lastzeitreihen bereits seit einigen Jahren wieder verstärkte Beachtung. Über alle in der Literatur vorhandenen Modelle hinweg bleibt jedoch festzuhalten, dass diese zwar zum Teil einzelne Bereiche oder Sektoren sehr detailliert aufbereiten, aber eine verknüpfte Betrachtung elektrischer, thermischer und mobilitätstechnischer Kennwerte bisher in keiner Arbeit vorzufinden ist.

An diesem Punkt knüpft daher das im Zuge dieser Arbeit entwickelte Modell - Stochastisches Bottom-Up-Modell zur Erstellung hochaufgelöster Profile für Energien, Mobilität und Aktivitäten (MOHEMA) - an. Speziell durch die kombinierte Betrachtung von Energie- und Mobilitätsprofilen bzw. deren gegenseitiger Abstimmung grenzt es sich deutlich gegenüber ähnlichen Projekten ab. Als valide Datenbasis werden aktuelle deutsche Zeitverwendungsanalysen gewählt. Überdies wird zusätzlich ein einsatzfähiges Hausenergiesystemmodell vorgestellt, welches eine Abschätzung der Potentiale für Energiemanagementsysteme, Lastverschiebung und energetische Integrationskonzepte in Privathaushalten für verschiedene Skalen ermöglicht.

## 3 Aufbau und Struktur der Arbeit

Der inhaltliche Aufbau der Arbeit sieht wie folgt aus:

Im Teil I wird im Zuge der Einleitung eine Einführung in die aktuellen energiewirtschaftlichen Rahmenbedingungen gegeben, um ein entsprechendes Verständnis für die in dieser Arbeit behandelte Problemstellung zu erlangen.

Teil II befasst sich mit den grundlegenden theoretischen Vorüberlegungen und gibt dazu anfangs einen kurzen Überblick über verschiedene statistische Datenerhebungen in Deutschland. Im Anschluss daran wird der aktuelle Stand der Technik hinsichtlich Lastmodellierung untersucht und der Mehrwert bzw. die Abgrenzungsmöglichkeiten zu diesen Modellen herausgearbeitet. Dabei wird auch auf die in der Literatur erwähnten, generellen Einflussfaktoren auf das Lastverhalten näher eingegangen und aus diesen Empfehlungen abgeleitet.

Teil III bildet den Hauptteil und Kernpunkt der Arbeit und behandelt die Methodik der entwickelten Modelle mit besonderem Fokus auf dem stochastischen Lastmodell MOHEMA. Neben einer Beschreibung des wissenschaftlichen Hintergrunds und der zugrunde liegenden Struktur werden in logischer Reihenfolge alle verwendeten Modulbestandteile des Hausenergiesystemmodells erläutert. Diese reichen von der Aufbereitung statistischer Rohdaten mittels dem Werkzeug *ZVETool* über die Anwendungsmodule zur Lastmodellierung MOHEMA bzw. Heizwärmebedarfsberechnung *WiKaMo* bis hin zur schlussendlichen Optimierung und Einsatz-/ Ausbauplanung mittels *VICUS*.

Im Rahmen von Teil IV - Analyse und Auswertung - wird zunächst eine kurze Zusammenfassung über mögliche Validierungs- und Plausibilisierungsgrößen gegeben. Anschließend erfolgt eine Darlegung der untersuchten Szenarien inklusive nachfol-

gender Diskussion und Gegenüberstellung der Ergebnisse, welche zum einen aus dem Modell MOHEMA und zum anderen aus dem Hausenergiesystemmodell resultieren. Daraus werden im Anschluss und unter Fokussierung auf einzelne Teilaspekte die entsprechenden Potentiale von Energie- und Lastmanagement-Maßnahmen herausgearbeitet.

Alle Entwicklungen und Ergebnisse der Arbeit werden im abschließenden Teil 5 - Resümee und Fazit - nochmals zusammenfassend bewertet. Überdies werden im Zuge des Ausblicks weiterführende, offene Fragestellungen benannt und thematisch eingeordnet.

Im Anhang erfolgt zunächst eine Aufstellung und Behandlung sämtlicher energierelevanter Statistiken und Daten, welche entweder als Eingangsdaten oder zur Plausibilisierung der entwickelten Modelle benötigt werden bzw. einen Einfluss auf deren Modellierung besitzen. Anschließend sind neben Abbildungs-, Tabellen- und Literaturverzeichnis ebenfalls ergänzende Grafiken zur Theorie und Methodik bzw. eine Danksagung an beteiligte Studentenarbeiten zu finden.

Die Arbeit wird zudem zu Beginn durch ein Glossar ergänzt, welches die verwendeten Abkürzungen nochmals gesammelt darstellt.

**Teil II**

**Theoretische Vorüberlegungen und  
Grundlagen**

# 1 Datenerhebungen in Deutschland

## 1.1 Zeitverwendungs-/ Zeitnutzungs-/ Zeitbudgetanalysen

Bereits zum dritten Mal nach 1991/1992 und 2001/2002 wurden 2012/2013 im Auftrag des Bundesministeriums für Familie, Senioren, Frauen und Jugend (BMFSFJ) und des Bundesministeriums für Bildung und Forschung (BMBF) großangelegte Erhebungen zur Zeitverwendung von Personen in Deutschland angestellt. Diese entweder Zeitverwendungserhebung (ZVE) oder auch Zeitbudgeterhebung (ZBE) genannten Untersuchungen liefern Einblicke in aktuelle Lebensstile und Zeitaufwendungen diverser Bevölkerungsgruppen bzw. Informationen über die Verwendung von Zeit in privaten Haushalten, Beruf, Freizeit und Ehrenamt. Besonderes Augenmerk lag in der letzten Untersuchung auf den Themen unbezahlte Arbeit, wie zum Beispiel Hausarbeit, Kinderbetreuung, Ehrenamt oder freiwilliges Engagement bzw. anderweitige Bildungs- oder Freizeitaktivitäten. Auch in diversen anderen Ländern weltweit wurden bereits ähnliche Untersuchungen durchgeführt, beispielsweise sind hier Österreich [Sta16d] bzw. Kanada [PR92] zu nennen.

Das generelle Design war in der deutschen Befragung an die Vorgaben des Statistischen Amtes der Europäischen Union (EUROSTAT) angelehnt und erfasste in einem Zeitraum vom 1. August 2012 bis zum 31. Juli 2013 über das Jahr verteilt die täglichen Abläufe von Personen mittels selbstständiger Führung von Tagebüchern. Zur repräsentativen Abbildung der deutschen Bevölkerung wurden 11.371 Personen ab zehn Jahren (ca. 33.842 Tagebuchtage) in 5.040 Haushalten an jeweils drei vorab definierten Tagen (zwei Wochentage zwischen Montag und Freitag, ein Wochenendtag - davon mindestens zwei Tage aufeinanderfolgend) einbezogen und entsprechend analysiert. Die beteiligten Personen wurden mittels Quotenverfahren ausgewählt, sodass eine möglichst gute Stichprobe für Deutschland erzielt werden konnte.

Die Aufzeichnung fand in schriftlicher Form statt, wobei ein tabellarisches Grund-

raster der 24 Stunden des Tages in 10-Minuten-Schritten vorgegeben wurde. Diese zeitliche Spanne stellt somit auch die Auflösung der Rohdaten dar. Neben den Zeitdaten mussten von den Personen außerdem kurze Beschreibungen der Hauptaktivitäten bzw. etwaige gleichzeitige Nebenaktivitäten in eigenen Worten notiert werden. Zusätzlich waren auch Wegezeiten und die im Zuge dessen verwendeten Verkehrsmittel bzw. andere beteiligte Personen festzuhalten. Ein Ausschnitt derartiger Tagebucheintragungen ist in Abbildung II.1 dargestellt.

Uhrzeit	Was haben Sie gemacht? (Hauptaktivität)	Was haben Sie gleichzeitig gemacht? (Nebenaktivität)	Welches Verkehrsmittel haben Sie genutzt?	Wer war dabei?				
				Ich war allein	Partner/ Partnerin	Kinder unter 10 Jahren	Andere Haushaltsmitglieder	Andere bekannte Personen
18.20 – 18.30	<i>Abendbrot gegessen</i>	<i>mit Frau, Kindern unterhalten</i>		<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
18.30 – 18.40	<i>zum Elternabend gefahren</i>		<i>Fahrrad</i>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
18.40 – 18.50				<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
18.50 – 19.00				<input type="checkbox"/>				
19.00 – 19.10	<i>als Elternvorsitzender am Elternabend</i>			<input type="checkbox"/>				
19.10 – 19.20	<i>teilgenommen (ehrenamtlich)</i>			<input type="checkbox"/>				
19.20 – 19.30				<input type="checkbox"/>				
19.30 – 19.40				<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
19.40 – 19.50	<i>vom Elternabend zurück gefahren</i>		<i>Fahrrad</i>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

Abbildung II.1: Exemplarischer Ausschnitt aus den Tagebucheintragungen eines Probanden der Zeitverwendungserhebung 2012/2013 [Mai]

Am Ende jedes protokollierten Tages sollten die Befragten abschließend subjektive Einschätzungen über den Verlauf ihrer Tage abgeben und Aktivitäten entsprechend des Zeitaufwands und der erlebten Begeisterung während der Aktivität bewertet werden.

Aus diesen individuell beschriebenen Tagebucheintragungen wurden dann zur Vereinheitlichung der Datenauswertung ein Aktivitätenregister mit 165 unterschiedlichen Aktivitäten definiert und verwendet. Diese statistischen Datensätze werden im weiteren Verlauf der vorliegenden Arbeit als Zeitbudgetdaten (ZBD) bzw. Zeitnutzungsdaten (ZND) bezeichnet.

Abgesehen von den zeitlichen Tagesverläufen musste jeder teilnehmende Haushalt einen Haushalts- und jede Person über zehn Jahren einen Personenfragebogen ausfüllen. Dort wurden unter anderem Informationen zum Einkommen, zur Wohnsituation und der Personenzusammensetzung oder auch über persönliche Dinge wie Bildungsniveau, ehrenamtliches und freiwilliges Engagement oder subjektives Zeitempfinden gesammelt.

Bei der weitergehenden Verwendung und Analyse von Zeitnutzungsdaten müssen jedoch durchaus gewisse Fehler in Kauf genommen oder zumindest beachtet werden, welche durch die grundlegende Erhebungsstruktur bedingt sind. Dazu gehören unter anderem fehlerhafte Aufzeichnungen der Teilnehmer, unklare Zuordnung von Einträgen zu Aktivitäten, fragwürdige Modellannahmen oder falsche Schätzung von Parametern während der Auswertung. Wichtigste Merkmale einer soliden und zuverlässigen Erhebung bleiben aber weiterhin die sorgfältige Niederschrift der Individualtagebücher und eine ausreichende bzw. repräsentative Stichprobengröße. Tiefergehende Erklärungen und Beschreibungen zur ZVE sind in der Publikation 'Methodik und Durchführung der Zeitverwendungserhebung 2012/2013' [Mai] zu finden.

## 1.2 Volkszählung - Zensus

Der Zensus 2011 stellt die aktuellste gesamtdeutsche Volks-, Gebäude- und Wohnungszählung und dabei gleichzeitig die erste seit der gesamtdeutschen Wiedervereinigung dar. Mittels dieser Erhebung ist es möglich, gute Rückschlüsse über die Entwicklung der Bevölkerung bzw. Demographie in Deutschland zu ziehen und diese dann im Rahmen weitergehender Analysen und der Gesetzgebung zu verwenden. Im Gegensatz zu den bisherigen Volkszählungen - die bisher letzte hatte im Jahre 1987 stattgefunden - setzte der Zensus 2011 erstmalig auf eine registergestützte Methode. Die Nutzung bereits vorhandener Verwaltungsregister als Datenquellen in Verknüpfung mit regionalen Voll- bzw. Stichpunkterhebungen ermöglichte im Gegensatz zu den bisherigen Zählungen einen deutlich reduzierten Kosten- und Zeitaufwand, wodurch zwei Drittel der Bevölkerung nicht direkt befragt werden mussten. Seit 2011 findet nun eine jährliche Fortschreibung mittels komplexer Verfahren und Methoden statt, welche in [Sta11] detaillierter beschrieben sind.

## 1.3 Mikrozensus

Bereits seit dem Jahr 1957 wird parallel durch die jeweiligen Statistischen Landesämter unter Koordination des Statistischen Bundesamts der sogenannte Mikrozensus erhoben. Dieser stellt eine repräsentative Befragung von etwa 1% der deutschen Privathaushalte, also etwa 830.000 Personen in rund 370.000 privaten Haushalten und

Gemeinschaftsunterkünften, dar und dient einerseits zur Überprüfung der demographischen Zusammensetzung der Bevölkerung und andererseits der politischen Gesetzgebung zur Einschätzung relevanter Themen wie Arbeitsmarktsituation, Ausbildung, wirtschaftliche und soziale Lage in Deutschland etc. Im Gegensatz zu großangelegten Volkszählungen können diese regelmäßig mit überschaubarem Aufwand erfasst werden, wobei Haushalte nach einem festgelegten statistischen Zufallsverfahren ausgewählt werden [Sta16e].

## **1.4 Mobilitätsanalysen**

Neben den allgemeinen Erhebungen zur Zeitgestaltung von Personen wurden in den letzten Jahren auch zahlreiche Befragungen und Analysen zum Thema Mobilität bzw. allgemeine Verkehrserhebungen durchgeführt.

Im Folgenden wird auf die zwei wichtigsten Vertreter in Deutschland - Mobilität in Deutschland bzw. das Mobilitätspanel - näher eingegangen.

### **1.4.1 Mobilität in Deutschland**

Die Studie Mobilität in Deutschland (MiD) stellt in der aktuellsten Version die insgesamt zweite Ausgabe der Verkehrserhebungen für Deutschland dar. Nach den Befragungen - Kontinuierliche Erhebungen zum Verkehrsverhalten (KONTIV) - in den Jahren 1976, 1982 und 1989 in Westdeutschland, fand erstmals 2001/2002 eine gesamtdeutsche Untersuchung unter diesem Namen statt, welche 2008 eine Neuauflage erfuhr. Auftraggeber ist dabei jedes Mal das Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung (BMVBS), durchführendes Unternehmen das Institut für angewandte Sozialwissenschaft (INFAS) [Ins10].

Im Zuge der gegenwärtigen Analyse wurden 25.922 zufällig ausgewählte Haushalte (der bundesweiten Basisstichprobe) über ein Jahr hinweg sowohl schriftlich als auch telefonisch zu ihrem Mobilitätsverhalten befragt und dabei eine Gesamtanzahl von 60.713 Personen mit 34.601 Fahrzeugen und rund 193.290 Wegen erfasst. Neben typischen Verkehrswegen und -zeiten wurden auch verkehrsrelevante Informationen zum gesamten Haushalt und zu einzelnen Mitgliedern des Haushalts erhoben. Einen Überblick über die enthaltenen Datensätze liefert dazu Abbildung B.11 im Anhang.

Durch die Beibehaltung des Designs zwischen 2001 und 2008 war es somit erstmals möglich, auch direkte Entwicklungen und Trends durch Vergleich der beiden Publikationen darzustellen.

### **1.4.2 Mobilitätspanel**

Im Gegensatz zur MiD-Studie beinhaltet das seit 1994 in Westdeutschland und seit 1999 in Gesamtdeutschland durchgeführte Mobilitätspanel nur eine kleine, aber durchaus repräsentative Stichprobe der deutschen Bevölkerung und gibt Aufschluss über das allgemeine Verkehrsverhalten von Personen. Im Auftrag des Bundesministeriums für Verkehr und digitale Infrastruktur (BMVI) erfolgt die Durchführung durch das Markt- und Meinungsforschungsinstitut TNS Infratest bzw. die wissenschaftliche Begleitung durch das Karlsruher Institut für Technologie (KIT).

Durch jährlich wiederholte Befragung derselben Personengruppen (etwa 2.500 Personen in 1.500 Haushalten bzw. ca. 60.000 Wege) lassen sich dadurch sehr einfach und präzise zeitliche Entwicklungen des charakteristischen Mobilitätsverhaltens über Deutschland hinweg abbilden. Voraussetzung zur Aufnahme ins Panel ist jedoch für jeden Personenhaushalt eine freiwillige Teilnahme an mindestens drei aufeinanderfolgenden Jahren.

Neben der täglichen Anzahl an und dem jeweiligen Zweck dieser Mobilitätswege werden auch Verkehrsmittel und Tageszeiten in erwähnten Haushalten über einen Zeitraum einer Woche gesammelt. Überdies werden zusätzliche Recherchen über die gesamte Kilometer-Fahrleistung und den Treibstoffverbrauch über acht Wochen angestellt [Wei+16].

## **2 Modellierung von Lastprofilen privater Haushalte**

Bereits seit vielen Jahren beschäftigen sich Wissenschaftler und Experten mit der Modellierung und Synthetisierung von Lastprofilen. Diese Modelle dienen zumeist der Analyse und Bewertung sozioökonomischer, technischer oder energiewirtschaftlicher Entwicklungen, stellen aber oftmals auch den Ausgangspunkt für tiefergehende Energiemodelle - wie unter anderem etwa thermische Gebäudesimulations- oder Kraftwerkspark-Optimierungsmodelle - dar. Alternativen, wie groß angelegte Messuntersuchungen, sind dabei einerseits starr und exemplarisch, andererseits zum Teil sehr kostspielig und komplex. Repräsentative Umfragen und Studien sind dagegen aufwändig und daher wenig verfügbar.

Im Rahmen dieser Arbeit soll nun ein Fokus auf die Modellierung thermischer und elektrischer Lastprofile für den privaten Haushaltssektor gelegt werden. Speziell dort gestaltet sich die Erstellung energierelevanter Profile aufgrund der starken Abhängigkeit von individuellen Lebensstilen einzelner Haushaltsbewohner bzw. einer Vielzahl anderer psychologischer Faktoren als hochkomplexe Aufgabe [Cap+]. Grundsätzlich werden in der Literatur zwei Überkategorien bzw. Wirkungsrichtungen unterschieden:

- Top-Down-Methode - analytischer Ansatz
- Bottom-Up-Methode - synthetischer Ansatz

Die meisten Lastmodelle besitzen dabei entweder eine hohe Zeit- oder eine hohe Komponenten-Auflösung, wobei Unterschiede zwischen verschiedenartigen Haushaltsstrukturen oftmals nur als Rauschen bzw. rudimentäre Variation modelliert werden [Wid+].

Eine Differenzierung zwischen den Methoden lässt sich am besten mit der hierarchischen Position und Qualität der erforderlichen Eingangsdaten veranschaulichen.

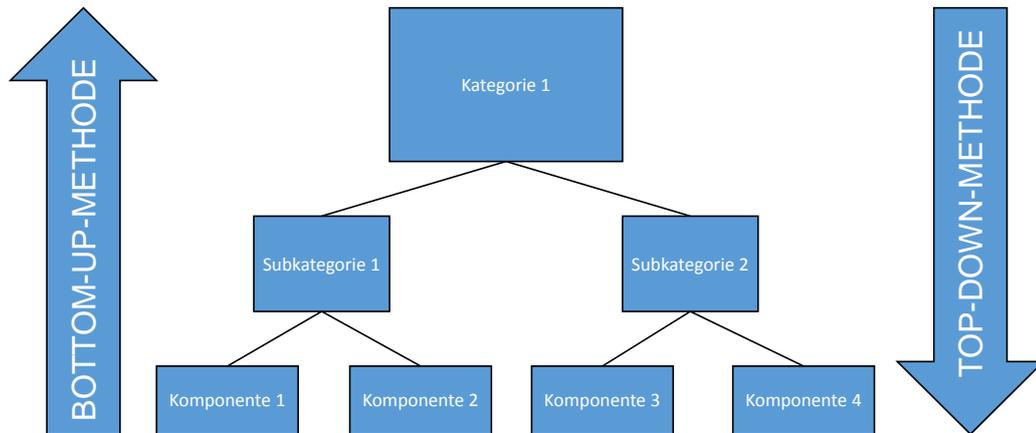


Abbildung II.2: Übersicht über unterschiedliche Modellierungsansätze

Während Top-Down-Modelle von makroskopischen Datensätzen wie z.B. dem Brutto-Inlands-Produkt (BIP) oder der Einkommensverteilung, d.h. von der Wirkung hin zu den Ursachen, ausgehen, nutzen Bottom-Up-Modelle spezifische mikroskopische Datensätze wie u.a. die Lastprofile von Einzelgeräten oder Belegungs- und Ausstattungsgrade von Haushaltskomponenten, um diese anschließend in umgekehrter Richtung 'von unten nach oben' zusammenzufassen und zu aggregieren [GAB][Sch14b] (siehe Abbildung II.2). Daher werden Top-Down-Ansätze auch als ökonomische und Bottom-Up-Modelle als ingenieurtechnische Herangehensweisen bezeichnet [van99]. Während der ökonomische Ansatz tendenziell eine eher pessimistische Abschätzung liefert, wird z.B. das Potential für Effizienzmaßnahmen beim ingenieurtechnischen Ansatz eher überschätzt. Dies liegt darin begründet, dass die dem ökonomischen Ansatz zugrundeliegenden Makrodatensätze nur marktnahe bzw. bereits etablierte Technologien abbilden, daher effizientere und in der Regel teurere Maßnahmen vernachlässigt werden. Ebenso sind im Top-Down-Ansatz einzelne Technologien nur schwer abbildbar, da die aggregierten Daten meist nicht mehr detailliertere Einzelinformation beinhalten. Im Gegensatz dazu können bei ingenieurtechnischen Ansätzen neue Technologien abhängig von deren spezifischen Eigenschaften leicht repräsentiert bzw. integriert werden und liefern daher oftmals auch Ergebnisse unabhängig vom existierenden Marktverhalten. Die Variabilität durch Verhaltenseinflüsse von Personen werden beim Top-Down-Ansatz zumeist vernachlässigt oder nur extern induziert, während diese bei der Bottom-Up-Methode oftmals direkt in der Modellierung Berücksichtigung finden.

Im Folgenden werden nun beide Methoden eingehend diskutiert und repräsentative Beispiele geliefert. Einen ausführlichen Überblick über einzelne Kategorien und Teilbereiche bzw. weitere Modelle liefern hierzu auch [SU], [GAB], [van99] und [PLa].

## 2.1 Analytischer Top-Down-Ansatz

Im Rahmen des Top-Down-Ansatzes wird das Gesamtproblem, ausgehend von einer ganzheitlichen globalen Betrachtung, welche einen sehr hohen Abstraktionsgrad und eine reduzierte Detailkomplexität aufweist, mittels stufenweiser Verfeinerung in Teilprobleme unterteilt. Durch diese Konkretisierung von oben nach unten wird somit in jedem Schritt eine Erhöhung des Detailgrads erreicht [Mülb]. Man spricht zumeist auch von analytischen oder deterministischen Verfahren, da Einzelbestandteile aus der Grundgesamtheit zumeist im Nachgang durch Identifizierung unterschiedlicher Datenkorrelationen ermittelt werden [MKT]. [SU] differenziert dabei nachstehende Methoden:

- **Regression**  
Ermittlung und Anpassung von vorher festgelegten Einflussfaktoren
- **Bedingte Bedarfsanalyse (Conditional Demand Analysis)**  
Abwandlung der Regression unter Nutzung von individuellen Fragebögen etc.
- **Neuronale Netze**  
Verwendung paralleler Neuronenstrukturen analog zur biologischen Funktionsweise des menschlichen Gehirns

Anhand mathematischer Techniken wie Regression, bedingter statistischer Bedarfsanalyse oder anderen ökonometrischen Methoden werden dabei zumeist bestehende Messzeitreihen für Strom, monatliche Stromrechnungen oder Befragungen als Ausgangsgrundlage verwendet. Im Weiteren erfolgt dann eine analytische Bestimmung und Berechnung von Wettereinflüssen und Haushaltsgerätestatistiken aus diesen Zeitreihen heraus, um eine Abschätzung für zukünftige Lastprognosen treffen zu können. Dabei wird überwiegend eine Stundenauflösung der Ausgangszeitreihen verfolgt.

Exemplarisch für die Top-Down-Methode sind Lastvorhersagen für ganze Länder,

Regionen oder Verbrauchergruppen, wie unter anderem die durch den Verband der Elektrizitätswirtschaft (VDEW) entwickelten empirischen Standardlastprofile, zu erwähnen [Ada+00]. Diese dienen in weiterer Folge den Energieversorgern und Netzbetreibern zur Abrechnung unter den verschiedenen Vertragspartnern und zur Feststellung von Leistungsumfängen am Strommarkt.

Andere Vertreter dieser Modellgattung sind beispielsweise die Modelle von [ASK] bzw. [Bar+], in denen auf eine bedingte Bedarfsanalyse zurückgegriffen wird, oder das Modell von [Sub+] mittels Anwendung einer Regressionsrechnung. Möglichkeiten zur Lastprognose über Fouriertransformation bzw. andere statistische Analysen anhand von Gaußprozessen nutzt unter anderem das Modell von [MDCb].

Vorteilhaft gestaltet sich bei dieser Verfahrensgruppe der verminderte Datenaufwand eingangsseitig, als Nachteil sind ein gradueller Verlust an Genauigkeit und eine größere Modellunsicherheit für spezifische Phänomene zu erwähnen [BA] [Mol+].

Aufgrund der eingangs beschriebenen Ziele der Arbeit eignen sich daher diese Ansätze eher weniger für die Betrachtung der Potentiale einzelner spezifischer Haushalte bzw. deren verknüpften Darstellung und Interaktion von Mobilitäts- und Haushaltsaktivitäten.

## 2.2 Synthetischer Bottom-Up-Ansatz

Im Gegensatz dazu verwenden Verfahren nach dem Bottom-Up-Ansatz spezifische und individuelle Daten bzw. Informationen über Einzelkomponenten, um diese dann anschließend nach unterschiedlichen Verfahren zu aggregieren. Nach [GAB] kann folgende Gliederung unternommen werden, wobei zu erwähnen ist, dass zahlreiche Modelle als Hybridmodelle unter Verwendung mehrerer unterschiedlicher Methoden ausgelegt sind und die Unterschiede teilweise marginal sind.

- **Statistische Modelle**  
Basierend auf Mustern/Archetypen wie Typgebäuden, Gebäudegröße etc.
- **Wahrscheinlichkeitstheoretische, empirische Modelle**  
Basierend auf Messstichproben
- **Zeitnutzungsgestützte Modelle**  
Basierend auf Zeitbudget-/Gerätenutzungsstatistiken

### 2.2.1 Statistische Energiemodelle

Statistische Modelle nutzen zur Vereinfachung und Reduktion des benötigten Eingangsdatensatzes charakteristische und aussagekräftige Typkategorien für Gebäude-/Haushalts- oder andere Teilstrukturen. Somit wird eine Vielzahl an möglichen Variablen und Parametern auf ein Minimum herunter gebrochen und dadurch unter anderem für die Nutzung von Gebäudesimulationssoftware zur Abbildung des thermischen Bereichs handhabbar gemacht. Durch diese Minderung der Komplexität können jedoch zum Teil spezifische Informationen über Einzelhaushalte verloren gehen.

#### Modell nach Yao und Steemers [YS]

Das Modell von Yao und Steemeers - Simple Method for formulating Load Profile (SMLP) - ist der wohl bekannteste Vertreter dieser Gattung und wurde mit dem Ziel der Integration dezentraler Energieproduktionsanlagen mit Schwerpunkt auf dem Anlagentyp PV und den daraus folgenden Auswirkungen auf das britische Stromnetz entwickelt. Der Fokus lag dabei auf einer Vorhersage von Spitzenlastkurven und Fehlerfällen im Netz, um Hilfestellung bei zukünftigen energiepolitischen Entscheidungen leisten zu können.

Als Eingangsdaten wurden neben Statistiken aus nationalen Fragebögen wie z.B. Ausstattungsgrade von Haushaltsgeräten, grundlegende Wohnszenarien und demographische Haushaltszusammensetzungen ebenso individuelle Warmwasserprofile bzw. Pro-Kopf-Verbräuche für diverse Haushaltsendanwendungen benötigt. Eine Berechnung des Heizenergiebedarfs erfolgte dann für unterschiedliche Gebäudekategorien mittels eines beigefügten thermischen Modells. Die Anwesenheit von Personen kann aus einem Set von fünf verschiedenen Anwesenheitsprofilen gewählt werden.

Der interne Ablauf gestaltete sich nun wie folgt:

1. Generierung eines Tageslastprofils für jedes Gerät durch zufällige Wahl des Startzeitpunkts
2. Diversität der Startzeitpunkte durch iterative Anwendung
3. Zusammenfassung der Einzellastkurven
4. Anpassung an spezifische Einstellungen einzelner Szenarien

## 5. Hochrechnung entsprechend der Bevölkerungszusammenstellung

Im Zuge der Modellierung wurden 15 Gerätetypen-/kategorien unterschieden: *TV, Videorekorder, Kühlschrank, Gefriergerät, Kühlmischgerät, Kochfeld, Herd, Ofen, Wasserkocher, Mikrowelle, Spülmaschine, Trockner, Waschmaschine, Staubsauger, Bügeleisen, Licht*. Die Umsetzung der Gerätestruktur bzw. Aggregation hin zu den Gesamtlastprofilen erfolgte dann nach dem Worst-Case-Prinzip, das heißt, Ziel war es, die maximale Belastung durch tägliche Nutzung **aller** Geräte abzuschätzen.

Als Ausgangsdaten erhält man schlussendlich Zeitprofile mit einstellbarer 1-,5-,15- und 30-Minutenauflösung für Einzelhaushalte oder auch unterschiedliche Gebäudeaggregationen, welche nach interner Validierung eine sehr gute Passform zu den verfügbaren Realprofilen zeigen. [GAB] merkt jedoch an, dass die Art der Validierung aufgrund des Vergleichs von beispielhaften und gemittelten Lastprofilen äußerst fragwürdig zu sehen ist. Des Weiteren gibt es angesichts der starren Struktur keinerlei Möglichkeit zur Darstellung zukünftiger Entwicklungsszenarien oder der Berücksichtigung personenspezifischer Verhaltensweisen, ohne dass dies mit einem größeren Umbauaufwand verbunden wäre. Im Allgemeinen besticht das Modell von Yao und Steemers durch Einfachheit und generell gute Gesamtergebnisse, ist jedoch zu wenig flexibel und erweiterbar für die Ziele dieser Arbeit.

### **Modell nach Parekh [Par]**

Im Modell von Parekh lag der Fokus primär auf einer detaillierten Gebäudesimulation, wobei drei generelle Kriterien zur Erstellung von Musterkategorien verwendet wurden:

- geometrische Abmessungen der Gebäude
- thermische Charakteristika
- Betriebsparameter

Als Eingangsdaten fungierten Gebäudeparameter und Fragebögen zu geometrischen und thermischen Charakteristika des gesamten kanadischen Gebäudebestands. Diese dienten in weiterer Folge zur Bestimmung minimaler, maximaler und durchschnittlicher Werte mit dem Ziel der späteren Weiterverarbeitung und Eingabe in ausgewählte Gebäudesimulationsprogramme.

Aus vorher Erläutertem lässt sich abermals schließen, dass diese Methode das thermische Verhalten von durchschnittlichen oder 'extremen' Gebäuden mit hohem Detaillierungsgrad widerspiegelt, jedoch eine spezifische Detaillierung für Einzelhaushalte nicht darstellbar und untersuchbar ist. Ferner ist eine starke Abhängigkeit von der verwendeten Simulationssoftware anzumerken.

### **Modell nach Nishio und Asano [NA]**

Das Modell von Nishio und Asano - Residential Energy Demand Generator (REDG) - verfolgt die Zielsetzung der Bereitstellung einer Vielzahl an unterschiedlichen und individuellen Haushaltslastprofilen, um die Auswirkung von Technologiewechseln in der japanischen Energiewirtschaft angemessen bewerten zu können.

Im Rahmen dessen wurde sowohl auf zahlreiche nationale Statistiken, wie z.B. Familienzusammensetzungen, Gebäudestrukturen, regionale Unterschiede, als auch auf Fragebögen und Messreihen aus circa 10.000 Haushalten, wie z.B. Lebensstile, Gewohnheiten der Personen, zurückgegriffen. Anschließend wurden im Modell mittels Monte-Carlo-Methode die charakteristischen Parameter für jede Musterkategorie bestimmt und dabei ein Satz aus 34 Familientypen und 47 klimatischen Regionen gebildet. Die dadurch resultierenden Kategorien stellten die Basis für weitere Simulationen dar, welche als Ausgangswerte monatliche Bilanzwerte in den Kategorien *Elektrizität, Kochen, Warmwasserbereitung, Heizung, Kühlung* für jeden Haushalt lieferten.

Im Endeffekt produziert das Modell gute Erkenntnisse und Ergebnisse zur grundlegenden Bewertung des Einsatzes und der Auswirkungen von Technologieänderungen im Energiesystem. Das Modell zeigt jedoch in der Abbildung einzelner Haushalte sowohl im Detail als auch in der zeitlichen Auflösung starke Schwächen.

### **Modell nach Kandler [Kan10]**

Im Rahmen der Diplomarbeit von Kandler fanden keinerlei detaillierte Aufstellungen und Aggregationen von Haushaltslasten statt. Stattdessen wurden die durch einen Top-Down-Ansatz entwickelten VDEW-Lastprofile [Ada+00] verwendet. Das Ziel der Arbeit lag vielmehr in der energiewirtschaftlich optimalen Verknüpfung von Haushalts- und Mobilitätsbereich, hier speziell der Versorgung eines Elektrofahrzeugs. Dazu wurden anhand statistischer Voranalysen repräsentative Fahrprofile

*Pendler (kurz und lang), Haushaltsfahrzeug, Nachtarbeiter, Vertreter* definiert, welche dann ins Energiesystem des Hauses hinsichtlich Verbrauch und Ansteckzeiten eingebunden wurden. Negativ zu vermerken ist, dass sowohl last- als auch mobilitätsseitig keinerlei Diversität und Repräsentation eines spezifischen Nutzerverhaltens vorgesehen wurden.

### **Modell nach Zeilinger [ZGS] [ZE]**

Einen weiteren Vertreter dieser Kategorie stellt das Modell nach Zeilinger dar, in welchem eine objektorientierte Vorgehensweise, d.h. durch Definition von Geräteklassen und daraus Erzeugung spezieller Geräteinstanzen, gewählt wurde. Als Eingangsdaten wurden hierzu neben grundsätzlichen Geräteeigenschaften auch zeitliche Einsatzverteilungen der Geräte benötigt. Dabei fand eine Unterscheidung nach drei Wochentagstypen (Werk-, Sams- und Sonntag), drei Jahreszeiten (Sommer, Winter, Übergangszeit) und insgesamt neun Haushaltskategorien statt. Die erforderliche Variabilität der Haushalte wurde durch eine Parameterstreuung der Gerätedaten (Ausstattung, Leistung entsprechend der Statistiken) erzielt, um ausgangsseitig dreiphasige Profile in Sekundenauflösung sowohl für Wirk- als auch Blindleistung generieren zu können. Der interne Ablauf gestaltete sich folgendermaßen:

- Modellierung der Eigenschaften bestimmter Gerätegruppen (Betriebsparameter, Standby, Leistung, etc.)
- Bestimmung des Geräteeinsatzes mit Hilfe bekannter Verteilungen
- Simulation der jeweiligen Gerätegruppe
- Aggregation der Einzelprofile durch individuelle Selektion entsprechend der Gebäudeausstattung

Alles in allem wurde im Rahmen dieses Modells neben einer guten Abbildung der Dynamik realer Einzelhaushalte im Strombereich nur eine grobe Repräsentation der Blindleistungsaufnahme und keine Erfassung der Blindleistungsabgabe abgebildet. Andere Bereiche wie Mobilität oder thermisches Verhalten wurden nicht erfasst. Ebenso fand keinerlei Abstimmung von Personen untereinander statt.

### Modell nach Wagler [WW16]

Analog zu [ZGS] bildet auch das Modell von Wagler den Strombereich von singulären Haushalten für Wirk- und Blindleistung ab, und zwar basierend auf verschiedenen gerätescharfen Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen - aufgeschlüsselt nach Wochentag (Werk-, Sams- und Sonntag) und Jahreszeiten (Sommer, Winter und Übergangszeit). Im Zuge des Modells wurden nachstehende Eingangsdaten für sämtliche Haushaltsgeräte (Fernseher, Waschmaschine, Herd, Computer, etc.) benötigt:

- Geräteausstattungsgrad der Haushalte
- Benutzungshäufigkeit
- Einschaltzeitpunkt
- Einschaltdauer
- Wirk- und Blindleistungsbezug

Anschließend wurden mittels Zufallszahl und Vergleich mit einer kumulierten und auf 1 normierten Wahrscheinlichkeitsfunktion der individuelle Startzeitpunkt unabhängig für jedes Gerät bestimmt und schlussendlich alle Einzelprofile für den Gesamthaushalt aggregiert. Unter dem Strich ähnelt das Modell sehr stark dem von Zeilinger [ZGS] und zeigt beinahe identische Stärken und Schwächen.

Zusammenfassend lässt sich also festhalten, dass Vertreter dieser Kategorie die Anforderungen an diese Dissertation nur unzureichend erfüllen, jedoch durchaus Bestandteile zur Vereinfachung der Gesamtkomplexität verwendet werden können.

### 2.2.2 Wahrscheinlichkeitstheoretische, empirische Energiemodelle

Neben den bereits vorgestellten statistischen Modellen basieren **wahrscheinlichkeitstheoretische, empirische Modelle** zusätzlich zu grundlegenden Statistiken zumeist auf Messstichproben, um geeignete Gewichtungen und entsprechende Hochrechnungen anfertigen zu können. Dabei können also schlussendlich - abhängig von der Detailtiefe der Modellierung - Rückschlüsse sowohl auf Einzelgebäude als auch auf die Grundgesamtheit gezogen werden.

### **Modell nach Farahbakhsh [FUF]**

Farahbakhsh stellte sein Canadian Residential Energy End-use Model (CREEM) mit dem Ziel der Analyse von Effizienzsteigerungsmaßnahmen und Entwicklung von CO<sub>2</sub>- und Treibhausgas-Emissionen in Kanada vor, und verwendete dabei als Eingangsdaten sowohl statistische Gebäudedatenbanken (Statistically Representative Housing Stock (STAR-HOUSING)), globale Datensätze aus dem Gebäudesimulationsprogramm HOT2000 als auch Informationen aus großangelegten Umfragen (Survey of Household Energy Use (SHEU)). Daraus entwickelte er einen Satz aus 16 Mustertypen für Gebäudehaushalte, welche jeweils nach Gebäudealtersklassen und regionalen Einflüssen voneinander abgegrenzt werden können. Über die Auswertung von individuellen Stromabrechnungen führte er dann eine Kalibrierung und Validierung der erhaltenen Verbrauchszahlen durch, wodurch er schlussendlich repräsentative Lastprofile erhielt. Beispielhafte Ergebnisse zeigten für Kanada unter anderem Energie- und Treibhausgasreduktionen für Erneuerung/Erweiterung von Heizsystemen in Höhe von circa 8%, bei Installation besserer Gebäudedämmung rund 4% und bei programmierbaren Thermostaten von etwa 2%.

Aufgrund der Erweiterung statistischer Ansätze um die Kalibrierung über spezifische Stromabrechnungen ist durchaus eine Verbesserung der Individualisierung feststellbar. Dennoch kann dadurch der Faktor Mensch in keinsten Weise spezifisch bzw. gesondert abgebildet werden, was als Schwachpunkt zu vermerken ist.

### **Modell nach Stokes [SRL] [Sto05]**

Ein weiterer Vertreter dieser Kategorie ist das Modell von Stokes, welches zum Zwecke erweiterter Lastflussanalysen im englischen Verteilnetz mit Hinblick auf die verstärkte Dezentralisierung von Erzeugungsanlagen entwickelt wurde. Der vorliegende Modellrahmen besitzt dabei eine einheitliche Modellierungsstruktur und -tiefe sämtlicher Haushaltsendanwendungen und berücksichtigte jeweils den Bedarf singulärer Geräte an Wirk- und auch Blindleistung. Die Haushaltsendanwendungen sind dabei in nachfolgender Weise klassifizierbar:

- Kühlgeräte
- Heizgeräte
- Warmwasserbereitung

- Herd, Ofen, Wasserkocher, Mikrowelle
- Reinigungsgeräte bzw. Haushaltsgroßgeräte (Waschmaschine, Trockner, Spülmaschine)
- Licht (Standard-Glühbirne)
- Rest

Als Eingangsdaten wurden neben sozioökonomischen Statistiken und Fragebögen, z.B. *Ausstattungsgrade von Geräteklassen, Wohnsituation einzelner Haushalte hinsichtlich Einkommen und Lifestyle etc.*, individuelle Gebäudeparameter wie *Fläche, Lage, Orientierung, Anzahl Räume, Art der Warmwasserbereitung/ des Warmwasserbedarfs im spezifischen Gebäude* oder Geräteinformationen/Messkurven für spezifische Geräteklassen benötigt. Ergänzend dazu waren neben drei verschiedenen Typen zusätzlich zwei Tarifsysteme wählbar.

Als essentiell für die statistische Vorberechnung erwiesen sich die benötigten Messprofile von 1200 englischen Haushalten in 30-Minuten-Auflösung. Für jede halbe Stunde des Tages wurde dann eine Kalkulation der Auftrittswahrscheinlichkeit eines Geräts über einen Vergleich der mittleren Last mit der gemessenen Gerätelast angestellt. Die mittlere Last wurde über die Annahme eines sinusförmigen normalisierten Leistungsbedarfs, welche laut Stokes den besten Kompromiss zwischen Genauigkeit und Einfachheit der Modellierung darstellt, abgeschätzt. Der exakte Start innerhalb dieser halben Stunde wurde anschließend mittels Zufallszahlen randomisiert. Wettereinflüsse fanden in der Modellierung durchaus Beachtung, wurden jedoch nur ortsgebunden und ohne Zeitreihenabhängigkeit berücksichtigt.

Schlussendlich resultierten als Ausgangszeitreihen sowohl Lastprofile spezifischer Verbraucher im ausgewählten Haushalt in 1-Minuten-Auflösung als auch das Lastprofil eines durchschnittlichen Haushalts in 30-Minuten-Auflösung.

Mit dem generalisierten und sehr übersichtlichen Modell von Stokes lassen sich aktuelle und zukünftige Entwicklungen einfach abbilden, zahlreiche externe und interne Einflüsse finden im Modellaufbau Berücksichtigung. Anzumerken bleiben jedoch auch die vielfältigen Über- bzw. Unterschätzungen von Lastkategorien und die fehlende Diversität der Profile untereinander. Mangels Berücksichtigung von Personen wird der Einflussfaktor der Anwesenheit ebenso außer Acht gelassen.

### **Modell nach Paatero und Lund [PLa]**

Auch im Modell von Paatero und Lund bildeten nationale Statistiken und Berichte die Ausgangsgrundlage. Überdies wurden diese zusätzlich mit Analysen zu typischen Startzeiten für diverse Haushaltsgeräte erweitert. Dabei verfolgten Paatero und Lund das Ziel, die Auswirkungen von DSM im privaten Haushaltssektor zu evaluieren.

Die Modellstruktur war dabei zweistufig ausgelegt und beinhaltete einerseits eine Skalierung der täglichen und saisonalen Fluktuation über sogenannte 'Sozialfaktoren', welche aus den elementaren Statistiken berechnet wurden. Andererseits erfolgte ein iterativer Aufbau von individuellen Haushaltslastgängen mittels Nachbildung einzelner Geräte/Geräteklassen über die gemessenen bzw. vorberechneten Startzeitverteilungen. Die Ausgangszeitreihen waren aufgrund der Datenlage auf den elektrischen Bereich beschränkt und besaßen eine 1-Stunden-Auflösung. Paatero und Lund stellten dabei während der Validierung eine zufriedenstellende Wiedergabe der Messreihen, obgleich mit signifikanten Unterschätzungen der durchschnittlichen Leistungen bzw. der Lastverteilung, fest. Überdies ist zu konstatieren, dass trotz Sozialfaktoren die Einflüsse von spezifischen Gewohnheiten und Nutzungsprofilen von Personen nicht ausreichend berücksichtigt werden.

Insgesamt lässt sich festhalten, dass Modelle dieser Art wesentlich bessere Ergebnisse hinsichtlich Dynamik und Repräsentativität als rein statistische Ansätze erzielen. Insbesondere aufgrund der fehlenden Integration des Faktors Mensch erfüllen sie zwar die Anforderungen an die vorliegende Arbeit nicht zur Gänze, sie können jedoch durchaus wertvolle Beiträge für einzelne Teilbereiche liefern.

### **2.2.3 Zeitnutzungs-/Aktivitätsgestützte Energiemodelle**

Im Bereich der **zeitnutzungsgestützten Energiemodelle** werden die im Rahmen einer ZVE - siehe dazu auch Teil I Kapitel 1.1 auf Seite 10 - oder Mess- bzw. Monitoringkampagne erhobenen Datensätze zur Abbildung spezifischer Besonderheiten und individueller Lebensgewohnheiten von Bewohnern unterschiedlichster Haushalte verwendet. Dabei besteht - je nach Fragestellung - die Möglichkeit sowohl auf Rohdaten von Einzelpersonen als auch auf statistische Auswertungen und Analysen von größeren Personengruppen Bezug zu nehmen. Eine detaillierte Unterscheidung kann nun

wiederum nach den ausgewerteten und zugrundeliegenden Datensätzen in folgender Weise getroffen werden:

- **Aktivitäten:** Personenbezogene Tagesabläufe und Schemata
- **Geräte:** Endverbraucherscharfe Nutzungsverteilungen bzw. Häufigkeitsanalysen

Im Folgenden wird nun auf einige Vertreter dieser Kategorie näher eingegangen.

### **Modell nach Walker und Pokoski [WP]**

Das Modell von Walker und Pokoski ist eines der ersten bekannten Modelle, welche den Einfluss des Nutzerverhaltens auf den elektrischen Energieverbrauch miteinbeziehen und entsprechend sinnvoll darstellen können. Primär wurde das Tool dazu entwickelt, um eine Einsatzplanung von Kraftwerken im größeren Maßstab durch Vorhersage von Lastprofilen vornehmen zu können.

Mittels 15-Minuten-Auflösung wurde für jede Person die Bildung zweier Wahrscheinlichkeitsfunktionen - Anwesenheit (availability) im Haushalt [Vektor aus 0 und 1] bzw. Neigung/Aktivität (proclivity) - angestrebt. Da zur detaillierten Rekonstruktion eigentlich eine zeitliche Tagebuch-Aufzeichnung pro Person und Tag nötig gewesen wäre, dies aber unter Kostenpunkten nicht wirtschaftlich darstellbar war, wurde eine Reduktion auf eine generelle Anwesenheitsfunktion vorgenommen. Um die Individualität einzelner Personen/Personengruppen dennoch zu erhalten, wurde daher zusätzlich eine tageweise Variation über die Startzeiten sogenannter Hauptaktivitäten (Arbeit, Essen etc.) mathematisch vorgesehen. Die Neigungs- bzw. Aktivitätsfunktion diente dann in weiterer Folge zu einer verbesserten Nachbildung der spezifischen Gewohnheiten und Zeitprofile der Bewohner, wobei sowohl Informationen über die Gerätenutzungs- als auch über generelle Aktivitätsverteilungen aus vorhergehenden Untersuchungen und Fragebögen aufgestellt wurden. Dadurch war es erstmals möglich, den Einfluss spezifischer Geräte auf den Gesamtstromverbrauch demonstrieren zu können.

Einschränkend bleibt jedoch zu erwähnen, dass weder Mobilität noch thermische Verbräuche berücksichtigt und modell- bzw. auflösungstechnisch einige Vereinfachungen getroffen wurden. Überdies fanden keinerlei Interaktionen zwischen den Bewohnern statt.

### Modell nach Capasso [Cap+]

Aufbauend auf dem Modell von Walker und Pokoski entwickelte Capasso das Modell ARGOS, um neben der Einsatzplanung von Kraftwerken auch die Auswirkungen von DSM-Maßnahmen in Haushalten untersuchen zu können. Das Hauptproblem im Energiesektor in Italien war zu dieser Zeit das verstärkte Auftreten von Spitzenlasten während der Tagesverläufe im Winter. Die Palette der erstellten Lastprofile reichte dabei von Einzelgebäuden bis hin zu ganzen Gebäudegruppen, wobei wiederum eine 15-Minuten-Auflösung gewählt wurde. Unter Weiterentwicklung der in [WP] vorgestellten Methoden bzw. zusätzlicher Implementierung von Monte-Carlo-Ansätzen zur Aktivitätsauswahl konnte somit eine verbesserte und individuellere Abbildung von Haushalten im Gegensatz zu den Modellen von Walker und Pokoski [WP], Yao und Steemers [YS] bzw. Paatero und Lund [PLa] erreicht werden.

Negativ ist jedoch anzumerken, dass aufgrund des Fokus zur Darstellung von Spitzenlasten nur eingeschränkte Zeiträume und lediglich der Strombereich abgebildet wurden. Überdies fand keinerlei Unterscheidung von Typtagen und keine Berücksichtigung von Stromtarifen oder thermischen Gebäudespezifika statt.

### Modell nach Widen und Wäckelgård [WNW][WWa][WEM]

Nach Fertigstellung eines sehr einfach strukturierten Modells [Wid+] im Jahr 2009 entwickelte Widen in Zusammenarbeit mit Wäckelgård schrittweise ein wesentlich komplexeres Modell basierend auf einem dreistufigen inhomogenen Markov-Ketten-Ansatz. Als Grundlage dienten neben Wetterdaten zusätzlich schwedische Zeitnutzungserhebungen, welche entsprechend der Inhomogenität der Markov-Kette in zeitlich variable Übergangswahrscheinlichkeiten aufbereitet wurden.

Generell wurden im Rahmen des Modells sieben Hauptaktivitäten unterschieden, welche in direkter Relation zu den Aktivitäten aus den Statistiken bzw. Umfragen stehen. Über diverse Zuordnungen zu Geräteaktionen - diese können entweder

- **unabhängig:** Kühlgeräte
- **direkt abhängig während und teilweise während der Aktivität:**
  - konstant: Kochplatte, Herd, Bügeleisen, Staubsauger, TV, PC
  - teilweise: Warmwasserzapfung

- **anschließend:** Spülmaschine, Waschmaschine, Trockner
- **zeitabhängig:** Licht

erfolgen - kann jeder Bewohner eigenständig behandelt und grundlegende interfamiliäre Zusammenhänge in Bezug auf die Gerätenutzung über vorher getroffene Annahmen berücksichtigt werden. Überdies fällt der Anwesenheit von Personen besondere Bedeutung zu, da diese nach Widen starke Auswirkungen auf das gesamte Lastverhalten besitzt. Daher wurde in weiterer Folge zwischen aktiver Präsenz, inaktiver Präsenz und Abwesenheit unterschieden. Die einzelnen Lastprofile in 1-Minuten-Auflösung wurden anschließend aggregiert und als Ausgangszeitreihe zur Verfügung gestellt.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass das Modell von Widen und Wäckelgård sehr gute Ergebnisse in der Kurzzeitprognose elektrischer Lastgänge in hoher zeitlicher und räumlicher Auflösung erzielen kann. Aufgrund einer starken Abhängigkeit der Übergangswahrscheinlichkeiten von der Zeitverwendungserhebung sind jedoch langfristige Technologietrends nur schwer darstellbar. Ebenso ist die fehlende Integration von Mobilitäts- und thermischen Profilen zu bemängeln.

#### Erweiterung durch Grahn, Munkhammar

Eine Erweiterung des von Widen und Wäckelgård vorgestellten Modells in Richtung Mobilität führten schrittweise zuerst Grahn [Gra+] und dann Munkhammar [Mun+b] durch, indem sie die Ausgabedaten der Markov-Kette - insbesondere Anwesenheits- und Aktivitätsprofile - auswerteten und für die Darstellung der Mobilitätsprofile von Plugin-Hybridelektrofahrzeug (Plugin Hybrid Electric Vehicle) (PHEV) verwendeten. Dabei wurden - sobald die entsprechende Person abwesend war - durchschnittliche Verbrauchs- und Geschwindigkeitsprofile als konstant angenommen und diese dann zusätzlich mit saisonalen Faktoren verbrauchstechnisch berücksichtigt. Die Ladung am Haushalt wurde anschließend anhand der Abbildung des Fahrzeugbatteriestatus und der dazugehörigen Grenzwerte unternommen. Da diese Funktionen nur zum Zwecke einer simplen und groben Abschätzung des Ladebedarfs von Elektrofahrzeugen dienen sollten, fand auch keinerlei genauere Abbildung von Fahrprofilen, -verbräuchen oder Ähnlichem statt.

Erste Versuche in diese Richtung wurden aber ebenfalls von Munkhammar mittels einer direkten Integration in die Markov-Kette unter Zuhilfenahme einer bernoulliver-

teilten Wahrscheinlichkeitsfunktion der Fahrzeiten unternommen [Mun+a] [MWR]. Eine personenspezifische Repräsentation fand jedoch auch hier nicht statt.

### **Modell nach Richardson [RTI] [Ric+a] [Ric10]**

Das Modell von Richardson zeigt erneut eine Umsetzung der Lastprofilmodellierung basierend auf Zeitnutzungsuntersuchungen im Rahmen einer homogenen (statistischen) Markov-Kette 1.Ordnung.

Auch in diesem Modell wurde der Anwesenheit ein große Rolle zugewiesen, wenngleich hier nur 2 Zustände unterschieden wurden (*anwesend und aktiv bzw. abwesend*). Ferner wurden im Gegensatz zu [WEM] jedoch keine variablen Übergangswahrscheinlichkeiten verwendet, wodurch in der Gesamtbewertung die fehlende Variabilität negativ anzumerken ist.

Durch die Verknüpfung mit den erhobenen Zeitnutzungsdatensätzen, welche auf dem identischen Datenmaterial wie Widen und Wäckelgård [WEM] beruhen, geschah ein Aufbau von täglichen Aktivitätsprofilen - differenziert lediglich durch Personenanzahl und Typtag - bestehend aus erneut sieben unterschiedlichen Haushaltsaktivitäten:

- TV
- Kochen
- Trocknung Wäsche
- Wäschereinigung
- Körperreinigung
- Bügeln
- Andere Aktivitäten

Anschließend erfolgte entweder eine 1:1 (TV → Fernseher) oder eine 1:n Zuordnung zu Geräten (Kochen → Herd, Mikrowelle etc.), wobei 1:n nicht bedeutet, dass alle Geräte während dieser Aktivität laufen müssen. Durch diese Zuordnung resultierte lediglich eine Freischaltung der Geräte, welche dann über eine zufällige Startwahl - durch Zufallszahlvergleich mit den berechneten Startwahrscheinlichkeiten - initialisiert wurden.

Die Ausstattung der Haushalte mit Geräten fand zufällig aber repräsentativ zu nationalen Ausstattungsquotensätzen statt. Die Leistungen der Geräte wurden letztendlich über Kennwerte zur durchschnittlichen Laufzeit bzw. Leistungswerte oder real gemessene Lastprofile (falls vorhanden) nachgebildet und anschließend durch Multiplikation des Geräteprofils mit einem Faktor des spezifischen jährlichen Verbrauchs skaliert. Eine detaillierte Modellierung existiert für den Bereich Licht, welche auch im Rahmen dieser Arbeit übernommen wurde [Ric+b] [KWH]. Eine ausführliche Beschreibung ist dazu im Teil III Methodik in Kapitel 4.4.3 zu finden.

Resultierend wurden somit elektrische Ausgangslastzeitreihen in 1-Minuten-Auflösung erzielt, welche nach Richardson einen guten Kompromiss zwischen Datenaufwand und Genauigkeit darstellten. Neben dem ausschließlichen Fokus auf elektrische Lastgänge ist, wie bereits beschrieben, die fehlende Variabilität der Profile bzw. die nicht vorhandene Abstimmung der Personen zu monieren. Ebenso kritisierte selbst Richardson die starre bzw. unflexible Eingangsdatenstruktur und dadurch die schwere Erweiterbarkeit.

Aufgrund dieser bekannten Schwachstellen wurden aufbauend auf dem Modell weitere interne und externe Projekte zur funktionalen Aufstockung vorgenommen:

#### Modellerweiterung nach Schwab [Sch14b]

Ein internes Beispiel ist die Erweiterung durch Schwab, welcher im Rahmen seiner Masterarbeit den Fokus einerseits auf die Vereinfachung der Eingangsdatenstruktur - im Rahmen einer klassenorientierten Programmierung durch Portierung nach MATLAB - und andererseits auf eine Erhöhung der Diversität sowohl durch Integration einer inhomogenen Markov-Ketten-Struktur als auch durch Kopplung und Berücksichtigung weiterer Einflussparameter wie Typtage, Außentemperatur etc. legte. Wiederum fand jedoch nur eine singuläre Betrachtung der elektrischen Nachfrageseite statt, außerdem wurde eine Abstimmung von Haushaltsbewohnern untereinander nicht vorgesehen.

#### Modellerweiterung nach Good [Goo+]

Einen externen Ansatz lieferte Good, welcher weniger auf die programmatische Verbesserung Wert gelegt hat, sondern vielmehr eine Diversifizierung der Ausgangszeitreihen anstrebte. So integrierte er voneinander unabhängige Ansätze zur Modellierung von Warmwasser bzw. des Heizbedarfs über R-C-Modelle und adaptierte

die Struktur zur Berechnung des elektrischen Strom- und Kochbedarfs entsprechend seinen Voraussetzungen und Zielen.

Erneut bleiben jedoch die fehlende Diversität, die starre Grundstruktur und die nicht vorhandene Berücksichtigung der Mobilität zu bemängeln.

### **Modell nach Wilke [Wil13]**

Wilke baute in seinem Modell auf die Erkenntnis, dass rein eventbasierte Modellierungen weniger genau als gleichwertige Markov-Ketten-Ansätze sind [FK14]. Daher entwickelte er diverse Methoden für ein Hybridmodell basierend auf Zeitbudgetanalysen, Verbrauchsmessungen einzelner Geräte und generellen Geräteparametern. Die Nutzung von inhomogenen Markov-Ketten erster und höherer Ordnung zur Darstellung der Anwesenheitsprofile erweiterte er mit zeitabhängigen Übergangswahrscheinlichkeiten und Zeitdauerverteilungen von Aktivitäten mittels Regressionsanalysen.

Somit ist sein Modell in der Lage, die erforderliche Korrelation zwischen dem Gebrauch von Elektrogeräten und Aktivitäten in angemessener Weise herzustellen. Besonders den zeitlich variablen Besitzstand von Geräten durch Personen identifizierte er im Verlauf seiner Arbeit als Haupttreiber für die Profilerstellung und Darstellung des elektrischen Verbrauchs.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass durch den hybriden Ansatz ein großer Fortschritt erreicht werden konnte, jedoch der Fokus nur auf der elektrischen Nachfrageseite lag. Ferner wurde auch keine direkte Abstimmung der Personen untereinander unternommen, sondern diese lediglich über ähnliche Eingangsdatensätze erreicht.

### **Modell nach Muratori [Mur+]**

Die verknüpfte Erstellung mehrerer Sektoren - in diesem Fall von thermischen und elektrischen Lastprofilen - stand bei Muratori im Fokus. Der primäre Nutzen lag in der Bereitstellung eines Tools zur Quantifizierung der Auswirkung diverser Technologien (z.B. unterschiedlicher Wärmeerzeuger etc.). Methodisch wurden dabei Aktivitätsprofile mithilfe eines gemischten Ansatzes aus heterogener Markov-Kette und zusätzlichen physikalischen Regeln erstellt, und in der Folge über Zeitnutzungsdaten kalibriert. Validierungen gegenüber Messdaten zeigten schlussendlich durchschnittliche bis gute Übereinstimmungen der Bilanzwerte bzw. der täglichen und saisonalen Schwankungen. In diesem Fall wurde erneut eine Betrachtung der Mobilitätsprofile

bzw. eine Abstimmung von Personen untereinander nicht vorgesehen.

### **Modell nach Braun [Bra13]**

Einen weiteren Vertreter dieser Modellgattung stellt das Modell von Braun dar, welches mit dem Ziel der *Modellierung der Energienachfrage unter Berücksichtigung urbaner Formen und individueller Zeitverwendung* zur Planungsunterstützung für Stadtentwickler umgesetzt wurde. Durch Erweiterung des Ansatzes mittels Markov-Ketten unter Einbezug von additiven Regeln und Rahmenbedingungen gehört es somit ebenso zu den hybriden Modellen. Nach Braun sind urbane Formen, wie Siedlungs- oder Ortsstrukturen, neben der individuellen Zeitnutzung von Personen die Haupteinflussfaktoren auf den Energiebedarf. Erstere bildet er über Analysen von Geographische Informationssysteme (GIS)-Daten durch die Auswertung von 130.000 Siedlungen in 30 europäischen Ländern ab. Die aktivitätsbasierte Modellierung, welche durch deutsche Zeitbudgetdaten eingangsseitig gestützt wird, ermöglicht sowohl die Generierung von Energie- als auch Mobilitätsprofilen.

Mehrfach verweist Braun im Rahmen seiner Dissertation auf die Notwendigkeit der kombinierten Betrachtung mehrerer Sektoren, um die Ganzheitlichkeit des Energie- und Verkehrssektors darstellen zu können. Aufgrund der Vielfalt an Einflussfaktoren findet jedoch nur eine Betrachtung von synthetisierten Strukturen und Personengruppen für einzelne typische Tage statt. Eine Abstimmung von Bewohnern untereinander wird im Modell vernachlässigt.

### **Modell nach Metz [Met13]**

Mit dem Ziel der *Bewertung von Systemflexibilität räumlich und technisch abgegrenzter Versorgungssysteme* entwickelte Metz im Rahmen seiner Promotion ein umfangreiches Tool in MATLAB zur Erstellung individueller Lastprofile. Dabei liegt der Fokus nicht auf einer lokalen Betriebsführung bzw. im dezentralen Energiemanagement von Einzelgebäuden, sondern in der übergeordneten Steuerung auf Netzebene. Hinsichtlich Eingangsdaten wird neben personenbezogenen Haushaltsdaten aus der Zeitbudgeterhebung 2001/2002 eine Vielzahl an Gebäude- und Geräteparametern benötigt. Grundsätzlich wird zwischen Standort-, Topologie-, Anlagen-, Gebäude-, Haushalts-, Mobilitäts- und Endgeräte-Daten unterschieden. Exemplarisch sieht der Aufbau der Gesamtstruktur für Haushaltsgeräte wie folgt aus: Zu jeder Gerätegrup-

pe kann eine Geräteart (z.B. Waschmaschine) und ein explizites Modell gewählt werden. Über randomisierte Vorgänge werden dann im Modell in jedem Zeitschritt spezifische Prozesse/Programme (gemessene Lastprofile) angesteuert, welche einen direkten Einfluss auf den aktuellen und zukünftigen Zustand des Geräts besitzen (Normal, Standby, Schein-Aus, Aus). Folgende Kategorisierung der Gruppen wurde dabei hinterlegt:

- **prozessbestimmt:** Warmwasser, Haartrockner, Herd, Ofen, Mikrowelle, Kaffeemaschine, Wasserkocher, Geschirrspüler, Waschmaschine, Trockner, Staubsauger, Bügeleisen, DSM-Geräte
- **nutzungsbestimmt:** Licht, Fernseher, Informations- und Kommunikationstechnologie (IKT)
- **Dauerbetrieb:** Kühlschrank, Standby

Als Aktivitätsprofile wurden spezifisch aufbereitete Datensätze aus der Zeitbudgeterhebung 2001/2002 bzw. als Mobilitätsprofile aus dem deutschen Mobilitätspanel verwendet. Durch iterative Modellkalibrierung wurden diese Aktivitäten dann mit den oben erwähnten Geräten zu Lastprofilen verknüpft. Fahrprofile wurden über zufällige Kombinationen der statistischen Daten mit den Aktivitätsprofilen erreicht. Die Abbildung der Heizlast erfolgte intern über Standardlastprofile bzw. andere Bilanzierungsverfahren.

Als Ausgangszeitreihen standen schlussendlich Profile für Strom und Wärme bzw. Mobilität in 15-Minuten-Auflösung für einzelne Tage bzw. für ein Jahr zur Verfügung.

Als Hauptkritikpunkte sind die geringe Variabilität von Typtagen untereinander, die starre Einbindung von Mobilitätsprofilen bzw. die fehlende Abstimmung einzelner Personen zu nennen. Ebenso findet bezüglich Mobilität keinerlei Berücksichtigung des Modal Splits statt, da der Fokus nur auf einer bilanziellen Abbildung von Elektrofahrzeugladeprofilen lag. Außerdem wird keinerlei Rücksicht auf lokale DSM-Maßnahmen bzw. Energiemanagementsysteme genommen, welche immensen Einfluss auf die resultierenden Lastprofile speziell bei Privathaushalten besitzen.

### Modell nach Pflugradt [Pfl16]

Einen gänzlich anderen Ansatz verfolgt das Modell von Pflugradt. Dabei wird ein sogenanntes *Bedürfnismodell* zur Umsetzung realistischer Handlungsabläufe im Rahmen eines laufenden Promotionsvorhabens umgesetzt. Dieses basiert auf der Theorie der Persönlichkeits-Systeme-Interaktionen (PSI) des deutschen Psychologen Dietrich Dörner, welche besagt, dass Personen zu jedem Zeitpunkt auf Basis ihrer aktuellen Wünsche und Bedürfnisse über deren nächste Interaktion bzw. Aktion, welche ihnen am besten erscheint, entscheiden [Dör+02].

Das Modell ist in der Lage, Zeitreihen für Strom, Warmwasser, Kaltwasser und Gas in 1-Minuten-Auflösung aufbauend auf einer sehr umfangreichen Datenbank an Geräten und Gerätetypen zu synthetisieren. Es steht im Internet frei zum Download zur Verfügung und wurde in C# umgesetzt.

Nachteilig gestaltet sich jedoch, dass das Gebäudeverhalten nicht im Detail abgebildet wird, da der Fokus mehr auf der Simulation des Nutzerverhaltens liegt. Ebenso ist eine detaillierte Integration von Mobilitätsprofilen mittels vorgegebener Struktur schwierig umsetzbar.

Die Einbindung von Zeitbudget-Untersuchungen in die Modellierung von Lastprofilen hat sich in allen Varianten als sehr nützlich und zweckdienlich erwiesen, da sie eine wesentlich realitätsnähere Wiedergabe von zeitlichen Abfolgen erlauben. Trotz eines erhöhten Aufwandes an benötigten Eingangsdaten wird dieser Ansatz auch im Rahmen der vorliegenden Arbeit gewählt.

## 2.3 Einflussfaktoren auf das Lastverhalten

Im Rahmen der bisher diskutierten Modelle ist vielfach auf die Eingangsdaten und deren Repräsentation in der Modellierung Bezug genommen worden. Dabei unterscheiden sich diese nicht nur nach Methoden oder Unterkategorien sondern oftmals bereits anhand des Ansatzes oder hinterlegten Datensatzes. Sie verkörpern den Kernpunkt bei der Wiedergabe detaillierter Profile [Ric+a].

Viele Experten haben sich bereits mit den Einflussfaktoren und Abhängigkeiten von Lastprofilen in Privathaushalten beschäftigt. Im Folgenden soll daher nun ein kurzer Überblick darüber gegeben werden.

### Zeitliche und räumliche Auflösung

Die Auflösung der Ausgangsdaten stellt eine der wichtigsten Einflussfaktoren dar. Abhängig vom übergeordneten Simulations- und Untersuchungsziel ist jedoch zumeist ein Kompromiss zwischen zeitlicher und räumlicher Auflösung erforderlich. Nach [WF] führt eine Mittelung über Perioden größer einer Minute zu starken Unterschätzungen des Exports und Imports. [RTI] nennt daher auch eine 1-Minuten-Auflösung als guten Kompromiss zwischen Datenaufwand und Genauigkeit. Räumlich betrachtet erfolgen größere Zusammenschlüsse wie etwa Siedlungen oder ganze Städte durch Aggregation kleinerer Einheiten. Bottom-Up-Ansätze ermöglichen dabei zumeist eine hohe räumliche und zeitliche Auflösung, während Top-Down-Ansätze zumindest in der zeitlichen Auflösung gut mithalten können, jedoch detailliertere Einzelbetrachtungen von Geräten oder Einzelhaushalten zumeist unscharf und/oder fehlerhaft sind.

### Wetter und Standortfaktoren

Weitere wichtige Einflussfaktoren sind das Wetter bzw. andere Standortfaktoren. Während dies bei der Erstellung thermischer Lastgänge naheliegend erscheint, verändert sich selbst das Nutzerverhalten in Abhängigkeit der Saison bzw. örtlicher klimatischer Bedingungen. Dies wird auch in [YS], [Ric10] und [KRF] bestätigt.

### **Gebäudeparameter**

Ebenso findet eine Beeinflussung des Lastverhaltens durch das spezifische Gebäude statt. Faktoren wie Gebäudegröße [KRF], Gebäudetyp bzw. Anzahl Schlafzimmer [MDCa] [FK] [Yoh+] werden am häufigsten genannt. [YS] stellt jedoch auch eine hohe Korrelation zum generellen Gebäudedesign in Bezug auf Licht- und Heizungsbedarf fest. Auch gegenteilige Meinungen, wie die relative Irrelevanz von Gebäudealter oder Gebäudetyp (zumindest auf die Maximallast), finden durchaus Beachtung [KRF].

### **Anlagen-/Geräteausstattung bzw. -parameter**

Die Geräteausstattung und deren physikalische Parameter sind nicht nur für eine hohe räumliche Auflösung von essentieller Bedeutung. Auch die hinterlegte Anlagentechnik in Bezug auf thermische Lastdeckung und/oder Lichtbereitstellung sind wichtige Treiber eines detailgetreuen Abbilds spezifischer Haushalte. So können Technologietrends und deren Auswirkungen durch entsprechende Berücksichtigung im Modell in weiterer Folge schnell und zuverlässig analysiert werden. In der Arbeit von [KRF] wurde ein direkter Zusammenhang zwischen der Anzahl an Gefrier- und Entertainmentgeräten und dem täglichen Lastminimum bzw. zwischen der Anzahl an Großverbrauchern (Herd, etc.) und dem täglichen Maximum festgestellt. [MDCa] identifiziert die Art der Warmwasser- und Essenszubereitung bzw. die Gerätekomposition (vor allem Trockner, Spülmaschine und Kochgeräte) als Haupttreiber des Gesamt- und Maximalverbrauchs. Die Geräteanzahl und -ausstattung wird auch durch [Poz+] bzw. [Ric10] als Einflussfaktor mit deutlicher Signifikanz bestätigt. Hinsichtlich Besitzstatus von Geräten - ob zeitlich variabel oder generell - unterscheiden sich die Ansichten. Während manche Modelle [Wil13] dies als Hauptbestandteil sehen, stellt dies nach [KRF] und [Cro] einen eher unwichtigen Einfluss dar, da hierbei das Teilen als probates Mittel der Modellierung bzw. des allgemeinen Nutzungsverhaltens erachtet wird. Bezugnehmend auf die energetische Anlagenstruktur nennt [Hal10] die Position der Verschattungselemente (falls vorhanden), die Art der Beleuchtung und den Typ der Heiz-/Kühlsysteme (Heating, Ventilation, Air-Conditioning and Cooling) (HVAC) als wesentliche Komponenten.

### Personelle Zusammensetzung des Haushalts

Neben der Anzahl und Ausprägung an technischen Geräten stellt auch die Zusammensetzung an Personen einen wichtigen Einflussfaktor dar. Aufgrund einer großen Vielzahl typspezifischer Faktoren zur Charakterisierung von Haushaltsbewohnern und der zum Teil schwierigen Datenlage werden diese jedoch abhängig von der Detailtiefe der Modellierung zumeist auf ein Mindestmaß reduziert. Ein nahezu dauerhaft verwendeter Parameter ist dabei die Anzahl der Haushaltsbewohner [Ric10] [Yoh+]. [ZT] stellt dazu die Gleichung *Haushaltsverbrauch + 8% pro zusätzlicher Person* auf. Überdies wird oftmals das Einkommen des Haushaltsführers und/oder das gesamte Haushaltseinkommen zur Einschätzung des Lebensstils miteinbezogen [Ric10] [FK] [Yoh+]. Manche Studien und Modelle messen dieser Größe hingegen nur geringe Bedeutung zu [Poz+] [KRF]. Andere Möglichkeiten zur Berücksichtigung der typischen Lebensformen sind durch den Beschäftigungsstatus, die aktuelle Lebensphase und/oder das Alter der Personen gegeben [Ric10] [FK]. [Yoh+] zeigt beispielsweise in seiner Studie, dass Menschen, die älter als 65 Jahre sind, deutlich mehr Energie als jüngere Leute verbrauchen. Dies wird zum Großteil auf die verstärkte Anwesenheit im betrachteten Haushalt zurückgeführt. Laut [MDCa] weisen das Alter des Haushaltsführers und die grundlegende Zusammensetzung der Haushaltsbewohner den stärksten Einfluss auf den Gesamtverbrauch und die Maximallast auf, während wiederum andere Personencharakteristika (Lebensphase etc.) eher bei der Maximallast, und der soziale Status eher beim Gesamtverbrauch Bedeutung erlangen.

### Nutzerverhalten und Anwesenheit

Ein bereits seit den Anfängen der Lastprofilmodellierung verifizierter Faktor ist die Anwesenheit von Personen. Grundsätzlich schreiben dieser Größe unter anderem [Pag+], [Ric10], [KRF], [Poz+], [Yoh+] und [YS] große Bedeutung zu, wobei zum Teil ergänzend noch nach aktiver und passiver Anwesenheit unterschieden wird [WEM]. Sie sorgt laut [SRL] für die erforderliche Variabilität und Diversität zur Unterscheidung unterschiedlicher Haushalte. Speziell in den zeitbudgetbasierten Bottom-Up-Ansätzen werden über die bloße Anwesenheit hinweg mal mehr mal weniger detaillierte Aktivitätsprofile der Personen miteinbezogen. Überdies zeigt [Hal10] in seiner Studie, dass selbst eine gute Wiedergabe und Abbildung von Fenster- und Türoffnungen einen erkennbaren Mehrwert für die thermische Modellierung liefern können.

### 3 Demand-Side-Management Potentiale

Unter den Begriffen Demand-Side-Management (DSM), Demand-Side-Integration (DSI) oder auch Demand-Response (DR) versteht man Maßnahmen zur Beeinflussung und Veränderung der Verbraucherlast. Derartige Aktionen können dabei entweder seitens des Energieversorgers oder Gebäudeeigentümers/Bewohners mit unterschiedlichsten Zielsetzungen, jedoch stets unter Einhaltung des energiewirtschaftlichen Zieldreiecks (Versorgungssicherheit - Wirtschaftlichkeit - Umweltverträglichkeit), eingeleitet werden. Somit kann in beiden Fällen eine teilweise Steuerung der Energiemenge und/oder des Zeitpunkt eines möglichen Energiebedarfs erfolgen.

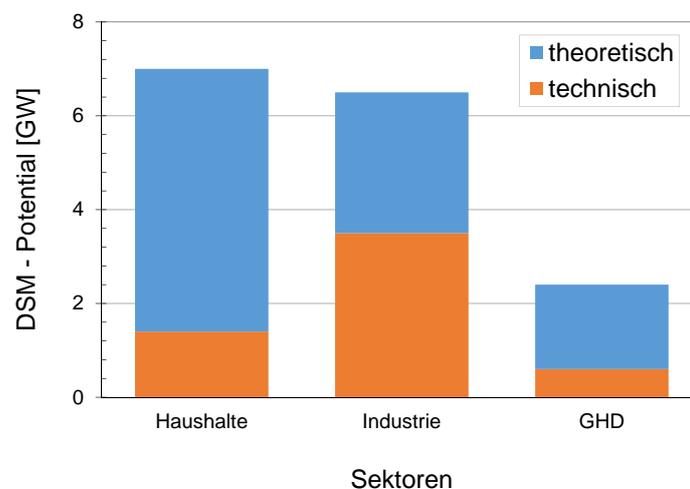


Abbildung II.3: Theoretische und technische DSM-Potentiale nach Sektoren [Deu10]

Oftmals werden DSM-Maßnahmen als eine Art Netzdienstleistung eingesetzt, wobei grundsätzlich zwischen positiver und negativer Regelenergie/Regelleistung zu unterscheiden ist: Während bei einem Überschuss an Energieangebot am Markt negative Regelleistung angeboten wird (zusätzliche Nachfrage generieren), herrscht Bedarf an positiver Regelleistung in Fällen einer negativen Energiebilanz (Realisierung von Lastabwurf/-verschiebung).

Betrachtet man die theoretischen DSM-Potentiale aufgeteilt nach Sektoren (siehe dazu auch Abbildung II.3), so zeigt sich der höchste Anteil im Bereich Haushalte mit einem positiven Regelleistungspotential von 7,0 GW und einem negativen von 32,0 GW. An zweiter Stelle erscheint der Industriesektor inklusive verknüpfter Querschnittstechnologien (Prozesskälte, Belüftung, Druckluft etc.) mit Werten von 1,8 GW + 4,7 GW (positiv technisch + theoretisch) und 0,4 GW + 3,5 GW (negativ technisch + theoretisch) gefolgt vom Bereich Gewerbe, Handel und Dienstleistungen (GHD) mit 2,4 GW (positiv) bzw. 14,3 GW (negativ).

Über das größte technisch und ökonomisch realisierbare DSM-Potential verfügt hingegen der Bereich Industrie mit durchschnittlich 3,5 GW, wobei davon ca. 1,1 GW auf energieintensive Einzelprozesse, und der Rest auf Querschnittstechnologien entfallen. Anschließend folgen der Haushaltssektor mit knapp 1,4 GW und der Bereich GHD mit 0,6 GW. Hierbei ist aber die starke Abhängigkeit von den getroffenen Annahmen und Modellrahmenbedingungen zu erwähnen [Deu10].

Nachfolgend werden nun die Ergebnisse verschiedener Studien und Veröffentlichungen zum Thema DSM-Potentiale im Haushaltssektor vorgestellt und detailliert analysiert. Überdies werden erste Ableitungen für die Modellierung im Rahmen dieser Arbeit angestellt.

### 3.1 DSM im Haushaltssektor

Aus Sicht des Haushaltsbewohners können Ziele, wie die wirtschaftliche Maximierung der Eigenstromnutzung aus PV, generelle Kosteneinsparungen durch bessere Ausnutzung variabler Stromtarife und/oder Spitzenlastreduktion bei leistungsabhängigen Preisen verfolgt werden. Dem Stromversorger hingegen bieten sich Möglichkeiten zum Angebot verschiedenster Netzdienstleistungen, eine Verbesserung und Anpassung seiner Energiekäufe am Strommarkt oder die Vermeidung von Netzausbaukosten durch Minderung von Spitzenlasten (Peak Shaving) und Vergleichmäßigung der Nachfrage (Valley Fitting). Bereits seit vielen Jahren werden ähnliche Prinzipien wie bei der Regelung bzw. Beladung von Nachtspeicheröfen mittels Hochtarif (HT)-Niedertarif (NT)-Stromtarifen umgesetzt. Besonders durch die verstärkte Integration fluktuierender erneuerbarer Energien stellen DSM-Maßnahmen zukünftig einen bedeutender

werdenden Baustein für ein funktionierendes Energiesystem dar.

### 3.1.1 Potentialanalyse nach Klobasa

Als viel zitierter Vertreter ist die Doktorarbeit von Klobasa [Klo07] zu nennen, welcher ohne Betrachtung elektrischer Heizungen bzw. elektrischer Warmwasserbereitung rund 71,8 kWh pro Haushalt und Monat als verschiebbare Energiemenge typischer Haushaltsanwendungen anführt. Nach Haushaltsgeräten aufgeschlüsselt ergaben sich dabei folgende Werte:

- **Waschmaschine:** 11,6 kWh
- **Wäschetrockner:** 7,9 kWh
- **Geschirrspüler:** 8,7 kWh
- **Kühlschrank:** 21,7 kWh
- **Gefrierschrank:** 21,9 kWh

Das automatisierbare technische Regelpotential, welches direkt über ein Energiemanagementsystem genutzt werden könnte, schätzt er in Haushalten mit ca. 168 W ab. Berücksichtigt man zudem die Marktdurchdringung einzelner Geräte, erhält man im Mittel 141 W pro Haushalt, wobei deutliche saisonale Unterschiede feststellbar sind (Sommer 122 W, Winter 160 W). Die Leistungswerte gliedern sich wiederum in nachstehende Komponenten:

- **Umwälzpumpen (Heizung, Brauchwasser):** 47 W
- **Kühlschrank:** 29 W
- **Gefrierschrank:** 28 W
- **Waschmaschine:** 23 W
- **Wäschetrockner:** 16 W
- **Spülmaschine:** 16 W
- **Klimaanlagen:** 9 W

Summiert man nun sowohl Energie- als auch Leistungswerte für alle Haushalte in Deutschland auf, resultieren Regelleistungspotentiale in Höhe von rund 2,8 TWh pro Monat bzw. etwa 20 GW an verschiebbarer Leistung. Davon entfallen ~1,4 GW auf Haushaltsanwendungen, ~2,7 GW auf ganzjährige Speicheranwendungen und ~17 GW auf saisonale Nachtspeicher und Wärmepumpen. Das technisch automatisierbare Regelpotential wurde schlussendlich mit etwa 5,5 GW beziffert.

Zusammenfassend lässt sich also festhalten, dass im Zuge der Ausführungen von Klobasa eine Abschätzung über generelle Potentiale zum Lastmanagement in Haushalten gegeben wird, wobei keinerlei ökonomische Betrachtung der wirtschaftlichen Umsetzbarkeit von Einzelmaßnahmen erfolgt.

### 3.1.2 VDE-Studie: Demand Side Integration

Im Rahmen dieser Studie, angefertigt durch die *ETG Task Force Demand Side Management*, wurde versucht, Flexibilitätsoptionen und verfügbare Potentiale durch DSI zu identifizieren, um eine geeignete Auslegung und einen optimalen Einsatz von Energieinfrastruktur in Deutschland gewährleisten zu können [Ver12].

Insgesamt wurden jährliche Lastverschiebungspotentiale für den Haushaltssektor in Deutschland unterteilt nach folgenden Komponenten ermittelt:

- **Waschmaschinen:** 4,7 TWh
- **Wäschetrockner:** 4,1 TWh
- **Kühlschränke:** 13,6 TWh
- **Gefrierschränke:** 5,9 TWh
- **Warmwasserbereitung:** 3,9 TWh

Das theoretische Regelpotential beläuft sich demnach im Jahr 2010 auf rund 11 GW im Sommer bzw. 13 GW im Winter, wobei der wesentliche Anteil durch thermische Prozesse wie Kühlung und Heizung zur Verfügung gestellt wird. Kühl- bzw. Gefriergeräte folgen mit ca. 3 GW gleichauf mit nicht unterbrechbaren Geräten wie Waschmaschine, Spülmaschine oder Trockner. Die Verschiebzeiten dieser Geräte werden zu 1 h bis 6 h angegeben. Der Bereich Raumklimatisierung kommt auf rund 2,5 GW, wengleich selbst in den Schlussbemerkungen der Autoren von einer Unterschätzung

dieses Potentials ausgegangen wird. Eine mögliche Integration von Elektromobilität bei gleichzeitiger dreiphasiger Ladung würde zusätzliche Potentiale in Höhe von 16 GW eröffnen. Zukünftig wird zudem eine Steigerung auf 18 GW im Jahr 2020 bzw. 35 GW im Jahr 2030 vorhergesagt.

Beschränkt man sich nun auf technisch realisierbare Lösungen, wird von einer Nutzbarkeit des theoretischen Potentials von 13% ausgegangen. Dabei kann für Haushalte und GHD eine mögliche Spitzenlastreduktion von 2% im Sommer bzw. von 8% im Winter erreicht werden. Als technisch nutzbare DSI-Potentiale für den Haushaltssektor ergeben sich schlussendlich folgende Werte:

- **Jahr 2010:** 2,6 GW mit 8,0 TWh pro Jahr
- **Jahr 2020:** 3,8 GW mit 12,4 TWh pro Jahr
- **Jahr 2030:** 6,0 GW mit 32,3 TWh pro Jahr

Im Gegensatz zu Klobasa wurden in dieser Studie wesentlich höhere Energie- unter gleichzeitig geringeren Leistungspotentialen festgestellt. Dies ist vorwiegend auf unterschiedliche Methoden und zugrunde liegende Annahmen zurückzuführen. Ebenso fand keinerlei Betrachtung der wirtschaftlichen Rentabilität statt.

### 3.1.3 Untersuchungen im Projekt e-MOBILie

Im Gegensatz dazu wurden im Projekt e-MOBILie [Pro16] ökonomische Gesichtspunkte anhand vielfältiger Simulationen von Einfamilienhäusern berücksichtigt. Mittels betriebswirtschaftlicher Optimierung seitens eines Energiemanagementsystems wurden die Komponenten Wärmepumpe inklusive Wärmespeicher, Ladung eines Elektrofahrzeugs, andere steuerbare Haushaltsgeräte (Waschmaschine, Wäschetrockner, Spülmaschine) bzw. Stationärspeicher - falls jeweils vorhanden - entsprechend eingeplant.

Berechnungen zeigten dabei absolute Kosteneinsparungen infolge der DSM-Maßnahmen zwischen 45 € und 541 € bzw. im Mittel 291 € pro Jahr und Haushalt, welche einer relativen Reduktion von 1,2% bis zu 27,7% mit einem Mittelwert von 15% je nach Gebäude- und Anlageninfrastruktur entsprechen. Überdies lässt sich festhalten, dass höhere Einsparungen bei variablen Stromtarifen als bei Konstantstrom-Tarifen erzielt werden konnten.

Der dominante Hauptanteil (absolut 15% - relativer Anteil an den Einsparungen 60%) ergab sich aus einem prädiktiv gesteuerten Wärmepumpensystem (Komplex aus Wärmepumpe, Wärmespeicher und elektrischer Heizstab), gefolgt von intelligent eingeplanten Ladevorgängen des Elektrofahrzeugs (absolut 9% - relativ 35%). Verschiebbare Hausverbraucher wiesen dagegen nur sehr geringe Potentiale auf (absolut <1% - relativ 2,7%) und wurden daher als nicht rentabel eingeschätzt.

Insgesamt betrachtet kommt man zum Schluss, dass eine Rentabilität von DSM-Maßnahmen stark von der zugehörigen Gebäude- und Anlageninfrastruktur abhängig ist und eine Wirtschaftlichkeitsrechnung für jeden Einzelfall unternommen werden muss.

### **3.1.4 Analysen nach Stadler**

Weitere Untersuchungen im Zuge der Habilitation von Stadler [Sta05] fußten auf der genauen Vermessung diverser Prozesse im Labor und verschiedenen Versuchsobjekten mit anschließender Abbildung in einem Simulationsmodell. Bei einem gesamtdeutschen Potential im Haushaltssektor von 25 GW positiver und 75 GW negativer Regelleistung wurden theoretische Stromverlagerungspotentiale für Warmwasserbereitung in Höhe von rund 7 TWh, für Speicherheizungen von ca. 27 TWh und für Kühl- bzw. Gefriergeräte mit etwa 27 TWh pro Jahr ermittelt. Speziell für die letzte Kategorie wurden aber die Einschränkungen durch enge Temperaturgrenzbereiche für das Füllgut (Nahrungsmittel etc.) bzw. eventuell notwendige Überdimensionierungen negativ angemerkt, weshalb rein technisch von einer Umsetzung abgesehen wurde.

### **3.1.5 Dena Netzstudie II**

Die Dena Netzstudie II [Deu10] baute auf der Arbeit von Stadler auf und analysierte mitunter das Angebot von Netzdienstleistungen durch unter anderem DSM-Maßnahmen zur Vermeidung von Netzausbau. Fokussiert man nun rein auf den Haushaltssektor, so hat sich gezeigt, dass Anwendungen mit DSM-Potential rund 60% des Haushaltsstrombedarfs repräsentieren, wobei davon 43% auf Heizsysteme, 23% auf Kühlsysteme, 17% auf Warmwasserbereitstellung und weitere 17% auf sonstige elektrische Geräte entfallen. Die restlichen 40% (Beleuchtung, Unterhaltungselektronik,

Kochen etc.) wurden als direkt nutzerabhängig, folglich nicht ohne Komforteinbußen verschiebbar und dadurch als nicht geeignet identifiziert. Unter dem Strich folgen daraus ein positives Regelleistungspotential von ~6,7 GW bzw. ein negatives von ~35,3 GW. Die Aufteilung auf Einzelanwendungen sieht wie folgt aus:

- **Heizungssysteme:** 5,9 GW (positiv), 25,7 GW (negativ)
  - wobei Wärmepumpen: 0,7 GW (positiv), 1,3 GW (negativ)
- **Warmwasserbereitung:** 0,7 GW (positiv) [kein Strom beziehen, Speicher einsetzen], 2,0 GW (negativ) [Warmwasserspeicher füllen]
- **Kühlungssysteme:** starke Abhängigkeit vom Füllgut, negatives kürzer als positives Regelleistungsangebot, da eine Kühlung schneller als eine Erwärmung stattfindet
  - Kühlschränke: 0,6 GW (positiv), 1,4 GW (negativ)
  - Gefrierschränke: 0,6 GW (positiv), 0,5 GW (negativ)
- **sonstige Haushaltsgeräte:** theoretisch 1,6 GW, technisch 0,2 GW (positiv), 2,8 GW (negativ)

### 3.1.6 Forschungsstelle für Energiewirtschaft

Das Verbundforschungsvorhaben *Merit Order der Energiespeicher* [Pel+16] beschäftigte sich mit der systematischen Analyse von Flexibilisierungsmaßnahmen mit Hilfe sogenannter funktionaler Speicher. Diese wurden im Zuge dessen folgendermaßen definiert:

*Alle gezielten Modifikationen der Leistungsgänge von Stromverbrauch und zunächst unflexibler Stromerzeugung zur Anpassung von Nachfrage und Erzeugung können als Funktionale Energiespeicher verstanden werden. Die Differenz zwischen unflexiblen und flexibilisiertem Leistungsgang entspricht einer Be- bzw. Entladung des Funktionalen Energiespeichers [Pel+16, S. 5].*

Insgesamt wurde für den Haushaltssektor mit Hilfe von Industriepartnern eine jährlich verschiebbare Energiemenge von 600 kWh bis 2.300 kWh (Verbrauch aller verlagerbaren Geräte) abhängig von der Haushaltsgröße festgestellt. Die verschiebbare

Leistung je Haushaltsverbraucher variierte zwischen 90 W (für Kühl-/Gefriergeräte) und 2.000 W (für Spülmaschine, Waschmaschine, Trockner). Außerdem wurde für die Steuerung und Regelung elektrischer Heizsysteme aller damit verbundenen Haushalte in Deutschland ein Potential von ca. 9,4 GW ausgewiesen.

Im Rahmen früherer Messungen fanden an der Forschungsstelle für Energiewirtschaft (FFE) bereits detaillierte Untersuchungen zum Thema Kühl-/Gefriergeräte und deren Beitrag zur Flexibilisierung statt. [Pfe+] fand dabei heraus, dass diese trotz positiver Eigenschaften wie der fehlenden Beeinträchtigung von Bewohnern nur ein geringes technisches Potential liefern (funktionaler Speicher mit Kapazität von 0,03 kWh bis 0,07 kWh und Speichernutzungsgrad deutlich unter 50%). Gesamtdeutsche Abschätzungen lieferten ca. 2,5 GWh an Speicherkapazität, wobei diese Potentiale zukünftig durch Effizienzmaßnahmen deutlich verringert werden würden. Es gilt der Grundsatz: je niedriger der Energieverbrauch, desto geringer das DSM-Potential.

Andere Potentialanalysen aus dem Projekt *Windenergie - Ausgleich der Prognosefehler* [vGH10] lieferten zudem ein DSM-Potential von 160 MW positiver bzw. 730 MW negativer Regelleistung zum Ausgleich prognosebedingter Schwankungen.

### 3.1.7 Diverse andere Erhebungen

Bereits 2011 bezifferte Grein und Pehnt [GP] das Potential für Lastmanagement mittels Kühl-/Gefrierschränken auf 2,8 GW bis 4,2 GW, wovon rund 1,4 GW auf den Haushaltssektor in Deutschland entfallen würde.

Becker [Bec+] beschäftigte sich 2012 mit der Analyse des Lastabwurfpotentials von Kühl-/Gefrierschränken und quantifizierte dieses mit maximal 0,7% des Energiebedarfs eines Durchschnittshaushalts. Überdies wurde in zahlreichen Feldtests festgestellt, dass durch eine externe Beeinflussung und Steuerung zum Teil wesentlich höhere Energieverbräuche der Geräte durch Nachholeffekte auftraten (bis zu 11%).

Mögliche Verschiebzeiten von Geräten wurden in [Gil] betrachtet. Dabei ergaben sich Zeiträume für Geräte wie Waschmaschine, Trockner oder Spülmaschine von wenigen Minuten bis zu sechs Stunden, für Kühl- bzw. Gefriergeräte von rund zwei Stunden.

Diese Werte decken sich mit den Analysen aus [Ver12].

### 3.1.8 Internationale Analysen

Laicane [Lai+a; Lai+b] fand heraus, dass durch intelligenten Einsatz und Planung von Geräten Spitzenlastreduktion in Haushalten im Mittel zwischen 13,5% und 24% in Lettland möglich wären. Caprino [CDF] spricht in seinen Veröffentlichungen sogar von Werten bis zu 46% in Italien. Wesentlich geringere Potentiale wurden dabei von Dlamini für Japan (6% durch Waschmaschine, Spülmaschine, Trockner, elektrische Warmwasserbereitung bzw. gegebenenfalls Reiskocher und Staubsauger) [DC] bzw. von Paatero und Lund für Finnland (7,2% bis zu 42% ohne Einschränkungen durch Verschiebung von Kühl- und Heizgeräten) [PLa] genannt.

Bereits im Jahr 2011 analysierte Schmautzer das Leistungseinsparpotential elektrischer Haushaltsgeräte durch den koordinierten Einsatz smarterer Technologien in Österreich [Sch+] und erhielt dabei Werte in Höhe von 600 MW (theoretisch) bzw. 150 MW (technisch realisierbar), welche sich auf Waschmaschinen (370 MW bzw. 50 MW), Gefriergeräte (70 MW bzw. 10 MW), Kühlschränke (115 MW bzw. 10 MW) und Geschirrspüler (160 MW bzw. 20 MW) aufteilen.

## 3.2 Abschließende Bemerkungen

Auf Basis der analysierten Studien lässt sich abschließend festhalten, dass durchaus großes und zum Teil noch ungenütztes Potential zum Lastmanagement im Haushaltssektor besteht. Dabei würden vorwiegend Heizungs- und Kühlungssysteme als Schlüsseltechnologien dienen, während Kühl- bzw. Gefriergeräte neben unerwünschten Randeffekten eher geringes Potential zeigen. Die Möglichkeit zur Verschiebung von Haushaltsgeräten wie Waschmaschine, Spülmaschine oder Wäschetrockner werden sehr unterschiedlich wahrgenommen und müssen daher von Fall zu Fall eigenständig bewertet werden.



# **Teil III**

## **Methodik**

# 1 Stochastik versus Determinismus

In den Sozial- und Humanwissenschaften wird mehrheitlich davon ausgegangen, dass menschliches Verhalten nicht rein deterministische (d.h. auf Aktion A folgt immer Aktion B) sondern vorwiegend stochastische Züge aufweist. Dies wird damit begründet, dass die Auswirkungen des freien Willens nicht vollständig bzw. unumstößlich rekonstruiert und einheitlich dargelegt werden können. Anders ausgedrückt, es können nur wenige **allgemeingültige** Aussagen hinsichtlich der spezifischen Verhaltensweisen von Menschen getroffen bzw. deren Reaktionen vorhergesagt werden, vielmehr treten diese mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit ein [DB16][Sta89].

Nach Eckstein versteht man dabei unter Stochastik

*...die Kunst des geschickten Vermutens [...], eine wissenschaftliche Disziplin, die sowohl Verfahren und Modelle zur mathematischen Beschreibung von zufälligen Ereignissen mit Hilfe von Wahrscheinlichkeiten bereitstellt als auch Aussagen über deren Gesetzmäßigkeiten liefert. [Eck14, S. 175]*

Aufgrund des wie gerade beschriebenen probabilistischen Verhaltens von Personen bedient sich daher das hier vorliegende Modell MOHEMA vielerlei Gesetzmäßigkeiten innerhalb der Stochastik bzw. deren Untergebiete der Statistik und Wahrscheinlichkeitstheorie.

Im Folgenden wird nun auf einige häufig verwendete Grundbegriffe näher eingegangen und diese definiert [Eck14].

## **Statistik**

Das Untergebiet Statistik umfasst sämtliche Methoden im Umgang mit einer großen Anzahl an erhobenen Datensätzen unter der Zielsetzung eines gesteigerten Verständnisses und einer möglichen Vorhersage realer Vorgänge und Umstände. Zu diesen gehören unter anderem die Erfassung, Aufbereitung und Analyse von Daten.

### **Grundgesamtheit und Stichprobe**

Im Gegensatz zur Stichprobe, welche eine Teilerhebung aller Elemente darstellt, versteht man unter der Grundgesamtheit die komplette Menge aller statistischen Einheiten, welche bestimmte sachlich, örtlich und/oder zeitlich übereinstimmende Merkmale aufweisen. Beispielweise werden in den Zeitverwendungserhebungen im Gegensatz zur Volkszählung nur kleinere repräsentative Stichproben anstatt der Gesamtmenge aller Personen in Deutschland erhoben.

### **Zufallsexperiment**

Ein Zufallsexperiment bezeichnet einen Vorgang, der unter eindeutig definierten und identischen Ausgangsbedingungen ein unbestimmtes und nicht vorhersagbares Ergebnis liefert. Das Ergebnis wird dabei Zufallsereignis oder Zufallszahl genannt, wobei der Ergebnisraum offen oder auch eingeschränkt sein kann.

### **Wahrscheinlichkeitsdichte bzw. -verteilung**

Bei mehrfacher Durchführung von Zufallsexperimenten können die dadurch erhaltenen Zufallszahlen verschiedene Streuungen bzw. Verteilungen erfahren. Man spricht im Zuge dessen bei diskreten Ereignissen von einer Wahrscheinlichkeitsverteilung bzw. bei kontinuierlichen von einer Wahrscheinlichkeitsdichte.

### **Gleichverteilung**

Sofern die absolute bzw. relative Häufigkeit eines Zufallsereignisses über den kompletten Ergebnisraum als konstant angenommen bzw. statistisch beobachtet werden kann, bezeichnet man dies als Gleichverteilung der betrachteten Größe. Geht man zum Beispiel davon aus, dass über eine ausgewählte Gruppe von Tagen (Typtage) keinerlei Präferenz der Auftretenswahrscheinlichkeit einer Aktivität existiert, so kann diese als gleichverteilt angenommen werden.

### **Normal-/Gaußverteilung bzw. zentraler Grenzwertsatz**

Eine weitere Art stellt die Normal- oder auch Gaußverteilung dar, welcher man in der Statistik infolge des zentralen Grenzwertsatzes eine bedeutende Rolle zuschreibt. Sie kann sehr einfach durch zwei Größen - dem Erwartungswert  $\mu$  und der Varianz

$\sigma$  - beschrieben werden. Die Häufigkeitsdichteverteilung zeigt dabei eine Symmetrie zum Median (siehe dazu auch Abbildung III.1).

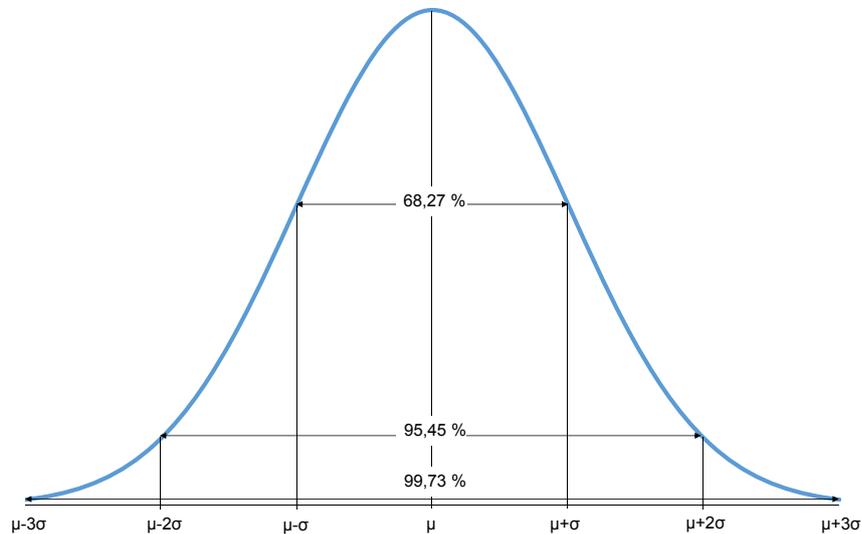


Abbildung III.1: Dichtefunktion der Normal- bzw. Gaußverteilung

Der zentrale Grenzwertsatz besagt, dass mit zunehmender Anzahl an stochastisch unabhängigen und identisch verteilten Zufallszahlen die Überlagerung dieser Menge gegen die Normalverteilung konvergiert und sich die wahrscheinlichkeitstheoretischen Kennwerte der Menge entsprechend dem Erwartungswert und der Varianz asymptotisch annähern. Anders ausgedrückt kann damit theoretisch begründet werden, dass zufällige Vorgänge und Prozesse - wie zum Beispiel der Tagesablauf von Personen - bei einer großen Menge an Zufallsereignissen durch die Anwendung einer Normalverteilung exakt oder zumindest in guter Näherung beschrieben werden können. Als Grenzwert wird dazu meist eine Anzahl von 50 - zum Teil auch von 30 - Einzelereignissen genannt.

## 2 Aufbau des Hausenergiesystemmodells

Im Rahmen dieser Arbeit wird ein Modell zur Erzeugung hoch aufgelöster Energie- und Mobilitätsprofile (MOHEMA) vorgestellt. Gleichzeitig stellt MOHEMA das Hauptmodul eines Hausenergiesystemmodells dar, welches inklusive aller anderen Teilmodule in Abbildung III.2 ersichtlich ist.

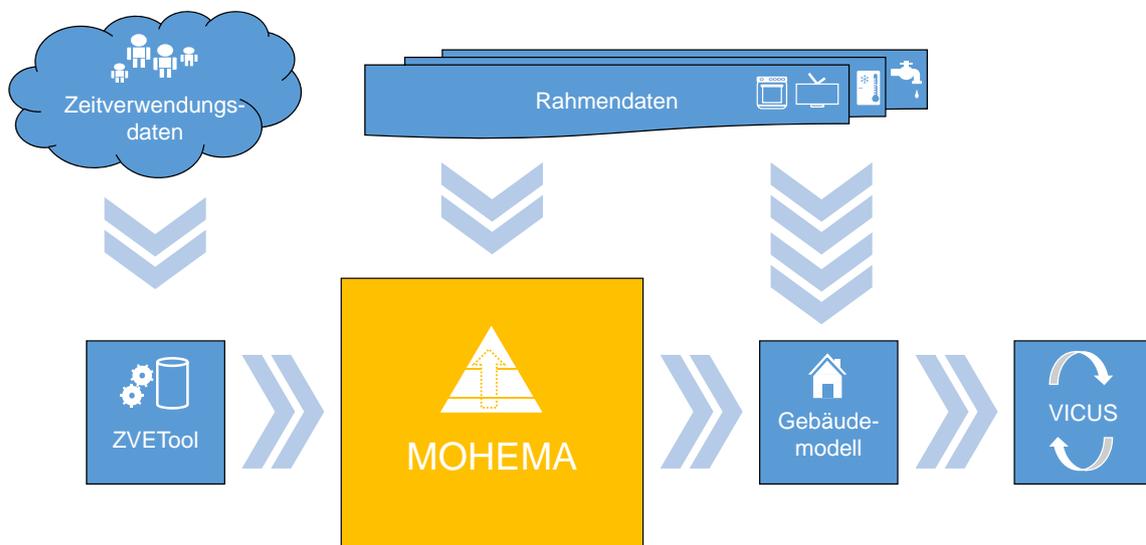


Abbildung III.2: Überblick über das Hausenergiesystemmodell inklusive aller Teilmodule

Aufbauend auf den Zeitverwendungsrohdaten, welche im Zuge der ZVE 2001/2002 bzw. 2012/2013 erhoben wurden, erfolgt eine Aufbereitung notwendiger Mobilitäts- und Aktivitätskennzahlen für ein vorab definiertes Set an Aktivitäten durch das in der Masterarbeit Tonn [Ton16] entwickelte Modul *ZVETool*.

Die anhand statistischer Verfahren und Methoden resultierenden Werte bilden dann neben Informationen zur Gebäude- und Anlageninfrastruktur (Geräteausstattung, Leistungs- und Laufzeitparameter der Geräte etc.) sowie ortsspezifischer Wetterdaten (Solarstrahlung, Temperatur etc.) das Eingangsdatengerüst für das Hauptmodell

MOHEMA. Dort wird anschließend mittels Zufallsexperimenten und anderen mathematischen Algorithmen eine Synthetisierung von Energieprofilen für die entsprechend hinterlegten Haushaltsstrukturen unternommen.

Diese Zeitreihen bilden zuerst den Input für das adaptive, analoge Gebäudemodell aus der Masterarbeit Knarr [Kna16]. Dort wird basierend auf verschiedenen Wetterdaten und nutzungsspezifischen Zeitreihen der Heizwärmebedarf berechnet.

Zum Abschluss erfolgt dann eine Einsatz- und Ausbauplanung mittels des Optimierungsmoduls *VICUS*, welches im Zuge des Projekts e-MOBILie weiterentwickelt und angepasst wurde [WKH15]. Die Datensteuerung übernimmt dabei MATLAB, die Formulierung und Lösung der Gleichungen findet in der Programmiersprache Algebraische Modellierungssprache (General Algebraic Modelling System) (GAMS) statt.

In den folgenden Kapiteln wird nun auf die einzelnen Bestandteile und eine genaue Beschreibung der zugrundeliegenden Methodik des Modells MOHEMA eingegangen.

## 3 Datenaufbereitungswerkzeug ZVETool

Bezugnehmend auf die Masterarbeit Tonn wird hier nochmals kurz auf den grundlegenden Aufbereitungsvorgang der ZVE-Rohdaten hin zu den benötigten statistischen Kennwerten eingegangen. Detailliertere Beschreibungen sind der Arbeit Tonn bzw. der dem Modell beiliegenden Dokumentation zum ZVE-Tool zu entnehmen [Ton16].

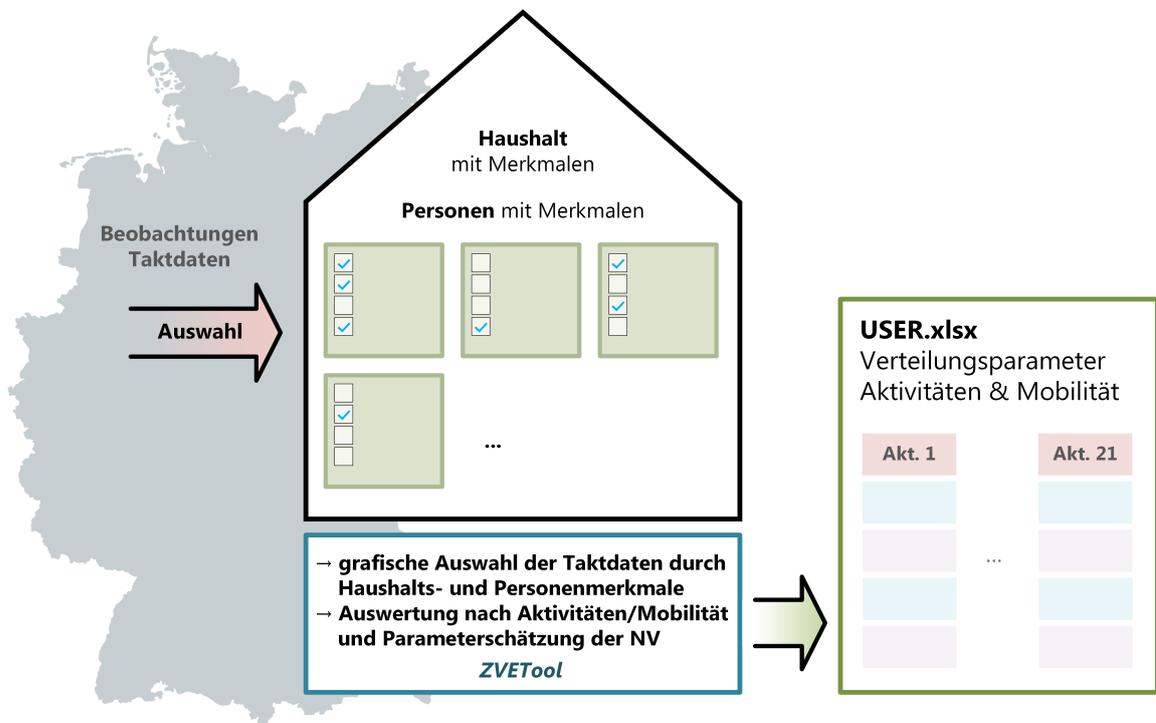


Abbildung III.3: Schematische Funktionsweise des Datenaufbereitungswerkzeugs ZVETool [Ton16]

### 3.1 Funktionalität

Grundsätzlich besteht die Aufgabe des Algorithmus darin, für einen bestimmten Haushalt für jede spezifische Person im Haushalt, für jede Typtagskategorie und für

jede *Haushaltsaktivität* folgende statistische Parameter zu berechnen (siehe auch Abbildung III.3):

- **Startzeit:** Mittelwert, Standardabweichung bzw. Minimum und Maximum
- **Zeitdauer:** Mittelwert, Standardabweichung bzw. Minimum und Maximum
- **Auftrittswahrscheinlichkeit** einer Aktivität am entsprechendem Tag
- **Externalitätsfaktor E:** Wert zwischen 0 (extern) und 1 (intern)
- **Aufenthaltsort/Lokalität:** Kennzahl des entsprechenden Raums/Ortes

Bei externen Aktivitäten werden zusätzlich sogenannte Mobilitätsaktivitäten berechnet, welche vor und nach den entsprechenden Aktionen auftreten und nur aus den Kennwerten **Zeitdauer** (Mittelwert  $\mu$ , Standardabweichung  $\sigma$  bzw. Minimum und Maximum) bzw. **Modal Split** (prozentuale Verteilung der genutzten Verkehrsmittel) bestehen.

Methodisch erfolgt dies durch automatisierte Anpassung einer oder mehrerer Normalverteilungen auf die entsprechend selektierten zeitlichen Häufigkeitsverteilungen der Aktivitäten mittels mathematischer Verfahren zur Parameterschätzung.

## 3.2 Ablauf

Die ursprünglichen und unverarbeiteten Datensätze der ZVE stehen als Textdateien im Datenformat *.csv*, getrennt nach Tagesabläufen, Personen- und Haushaltskennwerten etc., zur Verfügung. Als erster Schritt wurden diese nun in das für MATLAB gebräuchliche Tabellenformat (*table*) überführt, um neben einer schnelleren Datenverarbeitung zudem eine leichtere Verknüpfung und spätere Selektion spezifischer Datensätze zu ermöglichen.

Aufgrund der typtagsbasierten Vorgehensweise seitens des Modells MOHEMA erfolgte zunächst eine genauere Betrachtung der notwendigen Typtagskategorien. Zahlreiche Modelle gehen dabei von einer Unterteilung der Wochentage in Werkzeuge und Wochenende, manche sogar von einer Gliederung in Werkzeuge, Samstag/Brückentage bzw. Sonntage, aus [Bil13]. Nach eingehender Analyse der Zeitverwendungsdaten stellte Tonn [Ton16] jedoch fest, dass eine Einteilung in vier verschiedene Typtage

pro Woche - Montag bis Donnerstag, Freitag, Samstag und Sonntag/Feiertage - einen wesentlichen Mehrwert für eine detailgetreue Abbildung der Ausgangsdaten liefert. Des Weiteren bestand aufgrund der hohen Anzahl an Einzelaktivitäten (z.B. ZVE 2012/2013 - 165 Aktivitäten) und der damit verbundenen Komplexität ein großer Bedarf zur Reduktion auf eine realisierbare Anzahl sogenannter **Hauptaktivitätsgruppen**. Analysen der ZVE 2012/2013 hatten gezeigt, dass rund 91% aller Aktivitäten nur rund 25% der Gesamtzeit umfassen, wohingegen die drei Kategorien *Schlafen*, *Haupterwerbstätigkeit* und *Fernsehen/Video/DVD* zusammen knapp 52,2% der Zeit einnehmen.

Infolgedessen fand eine Auswertung nach energierelevanten und statistischen Gesichtspunkten statt, wodurch Aktivitäten mit ähnlichen Zeitmustern (Startzeit oder Zeitverlauf) bzw. mit geringer Signifikanz, Auftrittshäufigkeit oder Beteiligungszahl aggregiert wurden. Als Signifikanzgrenze wurde dabei eine Häufigkeit von  $\frac{1}{365 \text{ Tage}} = 0,27\%$  gewählt, wodurch z.B. in der ZVE 2012/2013 118 Aktivitäten mit einer geringeren Wahrscheinlichkeit in andere Gruppen eingegliedert werden konnten.

Schlafen	TV	Reinigung außerhalb des Haushalts
Körperreinigung	Multimedia	Freizeit
Essenszubereitung	Laptop/PC	Sport
Essen	Haushaltstätigkeit mit Energiebedarf	Haushaltsführung
Arbeit	Haushaltstätigkeit ohne Energiebedarf	Soziale Kontakte intern
Ausbildung	Reparaturarbeiten	Soziale Kontakte extern
Weiterbildung	Reinigung im Haushalt	Ausflug/Reise

Abbildung III.4: Übersicht über die 21 Hauptaktivitätsgruppen im Zuge der Datenaufbereitung

Zusätzlich wurde noch eine Betrachtung der Lokalität durchgeführt, indem zwischen internen (für die spätere Modellierung der Haushaltsenergieflüsse notwendig) und

externen (für die Nachbildung der Mobilitätswege erforderlich) Aktivitäten unterschieden wurde.

Aus all diesen Analysen ergaben sich nun die in Abbildung III.4 dargestellten 21 Hauptaktivitätsgruppen, welche unterschiedliche Abhängigkeiten zum elektrischen Energieverbrauch und/oder Warmwasserbedarf aufweisen.

Anhand des schematischen Beispiels *Essen* in Abbildung III.5 ist jedoch klar erkennbar, dass eine tiefergehende und zeitlich feinere Unterteilung einzelner Aktivitäten unter Voraussetzung einer Parametrisierung durch Normalverteilungen erfolgen muss, um die grundlegende Struktur der Verteilung und deren resultierende Aktivitätskennwerte nicht zu verfälschen.

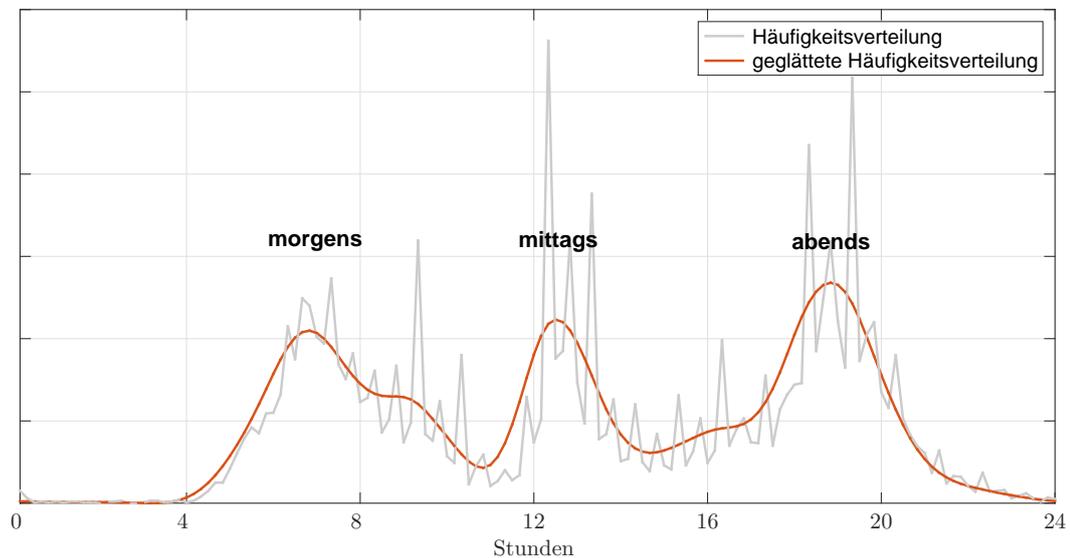


Abbildung III.5: Exemplarische Darstellung der Unterteilung einer Hauptaktivitätsgruppe in (Teil-)Aktivitäten am Beispiel Essen (Vollzeitarbeiter, werktags) [Ton16]

Aufgrund dessen wurde eine automatisierte Erkennung derartiger Ansammlungen bzw. Erhöhungen umgesetzt, wodurch insgesamt eine Anzahl von 39 Aktivitäten plus 9 Mobilitätsaktivitäten identifiziert wurden. Eine Übersicht über alle resultierenden Aktivitäten und deren Bezeichnungen ist im Anhang in der Tabelle B.1 zu finden.

Zur Bereitstellung der benötigten Daten können schlussendlich folgende Kategorisierungen hinsichtlich Gesamthaushalt und Einzelpersonen mittels des ZVETools flexibel ausgewählt und konfiguriert werden:

- Kriterien Haushaltstyp
  - **Haushaltseinkommen:** < 1000 € bis > 5000 € pro Monat (in sieben Klassen)
  - **Haushaltsgröße:** 1 bis 6 Personen
  
- Kriterien Person
  - **Alter:** 11-17 Jahre | 18-24 Jahre | 25-34 Jahre | 35-44 Jahre | 45-54 Jahre | 55-64 Jahre | 65 Jahre oder älter
  - **Geschlecht:** männlich | weiblich
  - **Beruf/Ausbildung:** Beamter | Angestellter, Freiwilligendienst | Arbeiter | Auszubildender | Selbstständiger, Landwirt, mithelfender Familienangehöriger | arbeitslos oder nichterwerbstätig
  - **Arbeitszeittyp:** tagsüber | Schichtarbeit | auch Wochenendarbeit | keine Wochenendarbeit
  - **Zeitungsumfang Erwerbstätigkeit:** Vollzeit | Teilzeit | gelegentlich | arbeitslos
  - **Lebenssituation:** Kind/ Schüler | Student | Berufsausbildung | Erwerbstätigkeit, Freiwilligendienst, Altersteilzeit | Hausfrau/ Hausmann | arbeitslos, nicht erwerbstätig
  - **zusätzliche Faktoren:** verstärkte Neigung hinsichtlich Sport, Ehrenamt, Hobbys, Individualmobilität

Nach Abschluss aller Berechnungen in MATLAB seitens des **ZVETools** werden die Ergebnisse in ein vorbereitetes Excel-Sheet übertragen und können anschließend für das Modell MOHEMA verwendet werden.

## 4 Bottom-Up-Modell zur Erstellung hochaufgelöster Energie-, Mobilitäts- und Aktivitätsprofile (MOHEMA)

Im folgenden Kapitel wird nun vertiefend auf das Hauptmodell der vorliegenden Arbeit namens MOHEMA - *Stochastisches Bottom-Up-Modell zur Erstellung hochaufgelöster **E**nergie-, **M**obilitäts- und **A**ktivitätsprofile* - eingegangen. Mit Hilfe dieses Werkzeugs ist es möglich, repräsentative und dabei sowohl zeitlich als auch räumlich hochaufgelöste Profile für elektrische und thermische Energieflüsse spezifischer Haushalte sowie zugehöriger Mobilitätsbewegungen der Haushaltsbewohner zu synthetisieren.

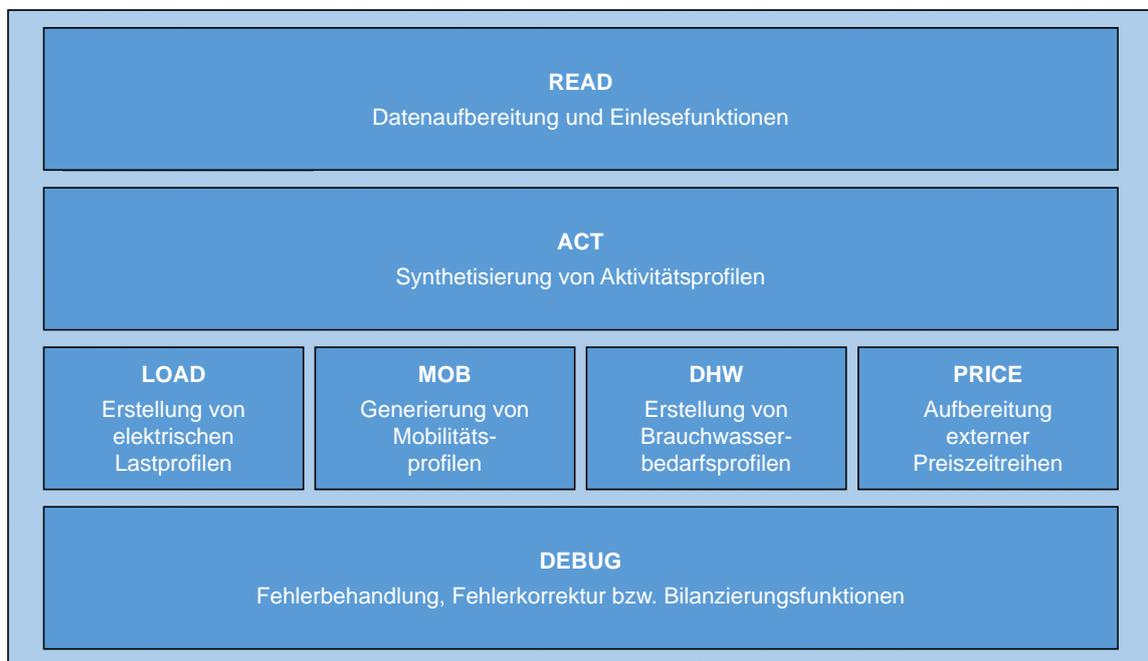


Abbildung III.6: Aufbau des Modells MOHEMA nach Einzelfunktionen

Im Gegensatz zu vielen anderen Lastprofilgeneratoren basiert der hier verwendete An-

satz nicht auf dem Markov-Ketten-Prinzip, sondern in Anlehnung an den zentralen Grenzwertsatz (siehe auch Teil III Kapitel 1) auf der Anwendung stochastisch verteilter Prozesse mittels normal- und gleichverteilter Zufallszahlen. Unterstützt wird dies durch den Einsatz verschiedener mathematischer Methoden und logischer Verknüpfungen, welche in den entsprechenden Unterfunktionen näher erläutert werden. Durch die fehlende natürliche Abfolge von Aktivitäten, wie sie zum Beispiel in Petrinetzen oder Kettenansätzen verwendet wird, stellen in sich stimmige statistische Grunddaten eine notwendige Voraussetzung dar. Dadurch entsteht der Vorteil wesentlich freierer synthetisierter Tagesabläufe bei jedoch gleichzeitig erhöhtem Bedarf zur automatisierten Korrektur und Anpassung.

Abbildung III.6 gibt einen Überblick über die einzelnen Teilfunktionen, welche im weiteren Verlauf nun detaillierter beschrieben werden.

## 4.1 Grundstruktur der Eingangsdaten und Einlesefunktionen (READ)

Als Hauptverknüpfungspunkt zu den vorgelagerten Datenaufbereitungen und Berechnungen dient eine standardisierte Excel-Oberfläche. Ergänzt wird diese durch einzelne MATLAB *\*.mat* Dateien, über die verschiedene Zeitreihen (Wetterdaten, EEG-Vergütungen etc.) und Profile (elektrische Geräteprofile etc.) eingebracht werden können. Alle Klassen von Eingangsdaten sind nochmals übersichtlich in Abbildung III.7 dargestellt.

Die Excel-Oberfläche gliedert sich dabei in mehrere Reiter: Neben allgemeinen Simulationsparametern - Reiter *Parameters* und *TypeDays* - befinden sich die personenspezifischen statistischen Kennwerte aus den Zeitverwendungserhebungen, welche durch das *ZVETool* zur Verfügung gestellt werden, in den Reitern *Occupants*, *Activities* und *Mobility*.

Die nächste Kategorie an benötigten Eingangsdaten sind in *Manual Devices* bzw. *DHW Demands* zu finden, welche neben energetischen Kennwerten die direkte Verbindung zwischen den Aktivitätsprofilen auf der einen Seite und den manuellen elektrischen Geräten bzw. Warmwasserzapfstellen auf der anderen Seite abbilden. Diese



Abbildung III.7: Übersicht über die unterschiedlichen Arten von Eingangsdaten für das Modell MOHEMA

werden komplettiert durch Informationen zu den im Haushalt befindlichen Beleuchtungssystemen, welche im Reiter *Bulb Parameters* eingeordnet sind.

Zusätzlich zu diesen vom Nutzer abhängigen Geräten existiert noch ein Bedarf an Informationen zu teil-automatisierbaren (*DSM Devices* - Waschmaschine, Spülmaschine, Wäschetrockner) und automatisierten Geräteklassen (*Cooling Devices* - Kühl-/Gefrierschränke) bzw. den für den Haushalt gültigen Strombezugstarifen (*Electricity Tariff*).

Unterstützt werden diese Eingangsdaten aus der Excel-Oberfläche - wie bereits beschrieben - durch MATLAB *.mat* Strukturen, welche im Unterordner *data* gespeichert sind und aufgrund der besser erfassbaren Speicherung gewählt wurden. Diese beinhalten folgende Zeitreihen bzw. Profile:

- Elektrische Geräteprofile in Abhängigkeit diverser Geräteprogramme etc.
- EEG-Vergütungszeitreihen

- Zuordnungstabelle von öffentlichen Feiertagen zu deutschen Bundesländern
- Abhängigkeit von Innen- zu Außentemperatur im Fahrzeug
- Wetterdaten
  - Solarstrahlung: direkt horizontal, diffus, gesamt
  - Außentemperatur
  - Kaltwasserbezugstemperatur

Während des Programmaufrufs werden diese Dateien in den Arbeitsspeicher geladen und ähnlich zu internen Strukturen adressiert.

#### 4.1.1 Einlesefunktionen und Aufbereitung von Wetterdaten

Zu Beginn des Programmstarts werden alle Reiter aus der Excel-Oberfläche und die verschiedenen *\*.mat* Dateien in den Arbeitsspeicher von MATLAB eingelesen.

Aufgrund eines wesentlich reduzierten Zeit- und Ressourcenaufwands wird dafür anstatt der in MATLAB integrierten Funktion *xlsread* die frei nutzbare Version *xlsread1* verwendet. Die Ersparnis resultiert dabei primär durch einen Verzicht auf Schließung und erneute Öffnung des COM-Servers während der Einlese mehrerer Reiter eines identischen Excel-Dokuments. Eine detaillierte Beschreibung der Funktion kann im Bereich File Exchange bei Mathworks entnommen werden.<sup>1</sup>

Anschließend werden die Ausgangszustände der Zufallsgeneratoren mit einem codierten Wert des aktuellen Datums belegt, um eine spätere Reproduktion deterministischer Zahlenfolgen von Pseudozufallszahlen zu ermöglichen. Nach eingehender Initialisierung werden nun Stück für Stück die Eingangsdaten in den Ausgangsstrukturen zur Weiterverwendung in den Unterfunktionen des Modells *MOHEMA* abgespeichert. Durch die adaptive Programmierung ist eine flexible Erweiterung um weitere Personen, Geräte, Zapfstellen oder Ähnliches jederzeit ohne Umbau möglich. Durch die direkte Anbindung der Zeitverwendungsdateien an das *ZVETool* ist eine Änderung der Aktivitätsstrukturen zwar nur manuell möglich, erfordert aber ebenso wenig eine Änderung seitens der Einleseroutine oder folgender Programmteile. Überdies erfolgt

---

<sup>1</sup><https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/22365-function-for-faster-data-transfer-matlab-%3C-%3E-excel>

im Zuge der Einlesefunktionen eine Überprüfung der Validität der Eingangsdaten.

Die Grundstruktur der eingelesenen Wetterdaten besteht jeweils aus Feldern für Name (*name*), Typ (*type*), Einheit (*unit*) und einem Feld (*resolution*), in welchem die Auflösung und damit die Stufe der noch notwendigen Aufbereitung angegeben wird, bzw. der Zeitreihe selbst (*ts*). Abhängig von der Ursprungsauflösung werden aus der Zeitreihe nun die erforderlichen Granularitäten - gegebenenfalls mehrfach - mittels Spline-Interpolation erstellt.

## 4.2 Segmentierung nach Typtagskategorien

Ein wesentliches Merkmal des Modells **MOHEMA** ist die Verwendung von Typtagen (siehe Abbildung III.8). Dabei wird basierend auf [Ton16] sowohl eine Unterteilung der Wochentage in vier Tageskategorien als auch eine zusätzliche Unterscheidung nach Jahreszeiten vorgenommen. Eine andere Zuordnung bzw. Benennung von Typtagen ist in der Excel-Oberfläche im Reiter *TypeDays* einfach und flexibel anpassbar.

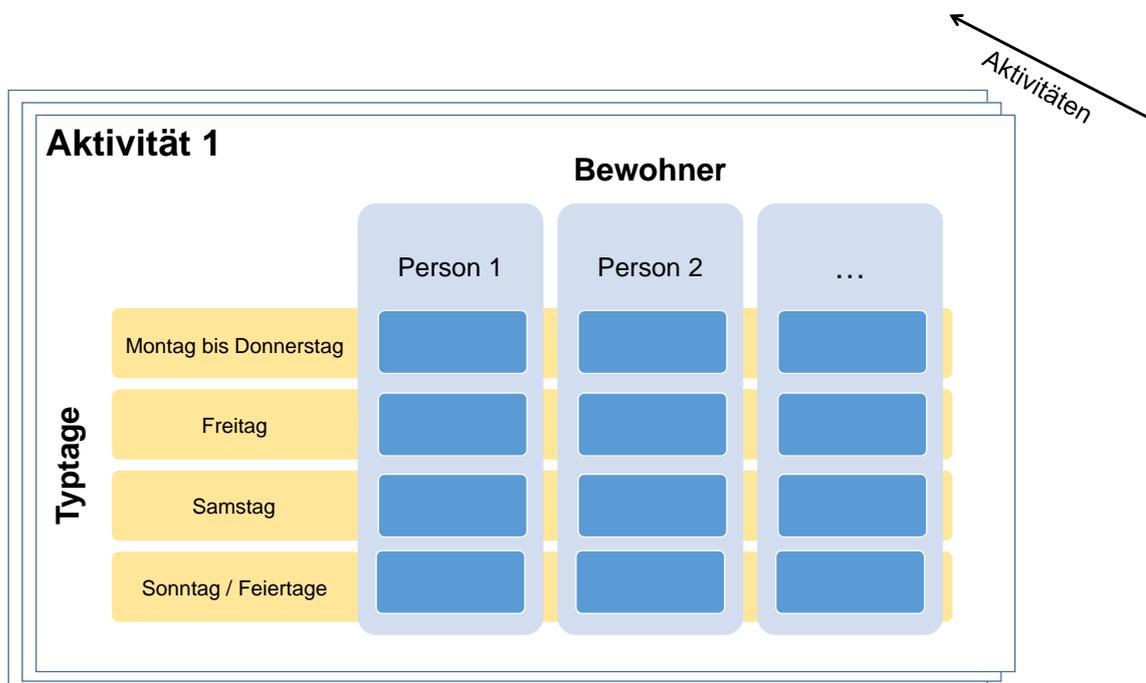


Abbildung III.8: Aufbau der Registerkarte Aktivität

Die Bestimmung der Saisonalität erfolgt dann anhand der Tagesmitteltemperatur spezifisch für jeden Tag, wobei ein Tag bei einer Tagesmitteltemperatur unter  $5^{\circ}C$  zur Winterzeit und über  $15^{\circ}C$  zur Sommerzeit zählt. Diese Methode wurde in Anlehnung an [Mül14] gewählt, welcher gezeigt hat, dass im Gegensatz zum rein kalendrischen Ansatz wesentlich individuellere und bessere Ergebnisprofile in Bezug auf die Abbildung des Energiebedarfs erzielt werden können.

### **Werktage bzw. Wochenende**

Die anteilig größte Kategorie bilden die sogenannten Werktage, wobei in der vorliegenden Untersuchung eine zusätzliche Unterscheidung nach *Montag-Donnerstag* bzw. *Freitag* erfolgt. Demgegenüber stehen Tage am Wochenende mit der Differenzierung nach *Samstag* und *Sonntag*.

### **Feiertage**

Nach Bestimmung der wochentagsabhängigen und saisonalen Typtage kommt der Identifikation von Feiertagen eine hohe Bedeutung zu. Diese werden übergeordnet über eine bereits bestehende Wochentageeinordnung und im Rahmen dieser Arbeit - folgend der Methodik zur Erstellung von VDEW-Lastgangsprofilen [Ada+00] - als *Sonntag / Feiertag* klassifiziert.

Öffentliche Feiertage: Über die Wahl des Simulationsparameters *Location»German State* werden die anerkannten öffentlichen Feiertage entweder über fixe Datumszuordnung oder mittels Berechnung der sogenannten unregelmäßigen Feiertage bestimmt. Dies geschieht unter Zuhilfenahme der Osterformel von Gauß und Odin, welche besagt, dass alle nicht datumsgebundenen Feiertage sich in relativer Lage zum Ostersonntag befinden.

Schulfreie Tage: Die schulfreien Tage unterliegen ebenfalls einer starken regionalen Abhängigkeit und werden entweder von der Kultusministerkonferenz oder von den Ländern laufend in einem 6-Jahres-Rhythmus festgesetzt [Kon16]. In Zusammenarbeit mit Johannes Tonn wurde daher die Funktion *schoolholidays* erstellt, welche eine Abfrage bekannter Online-Terminpläne unternimmt. Im Falle einer fehlenden Internetverbindung wird auf eine Sicherung aus dem Jahr 2016 zurückgegriffen. Die Funktion ist ebenfalls frei verfügbar unter Mathworks im Bereich File Exchange er-

hältlich.<sup>2</sup>

### Urlaubstage

Die Anzahl an Urlaubstagen kann für jede Person individuell im Reiter *Occupants* festgelegt werden, wobei der jeweilige Wert nur für arbeitende Personen berücksichtigt wird. Sofern eine schulpflichtige Person im Haushalt existiert, werden eine gewisse Anzahl an Urlaubstagen untereinander abgestimmt bzw. nach den offiziellen Ferien der Schüler eingeplant. Dies geschieht in folgender Reihenfolge: Weihnachten (zwei Wochen) » Ostern (eine Woche) » Sommer (drei Wochen) » Brückentage » sonstige. Während Weihnachten und Ostern streng datumsorientiert die komplette Dauer abdecken, wird im Sommer mit Hilfe einer Zufallszahl ein zusammenhängender Zeitraum von drei Wochen während der Gesamtdauer der Schulferien gewählt. Sofern danach noch Urlaubstage im Kontingent übrig bleiben, werden diese zuerst auf Brückentage, d.h. einzelne Tage zwischen zwei freien Tagen durch entweder Wochenende oder Feiertage, und dann frei über das Jahr verteilt.

## 4.3 Erstellung von Aktivitätsprofilen (ACT)

Die Erstellung der Aktivitätsprofile stellt den Kern des Modells MOHEMA dar. Im Zuge der Funktion *time\_use* inklusive aller zugehörigen Unterprogramme werden zunächst in den Modulen *tu\_raw* bzw. *tu\_mob* für jede Person tägliche Rohprofile auf Basis der statistischen Kenndaten erstellt. Im Anschluss daran werden diese Profile personenspezifisch hinsichtlich eines geordneten zeitlich stringenten Ablaufs sortiert, auf Lücken oder Überschneidungen geprüft und entsprechend angepasst (Module *tu\_actOrder* bzw. *tu\_fitting*).

Als abschließender Schritt folgt die Abstimmung von gemeinsamen Aktivitäten innerhalb eines Haushalts. Diese können wiederum vor der Simulation für jede Person individuell im Reiter *Occupants* mittels der Aktivitätsnummer definiert und flexibel angepasst werden.

---

<sup>2</sup><http://de.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/56254-schoolholidays>

### 4.3.1 Funktionsbeschreibungen

Im folgenden Bereich werden die einzelnen Teilmodule im Rahmen der Erstellung von Aktivitätsprofilen näher erläutert. Dies geschieht in hierarchischer und sequentieller Reihenfolge.

#### Erstellung von Rohprofilen

Im Modul *tu\_raw* bzw. dessen Unterprogramm *tu\_mob* erfolgt für jede Person des Haushalts eine grobe Initiierung der täglichen Aktivitäten. Dabei wird für jede Aktivität anhand eines Vergleichs einer gleichverteilten Zufallszahl  $y$  (Bereich zwischen  $[0,1]$ ) mit der statistisch für diese Typtagskategorie geltenden Auftrittswahrscheinlichkeit  $X$  die Existenz an diesem betrachteten Tag ermittelt.

Sofern die Zufallszahl  $y$  dabei kleiner gleich der Auftrittswahrscheinlichkeit  $X$  ist, findet diese Aktivität am betrachteten Tag statt. Ist diese Bedingung nicht erfüllt, wird zum nächsten Vergleich d.h. zur folgenden Aktivität gesprungen (siehe dazu auch Abbildung III.9).

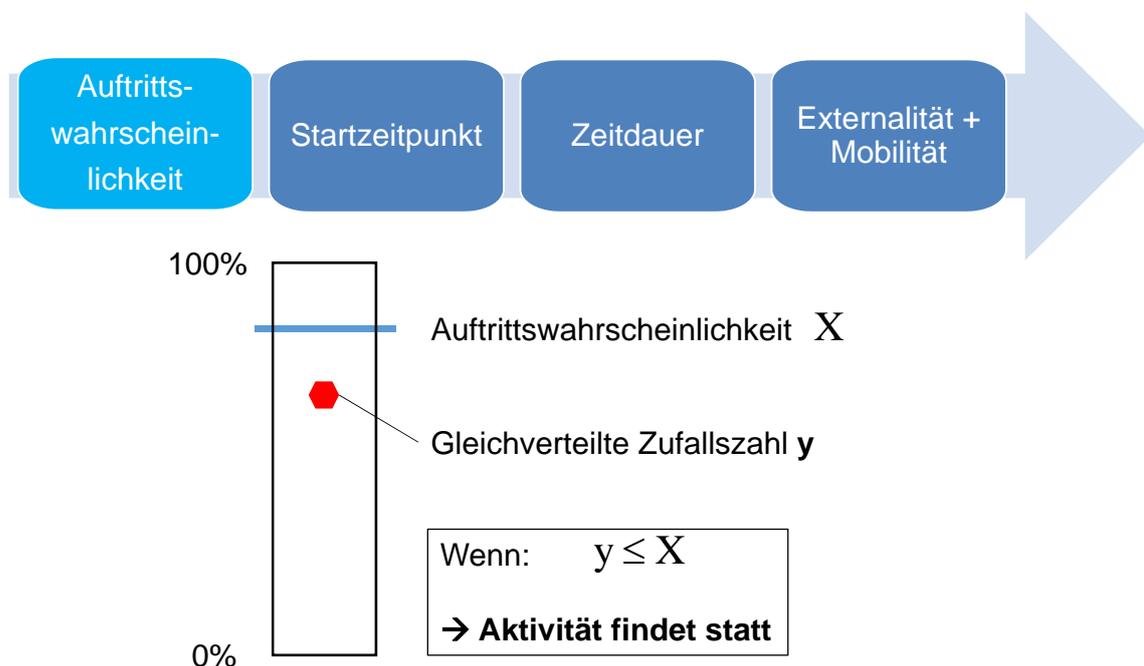


Abbildung III.9: Bestimmung der Existenz einer Aktivität an einem spezifischen Tag

Anschließend werden die Berechnungen der Rohstartzeiten und -dauern, welche auch in den Formeln 4.1 und 4.2 ersichtlich sind, durchgeführt.

$$t_{Start} = t_{Mittelwert} + g_{Start} \times t_{Standardabweichung} \quad (4.1)$$

$$t_{Dauer} = t_{Mittelwert} + g_{Dauer} \times t_{Standardabweichung} \quad (4.2)$$

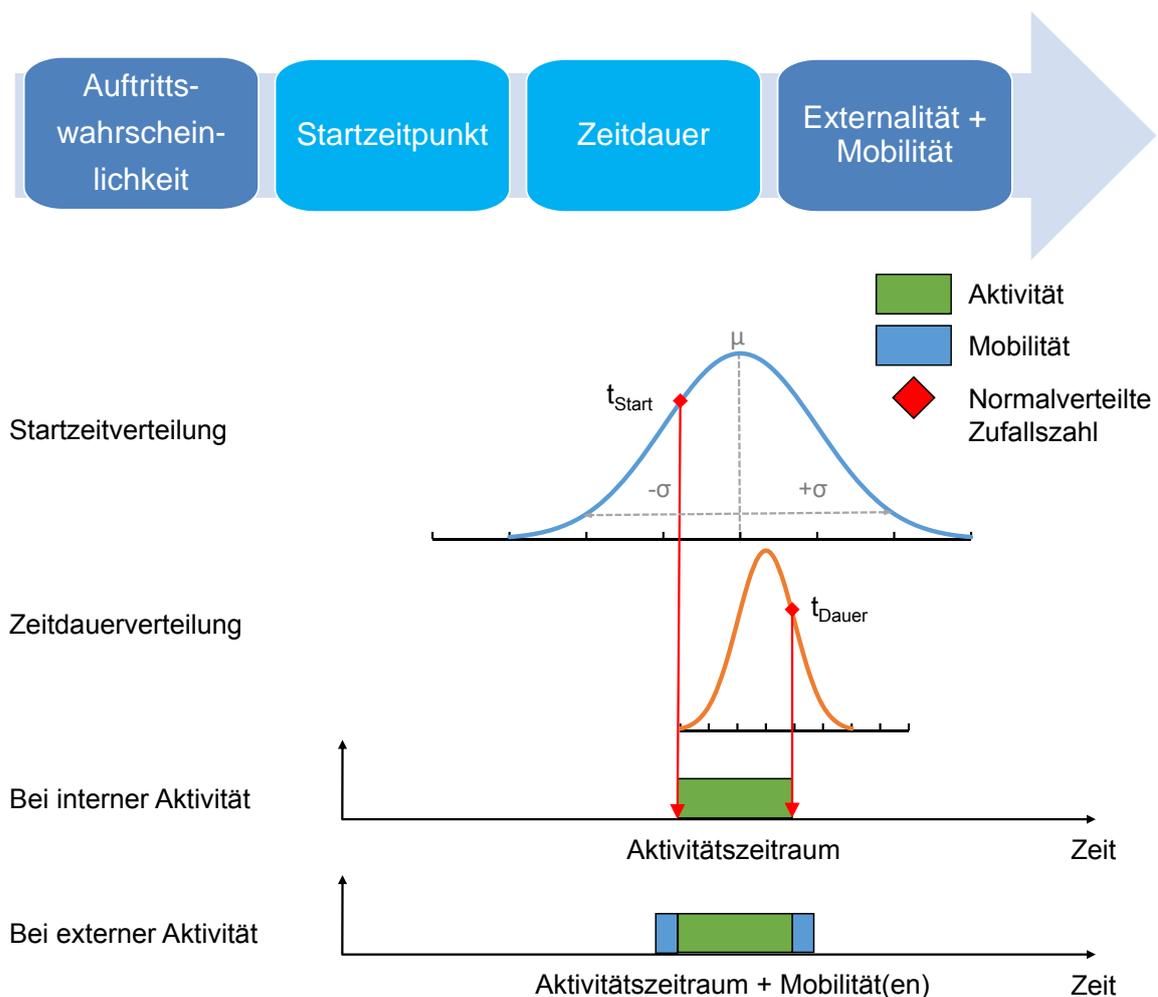


Abbildung III.10: Synthetisierung der Zeitbudgets für eine spezifische Aktivität an einem spezifischen Tag

Im Gegensatz zum vorherigen Schritt werden nun pro Aktivität zwei verschiedene standardnormalverteilte Zufallszahlen  $g_{Start}$  bzw.  $g_{Dauer}$  mit einem Wertebereich  $[-1, +1]$  generiert und diese dann für die Startzeit einerseits bzw. für die Dauer anderer-

seits unter Zuhilfenahme des jeweiligen zeitlichen Mittelwerts ( $\mu$ ) und der Standardabweichung ( $\sigma$ ) aus den statistischen Voranalysen (ZVETool) zu den resultierenden Ergebnisgrößen der Aktivität verknüpft (siehe auch Abbildung III.10).

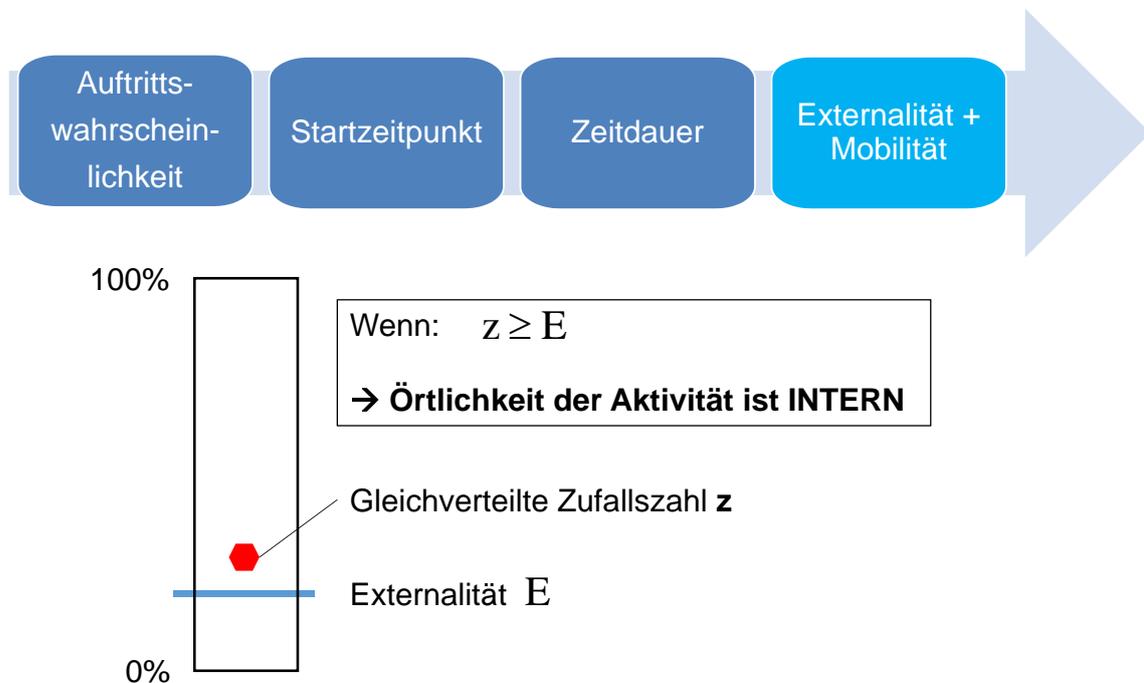


Abbildung III.11: Feststellung der Örtlichkeit einer Aktivität

Im folgenden Schritt wird die Örtlichkeit einer Aktivität analog zur Aktivitäts-Existenz-Berechnung mittels eines Vergleichs einer gleichverteilten Zufallszahl  $z$  mit dem Externalitätsfaktor  $E$  bestimmt.  $E$  nimmt dabei Werte zwischen 0% (extern) und 100% (intern) ein. Eine Aktivität ereignet sich innerhalb des betrachteten Haushalts, falls die Zufallszahl  $z$  größere Werte als der Externalitätsfaktor  $E$  annimmt (siehe Abbildung III.11).

Im Falle einer externen Aktivität wird das Unterprogramm *tu\_mob* aufgerufen, welches - vergleichbar zur Zeitbudgetbestimmung einer Aktivität - mittels einer zusätzlichen standardnormalverteilten Zufallszahl  $m$   $([-1,1])$  anhand Gleichung 4.3 die beiden Rahmenzeiten der Mobilitäten für Hin- und Rückfahrt kalkuliert.

$$t_{\text{Mobilitätsdauer}_{1,2}} = t_{\text{Mittelwert}} + m \times t_{\text{Standardabweichung}} \quad (4.3)$$

### Ordnung, Bereinigung und Anpassung der Rohprofile

Nach Festlegung der Rohprofile wird zunächst eine Sortierung der Aktivitäten nach deren Roh-Startzeit und anschließend im Modul *tu\_actOrder* eine Prüfung und Korrektur der Auftrittsreihenfolge vorgenommen. Dies betrifft vorwiegend die Bereiche Essen mit Essenzubereitung bzw. externer Aktivitäten mit Mobilitäten, wobei Möglichkeiten zur einfachen Erweiterung auf andere Aktivitäten vorhanden sind.

Dazu wird in täglicher Abfolge nach den zugehörigen Aktivitäten-Kennziffern (IDs) (z.B. Frühstück/Breakfast) und zugehörigen Ablegern (z.B. Zubereitung Frühstück/Breakfast) gesucht und - falls durch die Sortierung verursacht und daher notwendig - die logische Reihenfolge mittels der Funktion *tu\_actMove* wiederhergestellt.

Im nächsten Schritt findet im Unterprogramm *tu\_fitting* das sogenannte Fitting zur Herstellung eines lückenlosen und überschneidungsfreien Tagesablaufs statt.

Zu Beginn wird daher ein möglicher Überlauf aus Aktivitäten des vorherigen Tages berücksichtigt und entsprechend die Startzeit der ersten Aktivität des Tages verändert. Durch iterative Berechnung der Differenzzeiten zwischen den Aktivitäten kann nachfolgend der Bedarf nach Angleichung erhoben werden, welcher dann sequentiell durch Verschiebung und Anpassung von Aktivitäten bedient wird.

Dazu werden am Anfang mit Hilfe der Funktion *tu\_parameters* für jeweils ein Trio aus benachbarten Aktivitäten die statistischen Grenzbedingungen bezüglich Startzeit und Dauer abgespeichert. Anhand der Position der Aktivität innerhalb des Tages und der zutreffenden zeitlichen Rahmenbedingungen wird nun in aufsteigender Reihenfolge entweder auf die Funktion *tu\_adaptNext* oder auf *tu\_changeBudget* zur Behebung von Überschneidungen zugegriffen. Zum besseren Verständnis der konditional bedingten Abläufe und aus Gründen der Übersichtlichkeit befinden sich die zugehörigen Ablauf- bzw. Nassi-Shneiderman-Diagramme im Anhang (siehe Abbildungen B.1, B.2 bzw. B.3).

Abschließend werden noch eventuell entstandene Lücken mittels der Füllaktivität *Freizeit/Downtime* ergänzt bzw. fehlerhafte Übergänge korrigiert und bereinigt.

### Abstimmung der Personen

Nach den bisherigen Prüfungs- und Korrekturfunktionen, welche ausschließlich intrapersonal stattfanden, steht in weiterer Folge der Abgleich von gemeinsamen Aktivitäten zwischen den Personen eines Haushalts (interpersonal) statt. Diese können eingangsseitig für jede Person individuell im Reiter *Occupants»Combined Activities* über deren Identifikationsnummer festgelegt werden.

Die Funktion *tu\_combinedAct* sichert dann tagweise für jede Person die auftretenden gemeinsamen Aktivitäten und entsprechenden Zeitbudgets, wobei die jeweils erste Person mit einer derartigen Aktivität als zeitlicher Taktgeber fungiert und mit *MASTER* gekennzeichnet wird. Andere beteiligte Personen tragen in der erstellten Hilfstabelle für diese Aktivität den Rang *SLAVE*.

Sofern für eine Person Gemeinschaftsaktivitäten mit dem Rang *SLAVE* existieren, wird das Zeitkontingent für diese Aktivität überschrieben und die Aktivität selbst als *zeitlich fixiert/getimed* markiert.

Durch Aufruf der Funktion *tu\_adapt* werden nun alle anderen Aktivitäten anhand verschiedener Kriterien auf die neuen Begebenheiten angepasst, sodass wiederum ein kontinuierlicher Tagesablauf entsteht. Auch hier wird aus Gründen der Übersichtlichkeit auf die Struktogramme im Anhang verwiesen (siehe Abbildung B.4 inklusive zugehöriger Unterfunktionen).

### Anpassung der Mobilitätsprofile

Aufgrund der unterschiedlichen Anpassungsvorgänge können durchaus stark abweichende Mobilitätszeiten für ein und dieselbe externe Aktivität auftreten. Um dies zu vermeiden, wird im Zuge der Funktion *tu\_adjustMobility* eine Angleichung eines miteinander verknüpften Mobilitätspaares aus Hin- und Rückfahrt unternommen. Sollte eine der beiden Mobilitätsdauern um mehr als 20% von der anderen abweichen, so wird die Summe der beiden zu gleichen Teilen aufgeteilt. Falls dies nicht zutrifft, findet keine Veränderung statt. Der Wert 20% ist in der Unterfunktion flexibel anpassbar und wurde erfahrungsbasiert gewählt.

### Erstellung von Anwesenheitsprofilen

Nach der Synthetisierung in sich stimmiger und untereinander abgeglicherer Aktivitätsprofile aller Personen gilt es nun, die unter anderem für die Gebäudesimulation immens wichtigen Anwesenheitsprofile zu generieren. Aus ihnen wird später der Wärmeeintrag von Personen in den Haushalt berechnet. Nähere Informationen dazu sind in Teil III Methodik im Kapitel 5 beschrieben.

Diese Profile können relativ einfach aus den zeitlichen Aktivitätsprofilen mittels der Funktion *timeProfiles* abgeleitet werden. Im Rahmen dieses Modells wird dabei nach drei Stufen differenziert:

Externe Aktivitäten und Mobilitätszeiten werden in jedem dafür beanspruchten Zeitschritt mit dem Wert 1 belegt, die Person gilt als *abwesend*. In allen anderen Fällen befindet sich die Person im Haushalt, wird also als *anwesend* bezeichnet. Sofern diese keine Tätigkeit *Schlafen* ausübt, wird der Wert 2 vergeben, ansonsten findet sich der Wert 3.

Aufbauend auf den Aktivitätsprofilen finden sich nun mehrere parallele Module, welche unabhängig voneinander eingesetzt werden können.

## 4.4 Erstellung elektrischer Lastprofile (LOAD)

Als erster Vertreter dieser Module ist die Funktion **LOAD** zu nennen, welche mittels der Unterfunktionen *map\_devices*, *lighting* und *dsm* eine Abbildung der elektrischen Lasten innerhalb des Haushalts vornimmt.

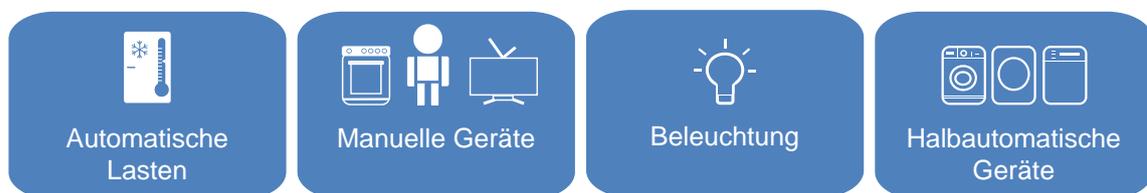


Abbildung III.12: Betrachtete Gerätekategorien im Modul **LOAD**

Generell werden dabei - unter Vernachlässigung eventuell vorhandener Ladelastgänge eines Elektrofahrzeugs, welche im Bereich **MOB** näher untersucht werden - vier verschiedene Kategorien von Gerätelasten unterschieden, welche eine unterschiedliche Herangehensweise der Modellierung und voneinander abweichende Eingangsdaten erfordern. Diese sind auch in Abbildung III.12 veranschaulicht.

- **Automatische Lasten:** Kühl-/Gefriergeräte, Standby-Verbräuche
- **Manuelle Lasten:** Aktivitätsabhängige Geräte
- **Beleuchtung:** Leuchtmittel
- **Halbautomatische Geräte:** Verschiebbare DSM-Geräte

#### 4.4.1 Automatische Lasten

Unter dem Begriff *automatische Lasten* versteht man im Allgemeinen Geräte, welche nur einen sehr geringen Einfluss durch die Bewohner des Haushalts aufweisen.

##### Standby-Verbrauch

Darunter fallen alle Verbräuche von Geräten im Standby Betrieb. Diese können gerätespezifisch über die Eingangsdaten im Reiter *Manual Devices* der Excel-Oberfläche durch Angabe einer Standby-Leistung, welche normalerweise in entsprechenden Datenblättern von Produkten zu finden ist, definiert werden. Im Zuge der Modellierung werden diese Werte dann in allen Zeitschritten, in denen ein zugehöriges Gerät nicht läuft, für die Erstellung des elektrischen Lastverlaufs herangezogen.

##### Kühl- bzw. Gefriergeräte

Als weitere Vertreter dieser Kategorie erfahren Kühl- bzw. Gefriergeräte eine gesonderte Betrachtung im Rahmen der Modellierung.

Mittels des Unterprogramms *map\_coolingUnits* erfolgt hierbei eine Verknüpfung von wärmetechnischen und elektrischen Einflüssen unter Berücksichtigung der Anwesenheit und Essenszeiten von Personen. Betrachtet werden dabei ausschließlich Geräte mit Kompressor, welche eine ähnliche Funktionsweise wie Wärmepumpen aufweisen und aktuell die dominante Technologie am Markt darstellen. Da in zahlreichen

Veröffentlichungen (siehe Teil II Kapitel 3) gezeigt wurde, dass sich Kühl- bzw. Gefriergeräte in Haushalten nicht oder nur bedingt für eine wirtschaftliche und energetische Lastverschiebung eignen, wird daher im Rahmen dieser Arbeit bewusst auf eine Einbindung als DSM-fähige Geräte verzichtet.

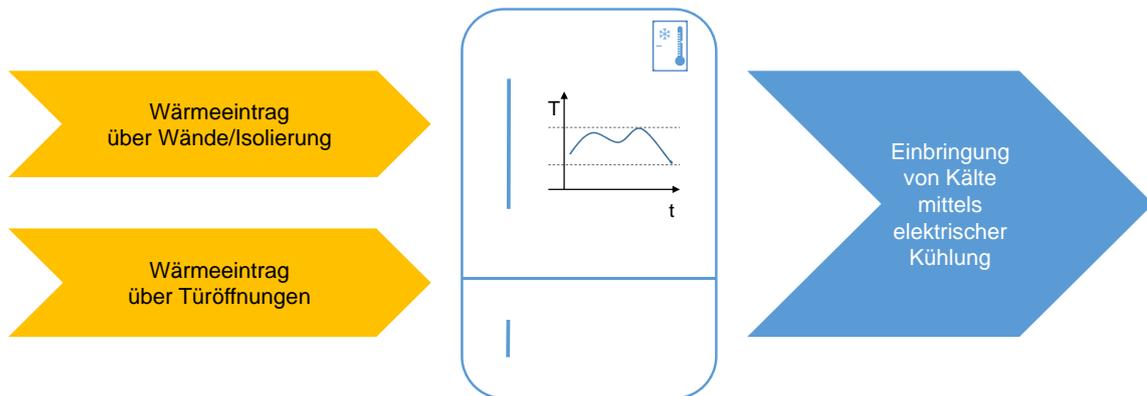


Abbildung III.13: Energiebilanz von Kühl-/ Gefriergeräten

Die benötigten Eingangsdaten sind über die Excel-Oberfläche im Reiter *Cooling Devices* einstellbar und gliedern sich wie folgt:

- **Abmessungen:** Höhe, Breite, Tiefe
- **Isolierung:** Dicke, Wärmeleitfähigkeit, Wärmekapazität
- **Temperaturgrenzen:** Maximum, Minimum
- **Leistungsdaten:** Elektrische Leistung, Leistungszahl (Coefficient of Performance) (COP)
- **Nutzerparameter:** Türöffnungen pro Tag und Person, Luftaustauschrate
- **Kenndaten Füllgut:** Volumen, Fläche, Dichte, Wärmekapazität

Das Modell an sich basiert primär auf der Erstellung einer thermischen Bilanz (siehe auch Abbildung III.13) innerhalb dieser Geräte. Dazu werden Wärmeeinträge/-verluste über die Wände durch Transmission oder Luftwechsel/-austausch bei Türöffnungen einerseits bzw. Kühlung über elektrische Energie andererseits gegenübergestellt und deren Auswirkung auf die Innentemperatur im Gerät und die Temperatur

des Füllguts untersucht. Sofern diese die vorgegebenen Grenzwerte verlassen, erfolgt im nächsten Zeitschritt eine Aktivierung (bei zu hohen Temperaturen) bzw. eine Abschaltung (bei zu niedrigen Temperaturen) der Kompressorleistung und somit ein Taktverhalten der elektrischen Stromnachfrage.

Die Anzahl der Türöffnungen pro Tag und Person kann über die Excel-Oberfläche angepasst werden und wird in den weiteren Auswertungen zu viermal für Kühlschränke bzw. einmal für Gefrierschränke gewählt. Die tageszeitliche Verteilung (Unterfunktion *map\_doorOpenings*) orientiert sich zuerst grob an einer Superposition der durchschnittlichen Startzeiten der verschiedenen Aktivitäten *Essen* multipliziert mit der jeweiligen aktiven Präsenz aller Personen. In dieser generierten Wahrscheinlichkeitsfunktion wird dann anhand einer Maximum-Suche der erste Türöffnungszeitpunkt bestimmt und die Wahrscheinlichkeitskurve durch Subtraktion einer Gaußkurve an diesem Zeitpunkt verändert. Dieser Vorgang - siehe auch Abbildung III.14 - wird nun so oft iteriert, bis die gesamte Anzahl an Türöffnungen erreicht ist und alle Zeitpunkte verteilt sind. Die Parameterwerte für die beiden Gerätearten wurden der Ingenieurspraxis Sibbel und einer aktuellen Marktrecherche entnommen [Sib16].

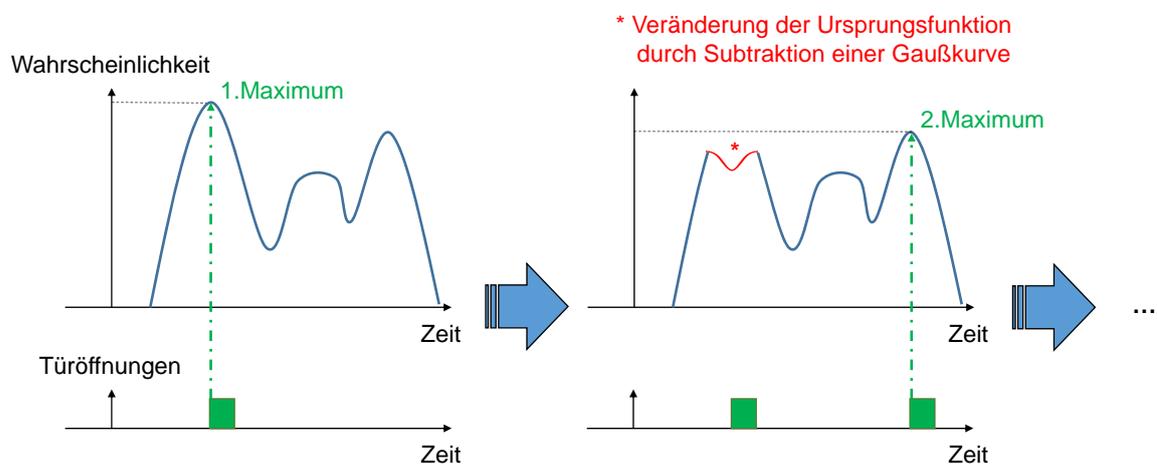


Abbildung III.14: Methodik der Verteilung von Türöffnungszeiten für Kühl- bzw. Gefriergeräte

#### 4.4.2 Manuelle aktivitätsabhängige Gerätelasten

Ein wichtiger Punkt bei der Erstellung individueller Lastprofile kommt der Platzierung und Aktivierung manueller Haushaltsgeräte zu, da diese eine direkte Abhängigkeit zu den auf statistischer Basis synthetisierten Aktivitätsprofilen besitzen und einen hohen Anteil sowohl am Leistungs- als auch Energieverbrauch darstellen.

Jedes Gerät wird dabei über folgende Parameter charakterisiert:

- Nennleistung  $P_{Nenn}$
- Leistungsvariation  $P_{Var}$
- Standby-Verbrauch  $P_{Standby}$
- Laufzeit pro Anwendung RT
- Status (aktiv = 1, inaktiv = 0)
- Mappingtabelle (Grad der Verknüpfung zwischen Aktivität und Gerät [0,1])

Sowohl die Anzahl und Art der Geräte als auch alle Parameter sind flexibel über die Excel-Oberfläche im Reiter *Manual Devices* anpassbar. Die im Zuge der Auswertung verwendeten Geräte spiegeln die Ausstattungsgrade deutscher Haushalte nach [Sta15] wider; dazugehörige Werte entspringen einer allgemeinen Online-Literaturrecherche aktueller Geräte, den Berichten aus dem EU-Projekt *Smart Domestic Appliances in Sustainable Energy Systems (Smart-A)* [Sta+08] als auch weiteren Veröffentlichungen [WB14] [Sai+] und sind im Anhang abgebildet (siehe Abbildung B.2). Hinsichtlich Leistungsvariation wird ein Wert von  $10\% \cdot P_{nenn}$  angenommen, um eine gewisse Typ- und Herstellerunabhängigkeit bzw. -variabilität gewährleisten zu können.

Modellierungstechnisch werden dazu in der Funktion *map\_devices* zuerst für jede Person und erneut in täglicher Abfolge alle auftretenden Aktivitäten auf Verknüpfungspunkte zu manuellen Geräten hin überprüft. Sofern keine oder direkte Kopplung vorliegt, d.h. der Wert in der Mappingtabelle ungleich 0 oder 1 ist, wird - analog zur Berechnung des Auftretens einer Aktivität - mittels eines Vergleichs einer gleichverteilten Zufallszahl  $n$  mit dem Wert  $M$  aus der Mappingtabelle eine Aktivierung vorgenommen (Falls  $n \leq M \Rightarrow$  Gerät wird verwendet).

Sofern nun ein Gerät eingeschaltet wird, erfolgt die Bestimmung der Startzeit, des

Leistungswerts und der Laufzeit mittels unterschiedlicher Zufallsprozesse, welche auch nochmals am Beispiel eines Herds in Abbildung III.15 dargestellt sind.

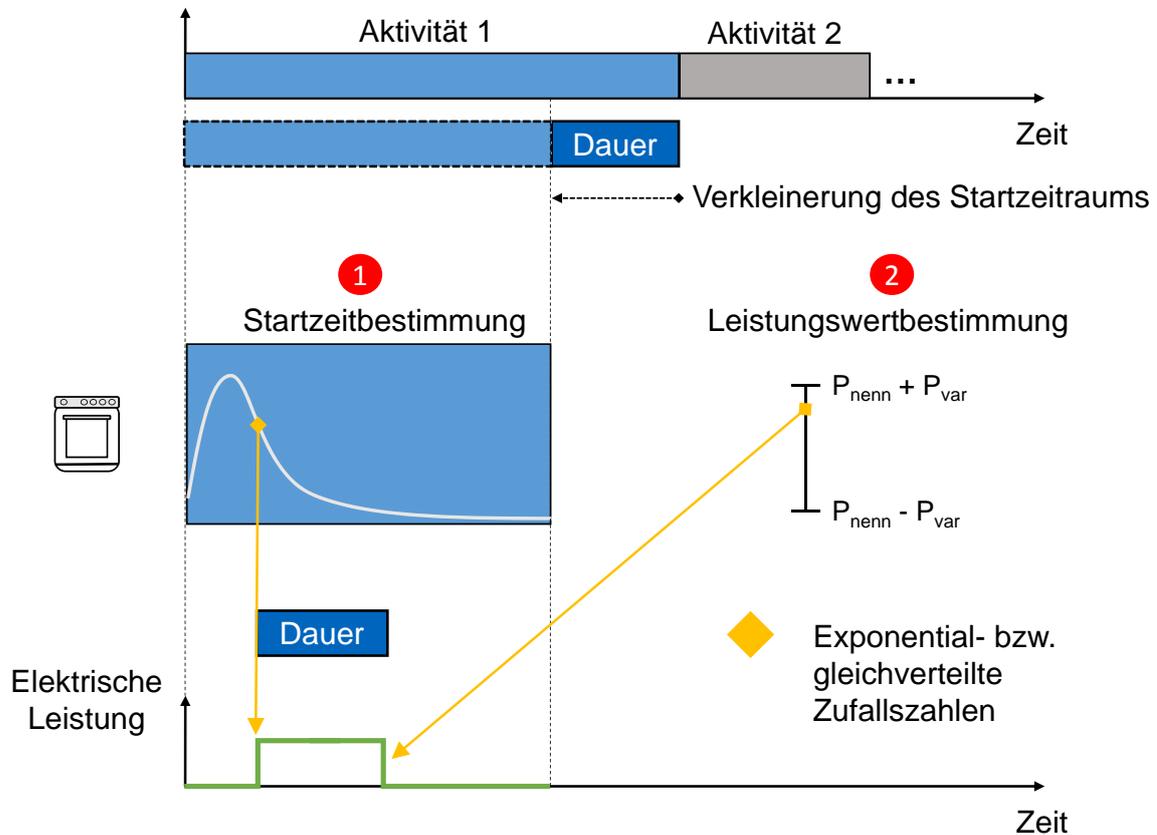


Abbildung III.15: Methodik zur Platzierung und Skalierung der Leistungsprofile manueller Geräte

Die Startzeit wird innerhalb der Aktivitätsdauer unter Zuhilfenahme einer exponentialverteilten Zufallszahl durch die Unterfunktion *randStartingTime* bestimmt, da die Annahme nahe liegt, dass Geräte wie z.B. Küchengeräte mit einer höheren Wahrscheinlichkeit zu Beginn einer Aktivität angewendet werden. Bezüglich der Laufzeit von Geräten wird dabei entweder der vorgegebene Wert aus den Eingangsdaten oder - falls dort ein Wert von -1 hinterlegt ist - die komplette Aktivitätsdauer verwendet. Dies trifft zum Beispiel auf *TV*, *PC*, *Laptop* zu. Die Festlegung des Leistungswerts, welcher über die gesamte Laufzeit konstant angenommen wird, geschieht im Anschluss durch zufällige Auswahl aus dem Bereich zwischen  $[P_{nenn} - P_{var}, P_{nenn} + P_{var}]$  mittels gleichverteilter Zufallszahl.

Da die Dauer eines manuellen Geräts die Dauer der Aktivität nicht überschreiten kann, ist somit auch gewährleistet, dass keine Überschneidung von aktivitätsfremden Geräten auftreten kann. Innerhalb einer Aktivität können aber durchaus mehrere Geräte aktiviert werden, was rein von den zugrundeliegenden Eingangsdaten abhängig ist.

Nach Durchlauf aller Aktivitäten werden die Einzelprofile superpositioniert und zu einer Haushaltslastzeitreihe zusammengefügt.

### 4.4.3 Beleuchtung

Die Modellierung der Beleuchtung stellt eine gewisse Herausforderung dar, da diese nicht nur abhängig von Nutzereinflüssen sondern auch von äußeren Umgebungsparmetern ist. Im Rahmen der Arbeit von Andreas Bruckmeier [Bru14a] wurde daher ein Vergleich verschiedener Konzepte - unter anderem der Modelle nach Richardson [Ric+b] bzw. Widen [WNW] - durchgeführt. Dabei wurden die verschiedenen Vor- und Nachteile gegenübergestellt.

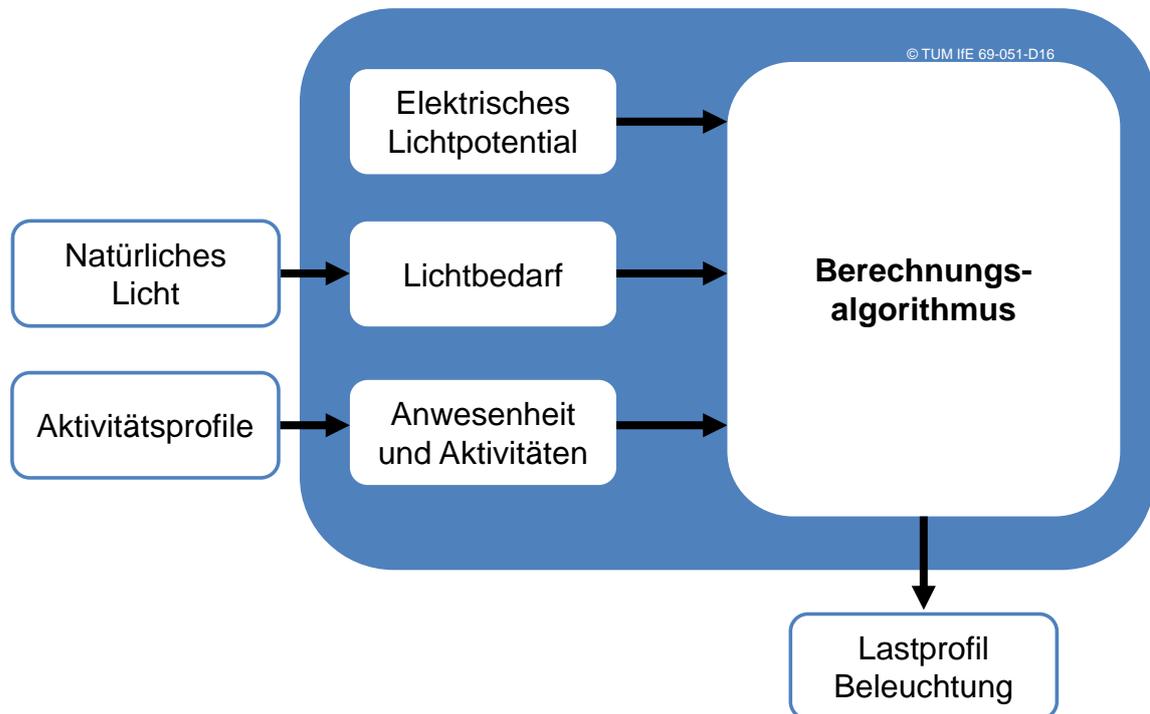


Abbildung III.16: Methodik zur Modellierung der Beleuchtung eines Haushalts

Bruckmeier kam zum Schluss, dass das Modell nach Richardson wesentliche Vorteile bietet, welche in der Berücksichtigung einer gemeinsamen Lichtnutzung, einer detaillierteren Abbildung von Leuchtmitteln und einer flexibleren Gestaltung des Leistungsbedarfs liegen.

Diesen Ergebnissen folgend, basiert daher das vorliegende Modul *lighting* zur Abbildung des elektrischen Bedarfs der Haushaltsbeleuchtung auf dem bestehenden Modell von Richardson [Ric+b]. Die Grundstruktur der Berechnungsschritte ist in Abbildung III.16 dargestellt und gliedert sich in drei Vorberechnungen und einen Hauptalgorithmus.

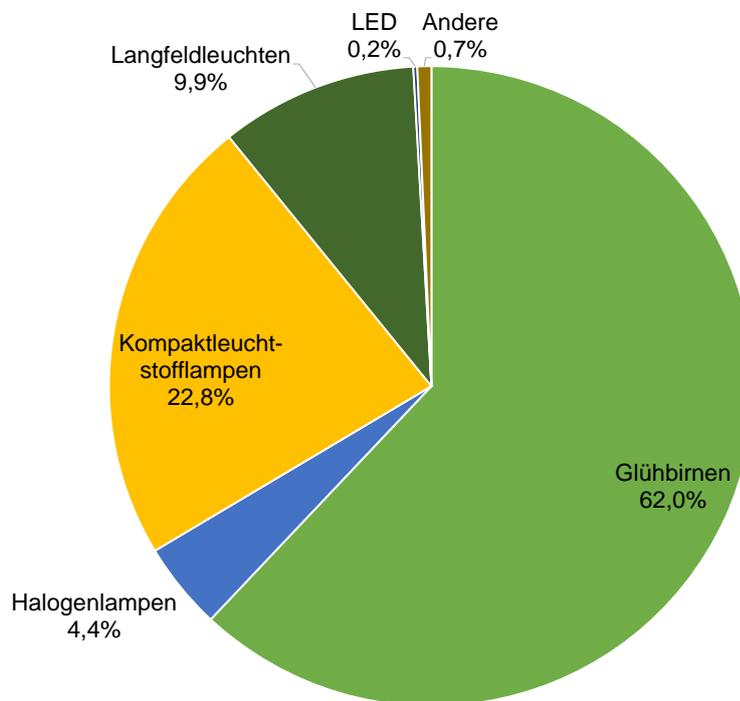


Abbildung III.17: Prozentuale Aufteilung nach Leuchtmittelarten im Jahr 2012 [Bru14a]

Das elektrische Licht- bzw. Leistungspotential ergibt sich aus der Berechnung und Verteilung der Anzahl installierter Lampen. Nach Schlomann [Sch+04] beträgt die durchschnittliche Menge ca. 26 Stück Lampen pro 100 m<sup>2</sup>. Über die Wohnfläche erfolgt dann im nächsten Schritt eine Hochrechnung der Gesamtanzahl für den betrachteten Haushalt mit entsprechender prozentualer Aufteilung auf die verschiedenen Leuchtmittel. Diese können über die Excel-Oberfläche im Reiter *Bulb Parameters*

angegeben werden und entsprechen im Zuge der Analysen den Werten aus der Arbeit von Bruckmeier [Bru14a] - siehe auch Abbildung III.17.

Neben den lichttechnischen Parametern besteht ein weiterer Schwerpunkt in der generellen Bestimmung des Lichtbedarfs. Dazu werden in jedem Zeitschritt aus den aufbereiteten Strahlungsdaten die vertikale und daraus dann die durchschnittliche Beleuchtungsstärke im Rauminneren berechnet. Anschließend wird anhand eines mathematischen Vergleichs mit einer vorgegebenen Beleuchtungsschwelle, welche nach VDI 6011 Norm [Ver06] zu 300 lx angesetzt wird, der grundsätzliche Lichtbedarf bestimmt. Um auch eine mögliche Lichtnutzung tagsüber bei ausreichendem Licht zu berücksichtigen, wird zusätzlich ein Bedarf durch Zufallsentscheidung mit einer Wahrscheinlichkeit von 5% vorgesehen.

Der Einfluss von Personen resultiert primär durch Transformation der Anwesenheits- bzw. Aktivitätsprofile aus dem Modul *ACT*. Dabei werden die minütlichen Zustände *nicht anwesend* bzw. *anwesend und nicht aktiv* zusammengefasst und mit dem Wert 0 belegt, während Zustände *anwesend und aktiv* den Wert 1 erhalten. Um eine gemeinsame Licht- und Raumnutzung methodisch zu ermöglichen, ist im Anschluss eine Umrechnung auf die sogenannte effektive Anwesenheit erforderlich, welche wiederum nach [Bru14a] basierend auf statistischen Werten entsprechend Tabelle III.1 gewählt wird:

Tabelle III.1: Umrechnungstabelle Anwesenheit - effektive Anwesenheit nach [Bru14a]

Anwesende Personen im Haushalt	1	2	3	4	5	6
effektive Anwesenheit	1	1,3	1,64	2,07	2,79	2,81

Der Berechnungsalgorithmus setzt diese Vorberechnungen in Lastprofile um, indem er anfangs die relative Nutzung bzw. Häufigkeit der Einschaltvorgänge einzelner Leuchtmittel über eine zufällig generierte logarithmische Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion integriert und dann die jeweils spezifische Leuchtdauer über die Verteilungsfunktion nach Stokes [SRL] bestimmt und umsetzt.

Als Ergebnis erhält man somit repräsentative elektrische Lastprofile für den Bereich Beleuchtung in hoher zeitlicher Auflösung.

#### 4.4.4 Halbautomatische/DSM-Geräte

Als letzte Komponente im Bereich der Modellierung elektrischer Haushaltslastprofile verbleiben halbautomatische oder sogenannte DSM-Geräte. Diese werden gesondert betrachtet, da sie grundsätzlich eine starke Nutzer- und Aktivitätskopplung zeigen, jedoch gewisse Flexibilitäten in der Lastverschiebung aufweisen können. Die wirtschaftlichen und energetischen Potentiale, welche auch in Teil II Kapitel 3 beschrieben sind, divergieren je nach Anwendungsfall und sind für die in dieser Arbeit betrachteten Komponenten - Waschmaschine, Wäschetrockner und Spülmaschine - am größten einzuschätzen. Weitere Geräte können einfach und flexibel über die Excel-Oberfläche im Reiter *DSM Devices* ergänzt werden. Das Untermodul *dsm* wurde in Zusammenarbeit mit Michael Vollnhals im Zuge seiner Forschungspraxis entwickelt [Vol14].

Die Eingangsdaten sind dabei in drei wesentliche Bereiche eingeteilt:

Die erste Gruppe der Stellparameter beinhaltet für jedes Gerät die generelle **Steuerbarkeit** (*Controllability Toggle - 1...verschiebbar, 0...nicht-verschiebbar*), die **Art der Verschiebung** (*Fixed Temporal Shifting Toggle - 1... fixiert auf Mittelwert, 0...stochastisch verteilt zwischen Mittelwert und +/- einer Standardabweichung*) und den entsprechenden **Lastmodus** (*Mode - 1... zufällige Auswahl aus vorgegebenen Geräteprogrammen, 0...Variation eines gerätespezifischen Standardlastgangs hinsichtlich zeitlicher Dauer und Energieverbrauch*).

Die zweite Kategorie schließt für jeden Typtag und jedes Gerät die tägliche Einschaltwahrscheinlichkeit und deren statistische Kennwerte, wie der durchschnittlichen Startzeit inklusive zugehöriger Standardabweichung, ein. Basierend auf der Art zeitlicher Flexibilität wird entweder nur der Mittelwert der zeitlichen Verschiebdauer oder zusätzlich deren Standardabweichung benötigt.

Der dritte Bereich ist gekennzeichnet einerseits durch Kenndaten zur Laufzeit bzw. des Energieverbrauchs (jeweils Mittelwert, Standardabweichung, Minimum, Maximum) oder andererseits durch konkrete Geräteprogramme, welche profiltechnisch nach Programmname als *profiles\_<Gerätename>.mat-Files* im Unterordner *data* hinterlegt sind. Die Auswahl des Modus wird - wie oben beschrieben - über den Stellparameter **Mode** angesteuert.

Allgemein stammen die verwendeten Werte für die Einschaltwahrscheinlichkeiten und Verschiebzeiten aus Vorberechnungen in [Vol14], welche anhand der Verteilungen in

der VDE-Studie 'Demand Side Integration' [Ver12] angestellt wurden. Als Geräte-  
 lastgänge werden zum einen gemessene Profile in 15-Minuten-Auflösung aus [Sta+08]  
 hinterlegt, welche eine starke Rechteckform aufweisen und daher ohne größere De-  
 tailverluste sehr einfach linear auf eine Minutenauflösung zu interpolieren sind. Zum  
 anderen werden Analysen auf Basis des TRACEBASE Datensatzes aus [Mai15] bzw.  
 [Sch15b] oder Daten aus [Sti13a] bzw. [Sti13b] hinsichtlich Laufzeit und Energie-  
 verbrauch herangezogen. Bezugnehmend auf statistische Analysen zur Programm-  
 wahl von Geräten konnte in [Sta+08] festgestellt werden, dass die angewendeten  
 Waschtemperaturen sehr personen- und länderabhängig sind, wodurch in weiterer  
 Folge im Zuge der Modellierung eine Auswahl auf Basis von Zufallszahlen getroffen  
 wird.

Das Modul *dsm* unternimmt am Anfang eine Vorbelegung der erforderlichen Daten-  
 strukturen (Unterfunktion *dsm\_preallocation*) und berechnet dann für jeden Tag  
 mittels der Unterfunktion *dsm\_mode* und unter Berücksichtigung der gewünsch-  
 ten Stellparameter bzw. typtagspezifischer Kennwerte die energetischen Ausgangs-  
 werte. Dabei gilt die Annahme, dass maximal ein Lauf pro Gerät und Tag statt-  
 finden kann. Sofern der Lastmodus = 1 ist, wird das zugehörige Programm jedes  
 Laufs zufällig aus den hinterlegten Programmprofilen bestimmt. Im anderen Fall er-  
 folgt eine Berechnung des Energieverbrauchs und der Zeitdauer unter Zuhilfenahme  
 zweier normalverteilter Zufallszahlen inklusive nachfolgender Skalierung des jewei-  
 ligen Standardlastprofils. Nach der Festlegung des Energieprofils werden im nächsten  
 Schritt die zeitlichen Rahmenbedingungen inkl. Flexibilität bestimmt (Unterfunktion  
*dsm\_timeframe* bzw. Abbildung III.18) und an die Ausgangsstruktur übergeben.

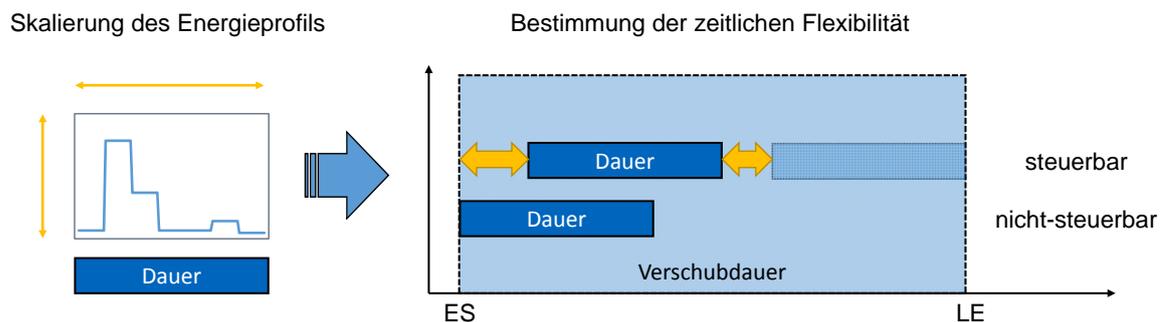


Abbildung III.18: Methodik zur Bestimmung der energetischen Rahmenbedingungen  
 von DSM-Geräten

Nach Durchlauf aller Tage des Simulationszeitraums wird am Ende über eine weitere Unterfunktion *dsm\_match* eine Abstimmung der innertäglichen Laufzeiten von Waschmaschine und Trockner vorgenommen, sodass gewährleistet werden kann, dass der Zeitrahmen der Waschmaschine stets vor einem möglichen Trocknerlauf beendet werden kann. Da gewisse Überschneidungen durchaus möglich sind, muss diese Bedingung auch später im Optimierungsalgorithmus berücksichtigt werden.

Zum Abschluss werden die Daten der Ausgangsstruktur mittels der Unterfunktion *dsm\_profiles* in Zeitreihen umgesetzt und ausgegeben. Dabei wird eine Matrix gebildet, welche folgende sieben Zeitreihen als Spalten beinhaltet:

- Frühester Startzeitpunkt (Earliest Start) (ES)
- Spätester Endzeitpunkt (Latest End) (LE)
- Zeitrahmen [min] (LE - ES)
- Programmlaufzeit [min]
- Energieverbrauch [kWh]
- Programmnummer [-]
- Energieprofil [kW]

Im frühest möglichen Startzeitpunkt eines Laufs steht dann in der ersten Spalte ein **eins**. Analog dazu verhält es sich mit dem spätest möglichen Ende in der zweiten Spalte und dem zugehörigen Zeitschritt. Die Werte für den Zeitrahmen, die Programmlaufzeit, den Energieverbrauch und die Programmnummer befinden sich in den Spalten drei bis sechs ebenfalls im Zeitschritt, welcher dem ES entspricht. Die jeweiligen Energieprofile in Spalte sieben starten dabei auch im ES.

#### 4.4.5 Erstellung und Aufbau von Gesamtlastprofilen

Nach Synthetisierung aller Teilprofile werden diese dann sowohl einzeln als auch zeitlich superpositioniert zu unterschiedlichen Haushaltslastzeitreihen zusammengefügt. Neben den personengebundenen Lastzeitreihen manueller Geräte, der elektrischen Lastzeitreihe für Beleuchtung und den einzelnen Zeitreihen der DSM-Geräte finden sich dazu Lastzeitreihen für den Gesamthaushalt - einmal ohne DSM-Geräte und Licht bzw. als komplette Lastzeitreihe - im Ausgangsobjekt **data.load**.

## 4.5 Generierung von Mobilitätsprofilen (MOB)

Sofern eine externe Aktivität vorliegt, existieren auch zwei zugehörige - jeweils eine davor und nachher - Mobilitätsaktivitäten. Diese werden im Modul *ACT* angelegt und zeitlich terminiert. Im Zuge des Moduls *MOB* werden nun das Verkehrsmittel, die zurückgelegte Wegstrecke und gegebenenfalls der Energieverbrauch (Strom beim Elektrofahrzeug, Benzin/Diesel beim Verbrennungsfahrzeug) bestimmt.

Jeder Personenaktivität mit einer Möglichkeit zur externen Ausführung, d.h. einem Externalitätsfaktor  $< 1$ , muss daher in der Excel-Oberfläche im Reiter *Mobility* ein entsprechendes Pendant zugeordnet sein. Dieses besteht wiederum - analog zu den Aktivitäten - aus statistischen Kennwerten der ZVE-Erhebung (Mittelwert, Standardabweichung, Minimum, Maximum), jedoch in diesem Fall nur für die Dauer und ohne Angabe zur Startzeit, da diese über die externe Aktivität geregelt wird. Im Gegensatz zum Vorgängermodell *USER*, welches im Rahmen des Projekts e-MOBILie [Pro16] entwickelt wurde, wird auf korrelierte Mobilitätsdaten aus den ZVE-Erhebungen zurückgegriffen, wodurch der Mehraufwand zur Abstimmung der zeitlichen Abläufe entfällt.

Des Weiteren sind im vorliegenden Modell keinerlei gemessene Kennlinienfelder für den Fahr- und Klimatisierungsverbrauch von Individualfahrzeugen mehr notwendig; diese werden eigenständig anhand der Unterprogramme *map\_vehicleHVAC* bzw. *map\_vehicleAC* und *map\_vehicleHeater* berechnet. Infolgedessen entsteht jedoch ein Bedarf an zusätzlichen Eingangsdaten, welche in der Excel-Oberfläche im Reiter *Parameters* angepasst werden können. Dort können unter anderem spezifische Fahrzeugkennwerte (Leistungen bzw. Durchschnittsgeschwindigkeiten, Klimatisierungsdaten), die Führerscheinberechtigung einzelner Fahrer bzw. mittlere Geschwindigkeiten aller Verkehrsmittel hinterlegt werden.

Aufgrund einer unklaren Datenlage wurde überdies in Kontrast zum *USER*-Modell auf eine Berücksichtigung der Vorkonditionierung des Fahrzeugs verzichtet.

Ergänzt werden die Eingangsdaten noch durch die Verteilung des Modal Splits, sprich die prozentuale Aufteilung einer Mobilitätsaktivität auf die vier unterschiedenen Verkehrsmittel *Zu Fuß/Andere, Fahrrad, Öffentlicher Personenverkehr (ÖPV)* und *Automobil*.

Zu Beginn erfolgt in der Funktion *map\_mobility* erneut eine Prüfung auf Vollständigkeit d.h. ob eine gerade Anzahl an Mobilitätsaktivitäten an diesem betrachteten Tag

existiert. Ist dies gewährleistet, wird mit der Vorbelegung der Ausgangsstrukturen (Unterfunktion *mobility\_preallocation*) fortgefahren.

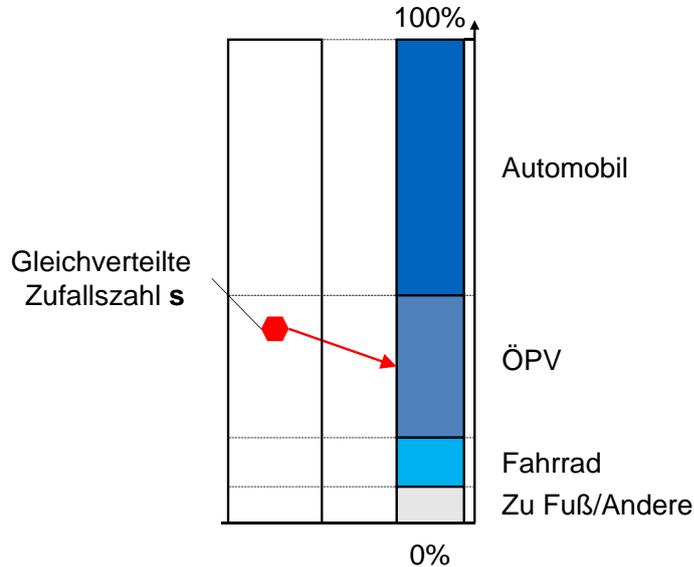


Abbildung III.19: Methodik zur Festlegung des verwendeten Verkehrsmittels

Anschließend wird nun für jedes Mobilitätspaar durch Anwendung der Unterfunktion *map\_mobilityModalSplit* die Art des Verkehrsmittels zugewiesen. Dies wird realisiert durch den Vergleich einer gleichverteilten Zufallszahl  $s$  mit der aufsteigend nach Größe sortierten Modal Split Liste. Es ist somit festgelegt, dass ein und dasselbe Verkehrsmittel für Hin- und Rückfahrt in Anspruch genommen werden muss. Die verwendete Methodik ist vereinfacht in Abbildung III.19 nochmals dargestellt.

Im nächsten Schritt finden dann abhängig vom zugeordneten Verkehrsmittel entweder - wie im Falle von *ÖPV*, *Zu Fuß/Andere* und *Fahrrad* - nur eine Berechnung der zurückgelegten Wegstrecken über Multiplikation der Durchschnittsgeschwindigkeit des Verkehrsmittels mit der Wegdauer, oder wie im Fall *Automobil* mittels tiefergehenden energetischen Berechnungen, wie im folgenden Kapitel dargestellt, statt.

#### 4.5.1 Bestimmung der Nutzungsprofile für das Verkehrsmittel Automobil

Die Funktion *map\_vehicleParameters* inklusive weiterer Unterfunktionen beschäftigt sich mit der Erstellung realitätsnaher Werte für Fahr- bzw. Klimatisierungsverbrauch

und der Bestimmung dabei zurückgelegter Wegstrecken für das Individualverkehrsmittel *Automobil*.

### Fahrenergieverbrauch und Fahrstrecke

Um realitätsnähere Verbrauchs- und Fahrprofile erreichen zu können, haben Experten der EU, aus Japan und Indien auf Basis der Vorgaben der Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen (United Nations Economic Commission for Europe) (UNECE) als Nachfolger des *Neuen Europäischen Fahrzyklus* (NEFZ) den sogenannten *Weltweit harmonisierten Fahrzyklus* (Worldwide Harmonized Light Duty Test Cycle) (WLTC) in drei Klassen (nach Gewicht- und Leistungsklasse der Fahrzeuge) entwickelt.

Da im Zuge der Modellierung keinerlei Detailinformation über die exakte Zusammensetzung der Wegstrecken vorliegt, bedient sich das Modell MOHEMA einer leicht vereinfachten Version des WLTC Klasse 3, welcher sich jeweils aus drei Teilen zusammensetzt: einer 17-minütigen ( $t_i$ ) innerörtlichen Fahrt (Durchschnittsgeschwindigkeit  $v_i = 30 \frac{km}{h}$ , Leistung  $P_i$ ) folgt zuerst eine 8-minütige ( $t_e$ ) Fahrt außerorts (Durchschnittsgeschwindigkeit  $v_e = 60 \frac{km}{h}$ , Leistung  $P_e$ ) und anschließend eine 5-minütige ( $t_a$ ) Autobahnfahrt (Durchschnittsgeschwindigkeit  $v_a = 100 \frac{km}{h}$ , Leistung  $P_a$ ). Die Durchschnittsgeschwindigkeiten können über die Excel-Oberfläche im Reiter *Parameters* verändert werden. Der Testzyklus an sich wird bei längeren Fahrten entsprechend wiederholt bzw. bei kürzeren Mobilitätszeiten beginnend bei der Fahrt innerorts der Reihe nach aufgefüllt.

$$Fahrstrecke = t_i \cdot \frac{v_i}{60} + t_e \cdot \frac{v_e}{60} + t_a \cdot \frac{v_a}{60} \quad (4.4)$$

$$Treibstoffverbrauch = Fahrstrecke \cdot Verbrauch_{pro100km} \quad (4.5)$$

$$Fahrenergieverbrauch = t_i \cdot \frac{P_i}{60} + t_e \cdot \frac{P_e}{60} + t_a \cdot \frac{P_a}{60} \quad (4.6)$$

In weiterer Folge können sowohl der Treibstoffverbrauch (bei konventionellem Fahrzeug) als auch der Fahrenergieverbrauch (beim Elektrofahrzeug) und die Wegstrecke durch Multiplikation der Teilzykluszeiten mit den jeweiligen Durchschnittsgeschwindigkeiten bzw. Leistungswerten kalkuliert werden (siehe Formeln 4.4, 4.5 und 4.6).



4.7 modelliert werden.

$$\dot{Q}_{Karosserie} = k \cdot A \cdot (T_i - T_u) = k \cdot A \cdot \frac{\Delta T_e - \Delta T_{ab}}{\ln \frac{\Delta T_e}{\Delta T_{ab}}} \quad (4.7)$$

Unter Berücksichtigung von:

$$T_e = \frac{P_{el,Heizung}}{\dot{m} \cdot c_p} + T_u \quad (4.8)$$

$$k = 0,025 \cdot v^{0,7} + 0,156 \cdot \dot{w}^{0,5} + 0,607 \quad (4.9)$$

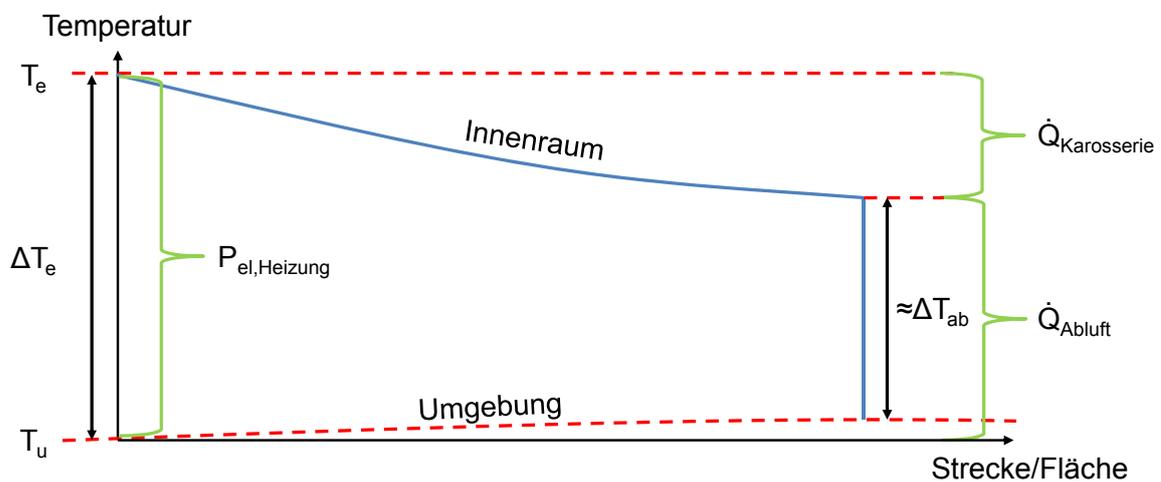


Abbildung III.21: Entwicklung der Lufttemperaturen im Fahrzeug [Wag10]

Die Wärmeströme und Entwicklung der Temperaturen sind im Wärmeflussmodell in den Abbildungen III.20 und III.21 ersichtlich.  $T_e$  steht dabei für die einströmende Luft über die Heizung/Klimatisierung,  $k$  bezeichnet den Wärmeübergangskoeffizienten,  $c_p$  die spezifische Wärmekapazität von Luft und  $\dot{m}$  repräsentiert den Massenstrom der Lüftung, welcher sich aus Multiplikation des Volumenstroms  $\dot{w}$  mit der Dichte von Luft ergibt. Im Falle der Klimatisierung dreht sich das Verhältnis  $T_i - T_u$  um, da die Umgebungstemperatur über der Innenraumtemperatur liegt. Die Sollwerte der Innenraumtemperaturen in Abhängigkeit von den jeweiligen Außentemperaturen beziehen sich auf die Komfortbedingungen mit 90% Akzeptanz nach [van+] und sind

in Abbildung III.22 dargestellt.

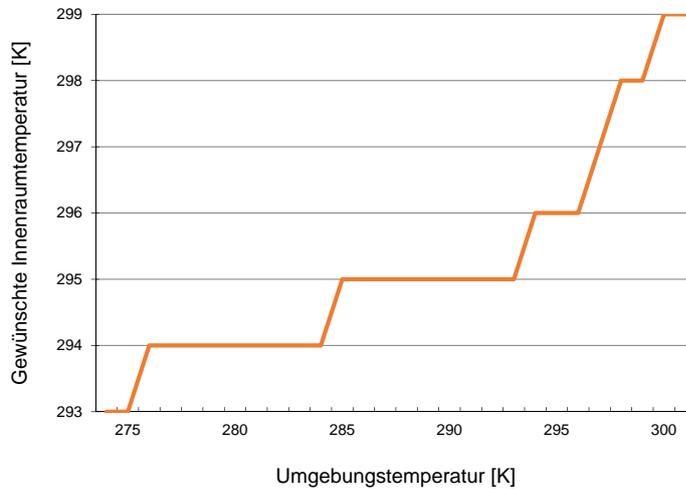


Abbildung III.22: Komforttemperaturen im Fahrzeug in Abhängigkeit zur Außentemperatur nach [van+]

Unter Zuhilfenahme der Unterfunktionen für Heizung (*map\_vehicleHeater*) und Klimatisierung (*map\_vehicleAC*) bzw. Umstellung der Formeln wird nun anhand einer Minimumssuche die jeweils minimal benötigte Heiz- bzw. Kühlleistung in einem Betriebspunkt zur Erreichung der vorgegebenen Innenraumtemperatur berechnet und an die überliegende Funktion *map\_vehicleHVAC* weitergegeben.

### Bestimmung des Fahrzeugtyps

Generell besteht die Möglichkeit, bei Wahl des Verkehrsmittels *Automobil* die Strecke entweder mit einem Elektro- oder konventionellen Verbrennungsfahrzeug zurückzulegen. Dabei wird versucht, individuell für jede Person mit Fahrberechtigung (diese ist in der Exceloberfläche im Reiter *Parameters* anzugeben), möglichst viele Mobilitätswege mit dem Elektrofahrzeug zu absolvieren.

Infolgedessen findet in der Unterfunktion *map\_vehicleType* ein paar- und schrittweiser Vergleich der bisherigen täglichen Mobilitätswege mit der maximal zurücklegbaren täglichen Reichweite des Elektrofahrzeugs statt, welche ebenfalls in der Exceloberfläche im Reiter *Parameters* zu definieren ist. Im Zuge der Analysen wird diese auf 100 km festgelegt.

Sofern die bisher geleistete Wegstrecke inklusive der aktuellen Hin- und Rückfahrt

kleiner als die maximale Reichweite ist, werden diese beiden Mobilitätsaktivitäten mit dem Fahrzeugtyp Elektrofahrzeug ( $vehicleType = 1$ ) versehen. Im anderen Fall wird das Verbrennungsfahrzeug ( $vehicleType = 0$ ) genutzt und die Analyse mit dem nächsten 'Mobilitätsduo' fortgesetzt. Alle Mobilitätswege, welche nicht das Verkehrsmittel *Automobil* unternommen werden, erfahren eine anderweitige Belegung mit dem Wert  $vehicleType = -1$ .

### Optimierte gemeinsame Nutzung des Elektrofahrzeugs

Als Ergänzung zur individuellen und für jede Person eigenständigen Bestimmung des Fahrzeugtyps wird mittels der Unterfunktion *mobility\_household* eine Abbildung einer gemeinsamen Haushaltsnutzung der Fahrzeuge angestrebt. Dabei gilt jedoch wiederum die Prämisse, dass die maximal mögliche Strecke mit dem Elektrofahrzeug zurückzulegen ist.

Als erster Schritt werden alle Mobilitätsaktivitäten aller Personen mit Führerschein gesammelt und zeitlich geordnet. Im Rahmen der Festlegung werden nun zwei parallele Überprüfungen angestellt: Analog zur individuellen Bestimmung erfolgt zum einen ein sequentieller und paarweiser Vergleich mit der maximalen täglichen Reichweite, zum anderen werden anhand der Abwesenheitsprofile aus den Aktivitätsdaten mögliche Überschneidungen detektiert. Sollte es zu Überlappungen kommen, müssen entsprechend später startende Mobilitätswege mit dem alternativen Verbrennungsfahrzeug absolviert werden. Gleichzeitig sorgt eine Maximumssuche für eine möglichst optimale Ausnutzung der täglichen Reichweite und Verfügbarkeit des Elektrofahrzeugs/der Elektrofahrzeuge.

Als Ergebnis resultieren eigenständige Nutzungsprofile der beiden Fahrzeuge, welche zusätzlich zu den Individualprofilen abgespeichert werden.

### 4.5.2 Aufbereitung der Mobilitätsprofile

Nach erfolgreicher Festlegung der Mobilitätswege und Verkehrsmittel erfolgt abschließend eine Aufbereitung der zeitlichen Mobilitätsprofile mittels der Unterfunktionen *mobility\_profiles* bzw. *mobility\_postallocation* aus den Ausgangsstrukturen **data.mobilityData**. Die Ausgangszeitreihen für jede Person und den Gesamthaushalt befinden sich unter **data.profiles.mobility** und bestehen dabei jeweils aus neun Unterelementen, welche folgende minütliche Werte enthalten:

- **jeweils zum ersten Zeitpunkt einer Fahrt:**
  - Gesamtenergiebedarf / totalEnergyDemand [kWh]
  - Klimatisierungsbedarf / climateEnergyDemand [kWh]
  - Fahrenergiebedarf / drivingEnergyDemand [kWh]
  - Treibstoffverbrauch / drivingFuelDemand [l]
  - Fahrtweite / mileage [km]
- **über die komplette Dauer einer Fahrt:**
  - Fahrstatus / drivingStatus [1...aktiv, 0...inaktiv]
  - Ladebereit-Status des Elektrofahrzeugs / evChargingReady [1...Ladung am Haus möglich, 0...Ladevorgang nicht möglich]
  - Fahrzeugtyp / vehicleType [1...Elektrofahrzeug, 0...konventionelles Fahrzeug, -1...Fahrzeug nicht verwendet]
  - Verkehrsmitteltyp / modalType [siehe Modal Split]

## 4.6 Erstellung von Warmwasserprofilen (DHW)

Neben den elektrischen Haushaltslasten und den Mobilitätsprofilen bildet das Modul **DHW** - die Erstellung von Warmwasserzapfprofilen - die dritte große Säule des Modells MOHEMA.

Dabei wird in der Funktion *dhw* zwischen aktivitätsabhängigen und -unabhängigen Zapfungen unterschieden, welche im weiteren Verlauf näher beschrieben werden.

Die Eingangsdaten sind vorwiegend auf den Reiter *DHW Demands* in der Excel-Oberfläche konzentriert und werden nur durch die Vorlauftemperatur des Heizsystems, den maximalen Warmwasserfluss und einen Schalter zum Ein-/Ausschalten der Berechnungen im Reiter *Parameters* ergänzt.

Im Zuge dieser Arbeit werden die Zapfkategorien und Durchschnittswerte für Wassermengen und -temperaturen sowie typische Kennwerte für Durchflüsse in Anlehnung an [Sta05] gewählt. Diese sind zur Übersichtlichkeit in Tabelle III.2 dargestellt.

Jede Zapftätigkeit (gleichbedeutend mit Zapfstellen) besitzt dabei eine Reihe an Parametern:

- Durchschnittlicher Wasserbedarf pro Zapfung [l]
- Standardabweichung des Wasserbedarfs pro Zapfung [l]
- Durchschnittliche Zapftemperatur [K]
- Standardabweichung der Zapftemperatur [K]
- Durchfluss der Zapfstelle [l/min]
- Aktivitätsabhängigkeit [1...ja, 0... nein]
- Durchschnittliche tägliche Anzahl an Zapfungen [-]
- Standardabweichung der täglichen Anzahl an Zapfungen [-]
- Mappingtabelle hinsichtlich Aktivitäten

Tabelle III.2: Zapfstellen und zugehörige Werte für Temperatur, Menge und Durchfluss

Zapftyp	Wassermenge und -temperatur je Nutzung		Durchfluss
	[l]	[°C]	
Spüle	12 ± 4	60	3
Badewanne	126 ± 13	45	7
Dusche	34,5 ± 8,5	45	6
Waschtisch	3 ± 2	40	3
Handwaschbecken	3 ± 1	45	3

Über den Stellparameter *Aktivitätsabhängigkeit* kann die weitere methodische Behandlung der Zapftätigkeit gewählt werden. Als Vertreter beider Kategorien wird im weiteren Verlauf die Zapftätigkeit *Hände waschen/Handwashing* verwendet, welche sowohl aktivitätsabhängig als auch -unabhängig auftreten kann. Dies ist einerseits mit einem Waschbedarf gekoppelt an verschiedene Aktivitäten (wie z.B. Kochen etc.) und andererseits mit einem vollkommen zufällig verteilten Auftreten über den Tag hinweg (z.B. nach Toilettengang - da keine eigene Aktivität) zu begründen. Im Falle einer aktivitätsabhängigen Triggerung werden die statistischen Werte für das Auftreten vernachlässigt und nur die Mappingtabelle in Betracht gezogen.

### 4.6.1 Aktivitätsabhängiger Warmwasserbedarf

Im Zuge der Unterfunktion *dhw\_actDep* werden alle Aktivitäten behandelt, die in weiterer Folge mit einem Warmwasserbedarf verknüpft sind.

Dabei können in der zugehörigen Mappingtabelle pro Spalte (Aktivität) sowohl direkte (1), bedingte ( $0 > \text{reeller Wert} < 1$ ) als auch keine Verknüpfungen zu Zapftätigkeiten (0) bestehen. Sofern eine direkte oder keine Relation existiert, wird diese Zapfung garantiert oder auf keinen Fall durchgeführt. Im Falle einer bedingten Abhängigkeit wird unter Zuhilfenahme der Unterfunktion *dhw\_selection* mittels Zufallszahl ein Zapftyp den vorgegebenen Wahrscheinlichkeiten folgend ausgewählt.

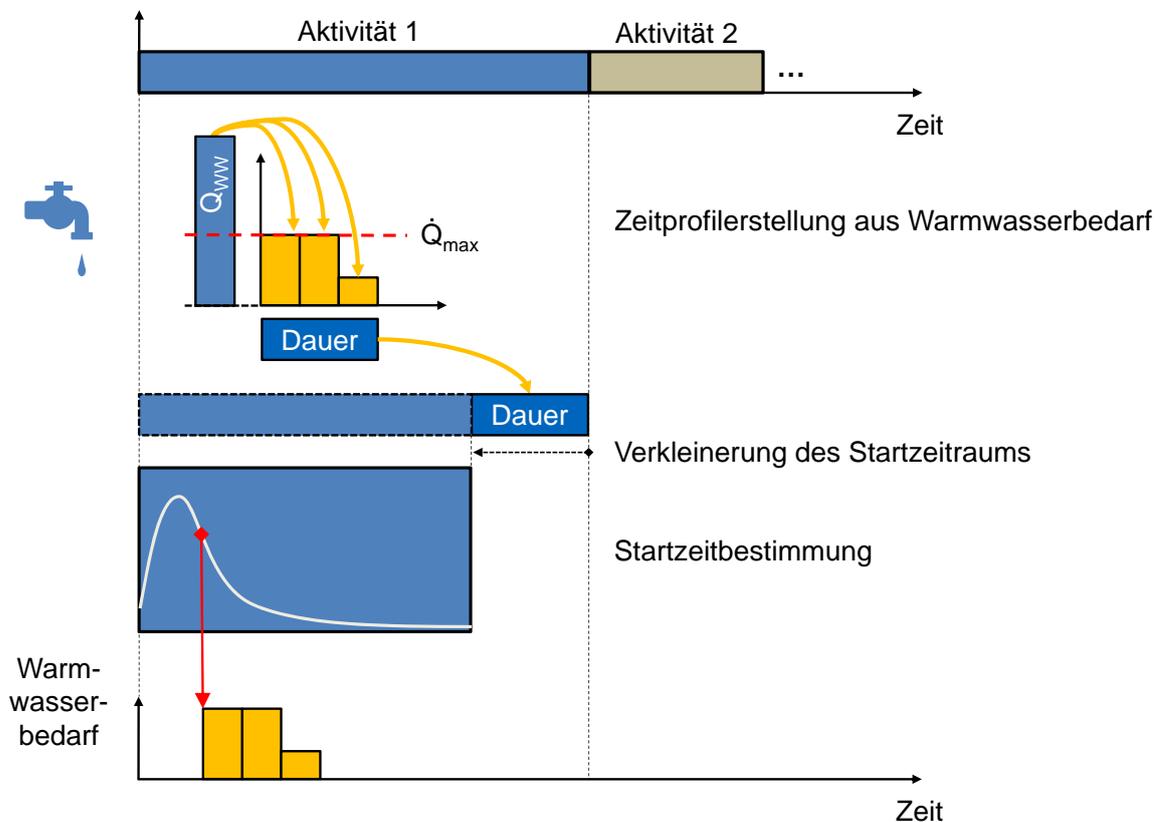


Abbildung III.23: Bestimmung und Platzierung aktivitätsabhängiger Warmwasserzapfvorgänge

Nach Feststellung der Existenz und Identifikation des spezifischen aktivitätsabhängigen Zapftyps wird nun zuerst der Warmwasserbedarf dieser Zapfung  $Q_{WW}$  aus den statistischen Kennwerten bestimmt. Da für jede Zapfstelle eine spezifische Beschrän-

kung des Volumenstroms  $\dot{Q}_{max}$  beachtet werden muss, erfolgt daher im Anschluss eine zeitliche Verteilung der erforderlichen Wassermenge mittels der Unterfunktion *dhw\_profile*. Als nächster Schritt wird die zugehörige Zapftemperatur durch die Unterfunktion *dhw\_temperature* auf Basis der statistischen Rahmendaten festgelegt. Abschließend wird unter Zuhilfenahme der Funktion *randStartingTime* die Startzeit einer Zapfung innerhalb der Aktivitätsdauer bestimmt und entsprechend das Zapfprofil in der Ausgangszeitreihe abgebildet.

Dieser Vorgang wird nun iterativ so lange wiederholt, bis sämtliche erforderliche Zapftätigkeiten aller Aktivitäten des Tages diesen Prozess der Profilerstellung und -platzierung erfolgreich durchlaufen sind (siehe Abbildung III.23).

#### 4.6.2 Aktivitätsunabhängiger Warmwasserbedarf

Für jegliche Zapftätigkeiten ohne Abhängigkeit zu den Benutzeraktivitäten wird hingegen über die Unterfunktion *dhw\_actIndep* ein täglicher, individueller Warmwasserbedarf und dessen zeitliche Verteilung berechnet.

Zu Beginn wird dazu anhand der übergebenen statistischen Kennwerte die tägliche Anzahl an Zapfungen für jeden Typ berechnet und anschließend sequentiell über den Tag gestreut. Hierbei müssen sowohl die Anwesenheitszeiten der Personen als auch gewisse zeitliche Abstände der Zapfungen untereinander berücksichtigt werden.

Analog zu den aktivitätsabhängigen Zapftätigkeiten erfolgt anschließend die Bestimmung der spezifischen Warmwassermenge und -temperatur pro Zapfung inklusive zeitlicher Aufteilung unter Berücksichtigung des maximalen Volumenstroms der Zapfstelle.

Final werden die Ausgangszeitreihen am Ende aller Durchläufe an die Funktion *dhw* übergeben.

#### 4.6.3 Aufbereitung der Ausgangszeitreihen und Berechnung der Mischverhältnisse

Unter Berücksichtigung zeitlicher Temperaturverläufe der Kaltwasserversorgung und einer vorgegebenen Vorlauftemperatur des Heizungssystems werden im Zuge der Unterfunktion *dhw\_mixRatio* sowohl die Zeitprofile für Kaltwasser- und Warmwasserbedarf als auch die unter Umständen erforderlichen Zuschaltungen eines Zusatz-

heizers nebst zugehörigem Wasserbedarf für den Kompletthaushalt berechnet, welche dann direkt in Gebäudesimulationsprogrammen weiterverwendet werden können. Mathematisch werden dabei minimal auftretende Unterschiede der Dichte (gewählt:  $\rho = 0,998207 \frac{\text{kg}}{\text{dm}^3}$  bei 20°C) und der Wärmekapazität von Wasser ( $c_p = 4.1851 \frac{\text{kJ}}{\text{kg}\cdot\text{K}}$  bei 20°C) bei unterschiedlichen Temperaturen vernachlässigt und folgende Gleichungen  $\forall t$  mit  $V_{\text{Bedarf}}(t) \neq 0$  verwendet:

$$T_{\text{Bedarf}} = \frac{V_{\text{Kaltwasser}} \cdot T_{\text{Kaltwasser}} + V_{\text{Heizung, Vorlauf}} \cdot T_{\text{Heizung, Vorlauf}}}{V_{\text{Kaltwasser}} + V_{\text{Heizung, Vorlauf}}} \quad (4.10)$$

$$E_i = \rho \cdot V_i \cdot c_p \cdot (T_i - T_{\text{Kaltwasser}}) \quad (4.11)$$

$$\Rightarrow V_{\text{Kaltwasser}} = V_{\text{Bedarf}} \cdot \frac{T_{\text{Bedarf}} - T_{\text{Heizung, Vorlauf}}}{T_{\text{Kaltwasser}} - T_{\text{Heizung, Vorlauf}}} \quad (4.12)$$

$$\Rightarrow V_{\text{Heizung, Vorlauf}} = V_{\text{Bedarf}} \cdot \frac{T_{\text{Bedarf}} - T_{\text{Kaltwasser}}}{T_{\text{Heizung, Vorlauf}} - T_{\text{Kaltwasser}}} \quad (4.13)$$

Im Falle eines Warmwasserbedarfs mit einer Temperatur höher als der vorgegebenen Vorlauftemperatur der Heizung wird  $V_{\text{Zusatzheizung}}(t) = V_{\text{Bedarf}}(t)$  gesetzt und die zugehörige Temperatur  $T_{\text{Zusatzheizung}}(t) = T_{\text{Bedarf}}(t)$  gesichert.

Zum Abschluss werden nun alle aus den Unterfunktionen erhaltenen Zeitreihen für Wassermengen und -temperaturen sowohl nach Personen als auch nach Zapfstellen getrennt aufbereitet, durch die Heizungszeitreihen ergänzt und in der Ausgangsstruktur unter **data.dhwData** abgelegt.

## 4.7 Aufbereitung externer Preistarife für Strombezug, Stromeinspeisung und Gasbezug (PRICE)

Als letztes Teilmodul liefert *energy\_tariffs* die aufbereiteten Tarifprofile für Strombezug, PV-Stromeinspeisung und Gasbezug. Während der Stromeinspeisetarif maßgeblich vom Inbetriebnahmedatum (entspricht dem Startzeitpunkt des Betrachtungszeitraums) und den nach EEG festgelegten Sätzen abhängt, kann der Gastarif über die Excel-Oberfläche im Reiter *Parameters* angegeben werden. Beide Tarife besitzen keinerlei zeitliche Variation und sind daher in jedem Zeitschritt konstant. Sofern ein abweichender aber dennoch konstanter Vergütungstarif gewünscht wird, kann dieser ebenfalls im Reiter *Parameters* per Schalter aktiviert und wertetechnisch gesetzt werden.

Der Strombezugstarif hingegen kann durchaus eine zeitliche Variabilität aufweisen, welche mittels Schalter im Excel-Reiter *Parameters* aktiviert wird. Dabei können eigens für den Tarif gültige Typtage (Excel - Reiter *TypeDays*) definiert werden, welche über den Excel-Reiter *Electricity Tariff* werte- und zeittechnisch belegt werden. Die Struktur in Excel sieht dabei neben dem jeweiligen Namen des Typtags, der Start- und Endzeit eines Preisslots (Format hh:mm) auch den Strompreis in € pro kWh vor. Mittels der Vorberechnungen aus dem Modul *day\_categories* werden dann für den gesamten Betrachtungszeitraum die zeitlichen Tarifwerte belegt und über die Datenstruktur **data.profiles.tariff** ausgegeben. Im Rahmen der nachfolgenden Analysen wird jedoch nur ein variabler Strombezugstarif betrachtet (siehe Abbildung A.23 in Kapitel A.5).

## 4.8 Bilanzierungsmodul und Fehlerbehandlung

Um die grundlegende Zuverlässigkeit der Ausgangsdaten gewährleisten zu können, verfügt das Modell MOHEMA über eine abschließende Überprüfungsfunktion namens *postcheck*. Im Zuge dessen werden nochmals für alle Bereiche entsprechende Marker abgefragt und zugehörige Bilanzwerte gebildet. Sofern keinerlei Fehler auftreten, wird die Ausgangsstruktur mittels eines Datumsschlüssels und einiger Identifikationsparameter wie der Personen- bzw. Tagesanzahl als *.mat*-File in den Ordner *results* abgespeichert und kann für weitergehende Berechnungen verwendet werden.

## 5 Gebäudemodell WiKaMo

Ein weiterer wichtiger Bestandteil neben der Abbildung elektrischer Energieprofile und des Warmwasserverbrauchs der Benutzer ist eine möglichst genaue Wiedergabe des Heizenergiebedarfs und damit einhergehend der thermischen Trägheit des bewohnten Gebäudes.

In der Literatur sind dazu verschiedenste Ansätze zu finden: Diese reichen von Modellen mit genauer Abbildung physikalischer Vorgänge (sogenannte *White-Box-Modelle*) bis hin zur Nutzung von Regressions- oder Lernverfahren. Als Vertreter der ersten Kategorie sind die Simulationsprogramme SimulationX/Modelica [Pro16; KWH15; WKH15; Hon+15; HWK], TRNSYS [HSH; JV; Cha+] und EnergyPlus zu nennen. Beispiele für Blackbox-Modelle, welche - ohne exakte Kenntnis der Gebäudeparameter - das Verhalten aus Messdaten abschätzen bzw. annähern (*Blackbox-Modelle* sind in [Koc14] bzw. [Kna16] zu finden).

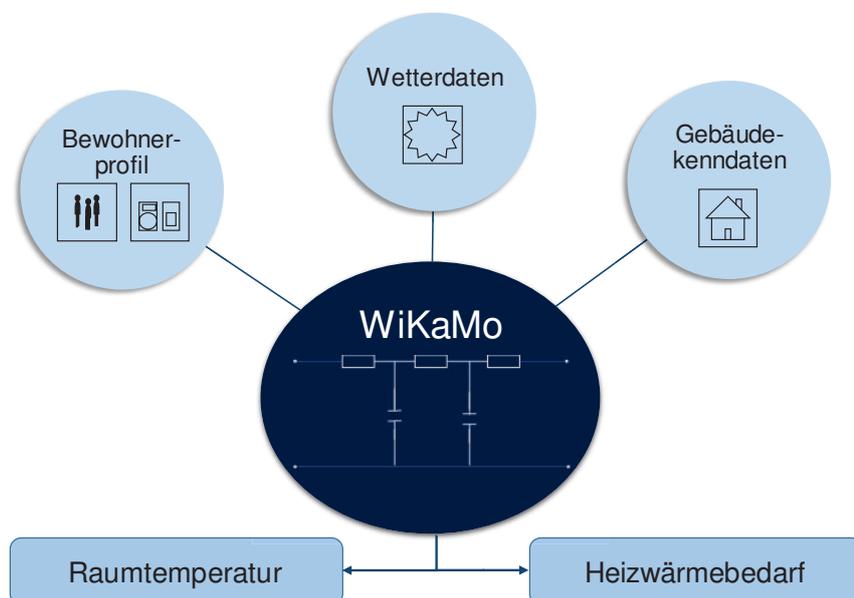


Abbildung III.24: Schematischer Aufbau des Modells WiKaMo [Kna16]

Im Zuge seiner Masterarbeit entwickelte Knarr das Widerstands-Kapazitäts-Modell (WiKaMo), welches Gebäude mittels analogen Widerstands-Kapazitäts-Ersatzschaltbildern abbildet. Dabei bedient er sich der Methodik von Rouvel [Rou77] [Rou] und beruft sich auf die Ausnutzung der Analogie zwischen physikalischen Grundgleichungen thermodynamischer Vorgänge einerseits und dem elektrischen Stromkreis andererseits. Die auftretenden Temperaturen entsprechen dabei Spannungen und der Wärmestrom dem elektrischem Strom. Knarr realisierte sowohl ein White-Box- als auch ein Black-Box-Modell, wobei im Rahmen des Hausenergiesystemmodells die erste Kategorie verwendet wird. Dies ist vorwiegend mit der besseren Verfügbarkeit von Eingangsdaten bzw. einer stabileren und exakteren Wiedergabe der Ausgangsdaten bei gleichzeitig reduzierter Rechenzeit im Gegensatz zu anderen Gebäudesimulationsprogrammen zu begründen [Kna16]. Das grobe Schema der Ein- und Ausgangsdaten ist Abbildung III.24 zu entnehmen.

## 5.1 Eingangsdaten

Hinsichtlich Eingangsdaten existiert neben generellen Umgebungs- und Nutzungsparametern, welche direkt aus dem Modell MOHEMA zur Verfügung gestellt werden, aufgrund des White-Box-Ansatzes ein zusätzlicher Bedarf an Gebäudekenndaten. Dabei werden in Anlehnung an die TABULA-Studie [Ins15] sechs verschiedene Gebäudeklassen, jeweils drei für Altbau und Neubau, sowohl für Ein- als auch Mehrfamilienhäuser unterschieden. Ergänzt werden diese Kategorien durch einen zusätzlichen Neubaustandard nach EnEv2016. Für jede Gebäudeklasse existiert eine Registerkarte in der TABULA-Gebäudedatenbank, welche typische Werte für Wohnfläche, Anzahl Wohneinheiten (bei Mehrfamilienhäusern), U-Werte und den Schichtaufbau einzelner Elemente etc. beinhaltet.

Im Rahmen der Analyse werden diese sieben Gebäudeklassen variiert und entsprechend mit folgenden Kürzeln versehen:

- Altbau konventionell ( $177 \frac{kWh}{m^2 \cdot a}$ )  $\Rightarrow$  **GA1**
- Altbau gedämmt ( $104 \frac{kWh}{m^2 \cdot a}$ )  $\Rightarrow$  **GA2**
- Altbau stark gedämmt ( $64 \frac{kWh}{m^2 \cdot a}$ )  $\Rightarrow$  **GA3**

- Neubau EnEV 2016 ( $\leq 51 \frac{kWh}{m^2 \cdot a}$ )  $\Rightarrow$  **GN1**
- Neubau EnEV 2009/2014 ( $102 \frac{kWh}{m^2 \cdot a}$ )  $\Rightarrow$  **GN2**
- Neubau KfW Effizienz 70 ( $84 \frac{kWh}{m^2 \cdot a}$ )  $\Rightarrow$  **GN3**
- Neubau KfW Effizienz 40 ( $36 \frac{kWh}{m^2 \cdot a}$ )  $\Rightarrow$  **GN4**

Als Umgebungsparameter werden in Ergänzung zum Standort (für die Berechnung des Sonnenstands und der Einstrahlung) zudem Zeitreihen zur Außentemperatur und Globalstrahlung benötigt, welche über Datensätze zu Testreferenzjahren bereitgestellt werden.

Die Kennwerte zu den Bewohnerprofilen schließen Daten zur Wärmeabgabe innerer Wärmequellen mit ein. Dabei wird der Wärmeeintrag infolge einer Anwesenheit von Personen folgendermaßen berechnet: Mit Hilfe der durchschnittlichen Körperfläche von ca.  $1,8 \text{ m}^2$  [Deu04] nach der Formel von Dubois und einer mittleren Wärmeabgabe bei aktiver  $81 \text{ W/m}^2$  (stehend/leichte Tätigkeit) bzw. passiver Anwesenheit  $46 \text{ W/m}^2$  (Daten aus [Deu06] und [RSS07]) resultiert individuell für jede Person und jeden Zeitschritt der dazugehörige wärmetechnische 'Fußabdruck'.

Bezüglich der Wärmeübergabe elektrischer Geräte wird zwischen normalen Haushaltsgeräten (Annahme eines thermischen Wirkungsgrads von 10%, 50% strahlende bzw. 50% konvektive Wärmeabgabe) und künstlichem Licht (separate Zeitreihe aus MOHEMA) unterschieden. Zudem muss ein Wärmestrom aufgrund von Solarstrahlung durch transparente Bauteile aus den Strahlungszeitreihen berücksichtigt werden. Alle Kennwerte können individuell und spezifisch über die Funktion *Sim* angepasst werden.

Die Berechnung des Heizwärmebedarfs erfolgt im Modell WiKaMo unter Berücksichtigung der Art der Wärmeübertragung mittels des Heizfaktors (Angabe des konvektiven Anteils der Wärmeabgabe, siehe Tabelle III.3) aber ohne genauere Kenntnis des hinterlegten Heizungssystems.

Zur Einhaltung der Komfortbedingungen für die Bewohner des Hauses werden überdies die Parameter Heizgrenztemperatur (Einschalttemperatur der Heizung, d.h. unterschreitet die mittlere Außentemperatur über die letzten 48 Stunden diesen Wert, dann kann die Heizung vom System eingeschaltet werden) bzw. die zugehörigen Komfortgrenzen (Komforttemperaturen in Abhängigkeit von der Außentemperatur nach

Tabelle III.3: Heizfaktoren unterschiedlicher Wärmeübertrager [Sch11]

Heizungsart	Heizfaktor	konvektiver Wärmeanteil [%]	Anteil Wärmestrahlung [%]
Plattenheizkörper	0,55 - 0,8	55 - 80%	20 - 45%
Radiatoren	0,6 - 0,8	60 - 80%	20 - 40%
Rippenrohr	0,95	95%	5%
Unterflurkonvektoren	0,95	95%	< 5%
Fußbodenheizung	0,05	5%	95%
Wandheizung	0,1	10%	90%

[van+] bzw. Hysterese-Regelung mit gewähltem Einstellbereich  $\pm 2$  K um die entsprechende Temperatur) verwendet. Die Dynamiken der Heizungsanlage bzw. thermische Speichervorgänge über Warmwasser- oder anderweitige Speicher werden später in der Optimierung näherungsweise berücksichtigt.

## 5.2 Methodischer Aufbau

Das Modell WiKaMo besteht grundsätzlich aus drei hierarchischen Ebenen:

- **Gebäudeebene:** Ersatzschaltbild des Gebäudes mit allen Einzelbauteilen zur Nachbildung der Wechselwirkungen einzelner Gebäudeelemente untereinander
- **Bauteilebene:** Unterscheidung der Gebäudebestandteile nach vier Gruppen (Außenbauteile, Innenbauteile, Bodenbauteile, Fenster)
- **Baustoffebene:** Stoffliche Zusammensetzung der Bauteile und Abbildung physikalischer Eigenschaften

Die Gebäudeebene beinhaltet das Zonenmodell, welches in jedem Zeitschritt durch Anwendung der Kirchhoff-Gleichungen (Maschen-, Knotenregel) gelöst werden muss. Wärmeströme können dabei entweder durch absorbierte Wärmestrahlung (Solarstrahlung auf Außenelemente), durch innere Quellen (Personen, Geräte, Licht etc.), durch Differenz zwischen Innen- und Außentemperatur (Luftaustausch manuell oder

elektrisch bzw. über Undichtigkeiten und Wärmebrücken) oder infolge einer installierten Heizungsanlage verursacht bzw. eingebracht werden. Als Referenzpotentiale dienen die Außentemperatur am Gebäude und die resultierende Innenraumtemperatur. Sofern die Summe aller Wärmeströme gleich null ist, würde die Innentemperatur genau der Solltemperatur entsprechen. Ist die Summe aller Wärmeströme ohne Heizung größer als die maximale Heizleistung, kann der Wärmebedarf nicht ausreichend gedeckt werden, wodurch die Temperatur im Gebäude sinkt. Da keine Betrachtung einer aktiven Klimatisierung stattfindet, steigt in weiterer Folge die Innentemperatur, wenn die Summe aller Wärmeströme kleiner 0 ist.

Die Bauteilebene beschreibt das Innenleben und den Aufbau der Einzelelemente des Ersatzschaltbildes. Wie oben beschrieben werden vier Gruppen unterschieden, wobei Außenbauteile einen Wärmeaustausch zwischen Außenluft bzw. Raumluft besitzen und dadurch am komplexesten zu modellieren sind. Innenbauteile, welche an beiden Seiten über gleiche Umgebungsbedingungen (Innentemperatur) verfügen, Bodenbauteile (Grenze zum Erdreich bzw. zu unbeheizten Kellerräumen) und Fenster können hingegen hinsichtlich ihres Ersatzschaltbildes stark vereinfacht werden.

Die tiefste Ebene stellt die sogenannte Baustoffebene dar, welche die physikalische Ebene repräsentiert. Jedes Bauteil aus der übergeordneten Ebene besteht aus mindestens einem Baustoff, welche über die Parameter Wärmeleitfähigkeit  $\lambda$  (beschreibt den Umfang des thermischen Energietransports mittels Wärmeleitung) und die Wärmespeicherzahl  $s$  (spezifische Wärmespeicherkapazität mal Rohdichte des Baustoffs) definiert werden. Diese können individuell für jedes Element mittels einer Kettenmatrix berechnet werden.

Nach Berücksichtigung aller Ebenen und Größen ergibt sich nach Knarr [Kna16] das Ersatzschaltbild aus Abbildung III.25, wobei als Ausgangsdaten schlussendlich der Heizwärmebedarf und, bei entsprechender Heizungsunterstützung, die resultierende Raumtemperatur in gewünschter Auflösung zur Verfügung stehen. Weitergehende und detailliertere Informationen sind den zugrundeliegenden Vorarbeiten zu entnehmen [Kna16] [Rou77] [Rou].

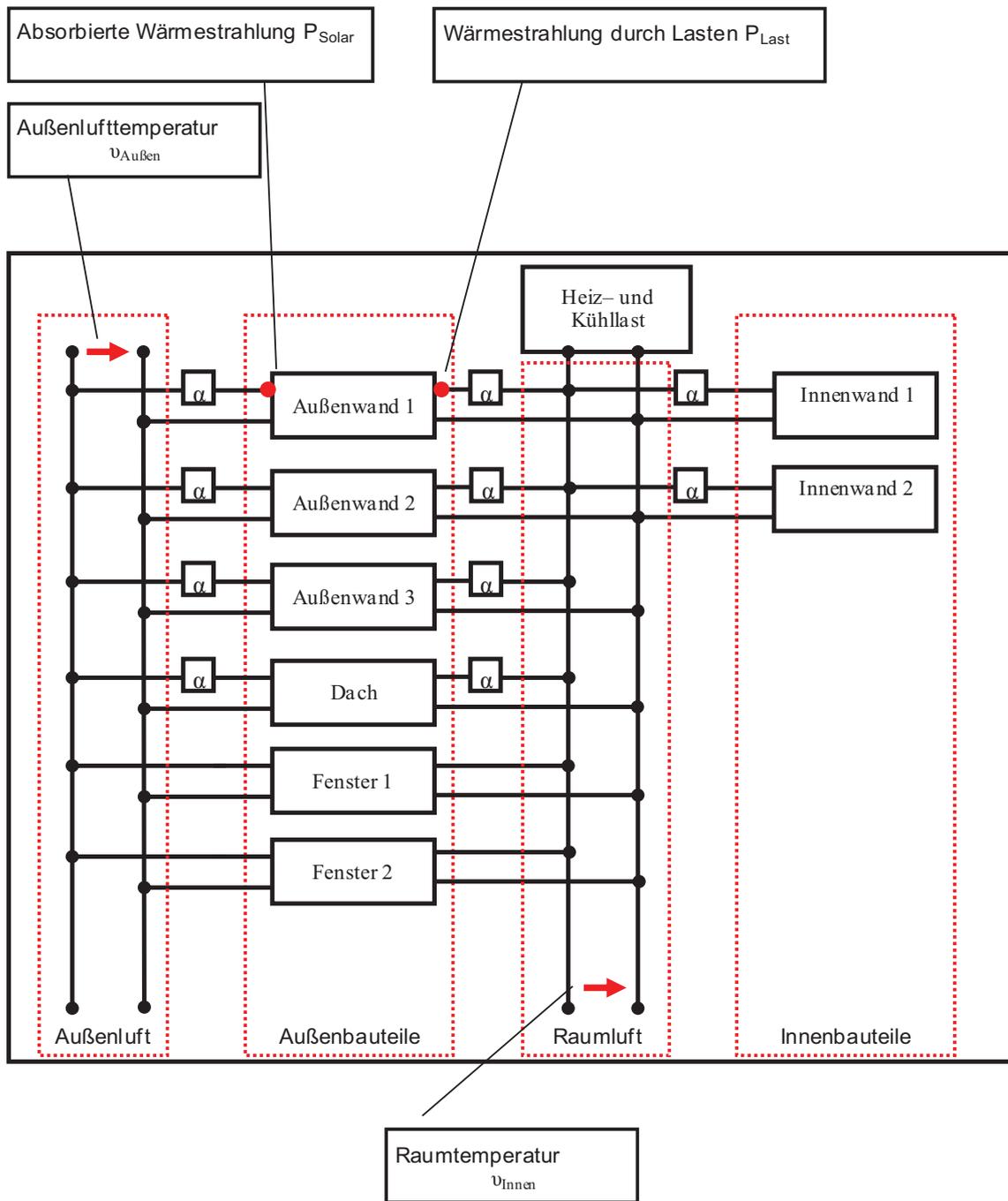


Abbildung III.25: Ersatzschaltbild des Gebäudemodells inklusive Zustandsgrößen [Kna16]

## 6 Einsatz-/Ausbauplanung mittels VICUS

Den letzten Bestandteil des Hausenergiesystemmodells bildet die Optimierung mittels des Modells *VICUS*. Dieses basiert auf dem Ursprungsmodell *URBS* aus der Dissertation Richter, welches eine *Methode zur integralen Beschreibung und Optimierung urbaner Energiesysteme* [Ric04] in der Modellierungssprache GAMS darstellt. Johannes Dorfner [Dor15] entwickelte im Anschluss daran auf dessen Basis und durch Entfernung der Netzwerkgleichungen bzw. anderer Vereinfachungen das 1-Knoten-Grundmodell *VICUS*. Im Zuge des Projekts e-MOBILie erfolgten dann durch Patrick Wimmer [WKH15] [KWH15] und diverse andere Studentenarbeiten [Kna14] [Ton14] weitere Anpassungen und Vertiefungen, um das Modell detaillierter auf die Ansprüche einer dynamischen Einzelgebäudesimulation auszurichten.

Im Gegensatz zum Ansatz einer modellprädiktiven Regelung - hier existiert eine Regelstrecke, auf welche die Prädiktivregelung direkt angewendet und gegebenenfalls korrigiert wird - liegt der Fokus in der vorliegenden Anwendung auf einer reinen Einsatz- und Ausbauplanung ohne Kontrollstrecke. Damit gehen zwar einerseits Vernachlässigungen auf der Wärmeseite (d.h. keinerlei Abbildung einer Temperaturschichtung und ausschließliche Behandlung des thermischen Speichers auf Energieebene) einher, andererseits aber wird eine Ausbauplanung und Bestimmung der optimalen Gebäudeinfrastruktur möglich. An Stelle des Gebäudemodells mittels Modelica in SimulationX tritt das bereits beschriebene Analog-RC-Modell, welches zur Vorberechnung des thermischen Heizwärmebedarfs auf Basis der Wetterdaten und Ausgangsdaten aus MOHEMA dient. Eine Umrüstung in Richtung modellprädiktiver Regelung ist jedoch weiterhin einfach und unkompliziert durch Ergänzung einer entsprechenden Regelstrecke und damit einhergehend einer Abstimmung der Prädiktivsteuerung und des erforderlichen Einsatzreglers möglich.

## 6.1 Methodik

Das Optimierungsproblem an sich beinhaltet sowohl Variablen mit einem kontinuierlichen, linearen (Variablenvektor  $x$ : Speicher, Grundlast, PV) als auch mit einem ganzzahligen Wertebereich (Variablenvektor  $y$ : Einschaltvorgänge von DSM-Geräten, nicht-modulierende Wärmepumpe, Mindestladeleistung beim Elektrofahrzeug (Electric Vehicle) (EV)), wodurch es als gemischt-ganzzahliges Optimierungsproblem (oder auch gemischt-ganzzahlige Programmierung (Mixed-Integer-Linear-Programming) (MILP) genannt) bezeichnet werden kann. Die Zielfunktion  $f(x,y)$  kann dabei mathematisch nach [Kal13] wie folgt formuliert werden:

$$\min \left[ \begin{array}{l|l} f(x, y) & \mathbf{h}(x, y) = 0 \quad \mathbf{h} : X \times V \rightarrow \mathbb{R}^{n_e} \quad x \in X \subseteq \mathbb{R}^{n_c} \\ & \mathbf{g}(x, y) \geq 0 \quad \mathbf{g} : X \times V \rightarrow \mathbb{Z}^{n_i} \quad y \in V \subseteq \mathbb{Z}^{n_d} \end{array} \right] \quad (6.1)$$

Dabei bezeichnet  $X \subseteq \mathbb{R}^{n_c}$  eine kontinuierliche Teilmenge der reellen Zahlen bzw.  $V \subseteq \mathbb{Z}^{n_d}$  eine Teilmenge von diskreten, ganzzahligen Werten und  $\mathbf{h}$  die Menge an Gleichheits- bzw.  $\mathbf{g}$  die Menge an Ungleichheitsbedingungen. Zur Lösung dieses Problems wird im Zuge dessen ein externer *CPLEX*-Solver verwendet und hinsichtlich Rechenaufwand eine 5-/15- bzw. 60-Minuten-Auflösung gewählt.

Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird hier auf eine detaillierte Beschreibung von linearen und gemischt-ganzzahligen Optimierungsproblemen verzichtet und auf die referenzierten Literaturquellen verwiesen [Kal13] [WKH15].

Der Optimierungsvorgang kann auf zwei verschiedene Arten erfolgen: einerseits als *Gesamtjahresplanung* und andererseits unter Ausnutzung des sogenannten *Rolling-Horizon Prinzips*.

Während bei der ersten Methode sowohl eine Einsatz- vor allem aber auch Ausbauplanung durch Betrachtung eines kompletten Jahres in einem Zug angestrebt werden kann, verläuft die Einsatzplanung beim *Rolling-Horizon* in einem iterativen Zyklus zwischen Gebäudemodell und Optimierungsmodul (siehe dazu Abbildung III.26). Letztgenannter Ansatz liefert die Möglichkeit, zum einen den Zeithorizont (ein Jahr) in kleinere Intervalle aufzuteilen und dadurch die Rechenzeit zu reduzieren und zum anderen eine realitätsnähere Lösung durch täglich aktualisierte Planungsvorgänge (neue Wetterprognosen etc.) zu erhalten. Ebenso kann die zeitliche Auflösung durch

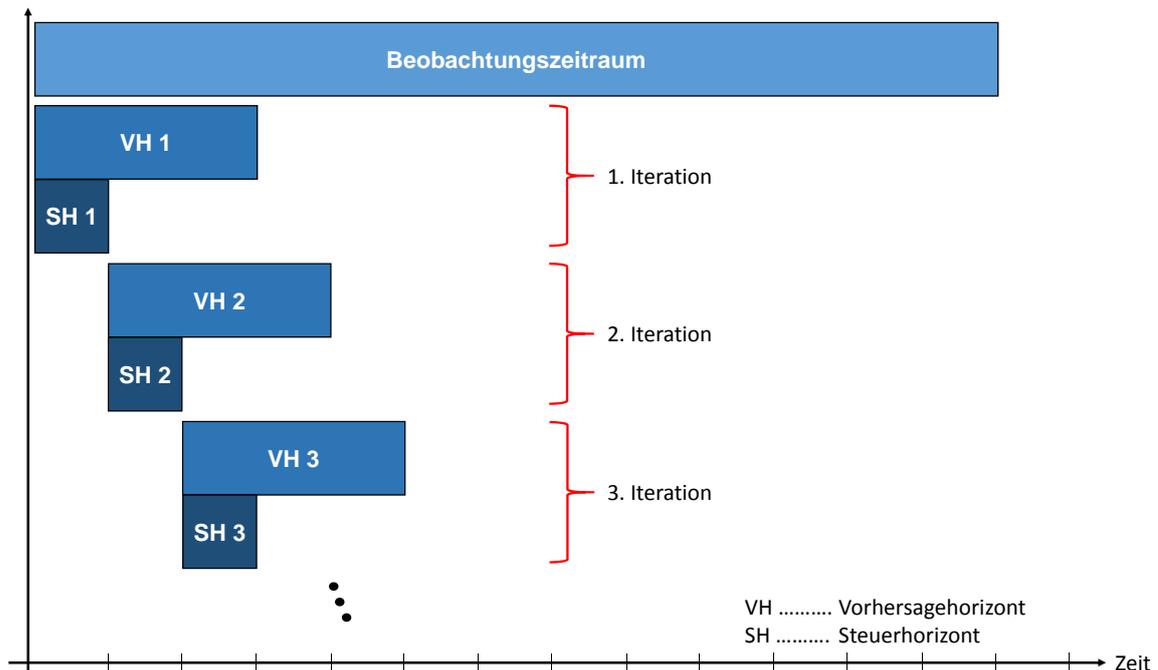


Abbildung III.26: Zeitlicher Ablauf der Rolling-Horizon Methode

Verkleinerung der Problemgröße und Verringerung der Gleichungsanzahl wesentlich höher als im Fall der *Gesamtjahresplanung* gewählt werden. Dafür muss auf eine Ausbauplanung verzichtet werden.

Es wird dabei zwischen dem Vorhersagehorizont (i.d.R. aktueller Tag plus die folgenden zwei Tage), über den man zumindest von einer relativ guten Zuverlässigkeit der Datenlage ausgehen kann, und dem Steuerhorizont (i.d.R. die nächsten 24 Stunden), in welchem eine konkrete Einsatzplanung stattfindet, unterschieden.

## 6.2 Betrachtete Haushaltskomponenten

Hinsichtlich Infrastruktur werden die in Abbildung III.27 enthaltenen Komponenten näher betrachtet: Als erneuerbarer Hauptenergieerzeuger dient eine PV-Anlage, welche über einen Wechselrichter elektrischen Strom ins Hausnetz einbringt, um neben der Grundlast (Baseload) (BL), den DSM-Geräten, dem EV auch das Heizungssystem aus Wärmepumpe (Heat Pump) (HP) und Heizstab (HS) zu versorgen. Sowohl das thermische als auch elektrische Teilsystem können je nach Konfiguration des Energiesystems über elektrische (Batteriespeicher) und thermische (Warmwasserspeicher)

Zwischenspeicher verfügen. Alternativ zur PV-Anlage kann elektrische Energie auch über den Stromanschluss aus dem öffentlichen Netz bezogen und in dasselbe eingespeist werden.

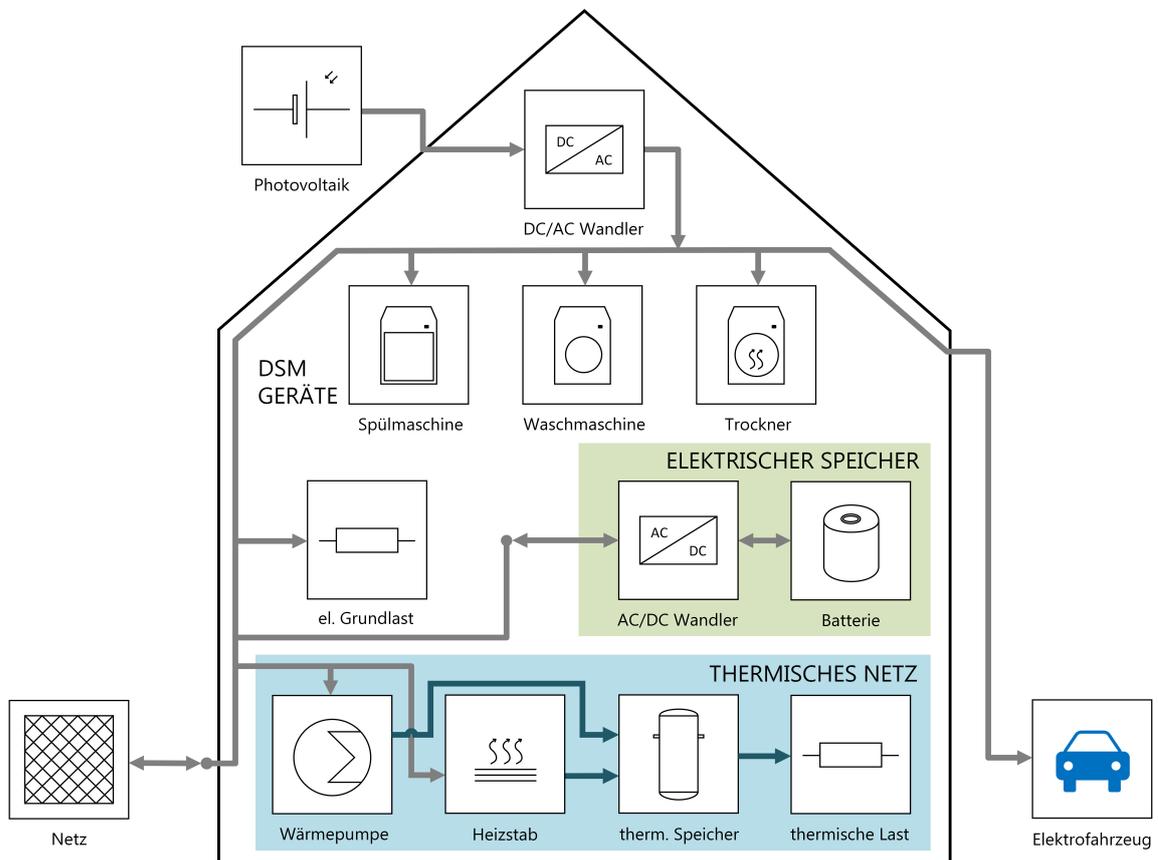


Abbildung III.27: Übersicht über die berücksichtigten Haushaltskomponenten [Ton14]

### 6.3 Optimierungsziele bzw. Bilanzgleichungen

Als Hauptbedingung bzw. Optimierungsziel gilt die Minimierung der Gesamtkosten nach Gleichung 6.2, welche sich bei festgelegter Infrastruktur auf die variablen Kosten für Strom bzw. Gas (spezifische Kosten [€/kWh] ( $k$ )) reduzieren. Im Falle einer Ausbauroptimierung sind zusätzlich Investitionskosten (Berücksichtigung der annuitätischen Kosten: absolute Kosten [€] ( $K$ ) x Annuität ( $a$ )) für neu zu installierende

Komponenten zu berücksichtigen.

$$\min \left[ \sum_{\forall t} (P_{Import} * k_{Import} - P_{Export} * k_{Export}) + K_{Invest} \cdot a \right] \quad (6.2)$$

Überdies können netzdienliche Maßnahmen wie Peakshaving oder ökologische Faktoren (Minimierung der  $CO_2$ -Emissionen) berücksichtigt werden.

Die elektrische Bilanzgleichung setzt sich aus der Stromerzeugung durch die Photovoltaikanlage ( $P_{PV}$ ), der Ausspeicherung von Energie aus dem Batteriespeicher ( $P_{Bat,aus}$ ) und dem Strombezug ( $P_{Imp}$ ) einerseits bzw. der Grundlast ( $P_{BL}$ ), Wärmepumpe ( $P_{HP}$ ), Nachfrage von DSM-Geräten ( $P_{DSM}$ ), der Ladung des Elektrofahrzeugs ( $P_{EV}$ ), dem Heizstab ( $P_{HS}$ ), der Einspeicherung in den Batteriespeicher ( $P_{Bat,ein}$ ) und der Stromeinspeisung ( $P_{Exp}$ ) andererseits zusammen, und stellt sich daher für jeden Zeitschritt wie folgt dar:

$$\forall t : P_{Imp} + P_{PV} + P_{Bat,aus} = P_{BL} + P_{HP} + P_{DSM} + P_{EV} + P_{HS} + P_{Bat,ein} + P_{Exp} \quad (6.3)$$

Auf thermischer Seite erfolgt eine Deckung des im Analog-RC-Modell eruierten Heizwärmebedarfs über den thermischen Speicher, welcher über Wärmepumpe und elektrischen Heizstab befüllt werden kann.

## 6.4 Rahmenbedingungen/Einschränkungen

Bezugnehmend auf die Einschränkungen einzelner Komponenten des Gesamtsystems wird im Folgenden kurz auf die entsprechenden Nebenbedingungen eingegangen.

### 6.4.1 Grundlast

Die Grundlast wird direkt aus dem Modell MOHEMA bezogen und beinhaltet alle starren bzw. hinsichtlich Energiemanagement unflexiblen und nicht verschiebbaren elektrischen Lasten wie unter anderem Standby-Verbräuche, nicht-intelligente Geräte und Licht, welche eine direkte Kopplung an Bewohner des Haushalts aufweisen.

Nach Möglichkeit werden diese direkt oder indirekt (mittels Speicher) über PV-Energie oder gegebenenfalls über Strombezug gedeckt. Es besteht keinerlei Flexibilität zur Energie- oder Kosteneinsparung.

### 6.4.2 Heizungssystem

Das Heizungssystem kann je nach Konfiguration elektrisch oder konventionell betrieben sein. Im ersten Fall besteht es in der Regel aus einer entsprechend dimensionierten Wärmepumpe und einem zusätzlichen Heizstab inklusive einem nachgeschalteten thermischen Warmwasserspeicher, im anderen Fall aus einem Gas-Brennwertkessel oder vergleichbaren konventionellen Heizgeräten (dieser Teil wird im Rahmen der vorliegenden Arbeit nicht betrachtet). Es dient dabei sowohl zur Deckung des Heizwärme- als auch Brauchwarmwasserbedarfs.

Während gasbetriebene Geräte zumeist bedarfsgerecht eingesetzt werden und den entsprechenden Brennstoffbedarf über den vorher einstellbaren Wirkungsgrad berechnen, besitzen Wärmepumpen eine starke Abhängigkeit sowohl von der gewünschten Vorlauf- als auch der aktuellen Außentemperatur. Für jeden Zeitschritt wird somit der aktuelle Wirkungsgrad  $COP(T_{Vorlauf}, T_{Umgebung}(t))$  mittels Lookup-Tabelle bestimmt. Dabei können zwei Arten von Wärmepumpen differenziert werden: Während bei einer modulierenden Wärmepumpe die Wärmeerzeugung über Einstellung der elektrischen Leistung innerhalb  $[0, P_{elektrisch}]$  stufenlos und kontinuierlich regelbar ist, besitzt eine nicht-modulierende Wärmepumpe nur einen Ein-/ Aus-Betrieb und kann bei gegebener elektrischer Nennleistung die Wärmemenge pro Zeitschritt ( $\dot{Q}(t)$ ) nur in folgender Höhe liefern:

$$\dot{Q}(t) = P_{elektrisch} \cdot COP(T_{Vorlauf}, T_{Umgebung}(t)) \quad (6.4)$$

Durch einen Warmwasserspeicher erhält das System jedoch einen zusätzlichen Freiheitsgrad bzw. eine nützliche Pufferfunktion insofern als hierdurch sowohl hohe Energie- als auch Kosteneinsparungen erreicht werden können.

Für jeden Zeitschritt müssen dabei zwei Arten von Bedarfen gedeckt werden:

Der aus dem analogen RC-Modell und dem zugrundeliegenden Wärmeverteilungssystem abgeleitete Heizwärmebedarf ergibt sich durch Einhaltung der vorgegebenen Komfortbedingungen und verhält sich nach Berechnung über *WiKaMo* starr und unveränderlich. Das Heizungssystem muss zur Gänze über den Warmwasserspeicher versorgt werden. Erst eine erneute Kalkulation, welche im Rolling-Horizon durchaus möglich und infolge neuer Wetterprognosen für den Realzeitbetrieb sinnvoll wäre,

würde eine direkte Abschätzung veränderter Rahmenbedingungen ermöglichen. Hinsichtlich Brauchwarmwasser muss zwischen Temperaturnachfragen kleiner gleich und größer der Speichertemperatur unterschieden werden. Generell gilt dabei aufgrund notwendiger Modellvereinfachungen (Vernachlässigung Temperaturschichtung des Speichers, Abbildung nur auf Energieebene) die Annahme, dass die Speicherzapfentemperatur immer der eingestellten Wärmepumpen-Vorlauftemperatur entspricht. Thermische Verluste des Speichers werden auf Energieebene berücksichtigt. Sofern der Temperaturbedarf die Speichertemperatur nicht übersteigt, erfolgt - falls möglich - eine direkte Deckung aus dem thermischen Speicher. In allen anderen Fällen wird die Nachfrage über den elektrischen Zusatzheizer (Wirkungsgrad = 99% oder einstellbar) versorgt.

### 6.4.3 DSM-Geräte

Die Flexibilität in der Verschiebung von DSM-Geräten wurde bereits in der methodischen Beschreibung des Modells MOHEMA näher ausgeführt und ist aus Abbildung III.18 auf Seite 82 ersichtlich.

Innerhalb nutzungsabhängiger Grenzen kann das gegebene Lastprofil zeitlich verschoben werden, um mögliche Kosteneinsparungen zu erreichen. Nach einem Einschaltbefehl kann ein Gerätelauf jedoch nicht mehr unterbrochen bzw. ausgeschaltet werden. Im Allgemeinen können durch DSM-Geräte nur zeitliche Verschiebungen des Profils und keinerlei Energieeinsparungen erzielt werden.

Sofern diese Komponenten nicht über ein Energiemanagement planbar sind, übernimmt die Optimierung bestehende Zeitreihen aus dem Modell MOHEMA, indem alle Gerätestarts zum jeweils frühest möglichen Zeitpunkt (ES) erfolgen.

### 6.4.4 Elektrofahrzeug

Das Elektrofahrzeug kann nur in Zeitpunkten geladen werden, in denen es sich am Haus befindet und zusätzlich angesteckt ist. Die erforderlichen Informationen werden über die Zeitreihe *EVchargingready* aus dem Modell MOHEMA zur Verfügung gestellt. Durch energetische Bilanzierung des mobilen Speichers werden Fahr- und Klimatisierungs-Verbräuche vom Ladezustand während der Fahrten abgezogen und Ladevorgänge positiv angerechnet. Es gilt die Prämisse, dass ein ausreichender Lade-

zustand zur Ableistung sämtlicher Fahrvorgänge vor Fahrtantritt gewährleistet sein muss. Über die grundlegende Machbarkeit einer Strecke mittels Elektrofahrzeug wird bereits in der Vorberechnung im Modell MOHEMA entschieden, wodurch dies nicht zusätzlich überprüft werden muss.

Im Zuge der Analysen werden sowohl ungesteuerte als auch gesteuerte Ladevorgänge betrachtet. Im Falle eines gesteuerten Ablaufs versucht die Optimierung durch möglichst wenige Ladevorgänge alle erforderlichen Bedingungen zu erfüllen und kann im Bereich  $[P_{min}, P_{max}]$  bzw.  $P = 0$  W frei über die notwendige Ladeleistung verfügen und gegebenenfalls Ladevorgänge sogar unterbrechen. Beim ungesteuerten Laden erfolgt der Ladebeginn zum Zeitpunkt des Ansteckens eines Ladekabels bzw. dementsprechend bei Beendigung einer Fahrt am eigenen Haus.

#### **6.4.5 Elektrischer bzw. thermischer Speicher**

Der elektrische Speicher übernimmt eine Pufferfunktion zwischen Erzeugung und Verbrauch, wobei optional festgelegt werden kann, ob eine Ladung nur über PV-Energie und nicht aus dem externen Netz erfolgen darf. Eine derartige externe Ladung würde den aktuellen Vorgaben hinsichtlich Speicherförderung widersprechen.

In der Modellierung beider Speicherarten werden eingehende und ausgehende Energien bilanziell unter Berücksichtigung eines Eingangs- bzw. Ausgangswirkungsgrads berücksichtigt, wobei sich der Speicherladezustand nur zwischen einem vorgegebenen minimalen und maximalen Ladezustand (State-of-Charge) (SOC) bewegen darf. Überdies kann eine zeitliche Selbstentladerate innerhalb des Speichers vorgegeben werden, welche aber keine Abhängigkeit vom eigentlichen Ladezustand besitzt. Im Falle einer Ausbauplanung könnte die Optimierung einen unabhängigen Ausbau von Ladeleistung, Entladeleistung und Kapazität unter Einberechnung der zugehörigen Investitionskosten vornehmen. Diese Kenngrößen wurden im Zuge der nun folgenden Analysen aufgrund schwierig abgrenzbarer Kostensätze jedoch starr gekoppelt.

## **Teil IV**

# **Analyse und Auswertung**

# 1 Vorbemerkungen

Um Ergebnisse bzw. Modelle zuverlässig verwenden zu können, müssen ausführliche Vergleiche und Analysen entweder direkt mit Messdaten - dies wird als Validierung bezeichnet - oder mit statistischen Kennwerten - die sogenannte Plausibilisierung - zur Verifikation angestellt werden.

Da jedoch aufgrund fehlender Referenzmessobjekte und/oder zugehöriger Datensätze einerseits bzw. nicht näher spezifizierter Messzeitreihen aus Smart-Meter-Messversuchen hinsichtlich der Personenzusammenstellungen andererseits keine belastbare Grundlage gegeben ist, wird daher vorwiegend auf die Anwendung einer Plausibilisierung zurückgegriffen. Dabei können unterschiedlichste Parameter und Kenngrößen analysiert bzw. betrachtet werden. Sowohl auf elektrischer, wärmetechnischer als auch mobilitätstechnischer Seite können neben bilanziellen Werten wie dem täglichen, monatlichen oder jährlichen Bedarf auch durchschnittliche Tage pro Jahreszeit oder Monat berechnet und verglichen werden. Da die Profilerstellung im Modell typ-tagbasiert erfolgt, ist es zudem möglich, Typtage der elektrischen Nachfrageprofile als weitere Kategorie heranzuziehen und dadurch Übereinstimmungen in Struktur bzw. Bilanz gegenüber den VDEW-Typtagszeitreihen zu analysieren. Zur Beurteilung des zeitlichen Verlaufs spielten überdies die Nachfragevolatilität oder Rauigkeit, also die Leistungsgradienten, Extremwerte (minimale und maximale Leistungen oder Tagesverbräuche) bzw. die Aufstellung von Jahresdauerlinien eine große Rolle [RTI] [WW16]. Als Referenz zur generellen Strukturbeurteilung der Ausgangszeitreihen dienen Messprofile aus einer Studie der Hochschule für Technik und Wirtschaft Berlin [HTW15], welche für ein Jahr und 74 repräsentative deutsche Haushalte Werte in Sekundenauflösung vorliegen. Aus diesem Datensatz wurden zusätzlich fünf Haushalte entfernt, welche aufgrund überproportionaler Energie- und/oder Leistungsanforderungen als wenig repräsentativ und daher schwierig vergleichbar identifiziert wurden (Haushaltsverbrauch größer als 9 MWh bzw. Leistungsspitzen größer als 30 kW).

## 2 Bewertung und Analyse der Ausgangsdaten aus MOHEMA

Im Folgenden werden die MOHEMA-Ausgangsprofile - unterschieden nach den Sektoren Stromverbrauch, Warmwasserbedarf und Mobilitätsleistung - analysiert und mit den zugehörigen Werten aus der Statistik verglichen.

### 2.1 Haushaltsstromverbrauch

#### 2.1.1 Sensitivität hinsichtlich Haushaltsgröße

Als erstes wichtiges Kriterium ist der Haushaltsstromverbrauch aufgeschlüsselt nach Haushaltsgrößen zu nennen. In Abbildung IV.1 ist deutlich die starke Abhängigkeit des Gesamtverbrauchs als Funktion der Anzahl an Haushaltsbewohnern erkennbar. Überdies treten aber auch innerhalb der jeweiligen Gruppierungen Schwankungsbreiten je nach Lebensstil der Bewohner von bis zu +/- 20% auf. Beide Relationen spiegeln sich auch in der Literatur wider, wobei an dieser Stelle auf Anhang A, Kapitel A.2.2 ab Seite 153 verwiesen wird.

Bezugnehmend auf die Kennwerte des Statistischen Bundesamts [Sta15] (siehe Anhang A Abbildung A.12 auf Seite 154) kann eine geringfügige Überschätzung der einzelnen Kategorien festgestellt werden. Durch die vorhandene Schwankungsbreite der synthetisierten Datensätze bewegen sich jedoch alle Abweichungen im Bereich kleiner 10%. Diese festgestellten Unterschiede, welche vor allem bei kleineren Haushaltsgrößen zu beobachten sind, liegen darin begründet, dass im Zuge der vorliegenden Analysen eine einheitliche Ausstattung an Geräten mit übereinstimmenden Geräte Kennwerten unter Vernachlässigung der Einkommenssituation und individueller Spezifika einzelner Haushalte verwendet wurde. Dies kann auch anhand der Beobachtungen aus Abbildung A.13 (Anhang Seite 144) bestätigt werden, welche bei einigen Geräten eine deutliche Zunahme der Ausstattungsgrade bei Haushalten mit

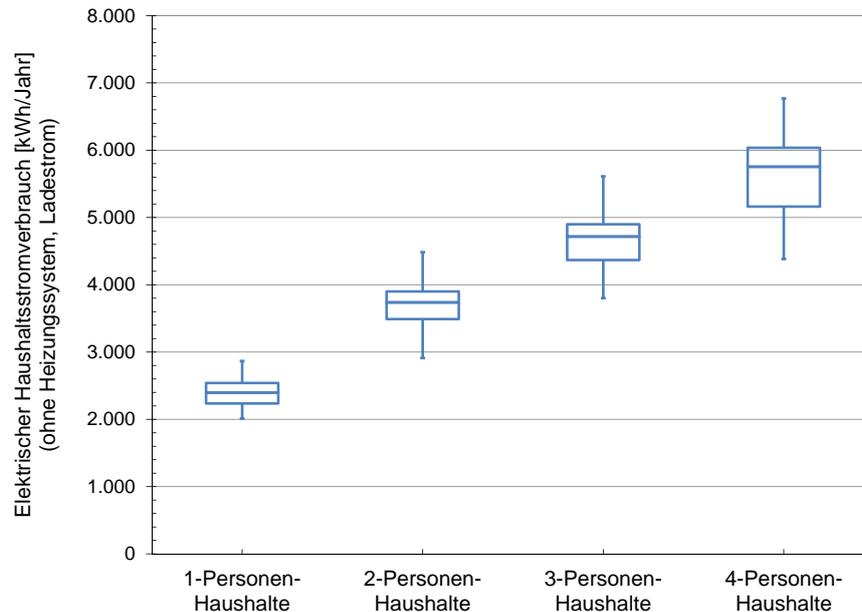


Abbildung IV.1: Statistische Auswertung des Merkmals Haushaltsstromverbrauch nach Haushaltsgrößen

mehr als zwei Personen zeigen. Ab einer Haushaltsgröße von drei oder mehr Personen decken sich die bilanziellen Kennwerte nahezu mit denen aus der Statistik.

Generell bewegen sich die Jahresstromverbräuche aller synthetisierten Haushalte (ohne Berücksichtigung der Aufwendungen des Heizungssystems bzw. von Ladeleistungen) im Bereich zwischen 2.000 kWh und 7.000 kWh mit einem Mittelwert von knapp 4.100 kWh. Im Vergleich dazu ergeben sich aus den Messprofilen der [HTW15] Werte zwischen 1.400 kWh und 8.600 kWh mit einem Mittelwert von 4.700 kWh. Das statistische Bundesamt gibt dazu einen Wert von knapp 4.000 kWh an [Sta15].

### 2.1.2 Sensitivität hinsichtlich Standort

Beinahe alle Geräte besitzen eine direkte Abhängigkeit zu den Haushaltsbewohnern und deren Profilen, wobei nur die Kategorien *Kühlen und Gefrieren* bzw. *Beleuchtung* funktional von den hinterlegten Wetterbedingungen wie Temperatur und Einstrahlung beeinflusst werden. Diese nehmen im Mittel einen Anteil von rund 20% am Gesamtverbrauch ein.

Um den Einfluss des Standorts quantifizieren zu können, wurde ein Vergleich der Standorte Dresden und Stuttgart für alle Haushaltskategorien anhand der Mobili-

tätseigenschaft Standard (mob0) angestellt. Dabei beträgt die Mitteltemperatur des Testreferenzjahrs  $9,87^{\circ}C$  in Dresden bei einer solaren Einstrahlung in Höhe von rund  $1.085 \text{ kWh}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ . Stuttgart weist für den identischen Zeitraum eine Durchschnittstemperatur von  $10,03^{\circ}C$  bei  $1.095 \text{ kWh}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$  auf.

In Abbildung B.10 (siehe Anhang B, Seite 196) zeigt sich, dass unter Vernachlässigung des Heizwärmebedarfs keine offensichtlichen Unterschiede zwischen den Standorten bestehen und die Varianz primär aufgrund anderweitiger Einflussfaktoren wie Haushaltsgröße, Lebensstil etc. entsteht. Diese Aussage muss jedoch insofern eingeschränkt werden, als dass die Standorte an sich sehr ähnliche Wetterlagen aufweisen. Daher wird an dieser Stelle die Empfehlung für weitere Untersuchungen gegeben.

### 2.1.3 Prozentuale Aufteilung nach Haushaltsgeräten

In Abbildung IV.2 sind die durchschnittlichen Anteile einzelner Haushaltsgeräte am Stromverbrauch dargestellt.

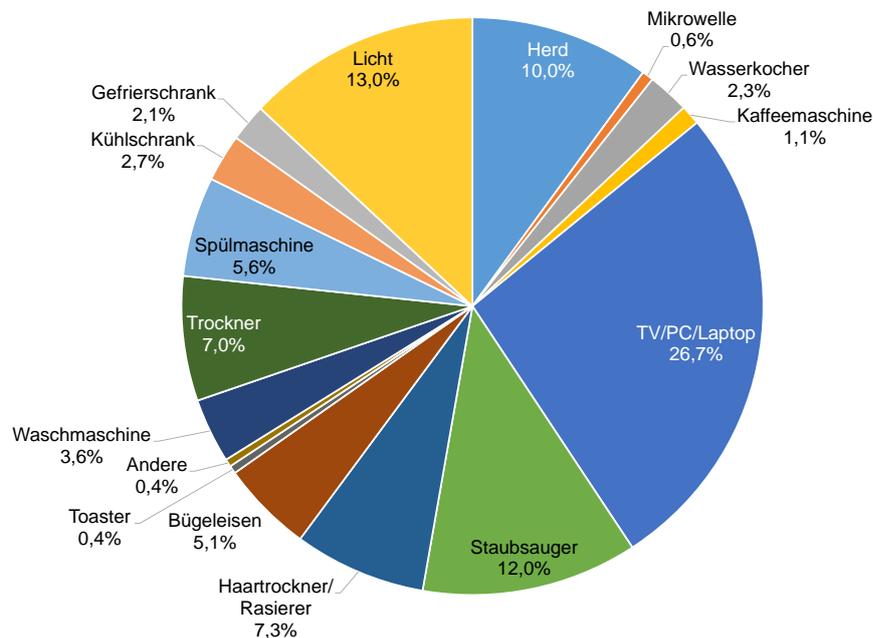


Abbildung IV.2: Aufstellung der prozentualen Anteile verschiedener elektrischer Haushaltsgeräte am Gesamtstromverbrauch (MOHEMA)

Im Vergleich mit den statistischen Erhebungen aus dem Jahr 2011 [Sta15] (siehe

Tabelle IV.1) ist erkennbar, dass sich bis auf die Kategorie *Kühlen und Gefrieren* die Abweichungen aller übrigen Geräteklassen im Bereich +/- 5% bewegen. Der Verbrauchsanteil von Kühl- bzw. Gefriergeräten in den synthetisierten Datensätzen ist jedoch deutlich geringer, wobei deren Kontingent auf die Kategorie *sonstige Haushaltsgeräte* übergeht. Dies liegt darin begründet, dass in der Modellierung deutlich effizientere Geräte nach neuesten EU-Normen hinterlegt wurden, welche erhebliche Energieeinsparungen unterstellen.

Tabelle IV.1: Vergleich der prozentualen Anteile diverser elektrischer Gerätekategorien zwischen Statistik [Sta15] und synthetisierten Daten

Gerätekategorien	Statistik	MOHEMA	Differenz
TV, Audio, Büro	29,98%	26,70%	3,28%
Kühlen und Gefrieren	19,67%	4,75%	14,93%
Waschen, Trocknen, Spülen	14,60%	16,18%	-1,57%
Kochen	11,51%	14,48%	-2,97%
Beleuchtung	9,54%	12,99%	-3,46%
Klima-, Wellness-, Garten- und sonstige Elektrogeräte	14,69%	24,90%	-10,21%

### 2.1.4 Struktur und Extremwerte

Eine Möglichkeit zur Bewertung der Struktur von Lastprofilen ist die Darstellung als Jahresdauerlinie, welche die Lastzeitreihe in absteigend sortierter Reihenfolge wiedergibt. In Abbildung IV.3 ist ein Vergleich der durchschnittlichen Jahresdauerlinien des Modells MOHEMA und der Messdaten dargestellt.

Während die Maximalwerte sehr gut übereinstimmen, die entsprechenden Werte sind Tabelle IV.2 zu entnehmen, ist ein stufigeres Profil der Modellausgangsdaten (blau) klar erkennbar. Dies resultiert aus der methodischen Behandlung manueller Geräte, welche mittels Nennleistung und Laufzeit als Rechteck (ohne Anlauf- bzw. Abschwingverhalten) modelliert werden. Daher kommt es zu Unter- bzw. Überschät-

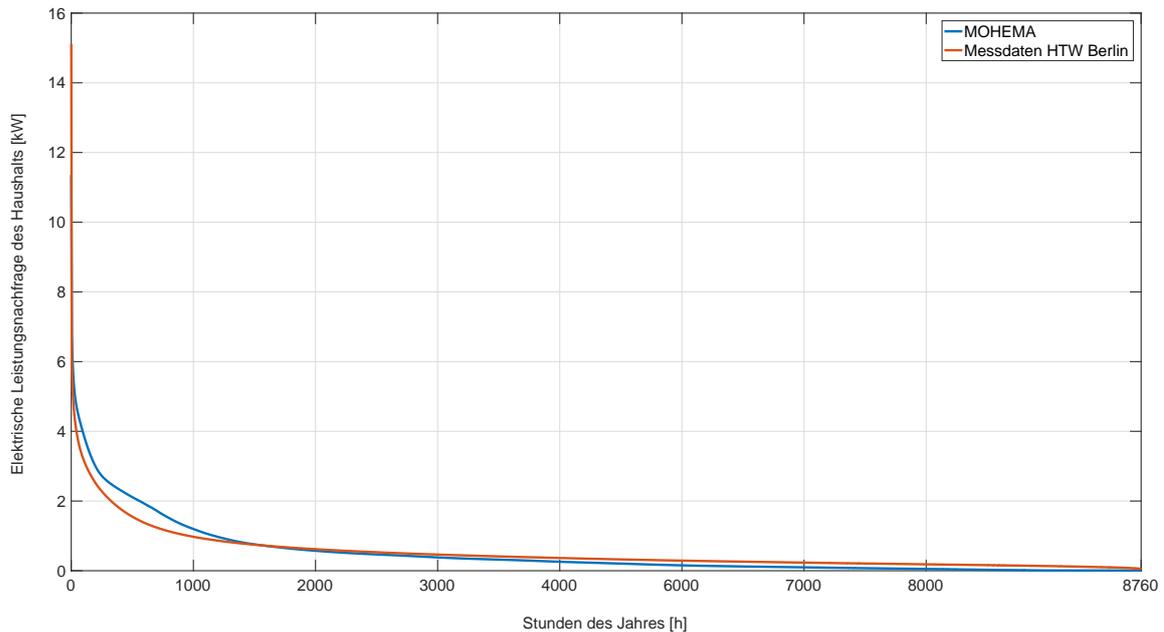


Abbildung IV.3: Vergleich zweier Jahresdauerlinien durchschnittlicher Haushalte zwischen Messprofilen und synthetisierten Profilen in Minutenauf-  
lösung

zungen der Leistungen in den Randbereichen der Profile und damit im mittleren Leistungsbereich der Jahresdauerlinie.

Tabelle IV.2: Vergleich der resultierenden Extremwerte aus dem Modell MOHEMA mit repräsentativen Messdaten

Kennwerte	MOHEMA	Messdaten HTW Berlin
Maximaler Leistungswert [kW] - minütlich -	18,58	18,82
Maximaler Leistungswert [kW] - stündlich -	8,50	8,73
Minimaler Lastwert [kW]	0,01	0,04

Im Bereich der Grundlast ist ein etwas höheres Niveau der Messdaten festzustellen. Die zugehörigen Minimalwerte unterscheiden sich im Wesentlichen aufgrund der geringeren Standby-Verbräuche manueller Geräte in der Modellierung, welche entsprechend neuer EU-Richtlinien gewählt wurden. Über die genaue Ausstattung der vermessenen Haushalte und der zugehörigen Effizienzklassen einzelner Geräte sind keinerlei Angaben zu finden. Es ist aber durchaus von einem Mix aus neuen und

alten Geräten auszugehen. Insgesamt liegt der mittlere quadratische Fehler zwischen den beiden Jahresdauerlinien in Minutenaufösung bei 4,14% bzw. in Stundenaufösung bei 1,60%, wodurch sowohl grafisch als auch wertetechnisch von einer guten Übereinstimmung ausgegangen werden kann.

Eine weitere Möglichkeit zur Bewertung und zum Vergleich der Struktur sind sogenannte Histogramme, d.h. Häufigkeitsverteilungen der auftretenden Leistungsgradienten (Lastgradienten). Eine Gegenüberstellung in Minutenaufösung ist Abbildung IV.4 zu entnehmen. Obwohl bei den gemessenen Profilen deutlich größere Leistungsgradienten pro Minute auftreten, besitzen die MOHEMA-Modelldaten einen höheren mittleren Lastgradienten (MOHEMA: 0,27 kW/min bzw. Messprofile: 0,10 kW/min). Ebenso ist eine deutlich gleichmäßigere Kurve und eine größere Streubreite bei den Messdaten als bei den Synthesedaten festzustellen. Dies ist damit zu begründen, dass bei den Messwerten bereits eine gleitende Mittelwertbildung erfolgt ist, da die Werte ursprünglich in Sekundenaufösung vorlagen. Betrachtet man die stündlichen Lastgradienten in Abbildung B.9 (Anhang B Seite 195), weisen beide beinahe ein identisches Verhalten auf.

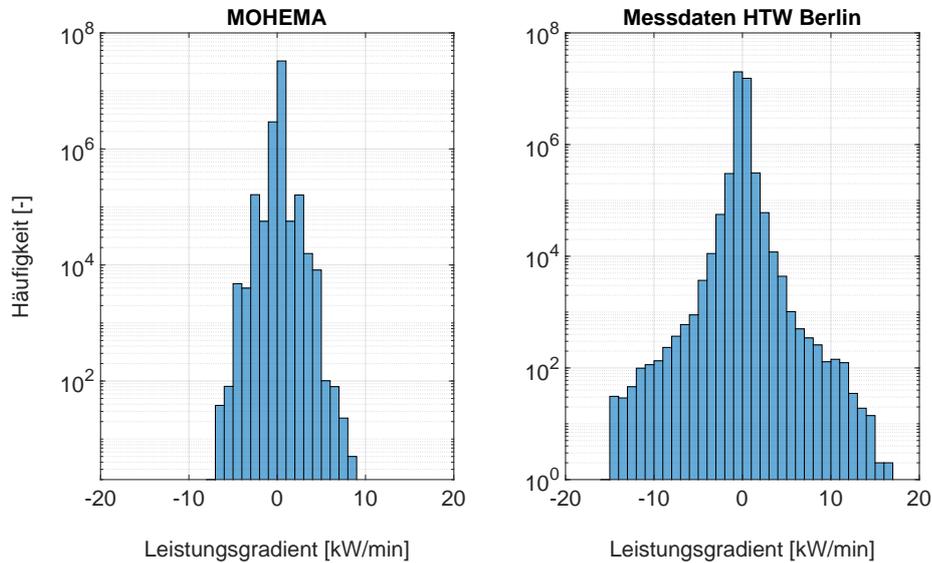


Abbildung IV.4: Vergleich der Leistungsgradienten zwischen Messprofilen und synthetisierten Profilen in Minutenaufösung

### 2.1.5 Vergleich einzelner Typtage mit den H0-Standardlastprofilen

In Abbildung IV.5 ist eine Gegenüberstellung einzelner Typtage mit den heute gängigen Abrechnungsprofilen für Haushalte (VDEW-Typtagsprofile H0) dargestellt. Deutlich erkennbar ist dabei eine gute Übereinstimmung der zeitlichen Struktur, skalierungstechnisch sind jedoch teilweise größere Abweichungen zu erkennen. Dies trifft vor allem auf die übliche Mittagsspitze an Werktagen und Sonntagen zu, welche vom Modell MOHEMA deutlich unterschätzt werden. An Werktagen kann die Struktur der Profile vorwiegend auf eine Dominanz durch arbeitstätige Personen und an Sonntagen durch die vermehrte Nutzung von Freizeit- und externen Mobilitätsaktivitäten zurückgeführt werden. Durch eine verbesserte Auswahl der Haushalte bzw. eine Ergänzung der betrachteten Profile durch Mehrfamilienhäuser etc. ist eine deutliche Annäherung anzunehmen. Im Allgemeinen ist aber eine grundlegende Repräsentativität und somit Vergleichbarkeit festzustellen.

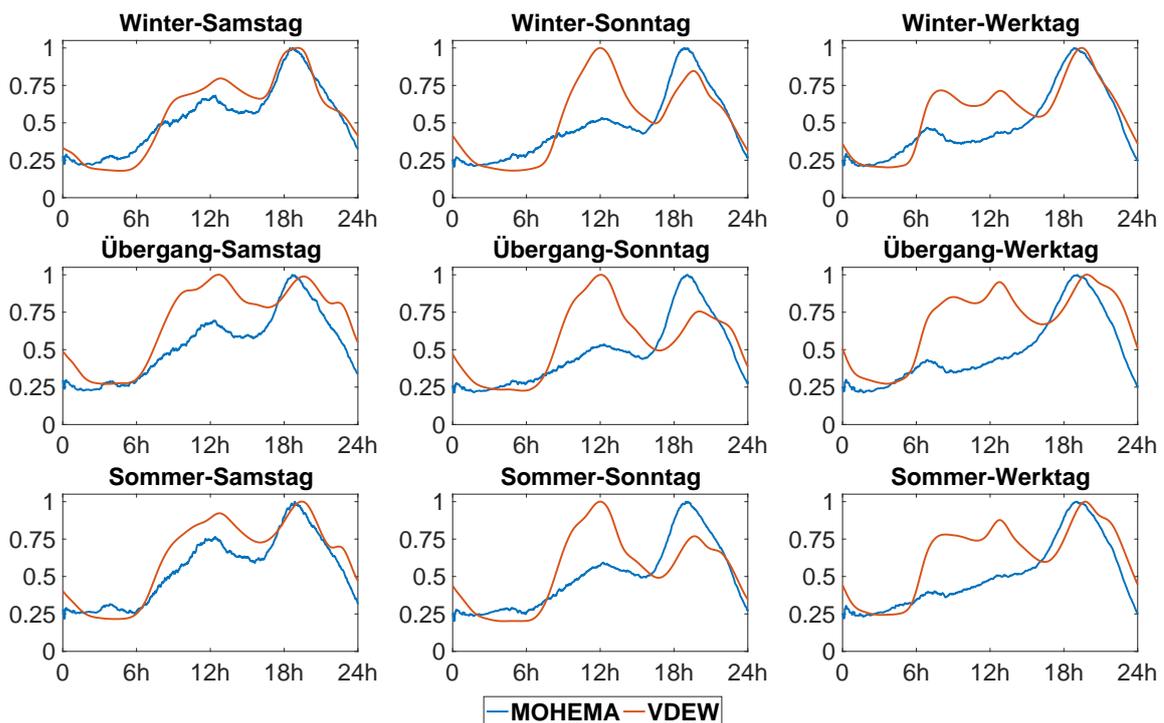


Abbildung IV.5: Gegenüberstellung von H0-Typtagsprofilen und kumulierten MOHEMA-Typtagen (normiert auf Maximalwert der Typtagsleistung)

## 2.2 Mobilität

Ein wesentlicher Mehrwert des Modells MOHEMA ist die kombinierte Darstellung von Haushalts- und Mobilitätsprofilen. Da die individuelle Präferenz zur Nutzung unterschiedlicher Verkehrsmittel natürlich sehr stark von externen Einflussgrößen wie dem Standort und der Umgebung des Gebäudes (urbaner, suburbaner Bereich etc.) bzw. der zur Verfügung stehenden Verkehrsinfrastruktur (Anbindung an öffentliche Verkehrsmittel etc.) abhängt, ist hinsichtlich der für energetische Zwecke priorisierten Individualmobilität mittels Elektrofahrzeug erwartungsgemäß von einer relativ hohen Varianz auszugehen. Dies zeigt sich auch anhand der ausgewerteten Zeitnutzungsdaten. Zur Berücksichtigung und Abbildung dieser Effekte wurde daher im ZVETool die Möglichkeit zur allgemeinen Betrachtung der Mobilität (Stellparameter mob0 - aufgrund der gewählten Methodik tendenziell eher eine Unterschätzung von Kilometerleistungen der Individualmobilität) bzw. einer bevorzugten Verwendung des Elektrofahrzeugs (mob2) geschaffen. Im Folgenden werden die Auswirkungen des Stellparameters und die allgemeinen Kilometerleistungen des Elektrofahrzeugs diskutiert.

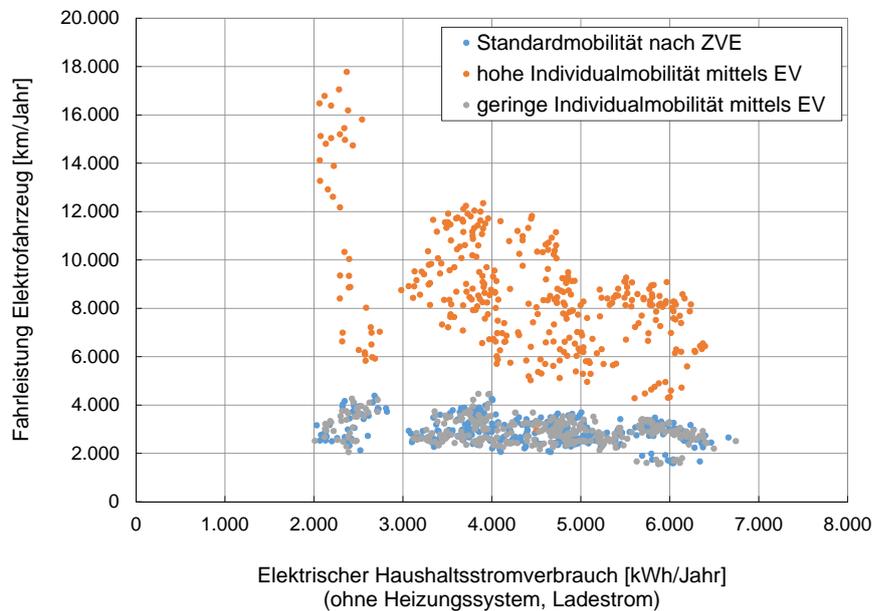


Abbildung IV.6: Vergleich der Parameter für den Stellparameter bevorzugte Individualmobilität (ZVE12/13, jeweils 34 Szenarien à 10 Durchläufe)

Im Zuge der Vorberechnungen im ZVETool werden die statistischen Mobilitätsleistungen mittels Normalverteilungen approximiert, worin begründet liegt, dass bei einer Betrachtung lediglich der Standardmobilität eher eine Unterschätzung der Mobilitätsleistungen stattfindet. Dies ist auch klar aus Abbildung IV.6 ersichtlich, da sich die Standardmobilitätsauswertung (mob0) ziemlich gut mit der geringen Mobilität (mob1) deckt. Ebenso zeigt sich die Möglichkeit des Modells zur Repräsentation fahrintensiverer Profile (mob2).

### 2.2.1 Wegstrecken und Wegehäufigkeit

Abhängig vom untersuchten Szenario betragen die Wegehäufigkeiten rund 1 bis 3,5 Wege pro Tag. Dies deckt sich relativ gut mit den in der Literatur genannten Werten von durchschnittlich 3,4 Wegen/Tag (siehe Anhang A ab Seite 177).

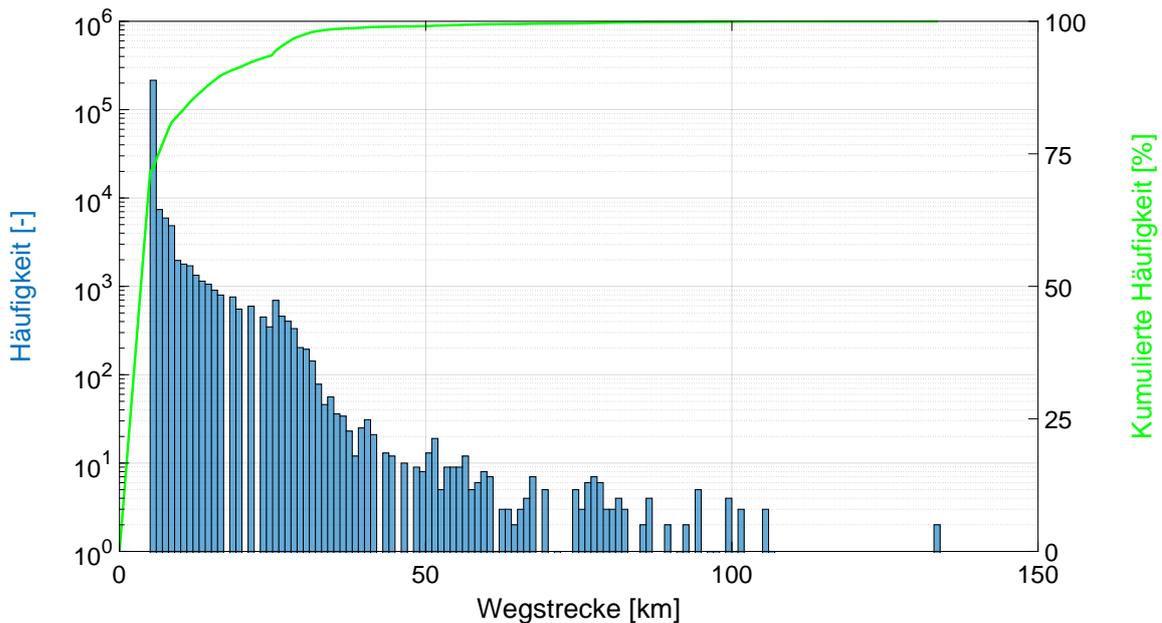


Abbildung IV.7: Häufigkeitsverteilung der Wegstrecken des Individualfahrzeugs

Hinsichtlich der Wegstrecke erhält man eine Spannweite von 5 bis 8,9 km pro Strecke mit im Mittel 6 km/Strecke. Im Vergleich zu den statistischen Werten, welche mit 7 bis 13 km pro Strecke angegeben werden, kann daher eine eher unterdurchschnittliche Wiedergabe attestiert werden. Alle verwendeten Vergleichswerte aus der

Literatur sind mit Quellenverweis in Kapitel A im Anhang zu entnehmen.

Eine Verteilung der unterschiedlichen Häufigkeiten einzelner Wegstrecken ist in Abbildung IV.7 dargestellt. Tendenziell werden kurze Strecken eher überschätzt. Ersichtlich wird dies anhand der kumulierten Häufigkeitsverteilung, welche bei Strecken bis zu 50 km einen Anteil von bereits 98% anstatt rund 95% in der Statistik abdeckt. Überdies ist zu beachten, dass für Individualfahrzeuge eine Mindeststrecke von 5 km angenommen wird.

### 2.2.2 Kilometerleistungen Elektrofahrzeug

Bei einer Untersuchung der insgesamt mit dem Elektrofahrzeug absolvierten Kilometer innerhalb eines Jahres ergibt sich eine Spannweite zwischen 2.000 km und 18.000 km bzw. in weiterer Folge durchschnittlich pro Tag 5 km bis 50 km, welche im Bereich der erhobenen statistischen Werte für Deutschland liegt (Jahresfahrleistung 5.856 km/Jahr bis 19.398 km/Jahr bzw. 16 km/Tag bis 53 km/Tag).

Infolge des Überhangs an Szenarien mit kleinen Fahrleistungen aufgrund der fast deckungsgleichen Mobilitätsparameter  $mob0$  bzw.  $mob1$  liegt die durchschnittliche jährliche Fahrleistung eher am unteren Ende der Skala, was auch nochmals in Abbildung IV.8 verdeutlicht wird.

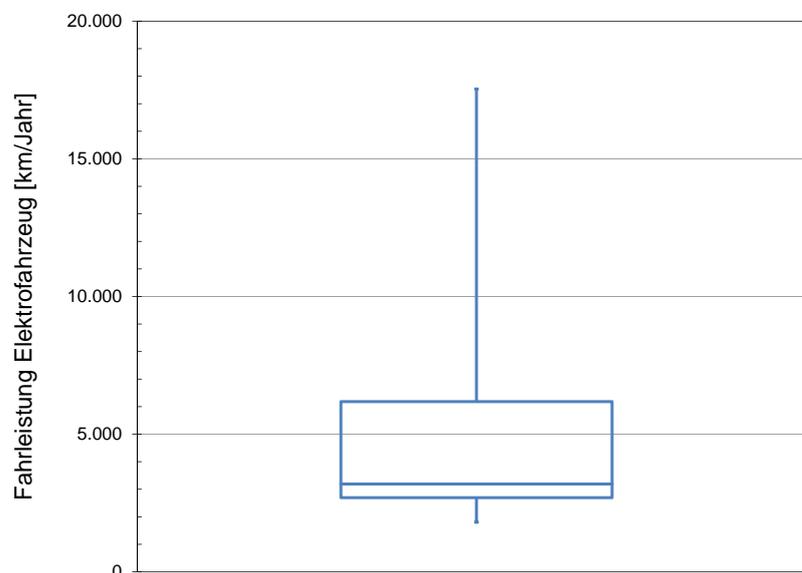


Abbildung IV.8: Bandbreite der unterschiedlichen Fahrleistungen unter Nutzung des Elektrofahrzeugs

## 2.3 Warmwasserverbrauch pro Kopf

Zur Überprüfung des Warmwasserverbrauchs wird bewusst auf Analysen der Struktur und des Verlaufs verzichtet, da keinerlei belastbare Daten in der Literatur zur Verfügung stehen. Im Rahmen zukünftiger Datenerhebungen sollte hierauf verstärkt Wert gelegt werden.

Generell kann aufgrund der gewählten Methodik im Modell MOHEMA von einer saisonalen Gleichverteilung der Nachfrage über das komplette Jahr ausgegangen werden. Infolge der Verwendung von Zufallszahlen ist zu beobachten, dass durchaus Tage mit hoher superpositionierter Nachfrage und Tage mit wenig bis keinem Bedarf auftreten können. Im Durchschnitt beträgt der Wert über alle Szenarien hinweg rund  $71,31/(\text{Kopf} \cdot \text{Tag})$  mit einer Spannweite von minimal  $601/(\text{Kopf} \cdot \text{Tag})$  bis maximal  $811/(\text{Kopf} \cdot \text{Tag})$ . Entsprechend der VDI-Norm 2067 [Ver82] kann von einem mittleren bis hohen Warmwasserverbrauch ausgegangen werden. Die zugehörigen Klassifizierungen sind Tabelle A.2 im Anhang zu entnehmen.

## 2.4 Resümee

Insgesamt kann in allen Bereichen von einer relativ guten Übereinstimmung der erhaltenen Bilanzwerte mit der Statistik gesprochen werden. Hinsichtlich Eingangsdaten existieren zudem ausreichend Stellparameter, um zusätzlich eine realitätsgetreue Repräsentation spezifischer Haushalte zu ermöglichen.

## 3 Rahmenbedingungen und Szenarioauswahl

Um eine möglichst aussagekräftige Analyse und Auswertung bei gleichzeitiger Berücksichtigung von Rechenzeit und -aufwand zu ermöglichen, gilt es, die Bandbreite möglicher Kombinationen ohne den Verlust einer guten Repräsentativität der Haushalte in Deutschland auf ein Mindestmaß zu reduzieren.

Grundsätzlich können im Rahmen des Hausenergiesystemmodells sowohl Personenkongstellationen und deren individuelle Kenngrößen (siehe Teil III Kapitel 3.2 auf Seite 59) als auch Gebäudespezifika (Gebäudetyp, Standort etc.) anhand zahlreicher Parameter und Einflussgrößen variiert werden.

Hinsichtlich Haushaltszusammensetzung erfolgt im Zuge der Analysen in dieser Arbeit aufbauend auf den Überlegungen aus Teil II Kapitel 2 und den Vorarbeiten aus [Ton16] eine Fokussierung auf die Parameter *Haushaltsgröße* und der *spezifischen Lebenssituation der Personen*. Indirekt können durch diese Personentypen Rückschlüsse auf den jeweiligen Altersbereich, deren Einkommenssituation und typische Tagesabläufe gezogen werden.

Haushalte mit mehr als vier Personen, welche einen sehr geringen Anteil bilden (3,08% [Sta15]), werden dabei den 4-Personen-Haushalten zugerechnet. Hinsichtlich Lebenssituation erfolgt nach [Ton16] und den Analysen des Mikrozensus unabhängig vom Geschlecht eine Differenzierung nach folgenden Typen:

- Kind (Children) (CH) (1)
- Arbeiter in Vollzeit (Full-Time-Employee) (FTE) (2)
- Arbeiter in Teilzeit (Part-Time-Employee) (PTE) (3)
- Nichterwerbstätig (Unemployed) (UE) (4)
- Rentner (Retired) (RET) (5)

Nach Kombination beider Parameter und Einbezug vielfältiger Annahmen und Kriterien (u.a. CH kann kein Haupteinkommensbezieher (HEB) sein, i.d.R. Verdienst FTE größer als PTE, Altersverteilung etc.) ergibt sich eine Zusammenstellung von 47 Gruppen, welche infolge weiterer Vernachlässigungen und Optimierungen auf 34 reduziert werden kann. Nähere Informationen zur Methodik sind [Ton16] zu entnehmen. Eine Auflistung aller resultierenden Gruppen und deren Bezeichnungen ist in Tabelle IV.3 zu finden, wobei die verwendeten Kennziffern der obigen Auflistung der Personentypen entsprechen ( $1 \hat{=} \text{FTE}$ ,  $2 \hat{=} \text{PTE}$  etc.).

Tabelle IV.3: Aufstellung über alle 34 resultierenden Personen-Haushalts-Kombinationen, welche zur repräsentativen Abbildung der Gesamtheit deutscher Haushalte dienen

1-Personen-Haushalte	2-Personen-Haushalte	3-Personen-Haushalte	4-Personen-Haushalte
H-2	H-2-1	H-2-1-1	H-2-1-1-1
	H-2-2	H-2-2-1	H-2-2-1-1
	H-2-3	H-2-3-1	H-2-3-1-1
	H-2-4		H-2-4-1-1
H-3	H-3-1	H-3-1-1	H-3-1-1-1
	H-3-2		
		H-3-3-1	H-3-3-1-1
		H-3-4-1	H-3-4-1-1
H-4	H-4-1	H-4-1-1	H-4-1-1-1
		H-4-4-1	H-4-4-1-1
	H-4-4		H-4-4-4-1
H-5	H-5-3	H-5-3-1	H-5-3-1-1
	H-5-5		

Diese 34 Szenarien bilden die Grundlage für nachfolgende Auswertungen und Plausibilisierungen des Modells MOHEMA und werden jeweils für die Standorte Stuttgart und Dresden (Zeitreihen der Testreferenzjahre aus SimulationX) bzw. drei Mobilitätsausprägungen (mob0... Standardmobilität nach ZVE, mob1... geringe Individualmobilität mittels EV, mob2... hohe Individualmobilität mittels EV) ausgewertet.

Verknüpft man die 34 resultierenden Gruppen jeweils für drei Mobilitätsausprägungen und zumindest zwei Standorte jedoch mit den sieben repräsentativen Gebäudekategorien des Gebäudemodells WiKaMo aus [Kna16], resultiert eine Gesamtanzahl von 714 mal Standorte bzw. 1428 Kombinationen. Diese Anzahl würde bei integrierter Einsatzplanung und Optimierung den zeitlichen und rechnerischen Rahmen dieser Arbeit übersteigen.

Daher wird versucht, nach Synthetisierung der energetischen Profile aller Szenarien durch das Modell MOHEMA eine weitere Zusammenfassung anhand einer grafischen Clusterung zu erzielen (siehe Abbildung IV.9). Dazu wird die in MATLAB integrierte Methode *k-means*<sup>1</sup> verwendet, welche auf eine Unterteilung des Datensatzes in kleinere Ansammlungen (Cluster) und deren Repräsentation durch sogenannte Prototypen (i.d.R. Zentrum) setzt. Dabei werden strukturelle und dynamische Entwicklungen der Profile zur Reduktion der Komplexität vernachlässigt und jedes Szenario anhand zugehöriger Jahresbilanzen bewertet.

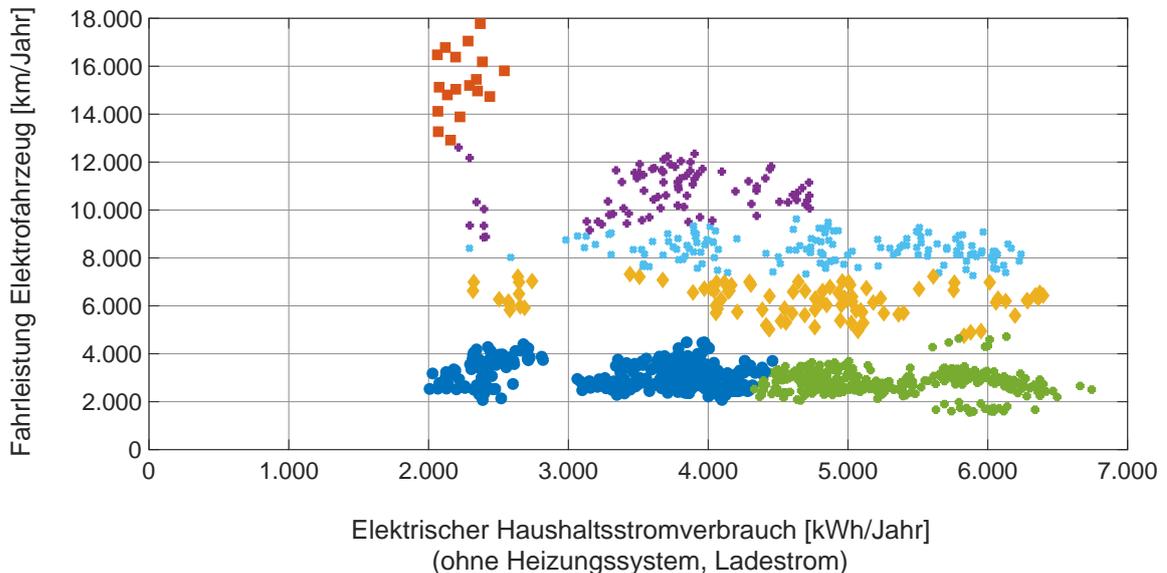


Abbildung IV.9: Räumliche Gruppierung möglicher Haushaltskombinationen in Form von sechs repräsentativen Clustern (ZVE12/13, bevorzugte Individualmobilität, 10 Durchläufe pro Szenario, 3 Mobilitätsausprägungen, 1020 Datensätze); z-Achse (Warmwasserverbrauch) berücksichtigt aber nicht dargestellt

Zuerst wird daher ein Datensatz bestehend aus den bilanziellen Jahreswerten für Stromverbrauch, Fahrleistung des Elektrofahrzeugs und Warmwasserverbrauch pro Kopf sämtlicher Ursprungsszenarien berechnet. Im ersten Schritt wählt dann der Algorithmus verschiedene Datenpunkte als Anfangszentren aus und ordnet alle Punkte dem am nächsten liegenden Zentrum zu. Anschließend werden aus den sich ergebenden Clustern erneut Zentren bestimmt. Dieser Vorgang wiederholt sich iterativ so lange, bis sich die resultierenden Prototypen nur mehr innerhalb marginaler Grenzen

<sup>1</sup><http://de.mathworks.com/help/stats/kmeans.html?requestedDomain=www.mathworks.com>

oder gar nicht mehr verschieben. Um die ideale Anzahl an Prototypen zu bestimmen - diese muss der Methode als Eingangswert übergeben werden - kann der Wert des mittleren Abstandes aller Datenpunkte zu den jeweiligen Zentren herangezogen werden.

Nach empirischer Analyse haben sich dabei aus den 34 (Gruppen) x 10 (Durchläufe à Gruppe) x 3 (verschiedene Mobilitätsschwerpunkte) der Wert 6 bzw. folgende sechs repräsentative Kernszenarien ergeben:

- H-2-3-mob2 [Kürzel HHI] - 3.190 kWh
- H-2-1-1-mob0 [Kürzel HHII] - 3.409 kWh
- H-2-1-1-mob2 [Kürzel HHIII] - 3.477 kWh
- H-2-3-1-mob2 [Kürzel HHIV] - 4.083 kWh
- H-2-2-1-1-mob0 [Kürzel HHV] - 4.596 kWh
- H-2-2-1-1-mob1 [Kürzel HHVI] - 4.753 kWh

Die prozentualen Anteile der jeweiligen Clustergruppen sind in Abbildung B.8 im Anhang dargestellt.

In den folgenden Unterkapiteln werden daher zur Identifikation der betrachteten Szenarien hinsichtlich Personenkonstellation die oben angegebenen Kürzel angesetzt. Diese werden ergänzt durch Angaben zum Standort und verwendeten Gebäude, wobei die entsprechenden Abkürzungen auf Seite 98 angegeben sind. Abschließend erfolgen noch Angaben zur Optimierung und gegebenenfalls einzelner steuerbarer Komponenten.

## 4 Potentialanalyse von Energiemanagement- und DSM-Maßnahmen

Als Grundlage werden zu Beginn der Analysen mit Hilfe verschiedener Jahresausbauplanungen und auf Basis der im Anhang A beschriebenen Kostendaten die betriebswirtschaftlich kostenoptimalen Anlageninfrastrukturen für PV-Anlage, thermisches und elektrisches Speichersystem aller 42 untersuchten Fälle ermittelt (zeitliche Auflösung 15 min, Elektrofahrzeug mit Mindestladeleistung, kein V2G, modulierende Wärmepumpe, keine DSM-Haushaltsgerätesteuerung). Als Stromtarif wird ein variabler Tarif (siehe dazu auch Anhang A) angenommen, die Wärmepumpe wird im modulierenden Betrieb bei einer fixen Vorlauftemperatur von  $45^{\circ}\text{C}$  verwendet. Das Elektrofahrzeug kann nur innerhalb des Bereichs der Leistungsgrenzen  $[P_{min}, P_{max}]$  geladen werden. Die Abschreibungsdauer energetischer Anlagenkomponenten beträgt durchwegs 20 Jahre bei einem Zinssatz von 7%.

Die Darstellung der Ergebnisse im Rahmen sogenannter Heatmaps (Gebäudekategorien über Haushaltskonfigurationen) unterliegt dabei sowohl für die Gebäudeklassen ( $GN4 \rightarrow GA3 \rightarrow GA2 \rightarrow GN3 \rightarrow GN1 \rightarrow GN2 \rightarrow GA1$ ) als auch für die Haushaltskonfigurationen ( $HHI \rightarrow HHII \rightarrow HHIII \rightarrow HHIV \rightarrow HHVI \rightarrow HHV$ ) einer aufsteigenden Lastreihenfolge. Dies bedeutet, dass in den Abbildungen links oben die kleinsten bis hin zu rechts unten die größten Lastbedarfe angesiedelt sind.

Im Falle einer Variation weiterer Kenngrößen (Batteriekosten, DSM-Steuerungsoption etc.) gilt in allen Heatmaps weiterhin eine von oben nach unten aufsteigende Lastreihenfolge, welche jedoch zusätzlich nach Haushalten unterteilt wird. Für jeden Haushalt findet sich erneut eine Sortierung beginnend oben mit der Gebäudekategorie, welche die geringste thermische Nachfrage aufweist.

## 4.1 Optimale Gebäudekonfigurationen

Bei Betrachtung der unter wirtschaftlichen Bedingungen installierbaren Anlagensysteme ergeben sich je nach Gebäude-Haushaltskonstellation PV-Anlagen zwischen  $3,79 \text{ kW}_p$  und  $8,24 \text{ kW}_p$  mit einem Mittelwert von  $5,81 \text{ kW}_p$  (Grenzwert  $10 \text{ kW}_p$ ). Die Ergebnisse zeigen, dass unter Voraussetzung einer techno-ökonomischen Optimierung ein Eigendeckungsanteil zwischen 35% und 45% angestrebt wird, höhere Raten sind zum Teil nur durch Überdimensionierungen des lokalen Energiesystems zu erreichen.

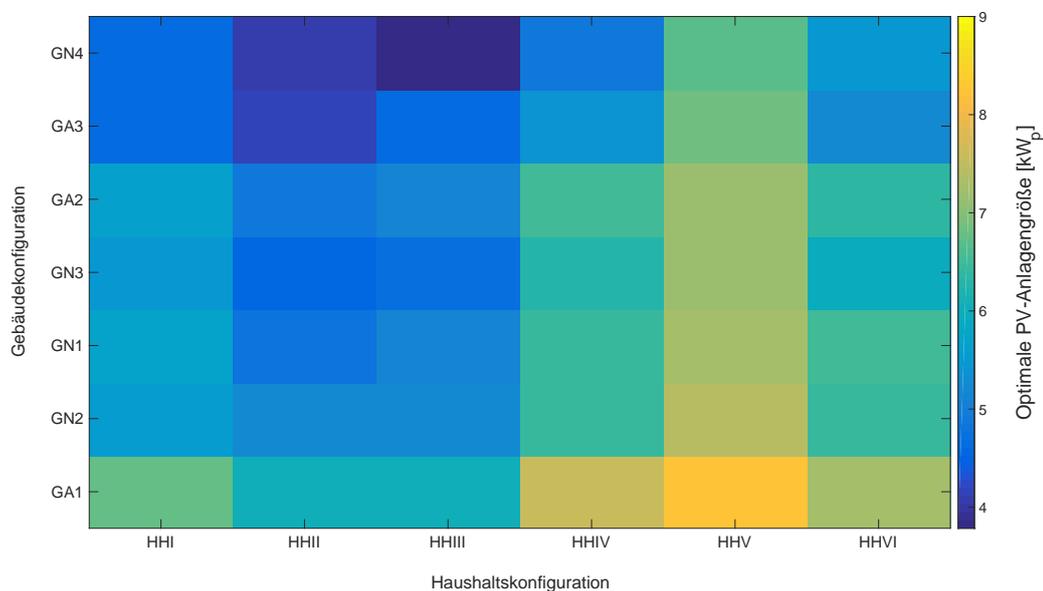


Abbildung IV.10: Optimale Gebäudekonfigurationen - Photovoltaik (Szenario BAT0)

Hinsichtlich thermischer Speichersysteme resultiert eine Bandbreite zwischen  $8 \text{ kWh}$  und  $18,86 \text{ kWh}$  bzw.  $2671$  und  $6291$  mit einem Mittelwert von  $14,75 \text{ kWh}$  bzw.  $4921$ . Die zugehörigen Werte sind den Abbildungen IV.10 und IV.11 zu entnehmen.

In beiden Fällen ist eine deutliche Lastabhängigkeit feststellbar, wobei sowohl für PV als auch Warmwasserspeicher (durch das elektrische Heizungssystem) die Relation zum thermischen Bedarf wesentlich stärker ausgeprägt ist. Außerdem bestätigen die Analysen, dass bei aktuellen Investitionskosten keinerlei Wirtschaftlichkeit für elektrische Batteriespeicher aus rein ökonomischen Gründen besteht.

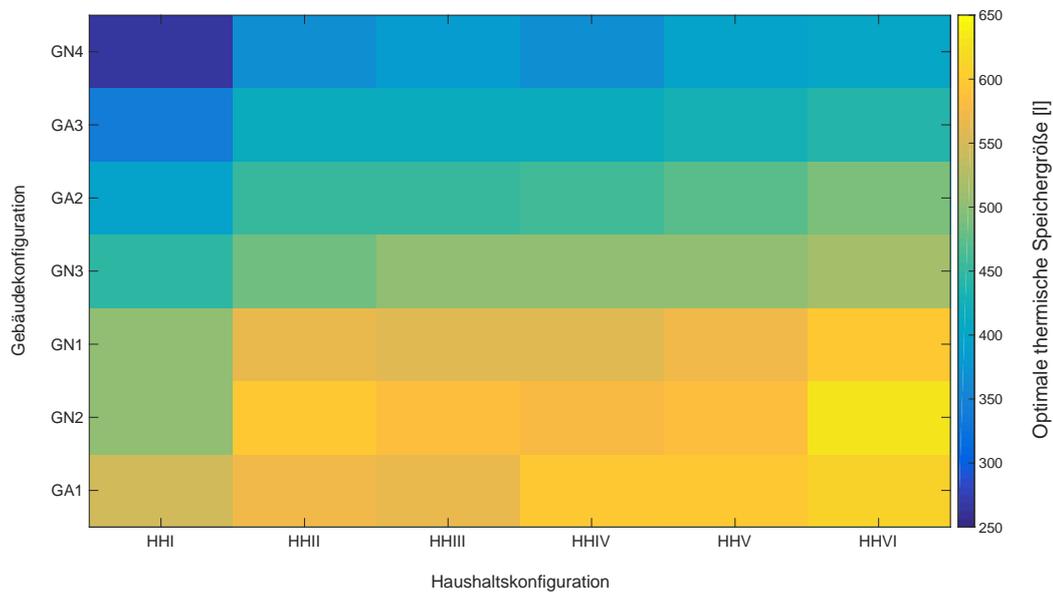


Abbildung IV.11: Optimale Gebäudekonfigurationen - thermischer Speicher (Szenario BAT0)

## 4.2 Batteriegrenzkosten

Zur Abschätzung der Investitionsgrenzkosten von Batteriespeichern werden daher als nächste Stufe Sensitivitätsanalysen für alle Szenarien im Bereich zwischen 0 € und 1000 € in 25 €-Schritten angestellt.

Die Ergebnisse zeigen, dass bei einer Abschreibungsdauer von 20 Jahren der Maximalpreis zur Installation von mindestens 1 kWh (kleinste verkäufliche Einheit) bei rund 250 € bis 300 € mit einem Mittelwert von 260 € liegt. Bei einer Abschreibungsdauer in Höhe von nur zehn Jahren würde sich dieser Grenzwert nochmals etwa halbieren. Aus Abbildung IV.12 ist ferner erkennbar, dass eine wesentlich stärkere Abhängigkeit vom Gebäudetyp als direkt vom Nutzerverhalten auftritt. Dies kann dadurch begründet werden, dass aufgrund des elektrisch gekoppelten Heizungssystems der zugehörige elektrische Anteil am Gesamtverbrauch sehr stark variiert (25% (GN4) bis 150% (GA1)).

Um eine angemessene Wirtschaftlichkeit derartiger Speicher zu ermöglichen, haben bereits zahlreiche Studien die dafür erforderlichen Grenzspeicherkosten berechnet. [HSH] geben dabei einen Grenzwert von 500 €/kWh an. Berechnungen des Lehr-

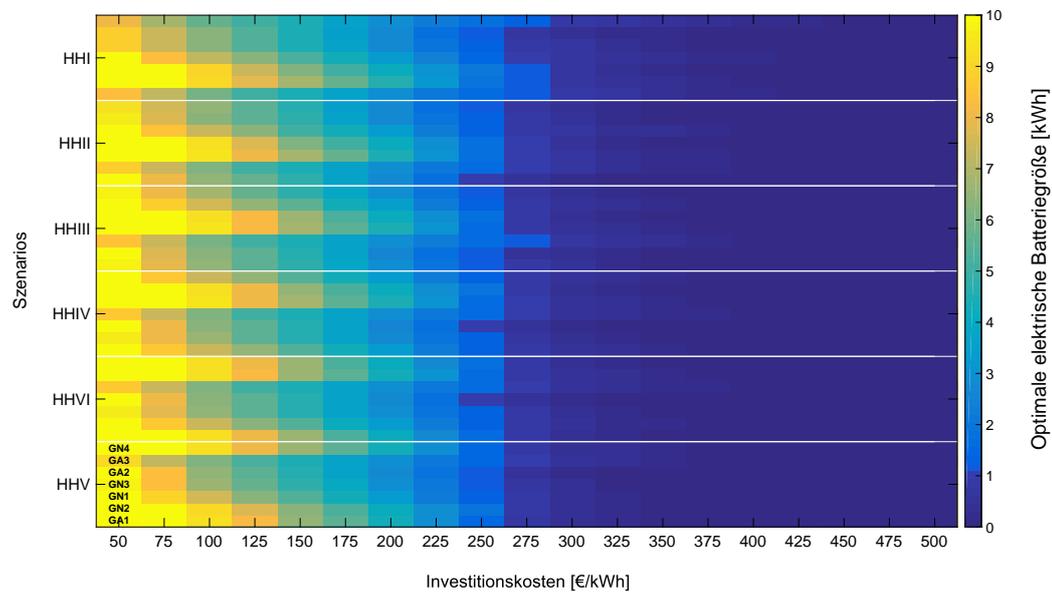


Abbildung IV.12: Variation der Batterie-Investitionskosten

stuhls für Energiewirtschaft und Anwendungstechnik der TU München im Rahmen des Projekts *e-MOBILie* ermittelten etwa 200 €/kWh bis 400 €/kWh [Pro16]. Dies deckt sich mit den Analysen aus [PO13], in denen ein Wert von rund 300 €/kWh genannt wird. Den Preisentwicklungen und Vorhersagen aus einem Studienvergleich in [Sch16] folgend, würden bereits im Jahr 2025 Werte zwischen 100 €/kWh bis 200 €/kWh erreicht werden, wodurch - bei ansonsten vergleichbarer Marktsituation - eine gute Wirtschaftlichkeit bereits früher gegeben wäre. Bei einer jährlichen Kostendegression von 18% (Lithium-Ionen-Systemen) und einer entsprechenden zukünftigen Fortschreibung nach [Kai+16], wäre bereits im Jahr 2024 ein Preis in Höhe von 300 €/kWh bzw. im Jahr 2026 von 200 €/kWh erreicht.

### 4.3 Batterievariation

Im Zuge der folgenden Analysen werden Investitionskosten in Höhe von 250 € angenommen - alle zugehörigen Szenarios beinhalten das Präfix *BATcost250*. Unter diesen Rahmenbedingungen ergeben sich Batteriegrößen von 1,52 kWh bis 2,68 kWh mit einem Mittelwert von 2,08 kWh (Grenzwert 10 kWh). Durch die vorhandene Speicherkapazität steigert sich auch die wirtschaftlich installierbare PV-Anlagenleistung

mit einem Zuwachs von  $0 \text{ kW}_p$  bis  $1,15 \text{ kW}_p$  bei einem Mittelwert von  $0,5 \text{ kW}_p$ . Thermische Speicher hingegen erfahren eine Abnahme von  $0,1 \text{ kWh}$  bis  $1,35 \text{ kWh}$  bzw.  $31$  bis  $451$  bei einem Mittelwert von  $0,5 \text{ kWh}$  bzw.  $161$ . Dies ist mit der direkten Konkurrenzsituation zur Bereitstellung von Flexibilität für das Gesamtsystem zu begründen. Im Gegensatz zu den anderen beiden betrachteten Anlagensystemen ist unter allen Kostenrahmenbedingungen eine weitgehende Unabhängigkeit vom Szenario festzustellen, weshalb sich eine Installation mit hoher Wahrscheinlichkeit nach anderen Kenngrößen wie zum Beispiel der Netzanschlussleistung, Maximallast oder Ähnlichem orientiert (siehe auch Abbildung IV.13).

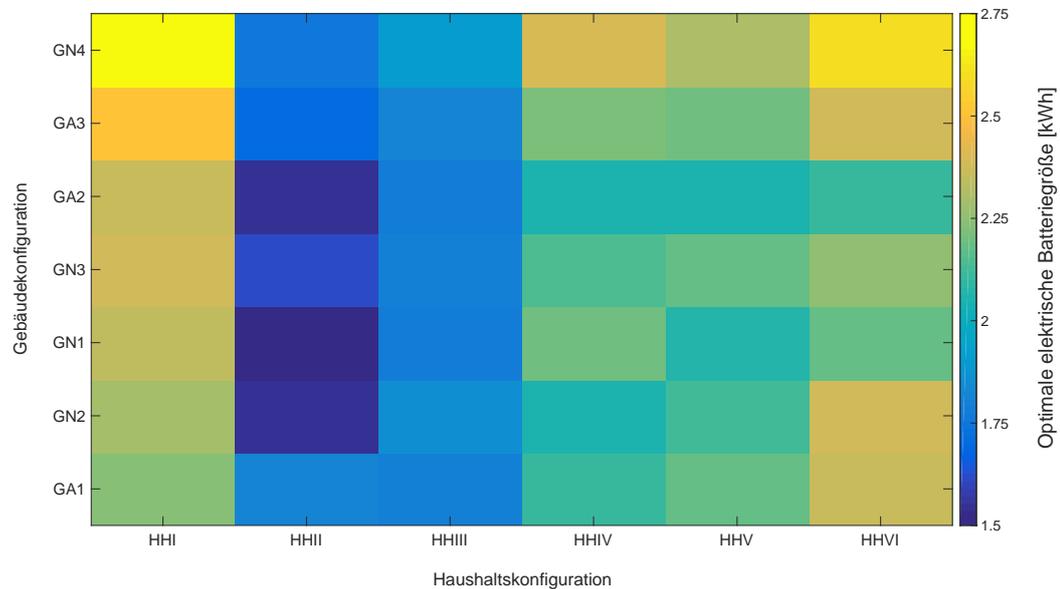


Abbildung IV.13: Optimale Gebäudekonfigurationen - elektrischer Batteriespeicher (Szenario BATcost250)

Die Trends hinsichtlich der optimalen PV- bzw. Warmwasserspeicher-Kapazitäten bestätigen sich auch bei Festlegung der bereits im Haushalt vorhandenen Batteriespeichergößen auf  $5 \text{ kWh}$  (Szenarien tragen das Präfix *BAT5*) bzw.  $10 \text{ kWh}$  (Präfix *BAT10*). Während bei der PV-Anlage ein Zuwachs von durchschnittlich  $1,5 \text{ kW}_p$  (*BAT5*) bzw.  $2,53 \text{ kW}_p$  (*BAT10*) zu beobachten ist, nimmt der benötigte thermische Speicher im Mittel um  $0,75 \text{ kWh}$  oder  $251$  (*BAT5*) bzw.  $1,23 \text{ kWh}$  oder  $411$  (*BAT10*) ab. Zusammenfassend entspricht dies einer Steigerung an wirtschaftlich nutzbarer PV-Anlagenleistung von rund  $0,25 \text{ kW}_p/\text{kWh}_{\text{elektrisch}}$  und einer Reduktion der Grö-

ße des thermischen Speichers von circa  $0,15 \text{ kWh}_{\text{thermisch}}/\text{kWh}_{\text{elektrisch}}$  gegenüber dem Standardfall ohne Batterie. Hinsichtlich Eigenverbrauch ist erwartungsgemäß eine Abhängigkeit von der Existenz eines elektrischen Speichersystems festzustellen. Während ohne Batterie Werte zwischen 75% und 85% erreicht werden können, betragen die Eigenverbrauchsquoten je nach Speichergröße bis zu 92%.

## 4.4 Kosteneinsparungspotentiale nach Steueroptionen

Unter Berücksichtigung der ermittelten Anlagenkonfiguration für die entsprechenden Fälle (*BAT0*, *BATcost250*, *BAT5*, *BAT10*) und zur Identifikation der DSM-Potentiale erfolgen nun im nächsten Schritt vertiefte Analysen und Optimierungen der Einsatzplanung einzelner und kombinierter Komponenten-Steuroptionen in 5-Minuten-Auflösung.

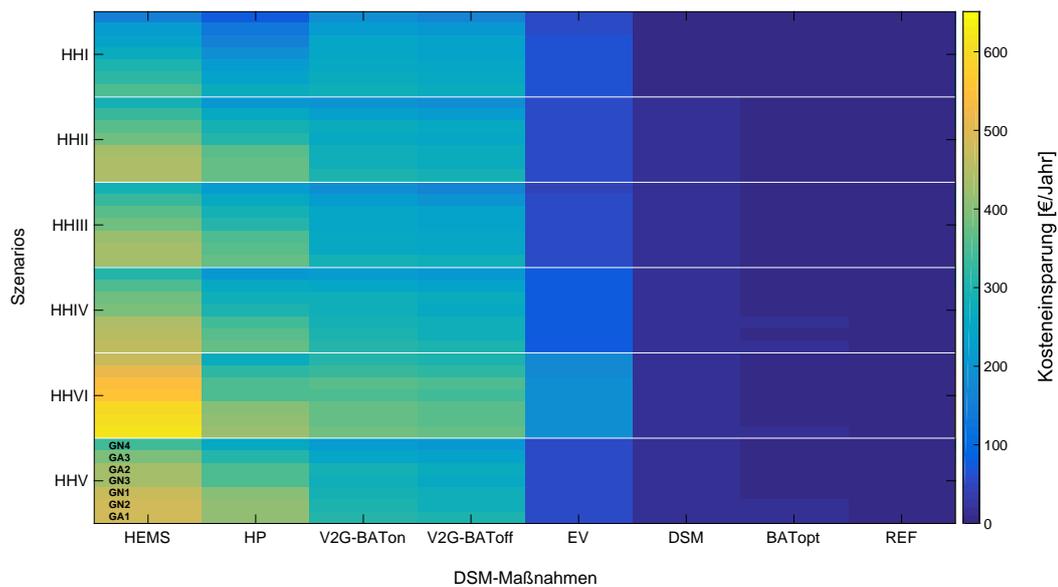


Abbildung IV.14: Kosteneinsparungspotentiale absolut nach DSM-Maßnahmen (Szenario *BATcost250*)

Der Referenzfall *REF* bezeichnet dabei ein Gebäude ohne jegliche intelligente Regelung seiner Komponenten. In den Fällen *DSM* (DSM-Haushaltsgeräte), *HP* (Wärmepumpe), *BATopt* (Batterie) bzw. *EV* (Elektrofahrzeug) werden nur die entsprechenden Geräte intelligent eingeplant. In den beiden Optionen *V2G* wird zusätzlich zur

Einplanung der Elektrofahrzeugladung auch ein bidirektionaler Betrieb der Fahrzeugbatterie betrachtet, wobei keinerlei additive Kosten zur monetären Kompensation der Batteriealterung infolge einer Batteriezyklisierung eingepreist werden. Das zusätzliche Suffix *BATon/BAToff* gibt den Steuerungsstatus der hausinternen Batterie an. *HEMS* bezeichnet den kombinierten Fall zur intelligenten Regelung aller steuerbaren Geräte, jedoch ohne Betrachtung von *V2G*.

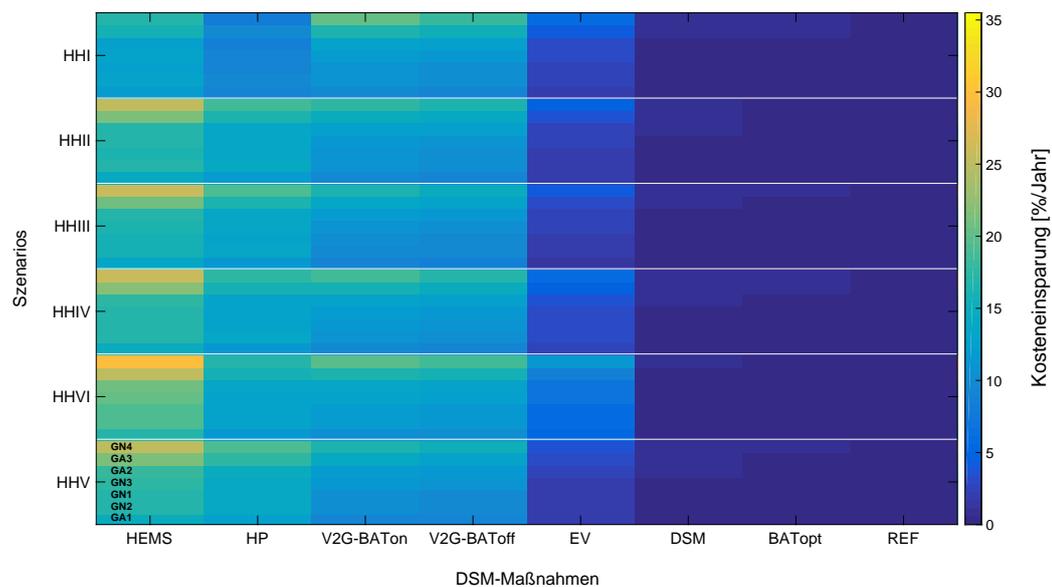


Abbildung IV.15: Kosteneinsparungspotentiale relativ nach DSM-Maßnahmen (Szenario *BATcost250*)

Tendenziell weisen alle Fälle (d.h. exklusive und inklusive unterschiedlicher Batteriegrößen) ähnliche Verhältnismäßigkeiten und Strukturen der Potentiale zueinander auf. Es muss jedoch festgehalten werden, dass die absoluten und relativen Einsparungspotentiale im betrachteten Größenbereich der Batterie bis 10 kWh direkt von der Größe des installierten stationären Speichersystems abhängen, d.h. Batterien - falls rentabel - liefern selbst ohne intelligente Steuerung bereits ein hohes Maß an Flexibilität und treten somit direkt in Konkurrenz zu allen anderen DSM-Steueroptionen. Exemplarisch sind dazu in Abbildung IV.14 die Szenarien des Falls *BATcost250* dargestellt. Diese beinhalten alle eine unter Investitionskosten in Höhe von 250 €/kWh optimierte Batteriegröße im Bereich von durchschnittlich rund 2 kWh.

Die größten absoluten Einsparungen können dabei bei Gebäude-Haushalts-Konstellationen erzielt werden, welche den höchsten Energiebedarf aufweisen (siehe Abbildungen IV.14 bzw. IV.17). Bei Betrachtung der relativen Einsparungen bezogen auf den Referenzfall (siehe Abbildungen IV.15 bzw. IV.16) zeigt sich ein gänzlich umgekehrtes Bild. Relativ gesehen profitieren vor allem hocheffiziente Neubauten von Hausenergiemanagementsystemen. Es kann daher eine Empfehlung sowohl für Nachrüstung in Altbauten als auch in Neubauten gegeben werden.

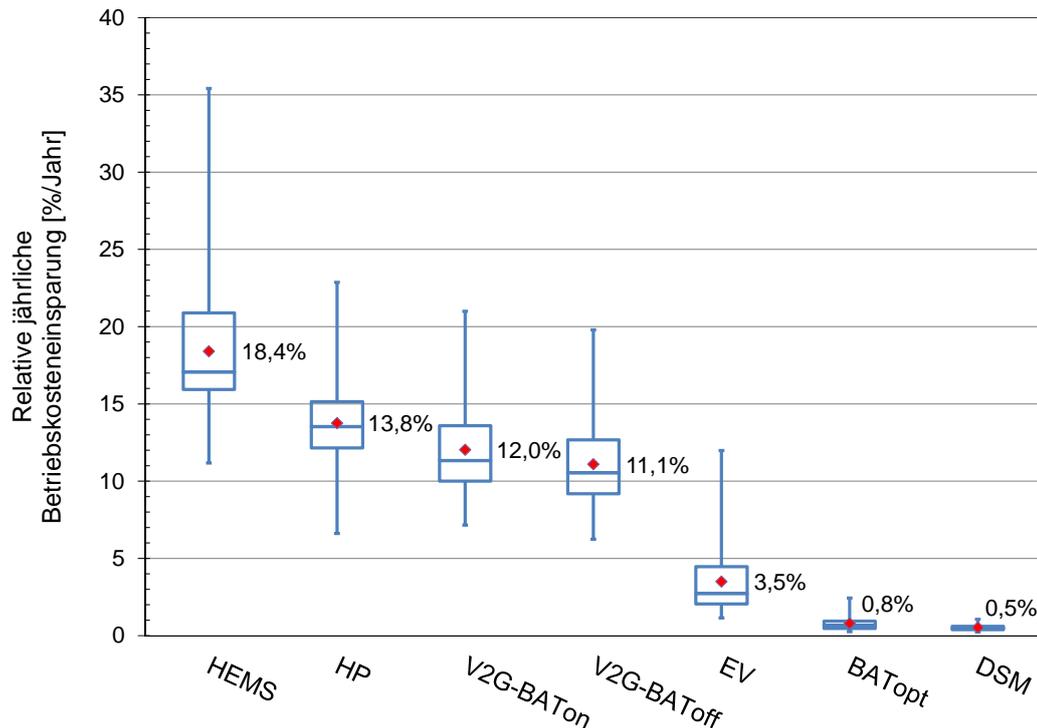


Abbildung IV.16: Kosteneinsparungspotentiale relativ nach DSM-Maßnahmen

Während die Steuerung aller Geräte (*HEMS*) erwartungsgemäß am besten abschneidet, sticht hinsichtlich des ökonomischen Einsparungspotentials besonders die Sektorenkopplung von Wärme und elektrischer Energie über intelligente Wärmepumpen maßgeblich hervor. Sie liefert mit 6,6% bis 22,9% bei einem Mittelwert von 13,8% die größten Kosteneinsparungspotentiale, gefolgt von der bidirektionalen (6,2% bis 21,0% - Mittelwert: 11,6%) bzw. unidirektionalen Steuerung (1,1% bis 12,0% - Mittelwert: 3,5%) der Elektrofahrzeugladung. Die Verschiebung intelligenter Haushaltsgeräte wie Waschmaschine, Spülmaschine oder Trockner offeriert nur ein verschwindend geringes Reduktionsniveau (0,3% bis 1,1% - Mittelwert: 0,5%) und wäre mit hoher

Wahrscheinlichkeit nicht rentabel.

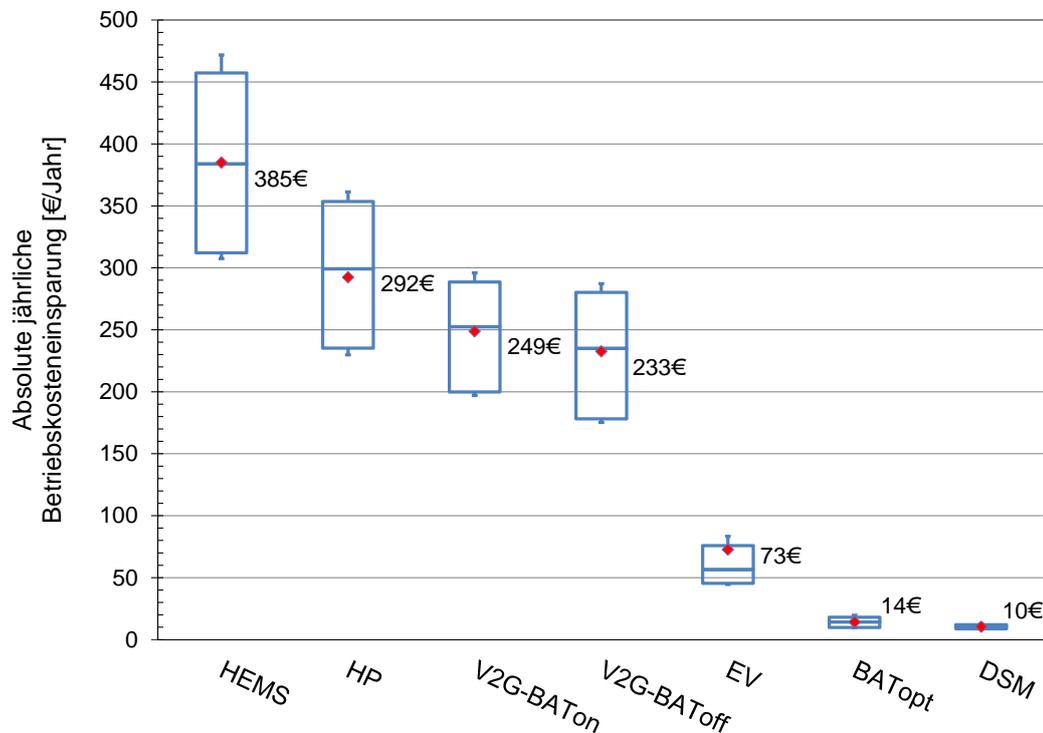


Abbildung IV.17: Kosteneinsparungspotentiale absolut nach DSM-Maßnahmen

Hinsichtlich Wärmepumpe muss jedoch einschränkend erwähnt werden, dass die Fahrweise im Referenzfall durch direkte Deckung des Bedarfs ohne Berücksichtigung jeglicher Flexibilität eines thermischen Speichers suboptimal erfolgt. Selbst bei einer sehr einfachen Heizungssteuerung ohne Prädiktion ist somit in der Praxis von etwas niedrigeren Erlösen durch die intelligente Regelung auszugehen. Ebenso werden die Potentiale bei bidirektionaler Einbindung des Elektrofahrzeugs (*V2G*) durch fehlende Einpreisung der Zyklisierungs-/Alterungskosten der mobilen Fahrzeugbatterie tendenziell überschätzt. Der Mehrwert einer intelligenten, prädiktiven Regelung des stationären Batteriespeichers gegenüber einer einfachen Nullpunktregelung hingegen ist verschwindend gering. Dies ist jedoch nicht mit dem generellen Nutzen von Stationärspeichern zu verwechseln, welcher per se wesentlich höher liegt. Wie bereits aus den Voruntersuchungen im Projekt e-MOBILie erkennbar, bestätigt sich, dass die Steuerung intelligenter DSM-Haushaltsgeräte wie Waschmaschine, Trockner oder Spülmaschine aufgrund des geringen Stromanteils am Gesamtbedarf und der restriktiven Nutzereinschränkungen ein vernachlässigbares Potential aufweist.

## **Teil V**

# **Fazit, Zusammenfassung und Ausblick**

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit dem bekannten Problem der Bereitstellung, Aufbereitung und Verarbeitung notwendiger Eingangsdaten für unterschiedliche Simulations- und Optimierungsmodelle. Der Fokus liegt dabei auf der Erstellung des Modells MOHEMA zur Synthetisierung sowohl zeitlich als auch räumlich hochaufgelöster Energie- und Mobilitätsprofile für Privathaushalte basierend auf deutschen Zeitverwendungsanalysen. Überdies wird zusätzlich zum Modell MOHEMA ein einsetzfähiges Hausenergiesystemmodell inklusive Gebäude- und Optimierungsmodellen vorgestellt, welches es ermöglicht, für verschiedene Skalen eine Abschätzung der Potentiale für Energiemanagementsysteme, Lastverschiebung und energetische Integrationskonzepte in Privathaushalten zu erstellen.

Im Theorieteil wird dazu ein umfassender Überblick über den Stand der Technik gegeben, wobei detailliert der Mehrwert dieser Arbeit gegenüber bestehenden Modellen und Methoden dargestellt wird. Im Rahmen dessen wird auch auf die in der Literatur erwähnten generellen Einflussfaktoren auf das Lastverhalten näher eingegangen und Empfehlungen daraus für die Modellierung abgeleitet. Als hauptsächlichen Abgrenzungspunkt zum Status Quo ist die verknüpfte und kombinierte Betrachtung detaillierter elektrischer, thermischer und mobilitätstechnischer Kennwerte zu nennen, welche in derartiger Weise bislang nicht in der Literatur zu finden ist. Die Mehrheit der bekannten Konkurrenzmodelle fokussiert auf einzelne Teilaspekte ohne Möglichkeit zur Erweiterung auf mehrere Verbrauchssektoren.

Der verwendete Bottom-Up-Ansatz gründet dabei auf der Anwendung mathematischer Operationen aus dem Bereich Stochastik. Mittels einer Approximation der Grunderhebungsstatistiken über Normalverteilungen wird zudem eine einfache Einbindung komplexer Zusammenhänge und statistischer Daten in das hier vorgestellte Modell MOHEMA ermöglicht.

Als ersten Schritt gewährleistet MOHEMA durch die Generierung statistisch bedingter und gewissen Rahmenbedingungen unterliegender Zufallszahlen den groben Aufbau der Aktivitätsprofile, welche danach analysiert und zur Wahrung der zeitlichen Konsistenz gegebenenfalls automatisch angepasst werden. Die resultierenden Profile geben somit für jede Person im Haushalt die grundlegenden Tagesabläufe wieder. Im Anschluss daran erfolgt – falls erforderlich – eine zeitliche und strukturelle Angleichung gemeinsamer Aktivitäten einzelner Personen im Haushalt, wodurch

auch diese Auswirkungen lastseitig berücksichtigt werden können. Diese Tagesprofile bilden dann den maßgeblichen Rahmen für die Teilmodule Mobilität (MOB), elektrische Last (LOAD) und Warmwasserverbrauch (DHW), welche die Verknüpfung der Aktivitäten hin zu den gewünschten Ausgangszeitreihen wiederum auf statistisch mathematischer Basis herstellen.

Im Rahmen des auf MOHEMA aufbauenden Hausenergiesystemmodells werden zusätzlich Teilmodule zum Thema Datenanalyse (*ZVETool* – Masterarbeit Tonn), Gebäude (*WiKaMo* – Masterarbeit Knarr) und Optimierung (*VICUS* – Projekt e-MOBILie) integriert und auf die generierten Datensätze abgestimmt.

Neben der Konzeptionierung und Erstellung des Modells enthält die vorliegende Arbeit zudem eine umfassende Validierung und Plausibilisierung des Modells und der daraus generierten Ergebnisse. Die anhand diverser Statistiken und frei zugänglicher Messreihen erfolgten Vergleiche mit den Ausgangszeitreihen weisen durchwegs gute Übereinstimmungen und realitätsnahe Abbildungen der wichtigsten Kennwerte und Parameter auf. Aus diesem Grund ist von einem validen Modell und einer weiteren guten Verwendbarkeit auszugehen.

Als Anwendungsbeispiel des Modells befasst sich die Dissertation mit der Potentialberechnung von Energiemanagementsystemen, Lastverschiebung und energetischen Integrationskonzepten in deutschen Privathaushalten mit Schwerpunkt auf Einfamilienhaushalten. Die durchgeführten betriebswirtschaftlichen Optimierungsszenarien zeigen bei aktuellen Kostendaten über alle Szenarien hinweg eine gute Rentabilität sowohl von PV-Anlagen ( $4 \text{ kW}_p$  bis  $8 \text{ kW}_p$  mit einem Mittelwert von knapp  $6 \text{ kW}_p$ ) als auch von thermischen Warmwasserspeichern ( $8 \text{ kWh}$  bis  $19 \text{ kWh}$  bzw.  $2671$  bis  $6291$  mit einem Mittelwert von knapp  $15 \text{ kWh}$  bzw.  $4921$ ). Elektrische Speicher finden bei der aktuellen Preiskonstellation keine Berücksichtigung. Derartige Systeme würden erst ab einem Grenzwert der Investitionskosten von etwa  $250 \text{ €/kWh}$  installiert und ausgebaut werden. Es ist davon auszugehen, dass - abhängig von den unterschiedlichen Kostenentwicklungsszenarien - ab dem Jahr 2025 ein derartiges Kostenniveau gegeben wäre. In dieser Situation würden je nach Haushalts-Gebäude-Szenario eine Installation von  $1,52 \text{ kWh}$  bis  $2,68 \text{ kWh}$  bei einem Mittelwert von rund  $2 \text{ kWh}$  zu Buche schlagen. Klar erkennbar ist dabei auch die Konkurrenzsituation zu thermischen

Speichern in diesem Kostenbereich (110 €/kWh), welche als Alternative zur Bereitstellung von Flexibilität für das Gesamtsystem fungieren können.

Bezugnehmend auf die Kenngrößen Eigendeckungs- und Eigenverbrauchsanteil können bei wirtschaftlicher Auslegung des lokalen Energiesystems Größenordnungen zwischen 35% und 45% (Eigendeckung) bzw. 80% und 92% (Eigenverbrauch) erreicht werden. Weitere Steigerungen sind aus reiner Kostensicht nicht zu befürworten.

Hinsichtlich des ökonomischen Steuerungspotentials einzelner Komponenten sticht die Sektorkopplung zwischen Wärmebereitstellung und elektrischer Energie über intelligente Wärmepumpen maßgeblich hervor. Sie liefert die größten Kosteneinsparungspotentiale, gefolgt von der bidirektionalen bzw. unidirektionalen Steuerung der Elektrofahrzeugladung. Die Verschiebung intelligenter Haushaltsgeräte wie Waschmaschine, Spülmaschine oder Trockner hingegen offeriert nur ein verschwindend geringes Reduktionsniveau und wäre mit hoher Wahrscheinlichkeit nicht rentabel.

In Hinblick auf die Wirtschaftlichkeit von Hausenergiemanagementsystemen kann aufgrund durchaus respektabler Einsparungspotentiale sowohl für Bestandsobjekte als auch für Neubauten eine positive Empfehlung zur Installation bzw. Nachrüstung gegeben werden. Maßgeblich für den Nutzen derartiger Systeme sind dabei aber vor allem die Anzahl individueller Steuerungsmöglichkeiten mit besonderem Fokus auf der lokalen Sektorkopplung zwischen thermischer und elektrischer Seite.

Überdies ist bereits in naher Zukunft davon auszugehen, dass sich speziell aufgrund des vermehrten altersbedingten Ausscheidens kleinerer PV-Anlagen aus der EEG-Finanzierung ein immenses Kostensenkungspotential für Einfamilienhausbesitzer ergibt, welches ansonsten womöglich ungenutzt verstreichen würde.

Zur Abschätzung allgemeiner Potentiale von Hausenergiemanagementsystemen bzw. anderweitiger interdisziplinärer Fragestellungen konnte mit der hier vorgestellten Arbeit somit erfolgreich ein bedeutsamer Grundstein gelegt werden. Die zugrundeliegenden statistischen Zeitverwendungsanalysen bieten zudem eine sehr valide und repräsentative Datengrundlage zur Abbildung des Nutzerverhaltens deutscher Haushaltsbewohner.

Es bestehen jedoch durchaus noch Möglichkeiten zur Optimierung des Modells MOHEMA bzw. dessen Eingangsdaten, um auch singuläre Einzelobjekte detailliert ab-

bilden zu können. Speziell aufgrund der flexiblen und adaptiven Struktur des Modells stehen aber hierzu eingangsseitig ausreichend Freiheitsgrade zur Verfügung, um notwendige Anpassungen vornehmen zu können.

Außerdem hat sich im Rahmen der Auswertungen gezeigt, dass zur Abschätzung der Potentiale größerer Skalen (Regionen, Bundesländer, Deutschland etc.) besonderer Wert auf eine zur Grundgesamtheit passende und daher repräsentative Auswahl der Haushalt-Personen-Konstellationen und deren direkte Verknüpfung mit den zugehörigen Gebäudetypen gelegt werden sollte.

Als Ausblick für zukünftige wissenschaftliche Untersuchungsgegenstände kann zudem die integrative Einbindung von Gebäudemodellen in die Optimierung und dadurch die direkte Nutzung der Speicherfähigkeit von Gebäuden in der Energieressourcenplanung genannt werden, zumal hierbei wesentliche Flexibilität in der Einsatzweise des Heizungssystems zu erwarten sind. Überdies sollte neuartigen Strukturansätzen, wie unter anderem dem verteilten Energiemanagement, verstärkte Aufmerksamkeit gewidmet werden.

Zusammenfassend lässt sich also festhalten, dass das Modell MOHEMA einen wesentlichen Beitrag zur verbesserten Simulation, Modellierung und infolgedessen Energieeinsatzoptimierung individueller Haushalte liefert, da es nicht nur auf die lokalen energietechnischen Profile und Bedarfe fokussiert, sondern diese auch mit den spezifischen Mobilitätsanforderungen einzelner Personen kombiniert.



# Anhang

## A Energierrelevante Statistiken und Daten

Im folgenden Abschnitt werden ausgewählte Statistiken für die Bereiche Personen, Haushalte und Mobilität in Deutschland dargestellt und deren zeitliche Entwicklungen näher erläutert.

### A.1 Bevölkerung und Haushalte

Die Bundesrepublik Deutschland zählt - Stand 30.09.2015 - rund 81,77 Millionen Einwohner, welche sich zu beinahe gleichen Teilen auf beide Geschlechter (weiblich 50,79%; männlich 49,21%) aufteilen [Sta15].

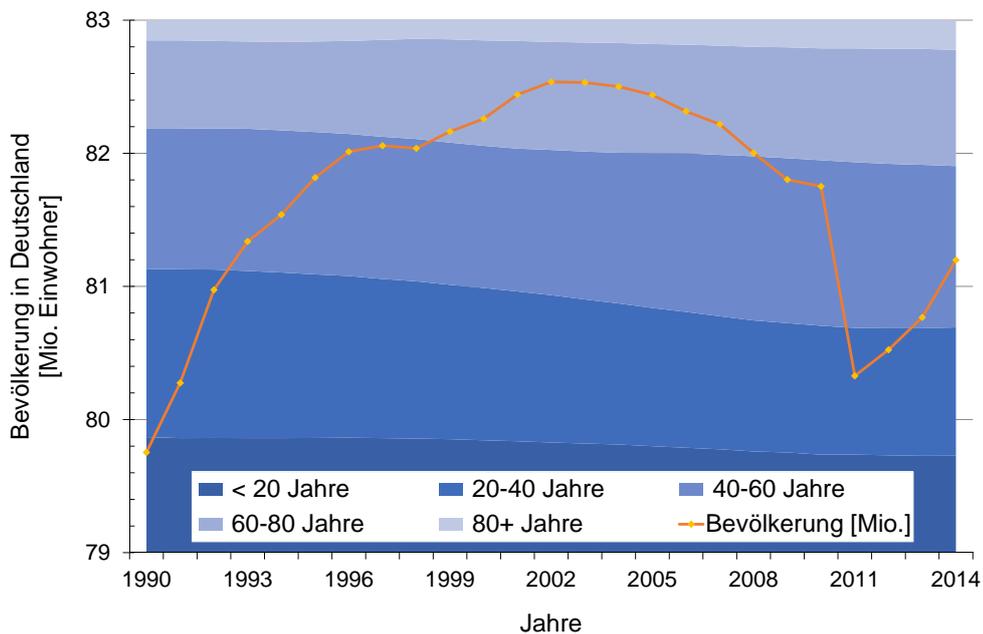


Abbildung A.1: Übersicht über die Bevölkerungs- und Altersstrukturentwicklung in Deutschland [Sta15]

In Abbildung A.1 ist die Entwicklung seit dem Jahr 1990 dargestellt, der Einbruch im Jahr 2011 ist mit der Durchführung einer teilweisen Volkszählung im Rahmen des

Zensus 2011 anstatt einer rein modelltechnischen Fortschreibung wie in den Jahren zuvor zu begründen.

### A.1.1 Altersstruktur

Hinsichtlich der Altersstruktur der deutschen Bevölkerung ist ein deutlicher Übergang im Bereich von 20 bis 64 Jahren (59,76%), gefolgt von Personen 65+ (22,06%) und Personen <20 (18,18%) erkennbar; der Mittelwert beträgt im Jahre 2016 circa 45,8 Jahre<sup>1</sup> - siehe dazu auch Abbildung A.2. Während in den Alterskategorien <65 Jahre annähernd ein Gleichgewicht herrscht, ist eine Übergewicht an weiblichen Personen im Seniorenbereich augenscheinlich.

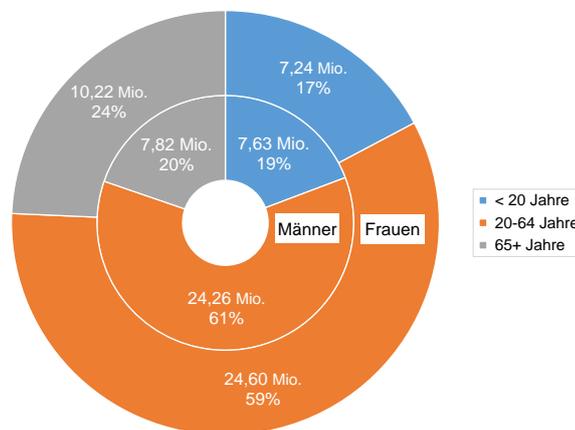


Abbildung A.2: Übersicht über die aktuelle Altersstruktur der Bevölkerung in Deutschland [Sta15]

### A.1.2 Wohnfläche und Haushaltsgrößen

Bezugnehmend auf die letzte Wirtschaftsrechnung des Statistischen Bundesamts im Jahr 2015 beträgt der Anteil an 1-Personen-Haushalten bei insgesamt etwa 36,65 Millionen Haushalten rund 41,45%, der 2-Personen-Haushalte 34,75%, der 3-Personen-Haushalte 12,05%, der 4-Personen-Haushalte 8,67% und der Haushalte mit fünf oder mehr Personen noch 3,08% [Sta15] (siehe auch Abbildung A.3).

Zudem bleibt die zeitliche Entwicklung der gesamten Anzahl an Haushalten über die Jahre recht konstant mit einer allenfalls leichten Zunahmetendenz, wobei ein

<sup>1</sup>Eigene Berechnungen auf Basis [Sta15]

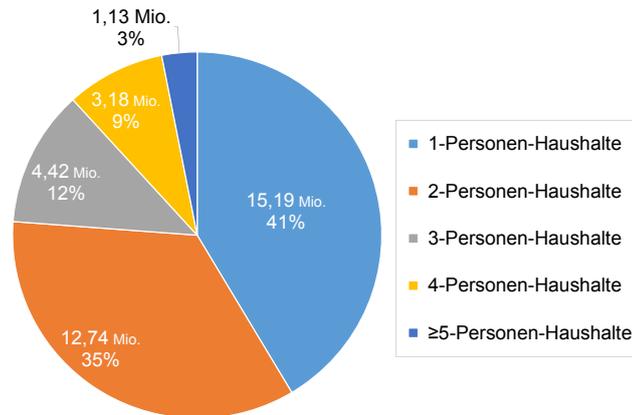


Abbildung A.3: Übersicht über typische Haushaltsgrößen in Deutschland [Sta15]

deutlicher Trend hin zu kleineren Haushaltsgrößen stattgefunden hat. Im Gegensatz zu den Daten der Wirtschaftsrechnung sind in Abbildung A.4 jedoch deutlich höhere Grundgesamtheiten angegeben, was darauf zurückzuführen ist, dass dort keine Vernachlässigung von landwirtschaftlichen Haushalten bzw. Haushalten mit einem Monatseinkommen größer 18.000 € durchgeführt wurde.

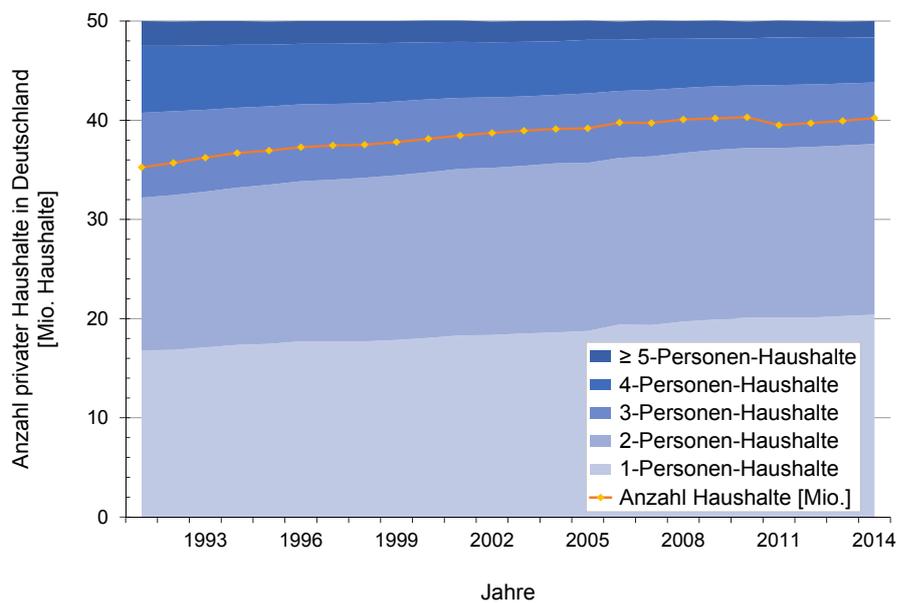


Abbildung A.4: Zeitliche Entwicklung der Anteile unterschiedlicher Haushaltsgrößen [Sta15]

Durchschnittlich wohnten im Jahr 1991 noch etwa 2,27 Personen pro Haushalt, diese Quote verringerte sich aber kontinuierlich auf 2,02 im Jahre 2011. Prognosen für

das Jahr 2035 sehen eine weitere Abnahme auf circa 1,91 Personen vorher [Bun16f]. Bricht man nun die Haushaltsgröße auf eine durchschnittliche Wohnfläche pro Person herunter, ergibt sich laut Zensus 2011 im Mittel ein Wert in Höhe von  $42,7\text{ m}^2$ , wobei der Wert für 1-Personen-Haushalte mit  $69,6\text{ m}^2$  noch deutlich höher liegt. Weiteren Einfluss auf diesen Wert hat auch die Besitzsituation: während Eigentümer durchschnittlich  $47,1\text{ m}^2$  pro Person besitzen, beträgt dieser Wert für Miethaushalte nur mehr  $37,9\text{ m}^2$ . Mit einer Quote von rund zwei Personen je Wohnung ergibt sich somit im Mittel eine Fläche von  $92,0\text{ m}^2$  pro Wohneinheit [Sta11]. Sieht man sich die Prognosen seitens des Statistischen Bundesamts bis zum Jahr 2014 an, so zeigt sich eine weitere Zunahme der Wohnfläche pro Kopf, die sich unter Umständen auch noch weiter bis ins Jahr 2035/2050 fortsetzen wird.

### A.1.3 Gebäudebestand

Basierend auf dem Zensus 2011 gliedern sich die Baualtersklassen entsprechend Abbildung A.5. Klar erkennbar ist dabei der dominierende Anteil (circa 77%) von Gebäuden, die vor 1986 erbaut wurden.

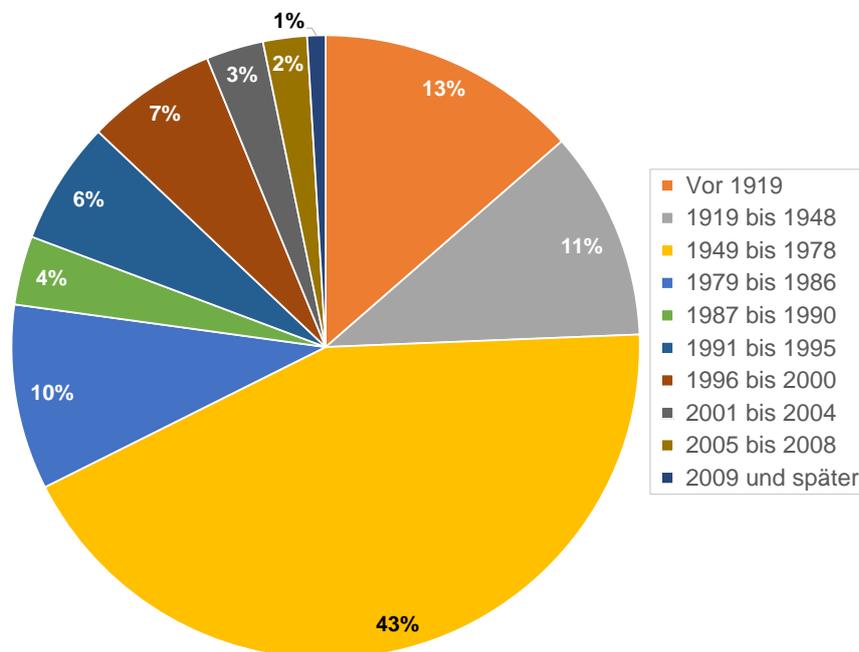


Abbildung A.5: Anteile der Baualtersklassen am Gebäudebestand

Hinsichtlich Gebäudegröße lässt sich festhalten, dass der Anteil an Einfamilienhäusern laut Statista durch deren kontinuierliche Zunahme, siehe auch Abbildung A.6, rund 30% im Jahr 2013 einnahm und tendenziell weiter steigen wird [Sta16c][Sta16b].

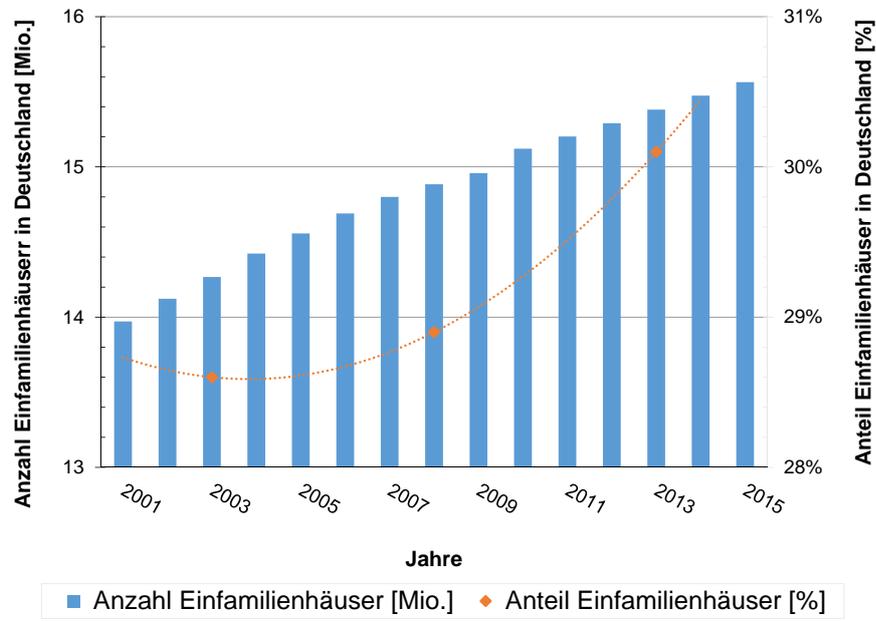


Abbildung A.6: Anteile Einfamilienhäuser am Gebäudebestand

## A.2 Energieverbrauch im Haushaltssektor

Der Endenergieverbrauch in Deutschland gliedert sich in die vier Sektoren *Industrie, Haushalte, Gewerbe, Handel, Dienstleistungen* und *Verkehr*. Dabei nimmt der Bereich GHD mit ca. 16% den geringsten Anteil ein, der Rest verteilt sich zu beinahe gleichen Teilen auf die anderen drei verbleibenden Sektoren (siehe dazu Abbildungen A.7 und A.8).

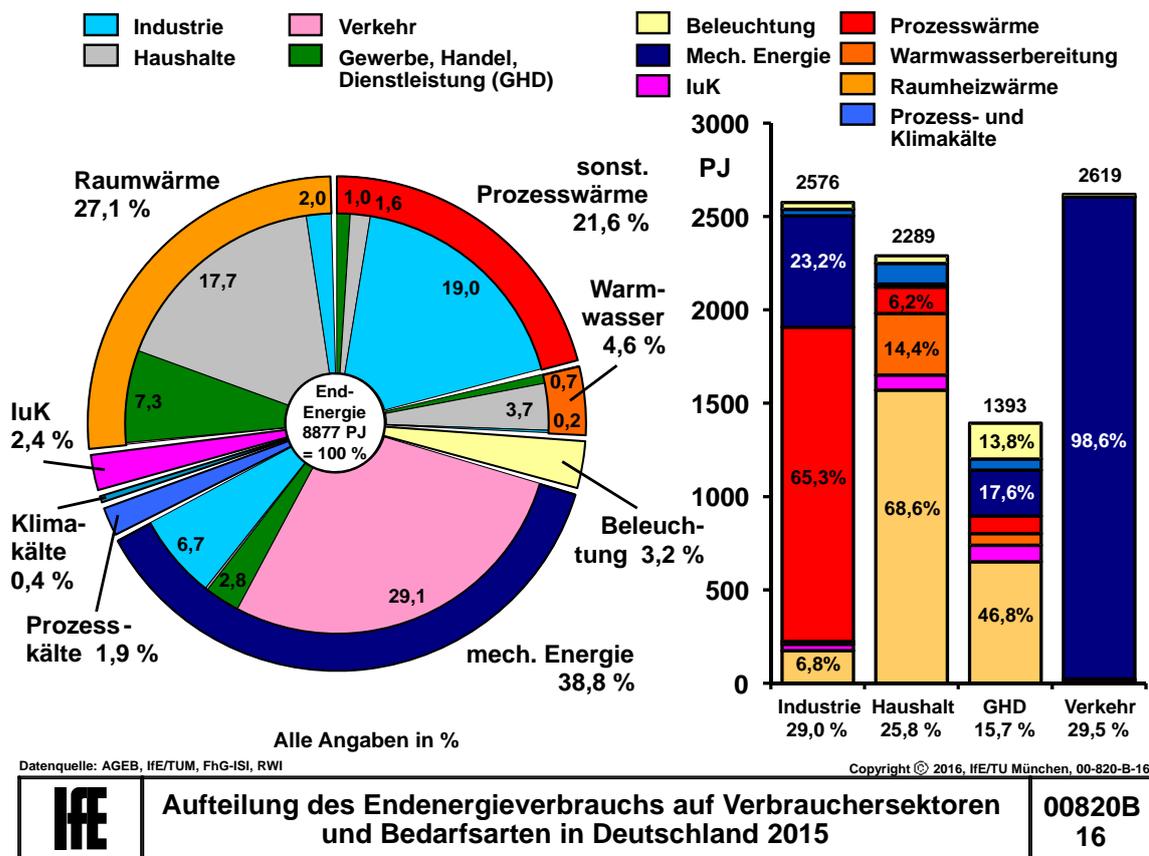


Abbildung A.7: Aufteilung des Endenergieverbrauchs auf Verbrauchersektoren und Bedarfsarten in Deutschland 2015

Die Arbeitsgemeinschaft Energiebilanzen [ADE15] nennt dabei im Jahr 2013 einen Gesamtenergiebedarf von etwa 2.550 TWh, welcher um etwa 3% niedriger ist als im Jahr 1990. Klar erkennbar sind dabei aber auch die jährlichen Schwankungen infolge vielfacher Einflussgrößen, wie unter anderem einer fehlenden Temperaturbereinigung. Während im Bereich Verkehr die Anforderung beinahe vollständig durch

mechanische Energie gedeckt wird, sehen die anderen drei Sektoren unterschiedlichste Ausprägungen von Diversifizierung vor.

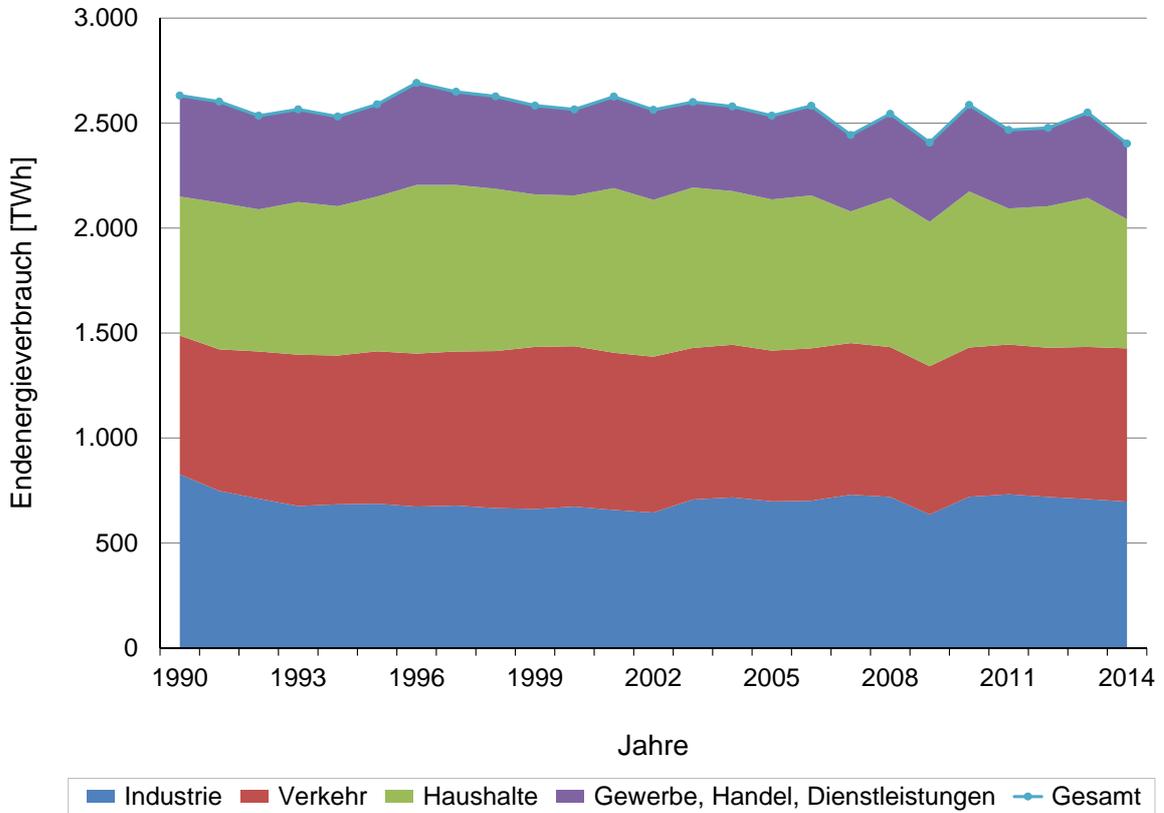


Abbildung A.8: Zeitliche Entwicklung des Endenergieverbrauchs in Deutschland nach Sektoren [ADE15]

Bei genauerer Betrachtung des Sektors Haushalte, welcher im Jahr 2014 einen Endenergieverbrauch von rund 615 TWh aufwies (etwa 25,6% des gesamten Bedarfs [ADE15]), und im Speziellen der Zusammensetzung verwendeter Energieträger, so zeigt sich eine Zunahme im Bereich der Erneuerbaren Energien und der Stromverwendung bzw. eine starke Abnahme von fossilen Energieträgern wie unter anderem Stein- oder Braunkohle. Der dominierende Energieträger bleibt aber weiterhin Erdgas (siehe auch Abbildung A.9). Die energiebedingten CO<sub>2</sub>-Emissionen durch Haushalte nehmen einen Anteil von ca. 10% der insgesamten CO<sub>2</sub>-Emissionen in Deutschland ein und betragen im Jahr 2012 rund 94 Millionen Tonnen. Dies entspricht einer Reduktion von ungefähr 27% gegenüber dem Jahr 1990 [Umw12].

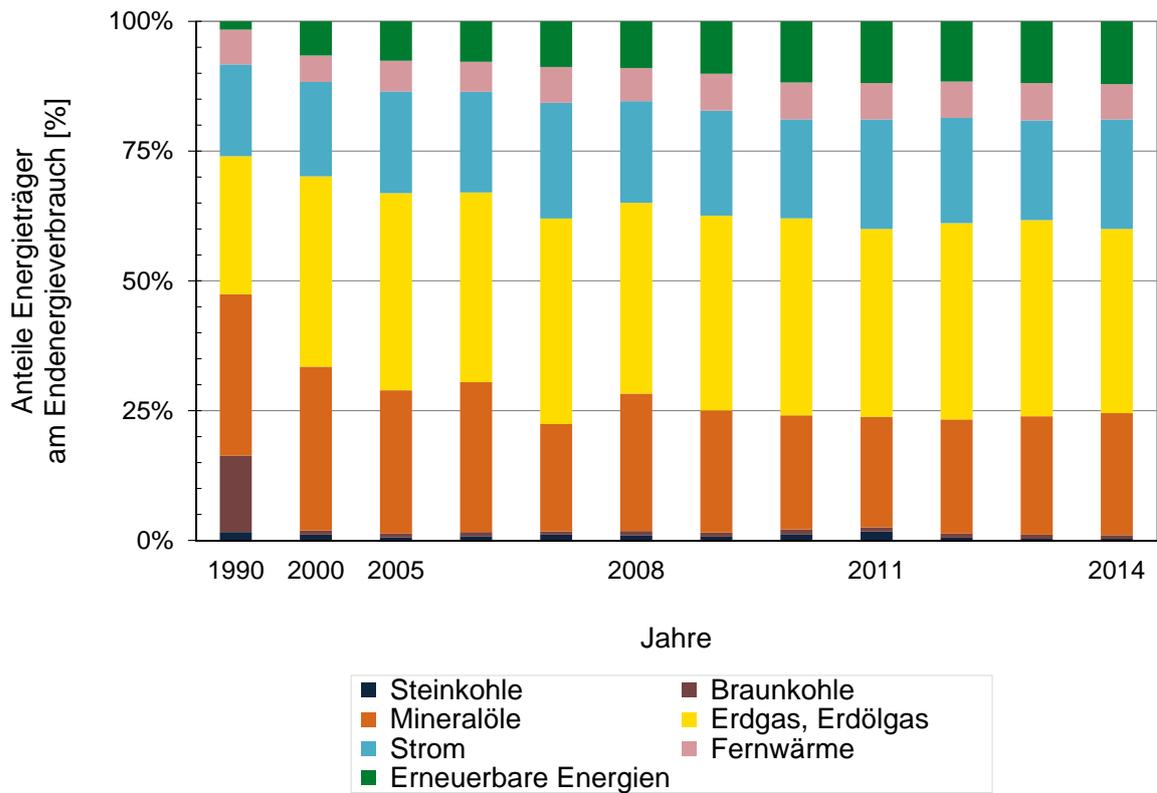


Abbildung A.9: Anteile der Energieträger am Endenergieverbrauch im Sektor Haushalte im Vergleich zwischen den Jahren 2005 und 2014 [ADE15]

Der Endenergieverbrauch im Haushaltssektor kann in folgende Anwendungsbereiche aufgeteilt werden:

- Raumwärme
- Warmwasserbereitung
- Haushaltsgeräte
- Kochen, Trocknen, Bügeln
- Beleuchtung

### A.2.1 Raumwärme/Heizung

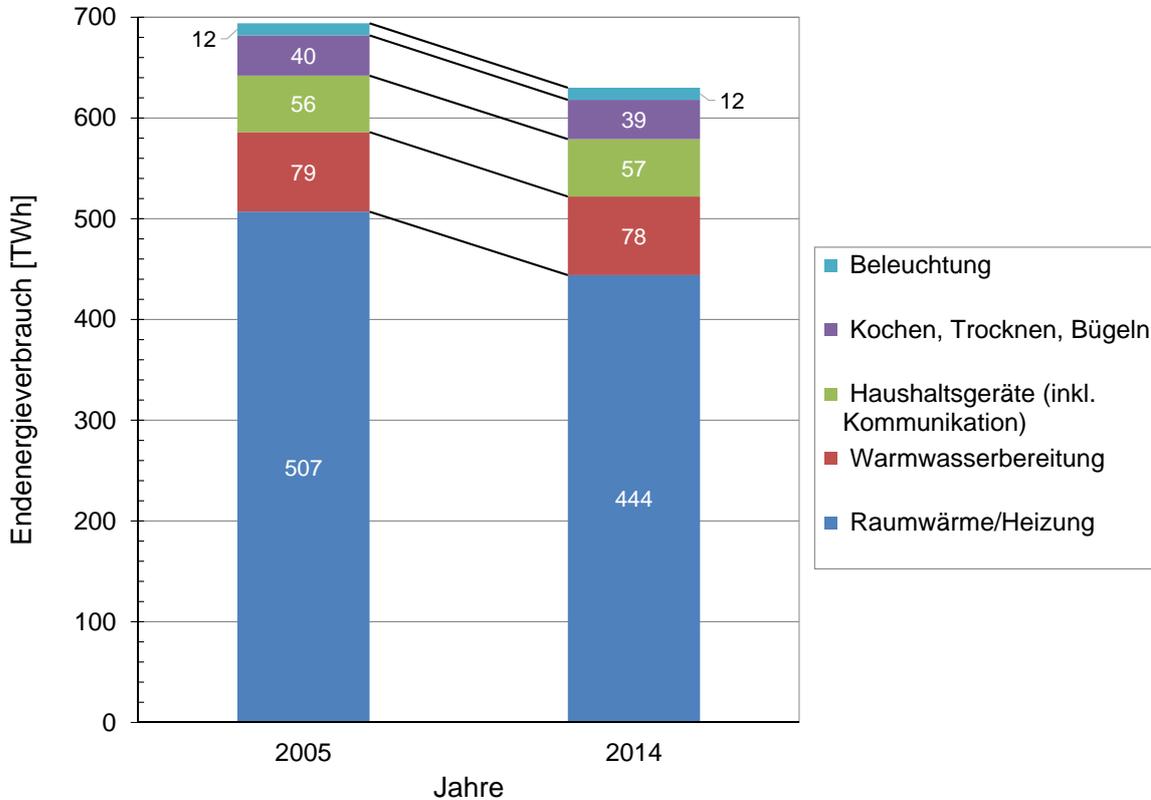


Abbildung A.10: Prozentualer Endenergieverbrauch von Haushalten nach Anwendungsbereichen [Sta15]

Aus Abbildung A.10 ist klar ersichtlich, dass der Bereich Raumwärme den dominierenden Anteil darstellt (rund 70% im Jahr 2014), wobei eine deutliche Reduktion sowohl anteilig um 3% als auch absolut um fast 12,5% seit dem Jahr 2005 stattgefunden hat.

Zieht man nun zusätzlich die aus diversen Wärmeschutzverordnungen (WSVO) und Energiesparverordnungen (EnEV) vergangener Jahre hervorgegangenen Energiestandards ins Kalkül (siehe dazu auch Abbildung A.11) und vernachlässigt bereits getätigte Sanierungsmaßnahmen, ist deutlich das Energieeinsparungspotential auf der Wärmeversorgungsseite privater Haushalte erkennbar. Zum Vergleich ist hier der durchschnittliche Wärmebedarf in Deutschland zu erwähnen, welcher im Jahr 1996 noch etwa  $187 \text{ kWh}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$  betrug und bis ins Jahr 2007 um circa 16% auf rund  $161 \text{ kWh}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$  abnahm [Umw12].

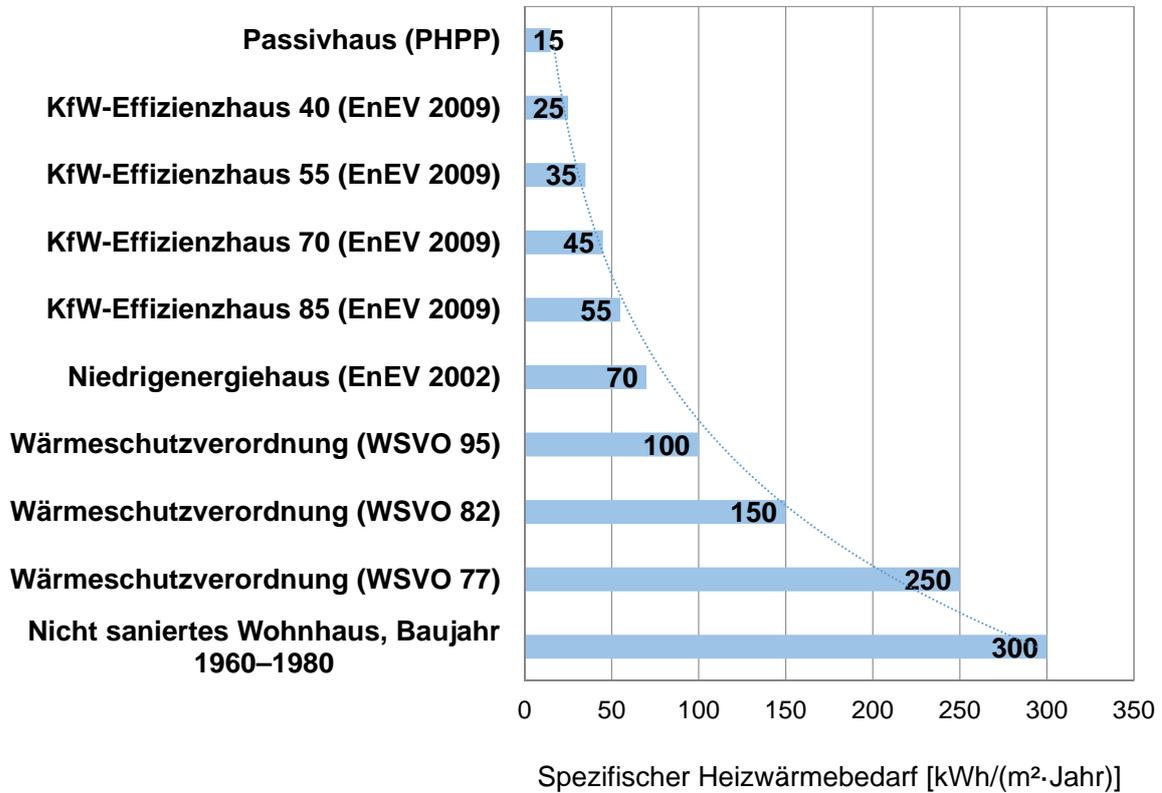


Abbildung A.11: Übersicht über Energiestandards im privaten Wohnbereich

## A.2.2 Strombedarf

Auf der Strombedarfsseite im Haushaltssektor zeigen sich seit dem Jahr 2005 deutliche Degressionen des gesamten und durchschnittlichen Haushaltsstrombedarfs infolge von verschärften Gesetzesvorgaben und Effizienzmaßnahmen (u.a. Reglementierung des Standby-Verbrauchs durch die EU) auf insgesamt rund 1.310 TWh bzw. 3.260 kWh pro Haushalt. Aus Abbildung A.12 wird zusätzlich eine starke Korrelation zwischen Strombedarf und Personenzahl im Haushalt erkennbar, wobei der Pro-Kopf-Verbrauch bei höheren Haushaltsgrößen deutlich abnimmt. Laut einer Umfrage der Gesellschaft für Sozialforschung und statistische Analysen (FORSA) kann von einer Abnahme des Pro-Kopf-Verbrauchs von bis zu 42% zwischen 1- und 4-Personen-Haushalten ausgegangen werden. Eigene Berechnungen basierend auf den Wirtschaftsrechnungen des Statistischen Bundesamts [Sta15] liegen bei einer Abnahme von ungefähr 34%.

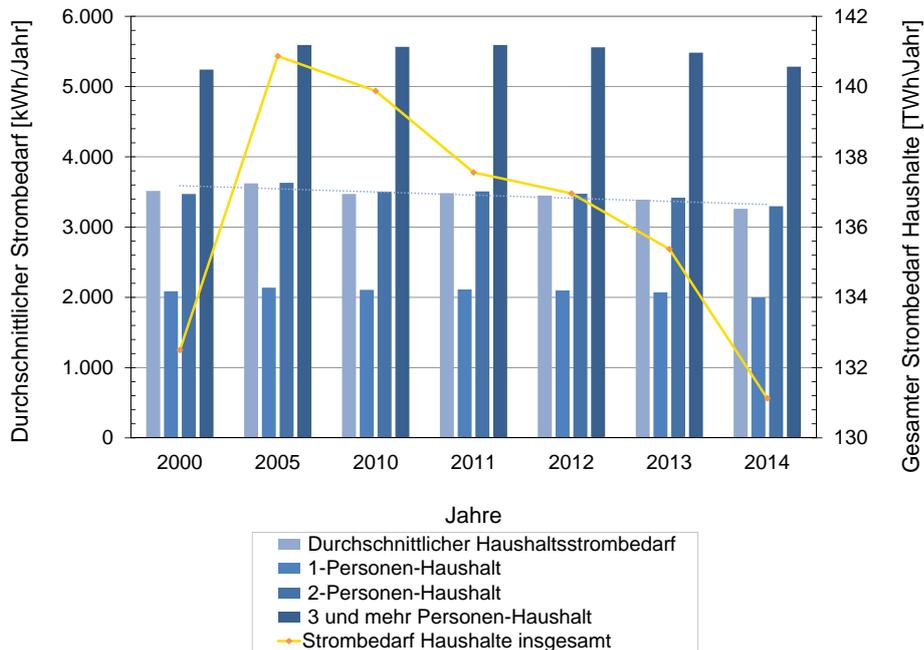


Abbildung A.12: Entwicklung des Haushaltsstrombedarfs über die Zeit in Abhängigkeit der Personenanzahl pro Haushalt [Sta15]

Ein weiterer, äußerst wichtiger Einflussfaktor auf den elektrischen Energieverbrauch ist der Ausstattungsgrad an Haushaltsgeräten. Damit sind sowohl Großverbraucher wie Waschmaschine, Kühlschrank etc. als auch Kleinverbraucher wie Fernseher, Laptop etc. gemeint. Grundsätzlich können dabei zwei Kategorien von Geräten unterschieden werden, welche auch in Abbildung A.13 für ausgewählte Geräte differenziert aufgeführt sind:

- **Geräte mit personenabhängigem Ausstattungsgrad:**  
Kühlschrank, Gefrierschrank, Waschmaschine, Trockner, Spülmaschine, Mikrowelle, Kaffeemaschine etc.
- **Geräte mit personenunabhängigem Ausstattungsgrad:**  
Fernseher, PC etc.

Beinahe alle Geräte weisen in der zeitlichen Betrachtung zwischen 2010 und 2015 eher konstante Verläufe oder nur leichte Zunahmen auf; deutlichere Gewinne bzw. Mehrfachausstattungen sind aber besonders bei Geräten aus dem Bereich IKT augenscheinlich (z.B. Fernseher +6%).

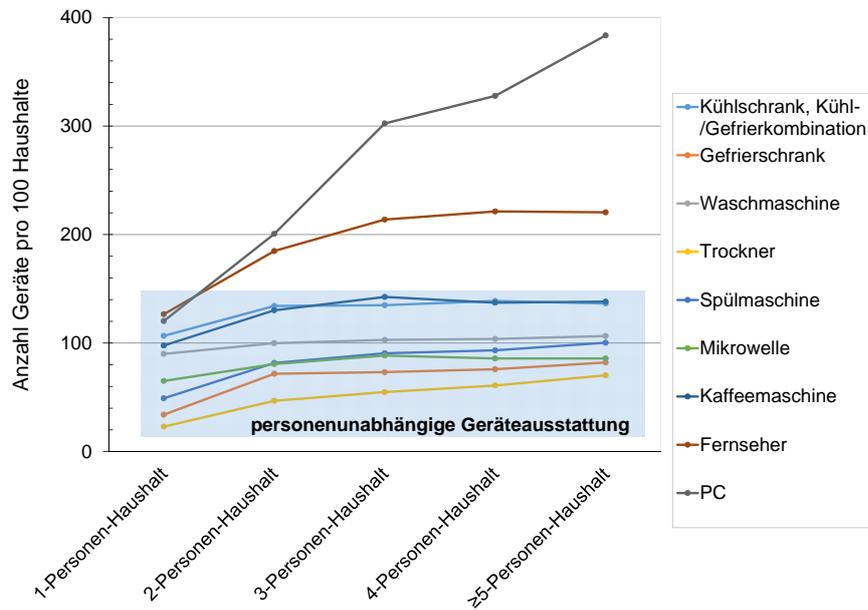


Abbildung A.13: Ausstattungsgrade von Haushaltsgeräten [Sta15]

Ergänzend findet sich dazu in der Studie des Bundesverbands der Energie- und Wasserwirtschaft e.V. (BDEW) bzw. EEFA-Instituts [Bun16f] eine vergleichende Analyse des Stromverbrauchs nach Gerätegruppen aus den Jahren 1996 und 2011 (siehe auch Abbildung A.14). Während der Stromverbrauch der Kategorien Beleuchtung, Kochen, Warmwasserbereitung annähernd konstante oder maximal leicht steigende Tendenzen aufweist, sind besonders die starke Zunahme des Verbrauchs von IKT-Geräten und die Abnahme von Kühl- und Gefriergeräten augenscheinlich. Dabei kann die Entwicklung bei Kühl- und Gefriergeräten mit Effizienzmaßnahmen und gesetzlichen Vorgaben (z.B. Reduktion des Strombedarfs einer Kühl-Gefrierkombination mit Baujahr 2000 hin zu A+++ um -70% [Bun16f]) begründet werden, wohingegen eine Steigerung des IKT Strombedarfs durch die Zunahme der Anzahl derartiger Geräte erfolgt.

Infolge einer ansteigenden Menge von 1- und 2-Personen-Haushalten bzw. eines höheren Ausstattungsgrads von IKT-Geräten kann trotz Einsparmaßnahmen in allen Bereichen von einem zukünftigen Zuwachs des gesamten Haushaltsstrombedarfs ausgegangen werden.

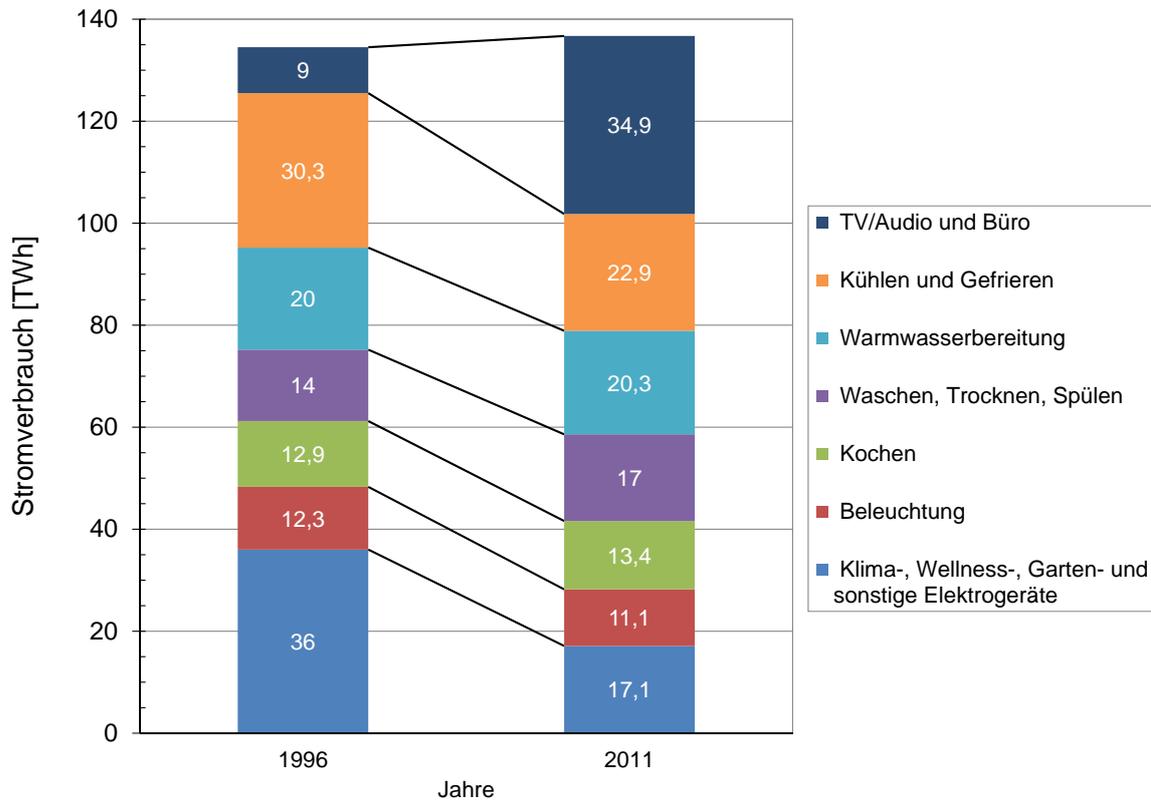


Abbildung A.14: Vergleich des Stromverbrauchs nach Gerätegruppen [Sta15]

### A.2.3 Warmwasserbereitung

Der Energiebedarf zur Warmwasserbereitung hängt hauptsächlich vom verwendeten Energieträger, der benötigten Temperatur und des eingesetzten Heizungssystems ab. Eine Aufschlüsselung nach Energieträgern für den Bereich Warmwasserbereitung und Raumwärmebereitstellung ist in Abbildung A.15 ersichtlich. Deutlich erkennbar ist dabei die noch dominante Abhängigkeit von fossilen Energieträgern, welche über drei Viertel insgesamt einnehmen. Zukünftig wird dieser Anteil jedoch gegenüber erneuerbaren Energien, Strom und Fernwärme weiter abnehmen. Die VDI Norm 4655 verweist dazu auf die EnEV und gibt rund 500 kWh/Person im Einfamilienhaus bzw. 1.000 kWh/Wohneinheit im Mehrfamilienhaus an [Ver08]. Zusätzlich kann man laut EnEV2014 pauschal  $20 \text{ kWh}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$  ansetzen, sofern der Warmwasserverbrauch aufgrund dezentraler Erwärmung nicht bekannt ist [BB15].

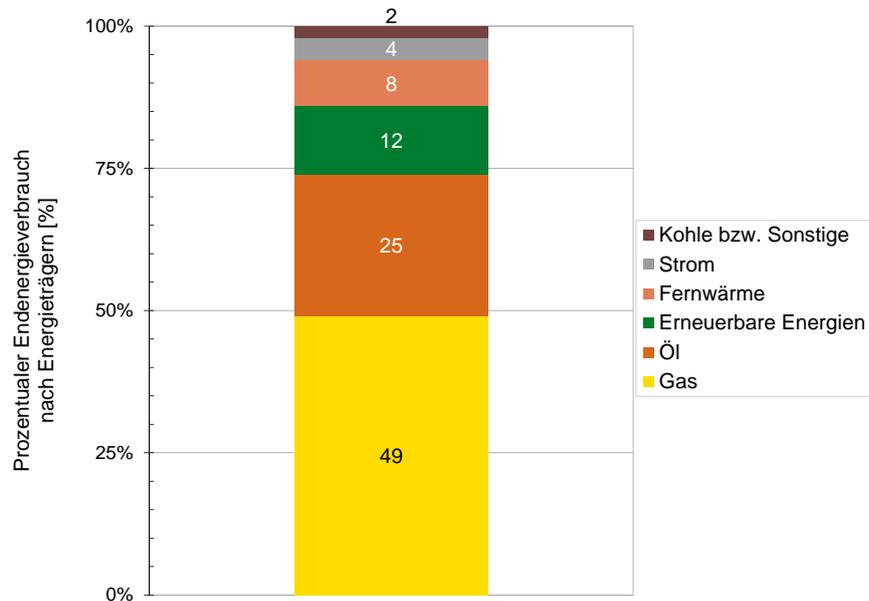


Abbildung A.15: Endenergieverbrauch für Raumwärme und Warmwasser nach Energieträgern 2014 [Str+15]

Betrachtet man nun den reinen Wasserverbrauch pro Kopf und Tag, variiert der Verbrauch je nach Quelle von 120l/(Person · Tag) [Ini14] und 140l/(Person · Tag) [Ser16]. Generell ist dabei über die Jahre eine abnehmende Tendenz (Reduktion zwischen Jahr 1990 und 2011 um 17,6% [Ini14][Sta07]) zu beobachten, was primär auf Energiesparmaßnahmen bzw. Durchflussbegrenzer etc. zurückzuführen ist [Grü].

Tabelle A.1: Wassermengen und Bezugstemperaturen nach Zapfstellen [Sta05]

Zapftyp	Wassermenge und -temperatur je Nutzung		Wassermenge bei Bezugstemperatur	
	[l]	[°C]	bei 60°C in [l]	bei 45°C in [l]
Spüle	10-20	50	8-16	-
Badewanne	120-150	40	72-90	103-129
Dusche	30-50	40	18-30	26-43
Waschtisch	10-15	40	6-9	9-13
Handwaschbecken	2-5	40	1-3	2-4

Eine anschauliche Aufteilung auf verschiedene Bedarfsarten des täglichen Lebens liefert dazu Abbildung A.16. Diese Verbrauchskategorien besitzen unterschiedliche Temperaturniveaus und divergieren sehr stark nach individuellen Nutzerbedürfnissen. Exemplarisch sind dazu in den Tabellen A.1 und A.2 Wassermengen bzw. die

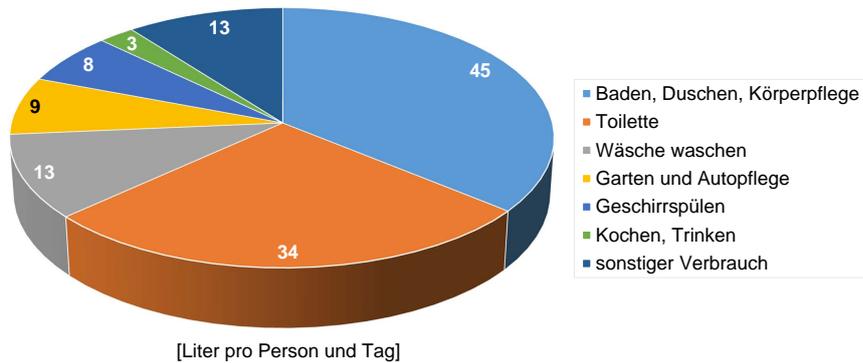


Abbildung A.16: Wasserverbrauch pro Person und Tag nach Bedarfsarten [Sta07]

zugehörigen Wassertemperaturen nach Zapfstellen aufgelistet.

Tabelle A.2: Normierte Wasserbedarfskategorien nach [Ver82]

Bedarfsklasse	Warmwasserbedarf pro Person und Tag		Spezifische Nutzwärme pro Person und Tag [kWh]
	60°C [l]	45°C [l]	
niedriger Verbrauch	10-20	15-30	0,6-1,2
mittlerer Verbrauch	20-40	30-60	1,2-2,4
hoher Verbrauch	40-80	60-120	2,4-4,8

Nachfolgend wird auf die im Rahmen dieser Arbeit betrachteten elektrischen (PV, elektrischer Batteriespeicher) und thermischen Anlagensysteme (HP, Warmwasserspeicher) sowie deren aktuelle Marktrepräsentation und zugehörige historische Entwicklung näher eingegangen.

## A.3 Elektrische Anlagensysteme

### A.3.1 Photovoltaik-Anlagen

PV-Anlagen sind die aktuell dominierende elektrische Energieerzeugungstechnologie im Bereich privater Haushalte. Im Jahr 2015 betrug die insgesamt installierte Leistung laut Bundesnetzagentur etwa 37,5 GW<sub>p</sub> bis 39,7 GW<sub>p</sub> [Bun16d], wobei trotz verminderter Zubaukapazitäten seit 2011 von einer weiteren Zunahme insgesamt auszugehen ist. Dies ist auch aus Abbildung A.17 abzulesen.

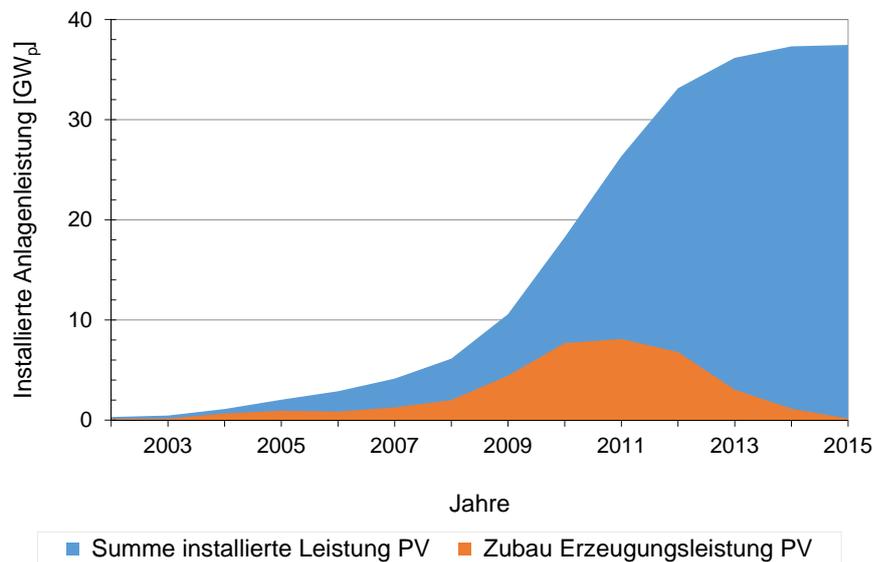


Abbildung A.17: Historische Entwicklung der installierten PV-Leistung in Deutschland - Daten: [www.EnergyMap.info](http://www.EnergyMap.info) - Stand 24.08.2015

Aufgrund der im Rahmen dieser Arbeit getroffenen Fokussierung auf den privaten Haushaltssektor und der dort üblichen Aufdach-Installation von PV-Anlagen, stellt die zur Verfügung stehende Dachfläche die limitierende Komponente hinsichtlich installierbarer Anlagenleistung dar:

Geht man von einer typischen Gebäudegrundfläche von 100 m<sup>2</sup> bis 150 m<sup>2</sup> pro Einfamilienhaus und einer dadurch nutzbaren Dachfläche nach Lödl von etwa 50% [Löd+10] aus, ergibt sich bei einem Gesamtwirkungsgrad von 15% bis 20% (hauptsächlich polykristalline, monokristalline Zellen (ca. 90%) [Sta16a]) eine maximal installierbare Leistung von ca. 10 kW<sub>p</sub>. Dies deckt sich mit der durchschnittlich instal-

lierten Anlagenkapazität kleiner  $30 \text{ kW}_p$ , welche rund  $10,6 \text{ kW}_p$  ausmacht.

Die kumulierte installierte Leistung bis zu diesem Grenzwert ergibt etwa  $5.745 \text{ MW}$  und damit rund  $99,7\%$  sämtlicher erneuerbarer Technologien kleiner  $10 \text{ kW}_p$ , siehe dazu auch Abbildung A.18.

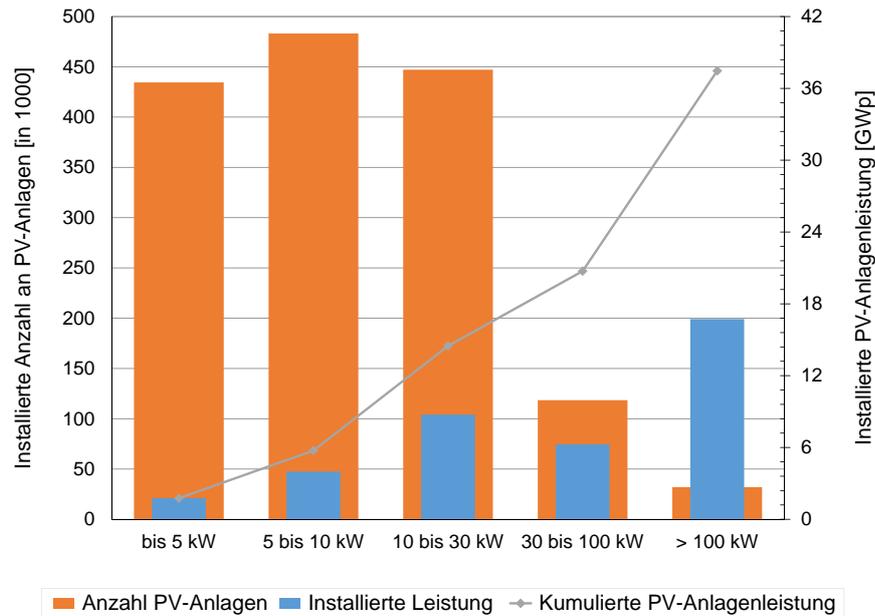


Abbildung A.18: Aufschlüsselung der PV-Anlagen in Deutschland nach Stückzahl und installierter Leistung - Daten: [www.EnergyMap.info](http://www.EnergyMap.info) - Stand 24.08.2015

Die Systemkosten sind seit Jahren einer steten Degression unterworfen. Betragen die Investitionskosten für eine PV-Anlage im Jahr 2006 noch  $5.000 \text{ €/kW}_p$  und mehr [Wir16], so erreichen sie je nach Anlagengröße mittlerweile (Stand 3.Quartal 2015) ein Niveau von rund  $940 \text{ €/kW}_p$  bis  $1.510 \text{ €/kW}_p$  (siehe auch Tabelle A.3). Dieser Kostensturz ist vorwiegend auf eine Reduktion der Modulkosten zurückzuführen, welche für rund die Hälfte der Kosten ( $50,11\%$ ) stehen. Die übrigen Kostenanteile für den Wechselrichter ( $18,43\%$ ), für sonstige Anlagenkomponenten ( $12,60\%$ ) und für die Installation ( $18,86\%$ ) zeigen ebenfalls leichte Abwärtstendenzen, fallen jedoch bei weitem nicht so stark wie die der Module [EuP13].

Andere aktuellere Quellen schlüsseln die Bestandteile (Stand 2.Quartal 2016) wesentlich unschärfer auf: Neben dem Kaufpreis der PV-Anlage zwischen  $750 \text{ €/kW}_p$

und 1.700 €/kW<sub>p</sub> fallen zudem Kosten für den Netzanschluss (Einspeisezähler, Zählerkasten etc.) in Höhe von ca. 500 € bis 1.000 € an [Fin16].

Tabelle A.3: Aktuelle Kostendaten PV [Haf]

Anlagengröße [kW <sub>p</sub> ]	Durchschnittlicher Investitionsaufwand [€/kW <sub>p</sub> ]
< 3 kW <sub>p</sub>	1510
< 10 kW <sub>p</sub>	1380
< 100 kW <sub>p</sub>	1200
< 300 kW <sub>p</sub>	1020
< 1000 kW <sub>p</sub>	940

Daraus resultieren direkte Stromgestehungskosten abhängig von der solaren Einstrahlung von etwa 11,7 ct/kWh bis 14,39 ct/kWh bei Anlagen kleiner 3 kW<sub>p</sub> bzw. eine Spanne von 7,47 ct/kWh bis 9,13 ct/kWh bei Großanlagen kleiner 1,000 kW<sub>p</sub> [Haf].

### A.3.2 Elektrische Stationärspeicher

Angesichts einer zunehmenden Differenz zwischen sinkender Einspeisevergütung bei PV-Anlagen und steigendem Strombezugspreis einerseits, siehe dazu auch Abschnitt A.5, und gesetzlicher Verpflichtungen seitens des Gesetzgebers andererseits, erfreut sich der Eigenverbrauch, d.h. die Nutzung selbsterzeugten Stroms, immer größerer Beliebtheit. Seit dem EEG2012 ist daher vorgesehen, dass eine Abregelung der PV-Einspeiseleistung bei Anlagen ohne Speicher von maximal 70% der installierten PV-Anlagenleistung, bei Systemen mit Speicher bei KfW-Speicherförderung von maximal 60% (Förderprogramm 2013) bzw. 50% (Förderprogramm 2016) erfolgen muss.

Im Zuge dessen liefern besonders elektrische Energiespeicher neben zahlreichen IKT- und Lastverschiebungsmaßnahmen, wie unter anderem Rundsteuerempfänger, das größte Potential zur Steigerung der Eigenversorgung. Abgesehen von wirtschaftlichen Vorteilen bieten elektrische Speicher in Privathaushalten zudem die Möglichkeit, kurzfristige Netzausfälle zu kompensieren bzw. damit Netzanschlüsse an der Belastungsgrenze zu entlasten.

Grundsätzlich werden Speicher anhand der maximalen Speicherdauer bzw. der ver-

wendeten Technologie unterschieden. Während Kurzzeit- (Schwungradspeicher, Doppelschichtkondensatoren etc.) bzw. Langzeit-Speicher (Druckluftspeicher, Pumpspeicher etc.) die Anforderungen an ein stationäres Speichersystem in Privathaushalten nicht erfüllen können, stellen Tagesspeicher wie z.B. elektrochemische Speicher das Mittel der Wahl dar [Kan10].

Geht man von einer Lebensdauer der PV-Anlage von 20 Jahren und einem Ladezyklus pro Tag bzw. pro zwei Tagen aus, muss demnach das Batteriespeichersystem rund 7.000 bzw. 3.500 Lade-/Entladezyklen standhalten. Die erwartete Lebensdauer bei Blei-Säure-Batterien liegt bei maximal acht Jahren bzw. 2.000 Zyklen, wodurch eine erneute Anschaffung notwendig werden würde [PO13]. Lithium-Ionen-Speicher hingegen besitzen bei entsprechendem Lade-/Entladefenster (SOC-Swing) durchaus eine Lebensdauer von 6.000 bis 10.000 Ladezyklen [Kan10].

Demgegenüber stehen wesentlich höhere Anschaffungskosten bei Lithium-Ionen-Batterien, welche aktuell zwischen 753 €/kWh und 1.750 €/kWh bzw. durchschnittlich bei rund 1.440 €/kWh Gesamtsystemkosten liegen [Ene16]. Davon entfallen laut [Sch16] etwa 70% bis 75% der Kosten auf die Batteriezellen und 25% bis 30% auf zusätzliche Komponenten wie elektrische Verbindungen, Batteriemanagement, Gehäuse etc.

Neben einer erhöhten Nachfrage im Zuge des verstärkten Einsatzes von Elektromobilität im Verkehrssektor können auch Wiederaufbereitungskonzepte (Second-Life) ihren Teil zu einer weiteren Kostenreduktion beitragen. Überdies besteht aktuell die Möglichkeit zusätzliche Förderzuschüsse seitens der Kreditanstalt für Wiederaufbau (KfW)-Bank zu beantragen, welche bis zu 660 €/kW<sub>p</sub> der installierten PV-Anlagenleistung betragen können. Diese ziehen jedoch nach EEG2014 eine Limitierung der maximale Einspeiseleistung auf 60% der installierten PV-Leistung mit sich. Bereits heute hat sich diese Technologie am Markt etabliert und wird zumeist bei Neuinstallationen vorgesehen.

Leider gibt es jedoch aktuell nur unzureichende Informationen über exakte Absatzzahlen von Stationär-Speichersystemen. Im Zuge des Jahresberichts zum Speichermonitoring 2016 wird ein Gesamtabsatz von ca. 34.000 dezentralen Solarstromspeichern in den Jahren 2013 bis 2016 angegeben. Dieser Wert setzt sich einerseits aus ca. 19.000 Förderzusagen bis Ende März 2016 zusammen, wovon (Stand 14.03.2016)

9.906 geförderte Speichersysteme mit einer Gesamtkapazität von rund 60 MWh bzw. einem arithmetischen Mittelwert von 5,7 kWh pro Speicher im Melderegister eingetragen sind [Kai+16]. Bezugnehmend auf Umfragen bei diversen Herstellern und Experten [Hag16] werden jedoch andererseits nur zwischen 50% und 60% über das KfW-Programm gefördert, wodurch diese in obiger Aufstellung nicht enthalten sind. Rechnet man diese entsprechend mit ein, beträgt der Gesamtabsatz rund 34.000 Speicher mit einer Gesamtkapazität von 204 MWh. Lithium-Ionen-Speicher machen davon sowohl in Bezug auf die installierte Anzahl als auch die kumulierte nutzbare Speicherkapazität einen Anteil von knapp 90% aus.

Hinsichtlich Speichergröße werden verstärkt nutzbare Kapazitäten von 4 kWh bis 8 kWh abgesetzt. Diese machen im Beobachtungszeitraum einen Marktanteil von knapp 60% aus, Speichergrößen oberhalb von 10 kWh bzw. unterhalb von 2 kWh finden kaum Betrachtung. Die durchschnittlich nutzbare Speicherkapazität zeigt dabei über die Jahre 2013 bis 2015 hinweg eine konstante Entwicklung (2013: 6,1 kWh pro Speicher, 2014 bzw. 2015: 5,7 kWh pro Speicher). Im Rahmen des Speichermonitorings und darin vorgenommener Analysen hinsichtlich der Abhängigkeiten zu den relevanten Einflussgrößen Haushaltsstromverbrauch bzw. PV-Größe, hat sich gezeigt, dass bei PV-Anlagengrößen kleiner 15 kW<sub>p</sub> eine moderate Korrelation besteht und eher kleinere Speicherkapazitäten installiert werden. Bei Anlagen größer 15 kW<sub>p</sub> zeigt sich eine starke Zunahme der Speichergröße. Dies ist vor allem damit zu begründen, dass derartige Größen überwiegend nicht in privaten Haushalten vorzufinden sind. Bezüglich Stromverbrauch lässt sich eine schwache Korrelation im Bereich kleiner 5.000 kWh und ein deutliches Wachstum bei Verbrauchszahlen zwischen 5.000 kWh und 10.000 kWh bzw. eine nochmalige Steigerung ab größer 10.000 kWh feststellen [Kai+16].

### **A.3.3 Investitionskosten Energiemanagement und IKT**

Basierend auf den Angaben und Messergebnissen aus dem Projekt e-MOBILie [Pro16] wurde ein Kostenaufwand für Investition und Betrieb des Hausenergiemanagementsystems bzw. zugehöriger IKT-Komponenten in Höhe von 371 € bei einer Lebensdauer von 10 Jahren bzw. rund 40 € pro Jahr festgestellt.

## A.4 Thermische Anlagensysteme

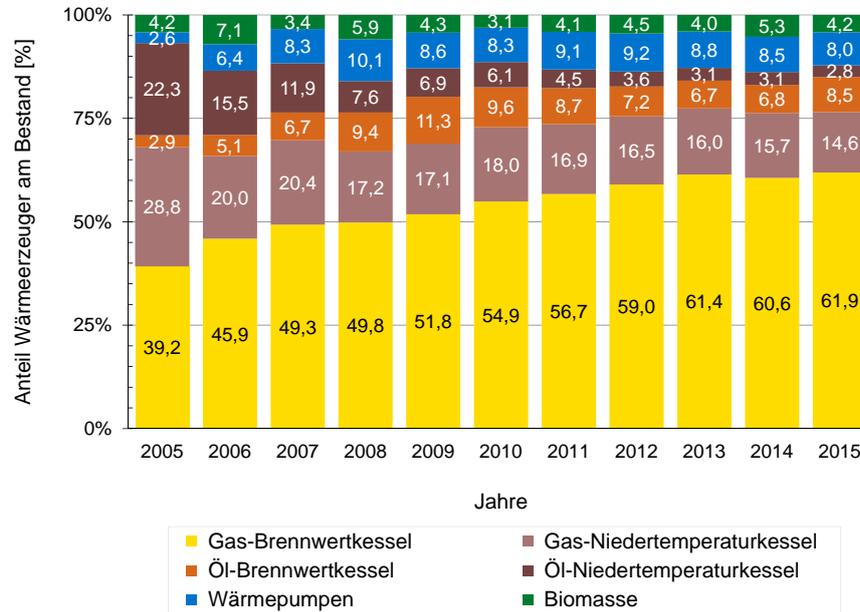


Abbildung A.19: Historische Entwicklung der Anteile am Heizungsbestand [Bun16e]

Knapp 70% des Bestands thermischer Anlagensysteme in Deutschland besitzen ein Alter von über 10 Jahren, 31% sogar von über 20 Jahren. Das Durchschnittsalter der Heizungsanlagen für alle Haushalte beträgt dabei etwa 16,6 Jahre. Bei Fokussierung auf den Teilbereich der Ein- und Zweifamilienhäuser erreicht man dort im Mittel einen Wert von 15,9 Jahren. Auf der einen Seite ist dadurch auch die starke Abhängigkeit von fossilen Energieträgern zu erklären (siehe dazu auch Abbildung A.19). Betrachtet man aber auf der anderen Seite aktuelle Tendenzen am Heizungsmarkt, wie in Abbildung A.20 dargestellt, so lässt sich auch ein klarer Trend vorwiegend weg vom Öl hin zum Gas und weniger zu alternativen Energien erkennen. Obwohl der Anteil erneuerbarer Energien bzw. von Stromheizungen wie z.B. Wärmepumpen stetig steigt, verzeichnen Gaskessel hier die stärksten Zuwächse. Dies liegt an günstigen Rohstoffpreisen (Gas, Öl - siehe Kapitel A.5) aber auch am hohen Strompreis, welcher die Wirtschaftlichkeit von Stromheizungen am meisten beeinflusst [Bun14].

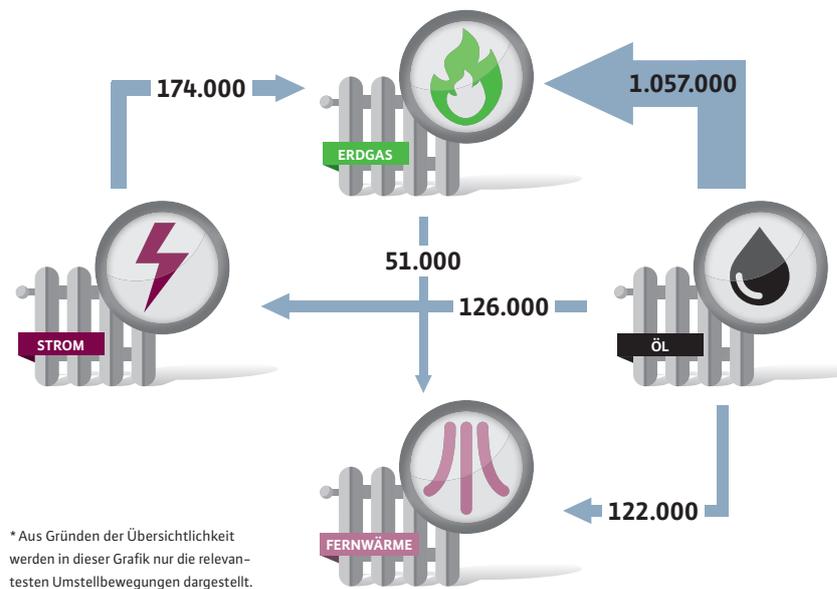


Abbildung A.20: Energieträgerumstellung und Trends bei Wärmeerzeugern am Beispiel des Jahres 2014 [Bun14]

#### A.4.1 Wärmepumpen

Der Absatz von Heizungswärmepumpen bewegt sich seit einigen Jahren konstant im Bereich zwischen 50.000 und 60.000 Stück pro Jahr (2015: 57.000 Stück), wobei sich diese zu 70,2% (40.000 Stück) aus Luft-Wasser- und zu 29,8% (17.000 Stück) aus Erdreich-Wärmepumpen zusammensetzen. Demgegenüber stehen etwa 12.500 Warmwasserwärmepumpen [Bun15].

Trotz aktuell negativer Rahmenbedingungen bieten sich speziell durch die Installation von PV-Anlagen in Privathaushalten - daraus folgend dem ökonomischen Ziel eines erhöhten Eigenverbrauchs - Chancen für den Einsatz von Wärmepumpen. Dies ist am deutlichsten im Gebäudeneubaubereich zu erkennen und auf die dort geltenden, strengen EnEV Vorschriften des Gesetzgebers zurückzuführen. Bereits im Jahr 2014 nahmen Wärmepumpen hier einen Anteil von über 30% ein, während dieser im Jahr 2000 noch unter 1% lag [Bun14].

Die Kosten für ein Wärmepumpensystem besitzen eine starke Abhängigkeit von der benötigten Heizleistung und setzen sich aus einem Betrag für die Wärmepumpe selbst

und den Kosten für die Erschließung der Wärmequelle zusammen.

Die Erschließung bei einer Luft-Wärmepumpe bewegt sich im Bereich von 200 € bis 600 € und ist weitgehend unabhängig von der Heizleistung. Für Erdwärmepumpen können je nach Technologie (Sonde, Kollektor) Aufwendungen in Höhe von 250 €/kW bis 950 €/kW und für Grundwasserwärmepumpen rund 4.500 €/kW bis 5.500 €/kW abhängig von der benötigten Heizleistung angenommen werden [Bur16]. Für die Wärmepumpe selbst gibt [Bur16] für einen Neubau (40 W/m<sup>2</sup>) mit ca. 180 m<sup>2</sup> und einer daher benötigten Heizleistung von 8 kW bis 9 kW (Heizung und Warmwasser) folgende Kosten an:

- Luft-Wärmepumpe (Luft/Wasser): ca. 10.000 € bis 12.000 €
- Erdreich-Wärmepumpe (Sole/Wasser): ca. 8.500 € bis 11.500 €
- Grundwasser-Wärmepumpe (Wasser/Wasser): ca. 9.000 € bis 12.000 €

Berechnet man daraus die spezifischen Kosten pro kW, ergeben sich je nach Art der Wärmepumpe Werte zwischen 950 €/kW und 1.500 €/kW. Dies deckt sich relativ gut mit einer eigenständig durchgeführten Marktrecherche (siehe dazu Tabelle B.5), aus der man im Mittel einen Wert von 995 €/kW erhält.

Weitere wichtige Faktoren für Wärmepumpen sind der sogenannte COP bzw. die Jahresarbeitszahl (JAZ). Während der COP das Verhältnis aus abgegebener Wärmeleistung zu eingesetzter elektrischer Leistung unter definierten Norm-Betriebsbedingungen für die HP angibt, setzt die JAZ die jährlich abgegebene Wärmemenge zur aufgewendeten elektrischen Arbeit des gesamten Systems ins Verhältnis. Dadurch werden bei der JAZ auch Schwankungen im Betrieb durch z.B. veränderte Wetterbedingungen berücksichtigt. Normalerweise bewegt sich der COP abhängig von der verwendeten Technologie zwischen 3 (Luft/Wasser) bis 5 (Wasser/Wasser) bei einer starken Abhängigkeit von der eingestellten Vorlauftemperatur. Das Gesetz zur Förderung Erneuerbarer Energien im Wärmebereich (EEWärmeG) legt für die JAZ folgende Grenzwerte fest:

*Die Jahresarbeitszahl beträgt bei Luft/Wasser- und Luft/Luft-Wärmepumpen 3,5 und allen anderen Wärmepumpen 4,0. Wenn die Warmwasserbereitung des Gebäudes durch die Wärmepumpe oder zu einem wesentlichen*

*Anteil durch andere Erneuerbare Energien erfolgt, beträgt die Jahresarbeitszahl abweichend bei Luft/Wasser- und Luft/Luft-Wärmepumpen 3,3 und allen anderen Wärmepumpen 3,8 [Bun08, S. 16].*

## A.4.2 Thermische Speicher

Grundsätzlich gibt es drei Arten der Wärmespeicherung, dazu gehören sensible Speicher (durch Temperaturänderung), Latentwärmespeicher (durch Zustandsänderung) und thermochemische Wärmespeicher (durch endo- bzw. exotherme Reaktion). Im privaten Haushaltsbereich werden dabei vorwiegend sensible Speicher, sogenannte Warmwasserspeicher, eingesetzt. Diese können sowohl für die reine Heizwärme- (Pufferspeicher, Schichtladespeicher etc.) als auch für die kombinierte Heizwärme- und Warmwasserspeicherung verwendet werden. In Tabelle A.4 sind die jeweiligen Besonderheiten und Vor-/Nachteile aufgeführt.

Tabelle A.4: Übersicht über verschiedene thermische Speichertypen anhand deren Nutzung und Eigenschaften [Bru14b]

Nutzung	Speicherart	Besonderheit	Vorteile
Heizwärme	Standard-Pufferspeicher	Universell einsetzbar	Günstig und einfach zu montieren
Heizwärme	Schichtladespeicher	Höhere Effizienz durch Schichtung unterschiedlich warmen Heizwassers	Optimale Einbindung von unterschiedlich warmen Heizwärmeerzeugern
Heizwärme und Warmwasser	Kombispeicher	Kleinerer Warmwasserspeicher integriert in Pufferspeicher	Kompakte, platzsparende Bauweise
Heizwärme und Warmwasser	Frischwasserspeicher	Warmwasserbereitung im Durchflussprinzip	Gute Trinkwasserhygiene

Zur Dimensionierung des thermischen Speichers existieren nach der Norm DIN EN 303-5 folgende Berechnungsformeln für Festbrennstoffkessel: [Deu12]

$$V_{\text{Pufferspeicher}} = 15 \cdot \dot{Q}_K \cdot T_B \quad (\text{A.1})$$

$$V_{\text{Pufferspeicher},\text{min}} = 15 \cdot \dot{Q}_K \cdot T_B \cdot \left(1 - 0,3 \cdot \frac{\dot{Q}_H}{\dot{Q}_{K\text{min}}}\right) \quad (\text{A.2})$$

In den Formeln A.1 und A.2 stehen dabei jeweils  $V_{\text{Pufferspeicher}}$  für das Pufferspeichervolumen in Liter,  $\dot{Q}_K$  für die Kessel-Nennleistung in Kilowatt,  $T_B$  für die Nenn-Abbrandperiode in Stunden (ca. 2,5 h),  $\dot{Q}_H$  für die Heizlast des Gebäudes und  $\dot{Q}_{K\text{min}}$  für die kleinste einstellbare Kesselleistung in Kilowatt.

Da diese Berechnung für Feststoffbrennkessel ausgelegt ist, kann man sich für Wärmepumpen oder erneuerbare Erzeugungssysteme vereinfacht auch am Wärmebedarf und Nutzerverhalten orientieren, wodurch sich Dimensionierungswerte zwischen  $35 \text{ l/kWh}_{\text{Bedarf}}$  und  $75 \text{ l/kWh}_{\text{Bedarf}}$  ergeben [Bru14b].

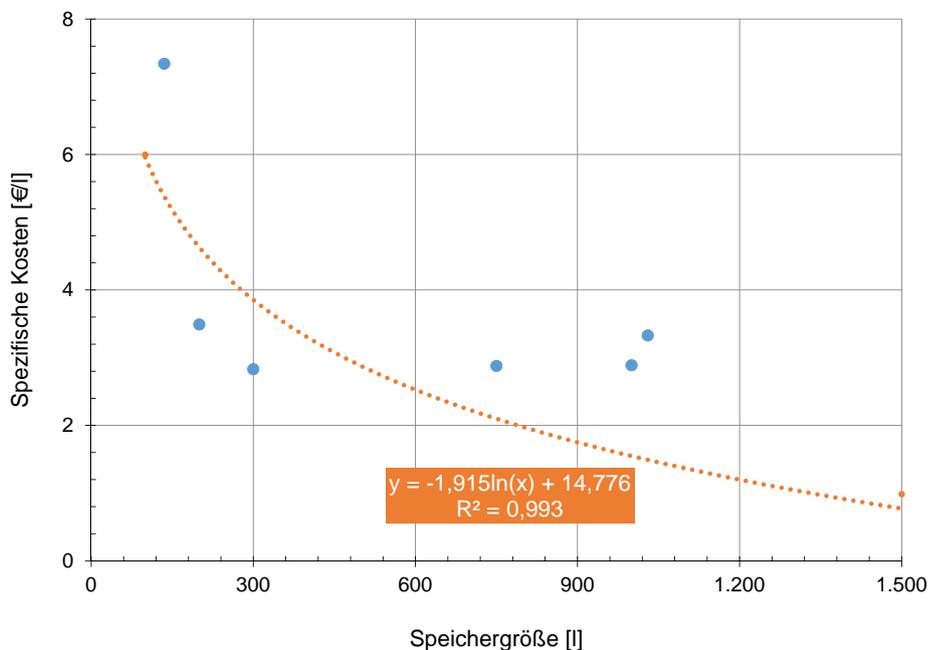


Abbildung A.21: Spezifische Kosten thermischer Speicher in Abhängigkeit der Speichergröße

Dadurch würde sich bei einer Wärmepumpen-Heizungsanlage von etwa 8 kW bis 9 kW eine Größenordnung von 250 l bis 700 l ergeben. Dies deckt sich mit diversen Abschätzungen von Experten, welche in Bezug auf Solarthermie zur effizienten Heizungsunterstützung ein Speichervolumen von rund 400 l bis 800 l empfehlen [Mün16].

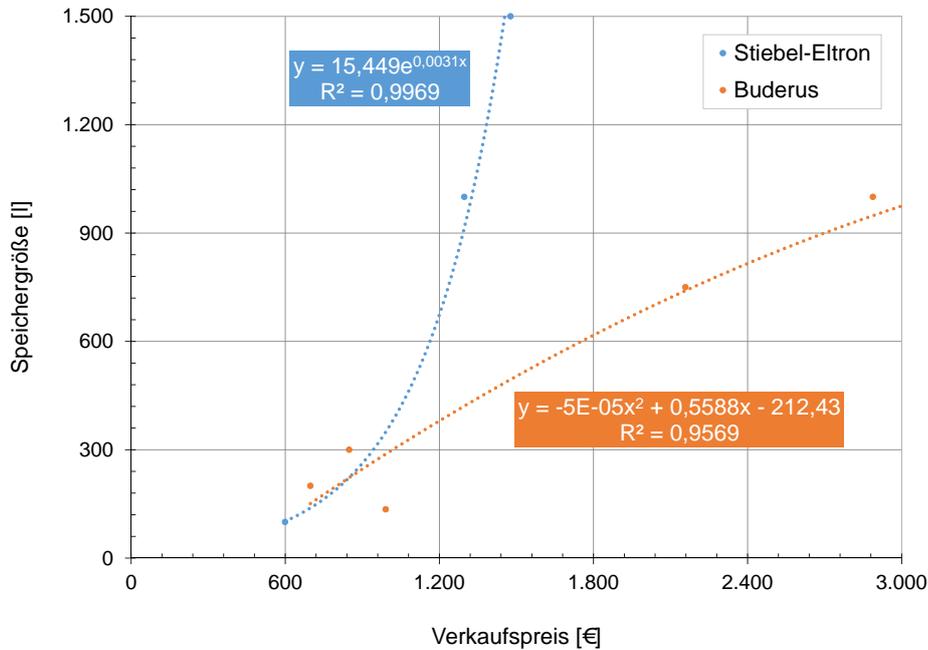


Abbildung A.22: Absolute Kosten thermischer Speicher in Abhängigkeit von Typ und Speichergröße

Hinsichtlich Investitionskosten zeigt sich eine starke Abhängigkeit vom Hersteller, Typ und besonders der Größe. In Tabelle A.5 sind dazu Kennwerte bei einer Größe von 800 l für verschiedene Typen aufgelistet. Die spezifischen Kosten bewegen sich dabei zwischen 1,21 €/l und 3,02 €/l mit einem Mittelwert von 2,13 €/l. Bei einer eigenständig durchgeführten Marktrecherche, siehe dazu Tabelle B.4, ergaben sich je nach Hersteller und Größe von 0,98 €/l bis 7,34 €/l mit Mittelwert von 3,20 €/l. Alle Kennwerte, sowohl absolut als auch spezifisch, sind nochmals grafisch in den Abbildungen A.21 und A.22 zu finden.

Tabelle A.5: Aktuelle Kostendaten thermischer Speicher nach Speichertyp [Bru14b]

Speichertyp	Schichtenspeicher	Solarspeicher	Pufferspeicher	Pufferspeicher	Kombispeicher
Verkaufspreis [€]	2.415	1.649	970	1.203	2.301
Spezifische Kosten [€/l]	3,02	2,06	1,21	1,50	2,88
Wärmetauscher	Frischwasser- und Wärme	Glattrrohr	Ohne	Solar	Glattrrohr

## A.5 Netzanbindung privater Haushalte

### A.5.1 Technische Absicherung

Bezugnehmend auf die Analysen im Rahmen des e-MOBILie Projekts beträgt die Absicherung eines typischen Netzanschlusses für einen Haushalt in Deutschland standardmäßig zwischen 3 x 35 A bzw. 3 x 63 A bei 230 V Netzspannung, wobei durchaus bis zu 3 x 100 A möglich wären. Dies entspricht somit einer Absicherung pro Phase von etwa 8,05 kW bis 14,49 kW [Pro16].

### A.5.2 Stromtarife und -strukturen

In punkto Stromtarife sind seitens des Stromanbieters generell verschiedene Tarifsyste-me und -konstellationen möglich. Diese bestehen zumeist aus einem zum Teil auch von der Verbrauchsmenge abhängigen Grundpreis für Zähler, Abrechnung, Anschluss etc. und einem Verbrauchspreis je kWh relativ zur verbrauchten Energiemenge. In den letzten Jahren sind aber vermehrt auch sogenannte Flatrate-Tarife, d.h. ein Ge-samtpreis ohne Abhängigkeit vom tatsächlichen Verbrauch, angeboten worden.

Zudem existieren Tarife für Kundenhaushalte mit Wärmepumpen, in welchen der Strom für die Wärmepumpe separat und kostengünstiger als der restliche Strom ab-gerechnet wird. Im Gegenzug dazu müssen aber eventuelle Sperrzeiten in Phasen hoher Netzauslastung (vorwiegend mittags, frühabends) in Kauf genommen werden, in denen die Wärmepumpe nicht betrieben werden darf.

Im Rahmen dieser Arbeit werden des Weiteren folgende Strukturen differenziert:

- Konstantstrom-Tarif
- HT-/NT-Tarif
- variabler Stromtarif
- flexibler Stromtarif

Während der Konstantstrom-Tarif die am häufigsten auftretende und beinahe von jedem Stromversorger angebotene Variante darstellt - hier erfolgt größtenteils eine Kostenstaffelung nach Gesamtstrombezugsmenge - sind Tarife nach dem HT/NT Prinzip vor allem in der Industrie oder bei Haushalten mit Nachtspeicherheizungen stark vertreten. Der Tarif beinhaltet meist deutlich geringere Kosten in den Nachtstunden (22 Uhr - 6 Uhr) als tagsüber (6 Uhr - 22 Uhr).

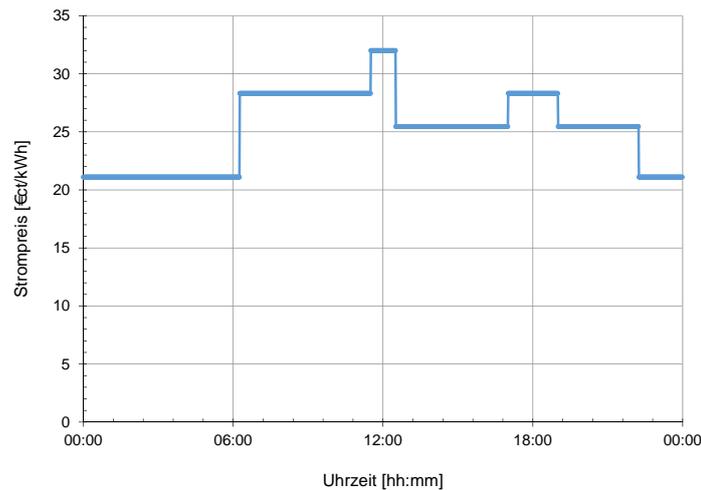


Abbildung A.23: Variabler Stromtarif EnerBest Strom Smart werktags (Stadtwerke Bielefeld) [Bie16]

Variable Tarife hingegen besitzen wesentlich mehr Kostenabstufungen über den Tag, jedoch werden derartige Tarife trotz der Vorgaben aus dem Energiewirtschaftsgesetz (EnWG) nur von ca. 23% der deutschen Grundversorger überhaupt angeboten (Stand Mai 2015) [Ham15]. Im exemplarischen Tarif *EnerBest Strom Smart* der Stadtwerke Bielefeld werden werktags (Montag bis Freitag) vier verschiedene Preisstufen zu sechs Zeitslots und am Wochenende zwei Preisstufen in zwei Zeitslots unterschieden, welche

aber bereits bei Abschluss der Liefervereinbarung einmalig bestimmt werden (siehe Tabelle A.6 bzw. Abbildung A.23).

Tabelle A.6: Preisstufen Tarif EnerBest Strom Smart (Stadtwerke Bielefeld) bis zu einem HT-Verbrauch von 7.000 kWh/a [Bie16]

Grundpreis				
(inkl. Mess- und Verrechnungspreis)			brutto	netto
			140,37 €/a	117,96 €/a
Arbeitspreise				
	Werktag	Wochenende		
	Mo - Fr	Sa - So		
<b>NT-Zeit (AP-1)</b>	22:15 bis 06:15 Uhr	22:15 bis 06:15 Uhr	21,10 ct/kWh	17,73 ct/kWh
<b>HT-Zeit (AP-2)</b>	06:15 bis 11:30 Uhr		28,31 ct/kWh	23,79 ct/kWh
	17:00 bis 19:00 Uhr			
<b>HT-Zeit (AP-3)</b>	11:30 bis 12:30 Uhr		32,00 ct/kWh	26,89 ct/kWh
<b>HT-Zeit (AP-4)</b>	12:30 bis 17:00 Uhr	06:15 bis 22:15 Uhr	25,45 ct/kWh	21,39 ct/kWh
	19:00 bis 22:15 Uhr			

Die Kategorie flexibler Stromtarife beinhaltet eine dynamische Ankopplung an die Netz- oder Strommarktsituation, entweder vor dem jeweiligen Tag (Day-Ahead) oder auch innerhalb eines Tages (Intraday). In diesem Zusammenhang ist oftmals von der sogenannten Realzeit-Einpreisung (Real-Time-Pricing) (RTP) oder aber auch Spitzenpreis-Einpreisung (Critical-Peak-Pricing) (CPP) zu lesen, welche bereits Forschungsgegenstand zahlreicher aktueller Projekte sind [Mos+15] [Nab+09]. Eine nähere Betrachtung oder Analyse dieser Kategorie findet im Rahmen der vorliegenden Arbeit daher nicht statt.

Alle bekannten Untersuchungen weisen jedoch darauf hin, dass primär die Einfachheit und Transparenz von Tarifen und dadurch die Akzeptanz der Bewohner relevant für eine erfolgreiche Umsetzung derartiger Systeme ist. Ifland [IEW] gibt unter anderem an, dass Bewohner mittels HT/NT-Tarif in HT-Zeiten zwischen 13% und 29% weniger Strom und in NT-Zeiten 1% bis 50% mehr Strom nutzen und dadurch mit recht einfachen Mitteln bereits eine spürbare Veränderung herbeigeführt werden

kann. Stadler [Sta05] beziffert das durchschnittlich Lastverlagerungspotential durch variable Tarife in Höhe von 60 W pro Haushalt.

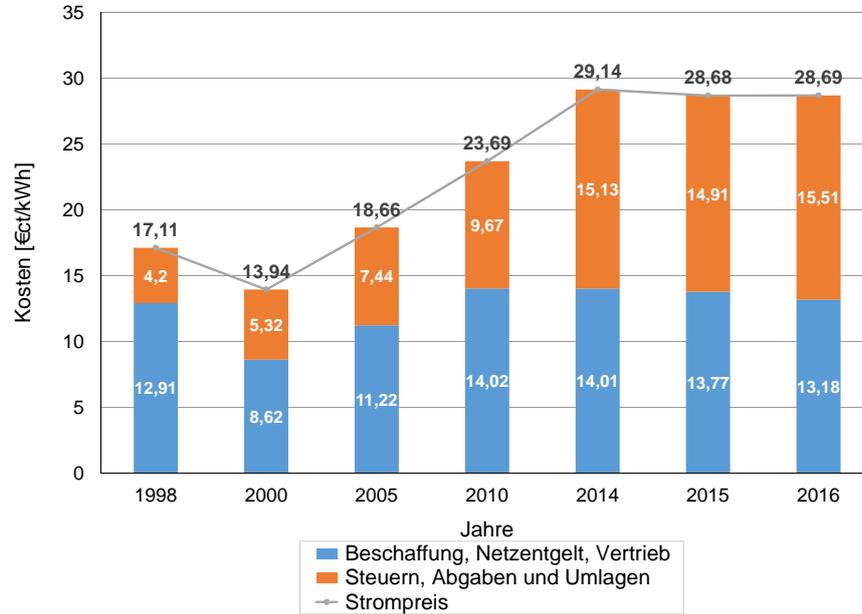


Abbildung A.24: Zeitliche Entwicklung der Haushaltsstrombestandteile zwischen 1998 und 2016 [Bun16f]

Die allgemeine Entwicklung des Strompreisniveaus für einen durchschnittlichen 3-Personen-Haushalt (Verbrauch rund 3.500 kWh) seit dem Jahr 1998 ist in Abbildung A.24 dargestellt. Aktuell beträgt der Strompreis durchschnittlich 28,69 ct/kWh. Es ist klar erkennbar, dass mittlerweile mehr als die Hälfte des Strompreises (54,1%) aus Steuern, Abgaben und sonstigen Umlagen resultiert. Der restliche Anteil (45,9%) dient zur Deckung der Kosten für Erzeugung, Verteilung und Vertrieb, wobei davon wiederum rund 25% auf regulierte Netzentgelte und knapp 21% auf Stromeinkauf und Vertrieb entfallen. Während der letztgenannte Anteil (Erzeugung, Transport, Vertrieb) im Zeitraum 1998 bis 2016 nahezu konstant blieb, erfuhr der Anteil an Steuern, Abgaben und Umlagen beinahe eine Verdreifachung. Eine genauere Aufschlüsselung der verschiedenen Anteile ist in Tabelle A.7 zu finden.

Zukünftig ist infolge steigender Umlagen und Netzentgelte bzw. durch umgelegte Infrastrukturmaßnahmen (Netze, Reservekraftwerke etc.) von einer weiteren Steigerung der Strompreise auszugehen, sofern keine richtungsweisenden politischen Weichenstellungen erfolgen.

Tabelle A.7: Staatlich veranlasste Bestandteile des Strompreises [Bun16b]

Strom - Bestandteile [€ct/kWh]	2015	2016
EEG-Umlage	6,17	6,35
KWK-Aufschlag	0,25	0,45
§ 19 Abs.2 StromNEV-Umlage	0,24	0,38
Offshore-Umlage nach § 17f EnWG	-0,05	0,04
§ 18 AbLaV-Umlage	0,01	0,00
Konzessionsabgabe (zw. 1,32 und 2,39 ct/kWh)	1,67	1,67
Stromsteuer	2,05	2,05
Beschaffung, Netzentgelt, Vertrieb	13,77	13,18
Zwischensumme	24,10	24,11
Umsatzsteuer (Mehrwertsteuer) - 19%	4,58	4,58
<b>Endverbraucherpreis</b>	<b>28,68</b>	<b>28,69</b>

Als Richtwert ist hier von etwa 33,66 ct/kWh im Jahr 2020 auszugehen, wobei die Entwicklung in den vergangenen Jahren eine deutliche Reduktion der Steigerungsraten gezeigt hat und dadurch auch eine Konsolidierung auf aktuellem Niveau denkbar wäre [Str13].

### A.5.3 Zusammensetzung Strombezug

Die Zusammensetzung des derzeitigen Strommixes in Deutschland, siehe auch Abbildung A.25 spiegelt ein ähnliches Bild wie die des gesamten Endenergieverbrauchs wider, d.h. es ist eine deutliche Dominanz fossiler Energieträger festzustellen. Erstmals im Jahr 2015 erreichten jedoch erneuerbare Energien einen Anteil von über 30%, wobei der Großteil davon auf die Windkraft zurückzuführen ist. Bei Berechnung des spezifischen CO<sub>2</sub>-Emissionsfaktors des Strommixes resultiert ein Wert von ca. 535 g/kWh bis 587 g/kWh, je nachdem ob man den reinen Strominlandsverbrauch

oder den gesamten Strommix betrachtet. Dieser Wert stellt eine Reduktion um knapp 25% gegenüber dem Jahr 1990 dar [IK16].

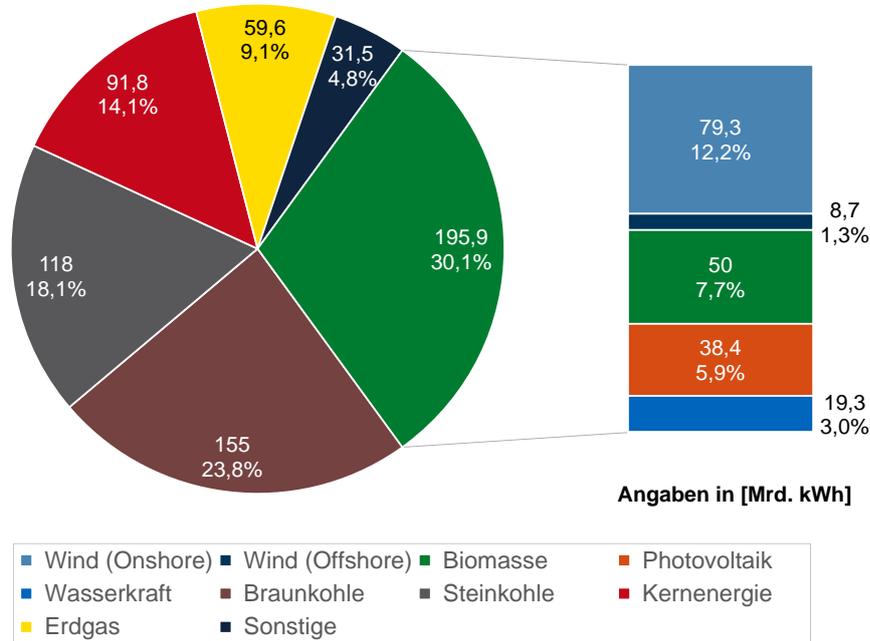


Abbildung A.25: Strommix in Deutschland 2015 (Stand Februar 2016) [ADE15]

### A.5.4 Einspeisetarife PV

Die Vergütung für aus privaten PV-Anlagen erzeugten Strom, welche keinerlei Erlöse aus einer Direktvermarktung beziehen, ist stark abhängig vom Zeitpunkt der Inbetriebnahme bzw. Art der Installation und wird nach einmaliger Festsetzung vom Gesetzgeber für 20 Jahre garantiert. Da im Rahmen dieser Arbeit der Betrachtungsfokus auf Privathaushalte gelegt wird, erfolgt hier nur eine Diskussion für Aufdach-Anlagen im Bereich kleiner 10 kW<sub>p</sub> installierter Leistung.

Allgemein waren die Einspeisetarife in den vergangenen Jahren einem steten Verfall ausgesetzt: Während das Maximum im Jahr 2004 mit 57,40 ct/kWh erreicht wurde, erfolgte seit dem Inkrafttreten des EEG2009 eine halbjährige und seit dem EEG2012 sogar eine monatliche Degression inklusive zusätzlicher manueller (Reduktions-)Eingriffe. Seit der Gesetzesnovelle EEG2014 fand eine automatische Kopplung an vorgegebene Ausbaukorridore statt, um ein übermäßiges Ansteigen der EEG-Umlage

zu verhindern. Ab November 2014 zeigte sich dann eine Konsolidierung der Vergütungssätze auf niedrigen Niveau, um ab September 2015 - auch aufgrund des einbrechenden Absatzmarktes - sogar unverändert bei 12,31 ct/kWh zu verbleiben (Stand 01.12.2016) [Bun16d].

Dieser Abwärtstrend sorgte für eine starke Verschiebung der Einsatzmöglichkeiten weg von einer Kompletteinspeisung hin zur Eigennutzung des selbst erzeugten PV-Stroms, welche zusätzlich noch durch eine Gesetzesnovelle im EEG 2012 unterstützt wurde. Diese besagt, dass die Leistung am Netzeinspeisepunkt maximal 70% der installierten Anlagenleistung betragen darf, sofern keine Möglichkeit zur Abregelung der PV-Anlage mittels Rundfunksteuerempfänger vorliegt.

## A.6 Mobilität

Der Verkehrssektor in Deutschland ist stark geprägt durch den Straßenverkehr und steht im Jahr 2014 für einen jährlichen Endenergieverbrauch von ca. 730 TWh, was einem Anteil von etwa 30% des deutschen Gesamtverbrauchs entspricht. Seit dem Jahr 1990 erfuhr dieser Bereich eine Zunahme von knapp 10% (siehe auch Abbildung A.8). Das Ziel seitens der Bundesregierung bis zum Jahr 2020 ist eine Reduktion um 10% gegenüber dem Jahr 2005.

Die Struktur der eingesetzten Energieträger zeigt dabei eine überwiegende Mehrheit an Mineralölen (Dieselkraftstoffe, Motorenbenzin) mit knapp 93,7%, gefolgt von erneuerbaren Energien (u.a. Rapsöl) mit rund 4,4% und Strom mit 1,6%. Die restlichen 0,3% werden durch Gase wie Erdgas oder Erdölgas abgedeckt. In den Jahren seit 1990 zeigte sich eine schwache aber zunehmende Substitution von Mineralölen durch erneuerbare Energien (Veränderung von rund 4,4%).

Aus dieser Dominanz durch Mineralöle resultiert auch der hohe Anteil des Verkehrssektors an den gesamten Treibhausgasemissionen mit ca. 18% bzw. 160 Millionen Tonnen CO<sub>2</sub>-Äquivalent pro Jahr [ADE15]. Dabei zeigen Analysen mittels des vom Umweltbundesamt entwickelten Transport Emission Model (TREMOM) erwartungsgemäß die höchsten spezifischen Emissionswerte für Personenkraftwagen (PKW) bei einem Durchschnittsverbrauch von 6,1 l/100km. Dies ist auch in Tabelle A.8 dargestellt.

Tabelle A.8: Übersicht über Emissionen einzelner Verkehrsmittel im Personenverkehr (Modell TREMOD)

**Vergleich der Emissionen einzelner Verkehrsmittel im Personenverkehr - Bezugsjahr: 2014**

		Pkw	Reisebus <sup>1</sup>	Eisenbahn, Fernverkehr	Flugzeug	Linienbus	Eisenbahn, Nahverkehr	Straßen-, Stadt- und U-Bahn
Treibhausgase <sup>2</sup>	g/Pkm	142	32	41 <sup>3</sup>	211 <sup>4</sup>	76	67 <sup>3</sup>	71
Kohlenmonoxid	g/Pkm	0,66	0,05	0,03	0,15	0,07	0,05	0,05
Flüchtige Kohlenwasserstoffe	g/Pkm	0,14	0,02	0,00	0,04	0,03	0,01	0,00
Stickoxide	g/Pkm	0,31	0,21	0,06	0,55	0,41	0,21	0,07
Feinstaub	g/Pkm	0,005	0,004	0,000	0,005	0,003	0,002	0,000
Verbrauch Benzinäquivalent	l/100 Pkm	6,1	1,4	1,9	4,9	3,3	3,0	3,3
zugrunde gelegte Auslastung		1,5 Pers./Pkw	60 %	50 %	77 %	21 %	28 %	19 %

g/Pkm = Gramm pro Personenkilometer; l/100Pkm = Liter pro 100 Personenkilometer  
Emissionen aus Bereitstellung und Umwandlung der Energieträger in Strom, Benzin, Diesel und Kerosin sind berücksichtigt.  
Quelle: TREMOD 5.63  
Umweltbundesamt 28.04.2016

<sup>1</sup> Die Kategorie „Reisebus“ umfasst Busse im Gelegenheitsverkehr (z.B. für Klassen- oder Kaffeefahrten) und Fernlinienbusse. Differenzierte Daten für diese beiden Unterkategorien stehen für das Jahr 2014 nicht zur Verfügung.  
<sup>2</sup> CO<sub>2</sub>, CH<sub>4</sub> und N<sub>2</sub>O angegeben in CO<sub>2</sub>-Äquivalenten  
<sup>3</sup> Die in der Tabelle ausgewiesenen Emissionsfaktoren für die Bahn basieren auf Angaben zum durchschnittlichen Strom-Mix in Deutschland. Emissionsfaktoren, die auf unternehmens- oder sektorbezogenen Strombezügen basieren (siehe z.B. den „Umweltmobilitätscheck“ der Deutschen Bahn AG), weichen daher von den in der Tabelle dargestellten Werten ab.  
<sup>4</sup> unter Berücksichtigung aller klimawirksamen Effekte des Flugverkehrs (EWF = Emission Weighting Factor = 2)

Im Zuge der Erhebungen der Alltagsmobilität in Deutschland dienen verschiedenste Begriffe und Kennwerte, sogenannte Mobilitätskenngrößen bzw. Mobilitätskennziffern [For14] (siehe auch Tabelle A.9), zur repräsentativen Ermittlung und Beschreibung der Charakteristika. Diese unterscheiden sich in ihrer spezifischen Definition bzw. ihrem exakten Wortlaut aber von Studie zu Studie und geben dabei Aufschlüsse über:

- Wegehäufigkeiten
- Wegezwecke
- Weglängen
- Wegdauern
- Modal Split

Im Folgenden werden nun die im Rahmen dieser Arbeit verwendeten Kenngrößen definiert und Kennwerte aus den diversen statistischen Mobilitäts-erhebungen angegeben [Wei+16] [Ins10]. Dabei erfolgt eine Differenzierung nach individuellen und aggregierten Werten (u.a. Haushalt) bzw. eine weitere Unterscheidung nach Personen- und Haushaltsgruppen.

Tabelle A.9: Allgemeine Mobilitätsdaten aus der Studie MiD 2008 [Ins10]

Durchschnittliche Verkehrsdaten pro Tag	Gesamt	Siedlungsstruktur		
		Kernstadt	Suburbaner Bereich (Verdichtete Kreise)	Ländliche Kreise
Mobilitätsquote [%]	90	90	90	89
Wegehäufigkeit [Anzahl Wege pro Tag]	3,4	3,4	3,4	3,4
Tagesstrecke [km/Tag]	39	36	40	42
Weglänge [km/Weg]	11,47	10,59	11,76	12,35
Mobilitätsdauer [min/Tag]	79	84	77	75
Wegdauer [min/Weg]	23,24	24,71	22,65	22,06

### A.6.1 Verkehrsleistung bzw. -aufkommen

Um eine Aussage über die insgesamten Kilometerleistungen einer Volkswirtschaft in einem bestimmten Zeitraum geben zu können, wird der Begriff Verkehrsleistung oder auch Mobilitätsstreckenbudget verwendet. Dieser beschreibt entweder differenziert nach Verkehrsmittel und/oder Person oder auch aggregiert die insgesamt gefahrenen Kilometer pro Zeiteinheit (Tag, Jahr etc.). Im Jahr 2008 nahm das Verkehrsaufkommen einen Wert von 281 Millionen Wegen pro Tag bzw. eine Verkehrsleistung von rund 3,2 Milliarden Personenkilometern pro Tag ein und zeigte einen deutlichen Anstieg um 3% bis 5% gegenüber dem Jahr 2002.

### A.6.2 Mobilitätsquote

Die Mobilitätsquote beinhaltet den 'Außer-Haus-Anteil' mobiler Personen und ist definiert über die Anzahl an Personen einer Grundgesamtheit, welche im öffentlichen Verkehr an einem spezifischen Stichtag unterwegs sind. Diese beträgt im Durchschnitt für Deutschland rund 90%, zeigt höhere Ausprägungen werktags im Unterschied zum Wochenende (95,10% zu 82,80%) und ist tendenziell bei jungen Personengruppen (93%) etwas höher als bei älteren (74%). Zwischen den beiden Erhebungen 2002 und 2008 zeigt sich eine Zunahme der Quote in Höhe von 4%.

### **A.6.3 Wegehäufigkeit**

Sofern eine Person einen Standort wie z.B. den privaten Haushalt oder den Arbeitsplatz verlässt, spricht man von einem Mobilitätsweg. Der Begriff Wegehäufigkeit - oft auch Wegeanzahl oder Mobilitätsrate genannt - bezeichnet die durchschnittliche Anzahl externer Einzelwege in einer bestimmten Zeiteinheit (pro Tag, pro Jahr etc.). Dabei wird oft nicht nach Verkehrsmitteln unterschieden.

Durchschnittlich finden derzeit 3,4 Wege pro Tag und Person statt. Dieser Faktor ist beinahe unabhängig von der Siedlungsstruktur und zeigt eine gaußähnliche Verteilung über die verschiedenen Altersgruppen hinweg mit einem Maximum bei 30 bis 49 Jahre (3,9 Wege pro Tag und Person). Im zeitlichen Verlauf bleibt er beinahe konstant und verzeichnet eine Veränderung um 0,1% gegenüber 2002.

### **A.6.4 Weglänge, -dauer und -zweck**

Die Begriffe Weglänge und Wegdauer geben Auskunft über Größenordnungen einer bestimmten Mobilitätsaktivität und beinhalten neben der Angabe der Distanz (in Kilometer) auch die aufgewendete Zeit. Außerdem werden diese noch durch den Wegezweck oder auch das Wegziel ergänzt, welcher/welches die Absicht bzw. den Grund der Person zur Erfüllung des Bedürfnisses der externen Aktivität beschreibt. Die Summe aller Weglängen bzw. Wegdauern über einen Tag werden als Tagesstrecke bzw. Mobilitätsdauer bezeichnet. Dabei werden im Rahmen dieser Dissertation aufgrund der Datenlage der Zeitnutzungserhebungen Wege in Zusammenhang mit *Arbeit, Ausbildung, sportlichen Aktivitäten, Einkaufen, Freizeit- und Erledigungszwecken* bzw. im Rahmen eines *Ausflugs* unterschieden. In den Mobilitätserhebungen finden sich zum Teil ähnliche aber nicht immer identische Abgrenzungen.

#### **Weglänge bzw. Tagesstrecke**

Die durchschnittliche Weglänge - oder auch Fahrtweite genannt - beträgt je nach Studie 11,2 km bzw. 12,3 km und variiert von 7 km/Weg bis 13,6 km/Weg je nach Wochentag, Siedlungsstruktur, Alter und gewähltem Verkehrsmittel.

Dies spiegelt sich dadurch auch in der täglichen Fahrleistung wider, welche im Mittel einen Wert in Höhe von 41,6 km/Tag mit einer Streuung zwischen 16 km/Tag und 53 km/Tag annimmt. Während Altersgruppen jünger als 18 Jahre und älter als 60

Jahre deutlich kürzere Strecken zurücklegen, befahren wiederum Personen zwischen 30 und 49 Jahren die längsten Wege. Beträgt der Anteil einzelner Wege am Gesamtverkehrsaufkommen weniger als 10 km ca. 60% bzw. weniger als 50 km rund 94,3%, so befinden sich 87,2% aller Tagesfahrstrecken unterhalb einer Distanz von 100 km (siehe dazu auch Abbildung A.26). Nur etwa 7% der Tagesfahrleistungen privater Halter würden über der für Elektrofahrzeughersteller wichtigen neuralgischen Schwelle von 150 km und damit über einer maximalen Reichweite aktueller Elektrofahrzeuge liegen.

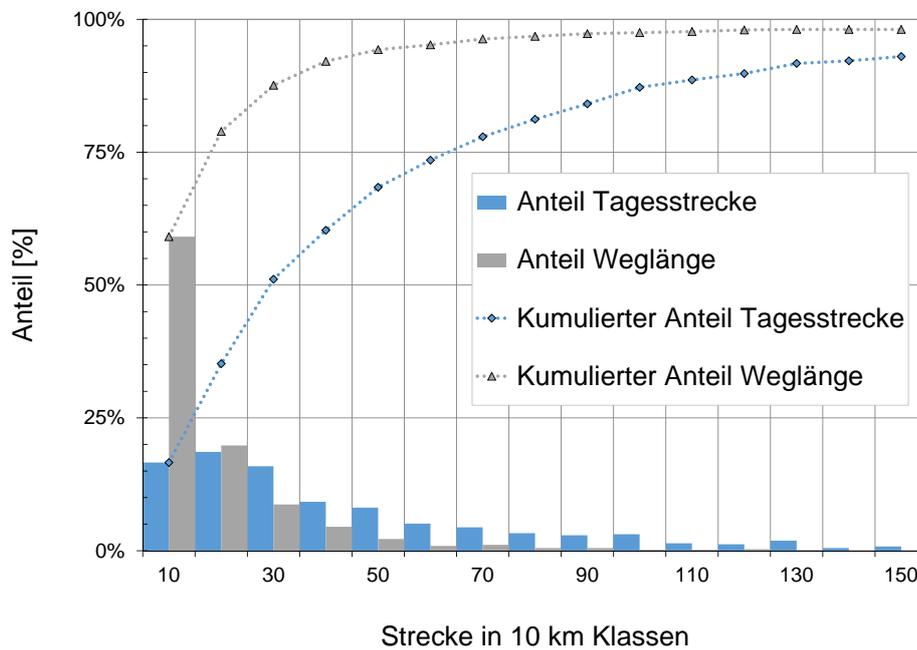


Abbildung A.26: Anteile Weglängen und Tagesstrecken am Gesamtverkehrsaufkommen [Ver10] bzw. [Kan10]

Die mittlere Fahrleistung je PKW wird mit ca. 1.170 km pro (Frühjahrs-)Monat bzw. rund 10.124 km pro Jahr angegeben, wobei die starke Abhängigkeit vom ökonomischen Status eines Haushalts eine große Streuung zwischen 6.009 km/a und 15.812 km/a erzeugt. In der zeitlichen Entwicklung seit 2002 ist insgesamt ein Rückgang sowohl bei Einzel- als auch Gesamtweglängen und dadurch ein Trend zu kürzeren Fahrstrecken festzustellen.

### Wegdauer bzw. Tagesfahrdauer

Personen in Deutschland verbringen zwischen 75 Minuten und 84 Minuten pro Person und Tag mit Mobilitätsaktivitäten, wobei Männer etwas mehr Zeit als Frauen und Menschen in dichter bewohnten Gebieten mehr als auf dem Land lebende Personen aufwenden. Analysiert man dazu die Abhängigkeit vom Wochentag, so treten wesentlich längere Wegezeiten von Freitag bis Sonntag auf. Im Mittel dauert eine Fahrt mit einem PKW rund 27,7 Minuten, wobei kurze Fahrten dominant sind. Mehr als die Hälfte aller Wege (55,8%) endet bereits nach weniger als 15 Minuten, 75% dauern unter 25 Minuten [Ver10].

Historisch betrachtet, ist ein leichter Anstieg der Tagesfahrdauer von 79 auf 80 Minuten ohne Einschränkung des Personenkreises, jedoch mit Limitierung auf mobile Personen eine leichte Abnahme von 88 auf 85 Minuten zu erkennen. [Wei+16] gibt dazu einen aktuellen Mittelwert von etwa 83 Minuten an.

### Wegezweck

Eine prozentuale Aufteilung der Wegezwecke ist in Tabelle A.10 dargestellt. Den größten Anteil machen dabei Freizeit und sonstige Aktivitäten gefolgt von Einkaufsfahrten und Fahrten zur Arbeit aus.

Tabelle A.10: Anteil Wegezwecke nach Siedlungsstrukturen [Ins10]

Wegezwecke [%]	Gesamt	Siedlungsstruktur		
		Kernstadt	Suburbaner Bereich (Verdichtete Kreise)	Ländliche Kreise
Arbeit	21	20	20	21
Ausbildung	6	6	7	6
Freizeit bzw. Sportliche Aktivitäten	32	32	32	33
Einkaufen	21	23	20	19
Sonstige Erledigungen	20	19	21	21
Ausflug	In Freizeit bzw. Sportliche Aktivitäten und Sonstige Erledigungen beinhaltet			

### A.6.5 Motorisierungsgrad

Der Motorisierungsgrad beziffert die Menge an Fahrzeugen in Abhängigkeit einer abgegrenzten Messumgebung (Haushalt, Anzahl Personen etc.). Zumeist ist in der Literatur ein Wert pro 1.000 Einwohner oder pro Haushalt zu finden. Im Jahr 2014 betrug dieser ca. 521 Fahrzeuge pro 1.000 Einwohner, wobei eine hohe Relation zur Siedlungsstruktur und zum Haushaltseinkommen festgestellt wurde. Für eine Ortsgröße bis zu 50.000 Einwohner werden etwa 310, für Ortsgrößen ab 500.000 Einwohner rund 620 Fahrzeuge pro 1.000 Einwohner angegeben. 82% aller Haushalte besitzen mindestens ein Fahrzeug, 5% mehr als drei Fahrzeuge - im Gegensatz zu 2002 ist ein leichter Anstieg an PKW absolut und relativ ersichtlich.

### A.6.6 Modal Split

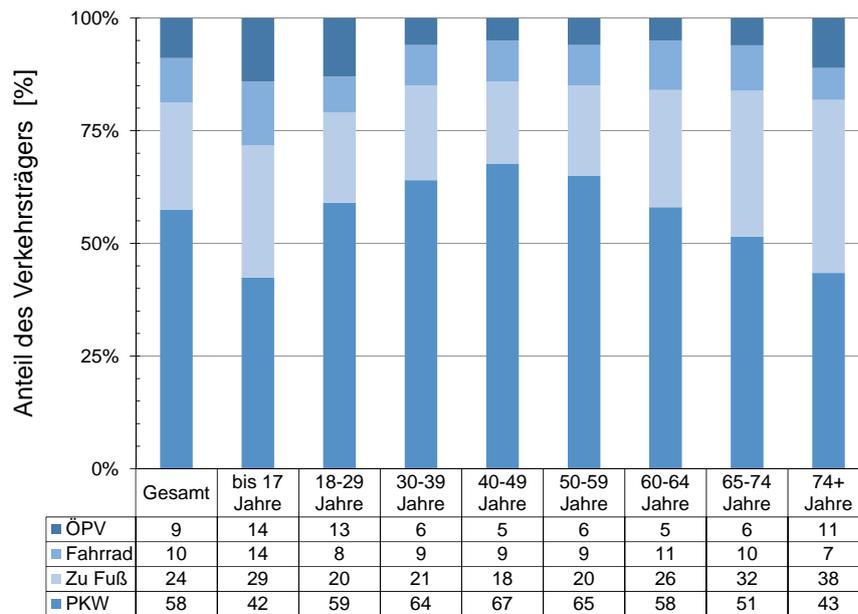


Abbildung A.27: Anteile der Verkehrsmittel nach Altersklassen der Personen [Ins10]

Die Wahl des Verkehrsmittels - auch Modal Split genannt - ist eine der aussagekräftigsten Größen zur Beschreibung des Mobilitätsverhaltens einzelner Personen. Sie beinhaltet - differenziert nach dem Wegzweck - den Anteil eines bestimmten Verkehrsmittels an der gesamten Verkehrsleistung und steht in direktem Zusammenhang zur Verfügbarkeit und Nutzbarkeit eines spezifischen Verkehrsträgers. Grundsätzlich

wird nach PKW, ÖPV, Fahrrad und sonstigen Verkehrsmitteln (Zu Fuß, Schiff, Flugzeug etc.) differenziert, wobei PKW über alle Alters- und Einkommensgruppen hinweg den dominanten Teil ausmacht. Je nach Bilanzierungsverfahren und Bezugsgröße nimmt der Anteil der PKW-Nutzung zwischen 47,9% (der Mobilitätszeit) und 78,8% der Personenkilometer pro Tag ein. Dies zeigt sich auch in Abbildung A.27 bzw. Tabelle A.11.

Tabelle A.11: Modal Split in Abhängigkeit unterschiedlicher Mobilitätskenngrößen [Wei+16] [Ins10]

Modal Split	
<b>Allgemein [%]</b>	
PKW	54,3%
Zu Fuß	21,1%
Fahrrad	13,2%
ÖPV	11,0%
Sonstige (Schiff, Flugzeug, etc.)	0,4%
<b>Nach Mobilitätszeit [%]</b>	
PKW	47,9%
ÖPV	21,1%
Zu Fuß	20,0%
Fahrrad	9,5%
Sonstige (Schiff, Flugzeug, etc.)	1,5%
<b>Nach Verkehrsaufkommen [%]</b>	
PKW	57,7%
Zu Fuß	23,8%
Fahrrad	10,0%
ÖPV	8,5%
<b>Nach Verkehrsleistung [%]</b>	
PKW	78,8%
ÖPV	15,5%
Fahrrad	2,8%
Zu Fuß	2,9%

### A.6.7 Fahrzeug- und Absatzmarkt

Stand 01.01.2016 waren in Deutschland insgesamt 45.071.209 Fahrzeuge zugelassen, wobei die Hauptanteile dabei auf Benzin- (66,17%) und Dieselfahrzeuge (32,24%) entfielen. Weit abgeschlagen dahinter befinden sich Flüssiggas- (1,06%), Erdgas- (0,18%) gefolgt von Hybrid- (0,29%) und Elektroautos (0,06%) [Kra16].

Angesichts von knapp 25.500 zugelassenen Elektrofahrzeugen ist deutlich zu erkennen, dass die von der Bundesregierung in Deutschland angepeilte Marke von einer Million Elektrofahrzeugen im Jahr 2020 wohl deutlich verfehlt wird. Bei Vergleich des aktuellen Bestands weltweit erhält man infolge hoher Absatzzahlen speziell in den skandinavischen Ländern, den USA und China ca. 1,3 Millionen Fahrzeuge (siehe auch Abbildung A.28). Bei einer Fortschreibung beider Entwicklungen mittels einfacher Extrapolation bis ins Jahr 2020 resultieren ca. 60.000 in Deutschland und rund 18 Millionen Elektrofahrzeuge weltweit. Aufgrund der im Jahr 2016 in Kraft getretenen bundesweiten Förderung von Elektrofahrzeugen in Höhe von 4.000 € pro Fahrzeug ist aber von einer verstärkten Zunahme der Absatzzahlen in Deutschland auszugehen.

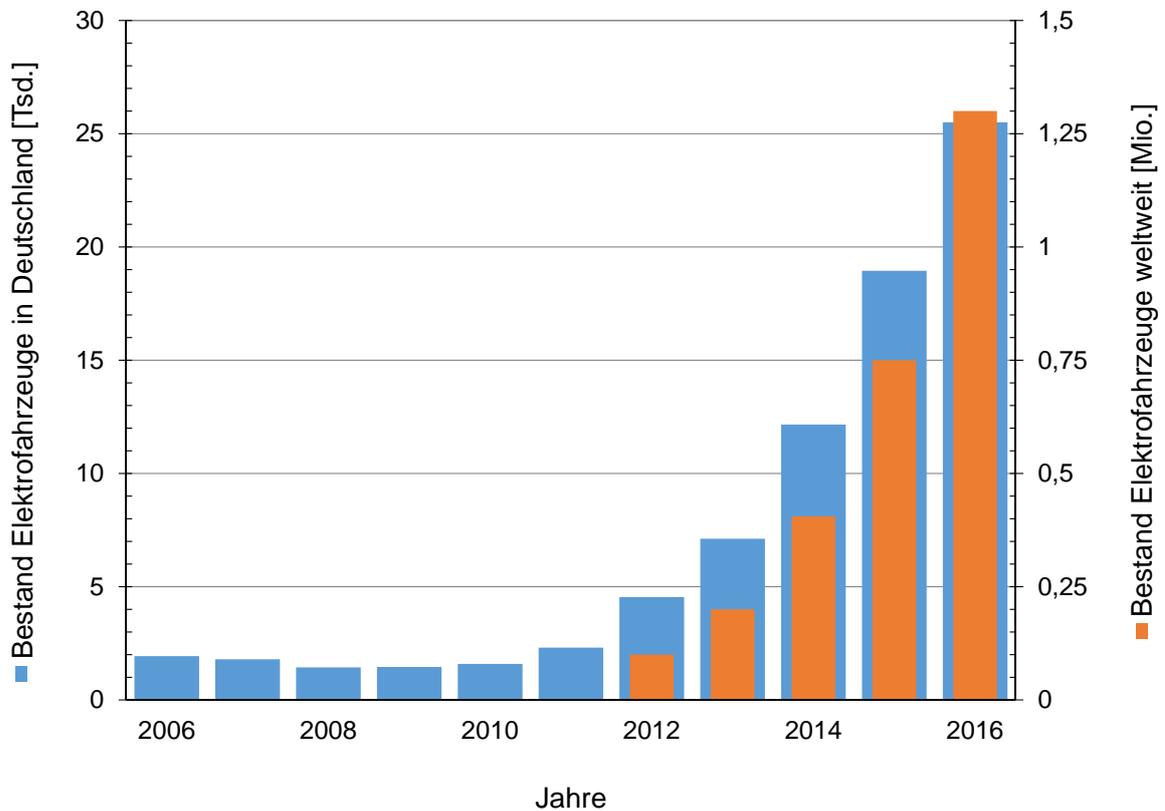


Abbildung A.28: Anzahl zugelassener Elektrofahrzeuge in Deutschland [in Tausenden] bzw. weltweit [in Millionen] [Kra16] [Son16]

### A.6.8 Ladeinfrastruktur

Ein weiterer wichtiger Punkt für die Durchsetzung der Elektromobilität am Markt ist die zur Verfügung stehende Ladeinfrastruktur. Stand Juni 2015 waren in Deutschland rund 2.500 öffentlich zugängliche Ladesäulen mit 5.600 Ladepunkten sowie etwa 100 öffentlich zugängliche Schnellladesäulen installiert. Dieser Wert entspricht ungefähr einem Verhältnis von 6,7 Elektrofahrzeugen pro Ladepunkt. Die Nationale Plattform Elektromobilität nennt dabei einen Faktor von 10 als noch praktikable Größenordnung. Bei Betrachtung der eher stagnierenden Entwicklung des Ausbaus an Ladesäulen in den letzten Jahren und unter Zuhilfenahme der oben erwähnten Extrapolation von 60.000 Fahrzeugen bis zum Jahr 2020 wäre hier bereits der angegebene maximal realisierbare Grenzwert erreicht. Diesen Umstände Folge leistend, haben unter anderem bereits die drei größten Städte Deutschlands (Berlin, Hamburg, München) entsprechende Maßnahmen zum Ausbau der öffentlichen Infrastruktur eingeleitet [Nat15].

Neben diesen Lademöglichkeiten stellt das Laden am eigenen Haus bzw. in der eigenen Garage den wohl größten und wichtigsten Anteil im suburbanen und ländlichen Bereich dar. Im Rahmen der Erhebungen im Projekt e-MOBILie wurde festgestellt, dass beinahe 80% der an einem Elektrofahrzeugkauf interessierten Personen (Stichprobe rund 9.000 Personen) über eine fest dem Gebäude zugeordnete Parkmöglichkeit (Garage, Carport etc.) verfügen. Unter Einbezug der Anschlusssituation an bestehende Zähler, Haustechnik etc. kommen insgesamt rund 55% der Personen für eine private Ladelösung infrage, wobei knapp 40% eine sehr gute Eignung aufweisen.

Die Ladeleistung kann dabei je nach Installation über Wechselstrom entweder einphasig mit 16 A (d.h. 3,68 kW) bis 32 A (d.h. 7,36 kW) oder dreiphasig mit 32 A (d.h. 22,08 kW) betragen, wobei entsprechende Ladevorrichtungen in der Gesamtabsicherung des Gebäudes mit berücksichtigt werden müssen [Pro16].

## B Bilder und Informationen

Tabelle B.1: Liste der betrachteten Aktivitäten im Rahmen des Modells MOHEMA

ID	Bezeichnung (deutsch/english)	
1	Schlafen am Morgen	Sleeping in the Morning
2	Schlafen am Abend	Sleeping in the Evening
3	Waschen am Morgen	Washing Morning
4	Waschen am Nachmittag	Washing Afternoon
5	Waschen am Abend	Washing Evening
6	Frühstück zubereiten	Prepare Breakfast
7	Mittagessen zubereiten	Prepare Lunch
8	Snack zubereiten	Prepare Snack/Baking
9	Abendessen zubereiten	Prepare Dinner
10	Frühstück	Breakfast
11	Mittagessen	Lunch
12	Snack	Snack
13	Abendessen	Dinner
14	Arbeit	Work
15	Ausbildung	Education/ School/ University
16	Weiterbildung am Morgen	Qualification/ Learning/ Morning
17	Weiterbildung am Nachmittag	Qualification/ Learning Afternoon
18	Weiterbildung am Abend	Qualification/ Learning Evening
19	TV	TV
20	Multimedia	Multimedia
21	PC/ Laptop	PC/ Laptop
22	Haushaltstätigkeit mit Energiebedarf am Vormittag	Housekeeping Energy Morning
23	Haushaltstätigkeit mit Energiebedarf am Nachmittag	Housekeeping Energy Afternoon
24	Haushaltstätigkeit ohne Energiebedarf am Vormittag	Housekeeping NoEnergy Morning
25	Haushaltstätigkeit ohne Energiebedarf am Nachmittag	Housekeeping NoEnergy Afternoon
26	Reparaturarbeiten am Vormittag	Repairing Morning
27	Reparaturarbeiten am Nachmittag	Repairing Afternoon
28	Reinigungsarbeiten intern	Cleaning Inside
29	Reinigungsarbeiten extern	Cleaning Outside
30	Freizeit	Downtime
31	Sport am Vormittag	Sport Morning
32	Sport am Nachmittag	Sport Afternoon
33	Administration/Einkaufen am Vormittag	Administration/ Shopping Morning
34	Administration/Einkaufen am Nachmittag	Administration/ Shopping Afternoon
35	Soziale Kontakte extern am Vormittag	Social Life External Morning
36	Soziale Kontakte extern am Nachmittag	Social Life External Afternoon Evening
37	Soziale Kontakte intern am Vormittag	Social Life Internal Morning
38	Soziale Kontakte intern am Nachmittag	Social Life Internal Afternoon Evening
39	Ausflug/Reise	Weekend/Trip

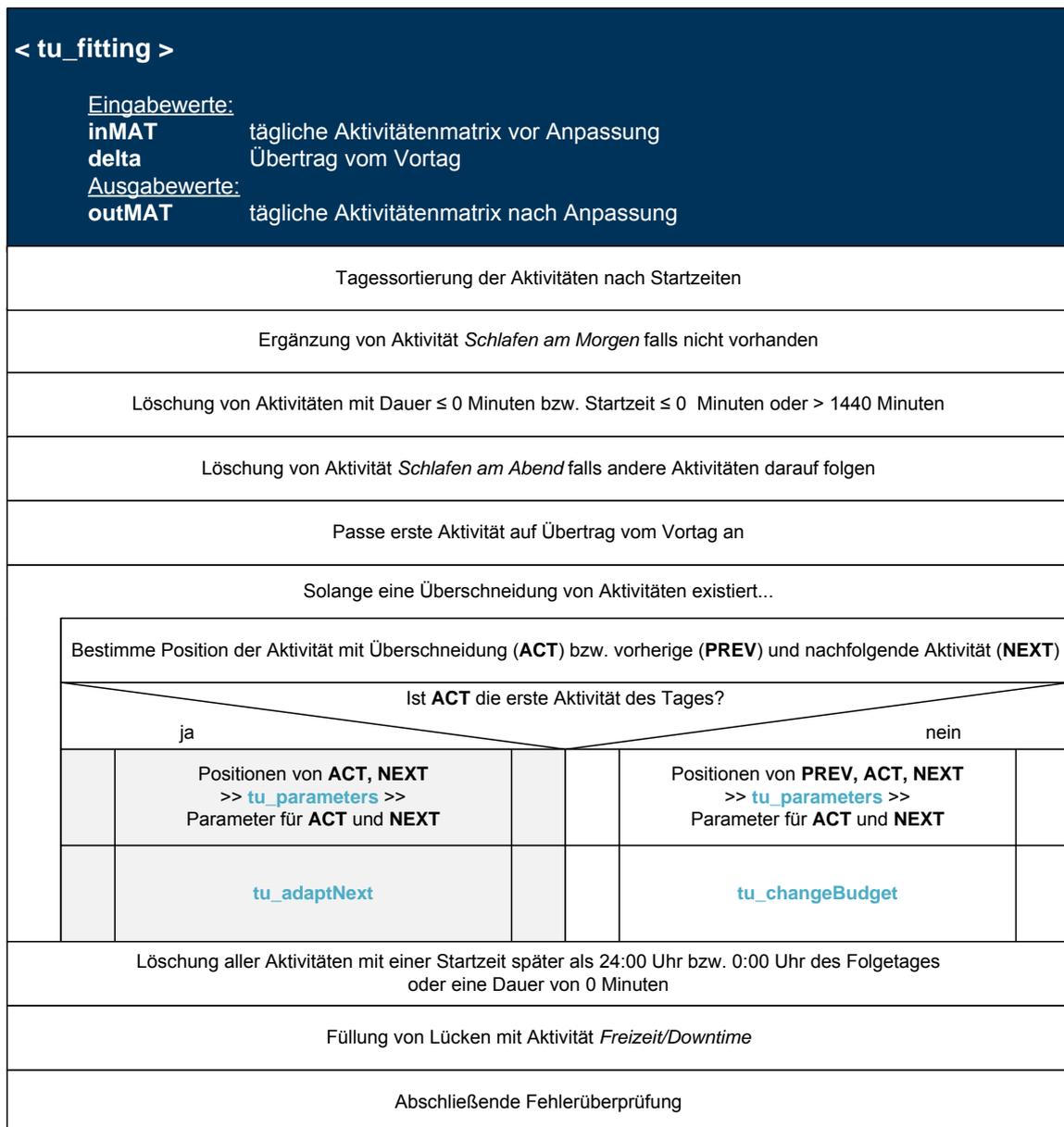


Abbildung B.1: Nassi-Shneiderman-Diagramm zum Programm *tu\_fitting*





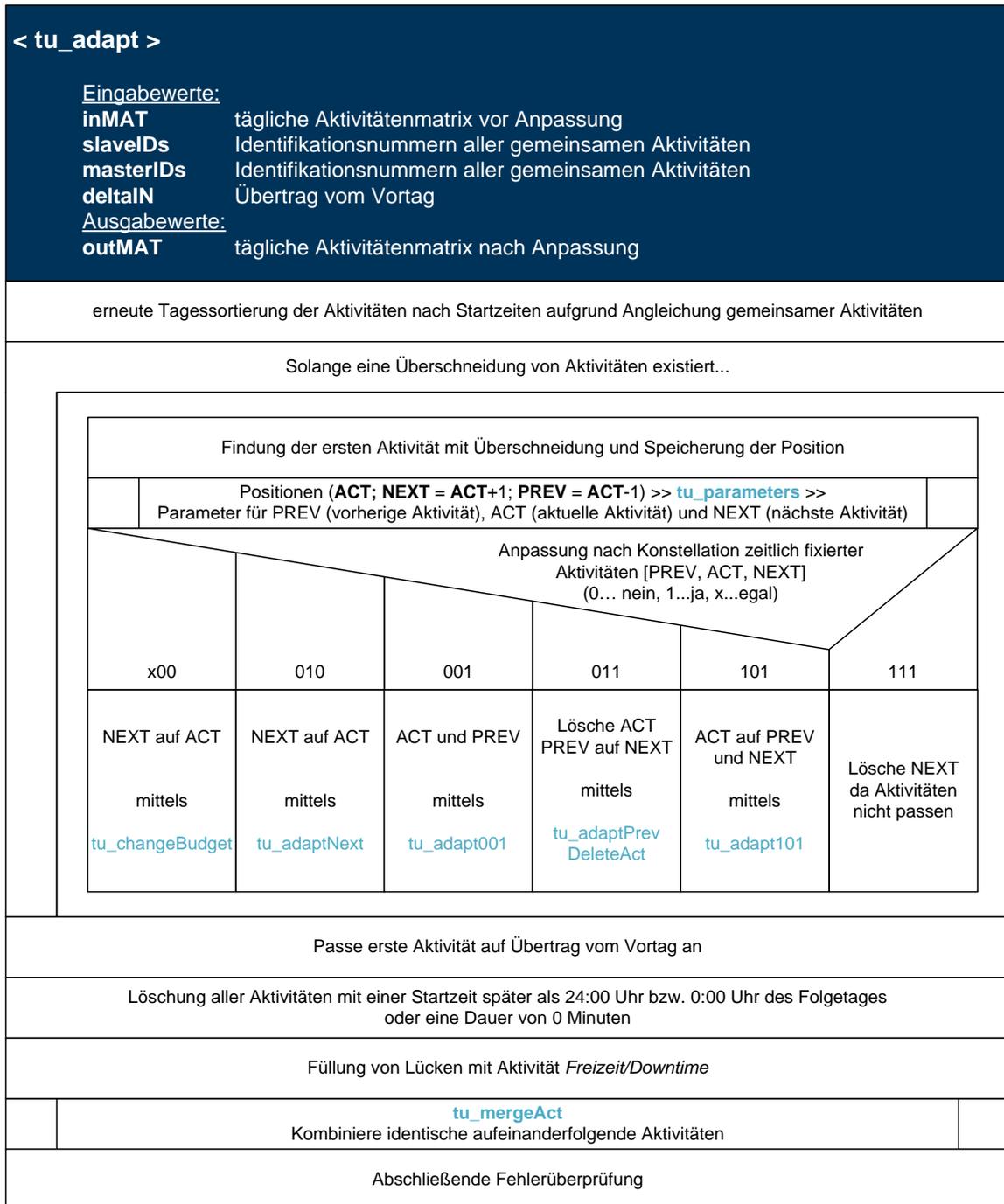


Abbildung B.4: Nassi-Shneiderman-Diagramm zum Programm *tu\_adapt*

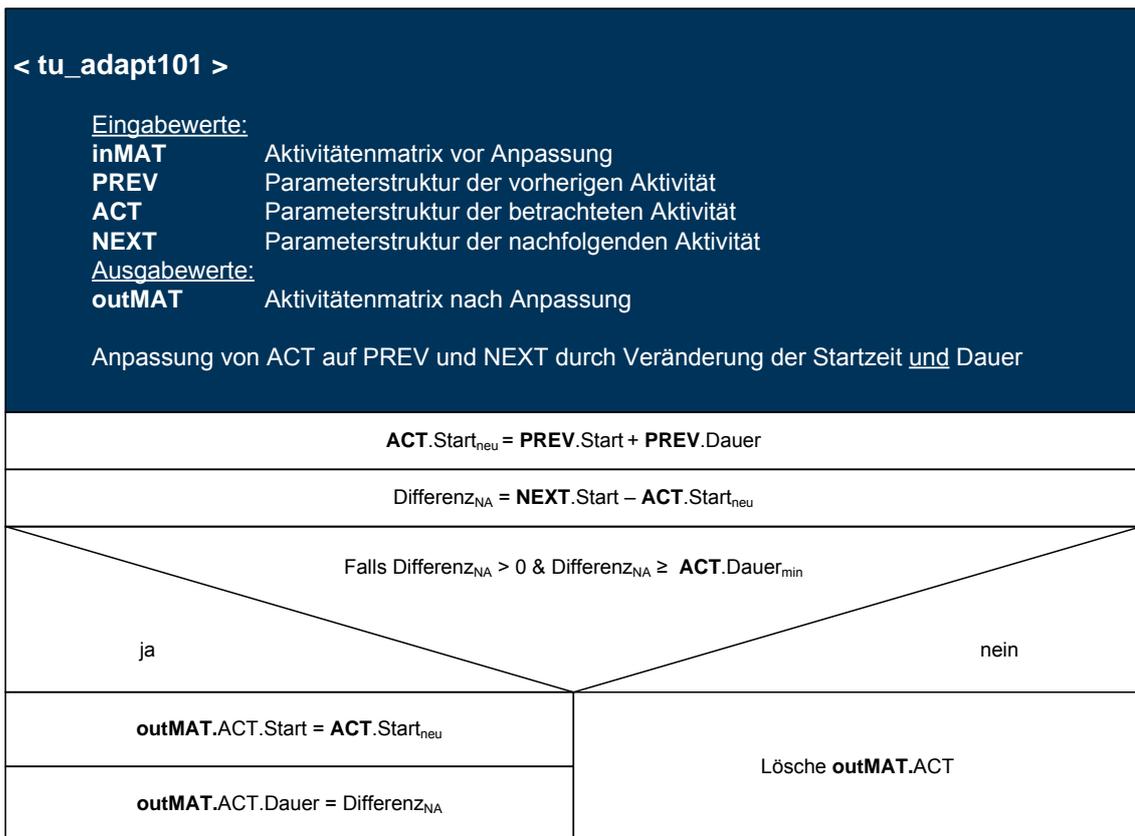


Abbildung B.5: Nassi-Shneiderman-Diagramm zum Programm *tu\_adapt101*

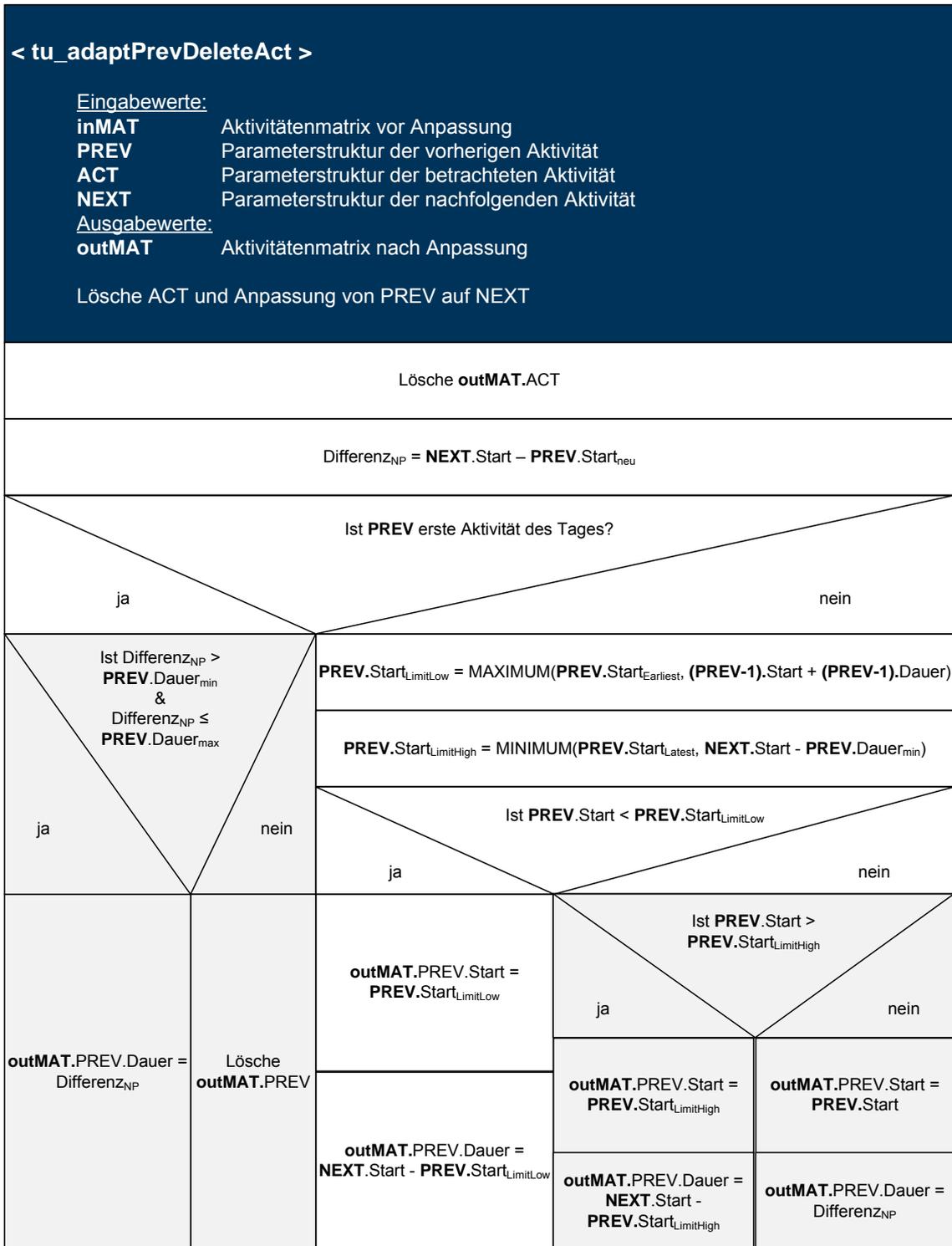


Abbildung B.6: Nassi-Shneiderman-Diagramm zum Programm *tu\_adaptPrevDeleteAct*

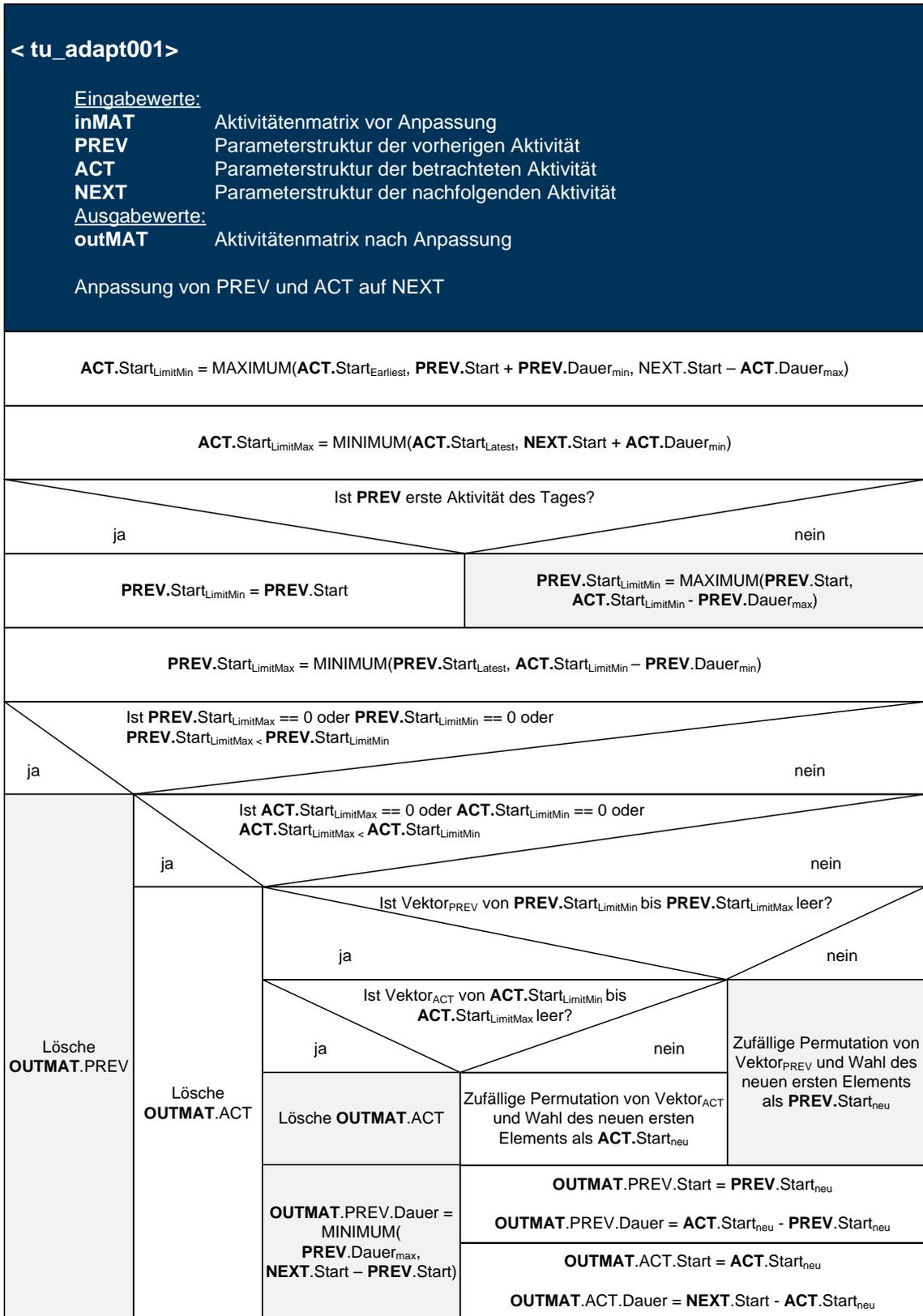


Abbildung B.7: Nassi-Shneiderman-Diagramm zum Programm *tu\_adapt001*

Tabelle B.2: Set aus manuellen Haushaltsgeräten inklusive deren Parameter

Elektrische Haushaltsgeräte	Nennleistung [kW]	Leistungsvariation [kW]	Standby-Verbrauch [kW]	Laufzeit pro Anwendung [min]	Quelle
Herd / Electric stove	1	0,1	0,001	60	[Sta08]
Mikrowelle / Microwave small	0,6	0,06	0,001	3	[WB14]
Wasserkocher / Electric kettle	2,2	0,22	0,0005	5	[WB14]
Kaffeemaschine / Coffee machine	0,8	0,08	0,0005	10	[WB14]
TV, PC, Laptop	0,384	0,04	0,0005	-1 (über Aktivität)	Marktrecherche
Staubsauger / Vacuum cleaner	2	0,2	0,0005	30	[WB14]
Haartrockner, Rasierer / Hair Dryer, Razor	2,2	0,22	0,0005	4	[Sai+]
Bügelisen / Iron	2,4	0,24	0,0005	30	[Sai+]
Toaster	1	0,1	0,0005	5	[WB14]
Andere / Others (Modem, Hifi etc.)	0	0	0,002	-1 (über Aktivität)	Marktrecherche

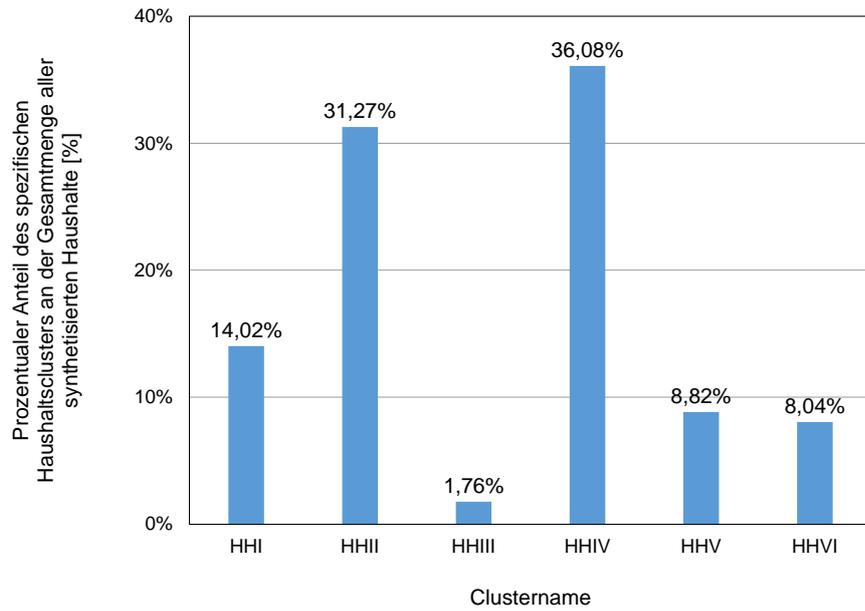


Abbildung B.8: Prozentualer Anteil der sechs Haushaltscluster an der Gesamtmenge aller synthetisierten Haushalte

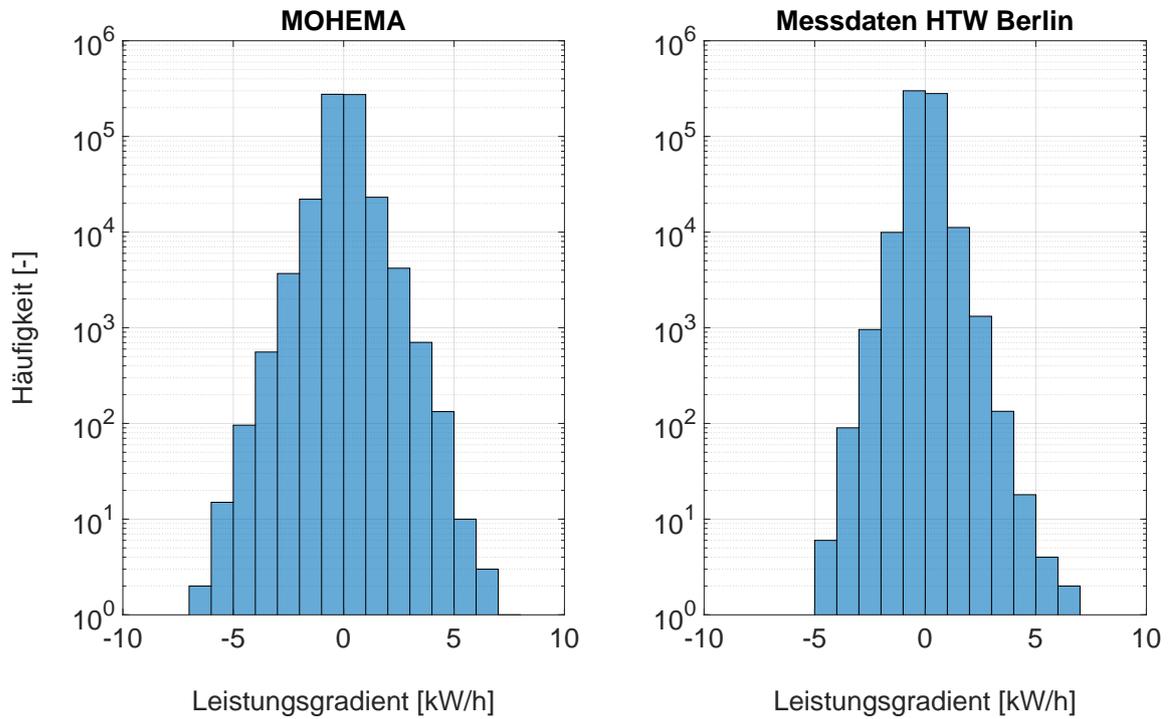


Abbildung B.9: Vergleich der Lastgradienten zwischen Messprofilen und synthetisierten Profilen in stündlicher Auflösung

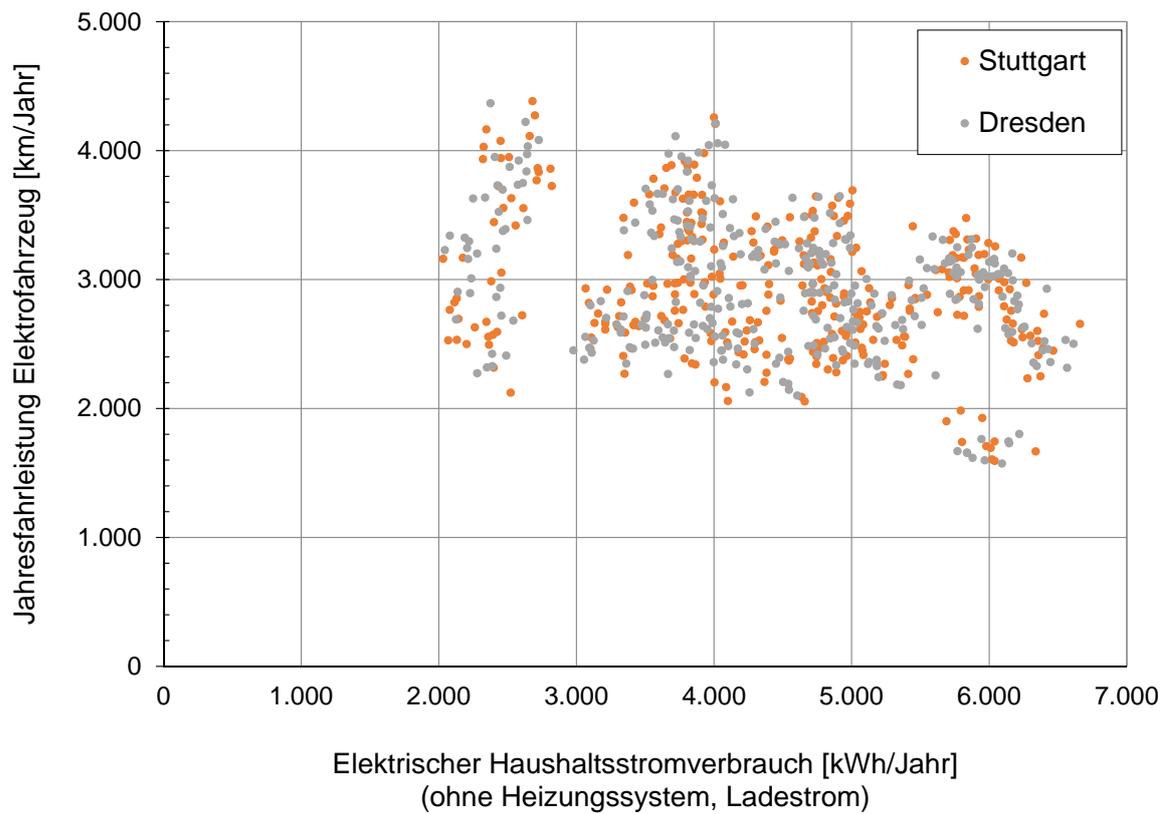


Abbildung B.10: Vergleich der Bilanzwerte für alle Haushaltskategorien nach dem Parameter Standort (mob0)

Tabelle B.3: Aktuelle Kostendaten stationärer Speichersysteme [Ene16]

Elektrische Energiespeicher	Tesla Powerwall (7 kWh)	Varta Engion Home 5,8 kW (2,8 kW plus 6 Module)	RWE HomePower Storage Eco 9.0	IBC Solar SolStore 6.5 Li	Sonnenbatterie eco 8.0	Akasol neoQube	Sony Olivine Stromspeicher (7,2 kWh)
Verkaufspreis [€]	4.216	7.703	12.259	7.500	11.300	7.150	9.073
Nutzbare Speicherkapazität [kWh]	5,6	5,2	7	4,7	8	4,4	5,76
Spezifischer Preis [€/kWh]	753	1.481	1.751	1.596	1.413	1.625	1.575
Gewicht [kg]	100	126	200	95	230	62	102
Ladezyklen [-]	5.000	14.000	8.000	5.000	10.000	5.000	8.000

## Anhang B Bilder und Informationen

Tabelle B.4: Aktuelle Kostendaten thermischer Puffer- und Kombispeicher - eigene Recherche (Stand 24.06.2016)

Thermische Pufferspeicher	Vaillant uniSTOR plus VIHR 150/6 B	Junkers SK-160	Remeha Remasol ERK-342, NOVA 300/2 S	Buderus Logalux L135/ZR	Buderus Logalux SU20/6W	Buderus Speicher Logalux SU 300 Liter	Buderus Logalux SF750 80	Buderus Logalux SF1000-80	Buderus Logalux SF1000-100	Stiebel Eltron SBP 200	Stiebel Eltron SBP 400	Stiebel Eltron SBP 700 E	Stiebel Eltron SBP 100	Stiebel Eltron SBP 1000 E	Stiebel Eltron SBP 1500 E
Verkaufspreis [€]	595	499	692	981	698	849	2.158	2.888	3.428	682	825	1.343	600	1.297	1.477
Volumen [l]	144	160	300	135	200	300	750	1000	1030	200	400	700	100	1000	1500
Spezifischer Preis [€/l]	4,13	3,12	2,31	7,34	3,49	2,83	2,88	2,89	3,33	3,41	2,06	1,92	6,00	1,30	0,98

Tabelle B.5: Aktuelle Kostendaten von Wärmepumpensystemen - eigene Recherche (Stand 24.06.2016)

Wärmepumpe	Viessmann Vitocal 200-S	Viessmann Vitocal 350-A	Wolf BWL-1-10-I	Viessmann Vitocal 300-A	Buderus Logatherm WPS 8K-1
Verkaufspreis [€]	5.272	8.719	10.273	14.436	7.461
Anlagenleistung [kWh]	5,6	10,6	10	12	7,6
Spezifischer Preis [€/kW]	941	823	1.027	1.203	982
Leistungszahl [-]	3,24	3,6	3,7	3,1	4,7
Typ	Luft/Wasser	Luft/Wasser	Luft/Wasser	Luft/Wasser	Sole/Wasser

## Anhang B Bilder und Informationen

	Haushalte	Autos	Personen	Reisen mit Übernachtung
Generell	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Haushaltsgröße</li> <li>• Fahrzeugbestand</li> <li>• Telefonanschluss</li> <li>• Telefonnummer</li> <li>• Einkommen</li> <li>• Verfügbarkeit Handy, Computer, Internet</li> <li>• Wohngebiet</li> <li>• Alter, Geschlecht und Tätigkeit der Haushaltsmitglieder</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Typ</li> <li>• Baujahr</li> <li>• Leistung</li> <li>• Antriebsart</li> <li>• Jahresfahrleistung</li> <li>• Tachostand</li> <li>• Halter</li> <li>• Alter und Anschaffung</li> <li>• Parkmöglichkeiten zu Hause</li> <li>• Hauptnutzer</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Soziodemographie</li> <li>• Tätigkeit</li> <li>• Führerscheinbesitz</li> <li>• Wohndauer</li> <li>• ÖPNV-Verfügbarkeit</li> <li>• Mobilitätseinschränkungen</li> <li>• übliches ÖPNV-Ticket</li> <li>• Nutzung Fahrradhelm</li> <li>• Fahrradverfügbarkeit</li> <li>• generelle Verkehrsmittelnutzung (ÖPNV, Fahrrad, Auto, Bahn im Fernverkehr, Flugzeug)</li> <li>• Erreichbarkeit üblicher Ziele</li> <li>• Verfügbarkeit Internet, Handy, Navigationsgerät</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Anzahl im letzten Quartal/ für die letzten drei Reisen</li> <li>• Verkehrsmittel</li> <li>• Entfernung</li> <li>• Begleiter</li> <li>• Zweck</li> <li>• Zeitliche Dauer</li> </ul>
Stichtag	<div style="border: 1px dashed black; padding: 5px;"> <p>Bereits in den KONTIV-Erhebungen vor 2002                      Erweiterung ab 2002 gegenüber älteren KONTIV-Erhebungen                      Nicht mehr in der MiD 2008                      Neu in der MiD 2008</p> </div>			<div style="border: 1px solid black; padding: 5px;"> <p style="text-align: center;"><b>Wege</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Zweck</li> <li>• Verkehrsmittel</li> <li>• Entfernung</li> <li>• Start- und Ankunftszeit</li> <li>• Genaue Zieladresse</li> <li>• Lage der Ziele</li> <li>• Anzahl Begleiter und Personen aus Haushalt</li> <li>• Zusatzmodul Wirtschaftsverkehr</li> <li>• Genutzter PKW aus Haushalt</li> </ul> </div>
			<ul style="list-style-type: none"> <li>• Mobilität am Stichtag</li> <li>• Normalität am Stichtag</li> <li>• PKW-Verfügbarkeit</li> <li>• Wetter</li> </ul>	

Abbildung B.11: Überblick über die erhobenen Datensätze im Zuge der Verkehrserhebung Mobilität in Deutschland 2008 [Ins10]

## C Credits

Folgende betreute Studentenarbeiten in alphabetischer Sortierung leisteten einen wertvollen Beitrag zum Gelingen dieser Dissertation. Ihnen gilt mein besonderer Dank.

- Bilz [Bil13] - Diplomarbeit
- Blanck [Bla14] - Projektpraktikum
- Bruckmeier [Bru14a] - Bachelorarbeit
- Candic [Can14] - Masterarbeit
- Eiris [Eir15] - Masterarbeit
- Güthlein [Güt15] - Forschungspraxis
- Hitzelberger [Hit14] - Bachelorarbeit
- Kirschstein [Kir16] - Bachelorarbeit
- Kirsten [KK][Kir15] - Bachelorarbeit
- Koch [Koc14] - Forschungspraxis
- Knarr [Kna14] - Bachelorarbeit
- Knarr [Kna16] - Masterarbeit
- Kufner [Kuf15] - Masterarbeit
- Maier [Mai15] - Forschungspraxis
- Müller [Mül14] - Forschungspraxis
- Riemann [Rie15] - Masterarbeit

- Schilcher [Sch14a] - Forschungspraxis
- Schilcher [Sch15a] - Masterarbeit
- Schiller [Sch15b] - Bachelorarbeit
- Schwab [Sch14b] - Masterarbeit
- Sibbel [Sib16] - Ingenieurspraxis
- Tabor [Tab12] - Bachelorarbeit
- Tonn [Ton14] - Bachelorarbeit
- Tonn [Ton16] - Masterarbeit
- Vollnhals [Vol14] - Forschungspraxis
- Wimmer [Wim11] - Studienarbeit
- Wimmer [Wim12] - Diplomarbeit

## Abbildungsverzeichnis

I.1	Entwicklung der Anteile erneuerbarer Energien an den Sektoren Strom, Wärme und Verkehr . . . . .	3
I.2	Entwicklung der durchschnittlichen Haushaltsstrompreise und Einspeisevergütungen für private Aufdach-Photovoltaik-Anlagen . . . . .	4
II.1	Exemplarische Tagebucheintragung (Zeitverwendungserhebung) . . . . .	11
II.2	Übersicht Modellierungsansätze . . . . .	16
II.3	Theoretische und technische DSM-Potentiale nach Sektoren . . . . .	39
III.1	Dichtefunktion der Normal- bzw. Gaußverteilung . . . . .	52
III.2	Überblick über das Hausenergiesystemmodell inklusive aller Teilmodule . . . . .	53
III.3	Schematische Funktionsweise des Datenaufbereitungswerkzeugs ZVE-Tool . . . . .	55
III.4	Übersicht über die 21 Hauptaktivitätsgruppen im Zuge der Datenaufbereitung . . . . .	57
III.5	Exemplarische Darstellung der Unterteilung einer Hauptaktivitätsgruppe in (Teil-)Aktivitäten . . . . .	58
III.6	Aufbau des Modells MOHEMA nach Einzelfunktionen . . . . .	60
III.7	Übersicht über die unterschiedlichen Arten von Eingangsdaten für das Modell MOHEMA . . . . .	62
III.8	Aufbau der Registerkarte Aktivität . . . . .	64
III.9	Bestimmung der Existenz einer spezifischen Aktivität an einem spezifischen Tag . . . . .	67
III.10	Synthetisierung der Zeitbudgets für eine spezifische Aktivität an einem spezifischen Tag . . . . .	68

III.11	Festlegung der Örtlichkeit einer Aktivität . . . . .	69
III.12	Betrachtete Gerätekategorien im Modul LOAD . . . . .	72
III.13	Energiebilanz von Kühl-/Gefriergeräten . . . . .	74
III.14	Methodik der Verteilung von Türöffnungszeiten für Kühl- bzw. Gefriergeräte . . . . .	75
III.15	Methodik zur Platzierung und Skalierung der Leistungsprofile manueller Geräte . . . . .	77
III.16	Methodik zur Modellierung der Beleuchtung eines Haushalts . . . . .	78
III.17	Prozentuale Aufteilung nach Leuchtmittelarten . . . . .	79
III.18	Methodik zur Bestimmung der energetischen Rahmenbedingungen von DSM-Geräten . . . . .	82
III.19	Methodik zur Festlegung des verwendeten Verkehrsmittels . . . . .	85
III.20	Wärmeflussmodell eines Pkw mit Wärmeverlusten und Wärmege- winnen . . . . .	87
III.21	Entwicklung der Lufttemperaturen im Fahrzeug . . . . .	88
III.22	Komforttemperaturen im Fahrzeug in Abhängigkeit zur Außentem- peratur . . . . .	89
III.23	Bestimmung und Platzierung aktivitätsabhängiger Warmwasserzapf- vorgänge . . . . .	93
III.24	Schematischer Aufbau des Modells WiKaMo . . . . .	97
III.25	Ersatzschaltbild des Gebäudemodells inklusive Zustandsgrößen . . . . .	102
III.26	Zeitlicher Ablauf der Rolling-Horizon Methode . . . . .	105
III.27	Übersicht über die berücksichtigten Haushaltskomponenten . . . . .	106
IV.1	Statistische Auswertung des Merkmals Haushaltsstromverbrauch nach Haushaltsgrößen . . . . .	114
IV.2	Aufstellung der prozentualen Anteile verschiedener Haushaltsgeräte am Gesamtstromverbrauch . . . . .	115
IV.3	Vergleich zweier Jahresdauerlinien durchschnittlicher Haushalte zwi- schen Messprofilen und synthetisierten Profilen . . . . .	117
IV.4	Vergleich der Leistungsgradienten zwischen Messprofilen und synthe- tisierten Profilen in Minutenauflösung . . . . .	118

IV.5	Gegenüberstellung von H0-Typtagsprofilen und kumulierten MOHEMA-Typtagen . . . . .	119
IV.6	Vergleich der Parameter für Stellparameter bevorzugte Individualmobilität . . . . .	120
IV.7	Häufigkeitsverteilung der Wegstrecken des Individualfahrzeugs . . .	121
IV.8	Bandbreite der unterschiedlichen Fahrleistungen unter Nutzung des Elektrofahrzeugs . . . . .	122
IV.9	Räumliche Gruppierung möglicher Haushaltskombinationen . . . . .	126
IV.10	Optimale Gebäudekonfigurationen - Photovoltaik (Szenario BAT0) .	129
IV.11	Optimale Gebäudekonfigurationen - thermischer Speicher (Szenario BAT0) . . . . .	130
IV.12	Variation der Batterie-Investitionskosten . . . . .	131
IV.13	Optimale Gebäudekonfigurationen - elektrischer Batteriespeicher (Szenario BATcost250) . . . . .	132
IV.14	Kosteneinsparungspotentiale absolut nach DSM-Maßnahmen (Szenario BATcost250) . . . . .	133
IV.15	Kosteneinsparungspotentiale relativ nach DSM-Maßnahmen (Szenario BATcost250) . . . . .	134
IV.16	Kosteneinsparungspotentiale relativ nach DSM-Maßnahmen . . . .	135
IV.17	Kosteneinsparungspotentiale absolut nach DSM-Maßnahmen . . . .	136
A.1	Übersicht über die Bevölkerungs- und Altersstrukturentwicklung . .	144
A.2	Übersicht über die aktuelle Altersstruktur . . . . .	145
A.3	Übersicht über typische Haushaltsgrößen . . . . .	146
A.4	Zeitliche Entwicklung der Anteile unterschiedlicher Haushaltsgrößen	146
A.5	Anteile der Baualtersklassen am Gebäudebestand . . . . .	147
A.6	Anteile Einfamilienhäuser am Gebäudebestand . . . . .	148
A.7	Aufteilung des Endenergieverbrauchs auf Sektoren und Bedarfsarten	149
A.8	Zeitliche Entwicklung des Endenergieverbrauchs in Deutschland . .	150
A.9	Anteile der Energieträger am Endenergieverbrauch in Haushalten .	151
A.10	Anteile Anwendungsbereiche am Endenergieverbrauch Haushalte . .	152
A.11	Übersicht über Energiestandards . . . . .	153
A.12	Entwicklung des Haushaltsstrombedarfs . . . . .	154

A.13	Ausstattungsgrade von Haushaltsgeräten . . . . .	155
A.14	Vergleich des Stromverbrauchs nach Gerätegruppen . . . . .	156
A.15	Endenergieverbrauch für Raumwärme und Warmwasser . . . . .	157
A.16	Wasserverbrauch pro Person und Tag nach Bedarfsarten . . . . .	158
A.17	Historische Entwicklung der installierten PV-Leistung . . . . .	159
A.18	Aufschlüsselung der PV-Anlagen in Deutschland . . . . .	160
A.19	Historische Entwicklung der Anteile am Heizungsbestand . . . . .	164
A.20	Energieträgerumstellung und Trends bei Wärmeerzeugern . . . . .	165
A.21	Spezifische Kosten thermischer Speicher . . . . .	168
A.22	Absolute Kosten thermischer Speicher . . . . .	169
A.23	Variabler Stromtarif Stadtwerke Bielefeld . . . . .	171
A.24	Zeitliche Entwicklung der Haushaltsstrombestandteile . . . . .	173
A.25	Strommix in Deutschland 2015 . . . . .	175
A.26	Anteile Weglängen und Tagesstrecken am Gesamtverkehrsaufkommen	180
A.27	Anteile der Verkehrsmittel nach Altersklassen der Personen . . . . .	182
A.28	Anzahl zugelassener Elektrofahrzeuge in Deutschland bzw. weltweit	184
B.1	Nassi-Shneiderman-Diagramm - Programm tu_fitting . . . . .	187
B.2	Nassi-Shneiderman-Diagramm - Programm tu_adaptNext . . . . .	188
B.3	Nassi-Shneiderman-Diagramm - Programm tu_changeBudget . . . . .	189
B.4	Nassi-Shneiderman-Diagramm - Programm tu_adapt . . . . .	190
B.5	Nassi-Shneiderman-Diagramm - Programm tu_adapt101 . . . . .	191
B.6	Nassi-Shneiderman-Diagramm - Programm tu_adaptPrevdeleteAct	192
B.7	Nassi-Shneiderman-Diagramm - Programm tu_adapt001 . . . . .	193
B.8	Prozentualer Anteil der sechs Haushaltscluster . . . . .	195
B.9	Vergleich der Lastgradienten zwischen Messprofilen und synthetisier- ten Profilen in stündlicher Auflösung . . . . .	195
B.10	Vergleich der Bilanzwerte für alle Haushaltskategorien nach dem Pa- rameter Standort (mob0) . . . . .	196
B.11	Überblick über erhobene Datensätze (Mobilität in Deutschland) . .	200

## Tabellenverzeichnis

III.1	Umrechnungstabelle Anwesenheit - effektive Anwesenheit . . . . .	80
III.2	Zapfstellen und zugehörige Werte für Temperatur, Menge und Durchfluss . . . . .	92
III.3	Heizfaktoren unterschiedlicher Wärmeübertrager . . . . .	100
IV.1	Vergleich der prozentualen Anteile diverser Gerätekategorien . . . . .	116
IV.2	Vergleich der Extremwerte aus dem Modell MOHEMA mit Messdaten	117
IV.3	Aufstellung aller resultierenden Personen-Haushalts-Kombinationen .	125
A.1	Wassermengen und Bezugstemperaturen nach Zapfstellen . . . . .	157
A.2	Normierte Wasserbedarfskategorien . . . . .	158
A.3	Aktuelle Kostendaten PV . . . . .	161
A.4	Übersicht über verschiedene thermische Speichertypen . . . . .	167
A.5	Aktuelle Kostendaten thermischer Speicher . . . . .	170
A.6	Preisstufen Tarif EnerBest Strom Smart (Stadtwerke Bielefeld) . . .	172
A.7	Staatlich veranlasste Bestandteile des Strompreises . . . . .	174
A.8	Übersicht über Emissionen einzelner Verkehrsmittel im Personenverkehr	177
A.9	Allgemeine Mobilitätsdaten aus der Studie MiD 2008 . . . . .	178
A.10	Anteil Wegezwecke nach Siedlungsstrukturen . . . . .	181
A.11	Modal Split in Abhängigkeit unterschiedlicher Mobilitätskenngrößen .	183
B.1	Liste der betrachteten Aktivitäten im Rahmen des Modells MOHEMA	186
B.2	Set aus manuellen Haushaltsgeräten inklusive deren Parameter . . . .	194
B.3	Aktuelle Kostendaten stationärer Speichersysteme . . . . .	197
B.4	Aktuelle Kostendaten thermischer Puffer- und Kombispeicher . . . .	198
B.5	Aktuelle Kostendaten von Wärmepumpensystemen . . . . .	199

## Literatur

- [Ada+00] Adam, Thomas et al. *Repräsentative Lastprofile der VDEW: Lastprofilverfahren zur Belieferung und Abrechnung von Kleinkunden in Deutschland*. Hrsg. von Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e.V. Cottbus, 2000.
- [ADE15] Arbeitsgemeinschaft Energiebilanzen e.V., Deutsches Institut für Wirtschaftsforschung Berlin und Energy Environment Forecast Analysis. *Auswertungstabellen zur Energiebilanz Deutschland: 1990 bis 2014*. 2015.
- [ASK] Aigner, Dennis J., Sorooshian, Cynts und Kerwin, Pamela. „Conditional demand analysis for estimating residential end-use load profiles“. In: *The Energy Journal*. Bd. Volume 5, Number 3 (1984), S. 81–97. URL: [https://www.jstor.org/stable/41321696?seq=1#page\\_scan\\_tab\\_contents](https://www.jstor.org/stable/41321696?seq=1#page_scan_tab_contents).
- [BA] Bucher, Christof und Andersson, Göran. „Generation of domestic load profiles: An adaptive top-down approach“. In: *Proceedings of PMAPS 2012 (Istanbul)*. Bd. 2012 (Istanbul), S. 436–441. URL: [https://www.eeh.ee.ethz.ch/uploads/tx\\_ethpublications/CBucher\\_PMAPS\\_2012.pdf](https://www.eeh.ee.ethz.ch/uploads/tx_ethpublications/CBucher_PMAPS_2012.pdf).
- [Bar+] Bartels, Robert et al. „An end-use electricity load simulation model: Delmod“. In: *Utilities Policy*. Bd. Volume 2, Issue 1 (1992), S. 71–82. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/095717879290055N>.
- [BB15] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie und Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz, Bau und Reaktorsicherheit. *Bekanntmachung der Regeln für Energieverbrauchswerte im Wohngebäudebestand: EnEV2014*. 2015.

- [Bec+] Becker, Andreas et al. „Wo steckt noch Lastverschiebepotenzial?“ In: *Energy 2.0*. Bd. 2.2012, S. 48–51.
- [Bie16] Stadtwerke Bielefeld. *EnerBest Strom Smart*. 2016. URL: <https://www.stadtwerke-bielefeld.de/privatkunden/meine-produkte/strom/enerbest-strom-smart.html> (besucht am 12.12.2016).
- [Bil13] Bilz, Benjamin. „Development of a user interaction model of a residential building“. Diplomarbeit. München: Technische Universität München (TUM), 2013.
- [Bla14] Blanck, Max. „Die Integration des Warmwasserbedarfs in das User Interaction Model“. Projektpraktikum. München: Technische Universität München (TUM), 2014.
- [Bra13] Braun, Stephan. „Modellierung der Energienachfrage unter Berücksichtigung urbaner Formen und individueller Zeitverwendung“. Dissertation. Augsburg: Universität Augsburg, 2013. URL: <http://d-nb.info/1077702590>.
- [Bru14a] Bruckmeier, Andreas. „Modellierung des Beleuchtungsbedarfs im Rahmen der Nachbildung des Nutzerverhaltens“. Bachelor’s Thesis. München: Technische Universität München (TUM), 2014.
- [Bru14b] Brumme, Doreen. *Pufferspeicher-Technik, Auslegung und Kosten*. 2014. URL: <http://www.energie-experten.org/heizung/heizungstechnik/pufferspeicher.html> (besucht am 12.12.2016).
- [Bun] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie. *Energiedaten: Gesamt-ausgabe*. URL: <http://bmwi.de/BMWi/Redaktion/PDF/E/energiestatistiken-grafiken,property=pdf,bereich=bmwi2012,sprache=de,rwb=true.pdf> (besucht am 12.12.2016).
- [Bun08] Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz, Bau und Reaktorsicherheit. *Gesetz zur Förderung Erneuerbarer Energien im Wärmebereich: EEWärmeG*. 2008. URL: [http://www.gesetze-im-internet.de/bundesrecht/eew\\_rmeg/gesamt.pdf](http://www.gesetze-im-internet.de/bundesrecht/eew_rmeg/gesamt.pdf) (besucht am 12.12.2016).

- [Bun13] Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin. *Sicherheit und Gesundheit bei der Arbeit 2011-2013: Unfallverhütungsbericht Arbeit*. Hrsg. von Bundesministerium für Arbeit und Soziales. Dortmund/Berlin/Dresden, 2013. URL: <http://www.baua.de/dok/5746626>.
- [Bun14] Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e.V. *Wie heizt Deutschland? BDEW-Studie zum Heizungsmarkt*. 2014. URL: <https://www.bdew.de/internet.nsf/id/heizungsmarktstudie--wie-heizt-deutschland-de>.
- [Bun15] Bundesverband Wärmepumpe. *BWP-Branchenstudie 2015: Szenarien und politische Handlungsempfehlungen: Daten zum Wärmepumpenmarkt bis 2015 und Prognosen bis 2030*. 2015.
- [Bun16a] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie. *Europäische Energiepolitik*. Hrsg. von Bundesministerium für Wirtschaft und Energie. 2016. URL: <http://www.bmwi.de/DE/Themen/Energie/Europaische-und-internationale-Energiepolitik/europaische-energiepolitik.html> (besucht am 12.12.2016).
- [Bun16b] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie. *Staatlich veranlasste Bestandteile des Strompreises*. Berlin, 2016. URL: <http://www.bmwi.de/DE/Themen/Energie/Energiemarkt-und-Verbraucherinformationen/preise,did=649352.html> (besucht am 12.12.2016).
- [Bun16c] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie. *Zeitreihen zur Entwicklung der erneuerbaren Energien in Deutschland*. Hrsg. von Bundesministerium für Wirtschaft und Energie. 2016. URL: [http://www.erneuerbare-energien.de/EE/Redaktion/DE/Downloads/zeitreihen-zur-entwicklung-der-erneuerbaren-energien-in-deutschland-1990-2015-excel.xlsx?\\_\\_blob=publicationFile&v=6](http://www.erneuerbare-energien.de/EE/Redaktion/DE/Downloads/zeitreihen-zur-entwicklung-der-erneuerbaren-energien-in-deutschland-1990-2015-excel.xlsx?__blob=publicationFile&v=6) (besucht am 12.12.2016).
- [Bun16d] Bundesnetzagentur. *Datenmeldungen und EEG-Vergütungssätze für Photovoltaikanlagen*. 2016. URL: [https://www.bundesnetzagentur.de/DE/Sachgebiete/ElektrizitaetundGas/Unternehmen\\_Institutionen/ErneuerbareEnergien/Photovoltaik/DatenMeldgn\\_EEG-VergSaetze/DatenMeldgn\\_EEG-VergSaetze\\_node.html](https://www.bundesnetzagentur.de/DE/Sachgebiete/ElektrizitaetundGas/Unternehmen_Institutionen/ErneuerbareEnergien/Photovoltaik/DatenMeldgn_EEG-VergSaetze/DatenMeldgn_EEG-VergSaetze_node.html) (besucht am 12.12.2016).

- [Bun16e] Bundesverband der deutschen Heizungsindustrie, Hrsg. *Marktentwicklung Wärmerezeuger 2005-2015*. Bd. 2016. 2016.
- [Bun16f] Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e.V. *Stromverbrauch im Haushalt: Energie-Info*. Berlin, 2016. URL: <http://www.bdew.de> (besucht am 12.12.2016).
- [Bur16] Burkhardt, Robby. *Was kostet eine Wärmepumpe?* Hrsg. von Erdwärmepumpe.de - das Verbraucherportal. 2016. URL: [http://www.erdwarmepumpe.de/kosten\\_einer\\_waermepumpe.php](http://www.erdwarmepumpe.de/kosten_einer_waermepumpe.php) (besucht am 12.12.2016).
- [Can14] Candic, Armin. „Erstellung eines Abfragetools zur Ermittlung und Bewertung von Prognosen für das Energiemanagement im Smart-Home“. Master’s Thesis. München: Technische Universität München (TUM), 2014.
- [Cap+] Capasso, Alfonso et al. „A bottom-up approach to residential load modeling“. In: *IEEE Transactions on Power Systems*. Bd. Vol. 9, No. 2, May 1994, S. 957–964. URL: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=317650>.
- [CDF] Caprino, Davide, Della Vedova, Marco und Facchinetti, Tullio. „Peak shaving through real-time scheduling of household appliances“. In: *Energy and Buildings*. Bd. 75 (2014), S. 133–148. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778814001248>.
- [Cha+] Chan, Man-Loong et al. „Simulation-based load synthesis methodology for evaluating load-management programs“. In: *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*. Bd. Vol. PAS-100, No. 4, April 1981, S. 1771–1778. URL: [http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs\\_all.jsp?arnumber=4110796](http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4110796).
- [Con15] Connect Energy Economics. *Aktionsplan Lastmanagement: Endbericht einer Studie von Connect Energy Economics: Studie im Auftrag von Agora Energiewende*. Berlin, 2015. URL: <http://www.agora-energiewende.de>.
- [Cro] Crosbie, Tracey. „Household energy consumption and consumer electronics: The case of television“. In: *Energy Policy*. Bd. 36 (2008), S. 2191–2199. URL: <http://www.ucl.ac.uk/carb/pubdocs/JP-MAN-05-EnergyPolicy-HouseCaseTelevision-v36n6-2008-TAC.pdf>.

- [DB16] Döring, Nicola und Bortz, Jürgen. *Forschungsmethoden und Evaluation: in den Sozial- und Humanwissenschaften*. 5. Aufl. Berlin und Heidelberg: Springer, 2016. URL: <http://www.springer.com/de/book/9783642410888>.
- [DC] Dlamini, Ndumiso und Cromieres, Fabien. „Implementing peak load reduction algorithms for household electrical appliances“. In: *Energy Policy*. Bd. 44 (2012), S. 280–290. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421512000778>.
- [Deu04] Deutsches Institut für Normung. *Ergonomie der thermischen Umgebung – Analytische Bestimmung und Interpretation der Wärmebelastung durch Berechnung der vorhergesagten Wärmebeanspruchung*. 2004.
- [Deu06] Deutsches Institut für Normung. *Ergonomie der thermischen Umgebung – Analytische Bestimmung und Interpretation der thermischen Behaglichkeit durch Berechnung des PMV- und des PPD-Indexes und Kriterien der lokalen thermischen Behaglichkeit*. 2006.
- [Deu10] Deutsche Energie-Agentur GmbH. *dena-Netzstudie II: Integration erneuerbarer Energien in die deutsche Stromversorgung im Zeitraum 2015 – 2020 mit Ausblick 2025*. Hrsg. von Deutsche Energie-Agentur GmbH. Berlin, 2010.
- [Deu12] Deutsches Institut für Normung. *Heizkessel – Teil 5: Heizkessel für feste Brennstoffe, manuell und automatisch beschickte Feuerungen, Nennwärmeleistung bis 500 kW – Begriffe, Anforderungen, Prüfungen und Kennzeichnung*; 2012.
- [Dör+02] Dörner, Dietrich et al. *Die Mechanik des Seelenwagens: Eine neuronale Theorie der Handlungsregulation*. 1. Aufl. Bd. 1. 1. Bern: Verlag Hans Huber, 2002. ISBN: 345683814X.
- [Dor15] Dorfner, Johannes. *VICUS - A linear optimisation model for localised energy systems*. München, 2015. URL: <https://github.com/ojdo/vicus> (besucht am 12. 12. 2016).
- [DR11] Dincer, Ibrahim und Rosen, Marc A. *Thermal energy storage: Systems and Applications*. 2. Aufl. John Wiley & Sons Ltd, 2011. ISBN: 978-0-470-74706-3.

- [Eck+] Ecker, Madeleine et al. „Calendar and cycle life study of Li(NiMnCo)O<sub>2</sub>-based 18650 lithium-ion batteries“. In: *Journal of Power Sources*. Bd. 248 (2014), S. 839–851. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378775313016510>.
- [Eck14] Eckstein, Peter. *Repetitorium Statistik: Deskriptive Statistik - Stochastik - Induktive Statistik*. 8. Aufl. Wiesbaden: Springer Gabler, 2014. ISBN: 978-3-658-05748-0.
- [Eir15] Eiris, Guillermo. „Optimierte Ladestrategien für elektrifizierte Fahrzeuge und Lokalspeicher im Smart Micro-Grid Umfeld“. Master’s Thesis. München: Technische Universität München (TUM), 2015.
- [Ene16] Centrale Agrar-Rohstoff Marketing- und Energie-Netzwerk e.V. *Marktübersicht für Batteriespeichersysteme*. 2016. URL: [https://www.carmen-ev.de/files/Sonne\\_Wind\\_und\\_Co/Speicher/Markt%C3%BCbersicht-Batteriespeicher\\_2016.pdf](https://www.carmen-ev.de/files/Sonne_Wind_und_Co/Speicher/Markt%C3%BCbersicht-Batteriespeicher_2016.pdf) (besucht am 12.12.2016).
- [EuP13] EuPD Research. *Photovoltaik-Preismonitor Deutschland: Ergebnisse 1. Quartal 2013*. Hrsg. von Bundesverband Solarwirtschaft e.V. 2013.
- [EW] Esslinger, Peter und Witzmann, Rolf. „Entwicklung und Verifikation eines stochastischen Verbraucherlastmodells für Haushalte“. In: *Symposium Energieinnovation 2012*. Bd. 12, S. 1–11. URL: [http://portal.tugraz.at/portal/page/portal/Files/i4340/eninnov2012/files/lf/LF\\_Esslinger.pdf](http://portal.tugraz.at/portal/page/portal/Files/i4340/eninnov2012/files/lf/LF_Esslinger.pdf).
- [Fin16] Finke, Stefan. *Photovoltaik-Kosten*. 2016. URL: <http://www.photovoltaiksolarstrom.de/photovoltaik-kosten/> (besucht am 12.12.2016).
- [Fir+] Firth, S. et al. „Identifying trends in the use of domestic appliances from household electricity consumption measurements“. In: *Energy and Buildings*. Bd. 40/5 (2008), S. 926–936. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778807002022>.
- [Fis+15] Fischer, David et al. „Modelling the effects of variable tariffs on household’s electric load profiles by use of occupant behaviour submodels“. 2015.

- [Fis03] Fischer-Uhlig, Horst. *Wege zum schadensfreien Wohnen: Schäden erkennen, beseitigen, verhüten*. Taunusstein: Blottner, 2003. ISBN: 3-89367-094-7.
- [Fis14] Fischer, David. *Synthetische Lastprofile synPRO*. 2014. URL: <https://www.elink.tools/elink-tools/synpro> (besucht am 12.12.2016).
- [FK] Flett, Graeme und Kelly, Nicolas. „Household-differentiated demand modelling for communities“. In: *Building Simulation Proceedings*. Bd. 2015. URL: <http://www.bs2015.in/>.
- [FK14] Flett, Graeme und Kelly, Nicolas. „Towards detailed occupancy and demand modelling of low-carbon communities“. In: *1st International conference on zero carbon buildings today and in the future*. Hrsg. von Birmingham City University. 2014. URL: <http://strathprints.strath.ac.uk/51042/>.
- [For14] Forschungsinformationssystem. *Zentrale Mobilitätskenngrößen*. Dresden, 2014. URL: <http://www.forschungsinformationssystem.de/servlet/is/115712/> (besucht am 12.12.2016).
- [For15] ForschungsVerbund Erneuerbare Energien, Hrsg. *Forschung für die Wärmewende: Beiträge zur FVEE-Jahrestagung 2015*. 2015.
- [Fri08] Friscaldo, Hrsg. *Leistungszahlen für Kälte-, Klima- und Wärmepumpensysteme*. 1. 2008.
- [FUF] Farahbakhsh, Hassan, Ugursal, Ismet und Fung, A. S. „A residential end-use energy consumption model for Canada“. In: *International Journal of Energy Research*. Bd. 22, S. 1133–1143. URL: <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/%28SICI%291099-114X%2819981025%2922:13%3C1133::AID-ER434%3E3.0.CO;2-E/epdf>.
- [GAB] Grandjean, Arnaud, Adnot, Jérôme und Binet, Guillaume. „A review and an analysis of the residential electric load curve models“. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. Bd. 16 (2012), S. 6539–6565. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032112004820>.

- [Gil] Gils, Hans Christian. „Assessment of the theoretical demand response potential in Europe“. In: *Energy*. Bd. 67 (2014), S. 1–18. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544214001534>.
- [GKH] Gohla-Neudecker, Bodo, Kandler, Christian und Hamacher, Thomas. „Sustainable Mobility: The MUTE as a prime example for clean and affordable mobility“. In: *Tagungsband: Conference on Future Automotive Technology - Focus Electromobility*. Bd. Conference on Future Automotive Technology - Focus Electromobility 2012.
- [Goo+] Good, Nicholas et al. „High resolution modelling of multi-energy domestic demand profiles“. In: *Applied Energy*. Bd. 137 (2015), S. 193–210. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261914010691>.
- [GP] Grein, Arne und Pehnt, Martin. „Load management for refrigeration systems: Potentials and barriers“. In: *Energy Policy*. Bd. Volume 39, Issue 9 (2011), S. 5598–5608. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421511003235>.
- [Gra+] Grahn, Pia et al. „PHEV home-charging model based on residential activity patterns“. In: *IEEE Transactions on Power Systems*. Bd. 28 (2013), S. 2507–2515.
- [Grü] Grünspar - Green Smart Solutions. *Wasser sparen: Wie finde ich den richtigen Strahlregler?* URL: <http://www.gruenspar.de/> (besucht am 12.12.2016).
- [Güt15] Güthlein, Michael. „Vergleich verschiedener Sensoren zur Erfassung des Nutzerverhaltens“. Forschungspraxis. München: Technische Universität München (TUM), 2015.
- [Haf] Haffner, Sebastian. „Aktueller Kostenstand photovoltaischer Stromerzeugung“. In: *EW - Magazin für die Energiewirtschaft*. Bd. 12 (2015), S. 35–37.
- [Hag16] Hagedorn, Stefan. *Absatzpotenzial für stationäre Batteriespeicher im privaten und gewerblichen Einsatz in Deutschland: Marktanalyse*. Osnabrück, 2016.

- [Hal10] Haldi, Frédéric. „Towards a Unified Model of Occupants’ Behaviour and Comfort for Building Energy Simulation“. Dissertation. Lausanne: École Polytechnique Fédérale de Lausanne, 2010. URL: <http://infoscience.epfl.ch/record/142386>.
- [Ham15] Hambach, Roland. „Unter den Blinden ist der Einäugige König“. In: *Zeitung für kommunale Wirtschaft* 2015.5 (Mai 2015).
- [Hei15] Heilek, Christian. „Modellgestützte Optimierung des Neubaus und Einsatzes von Erzeugungsanlagen und Speichern für elektrische und thermische Energie im deutschen Energiesystem“. Dissertation. München: Technische Universität München (TUM), 2015.
- [HHR13] Hauer, Andreas, Hiebler, Stefan und Reuß, Manfred. *Wärmespeicher*. 5. Aufl. Karlsruhe: Fraunhofer IRB Verlag, 2013. ISBN: 978-3-8167-8366-4.
- [Hit14] Hitzelberger, Kaspar. „Steuer- und Regelstrategien für Wärmepumpen in Wohngebäuden“. Bachelor’s Thesis. München: Technische Universität München (TUM), 2014.
- [Hit16] Hitachi, Hrsg. *Energieklassen und Energielabel Kühlgeräte*. 2016.
- [Hon+15] Honold, Johannes et al. „Demand-Side-Management-Potentiale in Einfamilienhäusern durch Einsatz von Energiemanagementsystemen“. In: *Von Smart Grids zu Smart Markets 2015 zur zukünftigen Wechselwirkung von elektrischem Netz und Energiemarktaktivitäten*. Hrsg. von Verband der Elektrotechnik, Elektronik, Informationstechnik. Bd. 145. VDE Verlag GmbH, 2015. ISBN: 978-3800738977.
- [HSH] Huber, Matthias, Sängler, Florian und Hamacher, Thomas. „Das „Post-EEG“-Potenzial von Photovoltaik im privaten Strom- und Wärmesektor“. In: *et-Energiewirtschaftliche Tagesfragen*. Bd. 63 - 9/2013, S. 57–61.
- [HST] Hobby, John D., Shoshitaishvili, Alexander und Tucci, Gabriel H. „Analysis and Methodology to Segregate Residential Electricity Consumption in Different Taxonomies“. In: *IEEE Transactions on Smart Grid*. Bd. 3/1 (2012), S. 217–224. URL: [http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs\\_all.jsp?arnumber=6059462](http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6059462).

- [HTW15] HTW Berlin. *Repräsentative elektrische Lastprofile für Einfamilienhäuser in Deutschland auf 1-sekündiger Datenbasis*. Hrsg. von HTW Berlin. Datensatz. 2015.
- [HWK] Honold, Johannes, Wimmer, Patrick und Kandler, Christian. „Potential of energy management systems in residential buildings: 6th International Building Physics Conference, IBPC 2015“. In: *Energy Procedia*. Bd. 78 (2015), S. 2094–2099. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610215019773>.
- [IBP] IBPSA, Hrsg. *Building Simulation 2005: 9th International IBPSA Conference*.
- [IEW] Ifland, M., Exner, N. und Westermann, D. „Influencing domestic customers’ market behavior with time flexible tariffs“. In: *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe*. Bd. 3 (2012), S. 1–7. URL: [http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs\\_all.jsp?arnumber=6465638](http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6465638).
- [IK16] Icha, Petra und Kuhs, Gunter. *Entwicklung der spezifischen Kohlendioxid-Emissionen des deutschen Strommix in den Jahren 1990 bis 2015*. Hrsg. von Umweltbundesamt (UBA). Dessau-Roßlau, 2016. URL: [https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/378/publikationen/climate\\_change\\_26\\_2016\\_entwicklung\\_der\\_spezifischen\\_kohlendioxid-emissionen\\_des\\_deutschen\\_strommix.pdf](https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/378/publikationen/climate_change_26_2016_entwicklung_der_spezifischen_kohlendioxid-emissionen_des_deutschen_strommix.pdf).
- [Ini11] Initiative [WÄRME+]. *Das energieeffiziente Haus: Komfortabel und wirtschaftlich*. Berlin, 2011. URL: <http://www.waerme-plus.de> (besucht am 12.12.2016).
- [Ini14] Initiative [WÄRME+]. *Elektronische Durchlauferhitzer: Energieeffizient und komfortabel*. Berlin, 2014. URL: <http://www.waerme-plus.de> (besucht am 12.12.2016).
- [Ins10] Institut für angewandte Sozialwissenschaft GmbH. *Mobilität in Deutschland 2008: Ergebnisbericht: Struktur – Aufkommen – Emissionen – Trends*. Bonn und Berlin, 2010. URL: <http://www.mobilitaet-in-deutschland.de/mid2008-publikationen.html>.

- [Ins15] Institut für Wohnen und Umwelt. *Deutsche Wohngebäudetypologie: Beispielhafte Maßnahmen zur Verbesserung der Energieeffizienz von typischen Wohngebäuden*. Hrsg. von Institut für Wohnen und Umwelt. Darmstadt, 2015.
- [ISR+10] ISR-University of Coimbra et al. *Projektbericht SELINA: Standby and off-mode energy losses in new appliances measured in shops*. Hrsg. von European Commission. 2010. URL: <https://ec.europa.eu/energy/intelligent/projects/en/projects/selina>.
- [IYS] Itagaki, Yuya, Yamaguchi, Yohei und Shimoda, Yoshiyuki. „Analysis of factors creating variety in residential energy demand based on measured electricity consumption“. In: *Building Simulation Proceedings*. Bd. 2015. URL: <http://www.bs2015.in/>.
- [Jun14] Jungwirth, Johannes. „Lastmanagement in Gebäuden: Entwicklung einer modellprädiktiven Regelung mit einem adaptiven Gebäudemodell zur Flexibilisierung der Wärme- und Kälteversorgung von Gebäuden“. Dissertation. München: Technische Universität München (TUM), 2014.
- [JV] Jordan, Ulrike und Vajen, Klaus. „Influence of the dhw load profile on the fractional energy savings: A case study of a solar combi-system with TRNSYS simulations“. In: *Solar Energy*. Bd. Volume 69, Supplement 6 (2001), S. 197–208. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X00001547>.
- [Kai+16] Kairies, Kai-Philipp et al. *Wissenschaftliches Mess- und Evaluierungsprogramm Solarstromspeicher: Jahresbericht 2016*. Aachen, 2016. URL: <http://www.speichermonitoring.de>.
- [Kal13] Kallrath, Josef. *Gemischt-ganzzahlige Optimierung: Modellierung in der Praxis: Mit Fallstudien aus Chemie, Energiewirtschaft, Papierindustrie, Metallgewerbe, Produktion und Logistik*. 2. Aufl. Wiesbaden: Springer Spektrum, 2013. ISBN: 978-3-658-00689-1. URL: <http://www.springer.com/1a/book/9783658006891>.
- [Kam] Kamper, Andreas. „Dezentrales Lastmanagement zum Ausgleich kurzfristiger Abweichungen im Stromnetz“. Dissertation. Karlsruhe: Karlsruhe-

- her Institut für Technologie. URL: <http://dx.doi.org/10.5445/KSP/1000019365>.
- [Kan10] Kandler, Christian. „Energiewirtschaftliche Optimierung der hauseigenen erneuerbaren Stromerzeugung zur Versorgung eines Elektrofahrzeugs“. Diplomarbeit. München: Technische Universität München (TUM), 2010.
- [KHW] Kandler, Christian, Honold, Johannes und Wimmer, Patrick. „Modeling lighting as part of the USER model based on stochastic time budget survey data: 6th International Building Physics Conference, IBPC 2015“. In: *Energy Procedia*. Bd. 78 (2015), S. 1659–1664. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610215019797>.
- [Kir15] Kirsten Vidal de Oliveira, Aline. „Correlation Analysis for Determining the Potential of Home Energy Management Systems in Bavaria, Germany and Europe“. Bachelor’s Thesis. München: Technische Universität München (TUM), 2015.
- [Kir16] Kirschstein, Andreas. „Erweiterung eines bestehenden Wärmepumpenmanagers für die Integration ins verteilte Energiemanagement“. Bachelor’s Thesis. München: Technische Universität München (TUM), 2016.
- [KK] Kirsten Vidal de Oliveira, Aline und Kandler, Christian. „Correlation Analysis for Determining the Potential of Home Energy Management Systems in Germany“. In: *Data Analytics for Renewable Energy Integration*. Bd. 9518 (15. Dezember 2015), S. 94–104. URL: [http://link.springer.com/chapter/10.1007%2F978-3-319-27430-0\\_7](http://link.springer.com/chapter/10.1007%2F978-3-319-27430-0_7).
- [KKB16] Keitsch, Krischan, Kondziella, Hendrik und Bruckner, Thomas. „Methodology for extracting dynamic standard load profiles from smart meter data“. In: *14. Symposium Energieinnovation 2016*. Bd. 14. 2016, S. 1–11. URL: <http://www.eninnov.tugraz.at/nachlese/download-beitraege>.
- [Klo07] Klobasa, Marian. „Dynamische Simulation eines Lastmanagements und Integration von Windenergie in ein Elektrizitätsnetz auf Landesebene unter regelungstechnischen und Kostengesichtspunkten“. Dissertation. Zürich: ETH Zürich, 2007. URL: [http://publica.fraunhofer.de/eprints/urn\\_nbn\\_de\\_0011-n-686156.pdf](http://publica.fraunhofer.de/eprints/urn_nbn_de_0011-n-686156.pdf).

- [Kna14] Knarr, Martin. „Implementierung eines Gebäude- Energiemanagement- Systems in VICUS“. Bachelor’s Thesis. München: Technische Universität München (TUM), 2014.
- [Kna16] Knarr, Martin. „Methodenvergleich zur Modellierung von Gebäuden mit SimulationX/Modelica und R-C-Ersatzschaltbildern“. Master’s Thesis. München: Technische Universität München (TUM), 2016.
- [Kna94] Knackstedt, Lee Noel. „A study of convective and mass heat transfer in a residential refrigerator during open door conditions“. Master’s Thesis. Illinois: University of Illinois, 1994.
- [Koc14] Koch, Katharina. „Vorhersage des Heizwärmebedarfs eines Wohngebäudes unter Zuhilfenahme von neuronalen Netzen“. Forschungspraxis. München: Technische Universität München (TUM), 2014.
- [Koh+99] Kohler, Niklaus et al. *Mass flow, energy flow and costs of the German building stock*. Hrsg. von Institut für Industrielle Bauproduktion. 1999. URL: [http://primo.bibliothek.kit.edu/primo\\_library/libweb/action/dlDisplay.do?vid=KIT&docId=KITSRCE0000234499&tab=kit\\_evastar&srt=date](http://primo.bibliothek.kit.edu/primo_library/libweb/action/dlDisplay.do?vid=KIT&docId=KITSRCE0000234499&tab=kit_evastar&srt=date).
- [Kon16] Kultusminister Konferenz. *Ferienregelung*. 2016. URL: <https://www.kmk.org/service/ferien.html/> (besucht am 12.12.2016).
- [Kra16] Kraftfahrt-Bundesamt. *Bestand an Pkw in den Jahren 2007 bis 2016 nach ausgewählten Kraftstoffarten*. 2016. URL: [http://www.kba.de/DE/Statistik/Fahrzeuge/Bestand/Umwelt/b\\_umwelt\\_z.html?nn=663524](http://www.kba.de/DE/Statistik/Fahrzeuge/Bestand/Umwelt/b_umwelt_z.html?nn=663524) (besucht am 12.12.2016).
- [KRF] Kavousian, Amir, Rajagopal, Ram und Fischer, Martin. „Determinants of residential electricity consumption: Using smart meter data to examine the effect of climate, building characteristics, appliance stock, and occupants’ behavior“. In: *Energy*. Bd. 55 (2013), S. 184–194. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544213002831>.
- [Kuf15] Kufner, Maximilian. „Simulation und Analyse verteilter Energiemanager im Einfamilienhaus“. Master’s Thesis. München: Technische Universität München (TUM), 2015.

- [Küh16] Kühne, Maximilian. „Drivers of energy storage demand in the German power system: An analysis of the influence of methodology and parameters on modelling results“. Dissertation. München: Technische Universität München (TUM), 2016.
- [KWH] Kandler, Christian, Wimmer, Patrick und Honold, Johannes. „Predictive control and regulation strategies of air-to-water heat pumps: 6th International Building Physics Conference, IBPC 2015“. In: *Energy Procedia*. Bd. 78 (2015), S. 2088–2093. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610215019712>.
- [KWH15] Kandler, Christian, Wimmer, Patrick und Honold, Johannes. „Demand-side-management strategies in residential buildings by using home energy management systems“. In: *Microgen 2015*. Hrsg. von COGEN. 2015.
- [Lai+a] Laicane, Ilze et al. „Evaluation of Household Electricity Savings. Analysis of Household Electricity Demand Profile and User Activities“. In: *Energy Procedia*. Bd. 72 (2015), S. 285–292. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610215007316>.
- [Lai+b] Laicane, Ilze et al. „Reducing household electricity consumption through demand sidemanagement: The role of home appliance scheduling and peak loadreduction“. In: *Energy Procedia*. Bd. 72 (2015), S. 222–229. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610215007225>.
- [Lip14] Lipp, Josef. „Flexible Stromerzeugung mit Mikro-KWK-Anlagen: Experimentelle Untersuchung der Möglichkeiten einer flexiblen Stromerzeugung von Mikro-KWK-Anlagen mit Hilfe einer Wärmebedarfsprognose und einem intelligenten Speicher-Managementsystem“. Dissertation. München: Technische Universität München (TUM), 2014.
- [Löd+10] Lödl, Martin et al. *Abschätzung des Photovoltaik-Potentials auf Dachflächen in Deutschland*. 2010.
- [Lut+] Luthander, Rasmus et al. „Photovoltaic self-consumption in buildings: A review“. In: *Applied Energy*. Bd. 142 (2015), S. 80–94. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261914012859>.

- [Lut+15] Luthander, Rasmus et al. „Self-consumption enhancement of residential photovoltaics with battery storage and electric vehicles in communities“. In: *Proceedings of the eceee 2015 Summer Study on energy efficiency*. Bd. 1.–6. June 2015. 2015, S. 991–1002. URL: <http://uu.diva-portal.org/smash/record.jsf?pid=diva2%3A818303&dswid=9474>.
- [Lut16] Luthander, Rasmus. „Improved Self-Consumption of Photovoltaic Electricity in Buildings: Storage, Curtailment and Grid Simulations“. Dissertation. Uppsala: Uppsala University, 2016. URL: <https://www.researchgate.net/publication/302587113>.
- [Mai] Maier, Lucia. „Methodik und Durchführung der Zeitverwendungserhebung 2012/2013“. In: *Wirtschaft und Statistik*. Bd. 11 (2014). URL: [https://www.destatis.de/DE/Publikationen/WirtschaftStatistik/WirtschaftsrZeitbudget/Zeitverwendungserhebung\\_112014.pdf?\\_\\_blob=publicationFile](https://www.destatis.de/DE/Publikationen/WirtschaftStatistik/WirtschaftsrZeitbudget/Zeitverwendungserhebung_112014.pdf?__blob=publicationFile).
- [Mai15] Maier, Matthias. „Analyse, Klassifizierung und Aufbereitung von Lastzeitreihen verschiedener Haushaltsverbraucher auf Basis eines Tracebase Datensatzes“. Forschungspraxis. München: Technische Universität München (TUM), 2015.
- [MD] Metz, Michael und Doetsch, Christian. „Electric vehicles as flexible loads – A simulation approach using empirical mobility data“. In: *Energy*. Bd. Volume 48, Issue 1 (2012), S. 369–374. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544212002940>.
- [MDCa] McLoughlin, Fintan, Duffy, Aidan und Conlon, Michael. „Characterising domestic electricity consumption patterns by dwelling and occupant socio-economic variables: An Irish case study“. In: *Energy and Buildings*. Bd. 48 (2012), S. 240–248. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778812000680>.
- [MDCb] McLoughlin, Fintan, Duffy, Aidan und Conlon, Michael. „Evaluation of time series techniques to characterise domestic electricity demand“. In: *Energy*. Bd. 50 (2013), S. 120–130. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544212009164>.

- [Met13] Metz, Michael. „Flexible Energieversorgung: Modellierung der Last- und Erzeugungssituation dezentraler Versorgungsgebiete zur Bestimmung der Systemflexibilität“. Dissertation. Dortmund: Technischen Universität Dortmund, 2013. URL: <https://eldorado.tu-dortmund.de/bitstream/2003/33484/1/Dissertation.pdf>.
- [MKT] McKenna, Eoghan, Krawczynski, Michal und Thomson, Murray. „Four-state domestic building occupancy model for energy demand simulations“. In: *Energy and Buildings*. Bd. 96 (2015), S. 30–39. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778815002054>.
- [Mol+] Molitor, Christoph et al. „Load Models for Home Energy System and Micro Grid Simulations“. In: *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe*. Bd. 3 (2012).
- [Mos+15] Moser, Simon et al. *Flex-Tarif: Entgelte und Bepreisung zur Steuerung von Lastflüssen im Stromnetz: Methode und Arbeitsdefinitionen: Österreichische Begleitforschung zu Smart Grids*. Hrsg. von Bundesministerium für Verkehr, Innovation und Technologie Österreich. Wien, 2015. URL: [http://www.nachhaltigwirtschaften.at/e2050/e2050\\_pdf/reports/endbericht\\_201501c\\_flextarif.pdf](http://www.nachhaltigwirtschaften.at/e2050/e2050_pdf/reports/endbericht_201501c_flextarif.pdf).
- [MRW] Munkhammar, Joakim, Rydén, Jesper und Widén, Joakim. „Characterizing probability density distributions for household electricity load profiles from high-resolution electricity use data“. In: *Applied Energy*. Bd. 135 (2014), S. 382–390. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261914009167>.
- [Müh07] Mühlbacher, Helmuth. „Verbrauchsverhalten von Wärmeerzeugern bei dynamisch variierten Lasten und Übertragungskomponenten“. Dissertation. München: Technische Universität München (TUM), 2007. URL: <https://mediatum.ub.tum.de/?id=622179>.
- [Müla] Müller, Klaus J. „Gewinnung von Verhaltensprofilen am intelligenten Stromzähler“. In: *Datenschutz und Datensicherheit*. Bd. 34/6 (2010), S. 359–364. URL: <http://link.springer.com/article/10.1007%2Fs11623-010-0107-2>.

- [Mülb] Müller-Stewens, Günter. *Top-Down-Prinzip*. Hrsg. von Springer Gabler. URL: <http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Archiv/16275/35/Archiv/16275/top-down-prinzip-v7.html> (besucht am 12.12.2016).
- [Mül14] Müller, Mathias. „Programmierung eines Modellierungs-Tools zur Erstellung von thermischen und elektrischen Lastgängen für Einfamilienhäuser“. Forschungspraxis. München: Technische Universität München (TUM), 2014.
- [Mun+a] Munkhammar, Joakim et al. „A Bernoulli Distribution Model for Plug-in Electric Vehicle Charging based on Time-use Data for Driving Patterns“. In: *Electric Vehicle Conference (IEVC), 2014 IEEE International*. Bd. 17.-19. Dezember 2014, S. 1–7. URL: <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?reload=true&arnumber=7056224>.
- [Mun+b] Munkhammar, Joakim et al. „Household electricity use, electric vehicle home-charging and distributed photovoltaic power production in the city of Westminster“. In: *Energy and Buildings*. Bd. 86 (2015), S. 439–448. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778814008263>.
- [Mün16] Münch, Christian. *Pufferspeicher*. 2016. URL: <http://www.solarthermie.net/solarspeicher/pufferspeicher/> (besucht am 12.12.2016).
- [Mur+] Muratori, Matteo et al. „A highly resolved modeling technique to simulate residential power demand“. In: *Applied Energy*. Bd. 107 (2013), S. 465–473. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030626191300175X>.
- [MWR] Munkhammar, Joakim, Widén, Joakim und Rydén, Jesper. „On a probability distribution model combining household power consumption, electric vehicle home-charging and photovoltaic power production“. In: *Applied Energy*. Bd. 142 (2015), S. 135–143. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261914012884>.
- [NA] Nishio, Kenichiro und Asano, Hiroshi. „A residential end-use demand model for analyzing the energy conservation potential of new energy efficient technologies“. In: *Proceedings of energy efficiency in domestic appliances and lighting*. Bd. 2006. URL: <http://collection.europa>

- rchive.org/tna/20061009092805/http://mail.mtprog.com/CD\_Layout/Day\_3\_23.06.06/1115-1300/ID49-Nishio\_final.pdf.
- [Nab+09] Nabe, Christian et al. *Einführung von lastvariablen und zeitvariablen Tarifen*. Hrsg. von Bundesnetzagentur für Elektrizität, Gas, Telekommunikation, Post und Eisenbahnen. Wien, 2009.
- [Nat15] Nationale Plattform Elektromobilität. *Ladeinfrastruktur für Elektrofahrzeuge in Deutschland: Statusbericht und Handlungsempfehlungen 2015: AG 3 – Ladeinfrastruktur und Netzintegration*. Hrsg. von Gemeinsame Geschäftsstelle Elektromobilität der Bundesregierung. Berlin, 2015.
- [NGB07] Nipkow, Jürg, Gasser, Stefan und Bush, Eric. *Der typische Haushalt-Stromverbrauch: Energieverbrauch von Haushalten in Ein- und Mehrfamilienhäusern*. Zürich, 2007.
- [Pag+] Page, Jessen et al. „A generalised stochastic model for the simulation of occupant presence“. In: *Energy and Buildings*. Bd. 40 (2008), S. 83–98. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S037877880700031X>.
- [Par] Parekh, Anil. „Development of archetypes of building characteristics libraries for simplified energy use evaluation of houses“. In: *Building Simulation 2005*. Hrsg. von IBPSA. Bd. 9. URL: [http://www.ibpsa.org/proceedings/BS2005/BS05\\_0921\\_928.pdf](http://www.ibpsa.org/proceedings/BS2005/BS05_0921_928.pdf).
- [Pel+16] Pellingner, Christoph et al. *Merit Order der Energiespeicherung im Jahr 2030: Entwicklung und Darstellung kostenoptimierter Speicherinfrastrukturen in Form von Merit Order Kurven*. München, 2016. URL: <https://www.ffe.de/die-themen/speicher-und-netze/414-merit-order-der-energiespeicherung-im-jahr-2030>.
- [Pet13] Peter, Stefan. *Modellierung einer vollständig auf erneuerbaren Energien basierenden Stromerzeugung im Jahr 2050 in autarken, dezentralen Strukturen*. Hrsg. von Umweltbundesamt (UBA). München, 2013. URL: <http://www.uba.de/uba-info-medien/4572.html>.
- [Pfe+] Pfeifroth, Philipp et al. „Funktionaler Stromspeicher mit Haushaltskühlgeräten“. In: *BWK*. Bd. 64 (2012) - 12, S. 29–33.

- [Pfl16] Pflugradt, Noah. *LoadProfileGenerator - LoProGen*. 2016. URL: <http://www.loadprofilegenerator.de/> (besucht am 12.12.2016).
- [PLa] Paatero, Jukka und Lund, Peter. „A model for generating household electricity load profiles“. In: *International Journal of Energy Research*. Bd. 30 (2006), S. 273–290.
- [PLb] Prokop, Günther und Lewerenz, Per. „Thermomanagement: Lösungen für neue und alte Herausforderungen“. In: *ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift*. Bd. 11/2011 - 113, S. 812–817.
- [PO13] Pohl, Daniel und Ohagen, Rebecca. *Speichertechnologien 2013: Technologien / Anwendungsbereiche / Anbieter*. Hrsg. von Deutsches CleanTech Institut GmbH. 2013.
- [Poz+] Poznaka, Liga et al. „Analysis of Electricity User Behavior: Case Study Based on Results from Extended Household Survey“. In: *Energy Procedia*. Bd. 72 (2015), S. 79–86. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S187661021500702X>.
- [PR15] Pessier, Rene und Raupbach, Armin. *Elektromobilität funktioniert?! Alltagstauglichkeit für die Langstrecke*. Dresden, 2015.
- [PR92] Pratt, Rob G. und Ritland, Keith G. *Description of electric energy use in single family residences in the Pacific Northwest: End-use Load and Consumer Assessment Program (ELCAP)*. 1. Aufl. Bd. 1. Portland: Office of Energy Resources, Bonneville Power Administration, 1992.
- [Pro16] Projektkonsortium e-MOBILie. *e-MOBILie - Energieautarke Elektromobilität im Smart-Micro-Grid: vom Einfamilienhaus zum Parkhaus - Endbericht*. Hrsg. von VDI/VDE. München, 2016.
- [Ran13] Rangoy, Eline. „Validation of user profiles for building energy simulations“. Masterarbeit. Trondheim: Norwegian University of Science and Technology, 2013.
- [Ras10] Rastler, Dan. *Electricity Energy Storage Technology Options: A White Paper Primer on Applications, Costs, and Benefits*. Hrsg. von Electric Power Research Institute. Palo Alto, 2010. URL: <http://large.stanford.edu/courses/2012/ph240/doshay1/docs/EPRI.pdf>.

- [RD] Raisz, David und Dan, Andras. „A stochastic residential load model and its application to the unified loss theory“. In: *European Transactions on Electrical Power*. Bd. 19 (2009), S. 1118–1130.
- [Ric+a] Richardson, Ian et al. „Domestic electricity use: A high-resolution energy demand model“. In: *Energy and Buildings*. Bd. 42 (2010), S. 1878–1887. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778810001854>.
- [Ric+b] Richardson, Ian et al. „Domestic lighting: a high-resolution energy demand model“. In: *Energy and Buildings*. Bd. 41 (2009), S. 781–789. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778809000449>.
- [Ric04] Richter, Stephan. „Entwicklung einer Methode zur integralen Beschreibung und Optimierung urbaner Energiesysteme: Erste Anwendung am Beispiel Augsburg“. Dissertation. Augsburg: Universität Augsburg, 2004.
- [Ric10] Richardson, Ian. „Integrated high-resolution modelling of domestic electricity demand and low voltage electricity distribution networks“. Dissertation. Loughborough: Loughborough University, 2010.
- [Rie15] Riemann, Claudia. „Erfassung und Analyse der Nutzerakzeptanz im Bereich Smart-Home Energiemanagementsysteme“. Master’s Thesis. München: Technische Universität München (TUM), 2015.
- [Rou] Rouvel, Lothar. *Thermische Gebäudesimulation: GEBSIMU*. München. URL: <http://www.gebsimu.de/> (besucht am 12. 12. 2016).
- [Rou77] Rouvel, Lothar. „Optimierungsberechnungen für den Energiebedarf bei der Raumkonditionierung“. Habilitation. München: Technische Universität München (TUM), 1977.
- [RSS07] Recknagel, Hermann, Sprenger, Eberhard und Schramek, Ernst-Rudolf. *Taschenbuch für Heizungs- + Klimatechnik: einschließlich Warmwasser- und Kältetechnik*. 73. Aufl. München: Oldenbourg Industrieverlag, 2007. ISBN: 978-3-8356-3104-5.

- [RTI] Richardson, Ian, Thomson, Murray und Infield, David. „A high-resolution domestic building occupancy model for energy demand simulations“. In: *Energy and Buildings*. Bd. 40 (2008), S. 1560–1566. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778808000467>.
- [Sai+] Saidur, R. et al. „Energy and associated greenhouse gas emissions from household appliances in Malaysia“. In: *Energy Policy*. Bd. 35 (2007), S. 1648–1657. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421506002047>.
- [Sak14] Sakakura, Yoshiaki. „Household power consumption simulator with compact representation of occupant behaviors“. In: *IEEE International Conference on Smart Grid Communications*. Venedig: IEEE, 2014.
- [Sal+] Salom, Jaume et al. „Analysis of load match and grid interaction indicators in net zero energy buildings with simulated and monitored data“. In: *Applied Energy*. Bd. 136 (2014). URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261914009659>.
- [Sch+] Schmutzner, Ernst et al. „Leistungseinsparpotentiale elektrischer Haushaltsgeräte durch den koordinierten Einsatz smarterer Technologien“. In: S. 1–9.
- [Sch+04] Schloman, Barbara et al. *Energieverbrauch der privaten Haushalte und des Sektors Gewerbe, Handel, Dienstleistungen (GHD): Projektnummer 17/02: Abschlussbericht an das Bundesministerium für Wirtschaft und Arbeit*. Karlsruhe u. a., 2004. URL: <http://www.bmwi.de/BMWi/Redaktion/PDF/Publikationen/Studien/erhebung-des-energieverbrauchs-der-privaten-haushalte-2002-und-des-ghd-sektors-2001,property=pdf,bereich=bmwi2012,sprache=de,rwb=true.pdf>.
- [Sch11] Schreiner, Michael. *Wärmeabgabesysteme - Grundlagen Raumheizsysteme*. Rudolstadt, 2011. URL: [http://energieberatung.ibs-hlk.de/grundl\\_wasys.htm](http://energieberatung.ibs-hlk.de/grundl_wasys.htm) (besucht am 12.12.2016).
- [Sch14a] Schilcher, Matthias. „Aufbau eines prädiktiven Wärmepumpenalgorithmus in MATLAB“. Forschungspraxis. München: Technische Universität München (TUM), 2014.

- [Sch14b] Schwab, Benedikt. „Modeling a high-resolution electrical load profile of different users’ categories: Modellierung eines hochaufgelösten elektrischen Lastprofils für verschiedene Nutzergruppen“. Master’s Thesis. München: Technische Universität München (TUM), 2014.
- [Sch15a] Schilcher, Matthias. „Entwicklung einer Methodik zur Bestimmung und Analyse von charakteristischen Typtagen und -zeiträumen“. Master’s Thesis. München: Technische Universität München (TUM), 2015.
- [Sch15b] Schiller, Martin Josef. „Analyse von Smart-Meter-Daten verschiedener elektrischer Haushaltsgeräte anhand des Tracebase Datensatzes“. Bachelor’s Thesis. München: Technische Universität München (TUM), 2015.
- [Sch16] Schaufenster Elektromobilität. *Studie: Second-Life-Konzepte für Lithium-Ionen-Batterien aus Elektrofahrzeugen: Analyse von Nachnutzungsanwendungen, ökonomischen und ökologischen Potenzialen: Ergebnispapier der Begleit- und Wirkungsforschung*. Hrsg. von Begleit- und Wirkungsforschung Schaufenster Elektromobilität. 2016.
- [Ser16] Deutsches Wasser Serviceportal. *Wasser-Verbrauch*. 2016. URL: <http://www.tag-des-wassers.com/wasser---verbrauch/> (besucht am 12.12.2016).
- [SGN] Shipman, R., Gilott, M. und Naghiyev, E. „SWITCH: Case studies in the demand side management of washing appliances“. In: *Energy Procedia*. Bd. 42 (2013), S. 153–162. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610213017177>.
- [Sib16] Sibbel, Ludwig. „Modellierung des elektrischen Lastprofils von Haushaltskühlgeräten in hoher zeitlicher Auflösung“. Ingenieurspraxis. München: Technische Universität München (TUM), 2016.
- [Sin+] Singh, Arunesh Kumar et al. „An Overview of Electricity Demand Forecasting Techniques“. In: *National Conference on Emerging Trends in Electrical, Instrumentation & Communication Engineering*. Bd. Vol.3, No.3 (2013). URL: <http://www.iiste.org/Journals/index.php/NCS/article/view/6072>.

- [SLF] Stenzel, Peter, Linssen, Jochen und Fleer, Johannes. „Impact of Different Load Profiles on Cost Optimal System Designs for Battery Supported PV Systems“. In: *Energy Procedia*. Bd. 75 (August 2015), S. 1862–1868. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610215009339>.
- [SN14] Samweber, Florian und Nobis, Philipp. *Sun2Car@GAP: Endbericht*. Hrsg. von Forschungsstelle für Energiewirtschaft e.V. München, 2014. URL: <https://www.ffe.de/download/article/587/Sun2Car.pdf>.
- [Son16] Zentrum für Sonnenenergie- und Wasserstoff-Forschung Baden-Württemberg (ZSW). *Systemanalyse: Zahl der Elektroautos weltweit auf 1,3 Millionen gestiegen*. 2016. URL: [https://www.zsw-bw.de/fileadmin/user\\_upload/PDFs/Pressemitteilungen/2016/pi05-2016-ZSW-ZahlenElektromobilitaet\\_01.pdf/](https://www.zsw-bw.de/fileadmin/user_upload/PDFs/Pressemitteilungen/2016/pi05-2016-ZSW-ZahlenElektromobilitaet_01.pdf/).
- [SRL] Stokes, Melody, Rylatt, Mark und Lomas, Kevin. „A simple model of domestic lighting demand“. In: *Energy and Buildings*. Bd. 36 (2004), S. 103–116. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S037877880300135X>.
- [SS14] Sterner, Michael und Stadler, Ingo. *Energiespeicher: Bedarf - Technologien - Integration*. Berlin und Heidelberg: Springer Vieweg, 2014. URL: <http://www.springer.com/cn/book/9783662488928>.
- [Sta+08] Stamminger, Rainer et al. *Synergy Potential of Smart Appliances: A report prepared as part of the EIE project „Smart Domestic Appliances in Sustainable Energy Systems (Smart-A)“: D2.3 of WP 2 from the Smart-A project*. Hrsg. von Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz, Bau und Reaktorsicherheit. Bonn, 2008.
- [Sta05] Stadler, Ingo. „Demand Response: Nichtelektrische Speicher für Elektrizitätsversorgungssysteme mit hohem Anteil erneuerbarer Energien“. Habilitation. Kassel: Universität Kassel, 2005.
- [Sta07] Stadtwerke Karlsruhe, Hrsg. *Trinkwasser verantwortungsvoll nutzen: Kostbare Energiequelle unseres Lebens: Tipps zum umweltbewussten Umgang mit Trinkwasser*. Bd. 2007. 2007.

- [Sta08] Statistisches Bundesamt. *Energieverbrauch der privaten Haushalte für Wohnen nach Energieträgern*. Hrsg. von Statistisches Bundesamt. 2008.
- [Sta11] Statistisches Bundesamt. *Zensus 2011 – Fakten zur Bevölkerung in Deutschland*. Hrsg. von Statistisches Bundesamt. Wiesbaden, 2011. URL: [https://www.destatis.de/DE/PresseService/Presse/Pressekonferenzen/2013/Zensus2011/zensus\\_pk.html](https://www.destatis.de/DE/PresseService/Presse/Pressekonferenzen/2013/Zensus2011/zensus_pk.html) (besucht am 12. 12. 2016).
- [Sta13] Statistisches Bundesamt. *Wirtschaftsrechnungen: Einkommens- und Verbrauchsstichprobe Ausstattung privater Haushalte mit ausgewählten Gebrauchsgütern*. Hrsg. von Statistisches Bundesamt. Wiesbaden, 2013. URL: [https://www.destatis.de/DE/Publikationen/Thematisch/EinkommenKonsumLebensbedingungen/EinkommenVerbrauch/EVS\\_AusstattunggprivaterHaushalte.html](https://www.destatis.de/DE/Publikationen/Thematisch/EinkommenKonsumLebensbedingungen/EinkommenVerbrauch/EVS_AusstattunggprivaterHaushalte.html).
- [Sta15] Statistisches Bundesamt. *Wirtschaftsrechnungen: Laufende Wirtschaftsrechnungen Ausstattung privater Haushalte mit ausgewählten Gebrauchsgütern*. Hrsg. von Statistisches Bundesamt. Wiesbaden, 2015. URL: [http://www.destatis.de/DE/Publikationen/Thematisch/EinkommenKonsumLebensbedingungen/AusstattungGebrauchsgueter/AusstattunggprivaterHaushalte2150200157004.pdf?\\_\\_blob=publicationFile](http://www.destatis.de/DE/Publikationen/Thematisch/EinkommenKonsumLebensbedingungen/AusstattungGebrauchsgueter/AusstattunggprivaterHaushalte2150200157004.pdf?__blob=publicationFile).
- [Sta16a] Statista. *Anteil der verschiedenen Zelltechnologien an der weltweiten Solarzellenproduktion in den Jahren 1999 bis 2011*. 2016. URL: <http://de.statista.com/statistik/daten/studie/221186/umfrage/solarzellenproduktion-nach-zelltyp-weltweit/> (besucht am 12. 12. 2016).
- [Sta16b] Statista. *Anteil privater Haushalte im Besitz eines Einfamilienhauses in Deutschland in den Jahren 2003, 2008 und 2013*. 2016. URL: <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/72060/umfrage/anteil-der-privaten-haushalte-mit-einfamilienhaus/> (besucht am 12. 12. 2016).
- [Sta16c] Statista. *Anzahl der Einfamilienhäuser in Deutschland in den Jahren 2001 bis 2015*. 2016. URL: <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/39010/umfrage/bestand-der-einfamilienhaeuser-in-deutschland-seit-2000/> (besucht am 12. 12. 2016).

- [Sta16d] Statistik Austria. *Zeitverwendungserhebung 2008/09: Standard- Dokumentation Metainformationen: (Definitionen, Erläuterungen, Methoden, Qualität)*. Wien, 2016. URL: [http://www.statistik.at/web\\_de/statistiken/menschen\\_und\\_gesellschaft/soziales/zeitverwendung/zeitverwendungserhebung/index.html](http://www.statistik.at/web_de/statistiken/menschen_und_gesellschaft/soziales/zeitverwendung/zeitverwendungserhebung/index.html) (besucht am 12.12.2016).
- [Sta16e] Statistisches Bundesamt. *Mikrozensus*. Hrsg. von Statistisches Bundesamt. 2016. URL: <https://www.destatis.de/DE/ZahlenFakten/GesellschaftStaat/Bevoelkerung/Mikrozensus.html> (besucht am 12.12.2016).
- [Sta89] Stangl, Werner. *Das neue Paradigma der Psychologie: Die Psychologie im Diskurs des radikalen Konstruktivismus*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH, 1989. URL: <http://link.springer.com/book/10.1007%2F978-3-322-91117-9>.
- [Sti13a] Stiftung Warentest. „60 Grad? Schön wärs! Waschmaschinen“. In: *Stiftung Warentest* 2013.6 (2013), S. 64–67.
- [Sti13b] Stiftung Warentest. „Besser breit als schmal: Geschirrspüler“. In: *Stiftung Warentest* 2013.6 (2013), S. 54–59.
- [Sto05] Stokes, Melody. „Removing barriers to embedded generation : a fine-grained load model to support low voltage network performance analysis“. Dissertation. Leicester: De Montfort University, 2005. URL: <http://hdl.handle.net/2086/4134>.
- [Stö14] Stöckl, Georg. „Integration der Elektromobilität in das Energieversorgungsnetz“. Dissertation. München: Technische Universität München, 2014.
- [Str+15] Stryi-Hipp, Gerhard et al. „Besonderheiten des Wärmemarktes und Konsequenzen für eine erfolgreiche Wärmewende“. In: *Forschung für die Wärmewende*. Hrsg. von ForschungsVerbund Erneuerbare Energien. 2015, S. 23–26.
- [Str13] Stromvergleich.de. *Wie hoch ist der Strompreis in den nächsten Jahren? Wie setzt sich der Stromverbrauch zusammen?* 2013. URL: <http://www.stromvergleich.de> (besucht am 12.12.2016).

- [SU] Swan, Lukas G. und Ugursal, Ismet. „Modeling of end-use energy consumption in the residential sector: A review of modeling techniques“. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. Bd. Volume 13, Issue 8 (2009), S. 1819–1835. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032108001949>.
- [Sub+] Subbiah, Rajesh et al. „Activity based energy demand modeling for residential buildings“. In: *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe*. Bd. 2013, S. 1–6. URL: [http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs\\_all.jsp?arnumber=6497822&tag=1](http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6497822&tag=1).
- [SWN] Sandels, Claes, Widén, Joakim und Nordström, Lars. „Forecasting household consumer electricity load profiles with a combined physical and behavioral approach“. In: *Applied Energy*. Bd. 131 (2014), S. 267–278. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261914006308>.
- [Tab12] Tabor, Constantin. „Analyse des elektrischen Speichersystems in Wohngebäuden in Kombination mit Elektromobilität“. Bachelor’s Thesis. München: Technische Universität München (TUM), 2012.
- [TBJ] Tabak, V., B. de Vries und Jan Dijkstra. „User behaviour modelling: Applied in the context of space utilisation“. In: *Developments in Design & Decision Support Systems in Architecture and Urban Planning*, S. 141–156. URL: [http://cumincad.architecturez.net/system/files/pdf/ddss2004\\_d-141.content.pdf](http://cumincad.architecturez.net/system/files/pdf/ddss2004_d-141.content.pdf).
- [Tec15] Techniker Krankenkasse. *Gesundheitsreporte 2012-2015: Mobilität, Flexibilität, Gesundheit*. München, 2015. URL: <http://www.tk.de>.
- [The15] The Mobility House. *Umfrage - "Intelligente Nutzung der Elektroauto-Batterie als Speicher": Überblick der Umfrage-Ergebnisse*. Hrsg. von The Mobility House. München, 2015. URL: <http://mobilityhouse.com/de/> (besucht am 12.12.2016).
- [Ton14] Tonn, Johannes. „Implementierung eines Gebäude-Energiemanagement-Systems in YALMIP“. Bachelor’s Thesis. München: Technische Universität München (TUM), 2014.

- [Ton16] Tonn, Johannes. „Entwicklung eines Tools zur automatisierten Analyse und Aufbereitung von Zeitbudgetdaten für das USER-Nutzermodell: Development of an automated analysis and preparation tool for time budget survey data for the USER model“. Master’s Thesis. München: Technische Universität München (TUM), 2016.
- [Umw12] Umweltbundesamt (UBA). *Energieeffizienzdaten für den Klimaschutz*. Hrsg. von Umweltbundesamt (UBA). 2012. URL: <https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/publikation/long/4343.pdf>.
- [van+] van der Linden, A.C. et al. „Adaptive temperature limits: A new guideline in The Netherlands A new approach for the assessment of building performance with respect to thermal indoor climate“. In: *Energy and Buildings*. Bd. 38 (2006), S. 8–17. URL: <http://www.elsevier.com/locate/enbuild>.
- [van99] van Beeck, Nicole. *Classification of Energy Models: FEW 777*. Hrsg. von Tilburg University und Eindhoven University of Technology. 1999. URL: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.43.8055&rep=rep1&type=pdf>.
- [Ver+15] Verma, Anoop et al. „A data-driven approach to identify households with plug-in electrical vehicles (PEVs)“. In: *Applied Energy* 160 (2015), S. 71–79. DOI: 10.1016/j.apenergy.2015.09.013.
- [Ver06] Verein deutscher Ingenieure. *Optimierung von Tageslichtnutzung und künstlicher Beleuchtung - Dachoberlichter*. 2006.
- [Ver08] Verein deutscher Ingenieure. *Referenzlastprofile von Ein- und Mehrfamilienhäusern für den Einsatz von KWK-Anlagen*. 2008.
- [Ver10] Verband der Elektrotechnik, Elektronik, Informationstechnik. *Elektrofahrzeuge: Bedeutung, Stand der Technik, Handlungsbedarf*. Frankfurt am Main, 2010.
- [Ver12] Verband der Elektrotechnik, Elektronik, Informationstechnik. *Demand Side Integration: Lastverschiebungspotenziale in Deutschland*. Frankfurt am Main, 2012.

- [Ver82] Verein deutscher Ingenieure. *Berechnung der Kosten von Wärmeversorgungsanlagen; Warmwasserversorgung*. 1982.
- [vGH10] von Roon, Serafin, Gobmaier, Thomas und Huck, Malte. *Demand Side Management in Haushalten: Methoden zur Potenzialanalyse und Kostenabschätzung*. 2010. URL: <https://www.ffe.de/publikationen/veroeffentlichungen/306-demand-side-management-in-haushalten-potenziale-und-hemmnisse-fuer-kurzfristige-leistungsbereitstellung>.
- [Vol14] Vollnhals, Michael. „Modell zur Synthetisierung des Zeit- und Lastverhaltens von DSM-Geräten“. Forschungspraxis. München: Technische Universität München (TUM), 2014.
- [VYT] Verma, Anoop, Yang, Kai und Tyagi, Satish. „A data-driven approach to identify householdswith plug-in electrical vehicles (PEVs)“. In: *Applied Energy*. Bd. 160 (15. Dezember 2015), S. 71–79. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261915010831>.
- [WA] Wehner, Udo und Ackermann, Jan. „Neue Ansätze zur Klimatisierung von Elektrofahrzeugen“. In: *Automobiltechnische Zeitschrift*. Bd. 113, S. 586–591. URL: <http://link.springer.com/article/10.1365/2Fs35148-011-0134-9>.
- [Wag+] Wagner, Ulrich et al. „Faktencheck zur Elektromobilität und Marktprämie“. In: *Energiewirtschaftliche Tagesfragen*. Bd. 9/2016, S. 77–80.
- [Wag10] Wagner, Markus. „Entwicklung und praxisnahe Verifizierung eines Simulationstools zum Heizbedarf eines ESF“. Diplomarbeit. München: Technische Universität München (TUM), 2010.
- [Wag16] Wagner, Ulrich. „Vorlesung: Elektrische Straßenfahrzeuge: Übung 8: Heizenergiebedarf“. Vorlesung. München: Technische Universität München (TUM), 2016.
- [WB14] Witte, Jutta und Bönsch, Regine. „Stromverbrauch von Klein- und Kleinstgeräten im Haushalt“. In: *VDI Nachrichten* 2014.17 (2014).

- [Wei+16] Weiß, Christine et al. *Deutsches Mobilitätspanel (MOP): Wissenschaftliche Begleitung und Auswertungen: Bericht 2014/2015: Alltagsmobilität und Fahrleistung*. Hrsg. von Karlsruher Institut für Technologie. Bonn und Karlsruhe, 2016. URL: [http://mobilitaetspanel.ifv.kit.edu/downloads/Bericht\\_MOP\\_14\\_15.pdf](http://mobilitaetspanel.ifv.kit.edu/downloads/Bericht_MOP_14_15.pdf).
- [WEM] Widén, Joakim, Ellegard, Kajsa und Molin, Andreas. „Models of domestic occupancy, activities and energy use based on time-use data: Deterministic and stochastic approaches with application to various building-related simulations“. In: *Journal of Building Performance Simulation*. Bd. Januar 2012. URL: [https://www.researchgate.net/publication/233268221\\_Models\\_of\\_domestic\\_occupancy\\_activities\\_and\\_energy\\_use\\_based\\_on\\_time-use\\_data\\_Deterministic\\_and\\_stochastic\\_approaches\\_with\\_application\\_to\\_various\\_building-related\\_simulations?pli=1&loginT=5gloI4zit7fWlECrNeuSNkknRcemJts1fEfv6zXYd4M&uid=TzbFzvf0m0tLGaBQBg14Jk01XZkV0nV2kyRW&cp=re217\\_x\\_p3&ch=reg](https://www.researchgate.net/publication/233268221_Models_of_domestic_occupancy_activities_and_energy_use_based_on_time-use_data_Deterministic_and_stochastic_approaches_with_application_to_various_building-related_simulations?pli=1&loginT=5gloI4zit7fWlECrNeuSNkknRcemJts1fEfv6zXYd4M&uid=TzbFzvf0m0tLGaBQBg14Jk01XZkV0nV2kyRW&cp=re217_x_p3&ch=reg).
- [Wen+16] Weniger, Johannes et al. *Intelligent speichern statt abregeln: Effekte der 50%-Einspeisebegrenzung des KfW-Förderprogramms für Photovoltaik-Speichersysteme: Neue technische Rahmenbedingungen bereiten höheren PV-Ausbau vor*. Berlin, 2016. URL: <https://pvspeicher.htw-berlin.de/50prozent-studie/>.
- [WF] Wright, Andrew und Firth, Steven. „The nature of domestic electricity loads and effects of time averaging on statistics and on-site generation calculations“. In: *Applied Energy*. Bd. Volume 84, Issue 4 (2007), S. 389–403. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261906001097>.
- [Wid+] Widén, Joakim et al. „Constructing load profiles for household electricity and hot water from time-use data: Modelling approach and validation“. In: *Energy and Buildings*. Bd. 41 (2009), S. 753–768. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778809000413>.
- [Wil13] Wilke, Urs. „Probabilistic Bottom-up Modelling of Occupancy and Activities to Predict Electricity Demand in Residential Buildings“. Disserta-

- tion. Lausanne: École Polytechnique Fédérale de Lausanne, 2013. URL: <http://infoscience.epfl.ch/record/183853>.
- [Wim11] Wimmer, Patrick. „Vehicle-2-Grid-Analyse basierend auf realen Fahrprofilen“. Studienarbeit. München: Technische Universität München (TUM), 2011.
- [Wim12] Wimmer, Patrick. „Elektromobilität in Bayern“. Diplomarbeit. München: Technische Universität München (TUM), 2012.
- [Wir16] Wirth, Harry. *Aktuelle Fakten zur Photovoltaik in Deutschland*. Hrsg. von Fraunhofer ISE. Freiburg, 2016. URL: <https://www.ise.fraunhofer.de/de/veroeffentlichungen/veroeffentlichungen-pdf-dateien/studien-und-konzeptpapiere/aktuelle-fakten-zur-photovoltaik-in-deutschland.pdf>.
- [WKH15] Wimmer, Patrick, Kandler, Christian und Honold, Johannes. „Potential of demand and production shifting in residential buildings by using home energy management systems“. In: *Building Simulation 2015*. Hrsg. von International Building Performance Simulation Association. Hyderabad: BS Publications, 2015. ISBN: 978-93-5230-118-8. URL: <http://www.ibpsa.org/proceedings/BS2015/p2821.pdf>.
- [WNW] Widén, Joakim, Nilsson, Annica M. und Wäckelgard, Ewa. „A combined Markov-chain and bottom-up approach to modelling of domestic lighting demand“. In: *Energy and Buildings*. Bd. 41 (2009), S. 1001–1012. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778809000978>.
- [WP] Walker, Charles F. und Pokoski, John L. „Residential Load Shape Modelling Based on Customer Behavior“. In: *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*. Bd. PAS-104, No. 7 (1985), S. 1703–1711. URL: <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?arnumber=4113288>.
- [WWa] Widén, Joakim und Wäckelgard, Ewa. „A high-resolution stochastic model of domestic activity patterns and electricity demand“. In: *Applied Energy*. Bd. 87 (2010), S. 1880–1892. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261909004930>.

- [WWb] Wiebelt, Achim und Wawzyniak, Markus. „Thermomanagement im elektrifizierten Antrieb“. In: *MTZ Wissen*. Bd. 07-08/2013, S. 592–598.
- [WW16] Wagler, Marco und Witzmann, Rolf. „Erstellung und Evaluierung eines synthetischen Haushaltslastprofilgenerators für Wirk- und Blindleistung“. In: *14. Symposium Energieinnovation 2016*. Bd. 14. 2016, S. 1–11. URL: <http://www.eninnov.tugraz.at/nachlese/download-beitraege>.
- [XF] Ximenes, Rui und Ferrao, Paulo. „Energy demand model to support the definition of sustainable energy systems: Residential Sector“. In: *Altec 2015*. URL: <http://www.altec2015.org>.
- [Yoh+] Yohanis, Yigzaw et al. „Real-life energy use in the UK: How occupancy and dwelling characteristics affect domestic electricity use“. In: *Energy and Buildings*. Bd. 40 (2008), S. 1053–1059. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S037877880700223X>.
- [YS] Yao, Runming und Steemers, Koen. „A method of formulating energy load profile for domestic buildings in the UK“. In: *Energy and Buildings*. Bd. Volume 37, Issue 6 (2005), S. 663–671. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S037877880400307X>.
- [Yua+] Yua, Zhun et al. „A decision tree method for building energy demand modeling“. In: *Energy and Buildings*. Bd. 42 (2010), S. 1637–1646.
- [ZE] Zeilinger, Franz und Einfalt, Alfred. „Modell für hochauflösende synthetische Haushaltslastprofile“. In: *Symposium Energieinnovation 2012*. Bd. 12, S. 1–10. URL: [http://publik.tuwien.ac.at/files/PubDat\\_207001.pdf](http://publik.tuwien.ac.at/files/PubDat_207001.pdf).
- [ZGS] Zeilinger, Franz, Groiss, Christoph und Schuster, Andreas. „Detaillierte Modellierung des Haushaltsstromverbrauchs zur Untersuchung von Demand Side Management“. In: *Symposium Energieinnovation 2014*. Bd. 13, S. 1–15. URL: [http://www.tugraz.at/fileadmin/user\\_upload/Events/Eninnov2014/files/lf/LF\\_Zeilinger\\_Modellierung.pdf](http://www.tugraz.at/fileadmin/user_upload/Events/Eninnov2014/files/lf/LF_Zeilinger_Modellierung.pdf).

- [ZSA] Zhang, Tao, Siebers, Peer-Olaf und Aickelin, Uwe. „A three-dimensional model of residential energy consumer archetypes for local energy policy design in the UK“. In: *Energy Policy*. Bd. 47 (2012), S. 102–110. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421512003278>.
- [ZT] Zhou, Shaojie und Teng, Fei. „Estimation of urban residential electricity demand in China using household survey data“. In: *Energy Policy*. Bd. 61 (2013), S. 394–402. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421513005995>.