

Gebäudespezifische Simulation und Validierung von
Stromlastprofilen für Wohn- und Nichtwohngebäude
zur Anwendung in der energetischen Quartiersplanung

Zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktors der Ingenieurwissenschaften

(Dr.-Ing.)

von der KIT-Fakultät für Wirtschaftswissenschaften

des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)

genehmigte

Dissertation

von

Sally Köhler, M.Sc.

Tag der mündlichen Prüfung:

17. Oktober 2023

Referent:

Prof. Dr. rer. pol. Wolf Fichtner

Korreferentin:

Prof. Dr. habil. Ursula Eicker



Dieses Werk ist lizenziert unter einer Creative Commons Namensnennung -
Weitergabe unter gleichen Bedingungen 4.0 International Lizenz (CC BY-SA 4.0):
<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/deed.de>

Danksagung

Die vorliegende Dissertation, die während meiner Zeit als akademische Mitarbeiterin an der Hochschule für Technik Stuttgart entstand, wurde im Rahmen des kooperativen Promotionskollegs ENRES intiiert und mit einem Stipendium der Landesgraduiertenförderung unterstützt. Hierdurch konnte ich als externe Doktorandin am Lehrstuhl für Energiewirtschaft am Institut für Industriebetriebslehre und Industrielle Produktion (IIP) des Karlsruher Instituts für Technologie in Teilzeit meine Promotion verfolgen.

Mein Dank gilt meinem Doktorvater, Herrn Prof. Dr. Wolf Fichtner, der meine Bestrebungen und Vorstellungen für diese Arbeit vertrauensvoll unterstützt und mit wertvollem Feedback bereichert hat. Besonderer Dank geht auch an Frau Dr. Ursula Eicker, die in mir das Potenzial gesehen hat, diesen Weg einzuschlagen und mich durch die Einbindung in nationale und internationale Projekte und bei Publikationen fachlich stets unterstützt hat.

Zusätzlich möchte ich mich bei Herrn Prof. Dr. Bastian Schröter für die Begleitung bei der Verfassung vieler Publikationen bedanken. Ebenso spreche ich meinen herzlichen Dank dem gesamten Studiengang Infrastrukturmanagement an der HFT Stuttgart aus, namenhaft Prof. Dr. Markus Schmidt und Prof. Dr. Axel Norkauer, die meine professionelle Weiterentwicklung unterstützt haben sowie Kerstin Lubusch, die mich lange Zeit auf meinem Weg zur Dissertation mit ganz viel Menschlichkeit begleitet hat.

Darüber wäre die vorliegende Arbeit, nicht ohne das Entwicklungsteam von SimStadt in Form von Matthias Betz und Eric Duminil, denkbar gewesen. Besonders erwähnen möchte ich auch meine Büro-Kolleginnen Sarina Hötzel und Katja Schulze, deren Anwesenheit das Büro stets erhellt hat.

Nicht zuletzt möchte ich mich bei allen Freunden bedanken, die zusammen mit mir auf diese Reise gegangen sind. Maria Tonini und Frau Dr. Diana Arfeli danke ich für ihre Anmerkungen bezüglich der Dissertation besonders.

Meine Familie war in dieser fordernden Zeit mein Fels in der Brandung und hat meine zeitlichen Einschränkungen unendlich geduldig und verständnisvoll ertragen. Für meinen Partner und Freund Felix gilt dies in noch höherem Maße.

Ich widme diese Arbeit Sarah Neumann, die mich mit ganz viel Menschlichkeit immer wieder im Hier und Jetzt verankert hat.

Kurzfassung

Im Bereich des Gebäudesektors und der Energieversorgung besteht ein hohes Potenzial zur Reduktion von Treibhausgas- bzw. CO₂-Emissionen. Um das Potenzial dieser komplexen und wechselwirkungsbehafteten Thematik auszuschöpfen, sind Werkzeuge erforderlich, die in der Lage sind, den vorhandenen Gebäudebestand energetisch zu modellieren und alternative Energieversorgungsoptionen zu analysieren. Damit die Ergebnisse solcher Werkzeuge in die Planungsprozessen von Kommunen und Städten einfließen und praktisch umsetzbar sind, ist es von Bedeutung, lokale Gegebenheiten und techno-ökonomische Aspekte in die Planungsszenarien einzubeziehen. Bei der Umsetzung stellt sich insbesondere die Frage nach der Priorisierung von Maßnahmen und der Auswahl der Gebäude, mit denen begonnen werden soll.

Diese Dissertation konzentriert sich auf die Entwicklung eines Werkzeugs, das auf Gebäudeebene energetische Analysen im Rahmen der Quartiersplanung ermöglicht. Der Fokus liegt auf der Simulation von gebäudespezifischen Stromlastprofilen für Wohn- und Nichtwohngebäuden anhand von 3D-Modellen. Dabei werden statistische und heuristische Verfahren (Greedy-Algorithmen) verwendet, um die 3D-Modelle mit Haushalten und Personen zu ergänzen. Der jährliche Strombedarf wird anhand der Haushaltsfläche und der Personenanzahl ermittelt. Dieser Bedarf wird mithilfe von Häufigkeitsdichtefunktionen, die auf Messdaten beruhen, mit definierten Klassenintervallen auf Zeiteinheiten verteilt. Durch die Anwendung eines Pseudo-Zufallszahlengenerators wird der Startwert festgelegt. Die Stromlastprofile werden durch eine Markov-Kette erzeugt, die abhängig vom getroffenen Klassenintervall für den nächsten Zeitschritt eine aktualisierte Häufigkeitsdichtefunktion basierend auf den Messwerten des entsprechenden Klassenintervalls erstellt. Für Nichtwohngebäude wird eine hierarchische Gebäudenutzungsbibliothek entwickelt, die eine Zuweisung von Standardlastprofilen auf ca. 200 Nutzungstypen mittels ALKIS-Codes vornimmt. Der Jahresstrombedarf wird anhand von flächenspezifischen Stromindikatoren ermittelt und auf die Lastverläufe der Standardprofile verteilt. Zur Validierung der entwickelten Methoden werden Maße und Metriken aus dem Bereich der deskriptiven Statistik, der Zeitreihenanalyse und grafikbasierte Techniken zur Bestimmung der Ähnlichkeit gegenüber Messdaten angewandt. Ergänzt werden diese durch die Komplexitätsmaße der fraktalen Dimension, der Anzahl der lokalen Maxima und der Länge der Kurve.

Die entwickelten Methoden werden in die Simulationsplattform *SimStadt* integriert. Die Validierung der Methode zur Zuweisung von Haushalten und Personen zu 3D-Modellen erfolgt anhand von drei Fallstu-

dien. Auf Landkreis- bzw. Stadtebene weist die Methode Abweichungen von -6% bis +7% bei der Anzahl der Haushalte und von -13% bis +8% bei der Anzahl der Personen im Vergleich zu amtlichen Statistiken auf. Der Vergleich der synthetisch erzeugten Stromlastprofile mit Messdaten und synthetischen Daten zweier existierenden Stromlastprofilgeneratoren zeigt, dass die implementierte Methode in der Lage ist, typische Charakteristiken von Stromlastprofilen abzubilden. Die fraktale Dimension erweist sich dabei als geeignetes Maß zur Bewertung der Komplexität von Stromlastprofilen. Für die Stromlastprofile von Nichtwohngebäuden wird ebenfalls ein Vergleich mit vorhandenen Messdaten durchgeführt. Die Abweichungen auf Stadtebene liegen für drei untersuchte Nichtwohngebäudenutzungsarten zwischen -19% und +1%. Die generierten Stromlastprofile für Wohngebäude werden zudem in zwei Fallstudien zur energetischen Quartiersplanung angewendet. Die erste Fallstudie fokussiert sich auf die optimale energetische Auslegung eines Quartiers mit zentralen und dezentralen Energiesystemoptionen. Es zeigt sich, dass das optimale Verhältnis von zentralen zu dezentralen Optionen bei 2 zu 1 liegt und eine kostenoptimale Reduktion des Wärmebedarfs bei ca. 20% erreicht wird. Das Kostenoptimum für lokal erzeugten Strom wird durch die Kombination von Photovoltaik (PV)-Anlagen, Strom aus dem Netz und aus lokalen Heizkraftwerken im Verhältnis 1 zu 1 zu 2 erreicht. In der zweiten Fallstudie werden die Stromlastprofile zur Auslegung von PV-Batterie-Systemen in Wohngebäuden verwendet. Dabei sind die gebäudespezifischen Stromlastprofil (SLP)-Daten im besonderen Maße für die Bestimmung des Eigenverbrauchsanteils und für die weiterführende Wirtschaftlichkeitsbetrachtung von Bedeutung.

Insgesamt bieten die entwickelten Methoden und das Werkzeug *SimStadt* einen wertvollen Ansatz für die gebäudespezifische energetische Quartiersanalyse und -planung. Sie ermöglichen die Berücksichtigung lokaler Bedingungen und technisch-ökonomischer Aspekte und bieten Einblicke in Energiebedarfsmuster und alternative Energieversorgungsoptionen. Es sind jedoch weitere Untersuchungen und Validierungen mit größeren Datensätzen erforderlich, um die Genauigkeit und Zuverlässigkeit der Methoden zu verbessern und ihre Anwendbarkeit in verschiedenen städtischen Kontexten zu gewährleisten.

Abstract

The building sector and energy supply hold a high potential for the reduction of greenhouse gas and CO₂ emissions. In order to utilize the potential of this complex and multifaceted topic, tools are required that are capable of modeling the existing building stock in terms of energy and analyzing alternative energy supply options. To ensure that the results of such tools are incorporated into the planning processes of municipalities and cities on a practical level, it is important to include local conditions and techno-economic aspects in the planning scenarios. The question of prioritizing measures and selecting buildings to start with is particularly important in the implementation process.

This dissertation focuses on the development of a tool that enables energy analyses at the building level in the context of neighborhood planning. The emphasis lies on the simulation of building-specific electricity load profiles for residential and non-residential buildings using 3D models. Statistical and heuristic methods (greedy algorithms) are used to enhance the 3D building models with households and occupants. The annual electricity demand is determined based on the household area and the number of occupants. This demand is distributed to time units using frequency density functions based on measured data with defined class intervals. By applying a pseudo-random number generator, the initial value is determined. The electricity load profiles are generated by a Markov chain which, depending on the class interval which is chosen, generates an updated frequency density function for the next time step based on the measured values of the corresponding class interval. For non-residential buildings, a hierarchical building usage library is developed that assigns standard load profiles to approximately 200 usage types using ALKIS codes. The annual electricity demand is determined based on area-specific electricity indicators and distributed to the load characteristics of the standard profiles. Measures and metrics from descriptive statistics, time series analysis, and graph-based techniques for determining similarity to measured data are applied to validate the developed methods. These are complemented by complexity measures of fractal dimension, number of local maxima, and length of the curve.

The developed methods are integrated into the simulation platform *SimStadt*. The validation of the method for assigning households and occupants to 3D models is performed on the basis of three case studies. At the county and city levels, respectively, the method shows deviations of -6% to +7% in the number of households and of -13% to +8% in the number of occupants compared to official statistics. The comparison of the synthetically generated electricity load profiles with measured data and synthetic data of two

existing electricity load profile generators shows that the implemented method is able to reproduce typical characteristics of electricity load profiles. The fractal dimension proves to be a suitable measure for evaluating the complexity of electricity load profiles. For the electricity load profiles of non-residential buildings, a comparison with existing measured data is also performed. The deviations on city level are between -19% and +1% for three investigated non-residential building use types. The generated electricity load profiles for residential buildings are also applied in two case studies for neighborhood energy planning. The first case study focuses on the optimal energy design of a neighborhood with centralized and decentralized energy system options. It is shown that the optimal ratio of centralized to decentralized options is 2 to 1 and a cost-optimal reduction in heat demand is achieved at about 20%. The cost optimum for locally generated electricity is achieved by combining PV systems, electricity from the grid and from local CHP plants in a ratio of 1 to 1 to 2. In the second case study, the electricity load profiles are used to size residential PV battery systems. Here, the building-specific SLP data are particularly important for determining the self-consumption fraction and for further economic analysis.

Overall, the developed methods and the tool *SimStadt* provide a valuable framework for building-level energy analysis and urban planning. They enable the consideration of local conditions and techno-economic aspects, and offer insights into energy demand patterns and alternative energy supply options. However, further research and validation with larger datasets are needed to improve the accuracy and reliability of the methods and to ensure their applicability in various urban contexts.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	xiii
Tabellenverzeichnis	xvii
Abkürzungsverzeichnis	xix
1 Einleitung	1
1.1 Ausgangslage und Problemstellung	1
1.2 Zielsetzung	4
1.3 Vorgehensweise	5
2 Energetische Quartiersplanung als Werkzeug zur Dekarbonisierung des Gebäudebestands	7
2.1 Klimawandel und Dekarbonisierung	7
2.2 Treibhausgasemissionen im Gebäudesektor	8
2.3 Politische Entwicklung in Europa und Deutschland	9
2.4 Ganzheitliche Quartiersplanung	12
2.5 Aspekte der energetischen Quartierssimulation	14
2.6 Werkzeuge für die energetische Quartierssimulation	20
2.7 Herausforderungen im Kontext der energetischen Quartierssimulation	21
3 Die stromseitige Quartierssimulation: Stand der Technik	25
3.1 Simulation von Stromlastprofilen im Quartier	25
3.1.1 Stromlastprofile - Grundlagen und Dimensionen	25
3.1.2 Besonderheiten für Wohngebäude	29
3.1.3 Besonderheiten für Nichtwohngebäude	32
3.1.4 Methoden zur Generierung von synthetischen Stromlastprofilen	34
3.1.5 Stromlastprofilgeneratoren für Wohngebäude	41
3.1.6 Stromlastprofilgeneratoren für Nichtwohngebäude	46
3.2 Validierungsmaße und -metriken für synthetische Stromlastprofile	48
3.2.1 Statistische Grundmaße	49

3.2.2	Distanzmetriken	51
3.2.3	Korrelationsmaße	53
3.2.4	Performancemetriken	53
3.2.5	Methoden zur Aufdeckung von Zusammenhängen	55
3.2.6	Qualitätsmetriken für Clustering-Ansätze	55
3.2.7	Vergleich der Jahresdauerlinie	56
3.2.8	Zusammenfassung der Vergleichsmaße und -metriken in der Literatur . . .	56
3.3	Anforderung an den Stromlastprofilgenerator für diese Arbeit	58
4	Entwicklung eines Modells zur Simulation von gebäudespezifischen Stromlastprofilen	59
4.1	Synthetische Haushaltsstromlastprofile für Wohngebäude	59
4.1.1	Vorgelagerte Prozessschritte für 3D-Gebäudemodelle	61
4.1.2	Bestimmung der Anzahl der Haushalte pro Gebäude	63
4.1.3	Bestimmung der Wohnfläche pro Haushalt (Greedy-Algorithmus I)	64
4.1.4	Bestimmung der Anzahl der Personen pro Haushalt (Greedy-Algorithmus II)	66
4.1.5	Bestimmung des jährlichen Haushaltsstrombedarfs	68
4.1.6	Häufigkeitsdichtefunktionen für die Simulation von Haushaltsstromlast- profilen	69
4.1.7	Generierung synthetischer Haushaltsstromlastprofile über Markov-Ketten	72
4.2	Synthetische Stromlastprofile für Nichtwohngebäude	75
4.2.1	Kategorisierung von Nichtwohngebäudenutzungen	76
4.2.2	Bestimmung des jährlichen Strombedarfs mit spezifischen Stromindikatoren	77
4.2.3	Beispielhafte Bestimmung des Stromindikators für Schulen	79
4.2.4	Zuweisung von Standardstromlastprofilen für Nichtwohngebäude	82
4.2.5	Generierung synthetischer Stromlastprofile für Nichtwohngebäude	83
4.3	Vergleichsmaße für synthetische Stromlastprofile	84
4.3.1	Anforderungen an Vergleichsmaße und -metriken für Haushaltsstromlast- profile	85
4.3.2	Vorstellung neuer Vergleichsmaße: Komplexitätsmaße	86
5	Implementierung der Methoden in die Simulationsplattform SimStadt	89
5.1	Die Simulationsplattform SimStadt	89
5.2	Erweiterungen der Simulationsplattform SimStadt	90
5.2.1	Implementierung des Stromlastprofilgenerators zur Simulation des Haus- haltsstrombedarfs von Wohngebäuden	90
5.2.2	Implementierung des Stromlastprofilgenerators für Nichtwohngebäude . . .	94

6	Validierung und Anwendung der generierten gebäudespezifischen Stromlastprofile	97
6.1	Validierung des Top-Down-Ansatzes mittels Greedy-Algorithmus	97
6.1.1	Fallstudien für die Validierung des Top-Down-Ansatzes	98
6.1.2	Validierung der Methode zur Ermittlung der Anzahl der Haushalte pro Gebäude	99
6.1.3	Validierung der Methode zur Ermittlung der Anzahl der Personen pro Haushalt	102
6.2	Validierung der generierten Haushaltsstromlastprofile für Wohngebäude	104
6.2.1	Fallstudie für die Validierung von synthetischen Haushaltsstromlastprofilen	105
6.2.2	Auswertung und Eigenschaften der Messdaten der Fallstudie	106
6.2.3	Übersicht der angewandten der Vergleichsmaße und -metriken	114
6.2.4	Vergleich der Lagemaße	116
6.2.5	Vergleich der Streuungsmaße	119
6.2.6	Graphik-basierte Vergleiche	120
6.2.7	Vergleich der Komplexitätsmaße	123
6.2.8	Vergleich der Jahresdauerlinien	125
6.2.9	Zusammenfassung der Vergleichsstudie und der Anwendung der Komplexitätsmaße	127
6.3	Plausibilisierung der Lastprofilgeneration für Nichtwohngebäude	129
6.4	Anwendung von gebäudespezifischen synthetischen Stromlastprofilen	133
6.4.1	Gebäudespezifische energetische Optimierung	133
6.4.2	Gebäudespezifische Dimensionierung von PV-Batterie-Systemen	139
7	Schlussfolgerungen, kritische Würdigung und Ausblick	143
7.1	Schlussfolgerungen	143
7.2	Kritische Würdigung	146
7.3	Ausblick	148
8	Zusammenfassung	151
A	Anhang	157
A.1	Struktur der neuen Gebäudenutzungsbibliothek	158
A.2	Auswertungen der synthetischen und gemessenen Daten für die Fallstudie	170
A.2.1	Lagemaße	170
A.2.2	Streuungsmaße	171
A.2.3	Liniendiagramme	172
A.2.4	Violinplots	177
A.2.5	Heatmaps	179

A.2.6	Komplexitätsmetriken	184
A.3	Annahmen für die gebäudespezifische energetische Optimierung	185
A.3.1	Ökonomische Parameter	185
A.3.2	Parameter der berücksichtigten Energieträger	186
B	Literaturverzeichnis	187

Abbildungsverzeichnis

1.1	Forschungsrahmen	5
2.1	THG-Emissionen und Endenergieverbrauch nach Sektoren für 2020	9
2.2	Interdisziplinarität im Quartier	12
2.3	Räumliche Betrachtungsebenen für die energetische Quartiersplanung	18
2.4	Modulare gebäudespezifische Strombedarfssimulation	24
3.1	Räumliche und zeitliche Dimensionen von Stromlastprofilen	27
3.2	Klassifizierungssysteme von Nichtwohngebäudenutzungen	34
3.3	Methoden und Anwendungen zur Erzeugung von Stromlastprofilen	41
4.1	Flussdiagramm zur Vorgehensweise der Entwicklung des Stromlastprofilgenerators für Wohngebäude	60
4.2	Flussdiagramm der Vorprozessschritte zur Bestimmung der Anzahl der Haushalte je Wohngebäude	63
4.3	Flussdiagramm zur Bestimmung der Wohnflächen pro Haushalt	67
4.4	Kategorisierung der gemessenen Stromlastdaten	71
4.5	Histogramm aller Werktage im Winter in 15-minütiger Auflösung	72
4.6	Flussdiagramm zur Bestimmung der Anzahl der Personen und zur Generierung der Stromlastprofile	74
4.7	Plausibilisierung der Anwendung der Häufigkeitsdichtefunktionen	75
4.8	Kategorisierung der ALKIS-Codes in zehn Hauptkategorien	77
4.9	Anteile verschiedener Nutzungszonen in einer Schule	79
4.10	Teilstromkennwerte für die Nutzungszone <i>Klassenzimmer</i> in den fünf Energieeffizienzklassen und je Gewerk	80
4.11	Vergleich des synthetischen und gemessenen jährlichen Strombedarfs aggregiert für die Städte A und B	81
4.12	Beispielhafte Darstellung des Standardlastprofiltyps <i>G0 - Gewerbe allgemein</i> mit prozentualen Bedarfswerten in 15-minütiger Auflösung	84

5.1	Inputs und Outputs der Simulationsplattform <i>SimStadt</i>	89
5.2	Schematische Darstellung des implementierten Workflows zur Stromlastprofil-Generierung für Wohngebäude	91
5.3	Optionen für die zeitliche Auflösung der synthetischen Stromlastprofile aus <i>SimStadt</i>	91
5.4	Kumulierte Jahresdauerlinie des Strombedarfs in stündlicher Auflösung für ein Beispielquartier	92
5.5	Spezifischer Strombedarf pro Gebäude für ein Beispielquartier aus der Vogelperspektive	92
5.6	Gebäudenutzungsbibliothek in <i>SimStadt</i> mit hierarchischer Struktur	95
5.7	Ausschnitt der Gebäudenutzungsbibliothek in <i>SimStadt</i> mit der Auswahl <i>Büro</i>	95
6.1	Abweichung der Simulationsergebnisse für die Anzahl der Haushalte in Köln	100
6.2	Abweichung der Simulationsergebnisse für die Anzahl der Haushalte im Landkreis Ludwigshurg	100
6.3	Abweichung der Simulationsergebnisse für die Anzahl der Haushalte im Landkreis Ilm-Kreis	101
6.4	Abweichung der Simulationsergebnisse für die Anzahl der Personen in Köln	102
6.5	Abweichung der Simulationsergebnisse für die Anzahl der Personen im Landkreis Ludwigshurg	103
6.6	Abweichung der Simulationsergebnisse für die Anzahl der Personen im Landkreis Ilm-Kreis	103
6.7	Gemessene Stromlastprofile der Fallstudie in 15-Minuten-Auflösung als Liniendiagramm über ein Jahr	107
6.8	Violinplots der gemessenen Stromlastprofil-Daten	109
6.9	Heatmaps der gemessenen Stromlastprofil-Daten	110
6.10	Auswertung der wöchentlichen fraktalen Dimension für ausgewählte Stromlastprofil-Daten für die Gebäude G02, G03, G08 und G09	113
6.11	Wöchentliche Liniendiagramme mit hoher und niedriger fraktaler Dimension	114
6.12	Tägliche Liniendiagramme mit höchster und niedrigster fraktaler Dimension	115
6.13	Vergleich des Jahresstromverbrauchs mit den ermittelten jährlichen Bedarf von den Stromlastprofilgeneratoren für die Gebäude G01-G10	116
6.14	Vergleich des durchschnittlichen Bedarfs pro Person und Jahr von Literaturwerten, Messdaten und synthetisch erzeugten Stromlastprofil-Daten für die Gebäude G01-G10	117
6.15	Vergleich der maximalen Werte von Messdaten und synthetisch erzeugten Stromlastprofil-Daten für die Gebäude G01-G10	118
6.16	Vergleich des arithmetischen Mittels und des Medians von Messdaten und synthetisch erzeugten Stromlastprofil-Daten für die Gebäude G01-G10	118
6.17	Vergleich der Standardabweichung von Messdaten und synthetisch erzeugten Stromlastprofil-Daten für die Gebäude G01-G10	119

6.18	Vergleich des 25%- und 75%-Quartils von Messdaten und synthetisch erzeugten Stromlastprofil-Daten für die Gebäude G01-G10	120
6.19	Vergleich der synthetischen und gemessenen Stromlastprofil-Daten als Liniendiagramm über ein Jahr von G04	121
6.20	Vergleich der synthetischen und gemessenen Stromlastprofil-Daten über ein Jahr als Violinplot von Gebäude G04	121
6.21	Vergleich der synthetischen und gemessenen Stromlastprofil-Daten über ein Jahr als Heatmap von Gebäude G04	122
6.22	Vergleich der Anzahl lokaler Maxima und der Länge der Kurve von Messdaten und synthetisch erzeugten Stromlastprofil-Daten für die Gebäude G01-G10	123
6.23	Vergleich der fraktalen Dimension von Messdaten und synthetisch erzeugten Stromlastprofil-Daten für die Gebäude G01-G10 mit jährlichem Zeithorizont	124
6.24	Verteilung der fraktalen Dimension von Messdaten und synthetischen Stromlastprofil-Daten für die Gebäude G01-G10 mit täglichem Zeithorizont	125
6.25	Vergleich der synthetischen und gemessenen Jahresdauerlinien als Liniendiagramm für Gebäude G04	126
6.26	Vergleich der Abweichungen der Jahresdauerlinien mittels MAE und NRMSE für die Gebäude G01 - G10	127
6.27	Vergleich der synthetischen und gemessenen Strombedarfe für Schulen pro Gebäude für Stadt I und II	131
6.28	Vergleich der synthetischen und gemessenen Strombedarfe für Kindertagesstätten pro Gebäude für Stadt I und II	132
6.29	Vergleich der synthetischen und gemessenen Strombedarfe für Bürogebäude pro Gebäude für Stadt I und II.	133
6.30	Darstellung des PV-Batterie-Modells in <i>INSEL</i>	141

Tabellenverzeichnis

3.1	Modelle zur Erzeugung von synthetischen Stromlastprofilen und deren Anwendung. . . .	38
3.1	Modelle zur Erzeugung von synthetischen Stromlastprofilen und deren Anwendung. . . .	39
3.1	Modelle zur Erzeugung von synthetischen Stromlastprofilen und deren Anwendung. . . .	40
3.2	Stromlastprofilgeneratoren in Deutschland für Wohngebäude.	43
3.2	Stromlastprofilgeneratoren in Deutschland für Wohngebäude.	44
3.3	Vergleichsmaße und- metriken in der Literatur	57
4.1	Haushaltswohnflächenklassen und deren Häufigkeit in Deutschland	66
4.2	Häufigkeiten für die Anzahl der Personen in einer Haushaltsgrößenklasse	68
4.3	Personen- und flächenbezogener Anteil des Jahresstrombedarfs	69
4.4	Analyse der gemessenen Stromlastdaten	70
4.5	Spezifische Stromindikatoren von Schulen mit gewichteten Zonenflächenanteilen	81
4.6	Ausschnitt der Zuweisung von ALKIS-Codes zu VDEW-Kundengruppenschlüssel und Standardstromlastprofilen	83
5.1	Beispiel einer csv-Ausgabedatei von Stromlastprofilen für Wohngebäude	93
6.1	Eckdaten der drei Fallstudien zur Validierung der Ermittlung der Anzahl an Haushalten und Personen pro Haushalt in Deutschland	98
6.2	Ergebnisse der Haushalts- und Einwohnerberechnungen für die drei Fallstudien	104
6.3	Eckdaten zu den Vergleichsgebäuden	106
6.4	Lagemaße für die gemessenen Stromlastprofile aus der Fallstudie	107
6.5	Streuungsmaße für die gemessenen Stromlastprofile aus der Fallstudie	108
6.6	Komplexitätsmaße für die gemessenen Stromlastprofile aus der Fallstudie	111
6.7	Auswertungen der wöchentlichen fraktalen Dimension der Messdaten für die Gebäude G01-G10	112
6.8	Auswertungen der täglichen fraktale Dimension nach Wochentagen der Messdaten für die Gebäude G01-G10	114
6.9	Kumulierte Stromverbräuche im Vergleich zu den simulierten Strombedarfen des Nut- zungstyps <i>Schule</i> von Stadt I und Stadt 11.	130

6.10	Kumulierte Stromverbräuche im Vergleich zu den simulierten Strombedarfen des Nutzungstyps <i>Kindertagesstätte</i> von Stadt I und Stadt 11.	131
6.11	Kumulierte Stromverbräuche im Vergleich zu den simulierten Strombedarfen des Nutzungstyps <i>Büro</i> von Stadt I und Stadt 11.	132
6.12	Referenzszenario <i>2020REF</i> für den Vergleich der optimierten Szenarien <i>2030EP</i> und <i>2030EA</i>	135
6.13	Berücksichtigte Energiesysteme auf Gebäude- und Quartiersebene für die Optimierung. .	136
6.14	Überblick der Ergebnisse für die Szenarien <i>2020REF</i> , <i>2030EP</i> und <i>2030EA</i>	138
A.1	Zuweisung der ALKIS-Codes auf eine hierarchische Struktur mit zehn Hauptkategorien und auf die Standardlastprofile	158
A.2	Vergleich der Lagemaße von den Stromlastprofil-Daten der Gebäude G01-G10	170
A.3	Vergleich der Streuungsmaße von den Stromlastprofil-Daten der Gebäude G01-G10 . . .	171
A.4	Ergebnisse der Anwendung von Komplexitätsmetriken für die SLP-Messdaten und die synthetischen SLP-Daten von SimStadt, PLPG und SynPro	184
A.5	Die Optionen im Rahmen der Optimierung und ihre angenommenen ökonomischen Parameter.	185
A.6	Parameter zur Modellierung von Energieträgern und Annahmen zur Optimierung des Energieversorgungssystems in der Fallstudie.	186

Abkürzungsverzeichnis

ALKIS	Amtliches Liegenschaftskataster Informationssystem
BEG	Bundesförderung energieeffiziente Gebäude
BHKW	Blockheizkraftwerk
BWZ	Bauwerkszuordnung
CO ₂	Kohlenstoffdioxid
DSM	Demand Side Management
DTW	Dynamic Time Warping
EEG	Erneuerbare-Energien-Gesetz
EEK	Energieeffizienzklasse
EDR	Edit Distance for Real Sequences
EFH	Einfamilienhaus
ERP	Edit Distance with Real Penalty
FD	fraktale Dimension
GEG	Gebäudeenergiegesetz
GIS	Geoinformationssystem
GMH	großes Mehrfamilienhaus
GML	Geography Markup Language
HH	Hochhaus
JAZ	Jahresarbeitszahl
JDL	Jahresdauerlinie
KWK	Kraft-Wärme-Kopplung
LCOE	Stromgestehungskosten
LCSS	Longest Common Sub-Sequence
LoD	Level of Detail
MAE	mittlerer absoluter Fehler
MAPE	mittlerer absoluter prozentualer Fehler
MFH	Mehrfamilienhaus
MPE	mittlerer prozentualer Fehler
MSE	mittlerer absoluter prozentualer Fehler
NK	Nutzungskategorie
NRMSE	normalisierte Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers
P2H	Power-to-Heat
P2G	Power-to-Gas
PV	Photovoltaik
RH	Reihenhaus
RMSE	Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers

SI	Stromindikator
SLP	Stromlastprofil
SLPG	Stromlastprofilgenerator
SSLP	Standardstromlastprofil
THG	Treibhausgas
TEK	Teilenergiekennwert
TSK	Teilstromkennwert
ToU	Time-of-Use
VDEW	Vereinigung Deutscher Elektrizitätswerke
WZ	Wirtschaftszweige
XML	Extensible Markup Language

1. Einleitung

Als Einführung in den Themenkomplex der vorliegenden Dissertation werden im ersten Unterkapitel 1.1 die Herausforderungen der energetischen Quartiersplanung und -simulation skizziert, um darauf aufbauend in Unterkapitel 1.2 die Motivation und Zielsetzung dieser Arbeit zu beschreiben. Das Unterkapitel 1.3 stellt den Aufbau der Arbeit vor.

1.1. Ausgangslage und Problemstellung

Begrenzte Ressourcen, steigende Bevölkerungszahlen und ein wohlstandsorientierter Lebensstil stellen in vielerlei Hinsicht große Herausforderungen für jetzige und zukünftige Generationen dar. Nicht nur die Grundbedürfnisse nach Wasser und Nahrung müssen gestillt werden, sondern auch ein stetig wachsender *Energiehunger*. Geballte Zentren dieses *Energiehungers* stellen Städte dar, die zum einen eine hohe Bevölkerungsdichte und gleichzeitig verdichtete bauliche (Infra-)Strukturen, wie Gebäude oder Verkehrswege, aufweisen. Beide Aspekte steigern den Energiebedarf maßgeblich. Weltweit ist eine Urbanisierung - ein Wachstum von Städten - zu beobachten, während die Bevölkerungsdichte in ländlichen Regionen stagniert. Circa 6,4 Milliarden Menschen bzw. 66% der Weltbevölkerung werden bis 2050 voraussichtlich in Städten leben (URBANET, 2016). Daher zeichnen sich insbesondere für Städte Herausforderungen für Gestaltung einer nachhaltigen Zukunft ab. Aufgrund dieser Herausforderungen ist die energetische Bewertung von Quartieren sowie das Erkennen von energetisch-wirtschaftlichen Einsparpotenzialen und damit einhergehend auch Treibhausgas (THG)- bzw. CO₂-Einsparungen von Bedeutung.

In der Neuauflage des deutschen Klimaschutzgesetzes vom August 2021 wird eine Reduktion der THG-Emissionen gegenüber dem Stand vom 1990 um 65% bis 2030 angestrebt. Darauf aufbauend soll bis zum Jahr 2045 die THG-Neutralität erreicht werden (UBA, 2023). Da rund 40% der THG-Emissionen in Deutschland auf Gebäude und deren Nutzung entfallen, stellt der Gebäudesektor einen Bereich mit großem Einsparpotenzial dar (dena, 2021). Aufgrund dessen sind vielseitige politische und gesamtwirtschaftliche Entscheidungen im Gebäudesektor zu treffen, um die gesetzten Ziele zu erreichen. Das Lokalisieren von energetischen Einsparpotenzialen spielt hierbei eine grundlegende Rolle, damit zielgerichtete Maßnahmen zur Reduktion der THG-Emissionen vorgenommen werden können.

Um diese Potenziale abschätzen und umzusetzen zu können, ist die Erfassung des energetischen Ist-Zustands von Gebäuden ein erster Schritt, um daraus weiterführende energetische Einsparungsmaßnahmen abzuleiten. Ebenso ist es für die Umsetzung solcher Maßnahmen von Bedeutung, abzuschätzen, wo und vor allem mit welchen Maßnahmen angefangen werden sollte. Mit diesem Wissen können Entscheidungsträger:innen mögliche Maßnahmen effektiv priorisieren. Die aktuellen Entwicklungen im Hinblick auf die kommunale Wärmeplanung greifen diese Fragestellungen im besonderen Maße auf. Die kommunale Wärmeplanung zielt darauf ab, Strategien für Kommunen zu entwickeln, die langfristig gesehen einen Umbau zu einer klimaneutralen Wärmeversorgung avisieren (KEA, 2023). Nach jetzigem Stand sind größere Kommunen und Kreisstädte in Baden-Württemberg und Schleswig-Holstein verpflichtet eine kommunale Wärmeplanung - inklusive einer Umsetzungsstrategie mit definierten Maßnahmen - zu entwickeln.

Die energetische Quartiersplanung stellt zur Beantwortung dieser Fragen einen vielversprechenden Ansatz dar. Ein Quartier kann als räumliche Einheit verstanden werden, das einen Block an Gebäuden oder einem Stadtteil umfassen kann (Schnur, 2008). Besonders relevant werden die Ergebnisse einer energetischen Quartiersplanung, wenn techno-ökonomische Gesichtspunkte berücksichtigt werden, die für die Machbarkeit und Umsetzung von z. B. regenerativen Technologien entscheidend sind. In Bezug auf den Detaillierungsgrad der räumlichen und zeitlichen Auflösung ist die energetische Quartiersplanung zwischen einer genauen Planung einzelner Gebäude und einer größeren Stadt- oder Gemeindeplanung angesiedelt. Das bedeutet, dass die Werkzeuge für die Quartiersplanung einen Mittelweg zwischen Genauigkeit und Unsicherheit bei der Modellierung und Dateneingabe beschreiten, welche zum einen noch nicht genau definiert sind und zum anderen je nach Zielsetzung der Werkzeuge variieren (Sommerfeld, 2010; Keirstead et al., 2012). Es ist daher von Bedeutung, diesen Mittelweg zu definieren, sodass die daraus resultierenden Ergebnisse und Schlussfolgerungen richtungsweisend sind und anwendungsorientiert umgesetzt werden können.

Auch das *Kurzgutachten Kommunale Wärmeplanung* weist die Fragestellung, welcher Detailgrad für welche inhaltliche Aussage benötigt wird, als bestehenden Forschungsbedarf aus (Riechel und Walter, 2022). Die Berücksichtigung von Wechselwirkungen einzelner Maßnahmen auf unterschiedlichen räumlichen Ebenen spielt dabei für die Umsetzungsstrategien eine hervorstechende Rolle. Als wünschenswert wird daher ein Ansatz gesehen, der lokale gebäudespezifische Strategien (z. B. Gebäudesanierung, PV-Aufdachanlagen etc.) und kommunale oder regionale Konzepte (z. B. Wärmenetze, Biomasse, PV-Freiflächenanlagen etc.) miteinander in Beziehung setzt. Auch die Verknüpfung der energetischen Analysen mit Werkzeugen der Stadtplanung z. B. Geoinformationssystem (GIS)-Anwendungen wird als Forschungsgegenstand genannt. Hier steht vor allem die Erfassung und Aufbereitung aller relevanten Daten und deren Darstellung mit GIS-Anwendungen im Vordergrund (Riechel und Walter, 2022).

Bezogen auf die stromseitige Quartiersplanung und Quartierssimulation gilt dasselbe. Die Simulation von Strombedarfen und Stromlastprofilen gestaltet sich auf Quartiersebene als herausfordernd, da auch hier ein Mittelweg für die Modellierung gefunden werden muss, der zwischen Detailtreue und Aufwand bzw. dem Vorhandensein der benötigten Eingangsdaten sowie computerseitigen Rechenaufwand abwägt. Für die Simulation des Strombedarfs werden im Allgemeinen Stromlastprofilgeneratoren (SLPGs) verwendet, die unter Angabe bestimmter Vorgaben (z. B. die Anzahl der Personen, deren Verhaltensmuster oder die Nutzungsdauer von Geräten) ein zeitlich aufgelöstes, fiktives Stromlastprofil für einen Haushalt erstellen. Dabei ist es vom Anwendungsfall abhängig, welche zeitliche Auflösung - z. B. stündliche oder minütliche Lastgänge - benötigt und damit auch erzeugt wird und über welchen Zeithorizont sich diese erstrecken.

Viele bestehende SLPs sind in der Lage detaillierte SLP für einzelne bzw. typische Haushalte oder Gebäude zu erstellen und diese durch statistische Verteilungen von Typ Haushalten bzw. -gebäuden auf ein größeres Gebiet zu skalieren (Fischer et al., 2015; Pflugradt, 2016). Eine automatisierte Verknüpfung zu GIS-Anwendungen, die die lokalen Gegebenheiten durch Grundrisse oder 3D-Modelle abbilden, ist jedoch oftmals nicht vorhanden. Ebenso fehlt vielfach eine flexible und zügige Möglichkeit, die Stromlastprofilgeneratoren (SLPGs) auf die explizit betrachteten Gebiete mit unterschiedlichen Eigenschaften und Größen zu skalieren. Hinzu kommt, dass viele - im Forschungskontext entwickelte SLPs - entweder nicht frei zur Verfügung stehen oder ohne Nutzungsoberfläche nur als Programmiercode verfügbar sind und daher nicht anwendungsfreundlich gestaltet sind. Mavromatidis et al. (2019) bestätigen diese Punkte in einer Studie auch auf Ebene der Quartiersplanung. Die Vielzahl an SLPs, die bereits entwickelt wurden, verwenden vielseitige Validierungsmethoden, um zu bestätigen, dass die synthetisch erzeugten SLPs an gemessene SLPs heranreichen. Hierfür werden verschiedene statistische Maße und Metriken angewandt, die eine Repräsentativität bzw. eine Ähnlichkeit von gemessenen und synthetischen SLPs unterstreichen sollen. Typische Metriken, die verwendet werden, sind z. B. der Vergleich des globalen Maximums (Spitzenlast) oder die Bestimmung des Strombedarfs für definierte Zeiträume, um tägliche oder saisonale Gegebenheiten zu berücksichtigen. Eine einheitliche Herangehensweise für die Untersuchung auf Repräsentativität oder Ähnlichkeit und welche Maße und Metriken hierfür geeignet sind, ist nicht vorhanden. In diesem Kontext wird in der vorliegenden Dissertation der Begriff *Repräsentativität* und der Begriff *Ähnlichkeit* als Synonym verwendet. Damit ist die *Ähnlichkeit* als eine Beschreibung zu verstehen, die die wesentlichen Charakteristika von Stromlastprofile (SLPs) abbildet, aber nicht versucht, diese exakt zu imitieren. Dies trifft bspw. auf Prognosemodelle zu, die den Begriff *Ähnlichkeit* im Sinne von *Gleichheit* verwenden und es deren Zielstellung ist, dass die Prognosedaten den gemessenen Daten so ähnlich wie möglich sind. Im Gegenzug zielen Simulationsmodelle darauf ab, die Eigenheiten von gemessenen Datensätzen abzubilden, aber dennoch eine statistische Varianz aufzuweisen. Wie diese Eigenheiten bzw. Ähnlichkeiten von hochaufgelösten und komplexen SLP bewertet werden, bleibt bisher eine offene Fragestellung. Basierend auf den genannten Herausforderungen ergeben sich die Zielstellungen für die vorliegende Arbeit, die nachfolgend erläutert werden.

1.2. Zielsetzung

Die vorliegende Dissertation fokussiert sich auf die energetischen Quartiersmodellierung und -simulation als ein Werkzeug, das auf gebäudespezifischer Ebene Antworten auf Fragestellungen wie: „Wo liegen in der Stadt oder in der Kommune die größten Einsparpotenziale?“, „Welche Stakeholder sind von den Maßnahmen betroffen?“, „Welche Maßnahmen sollen zuerst umgesetzt werden?“, u.v.m. geben kann. Ein anwendungsorientiertes Werkzeug mit übertragbaren und skalierbaren Methoden zu entwickeln, welches solche Fragen beantworten kann, ist Hintergrund und Motivation für die vorliegende Arbeit. Dabei sollen die Ergebnisse Kommunen und Städte wie auch Stadtwerke oder Energieberater:innen unterstützen, nachhaltige und effiziente Strukturen zu schaffen.

Der Fokus dieser Arbeit liegt auf die stromseitige Quartierssimulation. Darüber hinaus wird eine Anwendung für ein ganzheitliches und flexibles Werkzeug mitbedacht und angestrebt. Die angewandten Methoden für die gebäudespezifische stromseitige Quartiersbetrachtung sollen umfassend validiert werden, um die Validität der Ergebnisse sicherzustellen. Dabei werden Ähnlichkeitsmaße und -metriken für hochaufgelöste SLPs gesucht, die es ermöglichen die Repräsentativität von synthetischen SLP-Daten zu bewerten. Damit geht auch einher, dass die Frage beantwortet werden soll, wie für parametrisierbare SLPs mittels dieser Maße und Metriken die besten bzw. die repräsentativsten Einstellungen gefunden werden können.

Auf Basis einer energetischen Quartiersmodellierung und -simulation, soll ein Werkzeug entwickelt werden, das auf gebäudespezifischer Ebene Strombedarfe simuliert. Dabei sollen neben Wohngebäuden auch sämtliche Arten von Nicht-Wohngebäuden betrachtet werden, um Stadtquartiere ganzheitlich stromseitig zu analysieren. Das Werkzeug soll auf räumlicher Ebene flexibel anwendbar sein und die energetischen Analysen im direkten Zusammenhang mit lokalen Gegebenheiten unter Anwendung von GIS basierten Systemen ermöglichen. Folgende Forschungsfragen werden in dieser Arbeit untersucht:

- F1: Wie lassen sich Stromlastprofile für Wohn- und Nichtwohngebäude automatisiert, georeferenziert und gebäudespezifisch generieren?
- F2: Welche Maße sind geeignet, um die Ähnlichkeit von Stromlastprofilen zu bestimmen?
- F3: Inwieweit trägt eine gebäudespezifische, stromseitige Simulation von Quartieren dazu bei, zwischen zentralen und dezentralen Energiesystemen zu entscheiden?
- F4: Welchen Beitrag können gebäudespezifische Stromlastprofile zur Szenarienbildung und zur Priorisierung von energetischen Maßnahmen an Einzelgebäuden und / oder Quartiersinfrastruktur leisten?

1.3. Vorgehensweise

Zur Beantwortung der im Unterkapitel 1.2 vorgestellten Forschungsfragen wird nach einer Einführung in die energetische Quartiersplanung und -simulation in Kapitel 2, der aktuelle Stand der Technik zur Simulation von synthetischen SLP in Kapitel 3 erläutert, wie auch die bisher angewendeten Vergleichsmaße und -metriken zur Validierung von synthetischen SLP zusammengefasst und die Anforderungen für einen SLPG für diese Arbeit festgelegt. Die Methodik für die Entwicklung eines SLPG für Wohn- und Nichtwohngebäude auf Basis von 3D-Modellen - entsprechend der Anforderungen aus Kapitel 3 - wird Kapitel 4 vorgestellt. Ebenso werden drei neue Vergleichsmaße und -metriken zur Bewertung der Ähnlichkeit von hochaufgelösten SLPs präsentiert. Kapitel 5 beschreibt die Implementierung der entwickelten Methodik in die Simulationsplattform *SimStadt*. In Kapitel 6 wird der entwickelte SLPG einer mehrstufigen Validierung, unter Berücksichtigung der neuen Vergleichsmaße bzw. -metriken, unterzogen. Zwei Anwendungsfelder der gebäudespezifischen synthetischen SLPs werden ebenso vorgestellt. Einige Schlussfolgerungen in Kombination mit einer kritische Würdigung sowie ein Ausblick auf weiteren Forschungsbedarf werden in Kapitel 7 präsentiert. Das Kapitel 8 rundet als Zusammenfassung diese Dissertation ab.

Abbildung 1.1 stellt das Vorhaben auf einem Blick in Bezug auf die enthaltenen Bausteine und die übergreifende Struktur dar.

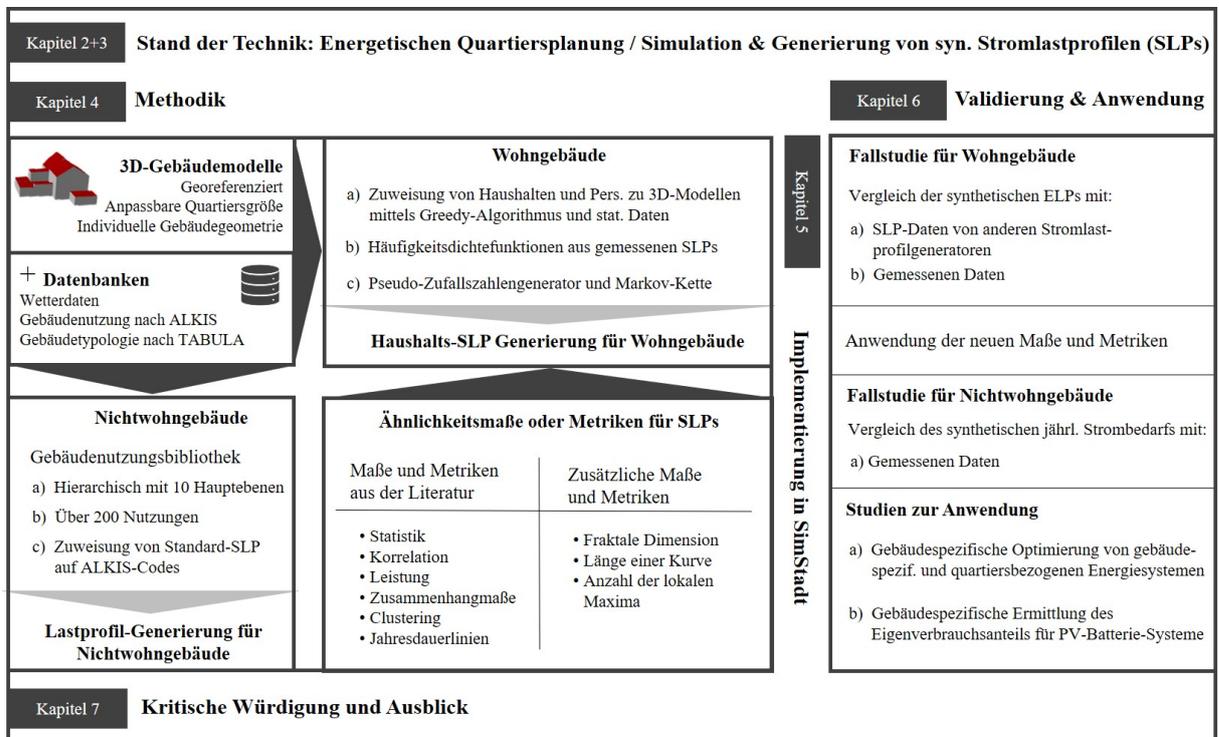


Abb. 1.1.: Forschungsrahmen. Eigene Darstellung.

2. Energetische Quartiersplanung als Werkzeug zur Dekarbonisierung des Gebäudebestands

Dieses Kapitel widmet sich den grundlegenden Konzepten und theoretischen Hintergründen der energetischen Quartiersplanung und -simulation. Im Unterkapitel 2.1 wird eine zusammenfassende Darstellung gegeben, die die Bedeutung der Reduzierung von THG-Emissionen und die Dekarbonisierung im Gebäudesektor sowie in der Energiewirtschaft verdeutlicht. Zudem veranschaulicht das Unterkapitel 2.2 den aktuellen Stand der CO₂-Bilanz im Gebäudesektor. Im Hinblick auf die Dekarbonisierung werden in Unterkapitel 2.3 die einschlägigen gesetzlichen Bestimmungen, insbesondere in Bezug auf Deutschland, erläutert. Ein wesentlicher Aspekt der energetischen Quartiersplanung ist die ganzheitliche Betrachtung des Quartiers, wie im Unterkapitel 2.4 detailliert erläutert wird. Des Weiteren werden in Unterkapitel 2.5 die vielfältigen Einflussfaktoren auf die energetische Quartierssimulation eingehend diskutiert. Des Weiteren präsentiert Unterkapitel 2.6 die relevanten Literaturquellen zu bereits existierenden Werkzeugen und Methoden, die sich mit der energetischen Modellierung und Simulation von Quartieren befassen. Schließlich werden in Unterkapitel 2.7 spezifische Herausforderungen in diesem Forschungsbereich zusammengefasst.

2.1. Klimawandel und Dekarbonisierung

In den letzten Jahren hat das Bewusstsein um den Klimawandel zugenommen. Die Rolle, die anthropogen verursachte THG-Emissionen dabei einnehmen, ist hinreichend bewiesen und erste Auswirkungen eines Klimawandels sind weltweit spürbar (Sillmann und Roeckner, 2008). Die zunehmenden Meldungen von Jahrhundert-Wetterereignissen bestätigen, dass das Klima im Wandel ist. Allein in den Jahren 2020 und 2021 lassen sich zahlreiche dieser Wetterereignisse feststellen:

- Hitzewellen (und zum Teil damit verbundene Waldbrände) in Sibirien, Nordamerika, Asien - insbesondere Südchina und Pakistan -, Afrika und zu Teilen in Europa
- Steigende Jahresdurchschnittstemperaturen, die sowohl in Asien, wie auch in Europa 2020 zum ersten Mal bei mehr als +2°C über dem Durchschnitt lagen
- Stürme, Hurrikane, Zyklone und Tornados, die zwar nicht in ihrer Häufigkeit, aber in ihrer Intensität zunehmen

- Dürreperioden in Europa, Afrika und Asien
- Starkregenereignisse und Überschwemmungen in China, West- und Mitteleuropa (UBA, 2022a)

Stellvertretend für alle THG-Emissionen werden vor allem Kohlenstoffdioxid (CO₂)-Emissionen als ein Bewertungsmaß für die Klimaverträglichkeit herangezogen. Von allen Treibhausgasen (THGs) weist CO₂ zwar nicht das höchste Treibhauspotenzial auf - bspw. liegt das von Methan 25-mal, das von Lachgas (Distickoxid) sogar um ca. 300-mal höher - nimmt dafür aber mengenmäßig einen Anteil zwischen 80-90% ein (UBA, 2022b). Daher fokussieren sich viel Auswertungen und Studien auf CO₂-Emissionen. Auch der Begriff der *Dekarbonisierung* leitet sich daraus ab, da eine Reduktion von kohlenstoff- oder karbonhaltigen Verbindungen in der Atmosphäre fokussiert wird.

Die CO₂-Emissionen entstehen vor allem bei Prozessen, die fossile Energieträger, wie Kohle, Öl oder Erdgas, benötigen. Um Aussagen über die Klimafreundlichkeit oder -neutralität von Prozessen und deren Produkte zu treffen, ist es also von Bedeutung, sowohl die Menge an Emissionen und damit den Ist-Zustand festzustellen wie auch Wege und Maßnahmen aufzuzeigen und umzusetzen, die die CO₂-Emissionen minimieren. Der Gebäudesektor und vor allem der Gebäudebestand stellt hierbei einen Bereich dar, der viele CO₂-Emissionen durch die Nutzung fossiler Energieträger zur Energiebereitstellung verursacht und hohe Einsparpotenziale aufzeigt.

2.2. Treibhausgasemissionen im Gebäudesektor

Bei einer Betrachtung der prozentualen Verteilung der THG-Emissionen ist festzustellen, dass die Sektoren Gebäude und Energiewirtschaft in Europa für etwa 40% und in Deutschland sogar für rund 50% aller THG-Emissionen verantwortlich sind (Eurostat, 2022). In Abbildung 2.1 werden die Anteile der THG-Emissionen und des Endenergieverbrauchs je Sektor für das Jahr 2020 in den 27 EU-Mitgliedsstaaten (EU-27) und in Deutschland abgebildet. Das Jahr 2020 wurde für die Darstellung des Vergleich gewählt, da auf EU-Ebene zum Zeitpunkt der Erstellung dieser Arbeit, keine aktuelleren Zahlen zu Verfügung standen. Beim Vergleich der Anteile am Endenergieverbrauch je Verbraucherssektor in Europa, stellen sich die Haushalte mit einem Anteil von 28% (Stand 2020) als zweitgrößter Endenergieverbraucher nach dem Transportsektor heraus (Eurostat, 2022). In Deutschland liegt dieser Anteil bei ebenfalls 28% und steht damit seit 2020 sogar an erster Stelle - noch vor den Sektoren Industrie und Verkehr (UBA, 2021).

Der hohe Anteil des Gebäudesektors und der Energiewirtschaft an den THG-Emissionen sowie des Haushaltssektors am Endenergieverbrauch bestätigt den Handlungsbedarf, um Einsparungen in diesen Bereichen zu erzielen. Dabei spielen sowohl Maßnahmen zur Effizienzsteigerung wie auch Vermeidungsstrategien eine wichtige Rolle. Besonders der ältere Wohngebäudebestand steht hierbei im Vordergrund, da circa 75% aller Wohngebäude vor dem Inkrafttreten der ersten Wärmeschutzverordnung 1979 errichtet wurden und aufgrund ihrer Bauweise höhere Energieverbräuche und damit auch höhere CO₂-Emissionen aufweisen (Metzger et al. 2019). Zusätzlich tragen bspw. alte und ineffiziente Geräte oder Pumpen in

diesen Gebäuden zu einem erhöhten Energieverbrauch bei. Die energetische Quartierssimulation kann diesbezüglich eine entscheidende Rolle bei der Entwicklung von Strategien mit konkreten Maßnahmen und Szenarien zur systematischen Analyse und energetischen Verbesserung des Gebäudebestands spielen. Das automatische Identifizieren von energetischen Einsparpotenzialen, regenerativen Energieversorgungsoptionen und Effizienzmaßnahmen wird durch den Einsatz einer energetischen Quartierssimulation erleichtert. Zusätzlich lassen sich die ermittelten Potenziale und Optionen hinsichtlich ihrer Umsetzung unter z. B. technischer und wirtschaftlicher Aspekten einordnen und priorisieren. Insbesondere für Städte, Kommunen, Energieversorgungsunternehmen und Stadtwerke können energetische Quartierssimulationen eine wertvolle Unterstützung bei der Entwicklung nachhaltiger Strategien und Zukunftspläne bieten.

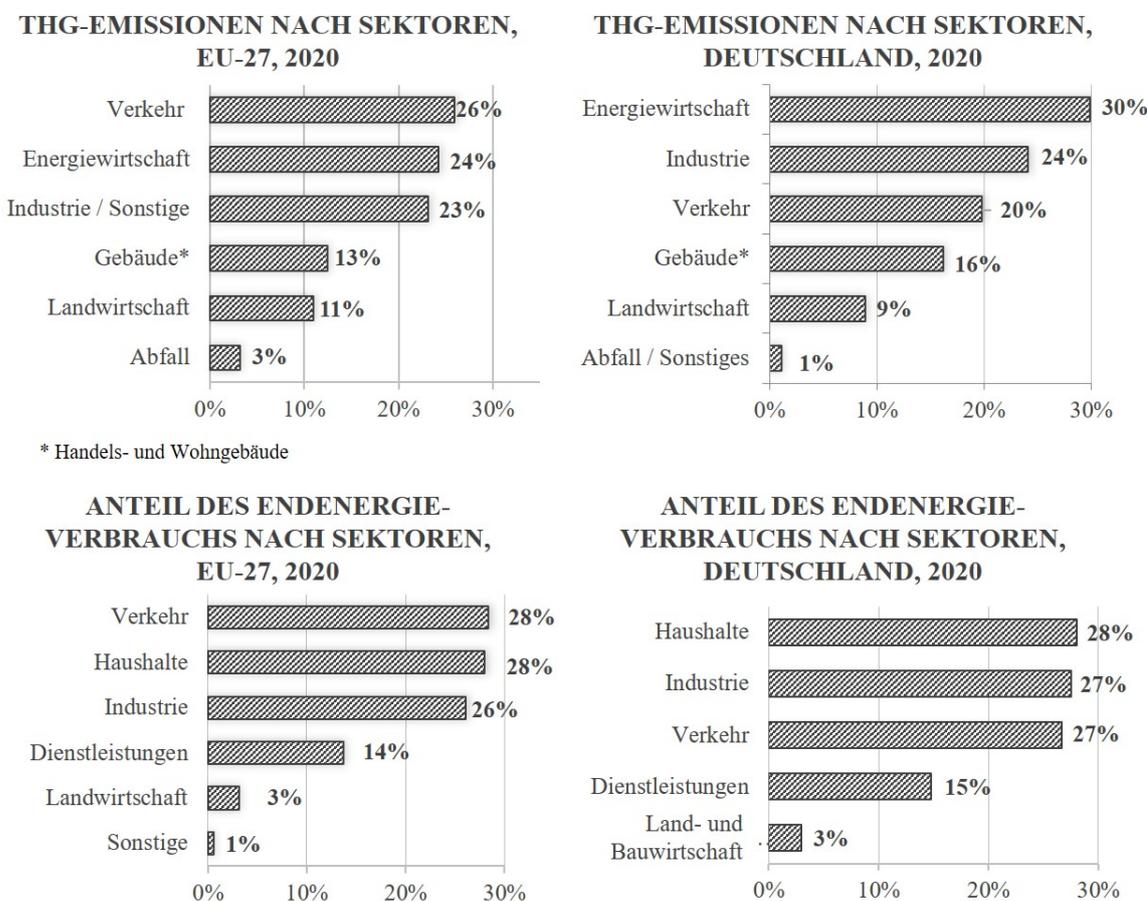


Abb. 2.1.: THG-Emissionen und Endenergieverbrauch nach Sektoren für 2020.
Eigene Darstellung mit Daten von Eurostat (2022).

2.3. Politische Entwicklung in Europa und Deutschland

Seit der Verabschiedung des Kyoto-Protokolls im Jahr 1997, welches die erste weltweite Bereitschaft mit verbindlichen Zielen zur Reduzierung der THG-Emissionen im Zeitraum von 2008 - 2012 darstellt, wurden eine Vielzahl weiterer Abkommen und Maßnahmenpakete verabschiedet (Europäisches Parla-

ment, 2023). Diese zielen darauf ab, eine nachhaltige Energietransformation zu fördern und die vom Menschen verursachten THG-Emissionen zu verringern. Anknüpfend an das Kyoto-Protokoll wurde das Pariser Klimaabkommen im Dezember 2015 verabschiedet und im November 2016 ratifiziert. Im Fokus steht dabei die Begrenzung des weltweiten durchschnittlichen Temperaturanstiegs auf 1,5 Grad Celsius (Europäisches Parlament, 2023). Auf europäischer Ebene erfolgt im November 2019 die Ausrufung des Klimanotstandes und im Dezember 2019 die Vorstellung des europäischen *Grünen Deals* sowie des europäischen Klimagesetzes. Im Juli 2021 trat das Europäische Klimagesetz in Kraft. Es verpflichtet alle Mitgliedstaaten bis 2050 klimaneutral zu werden und die Netto-THG-Emissionen um 55% bis 2030 zu reduzieren (Europäisches Parlament, 2023).

In Deutschland wurde Bundes-Klimaschutzgesetz im Juni 2021 verabschiedet, welches die Ziele des europäischen Klimaschutzgesetzes in die nationale Gesetzgebung integriert und weiter konkretisiert (BMWK, 2023a). Ebenso wurde das Klimaschutzsofortprogramm 2022 verabschiedet, welches insgesamt 8 Milliarden Euro für Klimaschutzmaßnahmen in den nächsten Jahren zur Verfügung stellt. Mehr als 80% dieser Gelder fließen in die Sektoren Gebäude, Energiewirtschaft und Industrie, was die hohe Relevanz und das Potenzial dieser Sektoren zur Reduktion von THG-Emissionen verdeutlicht (BMWK, 2023a).

Durch ein Urteil des Bundesverfassungsgerichtes, welches das ursprüngliche Bundes-Klimaschutzgesetz in Teilen als unvereinbar mit den Grundrechten deklariert, wurden die Ziele nachgeschärft. Bis 2030 sollen nun 65% - anstatt 55% - der THG-Minderungen gegenüber dem Jahr 1990 erreicht werden. Anstelle der THG-Neutralität bis 2050 soll diese nun 2045 - also fünf Jahre - früher erreicht werden (BPA, 2022a). Im Gebäudesektor liegen die THG-Reduktionsziele bis 2030 bei rund 70% gegenüber dem Referenzjahr 1990. Auch die dena-Leitstudie *Aufbruch Klimaneutralität* von 2021 weist darauf hin, dass zur Erreichung der gesetzten Ziele deutlich mehr Anstrengungen im Gebäudesektor unternommen werden müssten. Für den Gebäudesektor steht daher ein massiver Ausbau an Maßnahmen zur energetischen Verbesserung der Gebäudehülle, der technischen Anlagen und der nachhaltigen Wärmeversorgung durch z. B. Wärmepumpen und Wärmenetzen an (dena, 2021). Das *Aufbauprogramm Wärmepumpe*, das ab 2024 eine jährliche Installation von 500.000 neuen Wärmepumpen anstrebt, verdeutlicht das Ausmaß der Bestrebungen, die Wärmeversorgung von Gebäuden zu elektrifizieren (BPA, 2022b).

Zur Beschleunigung der Anstrengung im Gebäudesektor regelt in Deutschland das Gebäudeenergiegesetz (GEG) die energetischen Anforderungen von Gebäuden. Nach in Krafttreten des GEG im November 2020, gilt seit Januar 2023 eine aktualisierte Version des GEG, welches die energetischen Standards für Neubauten verschärft, einige Verfahren vereinfacht und Regelungen zu Fördermaßnahmen anpasst (BMWSB, 2023). Um die Einsparungen von THG-Emissionen im Gebäudesektor voranzutreiben, unterstützt die Bundesförderung energieeffiziente Gebäude (BEG) private Personen, Unternehmen oder Kommunen mit Zuschüssen für umgesetzte Maßnahmen an Gebäuden, die nachweislich Energie- und

CO₂-Emissionen reduzieren. Mit der Kommunalrichtlinie, die 2008 in Leben gerufen wurde, fördert die Bundesregierung kommunale Akteur:innen, die die THG-Emissionen in ihrer Kommune nachhaltig senken wollen. In der neusten Fassung von 2022 werden neben den kommunalen Klimaschutzmanager:innen auch Fachpersonal und Klimaschutzkoordinator:innen gefördert. Zusätzlich wird auch die Erstellung der kommunalen Wärmeplanung, Einstiegs- und Orientierungsberatungen sowie themenoffene Fokusberatungen finanziell unterstützt. (BMWK, 2023b).

Die kommunale Wärmeplanung zielt darauf ab eine Strategie für Kommunen zu entwickeln, die den langfristigen Umbau zu einer klimaneutralen Wärmeversorgung in den Fokus rückt. Dafür erfolgt im ersten Schritt eine Bestands- und Potenzialanalyse, auf deren Grundlage Zielszenarien für 2030 und 2040 abgeleitet werden. Im Anschluss wird eine kommunale Wärmewendestrategie festgelegt, ein Maßnahmenkatalog erstellt und ein Monitoring der umgesetzten Maßnahmen etabliert (KEA, 2023). Die kommunale Wärmeplanung ist ein zentrales Instrument zur Erreichung der Klimaziele und bedient sich in vielen Fällen der energetischen Quartiersplanung als Werkzeug, um Potenziale von erneuerbaren Energien zu ermitteln und Umsetzungstrategien zur THG-Reduktion zu entwickeln (Riechel und Walter, 2022). Der Bund darf aufgrund der aktuellen Gesetzgebung, Kommunen nicht zu einer kommunalen Wärmeplanung verpflichten, auf Länderebene ist dies jedoch möglich (Balling, 2022). Um die Bemühungen zum Klimaschutz voranzutreiben haben die Bundesländer Baden-Württemberg und Schleswig-Holstein Kreisstädte und größere Kommunen dazu verpflichtet bis Ende 2023 respektive Ende 2024 eine kommunale Wärmeplanung einzureichen.

Das Erneuerbare-Energien-Gesetz (EEG) ist für den Stromsektor das, was das GEG für den Gebäudesektor ist. Das EEG legt seit mehr als 20 Jahren den rechtlichen Rahmen für den Ausbau und die Einspeisung erneuerbarer Energien in das Stromnetz (Bundesministerium der Justiz, 2023). Die neuste Fassung des EEG-Gesetzes, dass am 1. Januar 2023 in Kraft getreten ist, verankert die Zielstellung der THG-Neutralität für die inländische Stromerzeugung bis 2035. Mittelfristig soll der Ausbau von erneuerbaren Energien mit einem Anteil am Bruttostrom von 80% bis 2030 erreicht werden. Einige zusätzliche Punkte, die im Gesetz aufgenommen wurden, sind bspw. die mögliche finanzielle Beteiligung von Kommunen beim Ausbau von Windenergie und die höhere Vergütung für PV-Anlagen (BPA, 2023).

Die genannten Gesetzgebungen, Studien und Förderrichtlinien stellen auf bundesdeutscher Ebene nur einen Auszug der aktuellen Gegebenheit dar und werden durch zahlreiche bundesland- oder kreisspezifische Maßnahmen ergänzt. Viele davon verdeutlichen den unbedingt Handlungsbedarf CO₂-Emissionen im Gebäudesektor zu senken und dabei alle zur Verfügung stehenden Werkzeuge zur Planung und Umsetzung von Energieeffizienz-Maßnahmen zu verwenden. Die energetische Quartiersplanung auf Basis von Simulationen stellt dabei eines dieser Werkzeuge dar, welches für einen frühphasigen Einsatz zur Entwicklung von Transformationsstrategien Anwendung finden kann (Riechel und Walter, 2022).

2.4. Ganzheitliche Quartiersplanung

Die ganzheitliche Quartiersplanung ist ein komplexes Werkzeug, das die Integration verschiedener Fachbereiche ermöglicht. Dieser interdisziplinäre Ansatz umfasst Fachbereiche wie Energieversorgung, Stadtplanung und Verkehrs- und Mobilitätsplanung. Jeder dieser Fachbereiche ist von einer Vielzahl von Einflussfaktoren geprägt, die die Komplexität der Quartiersplanung erhöhen. Abbildung 2.2 stellt einige Fachbereiche und Einflussfaktoren dar, die bei der ganzheitlichen Quartiersplanung eine Rolle spielen können.

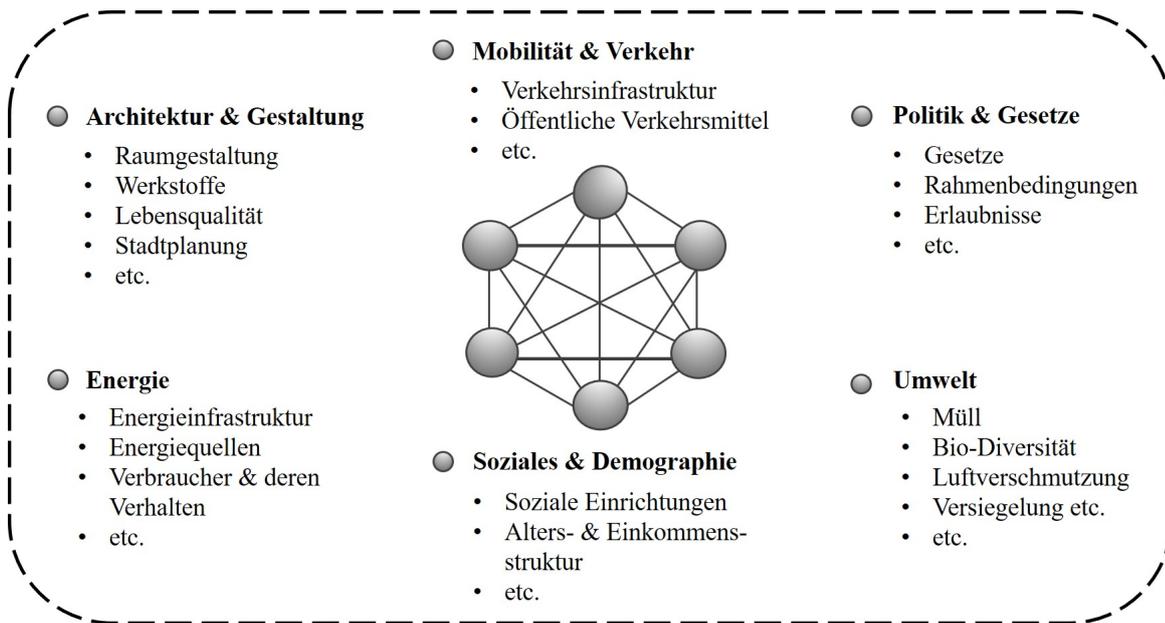


Abb. 2.2.: Interdisziplinarität im Quartier. Eigene Darstellung.

Viele dieser Fachbereiche und Faktoren stehen in einer komplexen Wechselwirkung zueinander. Zum Beispiel kann die energetische Ausrichtung eines Quartiers von der Mobilitäts- und Verkehrsplanung beeinflusst werden. Ebenso können die Architektur eines Gebäudes, gesetzliche Vorschriften und soziologische Faktoren die energetischen Aspekte eines Quartiers prägen.

Die vorliegende Dissertation fokussiert sich auf die energetische Quartiersplanung unter Berücksichtigung von techno-ökonomischen Faktoren. Um techno-ökonomische energetische Quartiersplanungen durchzuführen und abzubilden, wird im Allgemeinen auf die mathematische Modellbildung zurückgegriffen, die eine vereinfachte Nachbildung der realen Welt darstellt (Eck et al., 2017). Im Falle der energetischen Quartiersplanung kann diese Modellierung z. B. die Erfassung der Geometrie von Gebäuden, deren Umgebung wie auch technische Anlagen zur Energieerzeugung und -verteilung sowie den Energieverbrauch umfassen. Keirstead et al. (2012) definieren die energetische Quartiersplanung als: „ein formales System, das die kombinierten Prozesse des Erwerbs bzw. der Erzeugung und der Nutzung von

Energie zur Deckung des Energiebedarfs eines räumlich-definierten städtischen Gebiets darstellt.“¹

Ausgehend von der mathematischen Modellierung sind zwei weiterführende Ansätze bekannt, um die Auswirkungen und die Zusammenhänge in der energetischen Quartiersmodellierung vorherzusagen oder zu verbessern (Mundaca et al., 2010; Stengel, 2014).

I. Simulationsmodelle

Unter einer Simulation wird eine möglichst realitätsnahe Nachbildung der Wirklichkeit verstanden, welche mit physikalischen, stochastischen oder teilweise auch psychologischen Modellen geschaffen wird. Simulationen finden normalerweise Anwendung, wenn ein Problem nicht allein durch mathematische Modellierung zu lösen ist, oder wenn eine exakte Lösung nur mit sehr hohem Rechenaufwand möglich ist (Gabler-Wirtschaftslexikon, 2018). Das Ziel einer Simulation ist es, aus dynamischen Modellprozessen Erkenntnisse zu ziehen, die auf die Realität übertragbar sind VDI (2018). Eine Unterart der Simulationsmodelle stellt das Bilanzierungsmodell dar, welches dem Anwendenden ermöglicht definierte Kriterien wie z. B. den Durchdringungsgrad einer Technologie festzulegen (Mundaca et al., 2010). Simulationen werden häufig eingesetzt, um Systemverhalten vorherzusagen oder um die Auswirkungen von Unsicherheiten abzuschätzen (Bierlaire, 2021). Während eine Simulation ein breites Szenarienspektrum erzeugen kann, bedarf es oftmals zusätzlich einer Interpretation und Analyse der Simulationsergebnisse (Kolonko, 2008).

II. Optimierungsmodelle

Bei einer Optimierung wird im Gegensatz zur Simulation das beste Modell, die besten Parameter bzw. die beste Lösung für ein gesetztes Zielkriterium gesucht (Stein, 2021). Dabei ist entweder das Minimum oder das Maximum einer definierten Zielfunktion unter Berücksichtigung von Nebenbedingungen ausschlaggebend (Jarre und Stoer, 2019). Die Optimierung dient häufig dem Zweck der Verbesserung von Systemen und dem Auffinden von optimierten Konfigurationen (Bierlaire, 2021). Bei der Optimierung wird der mögliche Lösungsraum bereits vorab durch logische Annahmen und physikalische Begrenzungen eingeschränkt - die optimale Lösungsfindung bzw. das optimale Szenario steht im Vordergrund.

Diese Dissertation konzentriert sich auf die Generierung von gebäudespezifischen Stromlastprofilen für den Einsatz in der energetischen Quartiersplanung. Ziel ist es, ein breites Spektrum an Szenarien zu erstellen, um die Auswirkungen der Elektrifizierung des Wärme- und Verkehrssektors auf Quartiersebene abzuschätzen. Zu diesem Zweck wird ein Simulationsansatz verwendet, der die stromseitige Bedarfsanalyse von Wohn- und Nichtwohngebäuden auf Basis von 3D-Gebäudemodellen abbildet.

¹Übersetzung der Verfasserin.

2.5. Aspekte der energetischen Quartierssimulation

Erste energetische Modellierungen und Simulationen von Gebäuden und Quartieren entstanden bereits in den späten 70er Jahren, um die komplexen Dynamiken in sogenannten „human neighborhoods“² abzubilden (Gagliano, 1976). In den 80er und 90er Jahren eröffneten sich mit der Weiterentwicklung von Computern zahlreiche Möglichkeiten, die energetische Quartiersmodellierung detaillierter zu gestalten (Pereira und Pinto, 1991; Lutzenhiser, 1992). Ein besonderer Fokus lag z. B. auf Fragestellungen, wie Bäume auf das Stadtklima wirken (Akbari und Taha, 1992; Kurn et al., 1994), oder wie das Stadtklima den Menschen beeinflusst (Burt et al., 1982). Besonders viel Aufschwung erhielt die energetische Quartierssimulation allerdings mit dem Bekanntwerden der menschengemachten Klimaveränderung durch den Verbrauch von Ressourcen und unserem größer werdenden *Energiehunger*. Ebenso erhält die energetische Quartiersplanung weiteren Auftrieb durch die Einsicht, dass unsere Energiesysteme nicht ausschließlich von zentralen Strukturen beherrscht werden können, wenn dem Klimawandel in adäquater Weise entgegengewirkt werden soll (Alstone et al., 2015). Diese beiden Treiber steigern maßgeblich den Bedarf und die Weiterentwicklung von energetischen Gebäude- bzw. Quartiersmodellierungen. Weinand (2020) und Weiler (2022) veranschaulichen in ihren Doktorarbeiten das zunehmende Forschungsinteresse in diesem Gebiet, indem sie die Datenbanken *Scopus* und *ScienceDirect*, die beide von dem Herausgeber *ELSEVIER* stammen³, mit Schlagwortsuchen zum Themenbereich der Quartiersplanung, -simulation und -optimierung ertüchtigen und einen deutlichen Anstieg der Forschungsliteratur in diesem Kontext nachweisen.

Bei der Betrachtung der energetischen Modellierung von Quartieren und den bereits vorhandenen Werkzeugen lassen sich einige wesentliche übergeordnete Unterschiede hinsichtlich der Modelleingangs- und Ausgangsdaten (im Folgenden als Inputs und Outputs bezeichnet) sowie deren Eigenschaften feststellen, die untenstehend aufgelistet sind:

- A. Verwendung von 2D- oder 3D-Gebäudedaten als Eingangsdatenbasis
- B. Modellierung / Simulation des Bedarfs und / oder der Potenziale von (erneuerbaren) Energiesystemen oder beides
- C. Modellierung / Simulation von einer oder mehreren Energieformen bzw. -arten
- D. Modellierung / Simulation von einer oder mehrerer Energiesystemkomponenten
- E. Zeitliche Auflösung von Inputs und Outputs für die Modellierung / Simulation
- F. Räumliche Auflösung von Inputs und Outputs für die Modellierung / Simulation
- G. Berücksichtigung technischer und/oder finanzieller Parameter

²Aus dem Englischen übersetzt sinngemäß bedeutend: von Menschen besiedelte Umgebung oder Nachbarschaft.

³Der ScienceDirect-Datenbank liegen alle Volltexte von ELSEVIER-eigenen Veröffentlichungen vor, während die Scopus-Datenbank auch Zusammenfassungen und Zitationsstatistiken von anderen Herausgebern berücksichtigt (Elsevier B.V.).

Auf die aufgeführten Punkte A bis G wird im Folgenden näher eingegangen und dabei der jeweilige Stand der Technik erläutert.

- A. Gebäudedaten und -informationen bilden die Grundlage für energetische Analysen. Deren Verfügbarkeit, deren Güte sowie deren Informationstiefe beeinflussen primär die Ergebnisse von Simulationen. 2D-Gebäudedaten haben den Vorteil, dass sie fast weltweit in guter Qualität durch Plattformen wie *Open Street Maps* (OpenStreetMap contributors, 2021) oder die *Geofabrik* (Geofabrik GmbH, 2018) kostenfrei zur Verfügung stehen. Ebenso können 2D-Gebäudedaten meist von Landes- oder Bezirksämtern mit einer Vielzahl an Metadaten wie z.B. der Grundfläche, Adresse, etc. angefordert werden und liegen in Formaten vor, die herkömmliche GIS-Programme lesen können. Die Verwendung von 2D-Gebäudedaten als Input für energetische Simulationen hat jedoch den Nachteil, dass z. B. die Ergebnisse für PV-Potenzial oder den Wärmebedarf verfälscht werden können, da 2D-Daten üblicherweise keine oder nur ungenaue Informationen zur Gebäudegeometrie enthalten.

Der Vorteil der Nutzung von 3D-Gebäudedatenmodellen liegt darin, dass Informationen zu Gebäudevolumina, Oberflächen, Dachformen und weitere relevante geometrische Parameter enthalten sind (Open Geospatial Consortium, 2023). Das am weitesten verbreitetste und standardisierte 3D-Gebäudedatenformat *City Geography Markup Language* (CityGML) unterscheidet vier Detailstufen (Level of Detail (LoD)) für 3D-Gebäude. LoD1 beschreibt die Gebäude lediglich als Quaderform, LoD2 beinhaltet die Dachform und Dachaufsätze sowie deren Ausrichtung. LoD3-Daten machen Angaben zu Fensterpositionen und -größe wie auch zu weiteren Fassadeneigenschaften und LoD4 schließlich ergänzt die bisherigen Informationen mit der Aufschlüsselung der Innenräume des Gebäudes (Groeger et al., 2012). Eine Detailtiefe von LoD2 ist von entscheidender Bedeutung, um z. B. PV-Potenziale oder den Einfluss von Sanierungsoptionen wirklichkeitsgetreu zu approximieren. Die Nachteile von 3D-Gebäudemodellen liegen zum einen darin, dass die Datenmenge deutlich größer und die visuelle Darstellung komplexer ist. Zum anderen kann die Fehlerquote in den Datensätzen höher sein als in 2D-Datensätzen, weshalb weitere Bearbeitungsschritte nötig sein können, um Geometrien zu reparieren und anzupassen; z. B. durch den *CityDoctor* (Steinbeis-Transferzentrum: Technische Beratung an der Hochschule für Technik Stuttgart, 2022). Nachteilig ist auch, dass 3D-Gebäudedaten noch nicht weltweit flächendeckend vorhanden sind. Die Qualität von 2D- sowie 3D-Gebäudedaten hängt maßgeblich von der sorgfältigen Datenpflege durch die Datenhersteller ab.

- B. Die Modellierung bzw. Simulation von Energiebedarfen oder energetischen Potenzialen kann auf unterschiedlichen Ebenen stattfinden. Die erste Ebene bildet den *Nutzenergiebedarf* ab. Dieser beschreibt den anfallenden Energiebedarf bei dem Endnutzer oder der Endnutzerin, der für die direkte Nutzung wie die Beleuchtung oder das Heizen etc. benötigt wird. Werden auch Umwandlungsverluste innerhalb eines Gebäudes berücksichtigt, wird die zweite Ebene, die des *Endenergiebedarfs*,

betrachtet. Auf ein Gebäude bezogen umfasst der Endenergiebedarf die Energien, die in ein Gebäude hinein fließen wie z. B. Strom, Erdgas, Fernwärme etc. Der *Primärenergiebedarf* stellt die dritte Ebene dar und addiert zum Endenergiebedarf zusätzlich auch alle weiteren Energiebedarfe inklusive Umwandlungsverluste, die anfallen, um natürlich vorkommende Ressourcen wie Rohöl oder Erdgas umzuwandeln (DINV18599-1:2018).

Die Nutzenergiebedarfe können entweder über Kennwerte approximiert oder mit genügend vorliegenden Informationen detaillierter simuliert werden. Beispielsweise kann eine Schätzung des Heiz- bzw. Nutzwärmebedarfs (inklusive Trinkwarmwasserbereitung) auf Grundlage von spezifischen Energiekennwerten je Quadratmeter Nutzfläche erfolgen. Hierfür sind Angaben der Gebäudegeometrie relevant. Für eine detailliertere Simulation dieser Bedarfe können weitere Informationen, wie der Sanierungsstand oder das Baujahr des Gebäudes, Daten zum Wandaufbau und zu Fenstern, Wetterdaten, Vorgänge im Inneren (z. B. Anwesenheiten und Verhalten der Nutzer:innen) oder interne Wärmegegewinne eine Rolle spielen. Der Detailgrad der Modellierung kann zwischen diesen näherungsweise Berechnungen über Kennzahlen bis hin zu detaillierten Simulationen, die Nutzerverhalten, -anwesenheit und Geräteausstattung und deren Taktung berücksichtigen, schwanken. Die gewählte Detailtiefe der Nutzenergiebedarfsbestimmung hängt daher zum einen von den verfügbaren Informationen ab. Zum anderen ist jedoch auch die Abhängigkeit von der Frage, welche Aussagen durch die Ergebnisse der Simulation erzielt werden sollen, ausschlaggebend. Sollen beispielsweise bilanzielle energetische Aussagen für ein Quartier getroffen werden, können vereinfachte Berechnungen über Kennwerte sinnvoll sein, um die Ergebnisausgabe zu beschleunigen. Im Gegenzug können Aussagen über z. B. Flexibilisierungspotenziale nur mit einer höheren Detailtiefe erlangt werden, da diese vom Zeitreihenverhalten abhängig sind (Hoogsteen et al., 2016).

Die Detailtiefe variiert auch bei der Modellierung von energetischen Potenzialen - meist in Abhängigkeit mit den zur Verfügung stehenden Informationen. Die Ermittlung von erneuerbaren Energiepotenzialen wie z. B. Solar-, Wind- oder Biomassepotenziale, sind maßgeblich vom Wetter, dem geographischen Standort und den Umgebungsbedingungen abhängig. Es zeichnet diese energetischen Potenziale aus, dass sie unabhängig und losgelöst von Energiebedarfen simuliert werden können (Allegrini et al., 2015). Jedoch lässt es erst eine Verzahnung von energetischen Bedarfen und Potenzialen zu, Aussagen zur Umsetzbarkeit und ökonomischen Parametern (z. B. die Amortisationszeit) zu treffen. Andere energetische Potenziale, wie das Einsparpotenzial durch Sanierungen oder eine Potenzialstudie zum Einsatz eines Nah- oder Fernwärmenetzes sind nicht ohne vorherige Kenntnis der Bedarfe ermittelbar (Allegrini et al., 2015).

- C. Neben der Differenzierung von Energiebedarfen und / oder Potenzialen von erneuerbaren Energien bei einer Modellierung sind auch die modellierten Energieformen zu unterscheiden. Im Gebäudekontext sind meist die thermische Energie (als Warmwasser oder Raumwärme bzw. -kälte) und die elektrische Energie (im Folgenden als Strom bezeichnet) relevant. Wird nicht nur der Nutzenergiebedarf sondern auch der Endenergie- oder Primärenergiebedarf betrachtet, spielt auch die chemi-

sche Energie durch die Nutzung von fossilen Energieträgern wie Gas und Öl eine Rolle. Für eine ganzheitliche energetische Quartiersanalyse ist es zielführend, alle drei Energieformen zu berücksichtigen. Vor allem für die Betrachtung von Sektorkopplungseffekten (z. B. Power-to-Heat (P2H) oder Power-to-Gas (P2G)-Lösungen) ist die Modellierung aller drei Energieformen unabdingbar.

- D. Energiesystemkomponenten beschreiben alle Technologien, die zur Erzeugung, Speicherung, Verteilung, Nutzung und Steuer- und Regelung von Energie von Bedeutung sind. Werden bei der Modellierung / Simulation mehrere Energiesystemkomponenten modelliert, können zwei wichtige Erkenntnisse erzeugt werden. Zum einen können Umwandlungsverluste erfasst und (mit der zusätzlichen Berücksichtigung von Leitungsverlusten) Endenergiebedarfe bestimmt werden. Zum anderen besteht die Möglichkeit, den Einfluss von Änderungen bzw. von Durchdringungsraten neuer Technologien zu untersuchen. Durch die Vielfalt an Energiesystemkomponenten und durch die Verflechtung des Wärme-, Strom- und Verkehrsbereichs (Sektorkopplung) sind ganzheitliche Darstellungen und Simulationen oft sehr komplex. Je mehr Energiesystemkomponenten berücksichtigt werden, desto ganzheitlicher ist der Betrachtungsansatz, was eine umfassendere Untersuchung von Sektorkopplungseffekten ermöglicht. Gleichzeitig steigt jedoch die Komplexität des Systems durch die zunehmenden Wechselwirkungen.
- E. Um aussagekräftige Informationen über Wechselwirkungen von Energiesystemkomponenten zu erzeugen, ist die räumliche Auflösung der Modellierung / Simulation ein wesentliches Merkmal (Swan und Ugursal, 2009). Einige räumliche Betrachtungsebenen sind in Abbildung 2.3 dargestellt.⁴ Die räumliche Betrachtungsebene hat maßgeblichen Einfluss auf die Detailtiefe, mit der Gebäudeenergiesimulationen durchgeführt werden. Einzelgebäude können auf der einen Seite wesentlich genauer modelliert werden (z. B. mit Verteilsystemen, Energiesystemkomponenten, Temperaturniveaus, Gebäudezonen, Bewohner:innen und deren Verhalten, Geräteausstattung etc.), da entweder die benötigten Daten vorliegen bzw. abgefragt werden oder diese im Modell angelegt bzw. simuliert werden können. Auf der anderen Seite steht für die Dimensionen eines Einzelgebäudes oftmals genügend Rechenleistung zur Verfügung, um die Abhängigkeiten und Wechselwirkungen dieser detaillierten Angaben zu berücksichtigen. Jedoch kann auch auf Einzelgebäudeebene die Komplexität sehr hoch sein. Mit steigender Anzahl der Gebäude sind energetische Modellierungen in dieser Detailtiefe nicht mehr mit vertretbarem Rechenaufwand zu bewerkstelligen und die differenzierten Eingangsdaten für ein solches Modell stehen nicht ohne weiteres zur Verfügung.
- F. Ähnlich zu den Aspekten der räumlichen Auflösung von energetischen Simulationen verhält es sich mit der zeitlichen Auflösung, was die Komplexität und die Abhängigkeiten betrifft. Zeitlich hoch aufgelöste Simulationen benötigen ebenso wesentlich mehr Eingangsdaten und bedingen durch ihren höheren Detailgrad einen höheren Rechenaufwand.

⁴Sowohl auf kleinerer Ebene (Gebäudezonen, Haushalte) wie auch auf größerer Ebene (Bezirk, Bundesland, Land) sind weitere räumliche Unterteilungen möglich. Diese wurden aus Übersichts- und Relevanzgründen für diese Arbeit in der Abbildung nicht aufgeführt.

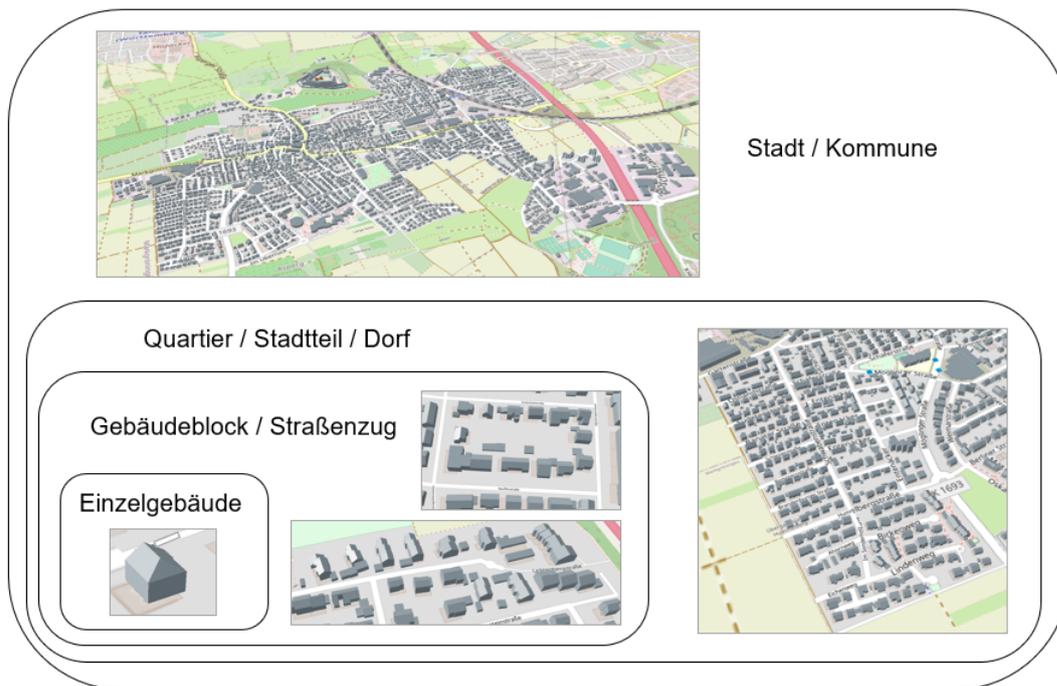


Abb. 2.3.: Räumliche Betrachtungsebenen für die energetische Quartiersplanung.
Eigene Darstellung mit Bildmaterial vom Region Chooser - eine Anwendung von *SimStadt*.

G. Die Berücksichtigung und die Kalkulation von finanziellen Parametern, wie die Gesamtinvestition, die Stromgestehungskosten (LCOE) oder die Amortisationszeiten von verschiedenen Energiesystemkomponenten sind wichtige Entscheidungskriterien für viele Akteur:innen, um den Tausch oder Zubau von nachhaltigen Energiesystemkomponenten zu fördern. Werkzeuge, die einen Planungs- oder Sanierungsentscheidungsprozess unterstützen wollen, sollten daher technische und finanzielle Analysen kombinieren; idealerweise auf gebäudespezifischer Ebene, damit Gebäude mit höherem Einsparpotenzial oder geringerer Amortisationszeit priorisiert werden können. Dies kann zusätzlich u.a. Planungsbehörden, Projektentwickler:innen oder Versorgungsunternehmen unterstützen, um nachhaltige, effiziente und regenerative Energiesystemkomponenten zu priorisieren; ganz im Sinne des Ansatzes der Bundesregierung: „Worst, first.“ (Europäische Kommission, 2021).

Bei der energetischen Modellierung eines Quartiers können drei inhaltliche Bereiche unterschieden werden: die Energiebedarfbestimmung, die Energieerzeugungs- bzw. -potenzialermittlung und die Energieverteilung. Um die drei Themenbereiche der energetischen Quartiersplanung abzubilden und Szenarien zu erzeugen, wird auf die mathematische Modellbildung zurückgegriffen. Hierbei wird sich mit mathematischen Formulierungen einem Sachverhalt in der Wirklichkeit angenähert. Die Modellierung dient dem Zweck, kausale Zusammenhänge darzustellen und wird in Disziplinen wie dem Ingenieurwesen, der Physik, der Chemie oder der Biologie angewandt (Eck et al., 2017).

Die Modellierung der Energiebedarfe nimmt bei der Quartiersplanung die Perspektive der Endkund:innen ein und versucht, den energetischen Bedarf der Nutzer:innen, Haushalte oder Gebäude zu bestimmen. Dabei werden Strom- und Wärmebedarfe ermittelt, allerdings können auch z. B. der Kältebedarf oder der Wasserbedarf dazu gezählt werden. Die Ermittlung der Bedarfe nimmt daher die Perspektive des Energieversorgers oder -planers ein. Wie diese ermittelten Bedarfe gedeckt werden oder gedeckt werden können, wird mit der Modellierung der Energieerzeugung bzw. der Energiepotenziale ermittelt. Dabei können entweder der Status Quo im Vordergrund stehen oder über eine Energiepotenzialermittlung mögliche, meist erneuerbare, Energiequellen und -erzeuger in definierten Szenarien auf ihren potentiellen zukünftigen Einsatz untersucht werden. In beiden Ansätzen kann je nach Modellaufbau sowohl eine zentrale wie auch eine dezentrale Energieerzeugung im Quartier analysiert werden. Als dezentrale Energieerzeugung können alle Energiequellen, die ein Einzelhaus versorgen (wie z. B. Wärmepumpen, Gasthermen oder PV-Anlagen), gezählt werden. Wird die Energieversorgung mehrerer Gebäude aus einer Energiequelle in Betracht gezogen, kann auf Quartiersebene von einer zentralen Versorgungslösung gesprochen werden (Horenkamp et al., 2007). Diese zentralen Versorgungslösungen sind unter Berücksichtigung eines Verteilnetzes möglich, welches den dritten Themenbereich der energetischen Quartiersplanung darstellt. Die Modellierung eines Verteilnetzes stellt die Verbindung zwischen der Energieerzeugung, -potenziale und -bedarfe her. Zur (Verteil)-Netzmodellierung gehört auch die Betrachtung von Speichersystemen. Die Verknüpfung eines größeren Blockheizkraftwerks mit mehreren Häusern in einem Quartiers über ein Wärmeverteilstromnetz kann als Beispiel genannt werden.

Die drei genannten thematischen Modellierungsbereiche sind in unterschiedlicher Ausprägung von einander abhängig. Die Modellierung der Bedarfe und bestimmte Potenziale, z. B. PV-Potenziale, können separat und ohne Kenntnis der anderen Bereiche ermittelt werden. Jedoch gewinnen die erworbenen Erkenntnisse erst mit der Verknüpfung aller Bereiche an Aussagekraft. Beispielsweise kann der Modellierung der Energieerzeugung eine Bedarfsmodellierung vorangehen und auf diese Weise die Erzeugerleistungen und -mengen entsprechend angepasst werden. Die Verteilnetzmodellierung kann ausschließlich mit einer vorangegangenen Modellierung von Energiebedarfe, -erzeugungen und ggf. von -potenzialen erstellt werden. Je nach Detailtiefe, z. B. die zeitliche und räumliche Auflösung der Bedarfs- und Erzeugungsanalyse, beeinflusst dabei die Genauigkeit der Verteilnetzmodellierung maßgeblich. Durch die Erstellung und Analyse von Szenarien können die Auswirkungen der definierten Energiesysteme untersucht werden. Dadurch können mögliche Entwicklungspfade, Chancen und Herausforderungen identifiziert und bewertet werden. Anhand des Beispiels einer PV-Anlage werden die drei Modellierungsbereiche nachfolgend erläutert: Das technische Potenzial von PV-Anlagen auf Hausdächern kann im Rahmen einer Potenzialmodellierung ermittelt werden. Doch erst mit einer verknüpften Bedarfsmodellierung dieser Gebäude und mit dem Wissen um den Stand der jeweiligen Energieversorgung ergibt sich die Möglichkeit, verschiedene Versorgungsszenarien zu analysieren.

Neben der Szenarienbildung, die alle drei Themenbereiche berücksichtigt, hängt der Anwendung der Erkenntnisse auch von Wirtschaftlichkeitsberechnungen ab; z. B. kann die Amortisationszeit einer PV-Anlage erst bestimmt werden, wenn sowohl der Strombedarf wie auch das PV-Potenzial modelliert werden. Die Bewertung der Wirtschaftlichkeit eines zusätzlich eingebauten Batteriespeichers kann eine weitere Fragestellung sein. Je höher dabei die räumliche und zeitliche Auflösung der Modellierung ist, desto aussagekräftiger können die Ergebnisse werden.

2.6. Werkzeuge für die energetische Quartierssimulation

In diesem Unterkapitel werden bereits existierende Werkzeuge für energetische Quartierssimulationen vorgestellt. Werkzeuge wie *TRNSYS* (Thermal Energy System Specialists, LLC, 2019) oder *EnergyPlus* (U.S. Department of Energy's Building Technologies Office, 1996-2021) in Kombination mit der grafischen Oberfläche von *OpenStudio* (Brackney et al., 2018) bieten benutzerfreundliche Oberflächen, arbeiten mit 3D-Gebäudeinformationen und benötigen z. T. sehr detaillierte Eingangsinformationen. Beide Plattformen sind in der Lage Energiebedarfe und eine breite Palette von Technologien zu simulieren, können aber aufgrund ihres Detaillierungsgrades keine größere Anzahl von Gebäuden berücksichtigen. Insbesondere in frühen Planungsphasen oder bei Betrachtungen des Gebäudebestands sind Simulationen von möglichen energetischen Szenarien entweder durch fehlende detaillierte Informationen oder aufgrund von zu hohem Rechenaufwand nur begrenzt durchführbar.

Simulationswerkzeuge, die Daten über Stadtteile hinweg aggregieren und 2D-Gebäudedaten verwenden, z. B. *FlexiGIS* (Alhamwi et al., 2018, 2019) oder *EnerGIS* (Fazlollahi et al., 2014), sind in der Regel nicht genau genug, um aussagekräftige Ergebnisse auf der Ebene einzelner Gebäude oder Gebäudeblöcke zu simulieren (Schmid et al., 2018). Plattformen wie die *Smart City Energy Plattform iGUESS* verwenden auch 2D-Datenmodelle und berechnen Potenziale von PV- oder Solaranlagen wie auch geothermische Potenziale, simulieren jedoch keine Bedarfe und keine Wirtschaftlichkeitsszenarien (de Sousa et al., 2012). Die urbane Plattform *Solarpotenzial 3D-Stadtvermessung Wien* verwendet hingegen 3D-Daten als Input, konzentriert sich aber auch auf die Simulation von PV- und Solarthermiepotenzialen und berücksichtigt keine Bedarfe, Kostenparameter oder anderweitige Technologien (Stadt Wien, 2018). Einen ganzheitlichen Ansatz verfolgt die Plattform *Reason*, die Energiebedarfe und das Potenzial von erneuerbaren Energien (Wind, PV, Biomasse) analysiert und diese um eine techno-ökonomischen Optimierung ergänzt (Mainzer, 2018). Die räumliche 2D-Auflösung ist jedoch auf die Gemeindegrenzen beschränkt. Mit dem Energiesystemmodell *KomMod* konzentriert sich Eggers (2018) auf eine simultane techno-ökonomische Optimierung und Auslegung von Energiesystemen in Kommunen. Dabei können Gesamtkosten, Autarkiegrad und CO₂-Emissionen optimiert werden. Die sektorübergreifende Betrachtung von Strom und Wärme zur Erfassung der Wechselwirkungen steht bei *KomMod* im Fokus (Eggers, 2018).

In Arbeiten wie von Alhamwi et al. (2019) und von Weiler (2022) wird ein ausführlicher und aktueller Überblick über weitere GIS-basierte Werkzeuge zur urbanen Gebäudeenergiemodellierung gegeben. Auch Allegrini et al. (2015) und Mainzer (2018) bieten ein detaillierter Überblick über Modellierungsansätze und -werkzeuge für die Simulation von Energiesystemen auf Quartiersebene, weshalb an dieser Stelle auf eine nochmalige Zusammenfassung und Darstellung verzichtet wird.

2.7. Herausforderungen im Kontext der energetischen Quartierssimulation

Die energetische Quartierssimulation bzw. die Entwicklung der Werkzeuge hierfür birgt einige Herausforderungen, die von Allegrini et al. (2015) zusammengefasst werden. Als Herausforderungen werden unter anderem die Entwicklung eines benutzerfreundlichen Werkzeugs, das Entscheidungsträger:innen bereits in frühen Phasen des Planungsprozesses unterstützen kann, sowie der Bedarf an Werkzeugen genannt, die parametrische Analysen auf Stadtteilebene durchführen und dabei wirtschaftliche und ökologische Parameter berücksichtigen können. Diese Erkenntnis wird von Meskel und Weber (2017) unterstützt, die sieben europäische Städte und deren verwendeten Werkzeuge für die Energie- und Stadtplanung untersuchen. Dabei stellen Meskel und Weber (2017) einen Mangel an geeigneten Werkzeugen für die Energieplanung auf städtischer Ebene fest und betonen die Notwendigkeit der Verbesserung von Diagnosemethoden, um die Entscheidungsfindung in frühen Planungsphasen zu unterstützen. Darüber hinaus kommen Mavromatidis et al. (2019) zu dem Schluss, dass die kommerzielle oder freie Verfügbarkeit von Energiemodellierungs- und -simulationsanwendungen auf Stadtquartiersebene oft eingeschränkt ist. Schließlich zeigen Schoof et al. (2013), dass Werkzeuge, die beispielsweise Solarpotenziale auf der Grundlage von GIS-Daten bewerten, die Interaktion zwischen wichtigen Akteur:innen, wie kommunalen Planern und Energieerzeugern, verbessern können.

Heendeniya et al. (2020) beschreiben die Notwendigkeit, betriebliche Details eines Energiesystems in der Ausbauplanung zu berücksichtigen, die sich durch die Zunahme der variablen erneuerbaren Energieerzeugung und der Smart-Grid Einbindung im Energiesystem ergibt. Da die wetterabhängige Energieerzeugung, die verhaltensabhängige Nachfrage und die anreizgesteuerten Regelungsstrategien direkten Einfluss auf den künftigen Technologiemark haben, identifizieren Heendeniya et al. (2020) diese drei Faktoren als die wichtigsten Herausforderungen für zukünftiges Forschungspotenzial bei der Modellierung von Energiesystemen auf Quartiersebene. Good et al. (2017) fassen den Forschungsbedarf bezogen auf eine intelligente Quartiersplanung in zehn Fragen zusammen und eröffnen, dass künftige Werkzeuge für die Analyse von Energiesystemen auf Quartiersebene auf die Verfolgung eines transaktiven Ansatzes, die Berücksichtigung von mehreren Zeit- und Raumskalen und auf einen holistischen Betrachtungsrahmen abzielen sollten. Mavromatidis et al. (2019) diskutiert die Herausforderungen der Modellierung dezentraler Energiesysteme, wobei darauf hingewiesen wird, dass bei der Simulation oder Optimierung von Energiesystemen auf gebäudespezifischer Ebene für Quartiersbetrachtungen, die Komplexität und De-

taillierungsgrad gegeneinander abgewogen werden müssen. Besondere Aufmerksamkeit wird auch den Aspekten der Unsicherheit und der Qualität der Eingangsdaten gewidmet. Ersteres kann durch Sensitivitätsanalysen, letzteres durch eine umfassende Plausibilitätsanalyse ermittelt werden Mavromatidis et al. (2019). Die Herausforderung der effizienten Modellierung von Energiesystemen und die dazugehörige Algorithusbildung um Rechenzeiten zu verkürzen, wird in Scholz et al. (2020) behandelt.

Damit die energetische Quartiersplanung zur Erreichung der Klimaziele beitragen kann, sind Werkzeuge notwendig, die schnell und flexibel den Status Quo vor Ort aufnehmen und abbilden können, um eine gute Datenbasis für Analysen und daraus abgeleitete Maßnahmenpakete zu schaffen Meskel und Weber (2017). Die Herausforderung besteht darin die Werkzeuge so generisch wie möglich zu gestalten und die Datenbeschaffung zu automatisieren bzw. digitalisieren. Gleichzeitig ist es unabdingbar, die lokalen Gegebenheiten so genau wie möglich mit einzubeziehen, damit die Ergebnisse aus der Quartiersplanung einen Mehrwert für energetische Planungsprozesse liefern können. Das *Kurzgutachten Kommunale Wärmeplanung* vom Dezember 2022 weist in der Schlussfolgerung mehrere Handlungs- und Forschungsbedarfe aus (KEA, 2023). Als ein zentraler Aspekt wird die Verknüpfung der energetischen Analysen mit Werkzeugen aus der Stadtplanung genannt. Hier steht vor allem die Erfassung, Aufbereitung und Darstellung aller relevanten Daten mithilfe von GIS-Anwendungen im Vordergrund. Die Berücksichtigung von Wechselwirkungen einzelner Maßnahmen auf unterschiedlichen räumlichen Ebenen spielen ebenso eine bedeutende Rolle. Von besonderem Interesse ist die Fragestellung, welcher Detailgrad für aussagekräftige Ergebnisse erforderlich ist. Zudem beschreibt (Riechel und Walter, 2022), dass Ansätze gewünscht sind, die lokale Strategien, wie z. B. Gebäudesanierungen oder PV-Aufdachanlagen und kommunale oder regionale Konzepte, wie z. B. Wärmenetze oder PV-Freiflächenanlagen mit einander in Beziehung setzen.

Was die oben genannten Aussagen vereint, ist der starke Fokus auf den Gebäudebestand. Neubauten werden bereits wesentlich energieeffizienter gestaltet und spielen daher bei der energetischen Quartierssimulation eine eher untergeordnete Rolle. Ebenso trägt die immer stärkere Verflechtung der Sektorenkopplung im Wärme- und Verkehrsbereich dazu bei, dass die Energieversorgung in neuen Dimensionen gedacht werden kann. Lokale, dezentrale Versorgungsoptionen nehmen hervorsteckenden Anteil an Lösungsoptionen ein. Genauso verhält es sich mit dezentralen Prosumern.⁵

Aufgrund dieser Entwicklungen ist ein ganzheitlicher Ansatz der energetischen Quartiersplanung für die Strategie- und Umsetzungsplanung ein wichtiger Baustein. Wenn die Quartiersplanung auf gebäudespezifischer Ebene stattfindet, können nachhaltige und energetisch-wirtschaftliche Potenziale für jedes Gebäude identifiziert werden, sodass die betreffenden Akteur:inne gezielt handeln können. Die gebäudespezifische Quartierssimulation kann daher eine Methode darstellen, um Ansätze zu generieren, die Einsparpotenziale auf Gebäudeebene abbilden und eine Sortierung und Priorisierung von Maßnahmen zulassen.

⁵Instanzen, die Wärme oder Strom aus einem Netz beziehen, aber auch Überschüsse einspeisen können.

Neben den Maßnahmenempfehlungen auf Einzelgebäudeebene unter Berücksichtigung der energetischen Quartiersausrichtung, ist der Einfluss dieser Veränderungen auf Netzebene ein genauso wichtiger Baustein. Vor allem für das Niederspannungsnetz ergeben sich besondere Herausforderungen, wie zahlreiche Studien belegen und untersuchen (Stokes, 2005; Dickert und Schegner, 2011; Esslinger und Witzmann, 2012; Kadurek et al., 2013; Marszal-Pomianowska et al., 2016; McKenna und Thomson, 2016).

All diese Aussagen bestätigen die dieser Dissertation zugrunde liegende Annahme, dass Ansätze und Werkzeuge benötigt werden, die die energetische Bewertung des Gebäudebestands vereinfachen und technologisch sowie finanziell realisierbare Optionen für eine nachhaltige Quartiersplanung vorschlagen. Solche Werkzeuge sollten einen Kompromiss finden, den Detailgrad so hoch wie möglich zu halten (z. B. bezogen auf die technischen Rahmenbedingungen oder räumliche bzw. zeitliche Auflösung), um den wichtigsten Interessenvertreter:innen, wie Stadtverwaltungen, Stadtwerken oder Projektentwickler:innen, aussagekräftige Informationen für eine strategische Ausrichtung zu liefern.

Um diese genannten Herausforderungen und Aspekte bei der energetischen Quartierssimulation berücksichtigen zu können, ist eine repräsentative Bestands- bzw. Bedarfsanalyse unumgänglich. Sie bildet die Basis für die Darstellung des Status Quo in Bestandsquartieren sowie für die Abschätzung von Flexibilisierungs- und Einsparpotenzialen wie auch für Wirtschaftlichkeitsanalysen. Daher befasst sich diese Arbeit ausführlich mit der Erzeugung von synthetischen Bedarfs- oder Lastprofilen für Quartiere. Dabei liegt der Fokus auf der stromseitigen Simulation von Wohn- und Nichtwohngebäuden. Aufbauend auf der Simulation der Haushalts- bzw. Gebäudestrombedarfe können anschließend weitere gebäudebezogene Strombedarfe oder Stromerzeugungspotenziale gebäudespezifisch mit dem Haushalts- bzw. Gebäudestrombedarf verrechnet werden. Dies ermöglicht die Berechnung von resultierenden gebäudespezifischen Stromlastprofilen, die den Einsatz von diversen Technologien berücksichtigen können. Zum Beispiel können Erzeugungspotenziale wie PV-Anlagen mit oder ohne Batteriespeicher und Strombedarfe wie die von Wärmepumpen oder Elektroautos modular dem Haushalts- bzw. Gebäudestrombedarf hinzugefügt werden.

Die Abbildung 2.4 veranschaulicht das Konzept der modularen Simulation verschiedener Stromerzeuger und -verbraucher innerhalb eines Gebäudes. Es werden typische Tageslastprofile für den Strombedarf im Haushalt, den PV-Ertrag, den Bedarf einer Wärmepumpe und eines Elektrofahrzeugs dargestellt. Das resultierende SLP weicht deutlich von den Verläufen eines typischen Haushaltslastprofils ab.

Mit diesem Vorgehen lassen sich zum einen die Veränderungen im Strombedarf durch den Einsatz von Technologien wie z.B. PV-Anlagen oder Wärmepumpen feststellen, und zum anderen können wirtschaftliche Parameter wie die Amortisationszeiten präziser berechnet werden. Die Veränderung des Strombedarfs mit einer flächendeckenden Durchdringung dieser Technologien ist vor allem für Versorgungs-

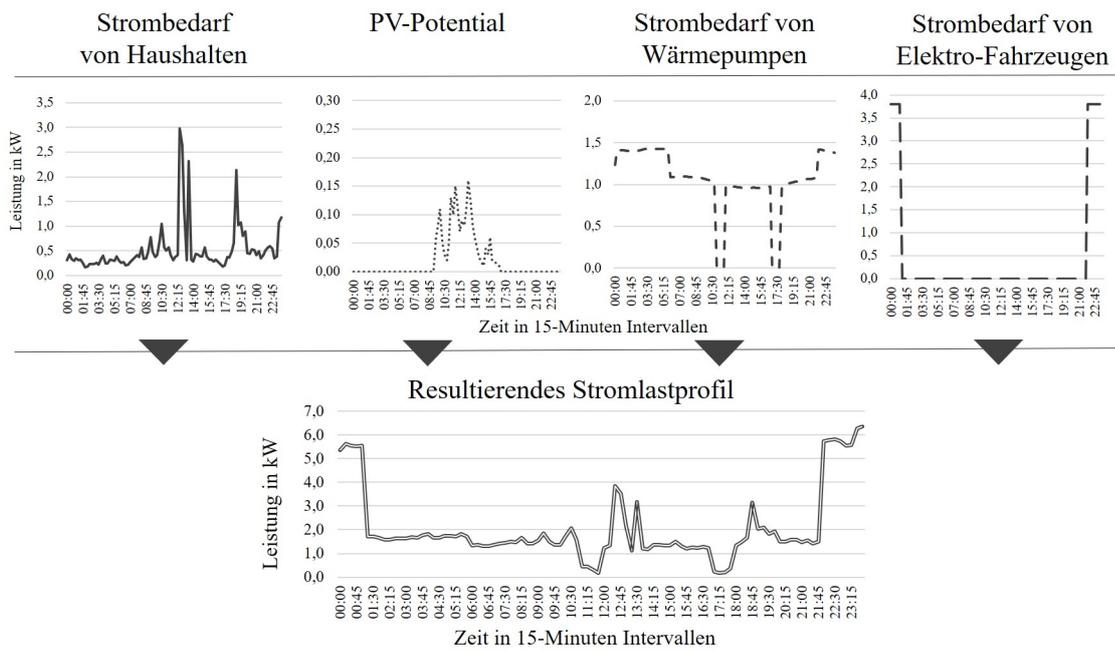


Abb. 2.4.: Modulare gebäudespezifische Strombedarfssimulation. Eigene Darstellung.

unternehmen interessant, da hierdurch neue Herausforderungen für das Stromnetz entstehen (Grandjean et al., 2012). Das Stromnetz wurde historisch gesehen für eine zentrale Versorgungsstruktur ausgelegt. Im Moment scheint es jedoch nachhaltiger zu sein, dezentrale Strukturen zu berücksichtigen und flexiblere Energieversorgungsoptionen für Gebäude umzusetzen.

3. Die stromseitige Quartierssimulation: Stand der Technik

Dieses Kapitel stellt das Themengebiet der stromseitigen Quartierssimulation unter Berücksichtigung des aktuellen Standes der Technik vor. Im ersten Unterkapitel 3.1 werden die Grundlagen und Rahmenbedingungen für die Simulation synthetischer Stromlastprofile (SLPs) im Gebäudesektor präsentiert. Anschließend erfolgt in Unterkapitel 3.2 eine Einführung zu den vorhandenen Validierungsmethoden für synthetische SLPs, um diese auf Ähnlichkeit und Repräsentativität zu prüfen. Das abschließende Unterkapitel 3.3 fasst das vorliegende Kapitel zusammen, indem die aus dem Stand der Technik abgeleiteten Anforderungen an die stromseitige Quartiersanalyse in Anforderungen an einen Stromlastprofilgenerator (SLPG) überführt werden. Diese Anforderungen bilden die Grundlage dieser Dissertation.

3.1. Simulation von Stromlastprofilen im Quartier

In diesem Unterkapitel wird der aktuelle Stand der Simulation von SLPs für Wohn- und Nichtwohngebäude vorgestellt. Der erste Abschnitt 3.1.1 befasst sich mit den grundlegenden Eigenschaften und Charakteristiken von SLPs, die das Fundament für die weiteren Ausführungen legen. Die darauffolgenden Abschnitte 3.1.2 und 3.1.3 erläutern die Besonderheiten von Wohn- und Nichtwohngebäuden, die bezogen auf eine Erzeugung von synthetischen SLPs zu beachten sind. Für Wohngebäude werden insbesondere die Detaillierungsgrade für die SLP-Generierung unterschieden; für Nichtwohngebäude werden die in Deutschland verwendeten Kategorisierungssysteme vorgestellt. Der nächste Abschnitt 3.1.4 listet die Methoden zur Erzeugung von synthetischen SLPs auf. Den Erzeugungsmethoden werden sechs typische Anwendungszwecke für synthetische SLPs zugeordnet. Anschließend werden die für diese Arbeit relevanten und bereits existierenden SLPGs sowohl für Wohn- wie auch für Nichtwohngebäude betrachtet. Die Kriterien, unter denen die Auswahl der SLPGs erfolgt, sind ebenfalls in diesen Abschnitten dargelegt.

3.1.1. Stromlastprofile - Grundlagen und Dimensionen

Die stark fluktuierenden und nutzerabhängigen Stromlastprofile (SLPs) von Haushalten und Gebäuden sind seit langem Gegenstand der Forschung (Walker und Pokoski, 1985). Unter SLPs werden im Allgemeinen Zeitreihen verstanden, die die Stromlast zu definierten Zeitpunkten über einen definierten Zeitho-

izont angeben. Für die Beschreibung von SLPs werden in dieser Arbeit fünf Dimensionen unterschieden, die im Folgenden näher erläutert werden.

Dimension 1: Gemessene und synthetische Stromlastprofile

Für fundierte und valide Ergebnisse bei der Auslegung, dem Betrieb, der Simulation und der Optimierung von Energiesystemen in Quartieren oder Stromnetzen sind repräsentative, belastbare und verlässliche SLPs unerlässlich. Allerdings gestaltet sich die Beschaffung zuverlässiger und flächendeckender SLPs für alle Gebäude in einem Quartier als herausfordernd. Gemessene Verbrauchsprofile mit hoher zeitlicher Auflösung und umfassenden Metadaten unterliegen häufig dem Datenschutz oder werden nicht systematisch erfasst. Aktuell ist in Deutschland kein flächendeckender Smart-Meter-Rollout geplant (Bundesnetzagentur, 2022). Die verpflichtende Installation eines Smart Meters ist bis 2022 nur in bestimmten Fällen vorgesehen:

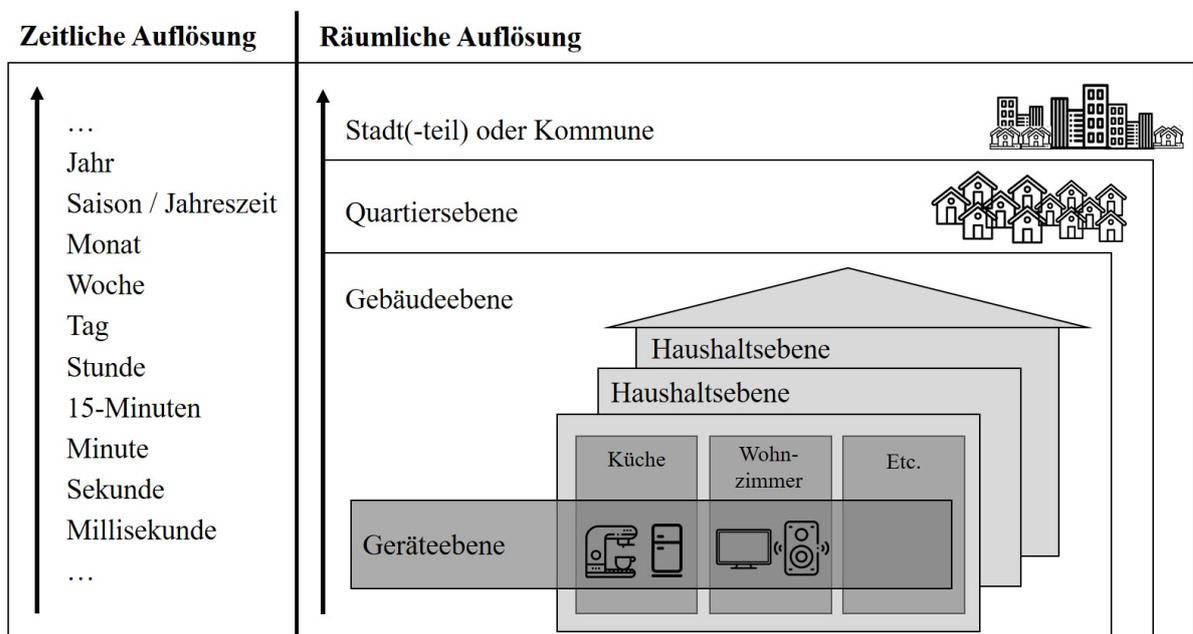
- (1) in Neubauten und bei großen Renovierungsaktionen,
- (2) in Haushalten mit einem Jahresverbrauch über 6.000 kWh,
- (3) für EEG- und Kraft-Wärme-Kopplung (KWK)-Neuanlagen bzw. Bestandsanlagen ab 0,25 kW Anschlussleistung und
- (4) in unterbrechbaren Verbrauchseinrichtungen in der Niederspannung. (Bundesnetzagentur, 2022)

Diese Auflistung lässt den Rückschluss zu, dass der Gebäudebestand mit kleineren Verbräuchen nicht im Fokus steht. Ein flächendeckendes Monitoring von Haushalts- und Gebäudestromlastprofilen ist nicht absehbar. Selbst wenn in unbestimmter Zukunft die meisten Gebäude über ein Monitoring für Strom verfügen, unterliegen diese Messungen noch immer dem Datenschutz und werden für flächendeckende gebäudespezifische Quartiersplanungsprozesse vor allem für den Gebäudebestand keine Anwendung finden (Sylla und Springmann, 2023). Daher bleibt es der Stand der Technik, sich synthetisch generierter SLPs zu bedienen, um Werkzeuge zur Szenarienbildung für energetische Quartiersplanungsprozesse zu erstellen und den Einfluss von Veränderungen der SLPs durch neue Technologien oder Verhaltensweisen zu analysieren.

Dimension 2: Räumliche und zeitliche Auflösung von Stromlastprofilen

Aufgrund des Mangels an ausreichend verfügbaren, aktuellen Messdaten, die mit adäquaten Metadaten hinterlegt sind, beschäftigt sich die Forschung weltweit mit der Generierung von synthetischen Stromlastprofilen, die für energetische Simulations- und Optimierungszwecke verwendet werden können (Proedrou, 2021). Dabei beeinflusst die beabsichtigte Anwendung die Eigenschaften des SLP bzw. des SLPG, wie z. B. die zeitliche Auflösung oder der betrachtete Zeithorizont und entscheidet damit auch über die angewandten Methoden zur Erstellung von synthetischen SLPs. Je nach gewählter räumlicher oder zeitlicher Ebene verändert sich die Aussagekraft der SLPs. Eine monatliche Auflösung lässt beispielsweise Rückschlüsse auf den saisonalen Einfluss zu, während eine stündliche Auflösung viel mehr Informationen über das Tag-Nacht-Verhalten, Wochentagsunterschiede oder Intraday-Muster enthält. Gleiches gilt für

die räumliche Ebene: Daten auf Stadt- oder Stadtteilebene lassen Aussagen auf übergeordneter Ebene zu, besitzen aber wenig Aussagekraft zum detaillierten Nutzerverhalten. Auf Haushalts- oder Geräteebene können das Nutzerverhalten und der Einsatz verschiedener Technologien bzw. deren Wirtschaftlichkeit untersucht werden. Ebenso gehört es zur räumlichen Ebene, die geographische Lage zu berücksichtigen. Das Nutzerverhalten wie auch die Geräteausstattung kann für einen Haushalt oder ein Gebäude je nach Standort variieren. Demzufolge unterscheiden sich auch die SLPs in Merkmalen wie bspw. bei den Grund- oder Spitzenlastwerten und dem zeitlichen Verlauf. Abbildung 3.1 fasst die vielschichtigen zeitlichen und räumlichen Blickwinkel zusammen. Die größte Ebene mit niedriger zeitlicher Auflösung ist der jährlich gemessene Verbrauch bzw. der ermittelte Bedarf ganzer Stadtteile oder Städte. Die detaillreichste Perspektive ist auf der Geräteebene gegeben. Hierbei werden einzelne Geräte in einem Haushalt in hoher zeitlicher Auflösung modelliert.



Diese Abbildung wurde mit Icons von Flaticon.com und Freepik.com erstellt.

Abb. 3.1.: Räumliche und zeitliche Dimensionen von Stromlastprofilen. Eigene Darstellung.

Dimension 3: Automatisierungsgrad der Generierung von Stromlastprofilen

Bei der Generierung von SLPs für Gebäude im Quartierskontext gilt es, den Detailgrad der benötigten Inputdaten zu begrenzen, damit die Erzeugung der SLPs auf einem hohen Automatisierungsgrad erfolgen kann. Für Planungsprozesse oder für die energetische Szenarienbildung ist der benötigte Zeitaufwand zur Beschaffung relevanter Daten ein wichtiger Faktor. Müssen spezifische Inputdaten für jedes individuelle Quartier unter hohem Zeitaufwand beschafft werden, behindert dies den ganzen Planungsprozess. Ist die Datengrundlage jedoch frei verfügbar oder als Datenbank integriert, können mit wenig Aufwand energetische Simulationen durchgeführt und Szenarien erstellt werden.

Dimension 4: Vorhandene Geräte und Technologien

Neben der räumlichen und zeitlichen Auflösung von SLPs, um geographische Gegebenheiten oder saisonale Einflüsse zu berücksichtigen, spielen vorhandene Geräte und Technologien eine ausschlaggebende Rolle für den Verlauf eines SLP. Durch den gewählten modularen Ansatz zur Erzeugung von SLPs (vgl. Abbildung 2.4) wird der Einsatz von stromerzeugenden bzw. -verbrauchenden Technologien separat betrachtet. Das bedeutet, dass sich die Ermittlung des Strombedarfs für Wohn- und Nichtwohngebäude auf typische Stromverbraucher bzw. Geräte begrenzt. Diese elektrische Standardausrüstung kann in verschiedenen Ländern sehr unterschiedlich sein. Da sich die Ausführungen der vorliegenden Dissertation auf Deutschland beschränken, beziehen sich die folgenden Aussagen ausschließlich auf diesen geographischen Standort. Für Wohngebäude beinhaltet die elektrische Standardausrüstung z. B. Beleuchtung und übliche Haushaltsgeräte wie Kühlschrank, Wasserkocher, Herd, Fernseher, Radio etc. Die Mindestausrüstung an elektrischen Anlagen für Wohngebäude in Deutschland ist in (DIN 18015-2:2021) definiert. Für Nichtwohngebäude ist die elektrische Standardausrüstung sehr individuell und nicht übergreifend standardisierbar. Der Verband der Elektrotechnik, Elektronik und Informationstechnik e.V (VDE) hat eine umfassende Norm für die VDE-Gruppe 700 (Gebrauchsgeräte, Arbeitsgeräte) erstellt, die einige Besonderheiten und Richtlinien für mögliche Nutzungen in Nichtwohngebäuden aufführt (Cichowski, 2022). Dennoch müssen bei Nichtwohngebäuden, je nach Nutzungsart, Einzelfallunterscheidungen getroffen werden.

Dimension 5: Wohn- und Nichtwohngebäude

Der Nutzungszweck eines Gebäudes und die damit verbundenen Aktivitäten von Nutzer:innen oder Bewohner:innen beeinflusst den Verlauf von SLPs. Für Wohngebäude können typische Nutzungsabläufe wie z. B. morgendliches Aufstehen, zur Arbeit gehen, Essen kochen, Schlafen oder auch Urlaub ermittelt werden. Bei Nichtwohngebäuden sind je nach Nutzungstyp differenzierte Abläufe zu beobachten. Während Krankenhäuser oder Fabriken zum Teil jeden Tag 24 Stunden aktiv sind, beschränken sich andere Nutzungsarten auf definierte Öffnungszeiten, z. B. Schulen, öffentliche Ämter oder Kindertagesstätten. Veranstaltungsbauwerke, Bars und Restaurants können eine vermehrte Nutzung zu Abend- und Nachtstunden oder auch an Wochenenden aufweisen. Um SLPs auf Quartiersebene ganzheitlich simulieren zu können, ist daher die Betrachtung aller Gebäudenutzungsarten (Wohn-, Nichtwohn- und gemischt genutzte Gebäude) notwendig.

Die spezifischen Besonderheiten für den Wohn- und Nichtwohngebäudebestand werden in Abschnitt 3.1.2 und Abschnitt 3.1.3 vorgestellt.

3.1.2. Besonderheiten für Wohngebäude

Der Verlauf und die Charakteristiken von SLPs für Wohngebäude werden im Wesentlichen von folgenden Faktoren bestimmt: Wohngebäudetyp, Anzahl und Größe an Haushalten, Anzahl an Personen, Geräteausstattung und Nutzerverhalten.

Eine Definition von Wohngebäudetypen wurde im Jahr 2015 vom Institut für Wohnen und Umwelt für Deutschland in einer umfassende Wohngebäudetypologie vorgenommen, die seither als Stand der Technik gilt. Diese Wohngebäudetypologie unterteilt Wohngebäude in Deutschland im Wesentlichen in fünf Kategorien:

- Einfamilienhaus (EFH) → freistehend mit 1-2 Wohneinheiten,
- Reihenhaus (RH) → Doppelhaus oder gereihtes Haus mit 1-2 Wohneinheiten,
- Mehrfamilienhaus (MFH) → 3-12 Wohneinheiten,
- großes Mehrfamilienhaus (GMH) → 13 und mehr Wohneinheiten und
- Hochhaus (HH) → mehr als 10 Vollgeschosse (Loga, 2015).

Für diese Wohngebäudetypen sind zusätzliche Kennwerte definiert, wie bspw. die Anzahl an Vollgeschossen oder das A/V-Verhältnis¹. Mit Hilfe dieser Kennwerte können insbesondere auf Grundlage von 3D-Gebäudemodellen die Wohngebäudetypen flächendeckend für ein Quartier zugewiesen werden.

Neben der Unterscheidung und Einteilung von Wohngebäudetypen ist der Verlauf von SLPs für Wohngebäude von weiteren Faktoren abhängig. Ein wesentlicher Faktor ist die Anzahl der Personen in einem Gebäude, da der Strombedarf maßgeblich durch die Anwesenheit und Nutzung von stromverbrauchenden Geräten beeinflusst wird (Pflugradt, 2016). Die Anzahl der Personen pro Gebäude hängt wiederum von der Anzahl der Haushalte pro Gebäude (außer bei EFH) ab. Die Ermittlung der Personenanzahl pro Gebäude oder Haushalt ist bei einzelnen oder wenigen Gebäuden kein Problem und kann durch Umfragen, Beobachtungen oder Studien mit hoher Genauigkeit erfolgen. Bei einer größeren Anzahl an Haushalten oder Gebäuden ist es jedoch aufgrund des zeitlichen Aufwands nicht zielführend, diese Daten empirisch zu erheben. Weitere Faktoren, die SLPs beeinflussen, sind die vorhandenen Geräte und deren Nutzung innerhalb eines Haushaltes. Der Strombedarf in Haushalten setzt sich daher aus zwei bestimmenden Anteilen zusammen: einem personenabhängigen und einem personenunabhängigen Anteil (Pflugradt, 2016). Der personenabhängige Anteil umfasst alle Aktivitäten, bei denen die Personen in einem Haushalt ein Gerät (z. B. Kaffeemaschine, Radio, Fernseher etc.) bedarfsabhängig nutzen und somit eine Spitze im SLP verursachen. Dieser personenabhängige Anteil am Strombedarf wird auf 75% geschätzt (Pflugradt, 2016). Der personenunabhängige Anteil (25%) bezieht sich auf alle Geräte, die 24 Stunden am Tag, oftmals periodisch, durchlaufen (Standby-Geräte, Kühlschrank, Gefrierschrank etc.). Dieser Anteil am Strombedarf

¹Das A/V-Verhältnis ist definiert als das Verhältnis der Gebäudehüllfläche zu dem Brutto-Gebäudevolumen.

wird von der Art und Anzahl der Geräte bestimmt und kann als Grundlast eines Haushalts betrachtet werden. Die Größe der Wohnfläche gilt als weiterer Einflussfaktor auf die SLPs (Pflugradt, 2016). Je größer die Wohnfläche pro Haushalt ist, desto mehr Personen und Geräte innerhalb des Haushaltes können angenommen werden. Nach einer Studie aus Großbritannien steigt der Strombedarf pro Haushalt durchschnittlich um ca. 1000 kWh/a je 20 m² Wohnflächensteigerung an (Yohanis et al., 2008). Als weitere Faktoren, die vor allem den zeitlichen Verlauf von SLPs in Wohngebäuden beeinflussen, sind die Anwesenheit der Personen und deren Nutzerverhalten zu benennen. Die bisher genannten Faktoren können in vier Detailgrade unterschieden werden:

1. Ebene: Die erste Ebene stellt die Ermittlung der Anzahl der Personen innerhalb eines Gebäudes bzw. Haushaltes dar (Feng et al., 2015).
2. Ebene: Die zweite Detailebene berücksichtigt die Anzahl der Bewohner:innen wie auch deren Anwesenheitsstatus innerhalb des Gebäudes (Chang und Hong, 2013; Feng et al., 2015; Wang et al., 2005; Yu, 2010; Hayn, 2016).
3. Ebene: Im dritten Detailgrad wird der Anwesenheitsstatus von Personen innerhalb der Räume in einem Haushalt bzw. Gebäude aufgeschlüsselt (Feng et al., 2015; Page et al., 2008).
4. Ebene: Die vierte Ebene verfolgt die spezifischen Aktivitäten der Personen in jedem Raum (Feng et al., 2015; Liao und Barooah, 2010; Nassar und Elnahas, 2007; Wang et al., 2011).

Es existiert eine Vielzahl an Studien, die sich mit der Ermittlung der Anwesenheit von Personen in Wohngebäuden beschäftigen. Die Studie von Richardson et al. (2008) verwendet Umfragedaten, um statistische Anwesenheitszeitreihen mit einer zehnminütigen Auflösung zu generieren, wobei Unterschiede zwischen Wochentagen und Wochenenden berücksichtigt werden. Auf ähnliche Weise approximiert das Modell *CREST* die Anwesenheit aus Erhebungsdaten und gibt die Anzahl der Personen an, die zu einem bestimmten Zeitpunkt in einem Gebäude anwesend und aktiv sind (McKenna et al., 2015; McKenna und Thomson, 2016). Diese Methoden sind jedoch auf vorherige Umfragedaten angewiesen, die nicht immer verfügbar sind. Zusätzlich ist die Flexibilität und Skalierbarkeit der Zeitreihen eingeschränkt. Einige Modelle definieren Anwesenheits- und Verhaltensmuster von verschiedenen Typgebäuden bzw. -haushalten und verteilen diese auf eine größere Gebäudeanzahl (Pflugradt, 2016; Fischer et al., 2015). Dieser Ansatz berücksichtigt jedoch nicht die Individualität eines jeden Gebäudes und kann daher auch zu Ungenauigkeiten (z. B. bei der Approximierung der Anzahl der Personen) führen. Andere Ansätze ermitteln Standardanwesenheitsmuster auf Grundlage der Gesamtfläche eines Gebäudes, berücksichtigen dabei jedoch die Unterschiede zwischen Wohngebäudetypen nicht (Gadsden et al., 2003; Rylatt et al., 2003).

Schlussendlich können auch sozio-demographische und sozio-ökonomische Faktoren SLPs beeinflussen. Beispielsweise sind die Verhaltensweisen und Anwesenheitszeiten abhängig vom Alter der im Haushalt lebenden Personen. Senior:innen oder Eltern mit jungen Kindern sind zum Beispiel öfter tagsüber im Haushalt tätig, während Berufstätige oder Schulkinder zu regelmäßigen Zeiten nicht zuhause sind. Auch

kann angenommen werden, dass mit zunehmendem Wohlstand mehr Geräte in einem Haushalt zur Verfügung stehen (Köppel und Wüger, 2007).

Zur Erstellung bzw. Erhebung dieser Daten können zwei Ansätze unterschieden werden. In einem Top-Down-Ansatz können entweder durchschnittliche Werte für ein Gebiet oder statistische Verteilverfahren angewendet werden, um die übergeordneten Daten auf kleinere Einheiten (in diesem Fall: auf die Gebäude) zu skalieren. Hierfür stehen Daten von Landesstatistikämtern (z. B. Statistisches Landesamt Baden-Württemberg) oder Zensus-Daten zur Verfügung. Die Daten der Landesstatistikämter sind oftmals nicht einheitlich bezüglich der angewandten Erhebungsverfahren, Aktualität und räumlicher Aufteilung angeht und lassen sich daher nicht einheitlich auf Deutschland anwenden. Die Zensus-Daten von 2011 hingegen entspringen einem einheitlichen Erhebungsverfahren und stehen deutschlandweit zur Verfügung. Diese Daten können auf Ebene von administrativen Grenzen (Bundesland, Regierungsbezirk, Landkreise oder Gemeinden) abgerufen werden oder teilweise auch auf Rasterebene (z. B. als 100 m x 100 m-Raster). Die Verwendung von Rasterdaten unterliegt zwei Herausforderungen. Zum einen entsprechen die Quartiere bzw. Stadtteile oder Kommunen nicht den Rastergrenzen. Deshalb muss zuerst ein Verfahren entwickelt werden, welches die Daten innerhalb eines Raster auf „angeschnittene“ Bereiche verteilt. Zum anderen sind die Rasterdaten ebenfalls aggregierte Daten, um die Einhaltung von Datenschutzbestimmungen zu gewährleisten (House-Peters et al., 2010; Kaschub et al., 2016; Shandas und Parandvash, 2010). Dies hat zur Folge, dass die Rasterdaten entweder mit weiteren Annahmen auf Gebäudeebene skaliert oder direkt auf Gebäudeebene übertragen werden. Letzteres bedeutet jedoch, dass für jedes Gebäude die gleichen Werte verwendet werden. Das kann zu größeren Abweichungen führen, da jedem Gebäude- oder jedem Haushaltstyp dieselbe Anzahl an Personen zugewiesen wird.

Der Bottom-up-Ansatz arbeitet mit empirischen Erhebungen einer kleineren Stichprobe von Gebäuden. Die Ergebnisse dieser Erhebungen werden dann auf eine größere Gebäudemenge hochskaliert. Die Durchführung der empirischen Erhebungen kann zeitaufwendig sein. Allerdings bieten sie im Gegenzug die detailliertesten Informationen zur Geräteausstattung, zum Nutzerverhalten und zu den Anwesenheitszeiten zum Zeitpunkt der Erhebung. Oftmals werden aus den empirisch erhobenen Daten Nutzertypen generiert, die über statistische Verteilverfahren unter Berücksichtigung z. B. der Gebäudenutzung oder der geometrischen Eigenschaften der Gebäude auf eine größere Anzahl von Gebäuden verteilt werden.

Die Frage nach dem angemessenen Detailgrad, der aussagekräftige Ergebnisse bei der synthetischen Stromlastsimulation auf Quartiersebene generiert, ist eine bedeutende Herausforderung für beide Ansätze (Swan et al., 2011). Da nicht für alle Quartiere detaillierte Daten mit überschaubarem Aufwand erhoben werden können, werden die genannten Einflussfaktoren in den meisten Fällen für die synthetische SLP-Generierung auf Grundlage von bereits bestehenden Datenerhebungen stochastisch verteilt.

Neben der Herausforderung des angemessenen Detailgrades für die Modellierung des Strombedarfs für Wohngebäude in Quartieren ist auch die Menge an Eingangsdaten, die für die Durchführung einer Simulation nötig sind, von Bedeutung. Dieser Punkt wird in Abschnitt 3.1.5 aufgegriffen.

3.1.3. Besonderheiten für Nichtwohngebäude

In Deutschland gibt es etwa 21 Millionen Nichtwohngebäude² (Hörner et al., 2017). Damit nehmen die Nichtwohngebäude einen größeren Anteil am deutschen Gebäudebestand ein als Wohngebäude mit einer Anzahl von ca. 19 Mio. Gebäuden (Statistisches Bundesamt, 2022). Nichtwohngebäude sind für mehr als ein Drittel des Gebäudestromverbrauchs verantwortlich (Hörner, M., 2021). Daher ist es für eine ganzheitliche Quartiersbetrachtung wichtig, neben dem Strombedarf von Wohngebäuden auch den der Nichtwohngebäude einzubeziehen. Gerade im innerstädtischen Kontext sind selten ausschließlich Wohnquartiere zu finden. Durch das Weglassen von Nichtwohngebäuden wird der Ist-Zustand nicht korrekt abgebildet und Potenziale (bspw. zusätzliches PV-Potenzial) bleibt unberücksichtigt. Durch die Simulation des Strombedarfs von Nichtwohngebäuden sind ganzheitliche Umsetzungsmaßnahmen zur energetischen Versorgung eines Quartiers möglich. Gerade die Themenbereiche, welche die Energiewende vorantreiben, wie z. B. der Einsatz erneuerbarer Energien, Sektorkopplung und E-Mobilität können damit transparenter dargestellt werden (VDI, 2021).

Aufgrund der Heterogenität und Komplexität von Nichtwohngebäuden können diese nicht auf gleiche Weise wie Wohngebäude betrachtet werden. Nichtwohngebäude sind um ein Vielfaches komplexer. Zum einen können der Einsatz sowie die Arten von Geräten, Maschinen und sonstigen Stromverbrauchern in Nichtwohngebäudetypen deutlich höhere Lastspitzen verursachen. Industrie- und Produktionsstätten sind bspw. je nach Wirtschaftszweig mit unterschiedlich energieintensiven Maschinen ausgestattet. Aber auch bei öffentlichen Einrichtungen ist zwischen z. B. Schulen und Krankenhäusern zu unterscheiden. Zum anderen sind die Nutzungszeiten differenzierter zu betrachten, da viele Nichtwohngebäudetypen unterschiedliche Nutzungszeiträume besitzen. In klassischen Arbeitsstätten kann davon ausgegangen werden, dass nutzerabhängige Stromverbräuche während den Arbeitszeiten auftreten, ebenso wie in Schulen und Geschäften die Öffnungszeiten die Hauptverbrauchszeiträume darstellen. Andere Nichtwohngebäudetypen, wie Restaurants oder Veranstaltungsräumlichkeiten, weisen Hauptnutzungszeiten hingegen eher in den Abendstunden auf. Um eine möglichst automatisierte Strombedarfsanalyse für Quartiere zu erstellen, ist eine Kategorisierung von Nichtwohngebäuden zielführend. So können z. B. Nutzungszeiten und weitere spezifische Strombedarfskennwerte auf die entsprechenden Nichtwohngebäudetypen zugewiesen werden.

²Nichtwohngebäude sind „Gebäude, die überwiegend für Nichtwohnzwecke bestimmt sind (gemessen an der Gesamtnutzfläche). Zu den Nichtwohngebäuden zählen z. B. Anstaltsgebäude, Büro- und Verwaltungsgebäude, landwirtschaftliche Betriebsgebäude und nichtlandwirtschaftliche Betriebsgebäude, wie Fabrikgebäude, Hotels und dergleichen.“ (Statistisches Bundesamt, 2022)

In Deutschland sind bereits einige Kategorisierungssysteme für Nichtwohngebäude vorhanden. Drei ausführliche Systeme sind dabei vorzufinden:

- Kategorisierung nach ALKIS-Code,
- Kategorisierung nach Wirtschaftszweigen,
- Kategorisierung nach Bauwerkszuordnung-Code.

In GIS-basierten Systemen wird vor allem das Klassifizierungssystem des *Amtlichen Liegenschaftskatasterinformationssystems (ALKIS)* verwendet. Die ALKIS-Codes bestehen aus einer vierstelligen Ziffernreihenfolge, die über 200 verschiedene Gebäudenutzungen unterscheiden (AdV, 2008). Diese Codes sind in der Regel in 2D-GIS-Kartenmaterial sowie in 3D-Gebäudemodellen hinterlegt. Sie werden regelmäßig aktualisiert und stehen flächendeckend zur Verfügung. Die ALKIS-Codes kategorisieren alle Gebäudenutzungen - inklusive Wohngebäude - mit einem vierstelligen Zifferncode, wobei drei Hauptebenen unterschieden werden: Die 1000er Reihe bezieht sich auf hauptsächlich für Wohnzwecke genutzte Gebäude, die 2000er-Codes umfassen alle wirtschaftlich oder gewerblich genutzte Gebäude. Die letzte Hauptebene (3000er) schließt alle Gebäude mit öffentlichen Zwecken ein.

Die Klassifikation der Wirtschaftszweige (WZ) stellt eine weitere Kategorisierung dar, die ausschließlich Nichtwohngebäude enthält (Statistisches Bundesamt, 2008). Die WZ werden in 21 Abschnitte eingeteilt, die sich wiederum in Abteilungen, Gruppen, Klassen und Unterklassen gliedern. Mit über 800 Nutzungsarten ist dieser Katalog sehr umfassend. Die Codierung erfolgt mittels Buchstaben und Ziffern. Eine flächendeckende Einbindung der WZ in GIS-Anwendungen ist bisher nicht bekannt.

Auf Länderebene sind zusätzlich auch Kataloge der Bauwerkszuordnung (BWZ) zu finden z. B. bei (Schopp et al., 2011). In diesen Katalogen werden Nichtwohngebäude in neun Hauptgruppen eingeteilt, die sich wiederum aus zahlreichen Untergruppen zusammensetzen. Auch hier gibt ein vierstelliger Zifferncode die Zuweisung zu über 200 Gebäudenutzungen an. Die BWZ-Codes sind ebenso wie die WZ-Codes nicht in GIS-Anwendungen eingepflegt und folglich nicht flächendeckend einheitlich oder verfügbar.

Alle drei Kategorisierungssysteme sind nicht aufeinander übertragbar und unterscheiden sich in den bereits oben genannten Merkmalen. Abbildung 3.2 stellt die Kategorisierungssysteme im Vergleich gegenüber und zeigt die wesentlichen Unterschiede auf.

Die Vielseitigkeit der Gebäudenutzungen ist eine große Herausforderung für die Ermittlung von Stromlastprofilen für Nichtwohngebäude. Die Anzahl der Personen innerhalb eines Nichtwohngebäudes, die bspw. durch die Belegungsdichte in Krankenhäusern, die Anzahl der Arbeitnehmer:innen in einem Bürogebäude oder die Anzahl an Kund:innen im Kaufhaus etc. angegeben werden kann, ist sehr unterschiedlich. Auch die Nutzungsmuster von Nichtwohngebäuden sowie die Ausstattung von stromverbrauchenden Geräten und Anlagen sind maßgeblich von der Gebäudenutzung abhängig. Die Heterogenität der Nicht-

Klassifizierungssysteme von Gebäudenutzungen						
Name	Amtl. Liegenschaftskataster Informationssystem		Wirtschaftszweig		Bauwerkszuordnung	
Abkürzung	ALKIS		WZ		BWZ	
Herausgeber	AdV		Statistisches Bundesamt		z.B. Ministerium für Finanzen und Wirtschaft Ba-Wü	
Hauptebenen	3 (1000, 2000, 3000)		21 (A-U)		9 (1000-9000)	
Gliederungsebenen	Max. bis zur 4. Ebene		Pro Hauptebene max. bis zur 4. Ebene		Max bis zur 4. Ebene	
Anwendung /GIS	Deutschland / Ja		Deutschland / Nein		Bundesländer / Nein	
Beispiel der Gliederungsebenen	2000	Gebäude für Wirtschaft und Gewerbe	C	Verarbeitendes Gewerbe	7000	Produktion, Lagerung, Verkauf, Wartung und Pflege,...
	2100	Gebäude für Gewerbe und Industrie	28	Maschinenbau	7300	Gebäude für Lagerung
	2110	Produktionsgebäude	28.2	Herstellung von sonstigen nicht wirtschaftszweig-spezifischen Maschinen	7320	Geschlossene Lagergebäude
	2111	Fabrik	28.21	Herstellung von Öfen und Brennern	7321	Landwirtschaftliche Lagergebäude
			28.21.1	Herstellung von Solarwärmekollektoren		

Abb. 3.2.: Klassifizierungssysteme von Nichtwohngebäudenutzungen.
Eigene Darstellung mit Angaben von (AdV, 2008; Schopp et al., 2011; Statistisches Bundesamt, 2008).

wohngebäude und der Vielzahl an benötigten Informationen, um den Strombedarf zu modellieren, stellen eine Herausforderung für die automatisierte Generierung von SLPs dar.

3.1.4. Methoden zur Generierung von synthetischen Stromlastprofilen

Um synthetische SLPs zu erzeugen, werden teilweise sehr komplexe Modelle entwickelt. Im Allgemeinen hängt eine effektive und qualitativ hochwertige Modellierung von mehreren Faktoren ab. Die Modellierungsergebnisse sollten:

- (1) abrufbar sein, d.h. es sollte eine Möglichkeit vorhanden sein, eine lokale Kopie zu erstellen,
- (2) für die digitale Verarbeitung nutzbar sein, um diese zu bereinigen, zu reparieren, zu kombinieren oder anderweitig zu modifizieren,
- (3) in verschiedenen Arten von Computermodellen als numerische Eingabedaten kompatibel sein und die ursprünglichen und modifizierten Daten für andere Parteien (kommerziell und nicht kommerziell) verfügbar sein (Hayn et al., 2014).

Bei allen Modellierungen von synthetischen SLPs sollten diese Faktoren berücksichtigt werden. Im Allgemeinen können drei Modellierungsansätze unterschieden werden, die im Folgenden vorgestellt werden.

1. Top-Down-Modelle

Top-down-Modelle werden als Modelle definiert, die makroskopische Daten, z. B. auf nationaler Ebene, verwenden. Dabei werden die Ergebnisse auf die erforderliche Auflösung herunterskaliert. Diese Modelle

werden in die Kategorie der deterministischen statistischen Disaggregationsmodelle eingeordnet. In Bezug auf die Strombedarfsermittlung wird der Top-Down-Ansatz als ein Modell definiert, das den gesamten Gebäudesektor als Energiesenke betrachtet, wobei einzelne Endverbraucher:innen nicht unterschieden werden (Swan und Ugursal, 2009). In diesen Modelle werden aggregierte räumliche und zeitliche Daten integriert, wobei der Sektor als träges System betrachtet wird. Die Hauptvorteile dieser Methode liegen in der Einfachheit und in der Verfügbarkeit der Daten (Swan und Ugursal, 2009; Grandjean et al., 2012). Top-down-Modelle hingegen erfordern nicht zwangsläufig detaillierte Informationen über einzelne elektrische Geräte oder Anlagen (Bucher und Anderson, 2012). Bei dem Ansatz von (Bouvenot et al., 2020) werden bspw. nationale elektrische Lastkurven aus Messungen in Verbindung mit statistischen und probabilistischen Vorhersagen als Grundlage für individuelle Lastkurven von Gebäuden oder Verbrauchern verwendet. Der Vorteil dieser Methode liegt in der geringen Anzahl der benötigten Parameter. Die Nachteile ergeben sich durch die geringe zeitliche Auflösung (Zeitschritte von 15 Minuten bis eine Stunde) und durch die aggregierte Darstellung von individuellen Lasten elektrischer Geräte.

Ein weiterer bekannter Top-Down-Ansatz ist die Verwendung von sogenannten Standardstromlastprofilen (SSLPs), die von Netzbetreibern oder Stadtwerken nach einem definierten Verfahren erstellt werden (VDEW, 2000). Die SSLPs zeigen typische Stromlastverläufe in 15-minütiger Auflösung für verschiedene Gebäudenutzungsarten (Haushalte, Gewerbe und Landwirtschaft). Dabei werden die drei saisonalen Zeiträume - Sommer, Winter, Übergangszeit - wie auch Werkstage, Samstage und Sonntage unterschieden (Fünfgeld, 2000). Für Simulationen von Strombedarfen birgt die Zuweisung von SSLPs z. B. für jeden Haushalt in einem Wohngebäude den Nachteil, denselben zeitlichen Verlauf des SLPs aufzuweisen. Aggregiert auf ein Quartier entstehen dadurch unrealistisch hohe Lastspitzen zu bestimmten Zeiten. Auch bei anderen Gebäudenutzungsarten, die gehäuft auftreten, kann dieser Effekt eintreten. Hinzu kommt, dass SSLPs keine differenzierten Verhaltensweisen oder Nutzergruppen abbilden und damit für Ermittlungen des Flexibilisierungspotenzials nicht geeignet sind. Daher sind SSLPs gerade für den Einsatz im Wohngebäudesektor nicht zu empfehlen, da wesentliche Einflussfaktoren für die Energiesimulation und -optimierung nicht berücksichtigt werden. Zudem können die SSLPs keine Veränderungen z. B. durch den Einsatz neuer Technologien wie Wärmepumpen, PV und Elektrofahrzeuge (BEVs) darstellen (Kächele et al., 2021). Dabei muss jedoch angemerkt werden, dass viele Netzbetreiber oder Stadtwerke inzwischen SSLP für z. B. Wärmepumpen oder Nachtspeicher herausgeben. Das Problem von unnatürlich hohen Lastspitzen nach der Aggregation bei flächendeckenden Anwendung bleibt bestehen. Top-down-Modelle werden insbesondere für die Modellierung des Energieverbrauchs einer großen Anzahl von Haushalten zur gleichen Zeit verwendet. Diese Art von Ansatz wird z. B. von Netzbetreibern verwendet, um Prognosen für den Strombezug abzuleiten. Zusätzlich ermöglichen Top-down-Modelle die Vorhersage von Verbrauchs- und Nutzungsänderungen in einem sich demografisch, technologisch und klimatisch verändernden Kontext (Bouvenot et al., 2020).

2. Bottom-up-Modelle

Bottom-up-Modelle verwenden mikroskopische Daten zur Modellierung der Strombedarfe auf Haushaltsebene oder Gebäudeebene. Die Ergebnisse der modellierten Haushalte oder Gebäude werden extrapoliert, um den Stromverbrauch für ein übergeordnetes, größeres Gebiet zu erhalten. Bottom-up-Modelle werden unterteilt in (1) statistische Zufallsmodelle, (2) probabilistische empirische Modelle und (3) auf der Nutzungszeit Time-of-Use (ToU) basierende Modelle. Bottom-up-Modelle verwenden Daten auf einer feineren Granularitätsebene und konzentrieren sich auf Haushalte bzw. auf einige Häusergruppen (Swan und Ugursal, 2009; Grandjean et al., 2012). Im Allgemeinen ermöglicht die stochastische Bottom-up-Modellierung die Erstellung eines in sich geschlossenen Modells, indem die Verwendung großer Datensätze vermieden wird und stattdessen Statistiken verwendet werden. Die Vorteile des Bottom-up-Ansatzes liegen in der Möglichkeit, künftige technologische Veränderungen zu berücksichtigen. Beispiele hierfür können der Ersatz von Gaskesseln durch Wärmepumpen oder Brennstoffzellen-Blockheizkraftwerke (BHKWs) sein (McKenna und Thomson, 2016). Es kann gefolgert werden, dass Bottom-up-Modelle verwendet werden, um bspw. die Auswirkungen bestimmter Haushaltssegmente auf die Stromnachfrage aus dem Netz zu bewerten. Die Ergebnisse können dazu beitragen, notwendige Maßnahmen für Niederspannungsnetze besser vorherzusagen oder die Auswirkungen verschiedener Stromtarife auf die Haushaltsnachfrage zu testen (Muratori et al., 2013; Groß et al., 2017). Ein weiterer Anwendungsfall für die Bottom-up-Modellierung kann die Simulation von dezentralen Energiemärkten sowie Demand Side Management (DSM) sein. (Hoogsteen et al., 2016) entwickelten bspw. einen Bottom-up Open Source Generator für synthetische Lastprofile, um SLPs von Haushalten für die Bewertung von DSM-Ansätzen bereitzustellen. Die Berechnungsgrundlage hängt von den Anwesenheitsprofilen für jeden Haushalt ab. Die Autoren weisen darauf hin, dass ein solcher Detailgrad, wie ihn der vorgestellte SLPG bietet, für die Bewertung von DSM-Ansätzen nicht zwingend erforderlich ist. Einen Ansatz zur Charakterisierung von SLPs für Wohngebäude zu Zwecken der Verteilnetzplanung im Niederspannungsnetz zeigen (Kadurek et al., 2013) mit ihrem Bottom-up-Generator für synthetische SLPs. Die Methodik ermöglicht die Erzeugung einer beliebigen Anzahl von SLPs. Die generierten Profile basieren auf gemessenen SLPs von insgesamt 240 Kunden im Niederspannungsnetz. (Gottwalt et al., 2011) fokussieren die ökonomischen Aspekte der SLP-Modellierung. Sie weisen z. B. darauf hin, dass höhere Lastspitzen entstehen können, wenn Stromtarife nach einem ToU-Prinzip gestaltet werden.

3. Hybrid-Modelle

Hybride Modelle werden als statistische Engineering-Modelle definiert. Hierbei wird die Vielfalt in den SLPs über statistische Koeffizienten angepasst (Swan und Ugursal, 2009; Grandjean et al., 2012). Die Hybrid-Modelle kombinieren Ansätze, die sowohl in Bottom-up- als auch in Top-down-Modellen verwendet werden. Zu den Bottom-up-Elementen gehören z. B. Anwesenheitsmodelle und die Nutzung elek-

trischer Geräte etc. Zu den Top-down-Elementen gehören unter anderem die Herleitung von Gebäudetypen, die für eine Gruppe von Gebäuden und deren Stromverbrauchsprofile repräsentativ sind (Proedrou, 2021). Einen anderen Ansatz zur Kategorisierung der Methoden zur Erstellung von Stromlastprofilen für Haushalte verfolgen (McLoughlin et al., 2015). In deren Studie werden vier Methoden unterschieden. Als erstes wird die Generierung der SLP mithilfe von Statistik, Wahrscheinlichkeit und Regression genannt. Zweitens wird die Lastprofilgenerierung aus ingenieurwissenschaftlicher Perspektive beschrieben, die SLP als Funktion von Parametern betrachtet, während drittens Ansätze der Zeitreihenanalyse berücksichtigt werden. Als vierte Methode wird das Clustering unterschieden. Diese Kategorisierung wird in dieser Arbeit nur zur Vollständigkeit erwähnt, aber nicht weiter verfolgt.

Energetische Quartiersmodellierungen oder -simulationen werden für verschiedene Zwecke eingesetzt:

- Szenarienerstellung,
- Unterstützung bei Investitionsentscheidungen,
- Operative Entscheidungsunterstützung,
- Netzanalysen und -planung (Yazdanie und Orehounig, 2021).

Für diese Arbeit sind vor allem die ersten beiden Punkte von Bedeutung, da für die generische Erstellung von SLPs von Gebäuden in Quartieren der Detailgrad für die letzten beiden Punkte deutlich erhöht werden müsste. Dies wird jedoch aufgrund von Datenverfügbarkeit, akzeptablen Rechenzeiten und den Zielen dieser Arbeit nicht im Detail weiterverfolgt.

Ein Überblick über bereits entwickelte SLP-Modelle gibt Tabelle 3.1. Die Liste erhebt keinen Anspruch auf Vollständigkeit, da bereits unzählige SLPs existieren. Die aufgezählten Modelle wurden zum einen unter der Vorauswahl getroffen, dass die synthetisch erzeugten SLPs eine Auflösung von mindestens 15 Minuten aufweisen und einen Zeithorizont von einem Jahr abbilden. Ebenso ist zusammengefasst, auf welche räumliche Dimension (Haushalte, Gebäude) die Modelle sich beziehen und welcher Erzeugungsansatz (BU = Bottom-up, TD = Top-down, H = Hybrid) angewendet wurde. Da neben dem Erzeugungsansatz auch die Zielsetzung der Modellierung und damit die geplante Anwendung der synthetischen SLPs von Bedeutung sind, werden diese beiden Aspekte ebenso in der Tabelle aufgeführt. Dabei werden die Anwendungsgebiete in sechs Kategorien unterschieden, die im Folgenden aufgelistet sind:

- DSM = Demand-Side-Management,
- N = Netzimplikationen,
- P = Prognose,
- T = Technologieauswirkung,
- V = Verhaltensauswirkungen,
- W = Wirtschaftliche Bewertung und Tarifbildung.

Tab. 3.1.: Modelle zur Erzeugung von synthetischen Stromlastprofilen und deren Anwendung.

Autor	zeitl. Auflösung	Zeithorizont	räuml. Auflösung	method. Ansatz	Zielsetzung	Anwendung
Alzate et al. (2014)	15 Min.	1 Jahr	Haushalte mit 1-5 Pers.	BU	Auswirkungen von Smart Home Anwendungen	T
Armstrong et al. (2009)	5 Min.	1 Jahr	EFHs mit 3 Ausprägungen	BU	Input zur Simulation von KWK-Ansätzen in Gebäuden	T
Bajada et al. (2013)	1 Min.	variabel	Haushalte	BU	Evaluation der Effektivität von DSM-Ansätzen	DSM
Bouvenot et al. (2020)	2 Min.	1 Jahr	Haushalte	BU	Auswirkungen von dezentralen Energiesystemen (z. B. Micro-Blockheizkraftwerk (BHKW), PV etc.) in Haushalten	T
Collin et al. (2014)	10 Min.	tägl. SLP auf Jahr skaliert	Haushalte	BU	Analyse von Smart Grid Technologien und DSM	DSM
Dickert und Schegner (2011)	30 Sek.	1 Jahr	Haushalte	BU	Simulationen zur Bewertung der Veränderungen in Verteilnetzen sowie dynamische Simulationen mit dezentraler Erzeugung, Verlustbewertungen, Bewertung von zukünftigen Technologietrends	N & T
Esslinger und Witzmann (2012)	1 Min.	k. A.	Haushalte	BU	Werkzeug zur Planung und Optimierung von Niederspannungsnetzen, Abschätzen zukünftiger Lastgänge	N & T
Fischer et al. (2015)	10 Sek.	1 Jahr	11 Haushalts- & 3 Wohng Gebäudetypen	BU	Untersuchung der Auswirkungen des Nutzerverhaltens	B
Gao et al. (2018)	8,5 Min.	1 Tag	3 Haushaltstypen	BU	Ableitung von Dispatching Strategien	P
Gobmaier (2013)	15 Min.	1 Jahr	Haushalte & Gewerbe	BU	Abschätzung zukünftiger Verbraucherlastgänge und Dynamisierung von schaltbaren Lasten	DSM & N & P
Gottwalt et al. (2011) & Gottwalt 2015	15 Min.	1 Jahr	Haushalte	BU	Bewertung der Auswirkung von DSM-Maßnahmen in Haushalten und Einfluss von verschiedenen Stromtarifen	DSM & W

Tab. 3.1.: Modelle zur Erzeugung von synthetischen Stromlastprofilen und deren Anwendung.

Autor	zeitl. Auflösung	Zeithorizont	räuml. Auflösung	method. Ansatz	Zielsetzung	Anwendung
Gruber und Prodanovic (2012)	1 Min.	1 Jahr	statist. Haushaltstypen	BU	Erprobung und Überprüfung von Techniken zur Nachfragesteuerung für individuelle sowie aggregierte Haushalte	DSM
Hayn (2016)	15 Min.	wöchentl. SLP auf Jahr skaliert	sozio-demograph. Haushaltstypen	BU	Analyse des Einflusses von Tarifkonzepten auf die Flexibilisierung der Haushaltsnachfrage	DSM & W
Hoogsteen et al. (2016)	1 Min.	tägl. SLP auf Jahr skaliert	7 Haushaltstypen	BU	Evaluierung und Vergleich von DSM-Ansätzen	DSM
Kadurek et al. (2013)	15 Min.	tägl. SLP auf Jahr skaliert	k. A.	BU	Einfluss von Haushaltslasten auf das Niederspannungsnetz	N
Maier et al. (2014)	15 Min.	1 Jahr	8 Haushaltstypen	BU	DSM-Potenziale für Haushalte mit Fokus auf Maximierung des Autarkiegrades und Eigenverbrauchsanteil bei PV-Anlagen	DSM
Marszal-Pomianowska et al. (2016)	1 Min.	1 Jahr	EFHs mit 1-6 Pers.	BU	Untersuchung des Flexibilitätspotenzials von Haushaltsgeräten und zur Netzmodellierung	DSM & N
McKenna und Thomson (2016)	1 Min.	1 Jahr	Haushalte	BU	Analyse des Niederspannungsnetzes und Anwendung für Energiesystemanalysen	N & T
Metz (2013)	15 Min.	tägl. SLP auf Jahr skaliert	9 Wohngebäudetypen		Ableitung fein aufgelöster SLPs für Strom für DSM	DSM
Muratori et al. (2013)	10 Min.	1 Jahr	Haushalte	BU	Auswirkungen von tageszeitlichen Lastmustern, Ungewissheit in Bezug auf EE, Variabilität auf Day-Ahead- und Echtzeit-Blockzusagen	T & W
Pflugradt (2016)	1 Sek.	variabel	definierbare EFHs oder MFHs	BU	nutzerorientierte konsistente SLP für den Einsatz in Simulationen, Optimierungen, Prognosen etc.	DSM - W

Tab. 3.1.: Modelle zur Erzeugung von synthetischen Stromlastprofilen und deren Anwendung.

Autor	zeitl. Auflösung	Zeithorizont	räuml. Auflösung	method. Ansatz	Zielsetzung	Anwendung
Richardson et al. (2010)	1 Min.	1 Jahr	Haushalte	BU	Einfluss der Nachfragevielfalt auf lokale Stromverteilnetze	N
Stokes (2005)	1 Min.	1 Jahr	sozio-demograph. Haushaltstypen	BU	Risikobewertung von Überspannungsereignissen und Überhitzung im Stromverteilnetz	N
Walker und Pokoski (1985)	15 Min.	tägl. SLP	Haushalte	BU	Veränderung von Haushaltslasten unter Berücksichtigung von sozialen, demographischen und technischen Aspekten	N & T & V
Zeilinger und Einfalt (2012)	1 Sek.	1 Jahr	8 Haushaltstypen	BU	Einfluss von dezentralen Technologien auf das Stromverteilnetz	DSM & N
Anvari et al. (2022)	2 Sek.	1 Jahr	k. A	TD	Planung und Betrieb von erneuerbaren Energiesystemen, Kurz- und Langzeitauswirkungen auf den Bedarf	T
Bucher und Anderson (2012)	1 Min.	k. A.	Haushalte	TD	Simulation von Wirk- und Blindleistung für die Analyse von Leistungs- und Spannungsflüssen im Verteilnetz	N
Capasso et al. (1994)	15 Min.	tägl. SLP auf Jahr skaliert	Haushalte	TD	Erstellung von synth. SLPs unter psycholog. und verhaltensbasierten Aspekten	W
Ardakanian et al. (2011)	1 Min.	tägl. SLP auf Jahr skaliert	4 Haushaltsklassen	H	Untersuchung von Reaktionen auf Stromnachfrage, Berechnung von Transformergößen, Verteilnetzsimulation	N
Groß et al. (2017)	15 Min.	1 Jahr	Haushalte	H	Untersuchung des Flexibilitätspotenzials von Haushaltsgeräten, Netzmodellierung	DSM & N
Johnson et al. (2014)	1 Sek.	1 Tag	Haushalte	H	Potenzialerkennung für DSM im Haushaltssektor und Auswirkungen auf das Verteilnetz	DSM & N
Neu et al. (2014)	1 Min.	1 Jahr	5 Gebäudetypen	H	Netzauswirkungen beim Einsatz von DSM-Strategien in Wohngebäuden mit Smart Grid Anwendungen	DSM & N

Abbildung 3.3 fasst die Anwendungen und Erzeugungsansätze für SLP-Modelle zusammen. Die Anwendungsbereiche für die synthetischen SLPs können nicht ausschließlich einzelnen Erzeugungsansätze zugeordnet werden. Daher sind diese nach ihrer alphabetischen Abkürzungsform geordnet.

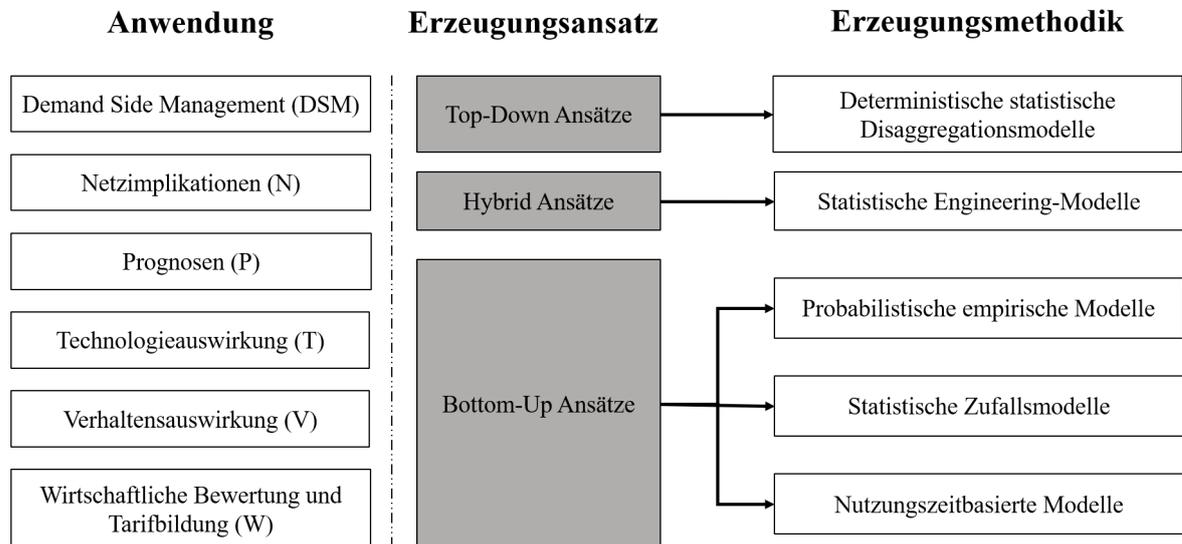


Abb. 3.3.: Anwendungen und Methoden zur Erzeugung von Stromlastprofilen. Eigene Darstellung in Anlehnung an Grandjean et al. (2012).

In diesem Abschnitt wurden die Methoden zur SLP-Modellierungen erläutert. Es ist anzumerken, dass sich die Auflistung der Modelle fast ausschließlich auf den Wohngebäudesektor bezieht, da in diesem Themenfeld ausgiebigere Literatur vorhanden ist. In den folgenden zwei Abschnitten wird auf den aktuellen Stand der Literatur von SLPGs für Wohn- und Nichtwohngebäude eingegangen und diese mit vergleichenden Kriterien abgebildet.

3.1.5. Stromlastprofilgeneratoren für Wohngebäude

Stromlastprofilgeneratoren (SLPGs) können als SLP-Modelle verstanden werden, die parametrisierbar sind. SLPGs sind keine Neuheit in der Forschung. Schon seit den frühen 1980er Jahren wurden umfangreiche Modelle zur Generierung synthetischer SLPs für Haushalte bzw. Wohngebäude entwickelt (Walker und Pokoski, 1985). Einen guten Überblick von bereits entwickelten SLPGs und SLP-Modellen geben Hayn (2016); Pflugradt (2016); Proedrou (2021).

Da sich die vorliegende Arbeit auf die Erstellung von synthetischen SLP für Quartiere - in diesem Abschnitt spezifisch für Wohngebäude - fokussiert, wird im Folgenden ein Überblick über bereits entwickelte SLPGs gegeben. Die aufgeführten SLPGs sind unter Berücksichtigung von zwei Restriktionen ausgewählt. Die SLPGs sollen mindestens eine zeitliche Auflösung von 15 Minuten aufweisen und für die geographische Region von Deutschland anwendbar und parametrisierbar sein. Die zeitliche Auflösung von 15 Minuten wird als Stand der Technik erachtet, um mit einem mittelfristigen Betrachtungshorizont

von einem Jahr energetische Quartiersanalysen durchführen zu können. Besonders bei der anschließenden Bewertung der Wirtschaftlichkeit von PV-Anlagen oder Batteriesystemen ist eine hohe zeitliche Auflösung für eine realistische Darstellung notwendig (Linssen et al., 2017). Daher wird die zeitliche Auflösung der SLPs von mindestens 15 Minuten für die Modellierung von SLPs vorausgesetzt und als Kriterium bei der Auswahl der SLPGs festgelegt. Die Begrenzung des geographischen Raumes hat den Hintergrund, dass die Betrachtung von energetischen Quartiersanalysen in der vorliegenden Arbeit auf Deutschland begrenzt sind. Die Berücksichtigung von rechtlichen Vorgaben, Gebäudetypologien oder Verbrauchsverhalten von verschiedenen Ländern geht über den Rahmen dieser Dissertation hinaus. Die Methoden in dieser Arbeit entwickelten Methoden sind jedoch auch auf andere Länder skalierbar.

Die unter den beiden Auswahlbedingungen verbleibenden SLPGs werden unter sechs Kriterien betrachtet, die für die energetische Quartiersanalyse ausschlaggebend sind:

- Zeitliche Auflösung und Zeithorizont,
- Berücksichtigung von Wohngebäudetypen, wie MFHs oder GMHs,
- Individuelle (I) oder typisierte (T) SLP,
- Generierung von SLP für mehrere 100 Gebäude,
- Verbindung zu GIS-Anwendung oder sonstige Visualisierung der lokalen Gegebenheiten,
- Verfügbarkeit (keine, entgeltlich oder frei).

Tabelle 3.2 stellt die unter diesen Kriterien fallende SLPGs gegenüber und ordnet gleichzeitig die vorliegende Arbeit unter den gleichen Gesichtspunkten ein.

Tab. 3.2.: Stromlastprofilgeneratoren in Deutschland für Wohngebäude.

Autor	Plattform oder Institution	zeitl. Auflösung	Wohngebäudetypen	Ind. (I) oder typ. (T) SLP	Skalierbarkeit auf mehrere 100 Gebäude	Verbindung zu GIS-Anwendung	Verfügbarkeit	Eignung für Quartiersplanung
Alzate et al. (2014)	Universität Ulm	15 Min.	keine, nur Haushalte	I	für beliebig viele HH, nicht auf Gebäude skaliert	nein	keine	nein
Anvari et al. (2022)	Postdam-Institut für Klimafolgenforschung	30 Sek.	keine, nur Haushalte	I	für beliebig viele HH, nicht auf Gebäude skaliert	nein	keine	nein
Dickert und Schegner (2011)	TU Dresden	15 Min.	6 Haushaltstypen	I	für beliebig viele HH, nicht auf Gebäude skaliert	nein	keine	nein
Esslinger und Witzmann (2012)	TU München	1 Min.	definierbare Haushalte	I	für beliebig viele HH, nicht auf Gebäude skaliert	nein	keine	nein
Fischer et al. (2015)	SynPro	10 Sek.	EFH, RH, MFH klein, MFH groß	T	ja, da typisiert	nein	entgeltlich	ja, bedingt
Gottwalt et al. (2011); Gottwalt (2015)	KIT	15 Min. / 1 Min.	keine, nur Haushalte	I	für beliebig viele HH, nicht auf Gebäude skaliert	nein	keine	nein
Gobmaier (2013)	TU München	15 Min.	keine, nur Haushalte	I	für beliebig viele HH, nicht auf Gebäude skaliert	nein	keine	nein
Groß et al. (2017)	Universität Stuttgart	15 Min.	keine, nur Haushalte	I	für beliebig viele HH, nicht auf Gebäude skaliert	nein	keine	nein
Hayn (2016); Mainzer (2018)	RE3ASON	15 Min.	Gebäudetypologie nach IWU	I	ja, da typisiert	ja, mit 2D-Daten	keine	ja, bedingt

Tab. 3.2.: Stromlastprofilgeneratoren in Deutschland für Wohngebäude.

Autor	Plattform oder Institu- tion	zeitl. Auflö- sung	Wohngebäude- typen	Ind. (I) oder typ. (T) SLP	Skalierbarkeit auf mehrere 100 Gebäude	Verbindung zu GIS- Anwendung	Verfügbar- keit	Eignung für Quartierspla- nung
Metz (2013)	TU Dort- mund	15 Min.	keine, nur Refe- renzhaushalte	T	für beliebig viele HH, nicht auf Gebäude skaliert	nein	keine	nein
Pflugradt (2016)	LoadProfile- Generator	1 Sek.	Referenzgebäude und selbst de- finierbare Gebäude	I	nur sequenziell, mit viel Re- chenleistung und Zeit möglich	nein	frei	ja, bedingt
Köhler, 2023	SimStadt	5 Sek.	Gebäude- typologie nach IWU	I	ja, auf Gebäude von 3D- Gebäudemodelle bezogen	ja, mit 3D- Daten	frei	ja

Unter Berücksichtigung dieser Kriterien können drei SLPGs ermittelt werden, die neben der vorliegenden Arbeit für die energetische Quartiersplanung in Betracht gezogen werden können. Diese SLPGs von Fischer et al. (2015), Hayn (2016) und Mainzer (2018) sowie Pflugradt (2016) werden untenstehend ausführlicher vorgestellt.

Fischer et al. (2015) mit dem SLPG *SynPro*

SynPro ist ein Lastprofilgenerator, der am Fraunhofer-Institut für Solare Energiesysteme (ISE) entwickelt wurde und synthetische SLPs nach einem stochastischen Bottom-up-Ansatz erzeugt. Das Modell berücksichtigt den prognostizierten Bedarf von Haushaltsgeräten und integriert Einflüsse von haushaltsspezifischen und sozioökonomischen Faktoren. So sind beispielsweise Tagesabläufe von Bewohner:innen und die Anzahl der verfügbaren Geräte in einem Haushalt hinterlegt. Der Strombedarf wird von der Anzahl der Personen in einem Haushalt sowie vom jeweiligen Tag beeinflusst (das Verhalten der Bewohner:innen wird je nach Wochentag differenziert). Das Modell berücksichtigt auch den Zusammenhang zwischen dem Zeitpunkt des Verbrauchsbeginns und der Dauer der anschließenden Nutzung. Darüber variieren die Verhaltensmuster und die entsprechenden Bedarfe nach Jahreszeit (z. B. aufgrund unterschiedlicher Beleuchtungs- und Heizzeiten). Die höchste zu simulierende Zeitauflösung für elektrische Geräte beträgt zehn Sekunden. Die stochastische Annahme der Nutzung der jeweiligen Geräte basiert auf der Anzahl der Nutzungen des jeweiligen Geräts, der Nutzungszeit und der Nutzungsdauer und wurde aus Rohdaten einer großen deutschen ToU-Studie ermittelt. Elektrische Geräte werden in drei Kategorien unterteilt: direkt genutzte Geräte, Geräte im Standby-Modus und durchgängig laufende Geräte. Als Geräteprofile wurden Messdaten der TU Darmstadt verwendet. Die Besonderheit des Modells liegt in der Möglichkeit nach Haushaltsgrößen zu differenzieren. Das Verhalten der Bewohner:innen kann dagegen nicht simuliert werden (Fischer et al., 2015).

Hayn (2016) und Mainzer (2018) mit dem Werkzeug *Reason*

Reason ist ein umfassendes Modell, das mit der Zielstellung entwickelt wurde, als Entscheidungsinstrumentarium bei der Gestaltung urbaner Energiesysteme zu dienen (Mainzer, 2018). Der darin integrierte SLPG verwendet statistische Daten und ToU-Studien, um die Anzahl der Personen je Haushalt zu ermitteln und eine Geräteverteilung sowie deren Nutzungszeiten festzulegen. Dabei werden Tages- und Jahreszeiten wie auch wochenspezifische Nutzungszeiten von Geräten und deren Jahreslastprofile unterschieden. Die SLP können in 15-minütiger Auflösung über den Zeitraum von einem Jahr generiert werden. Die Ermittlung der SLPs findet unter Berücksichtigung der jeweiligen geographischen Lage statt, wobei die lokalen Gegebenheiten über Parameter bestimmt werden. Anhand von Gebäudetypologien werden die Anzahl der Haushalte je Gebäude auf Grundlage von 2-Daten bestimmt. Anschließend werden wöchentliche SLPs auf Haushaltsebene in 15-minütiger Auflösung erstellt (Hayn, 2016).

Pflugradt (2016) mit dem SLPG *LoadProfileGenerator*

Pflugradt (2016) hat in seiner Dissertation einen Lastprofilgenerator entwickelt, der ein psychologisches Bedürfnismodell zur Bestimmung des Nutzerverhaltens verwendet. Der Generator wurde für die Erzeugung von synthetischen Strom- und Wasserverbräuchen konfiguriert und wird bis heute weiterentwickelt. Das Modell fußt auf einem verhaltensbasierten und bedarfsmodellbasierten Bottom-up-Ansatz. Haushalte können sehr detailliert modelliert werden oder aus einer Auswahl an vordefinierten typisch deutschen Haushalten gewählt werden. Das gleiche gilt für Wohngebäudetypen. Lokale Wetterdaten werden ebenso berücksichtigt (Pflugradt, 2016). Auf dieser Grundlage berechnet das Modell synthetische SLPs in variabler Auflösung und variablem Zeithorizont. Dieses Verfahren erzeugt typische SLPs und ist mehrfach validiert. Die Ausführlichkeit birgt zur stromseitigen Quartiersanalyse einige Herausforderungen. Um gebäudespezifische synthetische SLP zu erzeugen, ist die Eingabe vieler Eingangsparameter und Konfigurationen je Gebäude notwendig. Dies ist für größere Quartiere äußerst zeitintensiv. Auch die Simulation von SLPs z. B. für ein Mehrfamilienhaus kann bis zu einer halben Stunde dauern. Es wird in der Beschreibung darauf hingewiesen, dass sich das Modell nicht für die Erzeugung von synthetischen SLPs von mehr als 1000 Personen eignet. Daher bleibt für die Quartiersanalyse nur die Erstellung von typischen SLPs für Gebäudetypen und die Anwendung dieser typisierten SLPs auf das gesamte Quartier (Pflugradt, 2016).

3.1.6. Stromlastprofilgeneratoren für Nichtwohngebäude

Die automatisierte Erstellung von SLPs von Nichtwohngebäuden ist aufgrund der Heterogenität der Nichtwohngebäudetypen sehr komplex, wie in Abschnitt 3.1.3 bereits beschrieben wurde. Auf der einen Seite ist es zeitaufwendiger und schwieriger als bei Wohngebäuden, Messdaten in hoher zeitlicher Auflösung und auf gebäudespezifischer Ebene für alle Nichtwohngebäudenutzungen zu beschaffen. Dies gilt insbesondere dann, wenn die Daten an Dritte bspw. für Modellierungszwecke weitergegeben werden. Größere Verbraucher (z. B. Industrie, Kaufhäuser etc.) unterliegen zwar in der Regel einer Lastgangmessung, decken damit aber nur einen kleinen Teil der Nichtwohngebäude ab. Nichtwohngebäudenutzungen wie Büros, Restaurants und vor allem öffentliche Gebäude sind davon jedoch nicht betroffen. Dieser Umstand erschwert eine detaillierte SLP-Modellierung und -Generation für Nichtwohngebäude. Auf der anderen Seite weisen viele Nichtwohngebäudenutzungen regelmäßige Stromlastverläufe auf, da z. B. öffentliche Gebäude oder Einkaufsläden festgelegte Öffnungszeiten besitzen. Die Öffnungszeiten bestimmen in diesem Fall den Verlauf des SLP maßgeblich wohingegen die Anzahl an Personen in einem Einkaufsladen oder in einer Schule einen geringeren Einfluss besitzen. Im Nichtwohngebäudesektor wird daher oft mit Energiekennwerten gearbeitet, welche die gemessenen Stromverbrauchsdaten und eine Bezugsgröße, z. B. die Energiebezugsfläche, Anzahl der Betten, Anzahl der Kund:innen bzw. Schüler:innen etc. ins Verhältnis setzen. Diese Energiekennwerte können jedoch lediglich dazu beitragen, den Jahresstrombedarf zu ermitteln. Eine höhere zeitliche Auflösung kann mit den SSLPs erlangt werden. In Deutschland liegen SSLPs für drei landwirtschaftliche und sechs gewerbliche Nutzungstypen in 15-minütiger Auf-

lösung und mit einer Unterteilung von Jahreszeiten sowie Werk-, Samstagen und Sonntagen vor (Fünfgeld, 2000). Diese Einteilung steht im deutlichen Kontrast zu den unzähligen Nutzungsarten für Nichtwohngebäude, die von Amtliches Liegenschaftskataster Informationssystem (ALKIS)-, WZ- oder BWZ-Kategorisierungen aufgezeigt werden.

Einige Studien haben sich bereits mit der Modellierung von zeitlich aufgelösten SLPs für Nichtwohngebäude bzw. einem Teil an Nichtwohngebäudenutzungen befasst. Lindberg et al. (2019) nutzt einem Bottom-Up-Ansatz, um synthetische SLPs für Nichtwohngebäude zu erstellen. Der Bottom-Up-Ansatz bedient sich eines Messdatensatzes von mehr als 100 Nichtwohngebäuden aus ganz Norwegen mit stündlicher Auflösung. Der Datensatz unterscheidet sieben Gebäudetypen mit den Varianten „normal“ und „energieeffizient“. Diese SLPs sind abhängig von der Tageszeit, der Außentemperatur und der Art des Tages (Wochentag und Wochenende). Die daraus resultierenden Parameterschätzungen charakterisieren die Strombedarf für jeden Gebäudetyp und jede Variante als flächennormierten Kennwert in kWh/m². SLPs werden damit für typische Tage, Wochen und Jahre erstellt und anschließend aggregiert, um Lastprognosen für ein bestimmtes Gebiet zu erstellen. Dabei sind nur die Außentemperatur und die Geschossflächen als zusätzliche Dateneingaben notwendig (Lindberg et al., 2019).

Eine Studie aus Mexiko wendet ebenso einen Bottom-Up-Ansatz an, um eine aktuelle Bewertung der Stromverbrauchsfaktoren von Nichtwohngebäudetypen zu ermitteln. Dabei werden acht Nichtwohngebäudetypen und drei klimatische Zonen für Mexiko unterschieden. Allerdings wird nur eine Schätzung des Jahresbedarfs der einzelnen Nichtwohngebäudetypen für ganz Mexiko bezweckt und es erfolgt keine zeitliche Auflösung der Daten (Lorentzen und McNeil, 2020).

Vaghefi et al. (2015) setzt ein hochdimensionales Clustermodell zur Bestimmung von SLPs in Nichtwohngebäuden ein. Das Clustering basiert auf gemessenen SLP-Zeitreihen aus den USA. Nach dem Clustering, wird ein Klassifizierungsmodell implementiert, um neue SLPs zu erstellen. Die Effizienz des vorgeschlagenen Modells wird anhand eines realen Anwendungsfalls untersucht (Vaghefi et al., 2015).

Aus brasilianischen Messdaten der Jahre 1993-1995 für den Gewerbe- und Industriesektor werden in Jardim et al. (2000) typische SLPs in 15-minütiger Auflösung erzeugt. Der Gewerbesektor wird in elf Gebäudenutzungen unterteilt, der Industriesektor in zwölf. Allerdings werden diese SLPs wieder zusammengefasst, mit aggregierten Messdaten verglichen und nicht auf Gebäudeebene angewendet.

Neben diesen Verfahren zeitlich aufgelöste SLP für Nichtwohngebäude zu erzeugen, kann es für manche Anwendungen ausreichend sein, den jährlichen Strombedarf zu bestimmen. Der jährliche Strombedarf wird dabei über Kennzahlen approximiert, die im Folgenden als Stromindikatoren (SIs bezeichnet werden. Ein Stromindikator (SI) ist ein auf eine charakteristische Kenngröße bezogener Strombedarfswert. Meistens werden die Strombedarfswerte auf eine Fläche bezogen (kWh/m²*a). Für einige Nichtwohngebäudenutzungen werden aber auch andere Bezugsgrößen erstellt, wie z. B. die Anzahl an Betten (kWh/n_{Bett}*a) für Krankenhäuser (González González et al., 2018) oder die Anzahl von Erwerbstätigen

(kWh/n_{Erwerbstätige} *a) für Bürogebäude etc. (Schloman et al., 2015). Die Bestimmung von Stromindikatoren (SIs) zur Ermittlung des jährlichen Strombedarfs für Nichtwohngebäude basiert auf vorgelegten Datenerhebungen. Ausführliche Studien zur Ermittlung von SIs zur Anwendung für deutsche Nichtwohngebäudenutzungen wurden von Schloman et al. (2015) und einer Studie des Bundesinstituts für Bau-, Stadt- und Raumforschung (BBSR) durchgeführt (für Bau-Stadt- und Raumforschung, BBSR). Schloman et al. (2015) fokussieren sich dabei auf den Gewerbe-, Handel- und Dienstleistungssektor und werten Datenerhebungen von 2011-2013 aus. Die Studie des BBSR umfasst neben Gewerbe-, Handels- und Dienstleistungsgebäuden auch öffentliche Gebäude. Die verwendeten Datensätze stammen dabei aus einer Datenerhebung im Rahmen des Forschungsprojektes *Forschungsdatenbank Nichtwohngebäude*, die ab 2015 erhoben wurde (für Bau-Stadt- und Raumforschung, BBSR).

3.2. Validierungsmaße und -metriken für synthetische Stromlastprofile

Die Ansätze zur Generierung von Lastprofilen sind ebenso vielfältig wie die Validierungs- bzw. Bewertungsmethoden, die die Repräsentativität von synthetischen SLPs evaluieren. Dieser dem Generierungsprozess nachgelagerte Validierungsprozess ist entscheidend, da die Qualität und Aussagekraft aller folgenden Verwendungen der synthetischen SLPs bspw. in einer Simulation oder Optimierung auf der Validität der SLPs beruhen. SLPs stellen oft wesentliche Eingangsdaten für komplexe Untersuchungen - wie von wirtschaftlichen und technischen (Machbarkeits-)Studien oder für die Auslegung bzw. Optimierung von Energiesystemen und deren Betrieb - dar (Kadurek et al., 2013; Bayram et al., 2018; Stegner et al., 2019; Hayn, 2016; Carpaneto und Chicco, 2008). In der Literatur finden sich viele Studien, die unterschiedliche Maße und Metriken³ zur Validierung von synthetisch erzeugten SLPs anwenden. Was alle Validierungsmethoden gemeinsam haben, ist der Vergleich der synthetisch erzeugten SLP mit gemessenen Datensätzen und deren Eigenschaften oder der Vergleich mit SSLPs im aggregierten Zustand. Die wesentlichen Eigenschaften von gemessenen SLPs wurden bereits in Abschnitt 3.1.1 erläutert. Neben der zeitlichen und räumlichen Granularität, die maßgeblich den Verlauf eines SLP beeinflussen, kann der Validierungsprozess auf mehreren Ebenen stattfinden und ist davon abhängig, auf welche Charakteristiken besonderes Augenmerk gelegt wird. In den meisten Fällen werden einige charakteristische Indikatoren als Grundlage für einen Vergleich herangezogen und die daraus abgeleiteten prozentualen Abweichungen bestimmt.

In den folgenden Abschnitten 3.2.1 - 3.2.7 werden Vergleichsmaße und -metriken vorgestellt, die in der Literatur zur Bewertung von synthetisch erzeugten SLPs Anwendung finden. Des Weiteren wird die Eig-

³Ein Maß oder eine Maßzahl ist ein einheitsbezogener Zahlenwert, der gemessen bzw. gezählt werden kann (z. B. jährlicher Strombedarf in kWh). Eine Metrik ist ein quantifizierbarer Zahlenwert, der aus einer oder mehr Maßzahlen gebildet wird. Eine Metrik dient dazu, Leistungen, Prozesse, Aussagen etc. vergleichbar zu machen und kann sowohl Einheiten in Form von Kennzahlen besitzen (z. B. der spezifische Strombedarf pro Quadratmeter und Jahr in kWh/m²*a) oder dimensionslos sein (z. B. Distanzmetriken)

nung dieser Vergleichsmaße bzw. -metriken, als Ähnlichkeitsmaß zu fungieren, bewertet. Im Zuge dieser Arbeit werden die Vergleichsmaße und -metriken in sechs Kategorien eingeteilt:

- Statistische Grundmaße,
- Distanzmetriken,
- Korrelationsmetriken,
- Performancemetriken,
- Methoden zur Aufdeckung von Zusammenhängen,
- Qualitätsmetriken für Clustering-Ansätze.

3.2.1. Statistische Grundmaße

Gemäß Groß et al. (2017) können SLPs als quantitative Datensätze eingestuft und damit als Kurven betrachtet werden, denen mathematische oder statistische Kennwerte zugeordnet werden können. Im Bereich der deskriptiven Statistik lassen innerhalb der Grundmaße zwei Kategorien unterscheiden:

- a) *Lagemaße* beschreiben, wie der Name bereits sagt, verschiedene Positionen in einem Datensatz, die durch einen einzelnen Wert ausgedrückt werden. Dazu gehören Maße der zentralen Tendenz, wie der arithmetische Mittelwert, Median und Modus, die das Zentrum einer Verteilung festlegen wie auch Minimal- oder Maximalwerte sowie Perzentile oder Quartile (Cramer und Kamps, 2020). Maße der zentralen Tendenz, z. B. der mittlere Verbrauch pro definiertem Zeithorizont, geben Auskunft über die Verteilung der gemessenen oder synthetischen Daten, indem sie die Häufigkeit des Auftretens über einen definierten Zeitraum vergleichen. Diese Werte können einen ersten Überblick über die SLPs geben und dienen oft als erste Einschätzung der allgemeinen Plausibilität. Abhängig vom betrachteten Zeithorizont können die Ergebnisse der Positionsmaße sehr unterschiedlich ausfallen. Der Mittelwert eines SLP ist z. B. je nach Tages- oder Nachtzeitraum, über einen Tag, eine Woche, einen Monat oder über ein Jahr differenziert zu betrachten. Der Modus oder auch Modalwert ist der am häufigsten vorkommende Wert in der Datenreihe.

Der arithmetische Mittelwert (\bar{x}) einer Datenreihe kann nach Gleichung (3.1) berechnet werden:

$$\bar{x} = \frac{\sum_{t=0}^n x_t}{n} \quad (3.1)$$

hierbei stellt n die Anzahl der Stromlastwerte über den betrachteten Zeithorizont und x_t die Summe der Stromlastwerte zu jedem Zeitpunkt t innerhalb des Zeithorizonts dar.

Der Median (\tilde{x}_g) berechnet sich für eine gerade Anzahl an Datenpunkten in einer Datenreihe nach Gleichung (3.2). Für eine ungerade Anzahl an Datenpunkten, lässt sich der Median \tilde{x}_u nach Gleichung (3.3) berechnen, wobei die Variablen x und n ihre Bedeutung aus Gleichung 3.1 beibehalten:

$$\tilde{x}_g = x\left(\frac{n+1}{2}\right) \quad (3.2)$$

$$\tilde{x}_u = \frac{x\left(\frac{n}{2}\right) + x\left(\frac{n}{2}+1\right)}{2} \quad (3.3)$$

Beim Vergleich von SLPs sind auch die Maxima und Minima in diversen Zeitintervallen aussagekräftige Indikatoren. Maximalwerte geben die Spitzenlast im definiert Zeitraum an, Minimalwerte können als Grundlast angesehen werden (Marszal-Pomianowska et al., 2016). Perzentile oder Quartile hingegen ermöglichen eine detailliertere Analyse der Datenverteilung und ihrer Varianz. Sie unterteilen einen Datensatz in gleiche Gruppen (z. B. Anzahl der Messdatenpunkte unter- oder oberhalb eines definierten Schwellenwertes) und zeigen, wie sich diese Gruppen zusammensetzen.

- b) *Streuungsmaße* geben die Streuung des Datensatzes in Bezug auf den Wert der zentralen Tendenz an. Streuungsmaße werden z. B. verwendet, um zu prüfen, ob gemessene und synthetische SLP-Daten eine ähnliche Streuung aufweisen. Diese Maße quantifizieren auch das Abweichungsverhalten charakteristischer Werte in einem Datensatz, z. B. über die Spannweite, die Standardabweichung, die Varianz oder den Interquartilsbereich. Diese geben an, inwieweit eine Verteilung gestreckt oder gestaucht ist (Cramer und Kamps, 2020). Streuungsmaße sind wichtige Indikatoren zur Plausibilitätsprüfung bei der Bewertung synthetischer SLPs, da sie nicht nur Einzelwerte, sondern auch die Verteilung der Daten vergleichen. Jedoch ist zu beachten, dass nur die Verteilung der Daten als Ganzes betrachtet wird, während der zeitliche Verlauf keine Beachtung findet.

Im Allgemeinen können diese grundlegenden statistischen Maße für eine erste Bewertung und einen Vergleich von synthetischen und gemessenen SLPs verwendet werden. In der Literatur finden sich zahlreiche Arbeiten, in denen die beschriebenen Maßnahmen als Grundlage für die Bewertung von Lastprofilen verwendet werden. Bayram et al. (2018) zeigen zum Beispiel, dass der Zeitpunkt von Nachfragespitzen im Winter eher nachts und im Sommer eher in den Nachmittagsstunden auftritt und somit mit der PV-Erzeugung zusammenfällt. Ge et al. (2016) bezeichnen die morgendlichen und abendlichen Lastspitzen als die wichtigsten Merkmale eines SLP von Haushalten. Darüber hinaus haben McLoughlin et al. (2015) herausgearbeitet, dass insbesondere Kunden und Kundinnen, die während der Spitzenlastzeiten Strom verbrauchen, von den Versorgungsunternehmen für Programme zur Nachfragereduzierung angesprochen werden sollten. Daher ist es wichtig, den Zeitpunkt von Nachfragespitzen sowie die einzelnen Faktoren, die zu diesen Nachfragespitzen beitragen, zu kennen. Bei Hayn (2016) wird zusätzlich die Metrik *Peak-to-Average-Ratio* (PAR) - das Verhältnis zwischen Spitzenleistung und Durchschnittsbedarf - angewendet.

Dabei bedeutet ein höherer PAR-Wert, dass die SLPs ausgeprägtere Leistungsspitzen aufweisen, was die Auslegung von Energiesystemkomponenten beeinflussen kann.

Mögliche Anwendungen verschiedener deskriptiver Maße und Metriken werden von Marszal-Pomianowska et al. (2016) aufgezeigt. Zur Validierung des dort vorgestellten SLP-Modells, werden Minimal- und Maximalwerte, Standardabweichungen und der mittlere Jahresstrombedarf pro Haushalt von synthetischen und gemessenen Stromlastdaten miteinander verglichen. Die Anwendung verschiedener statistischer Grundmaße wird ebenso von Li et al. (2018) beschrieben, wobei die Autoren die Bedeutung der Ermittlung der maximalen Nachfrage für die Dimensionierung von Komponenten des Stromverteilungsnetzes auf Systemebene betonen. In diesem Zusammenhang kann der Strombedarf pro Haushalt zwar für Planungsentscheidungen auf Haushaltsebene nützlich sein, z. B. für die Dimensionierung von Batteriespeichern oder die Bewertung der von PV-Anlagen erzeugten Elektrizität, doch ist diese Information im Zusammenhang mit der Netzplanung weniger aussagekräftig. Die Ergebnisse von Groß et al. (2017) deuten ebenfalls in diese Richtung. Werden bspw. die Maximalwerte und damit die Spitzenlasten, zu niedrig angesetzt, kann die Netztransportkapazität unterschätzt werden, was zu Sicherheitsproblemen im Netzbetrieb führen kann.

3.2.2. Distanzmetriken

Distanz- bzw. Abstandsmetriken bewerten inwiefern ein Punktepaar zweier vergleichbarer Datenreihen voneinander abweicht. Bezogen auf SLP sind die vergleichenden Datenreihen gemessene und synthetische Zeitreihen. Gängige Abstandsmetriken sind z. B. die euklidische Distanz, Manhattan-Distanz, Mahalanobis-Distanz oder die sogenannte Dynamic Time Warping (DTW)-Distanz. Distanzmetriken versuchen im Allgemeinen numerisch zu ermitteln, wie stark zwei Datensätze voneinander abweichen. Es können drei Kategorien unterschieden werden (Mori et al., 2016):

- a) *Formbasierte* Distanzmetriken vergleichen Zeitreihendaten auf der Grundlage der jeweiligen Werte und Form. Zu diesen Metriken gehören unter anderem die euklidische Distanz, der Manhattan-Abstand sowie die DTW-Distanz. Der euklidische Abstand beschreibt die kürzeste Distanz zwischen zwei Punkten und berechnet sich nach Gleichung (3.4):

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{t=1}^n (x_t - y_t)^2} \quad (3.4)$$

Dabei stellt $D(x, y)$ die aufsummierten Distanzen zwischen zweier Zeitreihen x und y dar; t beschreibt den Zeitpunkt und n die definierte Anzahl an Zeitschritten, also den Zeitraum, in welchem die beiden Zeitreihen betrachtet werden (Handl und Kuhlenkasper, 2017).

Die Manhattan-Distanz wählt einen anderen Ansatz und berechnet den Abstand zweier Punkte, in dem nicht der kürzeste Weg gewählt wird, sondern die Distanzen, die in vertikaler und horizontaler Richtung nötig sind, um von einem Punkt zum anderen zu gelangen. Dies lässt sich über den Betrag der jeweiligen Strecken in Richtung der y-Achse der x-Achse ausdrücken. Im Falle von zwei Zeitreihen, die die gleiche zeitliche Auflösung besitzen und miteinander verglichen werden, ist der Betrag des Abstands auf der x-Achse null und die Manhattan-Distanz wird zur euklidischen Distanz. Die Manhattan-Distanz ist definiert durch Gleichung (3.5):

$$D(x, y) = \sum_{t=1}^n |x_t - y_t| \quad (3.5)$$

Die DTW-Distanz ist in der Lage, Transformationen wie lokales Verzerren und Verschieben zu vollziehen, um den optimalen Abstand zwischen zwei Zeitreihen in ein definierten Zeitraum zu ermitteln. Dies verleiht der DTW-Distanz den Vorteil, auch auf Zeitreihen unterschiedlicher Länge angewendet werden zu können (Berndt, D. J. and Clifford, J. , 1994).

- b) *Edit-basierte* Distanzmetriken verfolgen einen anderen Ansatz bei der Bestimmung der Ähnlichkeit zwischen zwei Zeitreihen. Edit-basiert bedeutet, dass die synthetische Zeitreihe mit möglichst wenigen Änderungen (Löschen, Einfügen, Ersetzen) an die Originalzeitreihe angepasst wird. Neben der Edit Distance for Real Sequences (EDR) und der Edit Distance with Real Penalty (ERP) gehört auch die Longest Common Sub-Sequence (LCSS)-Distanz zu dieser Kategorie (Mori et al., 2016).
- c) *Merkmalsbasierte* Distanzmetriken wählen eine Reihe von Merkmalen sowohl aus der ursprünglichen als auch aus der synthetischen Zeitreihe aus und vergleichen diese Merkmale miteinander. Die auf der Pearson-Korrelation oder Kreuzkorrelation basierenden Abstände sowie der auf dem Fourier-Koeffizienten basierende Abstand oder der TQuest-Abstand fallen unter diese Kategorie (Mori et al., 2016).

Es ist anzumerken, dass die meisten Abstandsmetriken darauf ausgelegt sind, die Gleichheit oder Ungleichheit von Zeitreihen anzuzeigen. Daher ist eine Anwendung der Distanzmetriken bei bspw. Prognosemodellen zielführend, da aus den Ergebnissen geschlussfolgert werden kann, wie gut die Vorhersagen des Modells sind. Dabei steht im Vordergrund, dass die Abweichung bzw. der Fehler zwischen zwei Vergleichsdatenreihen so klein wie möglich gehalten werden soll. Bei der Generierung von synthetischen SLPs auf Quartiersebene geht es jedoch darum, SLPs zu erzeugen, die „nur“ ähnlich zu gemessenen SLPs sind - also über eine statistische Varianz verfügen - aber dennoch die wichtigsten Eigenschaften von SLPs abbilden. Für diese Bewertung der Ähnlichkeit von zwei Zeitreihen, sind die meisten Distanzmetriken nicht geeignet. Jedoch können zur Validierung von synthetischen SLPs Distanzmetriken aus der Kategorie b) und c) interessant sein. Der LCSS-Abstand, der die längste gemeinsame Teilfolge zwischen zwei

Zeitreihen ermittelt, könnte eine vergleichende Metrik darstellen, um die Ähnlichkeit dieser zu bewerten. Dabei wird der euklidische Abstand zwischen zwei Punkten der Vergleichszeitreihen berechnet und mit einem Schwellenwert verglichen. Ist der euklidische Abstand zwischen zwei Punkten kleiner als der festgelegte Schwellenwert, wird diesem Punktepaar der Wert 0 zugewiesen. Liegt dieser Abstand über dem Schwellenwert, wird er mit dem Wert 1 versehen und somit als „nicht gleich“ bewertet. Nach dieser Methode werden alle Datenpaare bewertet und eine Abstandsmatrix erstellt, aus der der LCSS-Wert abgeleitet wird. Auch der auf der Pearson-Korrelation basierende Abstand kann einen zusätzlichen Aufschluss darüber geben, wie ähnlich die SLP-Daten sind. Dieser Abstand variiert zwischen 0 und 1, wobei 1 eine affine Beziehung zwischen den beiden Zeitreihen anzeigt (Mori et al., 2016).

3.2.3. Korrelationsmaße

Im Gegensatz zu den Distanzmetriken konzentrieren sich Korrelationen bzw. Korrelationsmaße nicht auf den Abstand aller Datenpaare einer Zeitreihe, sondern auf die Stärke und die Richtung eines Zusammenhangs zwischen zwei Variablen innerhalb eines Datensatzes (Cichosz, 2015). Korrelationskoeffizienten geben an, wie zwei Zeitreihen zueinander in Beziehung stehen. Bekannte Maße in dieser Kategorie sind die Pearson-, Kendall- oder Spearman-Korrelationen. In einigen Studien (vgl. Abschnitt 3.2.8) wurde der Pearson-Korrelationskoeffizient auf Tagesmittelwerte oder aggregierte Stromlastdaten angewandt. Der Pearson-Korrelationskoeffizient gibt die Stärke einer linearen Beziehung zwischen gemessenen und synthetischen Daten an und eignet sich für die Anwendung auf kontinuierliche und normal verteilte Daten. Nicht lineare Beziehungen (exponentielle, logarithmische etc.) werden dabei aber nicht erkannt. Da SLP-Daten bereits in einigen Studien und mit verschiedenen Verfahren auf Normalverteilung getestet wurden (Kolmogorov-Smirnov (KS)-Test, Shapiro-Wilk-Test) und dabei festgestellt wurde, dass SLP-Daten nicht normal verteilt sind, haben die Korrelationsmaße nur begrenzte Aussagekraft (Kadurek et al., 2013; Carpaneto und Chicco, 2008; Ge et al., 2016; Munkhammar et al., 2014).

3.2.4. Performancemetriken

Performancemetriken werden auch als Fehlermaße oder Prognosequalitätsmaße bezeichnet (Barrot, Christian, 2007). Sie werden in der Regel für die Bewertung von Regressionsmodellen verwendet und vergleichen prognostizierte Werte mit Messdaten. Metriken wie der mittlere absolute Fehler (MAE)⁴, der mittlere prozentuale Fehler (MPE), der mittlere absolute prozentuale Fehler (MAPE), der mittlere absolute prozentuale Fehler (MSE) und die Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers (RMSE) oder deren normalisierte Form werden in der Literatur für den Vergleich von synthetischen und gemessenen SLPs verwendet. Der MAE gibt die durchschnittliche absolute Abweichung eines Prognosewertes vom tatsächlichen Wert an. Unterschätzungen und Überschätzungen werden ungerichtet kumuliert. Eine

⁴Für alle Abkürzungen der Fehlermaße werden die englischen Bezeichnungen verwendet, da diese dem üblichem Gebrauch entsprechen, bspw. MAE für *Mean absolute error*

mittlere absolute Abweichung von Null kann als perfekte Vorhersage interpretiert werden. Der MAE ist definiert durch Gleichung 3.6:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |x_t - y_t| \quad (3.6)$$

Dabei ist x der Wert zum Zeitpunkt t des gemessenen Datensatzes, y der Wert zum selben Zeitpunkt des synthetischen Datensatzes und n die Anzahl der Datenpunkte.

Der MPE stellt die durchschnittliche Abweichung des Prognosewertes vom tatsächlichen Wert dar. Dazu wird der gemessene Wert vom Prognosewert subtrahiert. Die Differenz wird mit dem gemessenen Wert gewichtet und anschließend werden diese Werte für alle Zeitpunkte aufsummiert (Andres und Spiwoks (2000)). Da die mittlere prozentuale Abweichung eine dimensionslose Größe ist, ist sie unabhängig von der betrachteten Größenordnung. Der MPE kann als mittlere prozentuale Abweichung zwischen synthetischen und gemessenen Werten interpretiert werden. Der MPE ist definiert durch Gleichung 3.7:

$$MPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \frac{x_t - y_t}{x_t} \quad (3.7)$$

Der MAPE drückt die durchschnittliche absolute prozentuale Abweichung zwischen Prognosewerten und gemessenen Werten aus. Der MAPE vereint die Vorteile des MPE und des MAE: die dimensionslose Darstellung sowie die eindeutige Interpretierbarkeit. So entspricht ein MAPE von Null einer perfekten Prognose. Der MAPE ist definiert durch Gleichung 3.8

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{x_t - y_t}{x_t} \right| \quad (3.8)$$

Der MSE wird durch das Quadrieren der mittleren Abweichung gebildet. Dadurch werden größere Abweichungen von den Messwerten höher gewichtet im Vergleich zu kleineren, vernachlässigbaren Abweichungen. Dies führt zu einer perfekten Prognose, wenn der MSE Null beträgt. Der MSE ist definiert durch Gleichung 3.9:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (x_t - y_t)^2 \quad (3.9)$$

Durch die Quadrierung beim MSE werden auch die Einheiten der Prognoseobjekte quadriert. In der Praxis wird daher die Quadratwurzel aus dem MSE gezogen. Dies führt zum RMSE, einer der am häufigsten

verwendeten Performancemetrik in der Wissenschaft (Barrot, Christian, 2007). Der RMSE ist definiert durch Gleichung 3.10

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (|x_t - y_t|)^2} \quad (3.10)$$

Performancemetriken zielen darauf an, eine Vorhersage mit einer Beobachtung zu vergleichen. Dabei soll die Differenz dieser beiden Entitäten so klein wie möglich - im besten Fall Null - gehalten werden. Die Ähnlichkeit im Sinne von Gleichheit zu bewerten steht hier im Vordergrund. Daher werden Performancemetriken, ähnlich wie Distanzmetriken, nicht als geeignet angesehen, um die in dieser Dissertation fokussierte Ähnlichkeit von SLPs zu bewerten. Als Ausnahme ist zu berücksichtigen, dass der Vergleich von SSLPs und Jahresdauerlinien (JDLs) der SLPs mit Hilfe von Performancemetriken dennoch dazu beitragen kann, einige Charakteristiken von SLPs zu bewerten. Stegner et al. (2019) vergleichen z. B. gemittelte Tageslastprofile von Smart-Meter Daten mit SSLPs. In diesem Zusammenhang wird der RMSE bestimmt und bewertet. Auch Bayram et al. (2018) und Ramírez-Mendiola et al. (2018) verwenden Performancemetriken zur Bewertung von synthetischen SLPs verglichen mit SSLPs.

3.2.5. Methoden zur Aufdeckung von Zusammenhängen

Diese Methoden sind darauf ausgerichtet die Zusammenhänge zwischen Beobachtungen bzw. Attributen eines Datensatz zu erkennen. Dabei werden Informationen über die Beziehung zwischen einzelnen Merkmalen bzw. Ausprägungen von Datensätzen gesammelt. Zur Erkennung von Beziehungen werden Signifikanztests angewendet, wie der t-Test, der ANOVA-Test und der Mann-Whitney-Wilcoxon-Test. Diese wurden auch bereits für den Vergleich von synthetischen und gemessenen SLPs verwendet (vgl. Abschnitt 3.2.8). Für die Anwendung des t-Tests oder des ANOVA-Tests sind jedoch - wie für die Anwendung von Korrelationsmetriken - normalverteilte Daten erforderlich. Da die SLP-Daten im Allgemeinen nicht normalverteilt sind (vgl. Abschnitt 3.2.3), sollten diese Tests nicht direkt auf SLP-Daten angewendet werden. Der Mann-Whitney-Wilcoxon-Test kann zwar auf nicht-normalverteilte Daten angewandt werden, benötigt jedoch ein diskretes binäres Attribut, das normale SLP-Daten nicht besitzen. Eine Anwendung ist in diesem Fall nicht zweckmäßig (Cichosz, 2015).

3.2.6. Qualitätsmetriken für Clustering-Ansätze

Bei der Betrachtung von Clustermethoden werden Qualitätsmetriken nach dem eigentlichen Clustering verwendet, um entweder Erkenntnisse über einzelne Cluster und Unterschiede zwischen ihnen (z. B. mit dem Davis-Bouldin-Index) zu ermitteln oder Erkenntnisse über alle Cluster (z. B. mit dem Dunn-Index bzw. dem durchschnittlichen Davies-Bouldin-Index) zu gewinnen. Diese Qualitätsmetriken beziehen sich jedoch auf die Qualität des Clustermodells, anstatt Rückschlüsse über die Ähnlichkeit von SLP-Daten zu-

zulassen (Cichosz, 2015). Aus diesem Grund und weil in dieser Ausarbeitung keine Clustering-Methoden verwendet werden, werden die Qualitätsmetriken für Clustering-Ansätze nicht weiter ausgeführt.

3.2.7. Vergleich der Jahresdauerlinie

Die meisten der zuvor genannten Vergleichsmaße und -metriken können direkt auf die Zeitreihen der SLPs angewendet werden d.h. der Verlauf des SLP wird nicht verändert. Der Vergleich der Jahresdauerlinie (JDL) von SLP wird in der Literatur jedoch häufig angewendet (Hayn, 2016; Bucher und Anderson, 2012; Bayram et al., 2018; Fischer et al., 2015; Richardson et al., 2010; Marszal-Pomianowska et al., 2016; Pflugradt, 2016) und wird daher als separates Vergleichsmaß mit aufgenommen. Dieses Vorgehen bedingt eine vorherige Sortierung der Zeitreihen - meist in abfallender Reihenfolge - über den Zeitraum von einem Jahr. Diese Sortierung wird als JDL bezeichnet. Ein Vergleich der JDLs von gemessenen und synthetischen SLPs ermöglicht die Gegenüberstellung der sortierten Leistungsbedarfe und deren Häufigkeit. Diese Angaben können für Auslegungszwecke von PV-Systemen nützlich sein und können ebenso die Wirtschaftlichkeitsberechnungen und Kapazitätsplanung unterstützen. Insbesondere das Verhältnis von Spitzenbedarf und durchschnittlichem Langzeitbedarf kann die Dimensionierung entsprechender Erzeugungseinheiten beeinflussen. Für den Vergleich von JDLs ist die Verwendung von Performancemaßen (vgl. Abschnitt 3.2.4) zweckmäßig, da die zeitabhängige, stochastische Komponente der SLPs durch die Sortierung der Werte eliminiert wird.

3.2.8. Zusammenfassung der Vergleichsmaße und -metriken in der Literatur

Die vorgestellten Vergleichsmaße und -metriken, die bereits in verschiedenen Studien zur Validierung von synthetischen SLPs angewendet wurden, werden in Tabelle 3.2.8 zusammengefasst. Die ersten beiden Spalten geben die Autor:innen der Studien und das Land⁵ an, für welches die SLPs generiert werden. In der dritten Spalte wird die Vergleichsbasis angezeigt, auf deren Basis die synthetischen SLPs verglichen wurden (z. B. gemessene SLP-Daten oder SSLP). Die darauffolgenden Spalten schlüsseln die Maße und Metriken auf, die zum Vergleich, zur Bewertung oder zur Validierung von SLPs in den Studien verwendet wurden. Die Maße und Metriken sind nach den zuvor beschriebenen Kategorien eingeteilt, wobei aus Gründen der Übersicht einige Maßtypen in einer Spalte zusammengefasst wurden.

⁵Die Länder werden in dem Abkürzungsformat der ISO-3166-1 ALPHA-3 angegeben.

Tab. 3.3.: Vergleichsmaße und- metriken in der Literatur nach Köhler et al. (2022).

Autor	Land	Vergleich mit	Lagemaße	Streuungsmaße	Distanz- und Performancemetriken	Korrelations-, Zusammenhangsmetriken
Bayram et al. (2018)	QAT	gem. Daten und SSLP	Min, Max Mittelwert, Median	proz. Abweich.	MAPE	Korrelation
Carpaneto und Chicco (2008)	ITA	aggregierte, gem. Daten von EFHs	Min, Max, Mittelwert	SD	-	KS-Test
Fischer et al. (2015)	DEU	gem. Daten	Max, Mittelwert	proz. Abweich. und SD	-	Pearson Korrelation (r)
Ge et al. (2016)	GBR	aggregierte, gem. Daten	-	-	MPE	-
George und Swan (2017)	CA	gem. Daten	Min, Max, Mittelwert, Median	proz. Abweichung, Perzentile	-	-
Granell et al. (2019)	GBR	gem. Daten	-	(norm.) proz. Abweich.	Euklidische & Manhattan-Distanz	-
Groß et al. (2017)	DEU	gem. Daten	Max, Mittelwert	proz. Abweich. und SD	-	Autokorrelationskoeffizient
Hayn (2016)	DEU	SSLP	Max	proz. Abweich. und SD	-	-
Hoogsteen et al. (2016)	NLD	gem. Daten	-	-	MAE	-
Iglesias und Kastner (2013)	ESP	gem. Daten auf nationaler Ebene	Max, Mittelwert	-	Euklidische & Mahalanobis Distanz	Pearson Korrelation (r), Dunn's index, Davis-Bouldin index, cluster balance
Kadurek et al. (2013)	NLD	gem. Daten	Mittelwert	proz. Abweich.	-	Kolmogorov-Smirnov Test, Vergleich von Verteilungen
Li et al. (2018)	GBR	gem. Daten	Min, Max, Mittelwert, Modus	proz. Abweich. und SD, ANOVA Analyse	Häufigkeitsdichtevergleich	-
Marszal-Pomianowska et al. (2016)	DNK	gem. Daten	Min, Max, Mittelwert	proz. Abweich. und SD	-	-
Martínez-Álvarez et al. (2019)	URY	gem. Daten	-	-	MAE, MAPE, RMSE	Dunn's Index, Davis-Bouldin Index, Silhouette, BIC
McLoughlin et al. (2015)	IRL	SLP Klassen	-	-	-	Davis-Bouldin Index
Metz (2013)	DEU	gem. Daten und SSLP	-	proz. Abweich.	-	Pearson Korrelation (r)
Muratori et al. (2013)	USA	gem. Daten	Mittelwert	SD, Konfidenzintervalle	-	r ² , Mann-Whitney U Test, Levene/ Brown-Forsythe Test
Pflugradt (2016)	DEU	SSLP	Min, Max, Mittelwert	proz. Abweich.	-	-
Ramírez-Mendiola et al. (2018)	GBR	gem. Daten	Mittelwert	proz. Abweich. und SD	-	Mann-Whitney U Test, Vergleich von Verteilungen, Kolmogorov-Smirnov Test
Stegner et al. (2019)	DEU	gem. Daten und SSLP	Bandweiten Analyse	proz. Abweich.	NRMSE, Häufigkeitsdichtevergleich	-

3.3. Anforderung an den Stromlastprofilgenerator für diese Arbeit

In den vorherigen Abschnitten (vgl. Abschnitt 3.1.5 und 3.1.6) wurden der aktuelle Stand der Technik für die Stromlastmodellierung von Wohn- und Nichtwohngebäuden sowie die verwendeten Maße und Metriken zur Validierung der synthetisch erzeugten SLP (vgl. Unterkapitel 3.2) vorgestellt. In diesem Abschnitt wird nun zusammengefasst, welche Anforderungen ein neu entwickelter SLPG erfüllen sollte, um die synthetischen SLP in der energetischen Quartiersplanung anzuwenden.

Die in dieser Dissertation entwickelte Methodik soll folgende Lücken in der Literatur schließen und folgende Anwendungen zulassen:

- a) Die zu entwickelnde Methodik soll in der Lage sein auf Grundlage von 3D-Gebäudedatenmodellen synthetische SLPs für Wohn- und Nichtwohngebäude zu erstellen.
- b) Die synthetischen SLP sollen dabei in einem Zeitintervall von mindestens 15 Minuten oder kleiner erzeugt werden.
- c) Die synthetischen SLP sollen ausgehend vom kleinsten Zeitintervall auch in größeren benutzerdefinierten Zeitintervallen und Zeithorizonten generiert werden.
- d) Die SLP-Generierung soll für eine größere Anzahl an Gebäuden (mehrere 100 bis 1000) ermöglicht werden
- e) Die SLP sollen gebäudespezifisch erzeugt werden, damit anschließende wirtschaftlichkeitsberechnungen auf Gebäudeebene durchgeführt werden können.
- f) Die SLP sollen je Gebäude einzigartig sein.
- g) Der entwickelte SLPG soll für die Quartiersplanung anwendbar sein. Das heißt der SLPG muss in der Lage sein, synthetische SLP mit einer anpassbaren zeitlichen Auflösung auf Einzelgebäudeebene bis zu mehreren 100 Gebäuden zu erzeugen. Gleichzeitig soll der zeitliche Rechenaufwand angemessen sein. Darüber hinaus müssen die SLP georeferenziert sein und mit einem hohen Automatisierungsgrad erstellt werden.

Die Simulation von zeitlich aufgelösten SLPs auf Gebäudeebene für Quartiere wird als notwendig erachtet, um Aspekte wie Sektorkopplung oder Netzwerk-/ Netzimplikationen von Technologien wie z. B. Elektrofahrzeugen oder Wärmepumpen zu berücksichtigen (Swan et al., 2011). Da diese Technologien oftmals pro Gebäude installiert werden und nicht je Haushalt (mit Ausnahme von EFHs), scheint eine gebäudespezifische Simulation von SLP zweckdienlich zu sein, um die Einflüsse dieser Technologien auf SLPs zu untersuchen. Eine Georeferenzierung wird für die energetische Quartierplanung ebenso als notwendig angesehen, da damit lokale Gegebenheiten berücksichtigt werden können.

4. Entwicklung eines Modells zur Simulation von gebäudespezifischen Stromlastprofilen

Im ersten Teil des methodischen Vorgehens, beschrieben in Unterkapitel 4.1, konzentriert sich die Arbeit auf die Entwicklung eines SLPG für Wohngebäude. Dabei werden 3D-Gebäudemodelle, statistische Daten und ein Datensatz mit gemessenen SLPs als Ausgangspunkt verwendet. Durch die Anwendung von Greedy-Algorithmen werden die 3D-Gebäudemodelle mit Haushalten und Personen befüllt. Die Generierung der gebäudespezifischen SLPs erfolgt mittels Häufigkeitsdichtefunktionen und Markov-Ketten. Der entwickelte SLPG ermöglicht die Erstellung von SLPs mit variabler Zeitspanne und zeitlicher Auflösung für ganze Stadtquartiere. Dabei werden verschiedene Arten von Wohngebäuden, wie beispielsweise EFH, MFH oder GMH, berücksichtigt.

Der zweite Teil des methodischen Vorgehens, dargelegt in Unterkapitel 4.2, konzentriert sich auf die Erstellung des SLPG für Nichtwohngebäude. Hierbei erfolgt zunächst eine Klassifizierung der Nichtwohngebäudenutzungen mithilfe einer hierarchischen Gebäudenutzungsbibliothek auf Basis von ALKIS-Codes. Zusätzlich werden den Nichtwohngebäuden über die Nutzungsbibliothek flächenspezifische Stromindikatoren zugeordnet, um den Jahresstrombedarf zu berechnen. Die zeitliche Auflösung des Jahresstrombedarfs erfolgt mittels SSLP und deren Zuordnung zu den ALKIS-Codes.

Im dritten Teil der methodischen Ausführungen, präsentiert in Unterkapitel 4.3, werden Maße und Metriken für den Vergleich von hochaufgelöste SLPs vorgestellt. Diese ermöglichen es, die Repräsentativität bzw. die Ähnlichkeit von synthetisch erzeugten und gemessenen SLPs zu untersuchen. Dabei liegt der Schwerpunkt auf Maßen und Metriken, die trotz einer gewünschten statistischen Variation der synthetisch erzeugten SLPs eine Einschätzung der Ähnlichkeit innerhalb eines bestimmten Sensitivitätsbereichs ermöglichen.

4.1. Synthetische Haushaltsstromlastprofile für Wohngebäude

Die Generierung individueller synthetischer SLP für alle Wohngebäudetypen erfolgt in mehreren Schritten, die im Folgenden erläutert werden. Zur Übersicht wird die Vorgehensweise in einem schematischen und vereinfachten Flussdiagramm in Abbildung 4.1 dargestellt. Eine Codierung im Flussdiagramm weist darauf hin, welche Prozessschritte im Rahmen dieser Arbeit neu hinzugekommen sind, welche weiterentwickelt wurden sowie welche bereits vorhanden waren: Letztere werden auf ein Minimum begrenzt und

dienen dem Verständnis. Diese bereits vorhandenen Prozessschritte werden im Flussdiagramm in Abbildung 4.1 ohne Umrandung ausgewiesen. Elemente mit gestrichelter Umrandung signalisieren bereits vorhandene Prozesse, die für die Zwecke dieser Dissertation verändert und weiterentwickelt wurden. Alle Prozessschritte mit durchgehender Umrandung sind neu entwickelte Prozessschritte. Der gesamte Prozess wird in den folgenden Abschnitten detaillierter erläutert. Dabei werden einzelne Teilprozesse in drei weiteren Flussdiagrammen näher beleuchtet. Die Teilprozesse sind in der Abbildung 4.1 als die Abschnitte zwischen *Start - A*, *A - B* und *B - Ende* definiert.

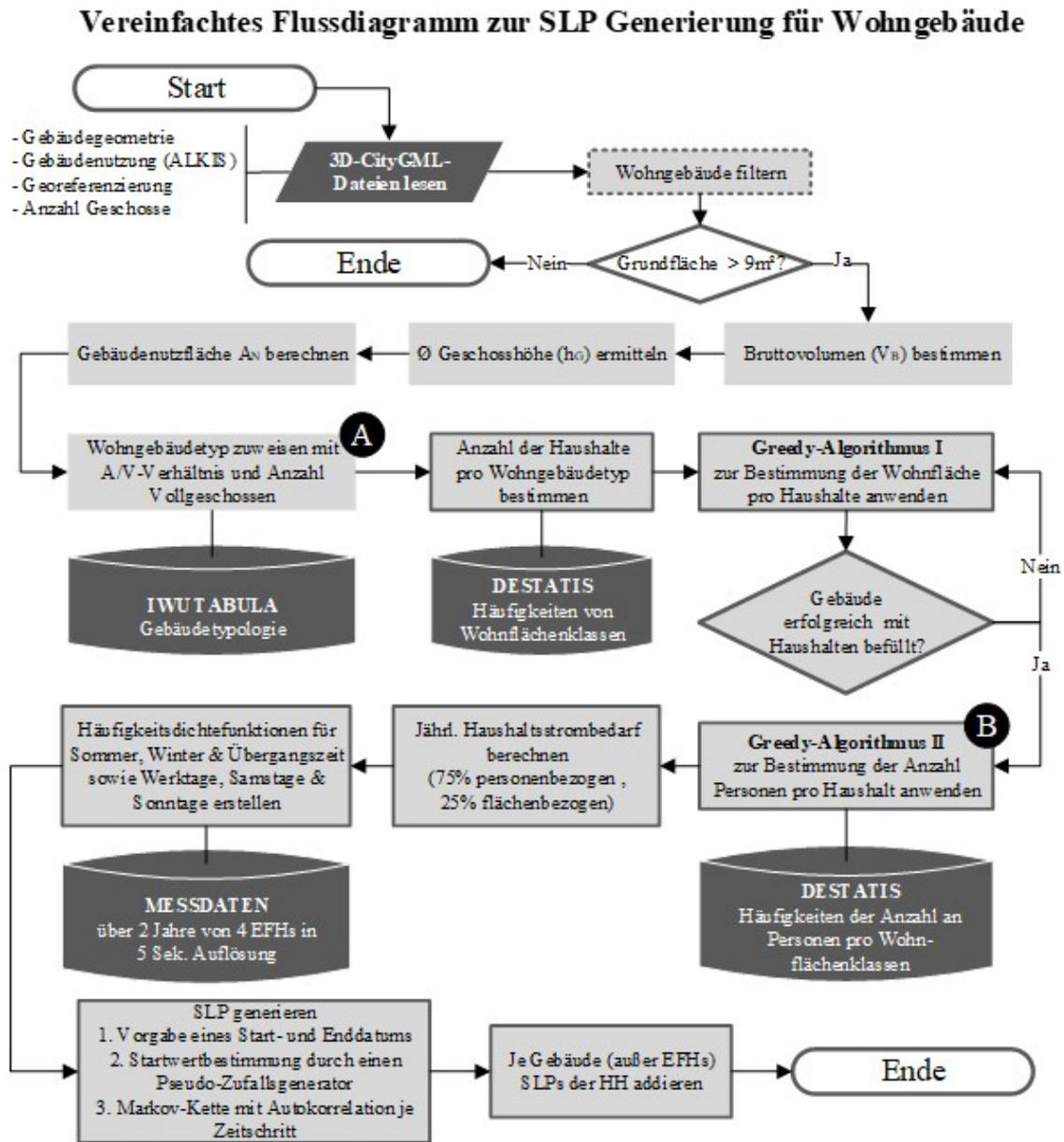


Abb. 4.1.: Flussdiagramm zur Vorgehensweise der Entwicklung des Stromlastprofilgenerators für Wohngebäude. Eigene Darstellung.

4.1.1. Vorgelagerte Prozessschritte für 3D-Gebäudemodelle

Aufgrund der Bestrebung ein Werkzeug zu entwickeln, das die lokalen Gegebenheiten sowie den spezifischen Gebäudebestand berücksichtigt, ist die Nutzung von GIS-basierten Anwendungen eine Möglichkeit dies flächendeckend zu berücksichtigen. GIS-basierte Daten stehen in Deutschland teilweise kostenlos zur Verfügung und werden von den jeweiligen Landesämtern für Geoinformation erstellt. Die in dieser Methodik verwendete Datengrundlage für den SLPG sind 3D-Gebäudedatenmodelle, sogenannte CityGML-Dateien. CityGML-Dateien speichern die geometrischen und georeferenzierten Informationen in einem Extensible Markup Language (XML)-Format¹. Die 3D-Gebäudedatenmodelle, die in *Geography Markup Language (GML)*-Format abgebildet werden, sind eine Anwendung dieses XML-Standards. Eine GML-Datei speichert raumbezogene Objekte nach einem standardisiertes Schema und mit Georeferenzierung - daher der Name *Geography Markup Language (GML)*. Das CityGML-Format ist eine Abwandlung des GML-Standards und wird explizit für die Aufnahme und Speicherung von Gebäudedaten zur Erstellung von z. B. digitalen Zwillingen verwendet. Das standardisierte Format wird vom *Open Geospatial Consortium* entwickelt und gepflegt (Open Geospatial Consortium, 2023).

Für die Darstellung von Gebäuden werden CityGML-Daten nach verschiedenen Detaillierungsgraden (LoD) klassifiziert, wobei LoD1 die Geometrie von Gebäuden als einfache Quader darstellt. LoD2 gibt detailliertere geometrische Informationen (wie Dachformen und -aufbauten) wieder. LoD3 spezifiziert weitere Details wie z. B. Angaben zu den Positionen der Fenster und Fassadenelemente. LoD4 beinhaltet schließlich auch Angaben zu der inneren Struktur des Gebäudes (Biljecki et al., 2016). Die Anwendbarkeit der in dieser Arbeit entwickelten Methodik erstreckt sich über alle LoD-Level mit Ausnahme der von LoD4. Da in GML-Dateien mit LoD4 bereits Informationen zu den Räumlichkeiten vorhanden sind, müssen die Wohneinheiten je Gebäude nicht mehr über Statistiken und Heuristiken bestimmt werden. Es ist jedoch unwahrscheinlich, dass in absehbarer Zeit flächendeckende Daten zu den Innenräumen von allen Gebäuden zur Verfügung stehen. Daher erscheint es zweckmäßig, eine Methode zur Befüllung der 3D-Gebäudemodelle mit Haushalten und Personen zu entwickeln, die auf der Detailtiefe von LoD2 oder LoD3 fußt. Für diese Arbeit werden CityGML-Modelle in LoD2 verwendet, da diese in Deutschland flächendeckenden zur Verfügung stehen. Ein weiterer Vorteil ist, dass die Datenmenge handhabbar bleibt. In Deutschland liegt die Dateigröße je nach Quartiers- bzw. Stadtteil- oder Kommunengröße im Durchschnitt zwischen 10-800 MB.

Innerhalb der CityGML-Dateien sind alle Gebäude mit einer einzigartigen Gebäude-ID² hinterlegt, die mehrere Gebäudeteile enthalten kann. Neben der georeferenzierten Gebäudehülle sind in Deutschland in

¹XML ist eine Markup-Sprache, die sich Ende der 90er aus dem HTML (Hypertext Markup Language)-Code entwickelt hat. Der XML-Standard wird vor allem dann angewendet, wenn große Mengen an Daten definiert und gespeichert werden sollen (Marchal, 1999).

²Die Gebäude-ID bzw. die Gebäudekennung besteht aus einer 16-stelligen Buchstaben- und Ziffernreihung

graphisch als Flussdiagramm zusammengefasst. Unter Berücksichtigung dieser Vorprozesse erläutert der nachfolgende Abschnitt 4.1.2, wie den 3D-Gebäudemodellen mit Hilfe der Gebäudenutzfläche A_N , der Wohngebäudetypologie und Zensus-Daten die Anzahl der Haushalte n_H pro Gebäude zugewiesen werden.

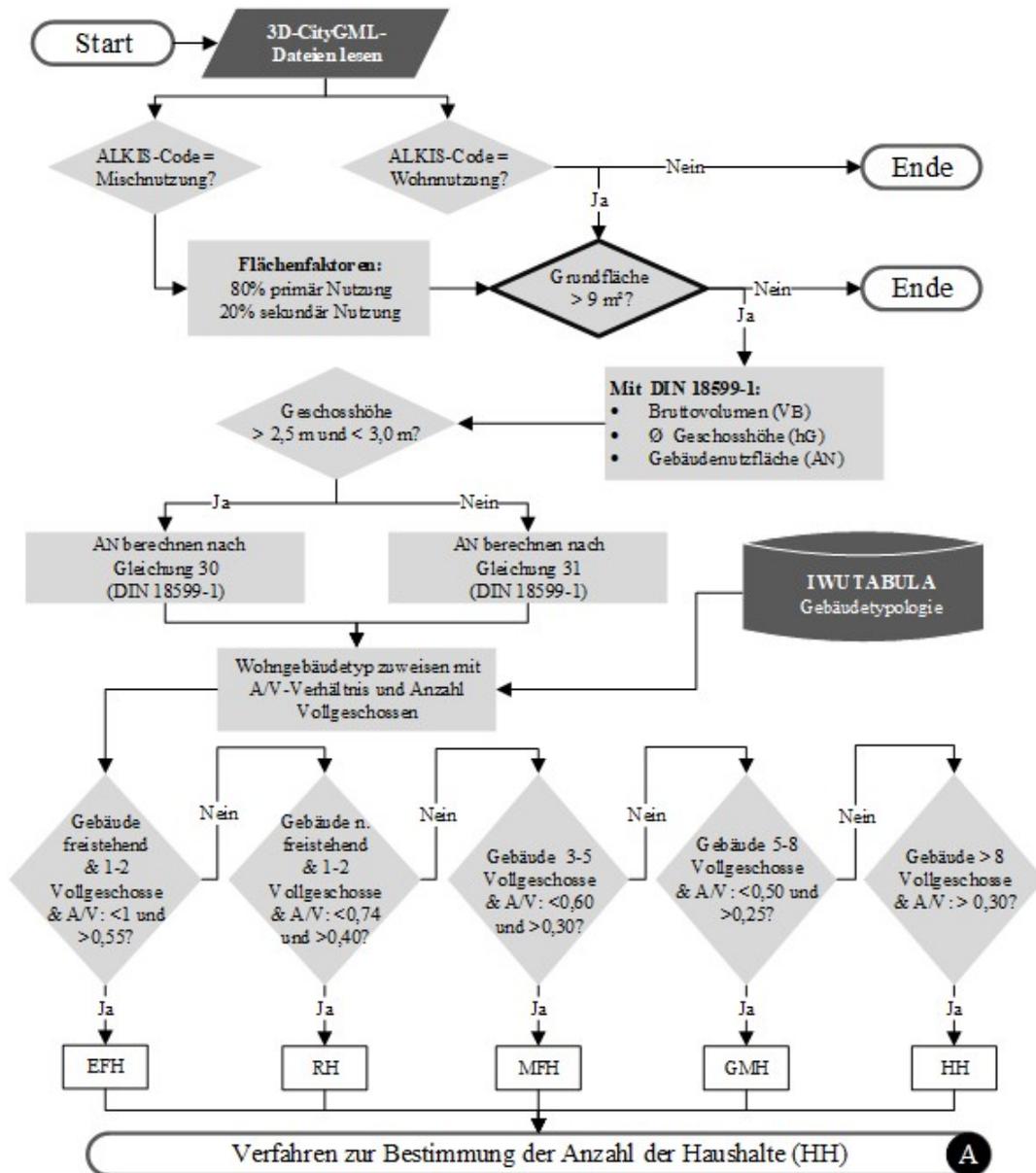


Abb. 4.2.: Flussdiagramm der Vorprozessschritte zur Bestimmung der Anzahl der Haushalte je Wohngebäude. Eigene Darstellung.

4.1.2. Bestimmung der Anzahl der Haushalte pro Gebäude

Für die Bestimmung der Anzahl der Haushalte pro Gebäude werden je Wohngebäudetyp Fallunterscheidungen getroffen. Für Wohngebäude, die als Einfamilienhaus (EFH) typisiert sind, wird angenommen,

dass diese aus einem einzelnen Haushalt bestehen. Damit sind keine weiteren Berechnungsschritte zur Ermittlung der Anzahl der Haushalte n_H für Einfamilienhäuser (EFHs) erforderlich. Reihenhäuser (RHs) werden je nach Gebäudenutzfläche entweder als EFH mit einem Haushalt oder als MFH mit zwei oder mehr Haushalten deklariert. Die Unterscheidung wird von der Gebäudenutzfläche A_N abhängig gemacht: Ist diese größer als die in (Destatis, 2018) angegebene durchschnittliche Wohnfläche eines Einfamilienhaushalts von $130,8 \text{ m}^2$, wird das Gebäude als MFH eingestuft, ansonsten als EFH. Für alle MFHs, GMHs und HHs wird die Gebäudenutzfläche A_N vor der Ermittlung der Anzahl der Haushalte um 41% reduziert (Verein deutscher Ingenieure, 2013) und damit die Wohnfläche pro Gebäude approximiert. Diese Reduktion begründet sich in der Tatsache, dass die Gebäudenutzflächen A_N z. B. Versorgungs-, Verkehrsflächen und baulichen Flächen umfasst, diese aber nicht zur Wohnfläche zählen. Über die verbleibende Wohnfläche wird die Anzahl der Haushalte n_H in einem MFH, einem GMH oder einem HH durch das Verhältnis der Gebäudenutzfläche A_N zur durchschnittlichen Wohnfläche A_W des jeweiligen Wohngebäudetyps bestimmt. Die durchschnittliche Wohnfläche A_W wird für Mehrfamilienhäuser (MFHs) mit $80,2 \text{ m}^2$, für große Mehrfamilienhäuser (GMHs) mit $62,4 \text{ m}^2$ und für Hochhäuser (HHs) mit $54,3 \text{ m}^2$ festgelegt (Destatis, 2018). Die Anzahl der Haushalte n_H für MFHs, GMHs und HHs wird somit nach den Gleichungen (4.1 - 4.3) berechnet:

$$n_{HMFH} = A_W / 80,2 \text{ m}^2 \quad (4.1)$$

$$n_{HGMH} = A_W / 62,4 \text{ m}^2 \quad (4.2)$$

$$n_{HHH} = A_W / 54,3 \text{ m}^2 \quad (4.3)$$

Alle Ergebnisse für die Berechnung der Anzahl der Haushalte n_H werden auf ganze Zahlen gerundet. Somit wird nur eine ganzzahlige Anzahl an Haushalten in einem Gebäude berücksichtigt, wobei die üblichen Rundungsregeln gelten.

4.1.3. Bestimmung der Wohnfläche pro Haushalt (Greedy-Algorithmus I)

Nach der Festlegung der Anzahl der Haushalte n_H pro Wohngebäude wird jedem Haushalt eine spezifische Wohnfläche in m^2 zugeordnet. Mit Hilfe von Häufigkeitsverteilungen von Wohnflächengrößen pro Haushalt, die aus der Zensusdatenbank stammen (Statistische Ämter des Bundes und der Länder, 2014), erfolgt die Zuordnung über eine Heuristik. Heuristische Verfahren werden in der Regel eingesetzt, um eine Lösung zu finden, wenn der Aufwand für die Suche nach einer optimalen Lösung unverhältnismäßig hoch ist (Zimmermann, H.-J., 2008). Ein gutes heuristisches Verfahren erfüllt nach (Silver et al., 1980) vier Kriterien bei der Lösungsfindung und Anwendung. Die Lösungen sollten mit realistischem Rechenaufwand gefunden werden und in der Nähe des Optimums liegen. Chancen für schlechte Lösungen sollten so klein wie möglich gehalten werden und die Heuristik sollte so leicht wie möglich zu verstehen sein. (Zimmermann, H.-J., 2008) ergänzt, dass der benötigte Speicherplatz so gering wie möglich gehalten werden sollte und die Anwendung der Heuristik so wenig wie möglich von Änderungen an der Daten-

oder Modellstruktur abhängig sein sollte. Für jede Lösungsfindung muss daher zwischen Lösungsgüte, Rechenaufwand und Benutzerfreundlichkeit abgewogen werden (Zimmermann, H.-J., 2008). Da für das vorliegende Problem - die Bestimmung der Wohnfläche je Haushalt - für mehrere 100 Gebäude bzw. für mehrere 1000 Haushalte gelöst werden soll, wird ein robustes und effizientes Verfahren gewählt: ein Greedy-Verfahren in Form eines Greedy-Algorithmus. Im Gegensatz zu anderen Heuristiken ist der Greedy-Algorithmus einfach und wenig komplex (Cormen und Molitor, 2010). Dadurch gestaltet sich die Anwendung eines Greedy-Algorithmus effizient, schnell und er benötigt in der Regel weniger Speicherplatz. Der Nachteil des Greedy-Algorithmus liegt darin, dass möglicherweise keine optimale Lösung gefunden wird, da auf jeder Entscheidungsstufe die lokal beste Lösung berücksichtigt wird (Cormen und Molitor, 2010). Die Hauptfunktion dieses Algorithmus besteht daher darin, eine Entscheidung auf der Grundlage der aktuell verfügbaren Informationen zu treffen. Wenn mehr als eine Lösung die gegebenen Kriterien erfüllt, werden diese Lösungen als realisierbar betrachtet (Vince, 2002). Für Zuordnung der Wohnfläche pro Haushalt ist es ausreichend eine realisierbare Lösung zu finden, da die optimale Lösung - die tatsächliche Wohnfläche je Haushalt - nicht ohne empirische Erhebungen möglich ist.

Für den Greedy-Algorithmus zur Bestimmung der Wohnfläche je Haushalt für MFHs, GMHs und HHs (im Folgenden Greedy-Algorithmus I genannt) werden vier Rahmenbedingungen festgesetzt:

- (1) Die zuvor bestimmte Anzahl der Haushalte n_H pro Gebäude muss eingehalten werden (vgl. Abschnitt 4.1.2).
- (2) Die zur Verfügung stehende Wohnfläche A_W pro Gebäude muss in Summe vollständig von den Haushaltsflächen gedeckt werden.
- (3) Die statistischen Häufigkeiten für Haushaltswohnflächenklassen müssen eingehalten werden.
- (4) Die übrige Wohnfläche A_W für letzten Haushalt in einem Wohngebäude muss zwischen 40 m^2 und 160 m^2 liegen.

Ist ein Gebäude bis auf den letzten Haushalt befüllt, wird geprüft, ob die verbleibende Gebäudenutzfläche für den letzten Haushalt zwischen 40 m^2 und 160 m^2 liegt. Diese Grenzwerte wurden gewählt, da sie den Großteil an typischen Haushaltsflächen je Haushalt ($> 95\%$) in Deutschland repräsentieren (Statistische Ämter des Bundes und der Länder, 2014). Ist diese Bedingung erfüllt, wird die entsprechend verbleibende Gebäudenutzfläche an den Haushalt vergeben. Ist dies nicht der Fall, startet die Befüllung des Gebäudes mit Haushalten von Neuem. Der Prozess wird solange ausgeführt, bis die Bedingung erfüllt ist.

Die statistischen Häufigkeiten der Wohnflächengrößen in Deutschland decken Wohnflächen zwischen $20\text{-}219 \text{ m}^2$ ab und sind in eine Klassenbreite von 20 m^2 eingeteilt (Statistische Ämter des Bundes und der Länder, 2014). Die absoluten Angaben aus den Zensusdaten wurden in prozentuale Angaben umgewandelt, die die Häufigkeiten der einzelnen Haushaltswohnflächenklassen beschreiben (vgl. Tabelle 4.1):

Tab. 4.1.: Haushaltswohnflächenklassen und deren Häufigkeit in Deutschland.
Abgewandelte Daten auf Grundlage von (Statistische Ämter des Bundes und der Länder, 2014).

Haushaltswohnflächenklassen in m ²	Häufigkeit in %
< 39	5,0
40 - 59	17,5
60 - 79	23,5
80 - 99	17,3
100 - 119	12,4
120 - 139	10,7
140 - 159	6,1
160 - 179	2,9
180 - 199	1,8
200 - 219	2,8

Die Haushaltswohnflächenklassen wurden auf ein Minimum von 20 m² und ein Maximum von 219 m² begrenzt, damit der Algorithmus nicht zu kleine oder zu große Wohnungen ausgibt. Diese Begrenzung gilt nicht für ein EFH, da dieses als ein Haushalt gilt und damit die gesamte Gebäudenutzfläche als Wohnfläche deklariert wird. Für die Simulation werden die Häufigkeiten in Prozent durch die Multiplikation um den Faktor zehn in ganze Zahlen umgewandelt, um numerische Probleme zu vermeiden. Um innerhalb einer Haushaltswohnflächenklasse, die 20 m² umfasst, eine spezifische Haushaltswohnfläche zu vergeben, wird ein Zufallsindex (i) eingeführt. Der Zufallsindex (i) addiert innerhalb einer Haushaltswohnflächenklasse eine Zufallszahl N_r zwischen 0 und 20 zur entsprechenden Wohnflächenklasse hinzu (vgl. Gleichung 4.4 nach Köhler et al. (2021a)):

$$N_r = 20 + i * 20 + random(0 - 20) \quad (4.4)$$

Mit diesem Verfahren werden jedem Wohngebäude Haushalte mit spezifischen Wohnflächen zugewiesen. Der Pseudo-Code für diesen Greedy-Algorithmus wird in Köhler et al. (2021a) angegeben. Das beschriebene Vorgehen der Abschnitte 4.1.2 und 4.1.3 wird in Abbildung 4.3 zusammengefasst. Auch hier gilt dieselbe Kennzeichnung, wie in Abschnitt 4.1 beschrieben: Elemente ohne Umrandung sind bereits in der Simulationsplattform *SimStadt* vorhanden; umrandete Elemente sind im Zuge der vorgelegten Arbeit neu hinzugekommen.

4.1.4. Bestimmung der Anzahl der Personen pro Haushalt (Greedy-Algorithmus II)

Im Anschluss an die Bestimmung der Wohnflächen pro Haushalt erfolgt im nächsten Schritt die Zuweisung der Anzahl der Personen pro Haushalt. Hierfür wird ein weiterer Greedy-Algorithmus (Greedy-Algorithmus II) verwendet, um diese Zuweisung ebenso effizient zu gestalten (vgl. Abschnitt 4.1.3). Diesem Algorithmus sind zwei Bedingungen vorgegeben:

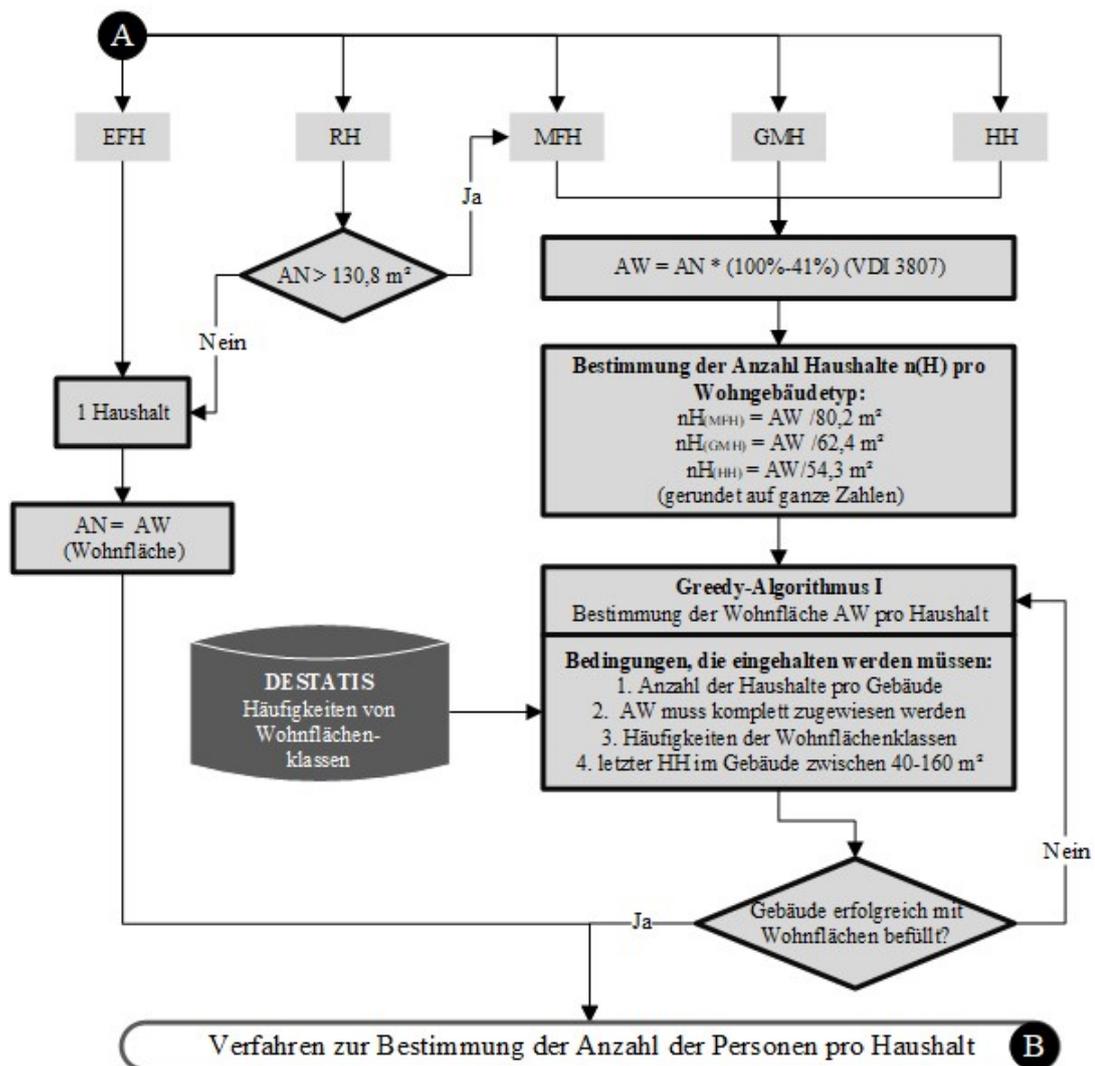


Abb. 4.3.: Flussdiagramm zur Bestimmung der Wohnflächen pro Haushalt. Eigene Darstellung

- (1) Die Anzahl der Personen pro Haushalt kann nur zwischen 1-8 Personen schwanken.
- (2) Die Häufigkeiten für die Anzahl der Personen pro Haushalt müssen je Haushaltswohnflächenklasse eingehalten werden.

Das Maximum an Personen pro Haushalt ist in den Zensusdaten nicht eingeschränkt (Statistische Ämter des Bundes und der Länder, 2014). Hier wird nur eine Angabe von „mehr als sechs“ Personen als Obergrenze angegeben. Da der Algorithmus jedoch nicht in der Lage ist, eine solche unbegrenzte Verteilung zu verarbeiten, wird die Anzahl der Personen pro Haushalt auf acht begrenzt. Für die Anzahl der Personen pro Gebäude wird keine Obergrenze festgelegt, sodass jeder Haushalt unabhängig von anderen Haushalten bewertet wird. Die statistischen Daten zu den Häufigkeiten der Personen pro Haushalt stammen aus den deutschen Zensusdaten (Statistische Ämter des Bundes und der Länder, 2014). Jeder Haushaltswohnflächenklasse ist eine Häufigkeitsverteilung für die Anzahl an Personen zugewiesen (vgl.

Tabelle 4.2). Jede dieser Häufigkeitsverteilung gibt an, wie hoch die Wahrscheinlichkeit ist, dass eine bestimmte Personenanzahl in einer Haushaltswohnflächenklasse lebt. Dabei sind die Haushaltswohnflächenklassen mit einem Inkrement bzw. einer Klassenbreite von 20 m² definiert. Die absoluten Angaben aus dem Zensus sind für die Häufigkeitsverteilungen in Prozentsätzen angegeben und summieren sich auf 100% pro Klassenbreite.

Tab. 4.2.: Häufigkeiten für die Anzahl der Personen in einer Haushaltsgrößenklasse.
Tabelle nach Köhler et al. (2021a).

Haushaltswohnflächenklasse	1 Pers.	2 Pers.	3 Pers.	4 Pers.	5 Pers.	6-8 Pers.
m ²	%	%	%	%	%	%
< 40	89,4	9,1	1,5	0	0	0
40 - 59	69,9	24,1	4,5	1,5	0	0
60 - 79	42,1	38,3	12,6	5,5	1,5	0
80 - 99	28,4	39,1	17,2	10,6	3,2	1,5
100 - 119	20,4	38,9	20,0	14,7	4,1	1,9
120 - 139	15,3	35,7	21,8	19,3	5,6	2,3
140 - 159	12,9	33,2	21,8	21,9	7,2	3,0
160 - 179	11,7	30,5	21,6	23,7	8,6	3,9
180 - 199	11,2	29,3	21,2	23,9	9,7	4,7
> 200	11,1	27,2	19,9	23,4	11,2	7,2

Mit diesem Vorgehen werden alle Wohngebäude in den 3D-Gebäudemodellen mit einer entsprechenden Anzahl von Personen befüllt. Dabei wird die Anzahl der Personen pro Haushalt in Abhängigkeit der Wohnfläche je Haushalt festgelegt.

4.1.5. Bestimmung des jährlichen Haushaltsstrombedarfs

Nach der Befüllung der Wohngebäude mit spezifischen Wohnflächen pro Haushalt und Personen pro Haushalt wird der jährliche Haushaltsstrombedarf pro Haushalt bestimmt. Hierzu werden die in der VDI 4655 Blatt 1 (2019) angegebenen jährlichen Strombedarfswerte pro Person W_{VDI} als Basiswerte verwendet. Um die statistische Varianz der Ergebnisse der jährlichen Haushaltsstrombedarfe zu erhöhen wird der jährliche Strombedarf nach Pflugradt (2016) von zwei Einflussgrößen abhängig gemacht. Es wird angenommen, dass 75% des jährlichen Strombedarfs von der Anzahl der Personen und 25% von der Fläche des Haushalts abhängen (Pflugradt, 2016). Dies bedeutet, dass ein Anteil von 75% der Basiswerte W_{VDI} aus der VDI 4655 Blatt 1 (2019) als personenbezogener Anteil W_P in die Berechnung des Jahresstrombedarfs eingehen (vgl. Gleichung 4.5).

$$W_P = 75\% * W_{VDI} \quad (4.5)$$

Der flächenbezogene Anteil am jährlichen Strombedarf W_A wird mit der durchschnittlichen Haushaltswohnfläche von $46,1 \text{ m}^2$ pro Person (UBA, 2022) in eine flächenbezogene Kennzahl in (kWh/m^2) umgewandelt (vgl. Gleichung 4.6).

$$W_A = (25\% * W_{VDI}) / 46,5 \text{ m}^2 \quad (4.6)$$

Die sich daraus ergebenden Werte für den personen- und flächenbezogenen Anteil am jährlichen Haushaltsstrombedarf sind in Tabelle 4.3 dargestellt. Auf Grundlage dieser Bestimmungen wird für jeden Haushalt ein jährlicher Strombedarf W_H nach Gleichung 4.7 approximiert, der von der Anzahl der Personen pro Haushalt n_P wie auch von der Wohnfläche pro Haushalt A_N abhängig ist. Dieser Vorgang wird auf jeden Haushalt angewendet, der auf Grundlage der 3D-Gebäudemodelle ermittelt wird.

$$W_H = W_P * n_P + (W_A * A_N) \quad (4.7)$$

Tab. 4.3.: Personen- und flächenbezogener Anteil des Jahresstrombedarfs.
Eigene Darstellung auf Basis von Daten der (VDI 4655 Blatt 1, 2019) und (UBA, 2022).

Anzahl der Personen	personenbezogener Anteil (75%) in kWh/Pers.*a	flächenbezogener Anteil (25%) in kWh/m² * a
1 Person	1.763	12,6
2 Personen	1.515	10,9
3 Personen	1.238	8,9
4 Personen	1.125	8,1
5 Personen	1.050	7,5
6 Personen (& mehr)	1.013	7,3

4.1.6. Häufigkeitsdichtefunktionen für die Simulation von Haushaltsstromlastprofilen

Um aus dem ermittelten Jahresstrombedarf pro Haushalt ein zeitlich aufgelöstes SLP abzuleiten, werden Häufigkeitsfunktionen auf Grundlage gemessener Stromverbrauchszeitreihen erstellt. Wie in Abschnitt 3.1.4 erläutert, können SLPs im Allgemeinen entweder durch Bottom-up- oder durch Top-down-Ansätze generiert werden. Da Bottom-up-Methoden sehr detailliert sind und (a) viele Inputdaten benötigen sowie (b) lange Rechenzeiten aufweisen wird in dieser Arbeit ein Hybrid-Ansatz gewählt.

Der hybride Ansatz baut auf einem Messdatensatz auf, der aus Stromlastzeitreihen von vier EFHs in fünf Sekundenintervalle über zwei Jahre besteht. Die Messdaten stammen von Smart-Meter-Stromzählern. Der Messdatensatz wird in einem ersten Schritt auf Fehler oder ungültigen Werte untersucht. Tabelle 4.4 zeigt einige Hauptmerkmale der vier Messdatensätze.

Tab. 4.4.: Analyse der gemessenen Stromlastdaten.

Auswertungsparameter	Einheit	Datensatz 1	Datensatz 2	Datensatz 3	Datensatz 4
Anzahl gem. Datenpunkte	[-]	8,03 Mio.	8,84 Mio.	9,02 Mio.	8,43 Mio.
Anzahl negativer Werte	[-]	50.767	0	16.685	2,88 Mio.
Anzahl fehlender Werte	[-]	4,59 Mio.	3,79 Mio.	3,60 Mio.	4,19 Mio.
Anteil an fehlerhaften Daten	[%]	36,8%	30,0%	28,7%	56,0%
Maximal Wert	[kW]	6,6	8,2	6,8	5,0
arithmetisches Mittel	[kW]	0,49	0,47	0,36	0,22
Median	[kW]	0,34	0,25	0,18	0,14

Zur Bearbeitung der Daten werden die Statistik-Programmiersprache *R* und die integrierte Entwicklungsumgebung *RStudio* verwendet (Posit Software, 2023). Dabei werden ungültige Zeitreihendaten, wie etwa negative Werte, entfernt. Die entstandenen Datenlücken, einschließlich anderer fehlender Daten, werden mithilfe des *R*-Pakets *Amelia* aufgefüllt. Dieses Paket ist darauf spezialisiert, Datenlücken in Zeitreihen zu schließen Honaker et al. (2011). Hierbei wird ein Bootstrap-Verfahren in Kombination mit einem Erwartungs-Maximierungs (EM)-Algorithmus kombiniert, um fehlende Werte in einem Datensatz zu ersetzen. Das Bootstrap-Verfahren ist eine statistische Methode, die sich mit der Stichprobenwiederholung (engl. Resampling) beschäftigt. Bohm und Zech (2020) beschreibt das Bootstrap-Verfahren wie folgt: „Aus der empirischen Verteilung von N Elementen werden M Bootstrap-Stichproben von N zufällig ausgewählten Elementen x_1^*, \dots, x_N^* zufällig gezogen. Dabei kann ein bestimmter Wert x_i^* mehrfach, oder nicht auftreten. Ein gesuchter Parameter, d.h. eine Funktion der Stichprobenwerte T , wird aus jeder Stichprobe ermittelt, sodass man eine empirische Verteilung von T erhält.“ Im Falle der SLP-Messdaten in dieser Arbeit entspricht N der Anzahl an Messwerten pro Haushalt, aus der zufällig ausgewählte Messwerte zu M Stichproben führen. Der EM-Algorithmus ist ein iteratives Verfahren, das abwechselnd die Zuordnung der Daten aus den M Bootstrap-Stichproben und die Funktion der Stichprobenwerte aus der neuesten M -Bootstrap-Stichprobe verbessert (Russell und Norvig, 2012).

In Kombination können beide Methoden fehlende Datenpunkte in einem multivariaten Datensatz ergänzen. Der *Amelia*-Ansatz beginnt mit einem unvollständigen Datensatz und gibt M imputierte Datensätze ohne fehlende Werte zurück. Der Algorithmus erstellt zunächst eine Bootstrap-Version der Originaldaten, schätzt die hinreichenden Funktionen der Stichprobenwerte durch das EM-Verfahren auf dieser Bootstrap-Stichprobe und fügt dann die fehlenden Werte in dem Originaldatensatz unter Verwendung der geschätzten hinreichenden Funktionen der Stichprobenwerte ein. Dieser Vorgang wird M -mal wiederholt, um M vollständigen Datensätze zu erzeugen, bei denen die beobachteten Werte gleich sind und die unbeobachteten Werte aus ihren vorherigen Verteilungen gezogen werden Honaker et al. (2011).

Die vervollständigten Zeitreihen werden anschließend je nach Kalendertag in Werktag, Samstag sowie Sonntag unterteilt, sodass drei von Tagestypen abhängige SLP-Kategorien unterschieden werden. Zusätzlich werden die nach Tagestyp kategorisierten Zeitreihen weiter unterteilt und die täglichen SLPs bezüglich der Jahreszeiten unterschieden. Hier wird sich an (Fünfgeld, 2000) gehalten und die Jahreszei-

ten *Sommer*, *Winter* und *Übergangszeit* festgelegt. Durch dieses Verfahren werden die täglichen SLP - ähnlich zu SSLPs - in neun Kategorien unterteilt (vgl. Abbildung 4.4).

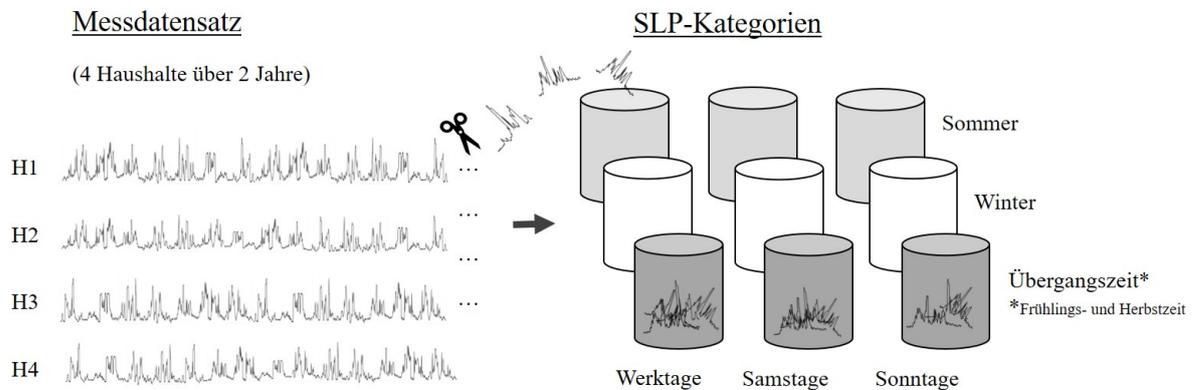


Abb. 4.4.: Kategorisierung der gemessenen Stromlastdaten. Eigene Darstellung.

Alle Zeitreihen innerhalb einer SLP-Kategorie werden anschließend übereinander gelegt. Aus den übereinander gelegten Lastprofilen lassen sich Histogramme für jedes Zeitintervall - hier 5 Sekunden - extrahieren. Ein Beispiel für ein solches Histogramm für Werktage im Winter ist in Abbildung 4.5 dargestellt. Aus Gründen der Übersichtlichkeit sind die Messdaten für diese Abbildung in 15-Minuten-Intervallen (x-Achse) zusammengefasst. Die y-Achse repräsentiert die Stromlast in kW ist in Segmente mit einer Klassenbreite von 50 W unterteilt. Die Farbcodierung der Segmente gibt an, wie viele Messdatenpunkte innerhalb eines Segments liegen. Je stärker die rote Färbung ist, desto häufiger liegt ein gemessener Wert in dem definierten Segment. Für jedes 15-Minuten-Intervall wird anhand dieser Segmentierung ein Histogramm erstellt, wobei jedes 50 W-Segment ein Klassenintervall im Histogramm darstellt. Die Histogramme zeigen die Häufigkeitsverteilung der gemessenen Stromlastdaten innerhalb eines Zeitintervalls. In Abbildung 4.5 ist erkennbar, dass die gemessenen Stromlastwerte nicht normal verteilt sind und je nach Tageszeit deutliche Unterschiede in der Leistungshöhe aufweisen. Dabei spiegelt sich der menschliche Tagesrhythmus sowie das typische Verbrauchsverhalten wider. Nachts, wenn die Menschen schlafen, sind nur Dauerverbraucher wie Kühlschränke, Kühltruhen oder Stand-by-Geräte in Betrieb und verbrauchen konstant oder zyklisch Strom. In den Morgenstunden steigt der Verbrauch allmählich an, da die täglichen Routinen beginnen. Nach der Mittagszeit nehmen die Aktivitäten, die Strom verbrauchen, kurzzeitig ab und steigen dann ab 15 Uhr während der Kaffeezeit und den Abendstunden rapide an, bevor sie zwischen 21 und 22 Uhr wieder abnehmen und die Abendruhe einsetzt. Dieser Rhythmus wird auch durch das arithmetische Mittel und den Median verdeutlicht. In Abbildung 4.5 wird das arithmetische Mittel durch eine dunkelblaue Linie und der Median durch eine hellblaue Linie dargestellt. Die beiden dunkelgrünen Linien repräsentieren das erste und dritte Quartil. Zwischen den beiden dunkelgrünen Linien liegen somit 50% der gemessenen Daten.

Um den Mittelwert, den Median und die Quartile in Abbildung 4.5 sichtbar darzustellen, wurde die y-Achse nach oben begrenzt. Alle gemessenen Werte, die größer als 1,7 kW sind, wurden im obersten

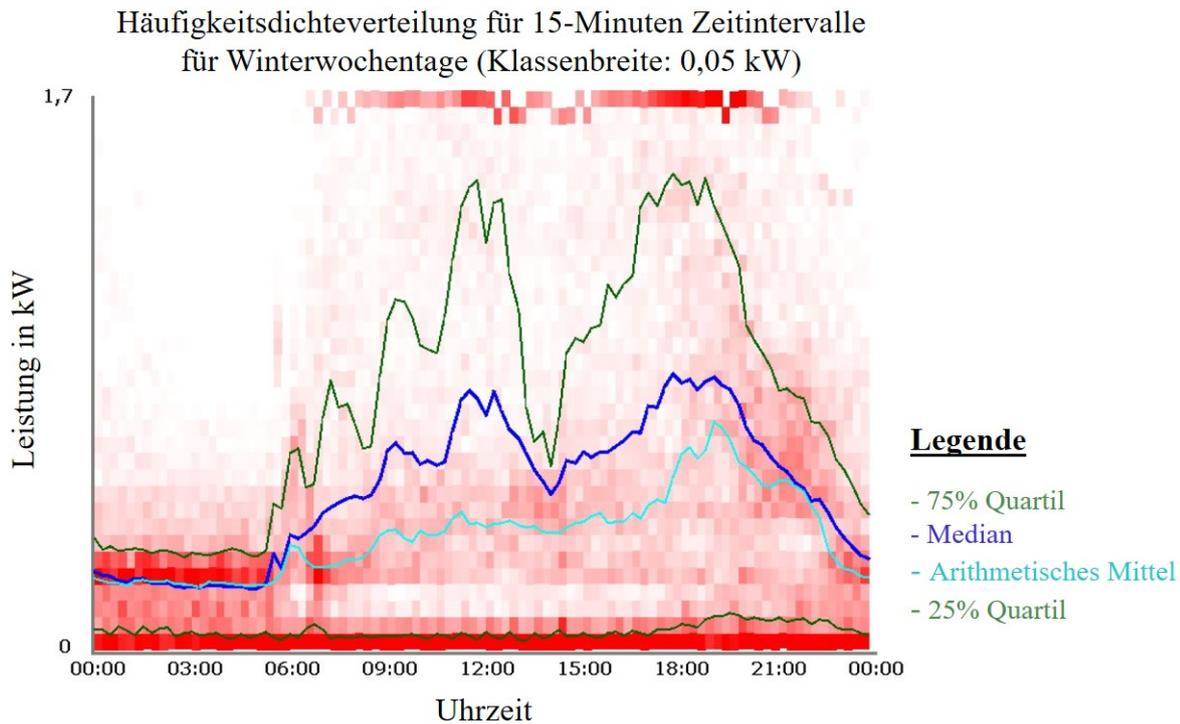


Abb. 4.5.: Histogramm aller Werktage im Winter in 15-minütiger Auflösung. Angepasste Darstellung aus Köhler et al. (2019).

Segment zusammengefasst. Daher sind in der Abbildung die deutlich eingefärbten Segmente zwischen 6 Uhr und 22 Uhr zu sehen. Es ist darauf hinzuweisen, dass die Messwerte für alle erfassten Haushalte insgesamt deutlich höhere Werte aufweisen, mit maximalen Stromlasten zwischen 6,6 kW und 42,2 kW.

4.1.7. Generierung synthetischer Haushaltsstromlastprofile über Markov-Ketten

Auf der Grundlage der Häufigkeitsverteilungen für jedes Zeitintervall und für jede Kategorie können die synthetischen SLPs über eine Markov-Kette generiert werden. Eine Markov-Kette ist ein stochastischer Prozess, bei dem das zukünftige Ereignis nur von seinem aktuellen Zustand abhängt und nicht von der Vergangenheit. Formell kann eine Markov-Kette als eine Folge von Zuständen definiert werden, bei der die Übergangswahrscheinlichkeiten zwischen den Zuständen gegeben sind (Bas, 2020). Eine zeitdiskrete Markov-Kette besteht aus einer Zustandsmenge und einer Übergangsmatrix. Die Zustandsmenge enthält alle möglichen Zustände, die die Kette annehmen kann, und die Übergangsmatrix gibt die Wahrscheinlichkeiten für den Übergang zwischen den Zuständen an (Bas, 2020). Eine Markov-Kette kann wie folgt beschrieben werden:

X_t sei eine Häufigkeitsverteilung, die die Verteilung der Zustände zum Zeitpunkt t repräsentiert. Die Zustände der Markov-Kette bilden eine diskrete Menge $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$.

Die Markov-Eigenschaft besagt, dass die Wahrscheinlichkeit des Übergangs vom Zustand s_i zum Zustand s_j nur vom aktuellen Zustand abhängt und nicht von der Vergangenheit der Kette. Sie wird durch die bedingte Übergangswahrscheinlichkeit definiert (vgl. Gleichung 4.8 nach Bas (2020)):

$$P(X_{t+1} = s_j | X_t = s_i) = P_{ij} \quad (4.8)$$

wobei P_{ij} die Übergangswahrscheinlichkeit von Zustand s_i zu Zustand s_j ist. Die Übergangswahrscheinlichkeiten bilden die Übergangsmatrix $P = [P_{ij}]$, wobei $P_{ij} \geq 0$ für alle i, j und $\sum_{j=1}^n P_{ij} = 1$ für alle i gilt. Die Markov-Kette ist vollständig beschrieben durch die Startverteilung π_0 , die eine Häufigkeitsverteilung für den Anfangszustand X_0 darstellt.

Die Häufigkeitsverteilung des Zustands X_t zum Zeitpunkt t wird durch die Gleichung 4.9 bestimmt (Bas, 2020):

$$\pi_t = \pi_0 \cdot P^t \quad (4.9)$$

Hierbei ist $\pi_t = [\pi_{t1}, \pi_{t2}, \dots, \pi_{tn}]$ die Häufigkeitsverteilung der Zustände zum Zeitpunkt t und P^t ist die t -te Potenz der Übergangsmatrix P . Der Startwert für die Markov-Kette wird über einen Pseudo-Zufallszahlengenerator³ erzeugt. Dieser Startwert berücksichtigt die Häufigkeitsverteilung der gemessenen Stromlasten für das gewählte Startdatum und die gewählte Startuhrzeit.

Bei SLPs ist es von Bedeutung, dass aufeinander folgende Datenpunkte innerhalb eines Datensatzes - hier innerhalb einer Zeitreihe - nicht unabhängig voneinander betrachtet werden, sondern dass die aufeinander folgenden Datenpunkte miteinander korrelieren. Bei der Betrachtung von täglichen SLPs ist eine Autokorrelation gegeben, da in einigen zeitlichen Sequenzen der Stromverbrauch aufeinanderfolgend steigt oder sinkt, anstatt nach jedem Zeitintervall nach oben oder unten zu springen. Frühere Untersuchungen, wie z.B. die Arbeiten von Capasso et al. (1994) und Duffy et al. (2010) haben sich ebenfalls mit der Erstellung von SLPs basierend auf Messdaten und Markov-Ketten befasst. Dabei wurde festgestellt, dass der Effekt der Tageszeit auf die Stromverbrauchsmuster nicht ausreichend modelliert wurde und die täglichen Spitzenzeiten nicht in den erwarteten Zeiträumen auftraten. Um diese Abhängigkeit zwischen den aufeinanderfolgenden Zeitpunkten in den synthetisch erzeugten SLPs zu berücksichtigen, werden nach der Ermittlung des Startwerts π zum Zeitpunkt t alle Werte, die sich in einem bestimmten Klassenintervall K befinden, herangezogen. Für alle Werte in diesem Klassenintervall $\pi_{aK}(t)$ wird untersucht, in welchen Klassenintervallen die Werte im darauffolgenden Zeitpunkt $t + 1$ liegen. Abhängig von der Häufigkeit,

³Pseudo-Zufallsgeneratoren sind in der Lage, Zufallszahlen innerhalb festgelegter Grenzwerte und unter Berücksichtigung einer Wahrscheinlichkeitsverteilung zu erzeugen. Dabei werden die Zufallszahlen durch deterministische Berechnungen generiert. Da dadurch die generelle Vorhersagbarkeit wegfällt, werden sie als Pseudo-Zufallszahlengeneratoren bezeichnet (Hinze, 2020). Detaillierte Informationen zum verwendeten Pseudo-Zufallsgenerator finden sich bei Betz (2018).

mit der die Messdatenpunkte in den Klassenintervallen im nächsten Zeitpunkt $t + 1$ eingeordnet werden, wird die nächste Häufigkeitsverteilung $\pi(t + 1)$ bestimmt. Von Zeitpunkt zu Zeitpunkt werden so die Häufigkeitsverteilungen in Abhängigkeit des Klassenintervalls des vorherigen Zeitschritts neu definiert.

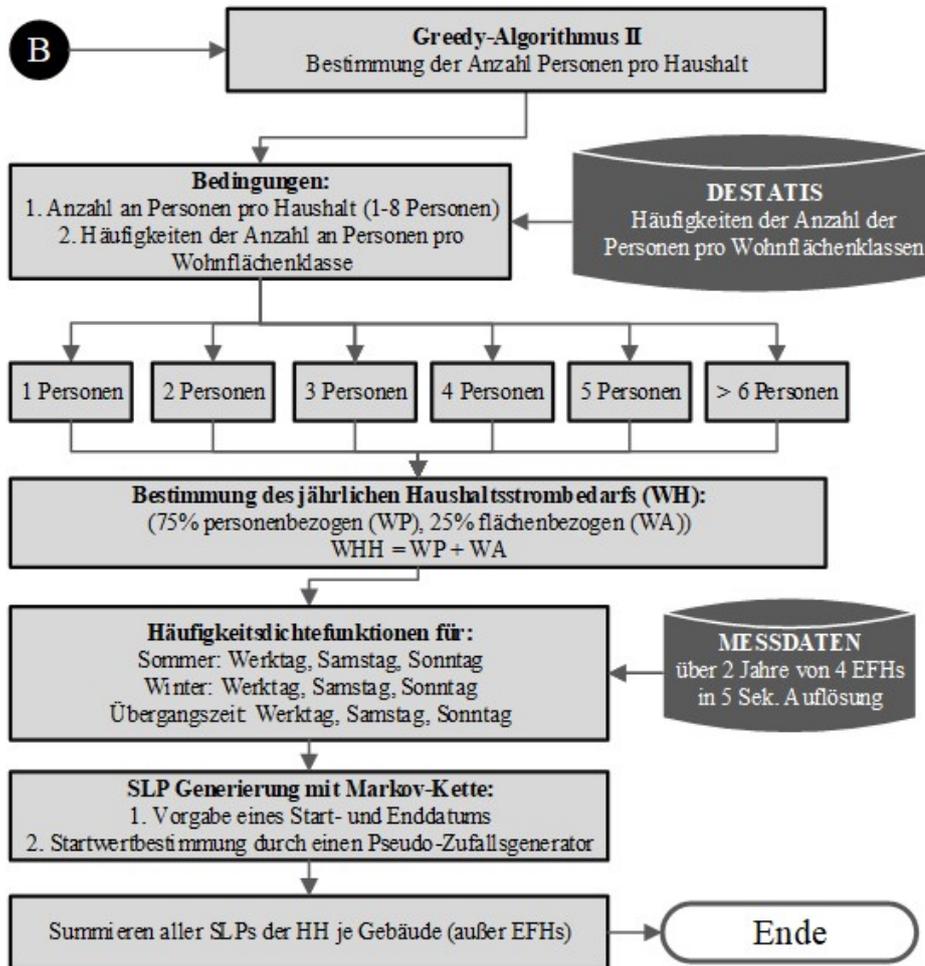


Abb. 4.6.: Flussdiagramm zur Bestimmung der Anzahl der Personen und zur Generierung der Stromlastprofile. Eigene Darstellung.

Innerhalb eines gewählten Klassenintervalls (mit einem Inkrement von 50W) wird ein Zufallswert zwischen 0 und 50 mithilfe eines ungewichteten Pseudo-Zufallszahlengenerators erzeugt und zum unteren Grenzwert des jeweiligen Klassenintervalls addiert. Diese Schritte werden für alle Zeitschritte eines Tages wiederholt, um tägliche synthetische Stromlastprofile (SLPs) zu erstellen. Zu Beginn jedes Tages wählt der Pseudo-Zufallszahlengenerator einen Startwert, der der Häufigkeitsverteilung entsprechend ausgewählt wird und von Wochentag und Jahreszeit abhängt. Dieser Startwert initiiert die Generierung der täglichen SLPs. Anschließend werden die täglichen SLPs aneinandergereiht, um je nach vorgegebenem Zeithorizont das entsprechende synthetische SLP zu erzeugen. Der Prozess zur Generierung der SLP wird

in Abbildung 4.6 zusammengefasst.

Um die Plausibilität der Methode zu überprüfen, werden 1000 SLP-Daten für Haushalte generiert und zu einem gemittelten Tageslastprofil aggregiert. Anschließend wird überprüft, ob diese mit den gemittelten Daten aus den Messdaten übereinstimmen. Dieser Abgleich dient dazu sicherzustellen, dass die Häufigkeitsdichtefunktionen in Verbindung mit der Markov-Kette funktionieren. Das Ergebnis dieses Vergleichs ist in Abbildung 4.7 dargestellt. Die gemittelten synthetischen Daten (in blau) weisen nur geringfügige Abweichungen zu den gemittelten Tageslastprofilen aus den Messdaten (in rot) auf, basierend auf 1000 generierten SLPs.

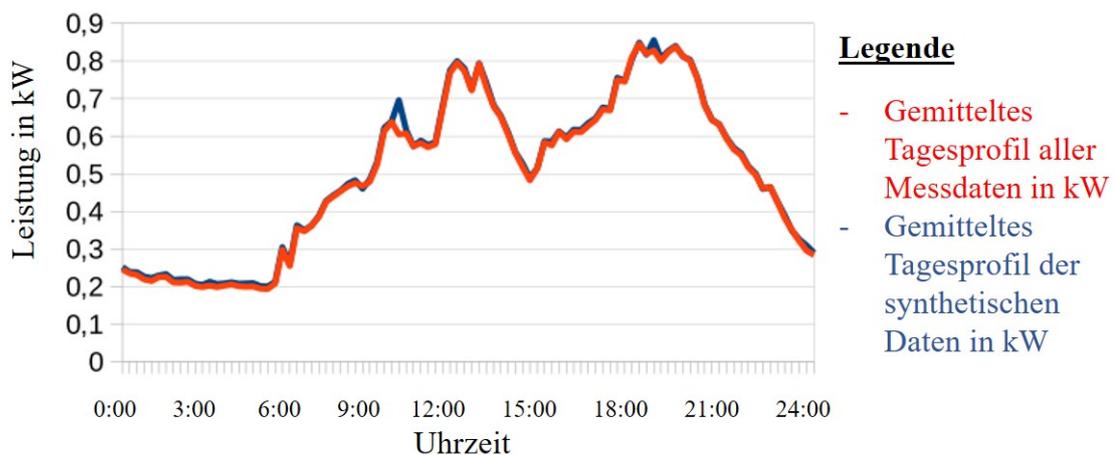


Abb. 4.7.: Plausibilisierung der Anwendung der Häufigkeitsdichtefunktionen. Angepasste Darstellung von Betz (2018).

4.2. Synthetische Stromlastprofile für Nichtwohngebäude

In diesem Unterkapitel wird das methodische Vorgehen beschrieben, um synthetische SLPs für Nichtwohngebäude zu erstellen. In Abschnitt 4.2.1 wird zunächst erläutert, wie die Vielzahl an Nichtwohngebäuden in Kategorien unterteilt wird. Anschließend werden in Abschnitt 4.2.2 den Nichtwohngebäudekategorien spezifische Stromindikatoren zugewiesen. Hierbei dienen zunächst Teilstromkennwerte für jede Nutzungszone innerhalb eines Nichtwohngebäudes als Grundlage. Mit Hilfe der ermittelten spezifischen Stromindikatoren wird der Jahresstrombedarf für jedes Nichtwohngebäude berechnet. Anschließend werden den Nichtwohngebäudegruppen Standardlastprofilen (SSLPs) zugeordnet. Die SSLPs werden entsprechend der Einteilung in drei Jahreszeiten und drei Tageszeittypen in einer 15-minütigen Auflösung auf den ermittelten Jahresstrombedarf verteilt.

4.2.1. Kategorisierung von Nichtwohngebäudenutzungen

Um die Vielzahl an Nichtwohngebäuden abbilden zu können, sind in Deutschland mehrere Kategorisierungssysteme bekannt, die in Abschnitt 3.1.3 vorgestellt wurden. Da in Deutschland flächendeckend ALKIS-Codes zur Verfügung stehen und diese in GIS-Karten verwendet werden, basiert die Klassifizierung der Nichtwohngebäudenutzung in dieser Arbeit auf den ALKIS-Codes. Im ALKIS-Objektartenkatalog von 2008 sind etwa 230 verschiedene Gebäudenutzungsarten⁴ aufgelistet (AdV, 2008). Die vierstellige Zahlencodierung lässt Einteilung der Gebäudenutzungen - inklusive der Hauptkategorie - bis zur vierten Ebene zu. Dies lässt eine Darstellung der Gebäudenutzungen von den drei Hauptkategorien, den 16 Kategorien in der ersten Unterkategorie oder den unzähligen Kategorien der zweiten und dritten Unterkategorie zu. Für die Quartiersplanung ist es aber essentiell, in kurzer Zeit einen guten Überblick über die lokalen Gegebenheiten zu entwickeln. Eine Übersicht zu den vorhandenen Gebäudenutzungen gehört dabei ebenso dazu. Die bestehende Aufteilung der ALKIS-Codes ist dafür weniger geeignet, da die Hauptkategorien zwar übersichtlich gehalten sind, alle weiteren Unterkategorien jedoch sehr zahlreich und damit schwer zu überblicken sind. Für die Kategorisierung der Gebäudenutzungen wird daher eine angepasste Struktur erarbeitet, die zwei Anforderungen erfüllen soll. Diese basieren auf dem Ziel, die Komplexität zu reduzieren und eine übersichtliche Darstellung zu gewährleisten. In der Wahrnehmungspsychologie wird beispielsweise empfohlen, Ordnerstrukturen oder Website-Kategorien auf sieben bis maximal zehn Kategorien zu beschränken und die Anzahl der Unterkategorien möglichst gering zu halten (Miller, 1956). Aus diesem Grundsatz ergeben sich die folgenden Bedingungen für die Kategorisierung der Gebäudenutzungen:

- I. Die oberste Ebene der Kategorisierung soll nicht mehr als zehn Hauptkategorien umfassen.
- II. Die hierarchische Struktur der Kategorien soll maximal zwei Unterkategorien haben.

Nach der Sichtung aller ALKIS-Codes können zehn Hauptgruppen identifiziert werden, denen alle ALKIS-Codes zugewiesen werden. Unter Berücksichtigung dieser zehn Hauptkategorien ist es möglich, alle verbleibenden ALKIS-Codes in zwei Unterkategorien einzuordnen. Die definierten Hauptkategorien mit der zugewiesenen Anzahl an ALKIS-Codes ist in Abbildung 4.8 dargestellt. Beispielhaft ist für die Hauptkategorie *Öffentliche Gebäude* ein kleiner Ausschnitt der hierarchischen Struktur von der ersten und zweiten Unterkategorie abgebildet. Die komplette Struktur ist in Anhang A.1 zu finden.

Eine hierarchische Struktur der Gebäudenutzungen hat neben der Reduktion von Komplexität zudem den Vorteil, dass zugewiesene Eigenschaften und Attribute an die erste und zweite Unterkategorie vererbt werden können. Dies erleichtert die Implementierung, wie in Kapitel 5 beschrieben wird.

⁴Wdh.: Der Objektarten-Katalog teilt Gebäudenutzung in drei große Hauptkategorien ein, und nutzt dabei einen vierstelligen Zahlencode. Die 1000er-Reihe umfasst Wohngebäude. Die 2000er-Reihe schließt alle Wirtschafts- und Gewerbegebäude ein und die 3000er umfasst alle Gebäude für öffentlich Zwecke.

Hauptkategorie	1. Unterkategorie	2. Unterkategorie	Anzahl zugewiesener ALKIS-Codes
<ul style="list-style-type: none"> ▶ Wohnen ▶ Gewerbe / Handel ▼ Öffentliche Gebäude 			16
			12
			46
	▼ Öffentliche Gebäude		9 von 46
		<ul style="list-style-type: none"> • Rathaus • Gericht • etc. 	1
		1	1
	▶ Bildung & Forschung		5 von 46
	▶ etc.		
<ul style="list-style-type: none"> ▶ Kultur, Religion & Event ▶ Gasgewerbe ▶ Industrie ▶ Land- & Forstwirtschaft ▶ Freizeit & Erholung ▶ Sonstige 			18
			9
			76
			16
			33
			8

Abb. 4.8.: Kategorisierung der ALKIS-Codes in zehn Hauptkategorien. Eigene Darstellung.

4.2.2. Bestimmung des jährlichen Strombedarfs mit spezifischen Stromindikatoren

Die Kategorisierung der Gebäudenutzungen stellt einen ersten Schritt dar, um die komplexe Vielfalt von Nichtwohngebäuden zu reduzieren. Aufgrund der dennoch bestehenden Heterogenität wird für die Bestimmung des jährlichen Strombedarfs die Anwendung spezifischer Stromindikatoren (SIs) vorgeschlagen. Diese spezifischen SIs werden für die Gebäudenutzungen mithilfe einer Studie des Bundesinstituts für Bau-, Stadt- und Raumforschung ermittelt, welche Vergleichswerte für den Energieverbrauch in Nichtwohngebäuden liefert (für Bau-Stadt- und Raumforschung, BBSR)⁵. In dieser Studie werden Teilenergiekennwerte (TEKs) je Nutzungskategorie (Z_{NK}) für verschiedene Nutzungszonen bereitgestellt, wobei die Energieintensität von Energieverbrauchern bzw. Geräten mittels Energieeffizienzklassen (EEKs) berücksichtigt wird. Die TEKs werden flächenbezogen für jede Zone und in Abhängigkeit von der Nutzungskategorie (NK) des Gebäudes angegeben. Daraus abgeleitet kann die Berechnung der SIs mit Gleichung 4.10 erfolgen:

$$SI_{NK,EEK} = \sum (TEK_{EEK,Z_{NK}} * A_{Z_{NK}}) \quad (4.10)$$

$SI_{NK,EEK}$ repräsentiert den von der Nutzungskategorie (NK) und der Energieeffizienzklasse (EEK) abhängigen spezifischen Stromindikator in kWh/m²*a. Die EEKs dabei berücksichtigen die Unterschiede in der Energieeffizienz von Geräten und Verbrauchern. Fünf Ausprägungen der EEKs werden unterschieden: *sehr gering*, *gering*, *mittel*, *hoch* und *sehr hoch* (für Bau-Stadt- und Raumforschung, BBSR).

⁵Diese wurde in Abschnitt 3.1.6 als die umfassendste, aktuellste und detaillierteste, zur Verfügung stehende Studie identifiziert.

Der Teilenergiekennwert $TEK_{EEK,Z_{NK}}$ und der spezifische Stromindikator $SI_{NK,EEK}$ haben beide dieselbe Einheit ($\text{kWh}/\text{m}^2 \cdot \text{a}$) und sind in DIN V 18599-10:2018 definiert. Der Unterschied besteht darin, dass der Teilenergiekennwert (TEK) dem Energiebedarf in einer spezifischen Nutzungszone innerhalb eines Gebäudes zugeordnet ist, während der spezifische SI den gewichteten spezifischen Strombedarf für die komplette Gebäudenutzfläche darstellt.

Die Nutzungszonen Z_{NK} innerhalb eines Nichtwohngebäudes sind abhängig von der Nutzungskategorie NK und werden anteilig der Gebäudenutzfläche in Prozent angegeben. Die Nutzungszonen Z_{NK} innerhalb eines Nichtwohngebäudes entsprechen den 44 Standardnutzungen, die in DIN V 18599-10:2018 definiert sind. Diese Zonen werden z. B. als Einzelbüro, Klassenraum oder Verkehrsfläche beschrieben; den meisten Gebäuden werden 3-5 verschiedene Hauptnutzungszonen zugewiesen (DIN V 18599-10:2018). Zusätzlich sind für jede Nutzungszone Z_{NK} TEKs für verschiedene Gewerke festgelegt. Insgesamt werden acht Gewerke definiert:

- Heizung (H),
- Warmwasser (WW),
- Beleuchtung (B),
- Luftförderung (L),
- Kühltälte (K),
- Hilfsenergie - Kälte (H_K),
- Be- und Entlüftung (BE) und
- Arbeitshilfen (A) (für Bau-Stadt-und Raumforschung , BBSR).

Die Aufteilung der TEK nach Gewerken ermöglicht es, diejenigen Gewerke anzupassen, die maßgeblich zum Stromverbrauch je nach Gebäudenutzungskategorie beitragen. Zum Beispiel ist es für die meisten öffentlichen Gebäude eher unwahrscheinlich, dass diese mit einer Kälteanlage ausgestattet sind, weshalb die TEK für die Gewerke *Kühltälte* und *Hilfsenergie - Kälte* nicht berücksichtigt werden müssen. Aus der Auflistung geht hervor, dass nicht alle Gewerke dem Stromverbrauch zugeordnet werden können. Da sich die vorliegende Dissertation mit der stromseitigen Bedarfssimulation befasst, werden Gewerke, die dem Wärmebedarf zugeordnet sind, wie z. B. *Heizung* oder *Warmwasser*, nicht in die Berechnung des Strombedarfs einbezogen. Dies basiert auf der Annahme, dass die Energie für diese Gewerke in der Regel nicht mit Strom erzeugt wird. Deshalb werden die Gewerke *Heizung* und *Warmwasser* für alle weiteren Betrachtungen ausgeschlossen. Die Gewerke *Beleuchtung* und *Arbeitshilfen* werden für die stromseitige TEK-Bildung als Standardausrüstung definiert, da diese in der Regel Strom als Energiequelle nutzen und in jedem Gebäude vorhanden sind. Die TEKs werden im Folgenden, da sich nur auf die stromseitigen Gewerke bezogen wird, als Teilstromkennwerte (TSKs) bezeichnet. Für die Gewerke *Luftförderung* und *Be- und Entlüftung* wird in Abschnitt 4.2.3 anhand eines empirischen Vergleichs geprüft, ob diese je nach Gebäudenutzung dem Strombedarf und damit dem TSK zugeordnet werden können.

Der Flächenanteil $A_{Z_{NK}}$ einer Nutzungszone wird in Prozent der gesamten Gebäudenutzfläche angegeben. Dieser Flächenanteil je Nutzungszone ist abhängig von der Gebäudenutzungskategorie. Die Wahl der EEKs und der berücksichtigten Gewerke für jede Nutzungskategorie erfolgt auf der Grundlage von Messdaten und auf Erfahrung basierenden Annahmen. Der komplette Prozess zur Ermittlung eines spezifischen SI wird im folgenden Abschnitt 4.2.3 für die Nutzungskategorie (NK) *Schule* erläutert.

4.2.3. Beispielhafte Bestimmung des Stromindikators für Schulen

Für die Ermittlung des spezifischen SI für die NK *Schulen* wurde auf Messdaten zurückgegriffen. Für die Validierung werden Messdaten aus zwei Kleinstädten in Süddeutschland verwendet, die im weiteren Verlauf als Stadt A und Stadt B bezeichnet werden. In Stadt A liegen jährliche Stromverbräuche von sechs Schulen vor, während in Stadt B sieben Schulen erfasst wurden. Diese Messdaten dienen als Grundlage für die Validierung des entwickelten Verfahrens.

Nach für Bau-Stadt-und Raumforschung (BBSR) werden Schulgebäude in elf Nutzungs-zonen unterteilt, von denen sechs Nutzungs-zonen als Hauptnutzungs-zonen deklariert sind. Abbildung 4.9 stellt diese Nutzungs-zonen mit dem jeweils zugewiesenen Flächenanteil beispielhaft dar. Die als Hauptnutzungen eingestuftten Bereiche sind mit einem Stern (*) versehen.

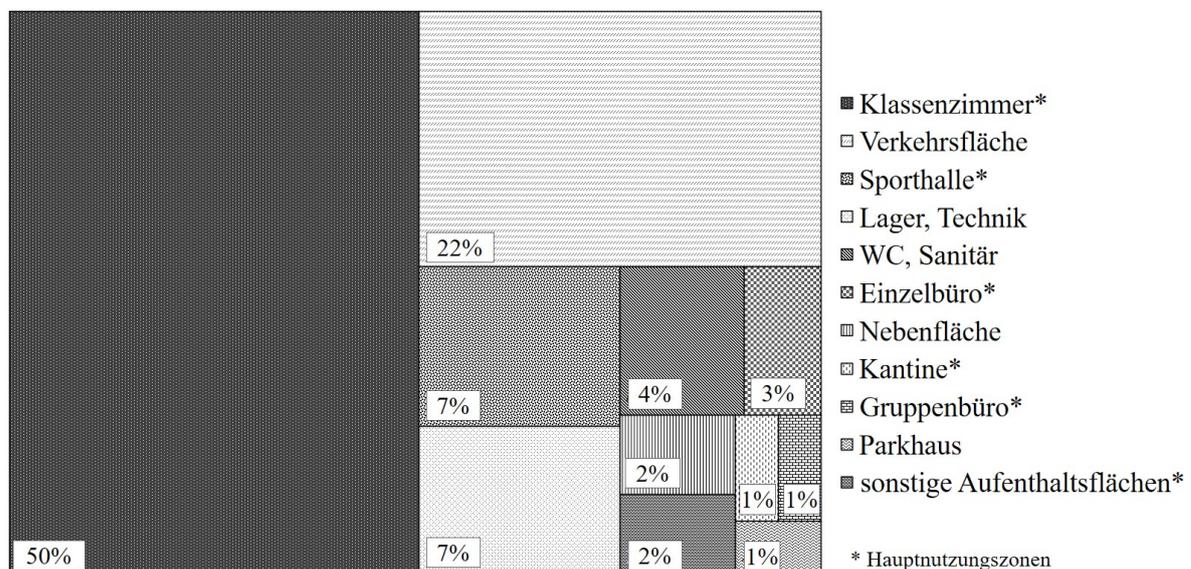


Abb. 4.9.: Anteile verschiedener Nutzungs-zonen in einer Schule.
Eigene Darstellung mit Daten von für Bau-Stadt-und Raumforschung (BBSR).

Jeder Nutzungszone ist ein spezifischer TSK pro Gewerk und für die fünf EEKs zugeordnet. Um dies zu veranschaulichen, stellt Abbildung 4.10 die Unterschiede der TSKs für alle stromverbrauchende Gewerke in den jeweils fünf EEKs für die Nutzungszone *Klassenzimmer* dar. Zum einen ist zu sehen, dass die EEKs sich deutlich unterscheiden. Zwischen dem TSK der EEK *sehr gering* und *sehr hoch* liegt ca. der

Faktor zehn. Zum anderen ist zu erkennen, dass die Gewerke, die Lüftung und Kälte umfassen, mehr als 75% des TSK ausmachen. Da an deutschen Schulen Be- oder Entfeuchtungsanlagen sowie Kälteanlagen nicht zur Standard-Ausrüstung in Klassenzimmern gezählt werden, werden diese beiden Gewerke für die Nutzungszonen in Schulen nicht berücksichtigt (Fachverband Gebäude-Klima e.V., 2022).

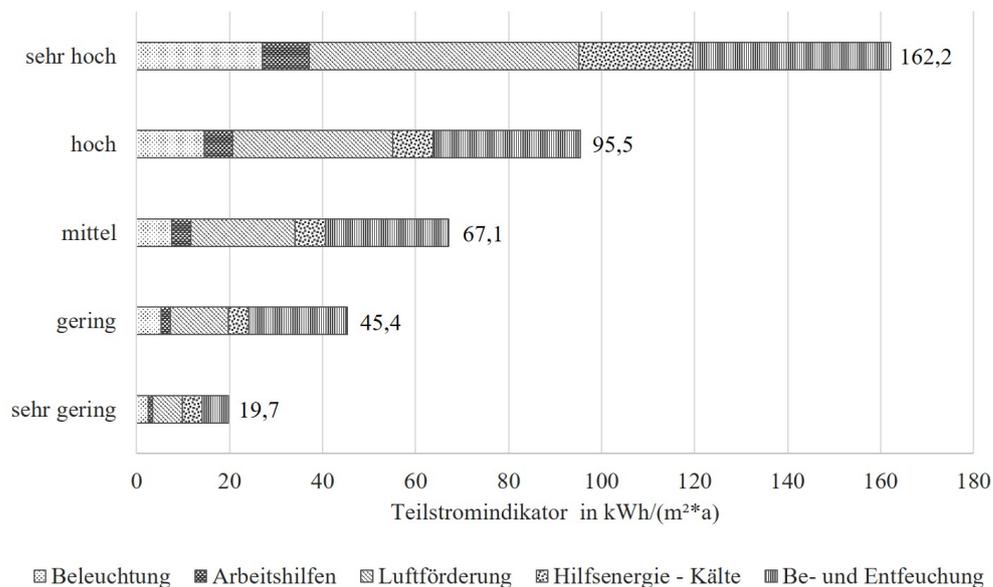


Abb. 4.10.: Teilstromkennwerte (TSKs) für die Nutzungszone *Klassenzimmer* in den fünf Energieeffizienzklasse (EEK) und je Gewerk. Eigene Darstellung mit Daten von für Bau-Stadt-und Raumforschung (BBSR).

Um zu bestimmen, ob das Gewerk *Luftförderung* für den TSK berücksichtigt werden soll, wird eine Fallunterscheidung bei der Berechnung des spezifischen SI vorgenommen. Es gibt zwei Fälle:

- (1) Für den spezifischen SI_{BA} werden die Gewerke *Beleuchtung* (B) und *Arbeitshilfen* (A) berücksichtigt.
- (2) Für den spezifischen SI_{BAL} wird neben den Gewerken *Beleuchtung* (B) und *Arbeitshilfen* (A) auch das Gewerk *Luftförderung* (L) berücksichtigt.

Die spezifischen SIs für die Nutzungskategorie *Schule* werden gemäß Gleichung 4.10 berechnet. Dabei entsteht ein gewichteter spezifischer SI für Schulen, der auf den Zonenflächenanteilen basiert. Die Ergebnisse der beiden Fälle für die fünf EEKs sind in Tabelle 4.5 aufgeführt. Dabei wird ersichtlich, dass sich die SIs je nach Betrachtungsfall stark unterscheiden. Die Einbeziehung des Gewerks *Luftförderung* für den SI_{BAL} , gegenüber der Betrachtung ohne dieses Gewerks als SI_{BA} , erhöht den SI um mehr als den Faktor zwei. Die EEKs innerhalb einer Fallunterscheidung lassen die SIs zwischen der Ausprägung *sehr gering* und *sehr hoch* um den Faktor zehn ansteigen.

Zur Bestimmung eines Standardwerts für den SI von Schulen werden die Messdaten von dreizehn Schulen aus Stadt A und B herangezogen. Die Gebäudenutzfläche der Schulen wird basierend auf den Geometrien

Tab. 4.5.: Spezifische Stromindikatoren von Schulen mit gewichteten Zonenflächenanteilen und Fallunterscheidung für die technische Gebäudeausrüstung, aufgeschlüsselt für alle EEKs.

	Fall 1	Fall 2
EEK	SI_{BA} in kWh/m ² *a	SI_{BAL} in kWh/m ² *a
sehr gering	3,8	8,3
gering	7,1	16,2
mittel	12,5	28,7
hoch	23,3	50,9
sehr hoch	39,5	86,2

BA = Beleuchtung und Arbeitshilfen

BAL = Beleuchtung, Arbeitshilfen und Luftförderung

der 3D-Gebäudedatenmodelle ermittelt. Dabei wird die Annahme getroffen, dass die Energiebezugsfläche, auf die sich in der Studie von für Bau-Stadt- und Raumforschung (BBSR) bezogen wird, ungefähr der Gebäudenutzfläche entspricht. Die ermittelte Gebäudenutzfläche wird anschließend mit jedem SI aus Tabelle 4.5 multipliziert, um den jährlichen Strombedarf zu berechnen. Dieser synthetische jährliche Strombedarf wird mit den gemessenen Jahresstromverbräuchen von den Schulen der Städte A und B verglichen. Dabei wird der gewichtete spezifische SI-Wert als Standardwert für die Simulation des Jahresstrombedarfs ausgewählt, der die geringste Abweichung vom Mittelwert der Messdaten aufweist. Hierbei werden alle gemessenen Stromverbräuche und alle synthetischen Strombedarfe für die Schulen einer Stadt aggregiert, um das arithmetische Mittel zu bilden. In Abbildung 4.11 wird das arithmetische Mittel für den gemessenen und synthetischen jährlichen Stromverbrauch aller Schulen für Stadt A und Stadt B als Linie dargestellt.

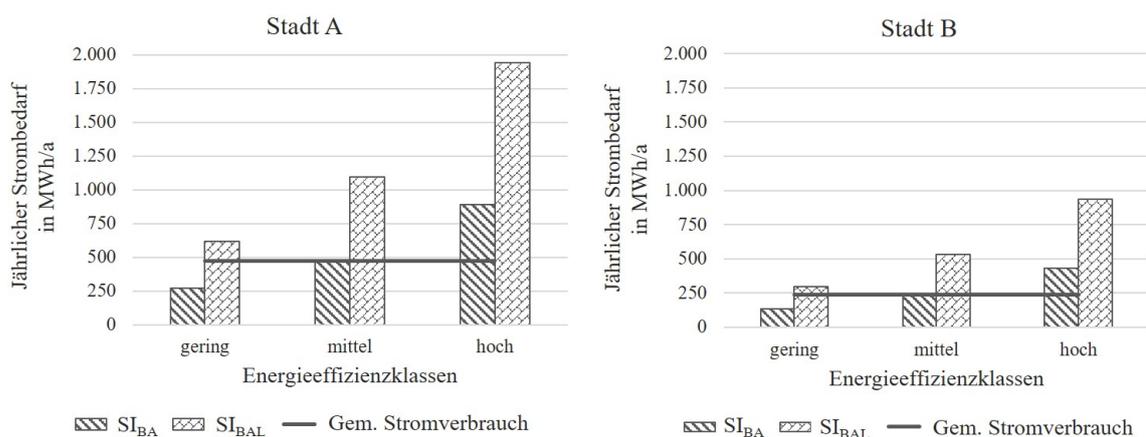


Abb. 4.11.: Vergleich des synthetischen und gemessenen jährl. Strombedarfs, aggregiert für die Städte A und B. Angepasste Darstellung von Köhler et al. (2021a).

Die synthetischen Mittelwerte für die EEKs *gering*, *mittel* und *hoch* werden als Balken angegeben. Für die Fallunterscheidung der berücksichtigten Gewerke *BA* oder *BAL* weisen die Balken unterschiedliche Füllung auf. Die EEKs *sehr gering* und *sehr hoch* werden in Abbildung 4.11 nicht dargestellt, da deren SIs zu weit vom gemessenen Mittelwert entfernt sind. Diese spielen für die weiteren Betrachtungen keine wesentliche Rolle und werden aus Gründen der Leserlichkeit nicht in die Abbildung aufgenommen. Es wird erkennbar, dass für die Städte A und B der SI_{AB} in der mittleren EEK die geringste Abweichung zum gemessenen Mittelwert des jährlichen Strombedarfs aufweist. Daher wird ein SI-Wert von $12,5 \text{ kWh/m}^2 \cdot \text{a}$ für Schulen als Standardwert festgelegt. Da Schulen und Kindertagesstätten ähnliche Nutzungszonen besitzen, wird dieser Defaultwert auch auf Kindertagesstätten übertragen (für Bau-Stadt- und Raumforschung, BBSR).

4.2.4. Zuweisung von Standardstromlastprofilen für Nichtwohngebäude

Nach der Zuweisung der gewichteten spezifischen SIs zu den Gebäudenutzungen und der damit einhergehenden Berechnung des Jahresstrombedarfs findet die Zuordnung der SSLPs zu jeder Nichtwohngebäudenutzung statt. In Deutschland werden acht Standardlastprofile für Gewerbe- und drei für landwirtschaftliche Betriebe unterschieden:

- G0 - Gewerbe allgemein,
- G1 - Gewerbe werktags 8-18 Uhr,
- G2 - Gewerbe mit starkem bis überwiegendem Verbrauch in den Abendstunden,
- G3 - Gewerbe durchlaufend,
- G4 - Laden / Friseur,
- G5 - Bäckerei mit Backstube,
- G6 - Wochenendbetrieb,
- L0 - Landwirtschaftsbetriebe,
- L1 - Landwirtschaftsbetriebe mit Milchwirtschaft / Nebengewerbs-Tierzucht und
- L2 - Übrige Landwirtschaftsbetriebe (Fünfgeld, 2000).

Diese SSLP-Kategorien wurden in einer Studie der Vereinigung Deutscher Elektrizitätswerke (VDEW) von den VDEW-Kundengruppenschlüsseln auf die Wirtschaftszweige (WZ) zugeordnet (VDEW, 2000). Wie in Abschnitt 3.1.3 bereits beschrieben, sind die WZ ein sehr ausführliches Klassifizierungssystem von Nichtwohngebäuden, welches vom Statistischen Bundesamt gepflegt wird. Die VDEW-Kundengruppenschlüssel und deren Zuordnung zu den WZ und den Standardstromlastprofilen (SSLPs) wird als Basis für die Zuweisung der SSLPs zu den ALKIS-Codes herangezogen. Dafür wurde eine ausführliche Tabelle erstellt, die die VDEW-Kundengruppen, deren Bezeichnungen, die WZ und die zugewiesenen SSLPs zu den ALKIS-Codes zuordnet. Ein Ausschnitt dieser Ausführung ist in Tabelle 4.6 dargestellt. Die komplette Tabelle ist in Anhang A.1 aufgeführt.

Tab. 4.6.: Ausschnitt der Zuweisung von ALKIS-Codes zu VDEW-Kundengruppenschlüssel und Standardstromlastprofilen.

Bezeichnung aus Objektartenkatalog	ALKIS-Code	VDEW-Kundengruppenschlüssel	WZ-Bezeichnung	SSLP	Bemerkung aus VDEW-Studie
Gebäude für öffentliche Zwecke	3000	751	Behörde (öffent. Verwaltung)	G1	
Verwaltungsgebäude	3010	751	Behörde (öffent. Verwaltung)	G1	
Parlament	3011	751	Behörde (öffent. Verwaltung)	G1	
Rathaus	3012	751	Rathaus	G1	
Post	3013	641	Deutsche Bundespost AG (Brief- und Paketdienst etc.)	G4	
Zollamt	3014	751	Zollamt	G1	
Gericht	3015	752	Gericht	G1, G3	G3, wenn durchlaufend
Botschaft, Konsulat	3016	752	Auslandsvertretungen, Botschaften	G1, G3	G3, wenn durchlaufend
Kreisverwaltung	3017	751	Behörde (öffent. Verwaltung)	G1	
Bezirksregierung	3018	751	Behörde (öffent. Verwaltung)	G1	
Finanzamt	3019	751	Finanzamt	G1	

Die Zuweisung der SSLPs zu den ALKIS-Codes kann mit diesem Vorgehen bis auf wenige Ausnahmen vorgenommen werden. Es gibt jedoch einige Ausnahmen, bei denen keine direkte Zuordnung möglich ist. In solchen Fällen wird die nächst ähnliche Kundengruppe ausgewählt. Zum Beispiel kann für den ALKIS-Code 3031 - *Schloss* kein entsprechender VDEW-Kundengruppenschlüssel gefunden werden. Da Schlösser in vielen Fällen zu Freizeitwecken z. B. als Museum hergerichtet werden, wird diesem ALKIS-Code der VDEW-Kundengruppenschlüssel (925) - der eines Museums - zugewiesen mit dem entsprechenden SSLP-Profil G1. In solchen Fällen wird in der Spalte *Bemerkung* das Wort „Annahme“ hinzugefügt.

4.2.5. Generierung synthetischer Stromlastprofile für Nichtwohngebäude

Aufbauend auf der Kategorisierung der Nutzungen von Nichtwohngebäuden, der Bestimmung spezifischer SIs, der damit verbundenen Berechnung des jährlichen Strombedarfs sowie der Zuweisung der ALKIS-Codes zu den SSLP für Nichtwohngebäude, werden synthetische Stromlastprofile mit einer Auflösung von 15 Minuten erstellt. Dafür werden die neun SSLPs für die Nichtwohngebäudetypen in pro-

zentuale Bedarfswerte für jeden Typtag (Werktag, Samstag, Sonntag) und für die saisonalen Zeiträume (Sommer, Winter, Übergangszeit) umgewandelt.

Die SSLPs werden im Normalfall in absoluten Leistungswerten mit 15-minütigem Intervall angegeben. Diese SLPs sind auf einen jährlichen Strombedarf von 1000 kWh/a bezogen (Fünfgeld, 2000) und können dadurch in prozentuale Anteile umgewandelt werden. Durch die Umwandlung der 15-minütigen Leistungswerte in prozentuale Werte können - abhängig vom ermittelten jährlichen Strombedarf für jede Nichtwohngebäudenutzung und mit dem entsprechenden SSLP-Typ - 15-minütige SLPs mit einem Zeithorizont von einem Jahr erzeugt werden. Diese Umwandlung beeinträchtigt den Verlauf der SSLPs nicht und wird beispielhaft in Abbildung 4.12 gezeigt. Ein komplettes Jahres-SLP wird durch die Verknüpfung der Typtage in den entsprechenden Jahreszeiten mithilfe eines Kalenders in 15-minütiger Auflösung erstellt.

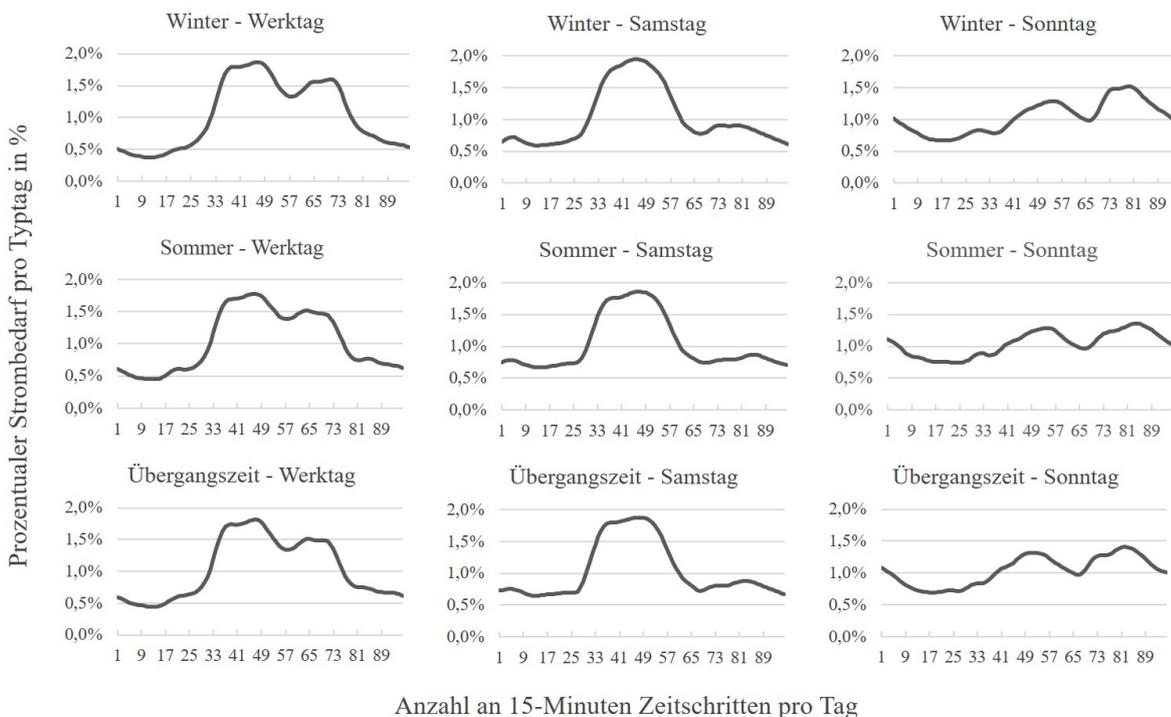


Abb. 4.12.: Beispielhafte Darstellung des Standardlastprofiltyps *G0 - Gewerbe allgemein* mit prozentualen Bedarfswerten in 15-minütiger Auflösung. Eigene Darstellung mit Daten von Fünfgeld (2000)

4.3. Vergleichsmaße für synthetische Stromlastprofile

Die synthetischen, gebäudespezifischen SLPs für Wohngebäude werden einer Validierung unterzogen, um deren Qualität zu überprüfen. Die SLPs für Nichtwohngebäude werden in einem vereinfachten Verfahren validiert, da erstens die Erzeugungsmethodik durch die Anwendung von SSLP keine weitere Parametrierungseinstellungen besitzt und zweitens keine hochaufgelösten Messdaten für alle Nichtwohngebäude-

typen im benötigtem Umfang zur Verfügung stehen. Aus diesem Grund konzentrieren sich die Vergleiche und Analysen hauptsächlich auf die hochaufgelösten SLPs für Wohngebäude.

In Unterkapitel 3.2 wurden die in der Literatur angewandten Validierungsmaße und -metriken vorgestellt. Jedes dieser Maße bzw. jede Metrik betrachtet einen spezifischen Aspekt bezüglich des Vergleichs von synthetischen und gemessenen Stromlastkurven. Zum Beispiel gibt der Mittelwert einer SLP-Datenreihe Auskunft über die zentrale Tendenz der Daten, während die Standardabweichung die Streuung der Daten quantifiziert. Allerdings liefern die vorgestellten Maße und Metriken keine Informationen über die Komplexität von SLPs. Daher wird in Abschnitt 4.3.1 die Notwendigkeit erläutert, weitere Vergleichsmaße und -metriken zu definieren, die in der Lage sind, die Ähnlichkeit von stochastisch variablen SLPs zu erfassen. Hierbei werden die Anforderungen für solche Validierungsmaße und -metriken beschrieben. In Abschnitt 4.3.2 werden schließlich drei Metriken vorgestellt, die als Komplexitätsmaße bezeichnet werden. Diese Metriken dienen dazu, die Komplexität von synthetischen und gemessenen SLPs zu bewerten und ermöglichen somit einen weiterführenden Vergleich. Sie bieten eine zusätzliche Perspektive auf die Daten und tragen zur Beurteilung der Ähnlichkeit zwischen den SLPs bei.

4.3.1. Anforderungen an Vergleichsmaße und -metriken für Haushaltsstromlastprofile

Bei vielen der in Unterkapitel 3.2 vorgestellten Maße und Metriken aus der Literatur handelt es sich um Maße bzw. Metriken, die auf punktuelle Charakteristika (Lagemaße) oder auf deren Verteilung ohne zeitlichen Bezug (Streuungsmaße) eingehen. Andere Maße bzw. Metriken (Korrelationsmetriken, Methoden zur Aufdeckung von Zusammenhängen) benötigen zur Anwendung normalverteilte Daten, welche die SLP-Daten nicht besitzen. Manche Metriken (z. B. Performancemetriken) beziehen sich auf Aussagen, die die Gleichheit und nicht die Ähnlichkeit⁶ bewerten. Bezogen auf die Bewertung der Ähnlichkeiten von geordneten Jahresdauerlinien der SLPs besitzen die Performancemetriken (vgl. 3.2.4) ihre Berechtigung. Dabei wird aber die zeitliche Abfolge der Daten nicht beachtet und die Ähnlichkeit der Kurven ohne Zeitbezug bewertet. Bei der Beurteilung der Ähnlichkeit von SLPs ist es wichtig, nicht nur die mittlere Tendenz und die Streuung der Daten zu betrachten, sondern auch deren komplexe Muster und zeitliche Dynamik zu erfassen.

Es stellt sich daher die Frage, welche spezifischen Maße und Metriken in der Lage sind, diese Aspekte zu quantifizieren und somit eine umfassende Bewertung der Ähnlichkeit zu ermöglichen. Im Besonderen trifft dies auf synthetische SLPs zu, die von SLPGs erzeugt werden und die über variable Parametereinstellungen verfügen. Maße und Metriken, die in der Lage sind diese Ähnlichkeit in Bezug auf gemessene SLPs zu bewerten, können dazu beitragen, herauszufinden, welche Parametereinstellungen zu ähnlicheren bzw. repräsentativeren SLPs führen. Die Anforderungen an weitere Vergleichsmaße oder -metriken sind also folgende:

⁶Der Unterschied zwischen der Bewertung der Gleichheit und Ähnlichkeit wurde in Abschnitt 3.2.2 erläutert.

- Bewertung der Ähnlichkeit von hochaufgelösten, statistisch variierenden SLPs (im Gegensatz zur Gleichheit)
- Bewertung eines SLPs über den gesamten Betrachtungshorizont

4.3.2. Vorstellung neuer Vergleichsmaße: Komplexitätsmaße

Im Kontext der im vorherigen Abschnitt 4.3.1 genannten Anforderungen für den Vergleich von synthetischen und gemessenen SLPs, werden in diesem Abschnitt drei zusätzliche Maße bzw. Metriken präsentiert, die SLPs bezüglich ihrer Komplexität und damit auch auf ihre Ähnlichkeit analysieren. SLP-Daten können im Allgemeinen als quantitative Datensätze angesehen werden, denen mathematischen oder statistischen Kennwerte zugeordnet werden können (Groß et al., 2017).

Die neu vorgeschlagenen Maße bzw. Metriken zur Bewertung der Ähnlichkeit von SLPs stammen aus dem mathematischen Teilgebiet der fraktalen Geometrie und aus dem Bereich der Differentialrechnung. Es handelt sich um die Maße bzw. Metriken:

- Fraktale Dimension (FD),
- Länge der Kurve und
- Anzahl der lokalen Maxima und Minima.

Alle drei Maße bzw. Metriken sind von der zeitlichen Auflösung der SLPs abhängig. Es ist daher darauf hinzuweisen, dass die Maße im Vergleich nur angewendet werden sollten, wenn die synthetischen und gemessenen SLP die gleiche zeitliche Auflösung besitzen. Die drei Metriken werden unter dem Begriff *Komplexitätsmaße* zusammengefasst und im Folgenden vorgestellt.

Die fraktale Dimension

Das Komplexitätsmaß der fraktalen Dimension stammt aus dem Teilgebiet der fraktalen Geometrie und wird bereits in den 1930er Jahren wissenschaftlich erwähnt (Debnath, 2006). Nach Debnath (2006) gelang es dem Mathematiker, Meteorologen und Friedensforscher Lewis Fry Richardson zu dieser Zeit, das Konzept der fraktalen Dimension anschaulich zu illustrieren. Bei dem Versuch, die Küstenlänge Großbritanniens zu bestimmen, führte Richardson die grundlegenden Überlegungen zu fraktalen Dimensionen mit Hilfe einer Methode namens *structured walk* ein. Für diese Methode wird ein Zirkel mit einer Öffnungsweite ε verwendet und die Anzahl der Zirkelschritte bzw. Segmente N gezählt, die erforderlich sind, um die Küstenlinien auf einer Karte - in Richardsons Fall, die von Großbritannien - entlang zu fahren. Dabei fand Richardson eine Korrelation zwischen beiden Parametern, die er nach Gleichung 4.11 formulierte:

$$N \sim \varepsilon^{-D} \quad (4.11)$$

N gibt die Anzahl der Segmente an, ε bezeichnet den Skalierungsfaktor (im Falle der oben beschriebenen Anwendung; die Zirkelspannweite) und D ist eine Konstante, die der fraktale Dimension (FD) entspricht. Die Begriffe *fraktale Dimension* und *Selbstähnlichkeit* wurden aber erst in Fortführung der Überlegungen Richardsons von Benoit Mandelbrot eingeführt (Mandelbrot 1985). Mandelbrot stellte fest, dass Küstenlinien nicht durch regelmäßige geometrische Linien beschrieben werden können, wie sie zu dieser Zeit durch die euklidische Geometrie definiert waren. Daher kam er zu dem Schluss, dass eine Küstenlinie keine einfache eindimensionale Struktur ist, sondern eine fraktale Dimension (FD) zwischen 1 und 2 besitzt. Die FD ist nach Gleichung 4.12 definiert (Benoit B. Mandelbrot, 1985):

$$D = -\frac{\log N}{\log \varepsilon} \quad (4.12)$$

Mandelbrot erkannte ebenso, dass die fraktale Geometrie und Aspekte der Selbstähnlichkeit nicht nur theoretische Konzepte auf Papier sind, sondern dass sie oft auch in der Natur oder auch im Verhalten zu finden sind. Gute Beispiele dafür sind die Verzweigung von Bäumen, die Struktur von Bronchien, der Romanesco-Kohl oder soziale Verhaltensmuster (Alados und C.L. et al., 1996). Ähnlich wie bei den Küstenstudien können die SLPs als komplex strukturierte Kurven betrachtet werden. Der Skalierungsfaktor ε kann als die Länge einer Zeitspanne interpretiert werden, die gewählt wird, um über das SLP mit dem *structured walk* zu fahren. Die Anzahl der Segmente, die benötigt werden, um mit dem Skalierungsfaktor ε über das SLP zu laufen, kann als die Anzahl der Segmente N betrachtet werden. (Shelberg et al., 1983) schrieben dazu: „Die fraktale Dimension einer Kurve ist ein Maß für ihre geometrische Komplexität und kann einen beliebigen nichtlinearen Wert zwischen 1 und 2 annehmen. Je verzerrter eine gerade Linie wird, desto höher ist ihre fraktale Dimension.“ Die Berechnung der fraktalen Dimension von SLPs könnte daher ein Indikator für deren Komplexität sein und eine Bewertungsgrundlage für den Vergleich und die Validierung von synthetischen SLPs mit gemessenen Profilen liefern. Wie (Gneiting et al., 2012) feststellen, kann die fraktale Dimension als ein Quantifizierungsmaß für die Bestimmung der Rauheit bzw. Glätte von Zeitreihen oder räumlichen Daten angesehen werden. Da es eine Vielzahl an Approximationsmethoden (im Englischen *Estimators*) für die Berechnung der fraktalen Dimension gibt, empfehlen (Gneiting et al., 2012) die Verwendung des *Madogram-Estimators*, da dieser robuster, schneller und statistisch effizienter in der Anwendung ist.

Die Länge der Kurve

Die Länge einer Kurve Auch als Bogenlänge bzw. *Radiant* bei geglätteten Kurven bezeichnet wird von Wickramarachchi et al. (2015) als ein natürliches Maß für Schwankungen in einer Datenreihe beschrieben. Sie kann daher zur quantitativen Beschreibung der Volatilität verwendet werden. Insbesondere kann angenommen werden, dass die Differenz zwischen den Längen zweier Datenreihen eine asymptotische

Normalverteilung aufweist (Hoerlein, 2017). Die Länge einer Kurve L_n lässt sich für ungeglättete SLPs nach Gleichung 4.13 berechnen (Wickramarachchi et al., 2015):

$$L_n = \sum_{t=2}^n \sqrt{(x_t - x_{t-1})^2 + (y_t - y_{t-1})^2} \quad (4.13)$$

Dabei ist L_n die Summe aller Längenstücke über den gewählten Zeithorizont. $(x_t - x_{t-1})$ ist die Differenz zwischen zwei Zeitschritten. Da dieser Abstand je nach gewählter Zeiteinheit immer 1 ist, kann die Gleichung wie folgt vereinfacht werden:

$$L_n = \sum_{t=2}^n \sqrt{1 + (y_t - y_{t-1})^2} \quad (4.14)$$

Die Anzahl der lokalen Maxima oder Minima

Auch die Anzahl der lokalen Maxima und Minima über einen definierten Zeithorizont kann beim Vergleich von synthetischen und gemessenen SLP-Daten einen Hinweis auf die Volatilität oder die *Spikeyness* geben. Ist die Anzahl der lokalen Maxima oder Minima von synthetischen SLPs deutlich höher als bei gemessenen SLPs mit gleicher zeitlicher Auflösung, kann davon ausgegangen werden, dass die synthetische Kurve zu unruhig ist und umgekehrt. Die Anzahl der lokalen Maxima ergibt sich durch die Summe aller Punkte, an denen eine positive Steigung in eine negative umschlägt, berechnet werden. Gleiches gilt umgekehrt für lokale Minima.

5. Implementierung der Methoden in die Simulationsplattform *SimStadt*

In diesem Kapitel wird erläutert, wie die beschriebenen Methoden aus Kapitel 4 in die Simulationsplattform *SimStadt* integriert werden. Im ersten Unterkapitel 5.1 wird die Simulationsplattform *SimStadt* vorgestellt. Das zweite Unterkapitel 5.2 präsentiert alle Erweiterungen von *SimStadt*, die für die Implementierung der SLP-Generierung für Wohn- und Nichtwohngebäude erforderlich sind.

5.1. Die Simulationsplattform *SimStadt*

SimStadt ist eine an der Hochschule für Technik Stuttgart entwickelte Simulationsplattform, die auf Basis von 3D-Gebäudedatenmodellen in CityGML-Format und dem Simulationsprogramm INSEL (Schumacher, 2014) energetische Bedarfe und Potenziale von Erneuerbaren Energien für Quartiere simuliert (Nouvel et al., 2015). Als primären Input verwendet *SimStadt* CityGML-Dateien und verknüpft die geometrischen, semantischen und topologischen Informationen aus diesen Dateien mit verschiedenen Datenbanken und Bibliotheken. In Abbildung 5.1 wird der Aufbau von *SimStadt* graphisch dargestellt.

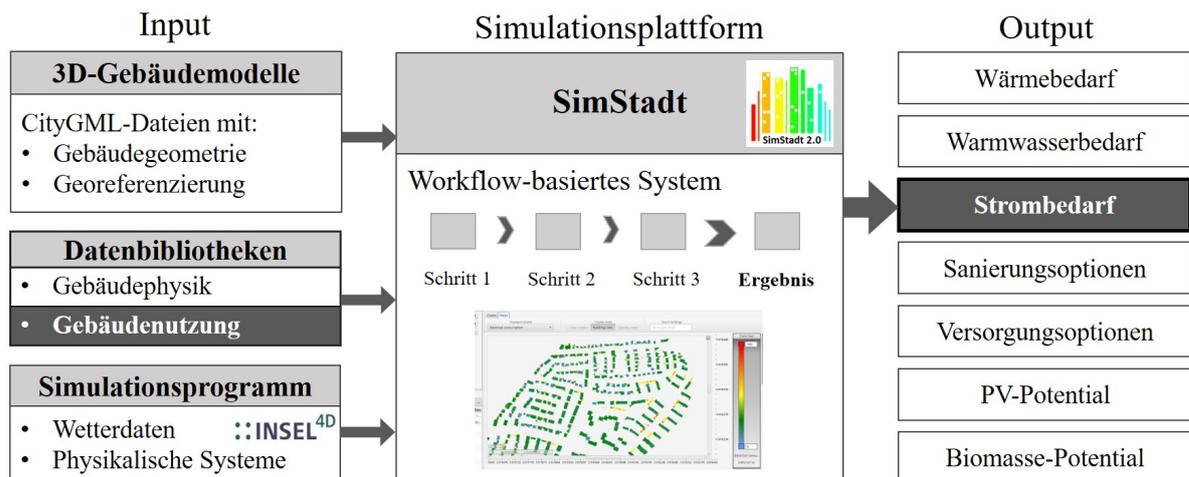


Abb. 5.1.: Inputs und Outputs der Simulationsplattform *SimStadt*. Eigene Darstellung

Auf der linken Seite sind die benötigten Eingangsdaten (Inputs) und Schnittstellen abgebildet. Mittig ist die auf der Programmiersprache *Java* aufgebaute Simulationsplattform schematisch mit dem Arbeitsfluss

(im Folgenden nur noch als Workflow bezeichnet) basierten System aufgezeigt. Auf der rechten Seite werden die bisher möglichen Ausgangsdaten (Outputs) auf Quartiersebene vorgestellt. In Abbildung 5.1 ist die Datenbank der Gebäudenutzung, da diese im Zuge der vorliegenden Dissertation weiterentwickelt wurde. Ebenso ist der Strombedarf als Output hervorgehoben, um diesen als neu entwickelten Bereich im Rahmen dieser Arbeit auszuweisen.

Für weiterführende Informationen, umfassende Studien und Details zur Implementierung anderer Themenfelder in *SimStadt* wird auf folgende Quellen verwiesen:

- Vorstellung von *SimStadt* (Nouvel et al., 2015),
- Wärmebedarf und der Einfluss der Datenqualität von 3D-Gebäudedaten (Nouvel et al., 2017),
- *SimStadt* zur Erstellung von Klimaschutzkonzepten (Eicker et al., 2018),
- Implementierung von Wärmepumpen und BHKW Szenarien (Weiler et al., 2019),
- Implementierung der Simulation von Biomasse-Potenzial (Bao et al., 2020),
- Implementierung der Simulation des Wasserbedarfs (Bao et al., 2020b),
- Implementierung und Validierung der Simulation des Wärmebedarfs (Dochev et al., 2020),
- *SimStadt* zur urbanen Quartiersanalyse (Eicker et al., 2020),
- Wirtschaftlichkeitsbewertung von PV-Potenzialen (Köhler et al., 2021c) und
- Implementierung und Simulation von Wärmeversorgungsoptionen (Weiler, 2022).

5.2. Erweiterungen der Simulationsplattform *SimStadt*

Das folgende Unterkapitel ist in zwei Abschnitte unterteilt. In Abschnitt 5.2.1 werden alle Erweiterungen von *SimStadt* in Bezug auf die Generierung von SLPs von Wohngebäuden dargestellt. Abschnitt 5.2.2 erläutert alle Erweiterungen im Rahmen der Erzeugung von SLPs für Nichtwohngebäude.

5.2.1. Implementierung des Stromlastprofilgenerators zur Simulation des Haushaltsstrombedarfs von Wohngebäuden

Zur Generierung von SLPs für Wohngebäude wird in *SimStadt* ein neuer Workflow erstellt. Dieser ist in Abbildung 5.2 dargestellt. Der Workflow zur Generation von SLPs greift auf die üblichen Preprocessing-Einheiten¹ in *SimStadt* zu. Der *geometrische Preprocessor* und der *geometrische Estimator* sind dazu da, um die Gebäudegeometrien zu berechnen und bei fehlerhaften Geometrien Gebäude auszusortieren. Der *gebäudephysikalische Preprozessor* ergänzt die Gebäudedaten um weitere Informationen wie z. B. Wandaufbauten oder Fenstereigenschaften. Ebenso werden in diesem Schritt die Wohngebäudetypen (EFH, RH, MFH, GMH und HH), die für die SLP-Generierung von Bedeutung sind (vgl. Abschnitt 4.1.2) zugewiesen. Nach dieser Zuweisung werden über den Preprocessor für die Gebäudenutzungen alle Wohngebäude

¹Das Preprocessing bzw. der Preprocessor sind vorgelagerte Arbeitsschritte. Die englische Benennung wird im Folgenden beibehalten.

herausgefiltert und die Methoden zur Bestimmung der Anzahl der Haushalte pro Gebäude (vgl. Abschnitt 4.1.2), die Zuweisung der Wohnfläche pro Haushalt (vgl. Abschnitt 4.1.3) und die Bestimmung der Personen pro Haushalt (vgl. Abschnitt 4.1.4) angewandt. Im letzten Schritt des Workflows werden mithilfe der Methoden, die in den Abschnitten 4.1.5 und Abschnitt 4.1.6 beschrieben sind, die synthetischen Lastprofile (SLPs) erstellt. Dies geschieht durch die Berechnung des Jahresstrombedarfs, die Erstellung der Häufigkeitsdichtefunktionen und die Anwendung einer Markov-Kette.

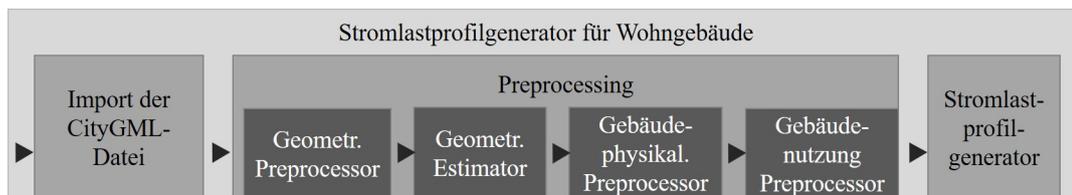


Abb. 5.2.: Schematische Darstellung des implementierten Workflows zur Stromlast-Generierung für Wohngebäude. Eigene Darstellung.

Vor dem Start der Simulation können die gewünschte zeitliche Auflösung der synthetischen SLPs über ein Dropdown-Menü ausgewählt und das Start- und Enddatum über eine Kalenderfunktion festgelegt werden. Für die zeitliche Auflösung stehen die in Abbildung 5.3 dargestellten Optionen zur Auswahl:

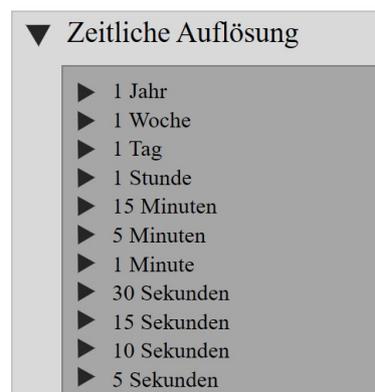


Abb. 5.3.: Optionen für die zeitliche Auflösung der synthetischen Stromlastprofile aus *SimStadt*. Eigene Darstellung.

Die graphische Oberfläche von *SimStadt* gibt nach der Simulation mehrere Ergebnisse aus. Zum einen wird die resultierende Jahresdauerlinie (JDL) als Gesamtauswertung für das betrachtete Quartier ausgegeben (vgl. Abbildung 5.4). Zum anderen ist der spezifische Strombedarf pro Gebäude als kartographische Darstellung aus der 2D-Vogelperspektive angegeben (vgl. Abbildung 5.5). Die Einfärbung der Gebäude reicht von dunkelgrün bis rot und von einer Skala von 0 - 75 kWh/m²*a. Dunkelgrün eingefärbte Gebäude weisen einen spezifischen Strombedarf von ca. 20 kWh/m²*a auf; rot eingefärbte Gebäude einen spezifischen Strombedarf von > 65 kWh/m²*a. Grau hinterlegt Gebäude deuten darauf hin, dass keine wohnliche Nutzung stattfindet und daher kein Haushaltsstrombedarf simuliert wird.

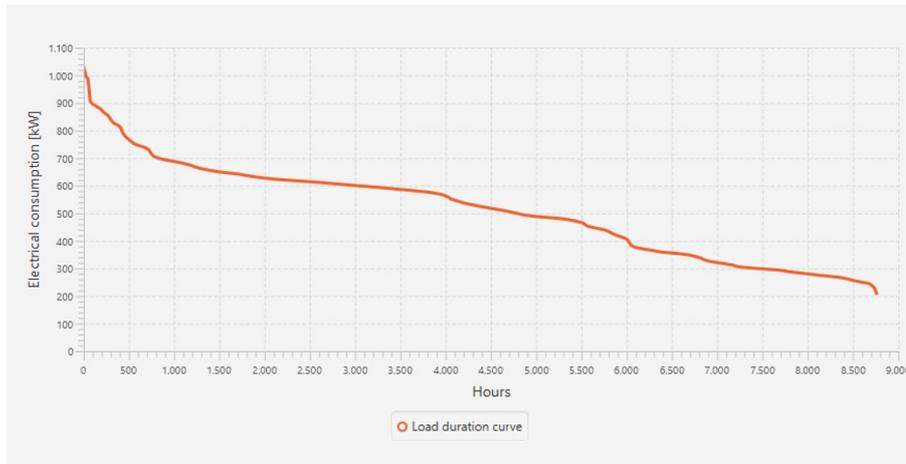


Abb. 5.4.: Kumulierte Jahresdauerlinie des Strombedarfs in stündlicher Auflösung für ein Beispielquartier. Darstellung aus *SimStadt*.

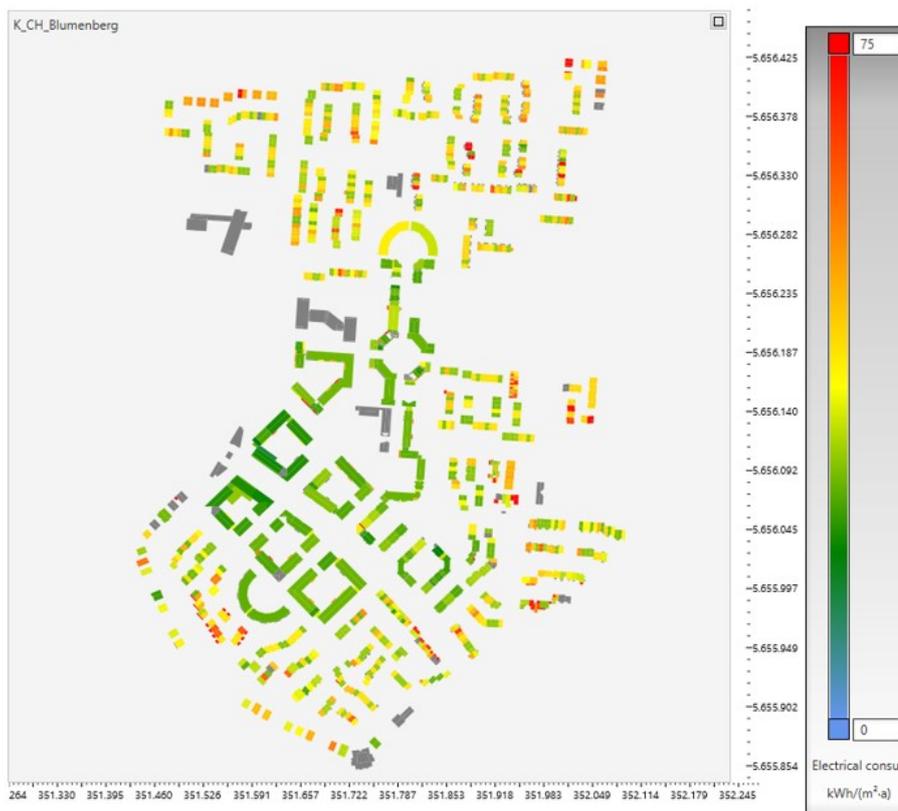


Abb. 5.5.: Spezifischer Strombedarf pro Gebäude für ein Beispielquartier aus der Vogelperspektive. Darstellung aus *SimStadt*.

Als Ausgabedatei sind in *SimStadt* standardmäßig csv-Textdateien hinterlegt. Für die Ausgabe der SLPs wurden zwei neue Ausgabedateien konfiguriert. Die erste csv-Datei gibt die kumulierte JDL aus, die andere csv-Datei gibt die SLPs pro Gebäude in der gewählten zeitlichen Auflösung aus. Die SLP-Ausgabedatei ist so aufgebaut, dass Gebäude nach Gebäude-ID spaltenweise ausgegeben werden. Zusätzlich geben die

ersten Zeilen einer Spalte einige ausgewählte Attribute für jedes Gebäude an. Anschließend folgt die Ausgabe des SLP mit Zeitstempel in der gewählten zeitlichen Auflösung. Die ausgewählten Attribute, die pro Gebäude in der Ausgabedatei angegeben werden, sind:

- Gebäude-ID,
- Gebäudebaujahr,
- Grundfläche in m²,
- Anzahl der Haushalte,
- kumulierte Anzahl der Personen für das Gebäude,
- Gebäudenutzfläche in m²,
- Anzahl der Personen pro Haushalt ,
- Wohnfläche pro Haushalt in m² für das Gebäude und
- Bedarf pro gewählten Zeitschritt t in kW/t.

Die Anzahl der Personen pro Haushalt wird in einer Zelle mit der Indikation z. B. 2 | 3 angegeben. Dabei signalisiert der Trennstrich, die Trennung der Haushalte. In diesem Beispiel bedeutet 2 | 3, dass dem ersten Haushalt im Gebäude zwei Personen und dem zweiten Haushalt drei Personen zugeordnet wurden. Für die Angabe der Wohnfläche pro Haushalt wird ähnlich vorgegangen. Die einzelnen Haushalte werden mit Trennstrichen separiert, und die Wohnfläche pro Haushalt wird angegeben. Dabei wird die Wohnfläche auf zwei Nachkommastellen begrenzt z. B. 64,76 | 98,73 . Dies bedeutet, dass dem ersten Haushalt, dem zwei Personen zugeordnet sind, eine Gebäudenutzfläche von ca. 65 m² zugeordnet ist und dem zweiten Haushalt mit drei Personen eine Gebäudenutzfläche von ca. 99 m². Ein Ausschnitt einer Beispielausgabedatei ist in Tabelle 5.1 dargestellt.

Tab. 5.1.: Beispiel einer csv-Ausgabedatei von Stromlastprofilen für Wohngebäude.
Darstellung nach Köhler et al. (2021b).

# Building ID	DENW34...	DENW58...	DENW20...
# Year of Construction	1994	1994	1957
# Grundfläche in m ²	57,39	95,21	355,81
# Anz. Haushalte (HH)	1	2	4
# Anz. Personen	2	6	10
# Nutzfläche in m ²	77,1	163,4	290,2
# Anz. Personen pro HH	2	2 4	2 3 4 1
# Nutzfläche pro HH in m ²	77,1	64,7 98,7	52,6 96,8 87,6 53,6
# Date Time	Energy / timestep		
# [dd.mm.YYYY HH:MM]	[kWh/h]		
01.01.2022 00:00	0,358	0,331	1,11
01.01.2022 01:00	0,155	0,344	1,004
...

5.2.2. Implementierung des Stromlastprofilgenerators für Nichtwohngebäude

Für die Generierung von SLPs für Nichtwohngebäude wird ein ähnlicher neuer Workflow angelegt wie für die SLP-Generierung von Wohngebäuden. Zuvor wird die Gebäudenutzungsbibliothek nach den Vorgaben und den Vorgaben aus Abschnitt 4.2.1 erweitert bzw. angepasst. Es wird eine hierarchische Struktur mit zehn Kategorien auf oberster Ebene eingepflegt. Diese zehn Hauptkategorien sind:

- | | |
|------------------------------|-------------------------------|
| (1) Wohnen | (6) Industrie |
| (2) Gewerbe / Handel | (7) Land- und Forstwirtschaft |
| (3) Öffentliche Gebäude | (8) Freizeit & Erholung |
| (4) Kultur, Religion & Event | (9) keine Gebäudenutzung |
| (5) Gastgewerbe | (10) Sonstige |

Die hierarchische Struktur der Nichtwohngebäudenutzungen wird in die Nutzungsbibliothek per csv-Datei Import eingepflegt. Neben der Aufnahme aller ALKIS-Codes in die Nutzungsbibliothek, ist es ebenso möglich, verschiedene Schreibweisen der ALKIS-Codes festzuhalten. Dies hat den Hintergrund, dass in den CityGML-Dateien, die von den Landesämtern erstellt werden, das Attribut *ALKIS-Code* nicht immer in der selben Schreibweise vermerkt wird. Die ALKIS-Codes sind entweder als vierstelliger Zahlencode (z. B. 1010) oder zusammen mit dem Code der Objektartengruppe (z. B. 31001_1010) eingepflegt². Beide Schreibweisen sind in der Gebäudenutzungsbibliothek definiert.

Abbildung 5.6 zeigt die graphische Oberfläche der neuen Nutzungsbibliothek. Die linke Spalte gibt die Gebäudenutzungen mit der hierarchischen Struktur an. Die darauffolgende Spalte zeigt die ALKIS-Codes in den verschiedenen Schreibweisen an. Die letzten beiden Spalten geben die primäre und ggf. eine sekundäre Gebäudenutzung an. Die sekundäre Gebäudenutzung wird dann berücksichtigt, wenn ein Gebäude eine Mischnutzung aufweist (z. B. Wohnen und Gewerbe). Auch die zugewiesenen SLP-Typen (vgl. Abschnitt 4.2.4) je ALKIS-Code werden per csv-Import in die Gebäudenutzungsbibliothek eingepflegt. Ebenso werden die ermittelten SIs je Gebäudenutzungstyp in die Bibliothek importiert. Neben dem Dateiimport per csv-Datei besteht zusätzlich die Möglichkeit, alle Attribute in der Gebäudenutzungsbibliothek direkt anzupassen.

Die neue Gebäudenutzungsbibliothek mit hierarchischer Struktur ermöglicht die Vererbung von Eigenschaften und Parametern von übergeordneten Ebenen auf untergeordnete Ebenen. Dieses Verfahren wird angewendet, wenn auf der detaillierten Ebene der Gebäudenutzung kein spezifischer Stromindikator (SI) vorhanden ist. Die Abbildung 5.7 veranschaulicht diesen Sachverhalt. In der linken Spalte ist der hierarchische Strukturbaum der Gebäudenutzungen mit der ausgewählten Gebäudenutzung *Büro* dargestellt.

²Innerhalb der ALKIS-Codierung werden nicht nur Gebäude klassifiziert, sondern auch bspw. Flurstücke (Objektartengruppe 1100x_) oder Verkehrsobjekte (Objektartengruppe 4200x_) und viele weitere.

In der Karteikarte *elektrische Geräte* werden der zugewiesene SSLP-Typ und die Verläufe der SSLPs für verschiedene Jahreszeiten und Typtage angezeigt.

Hierarchische Struktur
der Gebäudenutzungen

The screenshot shows the 'Library' window in SimStadt. On the left is a tree view of building use categories. The main area displays a table with columns for 'Function(s)', 'Primary', and 'Secondary' usage types. Arrows point from labels to specific parts of the interface.

Function(s)	Primary	Zone	Usage type	Secondary
1000	residential			
31001_1000	residential			
1010	residential			
31001_1010	residential			
1020	residence hall			welfare facility
31001_1020	residence hall			welfare facility
1021	childrens home			welfare facility
31001_1021	childrens home			welfare facility
1022	retirement home			welfare facility
31001_1022	retirement home			welfare facility
1023	nurses home			welfare facility
31001_1023	nurses home			welfare facility
1024	dormitory			welfare facility
31001_1024	dormitory			welfare facility
1025	school hostel			leisure and recreation
31001_1025	school hostel			leisure and recreation
1100	residential			
31001_1100	residential			

Abb. 5.6.: Gebäudenutzungsbibliothek in *SimStadt* mit hierarchischer Struktur. Darstellung aus *SimStadt*.

Gebäudenutzung
Auswahl: Büro

The screenshot shows the 'Usage Type' window with 'office' selected. The 'Name' field contains 'Bürogebäude'. Below, the 'Yearly Properties' section shows 'Average Consumption' of 22.1 kWh/(m²a). A graph displays the 'Average Load (W)' over 'Day Slice (15 min)'. A label points to the graph with the text: 'Verlauf des zugewiesenen SSLP; hier G1 für Werktage im Sommer'.

Abb. 5.7.: Ausschnitt der Gebäudenutzungsbibliothek in *SimStadt* mit der Auswahl *Büro*. Darstellung aus *SimStadt*.

Die Ausgabe der SLPs für Nichtwohngebäude erfolgt ähnlich wie die für Wohngebäude: in csv-Format. Als Attribute, die pro Gebäude angezeigt werden, werden neben der Gebäude-ID, der Grundfläche und der Gebäudenutzfläche auch der Gebäudenutzungstyp angegeben. Die SLPs für Nichtwohngebäude können in variabler zeitlicher Auflösung und variablen Zeithorizont ausgegeben werden, wobei die kleinste zeitliche Auflösung durch die Anwendung der SSLPs 15 Minuten beträgt.

6. Validierung und Anwendung der generierten gebäudespezifischen Stromlastprofile

Die beschriebenen Methoden und die vorgestellten Komplexitätsmaße aus Kapitel 5 kommen in diesem Kapitel zur Anwendung und werden zudem validiert. Die Methoden, die für die SLP-Generierung verwendet werden, sind darauf ausgelegt, den Einsatz für eine große Anzahl von Gebäuden mit anpassbarer Auflösung zu ermöglichen. Die Validierung des SLPG für Wohngebäude erfolgt in zwei Schritten. Als erstes wird in Unterkapitel 6.1 die Zuweisung der Anzahl der Haushalte je Gebäude und die Anzahl der Personen pro Haushalte mittels Greedy-Algorithmen anhand von Fallstudien untersucht. überprüft. Im nächsten Schritt erfolgt in Unterkapitel 6.2 Validierung der synthetischen SLPs für Wohngebäude. Dabei werden die synthetisch erzeugten SLPs in mit einem Messdatensatz und mit anderen synthetisch erzeugten SLPs-Datensätzen von zwei etablierten SLPGs verglichen. Hierfür werden sowohl bereits bekannte Validierungsmaße und -metriken wie auch die neuen Komplexitätsmaße angewendet. Die Anwendung der Komplexitätsmaße zeigt, dass diese zusammen mit weiteren Validierungsmaßen eine gute Vergleichsgrundlage bilden, um synthetische SLPs auf ihre Ähnlichkeit mit gemessenen SLPs zu untersuchen. Die Anwendung und Validierung der SLPs für Nichtwohngebäude erfolgt in einem vereinfachten Verfahren. Hier wird die Ermittlung des jährlichen Strombedarfs für einige Gebäudenutzungstypen überprüft, für welche die Messdaten vorhanden sind. Die Ähnlichkeit von den synthetischen SLPs zu gemessenen SLPs wird für Nichtwohngebäude aufgrund der Anwendung von SSLPs und aufgrund mangelnder zeitlich aufgelöster Messdaten nicht geprüft.

6.1. Validierung des Top-Down-Ansatzes mittels Greedy-Algorithmus

Für die Validierung des Top-Down-Ansatzes zur Zuweisung von Haushalten sowie Personen pro Haushalt wird die in Kapitel 4.1 vorgestellten Methodik auf drei Untersuchungsgebiete angewandt. Die Validierung dieses vorgelagerten Prozesses wird als entscheidend für alle weiteren Ergebnisse der SLP-Generierung für Wohngebäude angesehen, da diese maßgeblich von beiden Parametern abhängig ist. Daher wird eine umfassende Validierung dieses Ansatzes anhand von drei großräumigen Fallstudien in Deutschland durchgeführt. Bei der Auswahl der Fallstudien wird darauf geachtet, dass sowohl 3D-Gebäudedatenmodelle vorhanden sind als auch differenzierte räumliche Strukturen einbezogen werden.

6.1.1. Fallstudien für die Validierung des Top-Down-Ansatzes

Für die Fallstudien wurden drei Gebiete aus über 400 deutschen Landkreisen und kreisfreien Städten ausgewählt. Diese Gebiete repräsentieren ein großstädtisches, ein überwiegend ländliches und ein durchmisches Gebiet. Die Auswahl der Gebiete erfolgte anhand von Unterschieden in Bevölkerungsdichte, Gebäudestruktur, geografischer Lage und Verfügbarkeit:

- I. Großstädtisches Gebiet: Stadt Köln, Nordrhein-Westfalen, Westdeutschland, 86 Stadtteile
- II. Überwiegend durchmisches Gebiet: Landkreis Ludwigsburg, Baden-Württemberg, Süddeutschland, 39 Gemeinden
- III. Überwiegend ländliches Gebiet: Landkreis Ilm-Kreis, Thüringen, Mittel-Ost-Deutschland, 16 Gemeinden

Tabelle 6.1 stellt die wesentlichen Merkmale für die ausgewählten Landkreise bzw. für die Großstadt gegenüber. Die Fallstudien werden durch verschiedene Attribute charakterisiert, darunter die administrative Grundfläche, die Anzahl der Gemeinden oder Stadtteile, die Bevölkerungsdichte sowie die Gemeinde oder der Stadtteil mit der höchsten bzw. niedrigsten Einwohnerzahl. Diese Merkmale dienen dazu, die Vielfalt innerhalb der Landkreise bzw. der Stadt zu verdeutlichen.

Tab. 6.1.: Eckdaten der drei Fallstudien zur Validierung der Ermittlung der Anzahl an Haushalten und Personen pro Haushalt in Deutschland. Darstellung nach Köhler et al. (2021a).

Parameter	Einheit	Köln	Ludwigsburg	Ilm-Kreis
Fläche ^a	[km ²]	405	687	805
Anzahl der Gemeinden / Stadtteile ^a	[-]	85	39	16
Bevölkerungsdichte ^b	[Pers./km ²]	2.686	794	132
Einheit mit geringster Bevölkerungsdichte	[Pers.]	1.735 ^c	2.474 ^d	313 ^e
Einheit mit höchster Bevölkerungsdichte	[Pers.]	43.055 ^c	93.584 ^d	38.891 ^e

a: (Information und Technik Nordrhein-Westfalen, 2020)

b: (Statistisches Bundesamt, 2020)

c: (Information und Technik Nordrhein-Westfalen, 2019)

d: (Statistisches Landesamt Baden-Württemberg, 2020)

e: (Thüringer Landesamt für Statistik, 2019)

Die Anzahl der Personen und die Anzahl der Haushalte sind für jede Gemeinde mittels der in Abschnitt 4.1.2 und Abschnitt 4.1.4 vorgestellten Ansätzen approximiert. Die Simulationsergebnisse werden mit den offiziellen Bevölkerungsdaten und Haushaltszahlen für jede Gemeinde bzw. jeden Stadtteil verglichen. Darüber hinaus werden die Vergleiche auf kumulierter Ebene auf Landkreis- bzw. Stadtebene durchgeführt.

6.1.2. Validierung der Methode zur Ermittlung der Anzahl der Haushalte pro Gebäude

Die Validierung der simulierten Anzahl der Haushalte erfolgt auf Gemeinde- bzw. Stadtteilebene. Dabei wird die prozentuale Abweichung der simulierten Daten im Vergleich zu den amtlichen Daten berechnet. Für die Gemeinde Ludwigsburg werden die Daten des Statistischen Landesamts Baden-Württemberg verwendet, während für die Stadt Köln Daten aus den Statistischen Jahrbüchern der Stadt Köln herangezogen werden. Der Ilm-Kreis stützt sich auf die amtlichen Daten des Thüringer Landesamts für Statistik. Die Ergebnisse werden auf einer Karte des Landkreises bzw. der Stadt dargestellt, wobei die amtlichen Grenzen der Gemeinden bzw. Stadtteile berücksichtigt werden. Die Abweichungen werden durch eine farbliche Codierung visualisiert. Eine ocker-farbige Einfärbung zeigt eine negative Abweichung an, was einer Unterschätzung der Anzahl der Haushalte entspricht. Je dunkler die Ockerfarbe, desto größer ist die Unterschätzung. Eine türkis-farbige Einfärbung repräsentiert positive Abweichungen, also eine Überschätzung der Anzahl der Haushalte. Auch hier gilt, dass eine dunklere Farbgebung auf eine höhere positive Abweichung hinweist. Unter jeder Karte ist ein Histogramm abgebildet, das die Häufigkeiten der prozentualen Abweichungen in Größenklassen zusammenfasst.

Die beschriebenen Abweichungen der Simulationsergebnisse gegenüber den amtlichen Daten werden in Abbildung 6.1 auf Stadtteilebene für die Großstadt Köln dargestellt. Es ist ersichtlich, dass die simulierten Ergebnisse der Anzahl der Haushalte für Köln teilweise stark abweichen. Die Analyse der Extremfälle zeigt, dass die Anzahl der Haushalte um bis zu -35% unterschätzt und bis zu +102% überschätzt werden. Überdies wird deutlich, dass eine höhere Anzahl von Stadtteilen tendenziell unterschätzt wird. Im Histogramm auf der rechten Seite wird ersichtlich, dass ca. 60 der 86 Stadtteile in Köln eine Unterschätzung zwischen 10-30% aufweisen. Die Abweichungen zwischen den simulierten und den statistischen Daten lassen sich teilweise darauf zurückführen, dass durch die Verwendung von durchschnittlichen Werten, die sich auf ganz Deutschland beziehen, Gebiete, die nicht dem Durchschnitt entsprechen, über- oder unterschätzt werden. Das städtische Gebiet von Köln verdeutlicht diese statistische Abweichung vom Bundesdurchschnitt. Aufgrund der hohen Bevölkerungsdichte von ca. 2.680 Personen pro km² in Köln im Vergleich zum bundesweiten Durchschnitt von ca. 230 Personen pro km² wird die Anzahl der Haushalte durch die angewandte Methode tendenziell unterschätzt.

Die größte Abweichung in Köln, bei der die Anzahl der Haushalte im Vergleich zu den amtlichen Daten um mehr als +100% überschätzt wird, betrifft den Stadtteil *Hahnwald* (dunkelgrünes Gebiet im Süden Kölns). *Hahnwald* ist ein gehobenes und wohlhabendes Stadt- bzw. Villenviertel, das hauptsächlich aus überdurchschnittlich großen EFHs oder RHs besteht, die nicht typisch für die deutsche Gebäudetypologie sind. Es lässt sich nachvollziehen, dass die angewandte Methode daher die Anzahl der Haushalte überschätzt. Trotz der vereinzelt, extremen Abweichung bewegen sich knapp 80% der Stadtteile (68 von 86) in einer Abweichungsspanne von -25% und +25%.

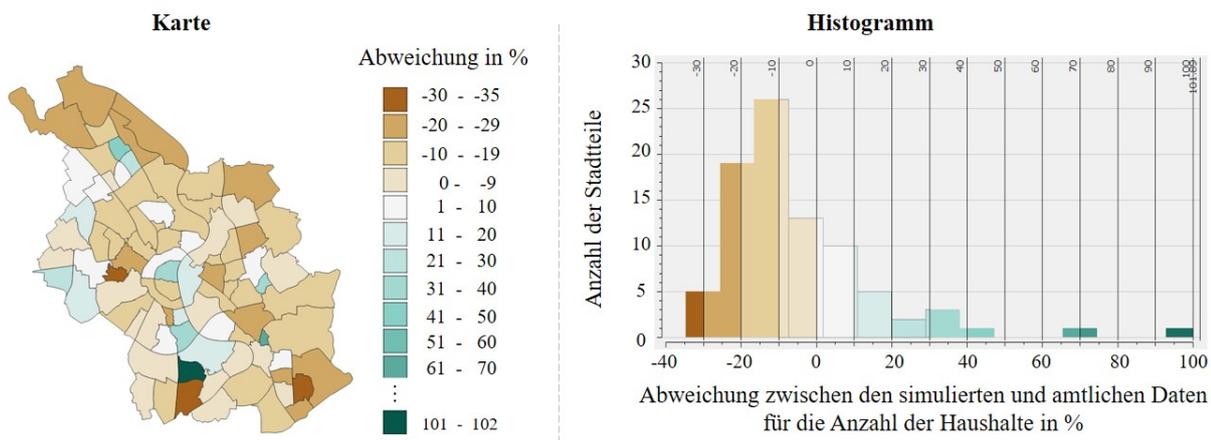


Abb. 6.1.: Abweichung der Simulationsergebnisse für die Anzahl der Haushalte in Köln.
Eigene Darstellung unter Verwendung von QGIS in Anlehnung an Köhler et al. (2021a).

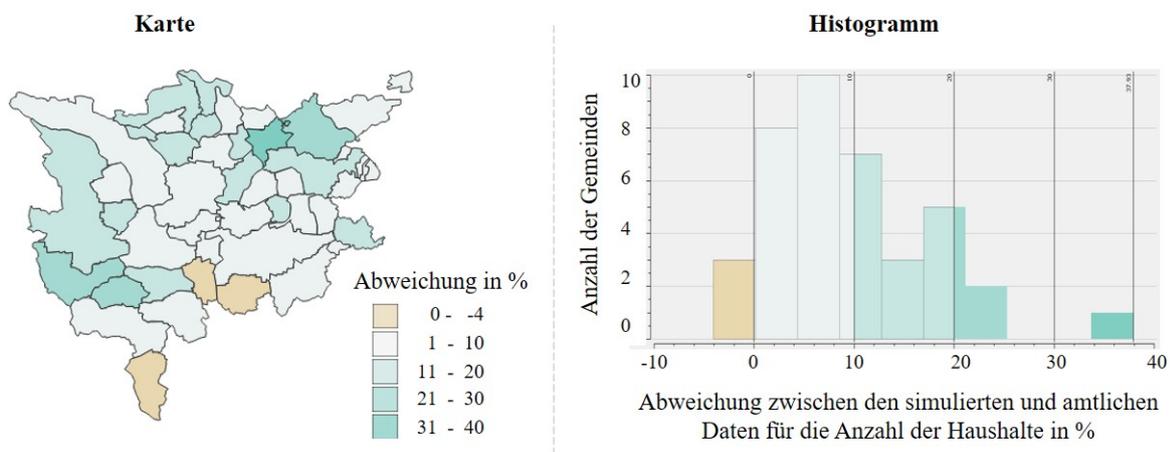


Abb. 6.2.: Abweichung der Simulationsergebnisse für die Anzahl der Haushalte im Landkreis Ludwigsburg.
Eigene Darstellung unter Verwendung von QGIS in Anlehnung an Köhler et al. (2021a).

Für den Landkreis Ludwigsburg sind die Ergebnisse in Abbildung 6.2 auf die gleiche Weise dargestellt. Die Abweichungen für diesen Landkreis fallen deutlich geringer als für Köln. Es können maximale Unterschätzungen der Anzahl der Haushalte von -4% und maximale Überschätzungen von +38% festgestellt werden. Von 39 Gemeinden im Landkreis Ludwigsburg werden knapp 60% (23 Gemeinden) mit einer Abweichung der Anzahl der Haushalte von $\pm 10\%$ simuliert. Das Histogramm zeigt deutlich, dass die Häufigkeit der Abweichungen rechts-schief (positiv) ist, im Gegensatz zu den Auswertungen in Köln, die eine links-schiefe Verteilung der Abweichung um den Nullpunkt aufweisen. Auch im Landkreis Ludwigsburg kann davon ausgegangen werden, dass die bundesdeutschen Durchschnittswerte nicht auf alle Gemeinden zutreffen. Es ist erkenntlich, dass die südöstlich gelegenen Gemeinden (Korntal-Münchingen, Möglingen, Kornwestheim, Ludwigsburg und Remseck am Neckar), die an den Großraum Stuttgart angrenzen und eine höhere Bevölkerungsdichte aufweisen, in den Simulationen tendenziell unterschätzt werden. Dies untermauert das Argument, dass städtische Gebiete (ähnlich wie in Köln) eher unterschätzt

werden. Dennoch zeigen sich für den Landkreis Ludwigsburg insgesamt wesentlich geringere Abweichungen der Anzahl der Haushalte zwischen den simulierten und offiziellen Daten im Vergleich zu Köln. Der Landkreis Ludwigsburg entspricht somit eher einem „durchschnittlichen“ Deutschland.

Für die dritte Fallstudie, dem Ilm-Kreis, der ein ländliches Gebiet repräsentiert, können ähnliche Ergebnisse und Rückschlüsse wie für den Landkreis Ludwigsburg gezogen werden. Von den 16 Gemeinden im Ilm-Kreis wird nur eine, die im Norden gelegene und dichter besiedelte Gemeinde *Amt Wachsenburg*, mit -5% bei der Anzahl der Haushalte leicht unterschätzt. Die restlichen Gemeinden werden mit bis zu 30% überschätzt und zwei Gemeinden weisen eine Überschätzung von bis zu +40% auf (vgl. Abbildung 6.3).

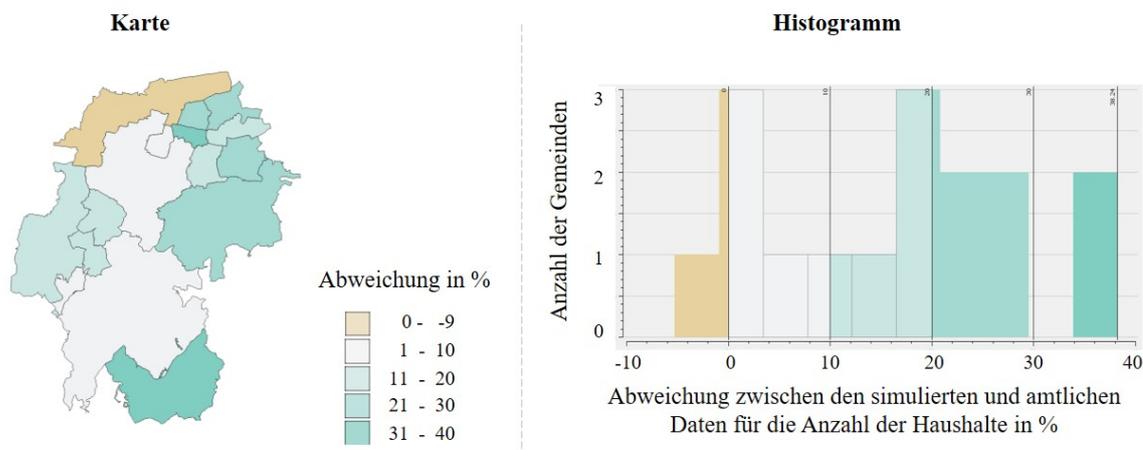


Abb. 6.3.: Abweichung der Simulationsergebnisse für die Anzahl der Haushalte im Landkreis Ilm-Kreis. Eigene Darstellung unter Verwendung von *QGIS* in Anlehnung an Köhler et al. (2021a).

Die Abweichungen im Ilm-Kreis weisen, wie im Landkreis Ludwigsburg, eine eher rechts-schiefe Verteilung auf. Im Ilm-Kreis beeinflusst eine weitere lokale Gegebenheit die Simulationsergebnisse, die bei Auswertung berücksichtigt werden sollte: die sogenannte Leerstandsquote. Das entwickelte Verfahren berücksichtigt keine Leerstandsquoten und weist allen Wohngebäuden Haushalte und Personen zu. Eine hohe lokale Leerstandsquote kann dadurch zu einer Überschätzung der Anzahl der Haushalte und der Anzahl der Personen führen. Im Ilm-Kreis lag die Leerstandsquote im Jahr 2018 bei ca. 8% (Böttcher et al., 2018) und damit doppelt so hoch wie im bundesdeutschen Durchschnitt (BMWSB, 2020).

Zusammenfassend kann bei 85 (60%) von den insgesamt 141 untersuchten Gemeinden bzw. Stadtteilen eine moderate Abweichung für die Anzahl der Haushalte zwischen -15 % und +15 % festgestellt werden. Auf Landkreis- bzw. Stadtebene weisen die kumulierten, simulierten Ergebnisse für die Anzahl der Haushalte im Jahr 2019 im Vergleich zu den offiziellen Daten Abweichungen von -6% für die Großstadt Köln und von +7% für den Landkreis Ludwigsburg auf.

6.1.3. Validierung der Methode zur Ermittlung der Anzahl der Personen pro Haushalt

Analog zu Abschnitt 6.1.2 werden auch die Abweichungen der simulierten Anzahl der Personen mit den amtlichen Daten verglichen. Dabei werden negative Abweichungen lila und positive Abweichungen grün eingefärbt.

Für Köln kann festgestellt werden, dass mit einer Über- oder Unterschätzung der Anzahl der Haushalte auch eine Über- oder Unterschätzung der Anzahl der Personen einhergeht (vgl. Abbildung 6.4). Daher ergibt sich auch hier das Bild, dass abgesehen von einzelnen Ausreißern, ein Großteil der Abweichungen zwischen -25% und +25% schwankt. Allerdings ist die maximale positive Abweichung um etwa 40% geringer, während die maximale negative Abweichung um etwa 10% ansteigt. Das Histogramm für Köln behält seine links-schiefe Verteilung bei.

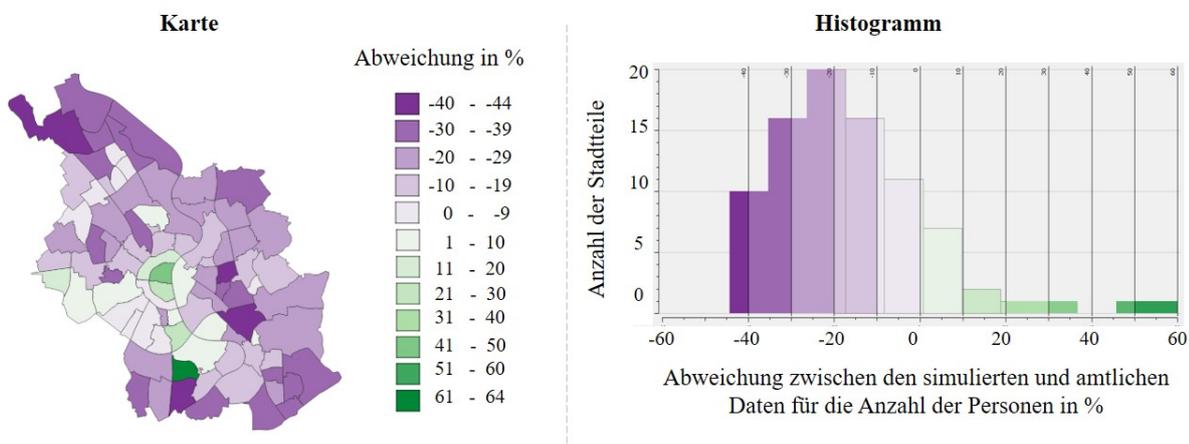


Abb. 6.4.: Abweichung der Simulationsergebnisse für die Anzahl der Personen in Stadt Köln.
Eigene Darstellung unter Verwendung von *QGIS* in Anlehnung an Köhler et al. (2021a).

Die simulierte Anzahl der Personen im Landkreis Ludwigsburg korreliert ebenso mit der Über- oder Unterschätzung der Anzahl der Haushalte, wobei auch leichte Abweichungen feststellbar sind. So wird die Gemeinde Gerlingen ganz im Süden von Ludwigsburg mit -4,1% bei der Anzahl der Haushalte leicht unterschätzt; bei der Simulation der Personen wird jedoch eine leichte Überschätzung im Bereich von 0-10% ausgegeben. Im Histogramm ist zu sehen, dass die Verteilung der Abweichungen für Ludwigsburg rechts-schief (vom Nullpunkt aus gesehen) bleiben. Im Vergleich zu den Abweichungen der Anzahl der Haushalte nehmen die Abweichungen für die Anzahl der Personen im negativen Bereich um 4% zu; im positiven Bereich sind sie gleichbleibend.

Für den Landkreis Ilm-Kreis korrelieren die Abweichungen der Simulationen für die Anzahl der Personen in Übereinstimmung mit den Abweichungen der Simulationen für die Anzahl der Haushalte (vgl. Abbildung 6.6). Im negativen Bereich nehmen die Abweichungen für die Anzahl der Personen um 4% ab; im positiven Bereich um 2%.

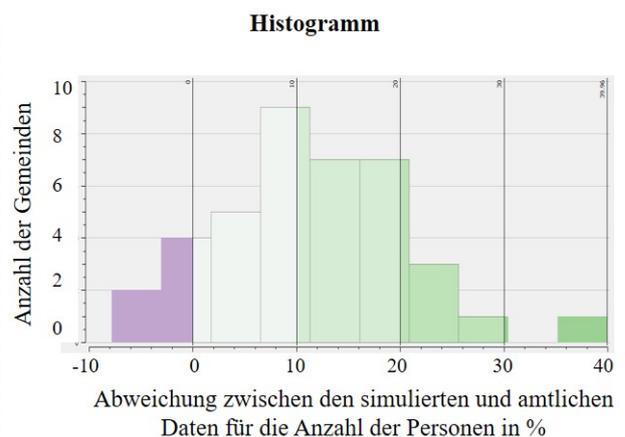
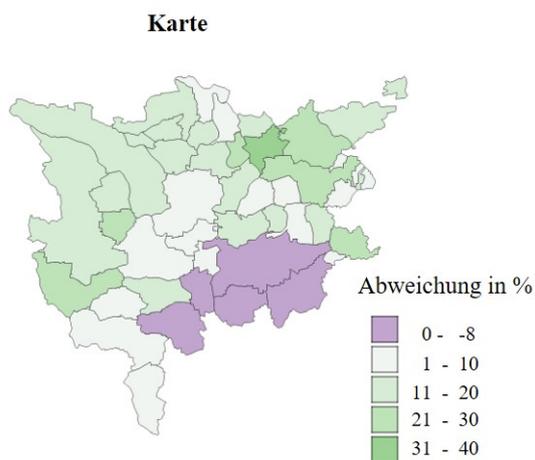


Abb. 6.5.: Abweichung der Simulationsergebnisse für die Anzahl der Personen im Landkreis Ludwigsburg. Eigene Darstellung unter Verwendung von *QGIS* in Anlehnung an Köhler et al. (2021a).

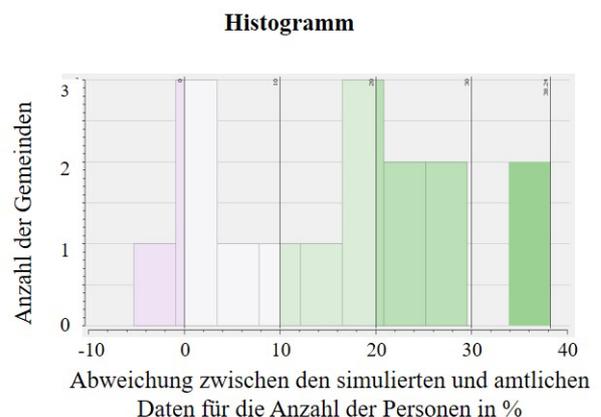
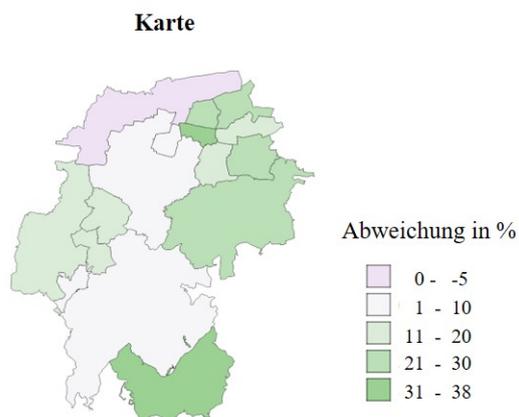


Abb. 6.6.: Abweichung der Simulationsergebnisse für die Anzahl der Personen im Landkreis Ilm-Kreis. Eigene Darstellung unter Verwendung von *QGIS* in Anlehnung an Köhler et al. (2021a).

Zusammenfassend ist festzustellen, dass die Abweichungen der Anzahl der Personen (Bevölkerung) für 67 der Gemeinden und Stadtteile (ca. 48%) zwischen -15% und +15% liegen und damit weniger genau sind, als die Approximation der Haushalte. Auf kumulierter Landkreis bzw. Stadtebene, ist die Unterschätzung der Bevölkerungszahlen für Köln mit -13% am höchsten. Der Landkreis Ludwigsburg und Ilm-Kreis werden mit 7% bzw. 8% überschätzt.

Eine stichprobenartigen Untersuchung der einzelnen Gemeinden bzw. Stadtteile hat ergeben, dass fehlerhafte Daten in den CityGML-Dateien eine Über- oder Unterschätzung von Haushalten bzw. Personen hervorrufen können. Hierbei wurde die Zuordnung von Gebäudenutzungen in den CityGML-Dateien als eine fehlerbehaftete Komponente identifiziert. Der extremste Fall in diesem Zusammenhang wurde in einem Kölner Stadtteil ermittelt, für welchen die Anzahl der Haushalt mit 43% überschätzt wurde. Bei der stichprobenartigen Prüfung der Gebäude, konnte ein Gebäude identifiziert werden, welches fälschli-

cherweise als Wohngebäude deklariert war und welchem 158 Haushalte zugeordnet wurden. Tatsächlich handelt es sich aber um ein Einkaufszentrum. Diese fehlerhaften Zuordnungen können nur durch eine stetige Prüfung und Verbesserung der GIS-Daten der Landesämter vermieden werden.

Tabelle 6.2 zeigt die kumulierten Simulationsergebnisse auf Landkreis- bzw. Stadtebene für die Anzahl der Haushalte und die Anzahl der Personen. Der Vergleich zu den amtlichen Daten erfolgt mit Daten aus dem Jahr 2019, da die 3D-Gebäudedatenmodelle - die Datengrundlage der Simulation - aus dem Jahr 2019 stammen. Darüber hinaus wird die Abweichung zwischen den simulierten und offiziellen Daten in Prozent angegeben. Die letzte Zeile in Tabelle 6.2 gibt die Anzahl der simulierten Gebäude pro Fallstudie an. Die größte ausgewertete Einzeldatei enthält 15.507 Gebäude. Daran ist erkennbar, dass das Vorgehen auf eine große Anzahl von Gebäuden anwendbar ist. Auf einem PC (Intel i7-8850H mit 2,6 GHz) benötigt der Algorithmus für die Berechnung dieser ca. 15.500 Gebäude 24 ms (Köhler et al., 2021a). Es kann daher davon ausgegangen werden, dass der Algorithmus auch für größer skalierte Simulationen praktikabel ist.

Tab. 6.2.: Ergebnisse der Haushalts- und Einwohnerberechnungen für die drei Fallstudien.
Darstellung nach Köhler et al. (2021a).

Parameter	Einheit	Köln	Ludwigsburg	Ilm-Kreis
Bevölkerung 2019	[-]	1.087.863 ^a	545.423 ^b	106.249 ^c
Simulierte Bevölkerung	[-]	942.730	583.892	114.559
Abweichung Bevölkerung	[%]	-13,4	+7,4	+ 7,8
Anzahl Haushalte 2019	[-]	564.841	256.287	58.381
Simulierte Haushalte	[-]	528.880 ^a	273.792 ^b	56.621 ^c
Abweichung Haushalte	[%]	-6,4	+6,8	-3,0
Anzahl simulierter Gebäude	[-]	225.540	116.345	33.188

a: (Information und Technik Nordrhein-Westfalen, 2019)

b: (Statistisches Landesamt Baden-Württemberg, 2020)

c: (Thüringer Landesamt für Statistik, 2020)

6.2. Validierung der generierten Haushaltsstromlastprofile für Wohngebäude

In diesem Unterkapitel wird die vorgestellte Methodik zur Generierung von SLPs auf zwei Arten validiert. Zunächst werden die synthetisch erzeugten SLPs mit gemessenen Stromlastdaten einer Fallstudie verglichen (vgl. Abschnitt 6.2.1). Im zweiten Schritt erfolgt ein Vergleich der mit der in dieser Arbeit beschriebenen Methode generierten SLPs mit den synthetischen SLPs von zwei etablierten SLPG für dieselbe Fallstudie. Dabei werden Komplexitätsmaße angewendet, um die Ähnlichkeit der SLPs zu bewerten und die Aussagekraft der Metriken zu untersuchen.

6.2.1. Fallstudie für die Validierung von synthetischen Haushaltsstromlastprofilen

Um die synthetischen SLPs mit der in dieser Arbeit beschriebenen Methodik zu validieren, werden diese synthetischen SLPs diese mit gemessenen Daten aus einer Fallstudie verglichen. Die Messdaten der Fallstudie wurden im Jahr 2017 in einer Gemeinde in Baden-Württemberg erhoben und liegen in 15-minütiger Auflösung vor. Insgesamt wurden Daten von 66 Haushalten bzw. 46 Gebäuden erfasst. Neben den SLP-Daten wurden auch Metadaten wie Informationen über die installierte Heizungsanlage und das Warmwassersystem erhoben. Zudem wurden auf freiwilliger Basis Fragebögen ausgefüllt, die weitere Informationen, wie z.B. die Anzahl der Bewohner:innen, enthalten. Da sich die Auswertung und der Vergleich der SLPs-Daten von Wohngebäuden auf den Haushaltsstrom bezieht, müssen vom Messdatensatz 38 Haushalte ausgeschlossen werden, da diese mit P2H-Technologien wie Wärmepumpen oder Nacht-speicherheizungen sowie PV-Anlagen ausgestattet sind. Diese Technologien haben einen großen Einfluss auf die typischen Verläufe von Haushalts-SLP, daher werden die betroffenen Haushalte nicht für die Validierung herangezogen. Von den verbleibenden 28 Haushalten bzw. 23 Gebäude, fallen zwei Gebäude aus der Betrachtung heraus, da diese Gebäude aufgrund fehlerhafter Geometrien nicht in der Simulationsplattform *SimStadt* abgebildet werden und somit keine synthetischen SLPs für diese erzeugt werden können. Elf weitere Gebäude wurden von der Validierung ausgeschlossen, da es sich um Mehrfamilienhäuser handelt und die Messdaten nur von einzelnen Haushalten und nicht für alle Haushalte aufgenommen wurden. Bei RHs oder MFHs kann ein Vergleich der synthetisch erzeugten SLPs in *SimStadt* nur durchgeführt werden, sofern von allen Haushalten gemessene SLPs vorliegen. Haben sich in einem MFH nicht alle Parteien dazu entschlossen, Messdaten aufzeichnen zu lassen, dann fallen diese Gebäude aus dem Betrachtungsrahmen. Aus diesem Grund verbleiben zehn Gebäude mit gemessenen SLP-Daten, die für den Vergleich mit den synthetischen SLP-Daten geeignet sind. Dies ist kein repräsentativer Datensatz für SLPs, da aber keine weiteren Messdatensätze mit den entsprechend benötigten Metadaten und in der entsprechenden Auflösung erstanden werden konnten, stellen diese zehn Gebäude mit insgesamt 15 Haushalten die Basis für die Validierung dar. Für vier von diesen zehn Gebäuden liegen ausgefüllte Fragebögen vor, die die Anzahl der Haushalte bzw. die Anzahl der Personen angeben. Für die verbleibenden sechs Gebäude wird die Anzahl der Haushalte und Personen durch die in dieser Arbeit beschriebenen Methoden (vgl. Kapitel 4) approximiert.

Die wesentlichen Eigenschaften der zehn Gebäude (G01-G10) werden in Tabelle 6.3 als Überblick dargestellt. Neben dem Wohngebäudetyp und der Anzahl der Bewohner:innen bzw. der Anzahl der Haushalte wird auch der gemessene Jahresstromverbrauch in kWh/a aufgelistet. Im Datensatz sind drei verschiedene Wohngebäudetypen zu finden: sechs EFHs, drei MFHs und ein RH. Die Gebäude, für welche die Daten aus den Fragebögen vorliegen sind mit einem Stern (*) gekennzeichnet. Die Anzahl der Personen pro Gebäude schwankt zwischen zwei und sieben Personen, während die Anzahl der Haushalte zwischen eins und drei liegt.

Tab. 6.3.: Eckdaten zu den Vergleichsgebäuden. Darstellung nach Köhler et al. (2022).

Gebäude-ID	Gebäude-typ	Anzahl Personen	Anzahl Haushalte	gem. Verbrauch in kWh/a	spez. Verbrauch in kWh/Person*a
G01	MFH	7	3	7.270	7.188
G02	MFH	4	2	5.450	5.217
G03	EFH	3	1	3.592	3.452
G04	EFH*	2	1	1.884	2.394
G05	RH*	2	1	3.213	3.037
G06	MFH	3	3	3.057	3.270
G07	EFH	3	1	5.327	5.034
G08	EFH*	4	1	3.160	3.359
G09	RH*	5	1	5.913	6.098
G10	EFH	4	1	5.593	5.698

6.2.2. Auswertung und Eigenschaften der Messdaten der Fallstudie

Die SLP-Messdaten aus der Fallstudie werden zunächst auf ihre Eigenschaften untersucht, um eine Vergleichsbasis für die synthetisch erzeugten SLPs zu schaffen. Folgende Maße und Metriken (vgl. Unterkapitel 3.2 und 4.3) werden unter Zuhilfenahme der Statistik-Programmiersprache *R* ermittelt:

- Ermittlung von Lagemaßen,
- Ermittlung von Streuungsmaßen,
- Visuelle Vergleiche (Liniendiagramme, Violinplots, Heatmaps) und
- Komplexitätsmaße: fraktale Dimension (FD), Länge der Kurve, Anzahl der lokalen Maxima.

Um eine Übersicht über die gemessenen SLPs zu erlangen, werden diese in ihrer Originalauflösung von 15-Minuten-Intervallen über den Zeitraum von 12 Monaten graphisch dargestellt. Das Ergebnis ist in Abbildung 6.7 dargestellt. Die gemessenen SLPs weisen einige Besonderheiten auf. Deutlich zu sehen ist, dass G03 und G08 eine Urlaubslücke aufweisen, in der die Verbräuche im Gebäude auf die Grundlast reduziert sind und keine Aktivitäten stattfinden. Alle anderen Gebäude weisen keine - zumindest in dieser Auflösung - erkennbaren längeren Abwesenheiten oder Urlaubszeiten auf. Der durchschnittliche Verbrauch pro Person und Jahr schwankt für diesen Messdatensatz zwischen 790 kWh/Person*a und 1.776 kWh/Person*a.

Die gemessenen maximalen Werte (Peakleistung) und die minimalen Werte sowie weitere Lagemaße sind in Tabelle 6.4 je Gebäude abgebildet. Alle Angaben sind in der Einheit Watt angegeben. Es ist festzustellen, dass die meisten Gebäude einen Minimalwert von Null oder nahe bei Null aufweisen und damit die Spannweite der Messdaten fast identisch zu dem gemessenen Maximum ist. Die gemessenen maximalen Leistungen in den zehn Gebäuden schwanken zwischen 1.796 W für G06 und 9.332 W für G02, womit sich die Maximalwerte um den Faktor fünf unterscheiden. Dabei werden tendenziell höhere Lastspitzen in Gebäuden gemessen, die mit einer höheren Anzahl von Personen besetzt sind (G01, G02, G08-G10) und

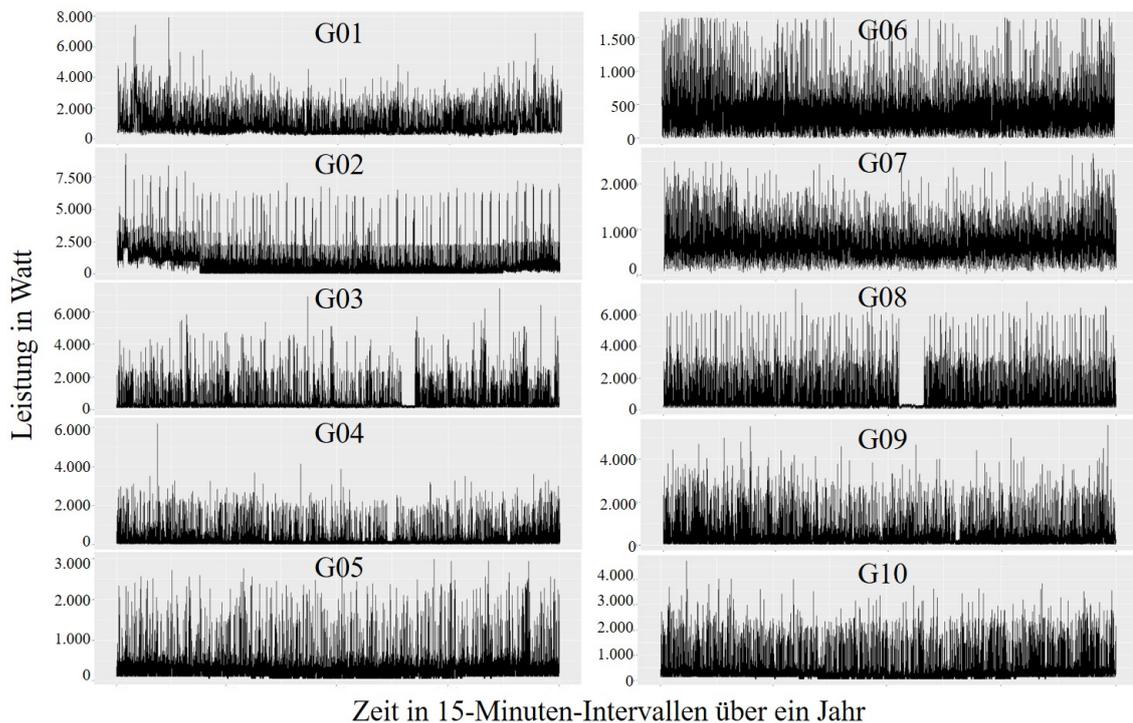


Abb. 6.7.: Gemessene Stromlastprofile der Fallstudie in 15-Minuten-Auflösung als Liniendiagramm über ein Jahr. Eigene Darstellung.

Tab. 6.4.: Lagemaße für die gemessenen Stromlastprofile aus der Fallstudie, alle Angaben in Watt. Darstellung nach Köhler et al. (2022).

Gebäude-ID	Minimum	Maximum	Spannweite	arithm. Mittel	Median
G01	42	7.896	7.854	830	592
G02	3	9.332	9.329	622	247
G03	9	7.417	7.408	410	231
G04	20	6.201	6.181	215	121
G05	0	3.014	3.014	318	251
G06	0	1.796	1.796	367	320
G07	0	2.668	2.668	659	620
G08	0	7.610	7.610	575	302
G09	36	5.575	5.539	361	181
G10	0	4.716	4.716	406	266

umgekehrt. Das arithmetische Mittel liegt für G04 mit 215 W am niedrigsten und für G01 mit 830 W am höchsten. Auch hier korreliert der Mittelwert der gemessenen Leistung mit der Anzahl der Personen im Gebäude und ist tendenziell höher bei einer größeren Anzahl an Personen. Die Mediane der gemessenen SLPs pro Gebäude unterscheiden sich zum Teil deutlich vom arithmetischen Mittel und weisen durchweg niedrigere Werte auf. Die größte Differenz zum arithmetischen Mittel liegt für G02 mit 375 W vor. Den höchsten Median weist G07 mit 620 W auf; den niedrigsten Median weist G04 mit 121 W auf. Da der

Median den Schwellenwert angibt, bei welchem 50% der Daten darüber bzw. darunter liegen, kann die Aussage getroffen werden, dass ein Großteil der gemessenen SLP-Daten in einem niedrigen Leistungsbereich auftritt. Die Lastspitzen weichen vom Median je nach Gebäude um den Faktor vier in G07 und um den Faktor 51 in G04 ab.

Die Auswertung der Streuungsmaße der gemessenen SLPs ist in Tabelle 6.5 zusammengefasst. Die Standardabweichung um den Mittelwert ist dabei für G02 mit 872 W am höchsten und für G06 mit 252 W am niedrigsten. Auch hier zeigt sich die Tendenz, dass die Standardabweichungen größer werden, je höher die Anzahl der Personen ist, die in einem Gebäude leben. Die 25%- und 75%-Quartile, also die zwei Werte, zwischen denen 50% aller Messwerte erfasst wurden, unterscheiden sich deutlich je Gebäude. Die Werte der Quartile bestätigen, dass die meisten Messwerte in den unteren Leistungsbereichen liegen. Der kleinste Wert für das 25%-Quartil liegt bei 91 W - der größte Wert für das 75%-Quartil bei 1.005 W.

Tab. 6.5.: Streuungsmaße für die gemessenen Stromlastprofile aus der Fallstudie, alle Angaben in Watt. Darstellung nach Köhler et al. (2022).

Gebäude-ID	Standardabw.	25%-Quartil	75%-Quartil	Schiefe	Kurtose / Wölbung
G01	637	420	1.005	2,4	8,1
G02	872	91	864	2,9	12,3
G03	561	164	358	4,0	19,9
G04	334	73	194	4,4	25,3
G05	284	151	384	3,3	15,8
G06	253	180	500	1,8	6,1
G07	323	424	832	1,1	2,4
G08	774	203	498	3,5	15,7
G09	492	104	391	3,4	14,3
G10	446	156	428	2,8	9,0

Die Schiefe eines Messdatensatzes gibt an, inwieweit die Daten gegenüber einer Normalverteilung abweichen. Eine positive Schiefe bedeutet, dass mehr Datenpunkte links vom arithmetischem Mittel liegen, und damit kleiner sind; eine negative Schiefe bedeutet das Gegenteil. Alle gemessenen Datensätze weisen eine positive Schiefe auf und bestätigen, was der Median im Vergleich zum arithmetischem Mittel und die Quartile bereits andeuten:

- I. Die SLP-Daten sind nicht normalverteilt.
- II. Die SLP-Daten weisen eine positive Schiefe auf, was bedeutet, dass ein Großteil der Daten in niedrigeren Leistungsbereichen auftritt.

Zu ähnlichen Ergebnissen kommen auch Kadurek et al. (2013); Carpaneto und Chicco (2008); Munkhammar et al. (2014). Bezogen auf den Messdatensatz weisen die SLP-Daten von G04 die höchste positive Schiefe von 4,4 und G07 die kleinste positive Schiefe von 1,1 auf.

Ebenso wie die Schiefe ist auch die Kurtose für alle Messdatensätze ausnahmslos positiv. Die Kurtose (Wölbung) eines Datensatzes gibt an, wie stark die Verteilung eines Datensatzes gestreckt oder gestaucht ist. Die ausnahmslos positive Kurtose in dem Messdaten weist darauf hin, dass alle Datensätze gestreckt sind. Im Falle der Messdaten scheinen die Stärke der Schiefe und die Stärke der Kurtose miteinander zu korrelieren.

Um die Verteilung der SLP-Daten graphisch zu untersuchen, werden sogenannte Violinplots (Geigen-Diagramme) gewählt. Violinplots geben einen ersten Einblick in die Verteilung der Datensätze und kombinieren die Informationen eines klassischen Boxplots mit denen eines Histogramms. In Abbildung 6.8 sind die Violinplots für die SLP-Messdaten der Gebäude G01-G10 dargestellt.

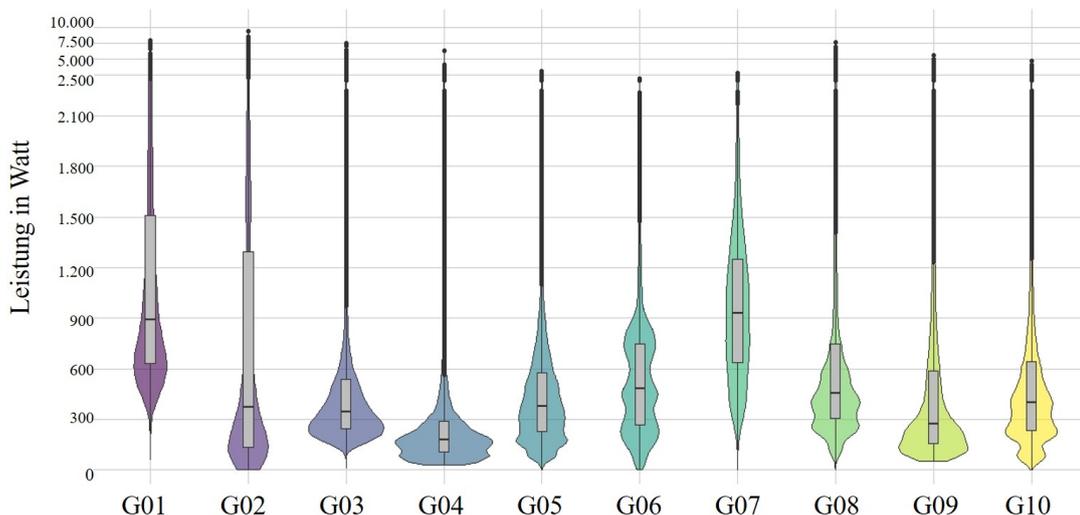


Abb. 6.8.: Violinplots der Verteilung der gemessenen Stromlastprofil-Daten.
Eigene Darstellung.

Die grauen Balken in der Mitte jedes Violinplots repräsentieren den Interquartilsbereich, der den Bereich zwischen dem 25% und 75% Quartil umfasst. Der Median, wird durch eine schwarze Linie innerhalb des grauen Balkens markiert. Die farbigen „Violinen“ zeigen die Verteilung der Daten in den jeweiligen Leistungsbereichen an. Je breiter die Violinen sind, desto häufiger treten Werte in diesem Leistungsbereich auf. Es ist zu beachten, dass die y-Achse in den niedrigen Leistungsbereichen gestreckt und in den höheren gestaucht ist. Ohne diese Anpassung sind die Unterschiede der Verteilungen im niedrigen Leistungsbereich, in dem die meisten Messdaten liegen, nicht erkennbar. Auf den ersten Blick wird deutlich, dass die Datenverteilungen je Gebäude sehr unterschiedlich sein können. Einige Gebäude (G03, G04 und G09) weisen eine glockenförmige Verteilung auf, wobei eine hohe Anzahl an gemessenen Werten um den Median auftreten. Die Gebäude G05, G06, G08 und G10 zeigen Ausbauchungen in verschiedenen Leistungsbereichen auf, was auf wiederholte und regelmäßige Tätigkeiten mit bestimmten Geräten

schließen lässt. G01, G02 und vor allem G07 zeigen eine eher stromlinienförmige Verteilung der Messdaten. Werden die Violinplots mit den Angaben der Schiefe und Kurtose verglichen, bestätigen sich die festgestellten Aussagen zur positiven Schiefe und Wölbung. Je positiver die Schiefe und Wölbung sind, desto mehr Messdatenpunkte liegen in niedrigen Leistungsbereichen. Besonders bei G03 und G04, die die höchsten Werte für Schiefe und Kurtose aufweisen, bestätigen die Violinplots dies mit einer bauchigen, glockenförmigen Darstellung.

Eine weitere Darstellung, die Rückschlüsse über die Verhaltensweisen der Personen ermöglicht, ist eine sogenannte Heatmap. Heatmaps zeigen im Gegensatz zu den Violinplots die Datenverteilung mit zeitlicher Abhängigkeit auf und lassen Verhaltensmuster im Stromverbrauch erkennen. Die Abbildung 6.9 zeigt alle gebäudespezifischen Heatmaps der Messdaten.

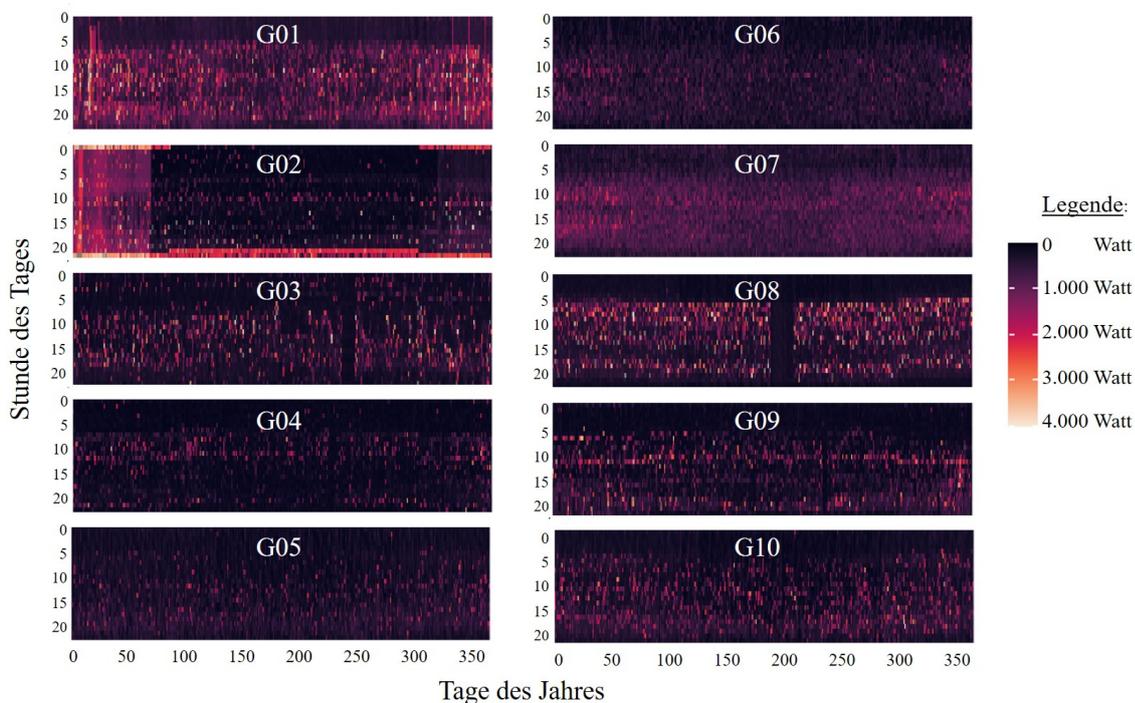


Abb. 6.9.: Heatmaps der gemessenen Stromlastprofil-Daten.
Eigene Darstellung.

Auf der y-Achse sind die Stunden des Tages abgebildet; auf der x-Achse die Tage des Jahres. Eindeutig erkennbar für alle Gebäude sind die Aktivitäten während des Tages, gekennzeichnet durch heller markierte Bereiche, sowie die nächtlichen Ruhezeiten der Personen, die durch eine dunkle Farbgebung dargestellt werden. Die Heatmap von G09 lässt einen sehr regelmäßigen und strukturierten Tagesablauf der Personen erkennen. Nachts sind fast keine Aktivitäten identifizierbar, dafür in den Morgenstunden zu regelmäßigen Zeiten. Bis zu den Mittagsstunden sprechen die gemessenen Daten für die Anwesenheit und Aktivitäten von Personen. Auch ist eine ruhigere Phase zwischen 15-16 Uhr erkennbar. Zwischen 18-20 Uhr sind

nochmals vermehrte stromverbrauchende Aktivitäten erkennbar, bevor gegen 22 Uhr die Nachtruhe Einzug hält. Andere Heatmaps lassen ähnliche Tagesabläufe erkennen. Die Heatmap für G02 weist einige Besonderheiten auf, die andere SLP-Daten nicht aufweisen. Es können hohe Lastspitzen vor allem in den Nachtstunden festgestellt werden sowie für das erste Viertel des Jahres ein durchgehend höherer Verbrauch. Die hohen Lastspitzen zur Nachtzeit lassen darauf schließen, dass dieses Gebäude möglicherweise trotz gegenteiliger Angaben ein Heizsystem besitzt, das auf Strom basiert (z. B. ein Nachtspeicherofen). Auch die durchgehend höheren Verbräuche in den Nächten im Winter bestätigen, dass in diesem Gebäude womöglich einen Nachtspeicherofen besitzt. Für dieses Gebäude werden zwar trotzdem die weiteren Auswertungen durchgeführt, die Ergebnisse jedoch mit entsprechender Vorsicht betrachtet.

Zum Schluss werden die Komplexitätsmaße auf die gemessenen SLPs angewandt. Tabelle 6.6 zeigt die Ergebnisse der Ermittlung der Komplexitätsmaße, wenn diese über den Zeithorizont von einem Jahr berechnet werden. Die Anzahl der lokalen Maxima bewegt sich für die gemessenen Daten mit einer zeitlichen Auflösung von 15 Minuten und einem Zeithorizont von einem Jahr zwischen 9.117 und 10.166. Die Abweichungen der Anzahl der lokalen Maxima vom Mittelwert sind relativ gering (zwischen -6,1% für G08 und +4,7% für G09). Es scheint daher, dass die Anzahl der lokalen Maxima, eine charakteristische Größe für SLP-Daten darstellen könnte.

Tab. 6.6.: Komplexitätsmaße für die gemessenen Stromlastprofile aus der Fallstudie, alle Angaben dimensionslos.

Gebäude-ID	Anzahl der lok. Max.	Abw. der lok. Max. vom $\bar{\theta}$ in %	Länge der Kurve	Abw. der Länge der Kurve vom $\bar{\theta}$ in %	FD	Abw. der FD vom $\bar{\theta}$ in %
G01	9.250	-4,8%	7.794.255	9,7%	1,54	-4,1%
G02	9.194	-5,3%	7.582.582	6,7%	1,38	-14,1%
G03	10.115	4,2%	6.332.869	-10,9%	1,49	-7,6%
G04	10.023	3,2%	5.297.905	-25,5%	1,69	4,8%
G05	9.658	-0,6%	5.429.884	-23,6%	1,60	-0,6%
G06	9.890	1,8%	5.107.840	-28,1%	1,68	4,6%
G07	9.884	1,8%	5.878.052	-17,3%	1,69	5,4%
G08	9.117	-6,1%	12.394.760	74,4%	1,81	12,7%
G09	10.166	4,7%	7.591.513	6,8%	1,64	2,2%
G10	9.822	1,1%	7.666.935	7,9%	1,55	-3,3%

Die Länge der Kurve der gemessenen SLPs wird als dimensionslose Einheit angegeben. Die Länge der Kurven schwanken zwischen 5.108 Mio. und 12.395 Mio. dimensionslosen Einheiten. Die Länge der Kurve für G08 könnte als Ausreißer gelten, da die restlichen SLP-Datensätze zwischen 5 - 8 Mio. Einheiten schwanken. Außerdem scheint die Länge der Kurve mit der Anzahl der Personen zu korrelieren, da Gebäude mit einer geringeren Personenanzahl (2-3 Personen) kleinere Längen mit ca. 5-6 Mio. Einheiten aufweisen. Für Haushalte mit 4-7 Personen werden größere Längen (ca. 6-8 Mio. Einheiten) berechnet.

Die Werte der fraktalen Dimension (FD), die für Kurven einen Wert zwischen 1 und 2 annehmen können (vgl. Kapitel 4.3.2), sind in der vorletzten Spalte der Tabelle 6.6 abgebildet. Die Fraktale Dimensionen (FDs) schwanken zwischen den Werten 1,38 und 1,81. Je näher die FD an die 2 heranreicht, desto komplexer und ungleichmäßiger ist die Kurve. Dabei wird der Verlauf der SLP-Daten für G08 als komplexeste Kurve ausgewiesen. Zurückblickend auf die Abbildungen 6.7 und 6.9 besitzt G08 ein SLP, bei welchem ein sommerlicher Urlaub bzw. eine Abwesenheitszeit über einen längeren Zeitraum am deutlichsten heraus sticht. Dies wirkt wie eine Anomalie in dem Messdatensatz von G08, die durch die üblichen Verläufe über Tage und Wochen nicht erfasst wird, weshalb die Kurve als komplexer bewertet wird. Das SLP mit der geringsten FD wird für G02 festgestellt. Werden auch hier nochmals die Abbildungen 6.7 und 6.9 betrachtet, kann eine relative Regelmäßigkeit der auftauchenden Peaks mit wiederholenden Mustern in gleichmäßigen Abständen festgestellt werden. Für kein anderes SLP ist eine solche Regelmäßigkeit erkenntlich. Aus beiden Argumenten wird daher der Schluss gezogen, dass die FD die Komplexität von SLPs zu einem gewissen Grad einschätzen kann, wenn deutliche (Un-)Regelmäßigkeiten im SLPs vorliegen. Um dies detaillierter zu untersuchen, werden die FDs für weitere, kleinere Zeiträume bestimmt und verglichen.

Bei der Betrachtung der FDs auf einer kleineren zeitlichen Ebene werden die Vermutungen aus den jährlichen Auswertungen bestätigt. Die Abbildung 6.10 zeigt die Auswertung der FDs für einen wöchentlichen Betrachtungshorizont von vier Gebäuden aus der Fallstudie. Hierbei wurden Gebäude gewählt, die für die wöchentlichen FDs sowohl hohe, niedrige als auch mittlere FD-Werte aufweisen. Die 52 Wochen des Jahres sind hierbei im Uhrzeigersinn auf einem Kreis aufgetragen und die y-Achse bildet die ermittelte FD ab. Die wöchentlichen FDs erreichen Werte zwischen 1,30-2,00. Es wird deutlich, dass (bis auf eine Ausnahme für G03 in Woche 35) die FDs von dem Mittelwert eines Gebäudes nur moderat abweichen. Dies bestätigen die Auswertungen in Tabelle 6.7. Bis auf die SLP-Daten von G04 und G08 schwankt die FD je Gebäude in der wöchentlichen Segmentierung um nicht mehr als $\pm 10\%$.

Tab. 6.7.: Auswertungen der wöchentlichen fraktalen Dimension der Messdaten für die Gebäude G01-G10.

Gebäude-ID	Mittelwert der FD	Max. Wert der FD	Min. Wert der FD	Abw. des Max. Wertes vom $\bar{\theta}$ in %	Abw. des Min. Wertes vom $\bar{\theta}$ in %
G01	1,54	1,65	1,44	6,9%	-6,7%
G02	1,38	1,47	1,30	6,4%	-5,9%
G03	1,50	2,00	1,37	33,7%	-8,8%
G04	1,69	1,93	1,50	14,3%	-11,2%
G05	1,60	1,70	1,50	6,2%	-6,3%
G06	1,69	1,79	1,52	6,2%	-9,8%
G07	1,70	1,84	1,57	8,5%	-7,4%
G08	1,80	1,94	1,52	7,9%	-15,4%
G09	1,65	1,76	1,53	7,0%	-7,0%
G10	1,55	1,66	1,48	6,8%	-4,8%

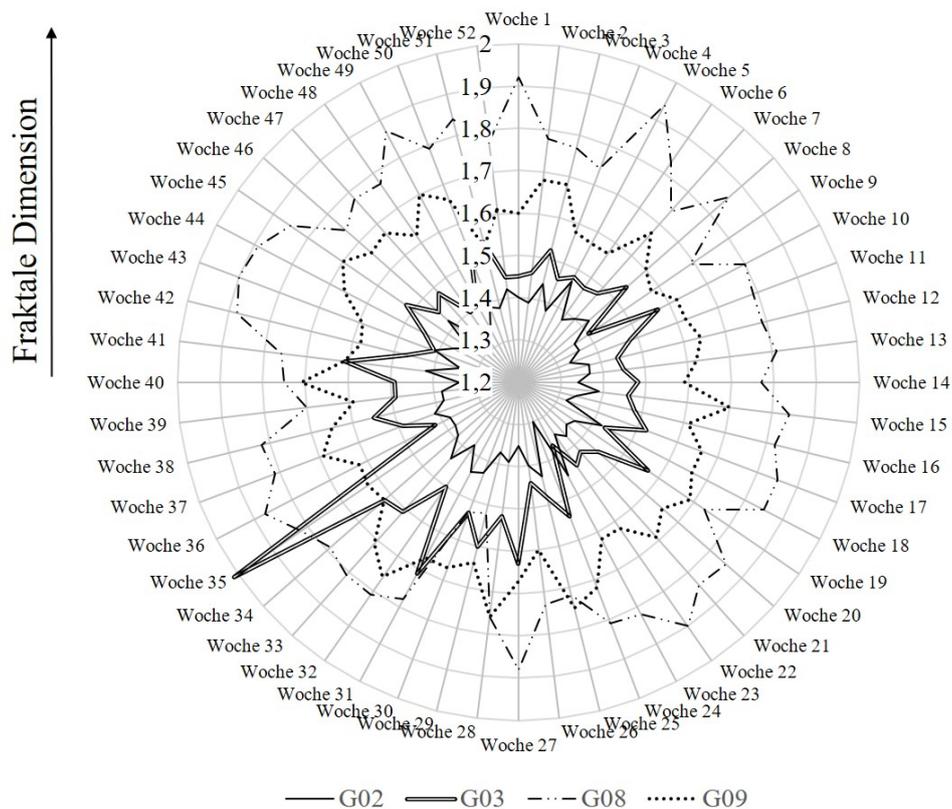


Abb. 6.10.: Auswertung der wöchentlichen fraktalen Dimension für ausgewählte Stromlastprofil-Daten für die Gebäude G02, G03, G08 und G09. Eigene Darstellung.

Werden die Wochen mit hoher und niedriger FD als Liniendiagramm dargestellt, wird deutlich, welche Merkmale der SLP für die Höhe der FD ausschlaggebend sind. Abbildung 6.11 führt sechs Beispiele an: drei Liniendiagramme über einen wöchentlichen Zeitraum mit niedrigen FDs auf der linken Seite und drei Diagramme mit hohen FDs auf der rechten Seite. Die Liniendiagramme mit niedriger FD weisen in regelmäßigen Abständen Leistungspeaks auf, auch wenn sich diese in der Amplitude deutlich unterscheiden können. Die Liniendiagramme mit hoher SLP weisen sehr unregelmäßige Verbrauchsmuster auf, für die kein System oder Muster erkenntlich wird. Insofern kann angenommen werden, dass die FDs auch eine Aussage bezüglich des Auftretens von regelmäßigen Verbrauchsmustern treffen können.

Die Auswertungen der FDs für tägliche SLPs weisen höhere Schwankungen auf. In Tabelle 6.8 sind die FDs je Wochentag im Mittelwert sowie mit minimaler und maximaler FD für alle Gebäude angegeben. Die FDs nehmen nun Werte zwischen 1,17 und 2,00 an. In der Abbildung 6.12 sind tägliche SLPs mit den niedrigsten und höchsten FDs für jeden Wochentag abgebildet. Eine Regelmäßigkeit ist hierbei nicht erkennbar, wohl aber die Feststellung, dass die SLPs mit hoher FD komplexere Strukturen und mehr Volatilität aufweisen. Die SLPs mit niedriger FD wirken geradliniger und weniger unruhig.

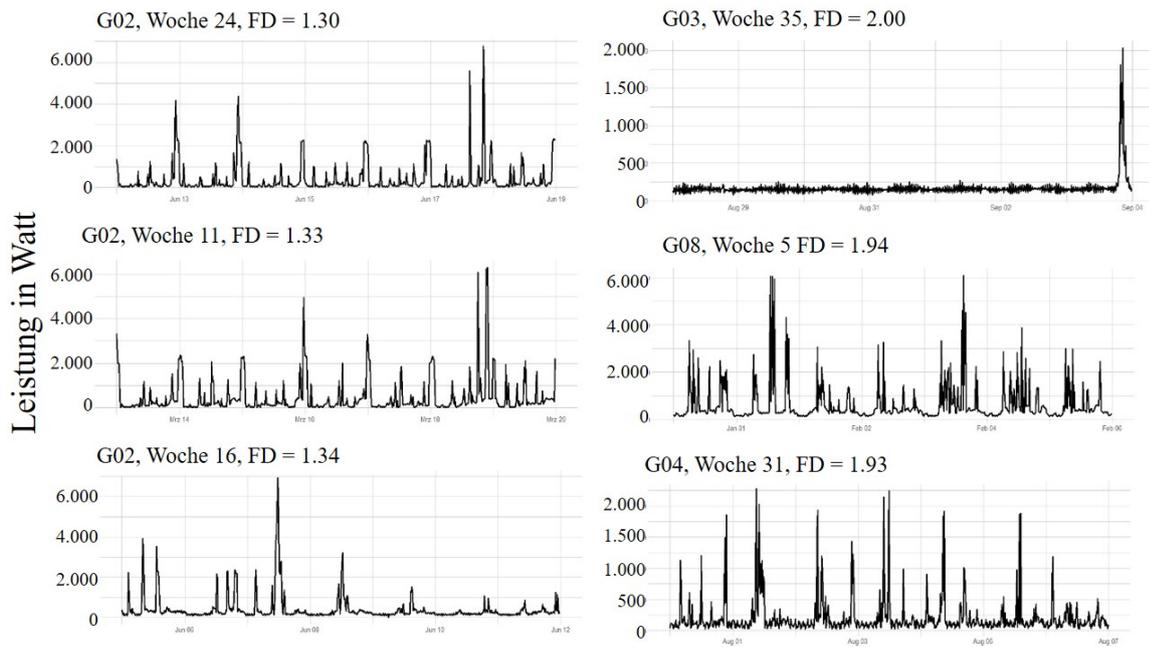


Abb. 6.11.: Wöchentliche Liniendiagramme mit hoher und niedriger fraktaler Dimension.
Eigene Darstellung.

Tab. 6.8.: Auswertungen der täglichen fraktale Dimension nach Wochentagen der Messdaten für die Gebäude G01-G10.

Wochentag	Ø FD	Min. FD	Max. FD
Montag	1,62	1,18	2,00
Dienstag	1,62	1,21	2,00
Mittwoch	1,63	1,15	2,00
Donnerstag	1,63	1,27	2,00
Freitag	1,61	1,24	2,00
Samstag	1,58	1,17	2,00
Sonntag	1,60	1,23	2,00

Die Untersuchungen der Messdaten verdeutlichen wesentliche Eigenschaften der SLPs und bestätigen die Annahme, dass Komplexitätsmaße für einen Vergleich der Ähnlichkeit von SLPs herangezogen werden können. Dies wird im Vergleich zu synthetisch erzeugten SLPs in Abschnitt 6.2.7 wieder aufgegriffen.

6.2.3. Übersicht der angewandten der Vergleichsmaße und -metriken

In diesem Abschnitt werden die synthetisch erzeugten SLP-Daten mit der in Kapitel 4 vorgestellten Methode in einem zweistufigen Verfahren validiert. Zum einen werden die synthetischen Daten mit den gemessenen Daten aus der in Abschnitt 6.2.1 vorgestellten Fallstudie verglichen. Zum anderen werden die synthetisch erzeugten SLPs mit weiteren synthetischen Datensätzen von zwei etablierten SLPGs verglichen. Dabei werden diese synthetischen Datensätze auf die gleiche Fallstudie angewandt. Hierfür werden

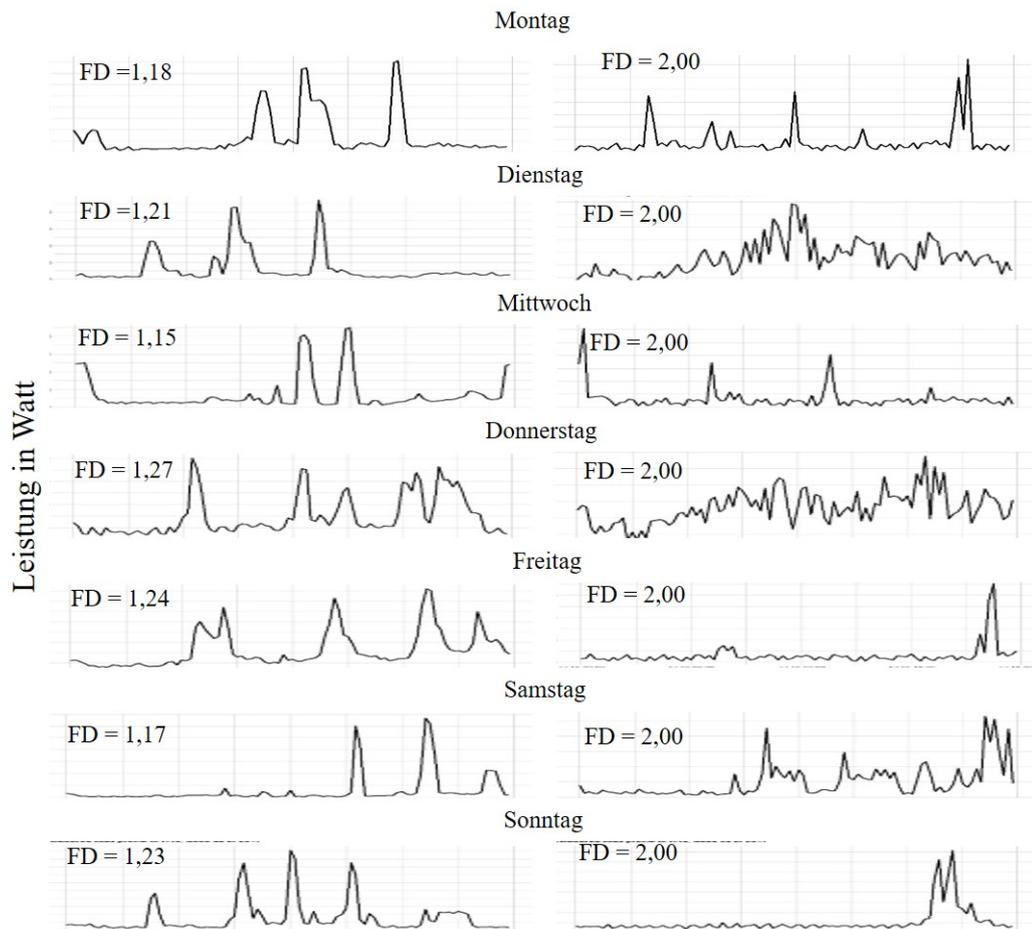


Abb. 6.12.: Tägliche Liniendiagramme mit höchster und niedrigster fraktaler Dimension. Eigene Darstellung

der *LoadProfileGenerator* von Pflugradt (2016) (PLPG) und *SynPro* von Fischer et al. (2015) verwendet¹. Für die synthetischen SLPs-Daten werden zunächst die gleichen Maße und Metriken ermittelt, mit denen die Charakteristika der Messdaten analysiert wurden. Diese umfassen:

- Vergleich des jährlichen Bedarfs und des durchschnittlichen Bedarfs pro Person und Jahr,
- Vergleich der Lagemaße,
- Vergleich der Streuungsmaße,
- Visuelle Vergleiche (Liniendiagramme, Violinplots, Heatmaps),
- Vergleich der Komplexitätsmaße: FD, Länge der Kurve, Anzahl der lokalen Maxima und
- Vergleich der Jahresdauerlinien (JDLs).

In Abbildung 6.13 wird der Vergleich zwischen dem gemessenen Jahresstromverbrauch und den synthetisch ermittelten jährlichen Strombedarfen aus den drei SLPGs dargestellt. Zur Ermittlung des Jah-

¹Der SLPG von Pflugradt - im Folgenden als *PLPG* abgekürzt - ist als Download frei verfügbar. Die SLP-Daten von *SynPro* wurden im Rahmen des vom Ministerium für Wissenschaft, Forschung und Kunst des Landes Baden-Württembergs und des Europäischen Fonds für regionale Entwicklung (EFRE 2014-2020) unterstützten Forschungsprojektes *EnSource* angeschafft.

resstrombedarfs werden jedem SLPG die selbe Anzahl der Haushalte und die Anzahl der Personen pro Haushalt vorgegeben. Der Vergleich des Jahresstrombedarfs zeigt, dass die synthetisch erzeugten SLPs des *PLPG* die geringsten Abweichungen gegenüber den Messdaten aufweisen und *SynPro* die größten. Auffällig ist auch, dass der Strombedarf von G04 - einem Gebäude mit einem Haushalt und zwei Personen - von allen SLPGs zwischen 25-45% überschätzt wird. Dieses Gebäude und die anscheinend sparsame Verhaltensweise der Bewohner:innen weicht von den Bedarfsermittlungen aller SLPGs am stärksten ab.

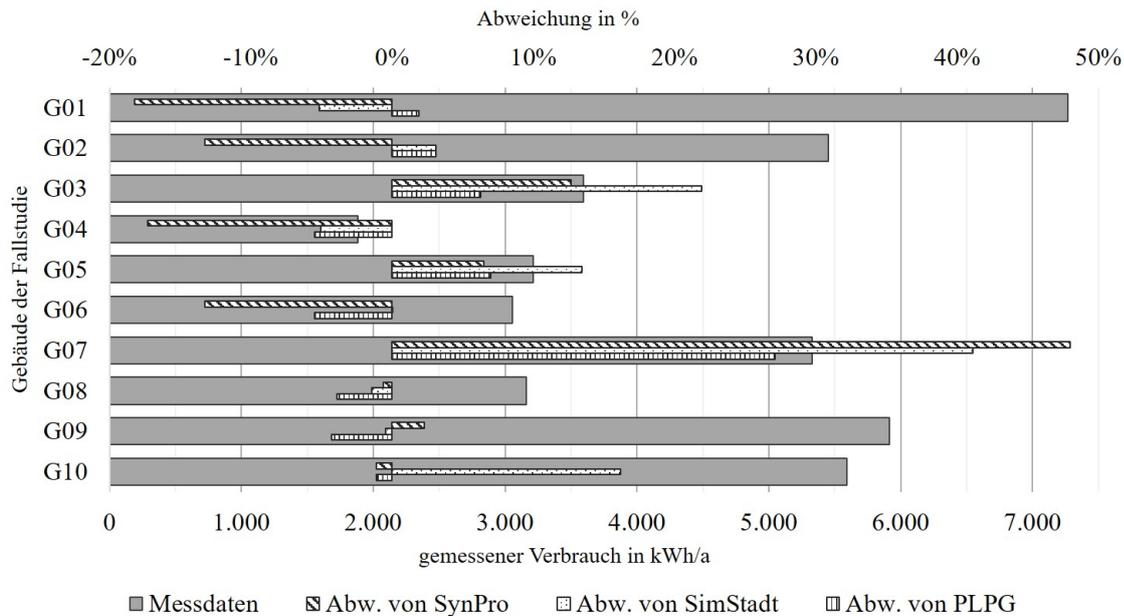


Abb. 6.13.: Vergleich des Jahresstromverbrauchs mit den ermittelten jährlichen Bedarf von den Stromlastprofilgeneratoren für die Gebäude G01-G10. Eigene Darstellung

Eine ähnliche Auswertung ist in Abbildung 6.14 zu sehen. Hier werden jedoch die Literaturwerte der spezifischen Strombedarfe pro Person und Jahr mit den Messwerten und den synthetischen SLP-Daten verglichen. Die grauen Balken stellen in dieser Graphik die Literaturwerte dar. Auf der sekundären x-Achse (oben) sind die Abweichungen der Messdaten und der synthetischen SLP-Daten abgebildet. Es wird ersichtlich, dass die Messwerte teilweise am stärksten von den Literaturwerten abweichen. Ebenfalls ist festzustellen, dass *SynPro* die Literaturwerte in acht von zehn Fällen unterschätzt, während der *PLPG* und *SimStadt* sowohl positive und negative Abweichungen in gleicher Anzahl aufweisen.

6.2.4. Vergleich der Lagemaße

Als Lagemaße werden für alle Datensätze die minimalen und maximalen Werte, die Spannweite, das arithmetische Mittel und der Median ermittelt. In Abbildung 6.15 sind die prozentualen Abweichungen der Maximalwerte der synthetischen SLP-Daten von den Messdaten in Form eines horizontalen Bal-

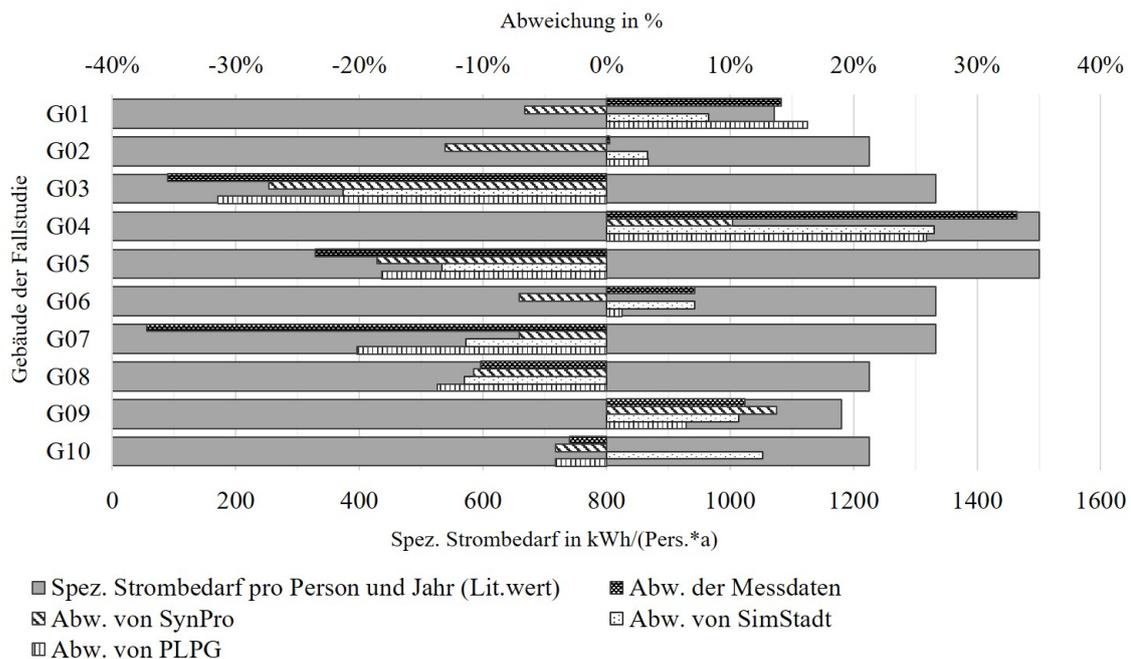


Abb. 6.14.: Vergleich des durchschnittlichen Bedarfs pro Person und Jahr von Literaturwerten, Messdaten und synthetisch erzeugten Stromlastprofil-Daten für die Gebäude G01-G10. Eigene Darstellung.

kendiagramms dargestellt. Die synthetischen SLPs vom *SynPro* weisen für fünf Gebäude die niedrigste Abweichung des arithmetischen Mittels auf. Für G06 und G07 werden die Maximalwerte um über 100% überschätzt. Tendenziell weisen die SLP-Daten von *SynPro* bei sieben der zehn Gebäude eine Unterschätzung von -76% bis -8% auf. Für die SLP-Daten von dem *PLPG* verhält es sich umgekehrt. Hier werden sechs der zehn Gebäude tendenziell in Bezug auf die Maximalwerte überschätzt. Abgesehen von einer Ausnahme (G05 mit einer Abweichung von +245%) liegen alle anderen Abweichungen der SLP-Daten des *PLPG* in einem Bereich von -68% und +66%. Für die synthetischen SLP-Daten aus *SimStadt* zeigt sich ein ähnliches Muster wie bei den SLP-Daten vom *PLPG*. Sechs von zehn Gebäuden weisen eine Unterschätzung der Maximalwerte von bis zu 73% auf. Drei der vier überschätzten Maximalwerte weichen um über 100% ab. Die größte Abweichung wird für G06 mit +253% festgestellt.

Die Auswertungen für die Abweichungen des arithmetischen Mittels und des Medians der synthetischen SLP-Daten und der Messdaten ist in Abbildung 6.16 aufgeführt. Das arithmetische Mittel weist in Summe Abweichungen in einer geringeren Spannweite auf, als die Abweichungen der Maximalwerte. Die größte Abweichung mit +159% liegt für G05 mit den SLP-Daten von *SynPro* vor. Die Gebäude G01, G02, G03, G06 und G08 werden von allen SLPs mit nur geringen Abweichungen des arithmetischen Mittels zwischen -13% und +16% simuliert. Die Abweichung für den Median fallen mit Überschätzungen von über 200% höher aus. Hier lässt sich bei acht von zehn Gebäuden tendenziell feststellen, dass die SLP-Daten von *SynPro* den Median eher überschätzen (fünf davon über 100%), wohingegen der *PLPG* den Median bei sieben von zehn Gebäuden tendenziell unterschätzt. Die Abweichungen liegen hierbei zwischen -19%

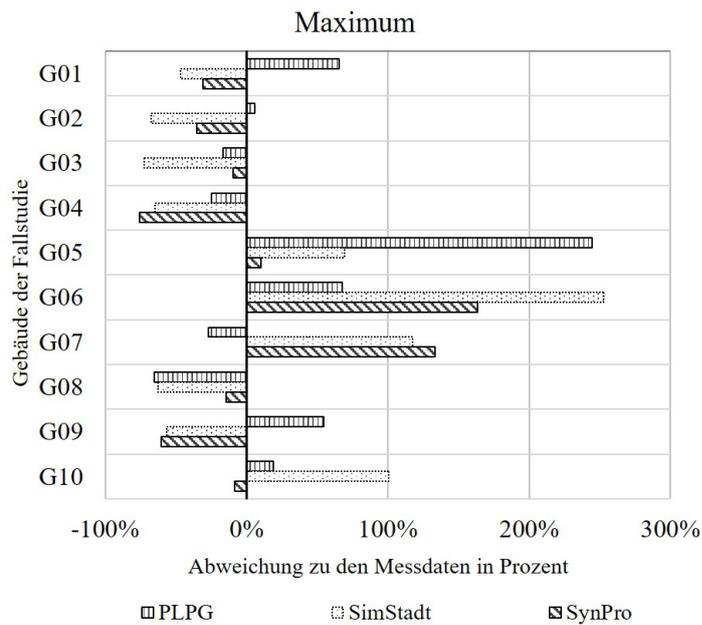


Abb. 6.15.: Vergleich der maximalen Werte von Messdaten und synthetisch erzeugten Stromlastprofil-Daten für die Gebäude G01-G10. Eigene Darstellung.

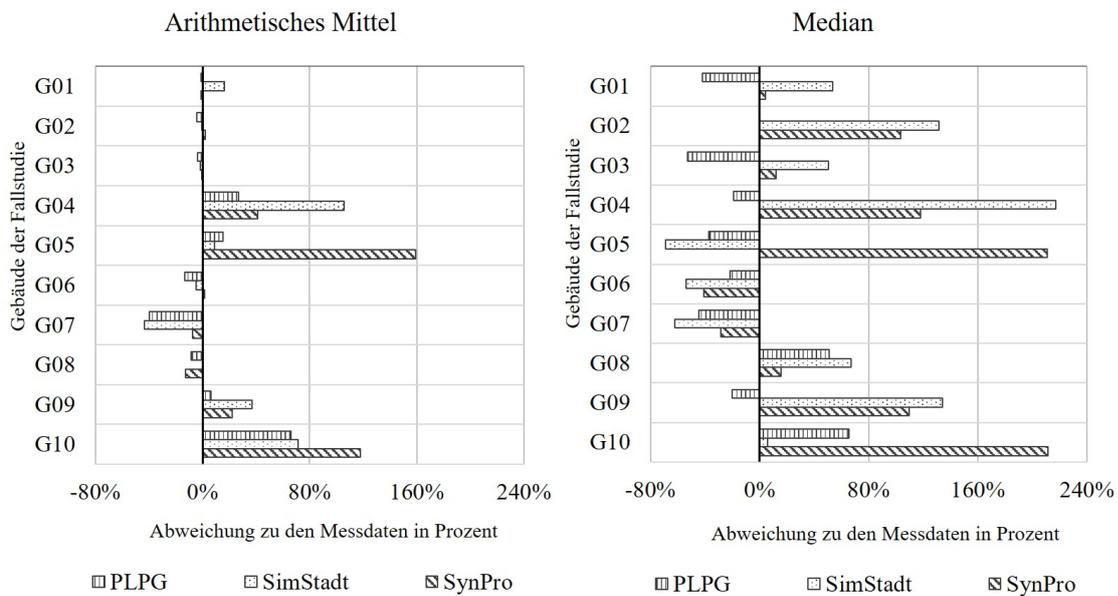


Abb. 6.16.: Vergleich des arithmetischen Mittels und des Medians von Messdaten und synthetisch erzeugten Stromlastprofil-Daten für die Gebäude G01-G10. Eigene Darstellung

und -53%. Die SLP-Daten von *SimStadt* weisen auch eine tendenzielle Überschätzung für sieben von zehn Gebäuden auf. Für drei Gebäude liegt die Abweichung bei über +100%. Die Rohdaten der Auswertungen zu den Lagemaßen sind für alle Gebäude (G01-G10) im Anhang A.2 in tabellarischer Form festgehalten.

6.2.5. Vergleich der Streuungsmaße

Die Auswertungen zu den Abweichungen synthetischen SLP-Daten im Vergleich zu den Messdaten bezüglich der Streuungsmaße sind in den Abbildungen 6.17 und 6.18 zusammengefasst. Die Standardabweichungen für die einzelnen Gebäude schwanken in einem Bereich von -61% und +154%. Für die SLP-Daten von *SynPro* ist die Schwankungsbreite der Standardabweichungen jedoch am geringsten (-38% und +87%); für den *PLPG* am höchsten (-54% und + 218%). Tendenzen einer allgemeinen Über- oder Unterschätzung der einzelnen SLPs sind nicht erkennbar.

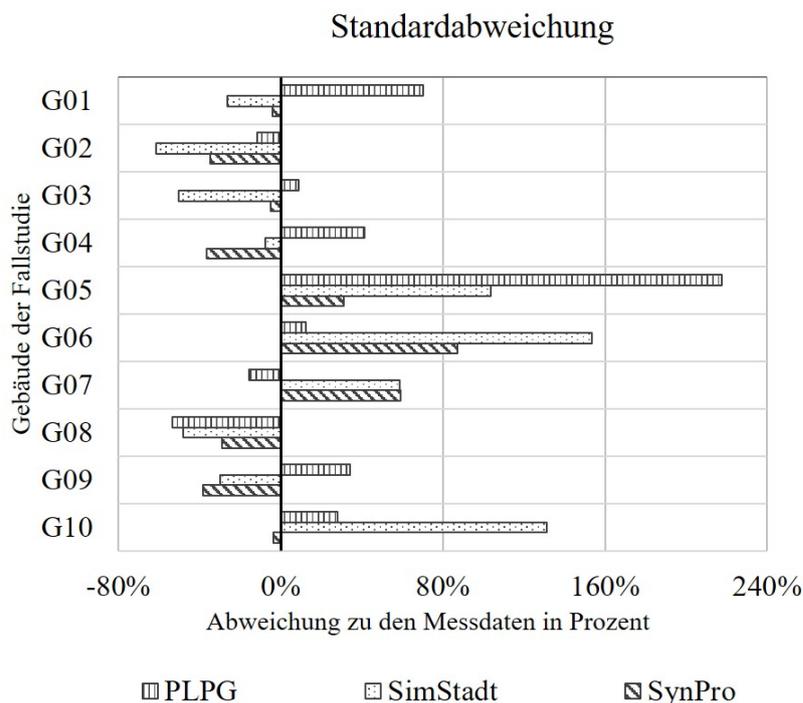


Abb. 6.17.: Vergleich der Standardabweichung von Messdaten und synthetisch erzeugten Stromlastprofil-Daten für die Gebäude G01-G10. Eigene Darstellung.

Der Vergleich der Abweichungen des 25%- und 75%-Quartils zeigt, dass die Über- bzw. Unterschätzungen größtenteils ihre Ausrichtung vom 25%-Quartil zum 75%-Quartil beibehalten, und sich nur im Betrag ändern. Dabei sind die Überschätzungen für das 25%-Quartil deutlich höher mit vier Ausschlägen über 200%. Drei davon stammen von den SLP-Daten von *SynPro*, einer von *SimStadt*. Auffällig ist die Auswertung von G02, die für das 25%-Quartil hohe positive Abweichungen bei allen synthetischen Datensätzen (+90% bis +318%), bei der Auswertung des 75%-Quartils jedoch Unterschätzungen im Bereich von -22% und -9% aufweist. Im Hinblick auf erkannten Unregelmäßigkeiten des gemessenen SLP für G02 (vgl. Abschnitt 6.2.2) sind diese Ergebnisse erklärbar und als Ausreißer zu betrachten. Die Rohdaten der Auswertungen zu den Streuungsmaßen sind für alle Gebäude (G01-G10) im Anhang A.3 in tabellarischer Form festgehalten.

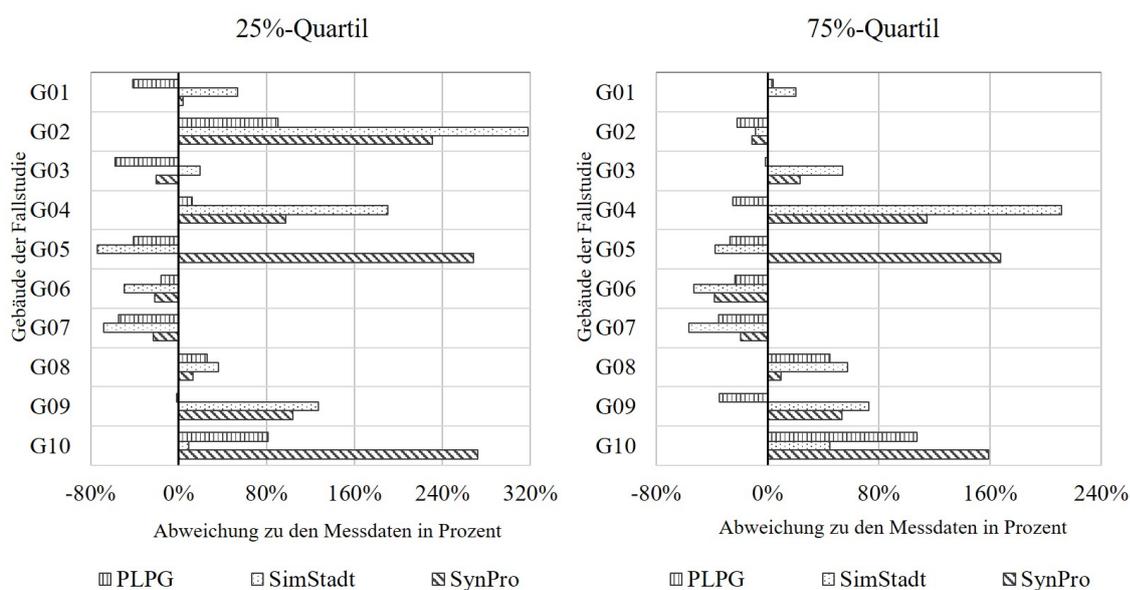


Abb. 6.18.: Vergleich des 25%- und 75%-Quartils von Messdaten und synthetisch erzeugten Stromlastprofil-Daten für die Gebäude G01-G10. Eigene Darstellung.

6.2.6. Graphik-basierte Vergleiche

Die visuellen Vergleiche in Form von Liniendiagrammen, Violinplots und Heatmaps werden an dieser Stelle nur für ein Gebäude (G04) dargestellt (vgl. Abbildung 6.19), da detaillierte Ausführungen bereits in Köhler et al. (2022) vorgestellt wurden. Die Liniendiagramme, Violinplots und Heatmaps für alle Gebäude befinden sich im Anhang A.2.3 - A.2.5.

Auf den ersten Blick fällt bei dem Vergleich der Liniendiagramme über das komplette Jahr für G04 auf, dass die Bewohner:innen bis auf vier kürzere Unterberechnungen ganzjährig anwesend waren. Das SLP vom *PLPG* weist hingegen ein einen längeren Abwesenheitszeitraum Ende des ersten Drittels des Jahres auf. Bis auf einen Ausreißer schwanken die Messdaten zwischen 0 W und 4.000 W. In diesem Leistungsbereich befinden sich auch die SLP-Daten vom *PLPG*. *SimStadt* und *SynPro* unterschätzen dies und weisen nur Leistungsspitzen bis maximal 2.000 W auf.

Die Violinplots für G04 von den synthetischen und gemessenen SLP-Daten sind in Abbildungen 6.20 dargestellt. Es zeigt sich, dass alle synthetischen SLPs von der Verteilung nicht den gemessenen SLP von G04 entspricht. Die glockenähnliche Verteilung greift der *PLPG* noch am ehesten auf. Die SLPs von *SimStadt* und *SynPro* sind sich insofern ähnlich, als dass die Violinplots eher langgezogen sind und drei Ausbauchungen aufweisen. Es zu beachten, dass aus Gründen der Übersichtlichkeit die y-Achse für den unteren Leistungsbereich gestreckt, und für den oberen Leistungsbereich gestaucht ist. Werden alle Violinplots der synthetischen und gemessenen SLP-Daten mit einander verglichen (vgl. Anhang A.6-A.8 und

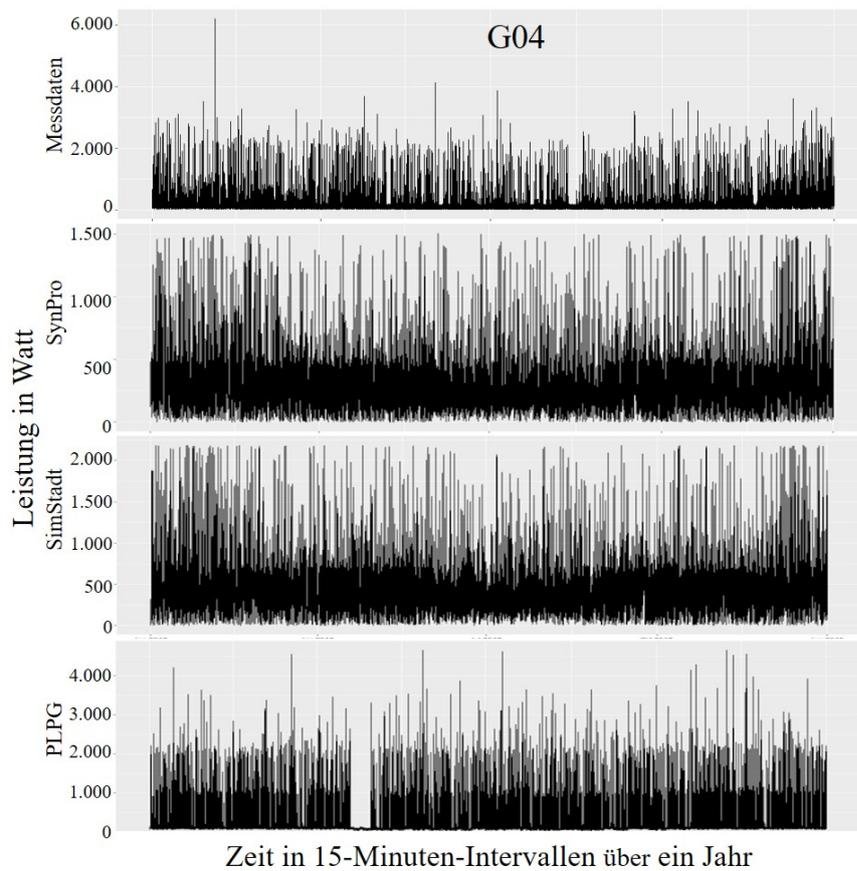


Abb. 6.19.: Vergleich der synthetischen und gemessenen Stromlastprofil-Daten als Liniendiagramm über ein Jahr von G04. Eigene Darstellung

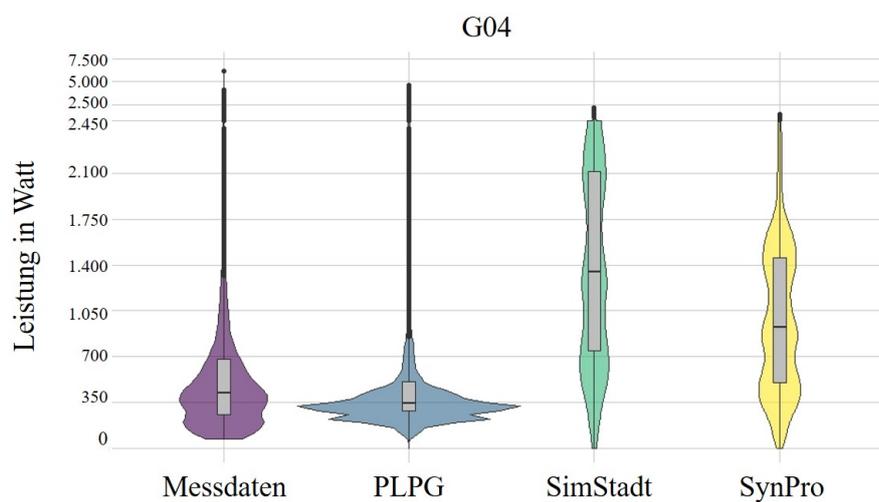


Abb. 6.20.: Vergleich der synthetischen und gemessenen Stromlastprofil-Daten über ein Jahr als Violinplot von Gebäude G04. Eigene Darstellung

Köhler et al. (2022)), dann wird deutlich, dass alle drei SLPGs in der Lage sind, synthetische SLPs zu erzeugen, die diverse Verteilungsformen aufweisen. Diese umfassen sowohl stromlinienförmige und glockenförmige Verteilungen als auch Verteilungen mit mehreren Ausbuchtungen. Für die Messdaten können diese drei Verteilungsformen ebenfalls festgestellt werden.

Der Vergleich der Heatmaps wird auch anhand des Beispielgebäudes G04 aufgegriffen. Alle weiteren Heatmaps sind dem Anhang A.2.5 zu entnehmen. Die Abbildung 6.21 zeigt die Heatmaps von G04. Hier wird zum einen abermals deutlich, dass der *PLPG* im Gegensatz zu den gemessenen Daten einen längeren Abwesenheitszeitraum simuliert hat. Außerdem können für die Messdaten und den SLP-Daten des *PLPG* relativ regelmäßige Bedarfsmuster festgestellt werden, die sich jedoch maßgeblich voneinander unterscheiden. Für die SLP-Daten für *SimStadt* und *SynPro* wirkt das Bedarfsmuster über den Tag hinweg verwaschen, sodass sich nur über kleinere Zeiträume Muster erkennen lassen. Bei allen Heatmaps ist jedoch ein Tag-Nacht Muster erkennbar, mit wenig bis keinem Bedarf in den Nächten und intensiven Bedarf am Tag.

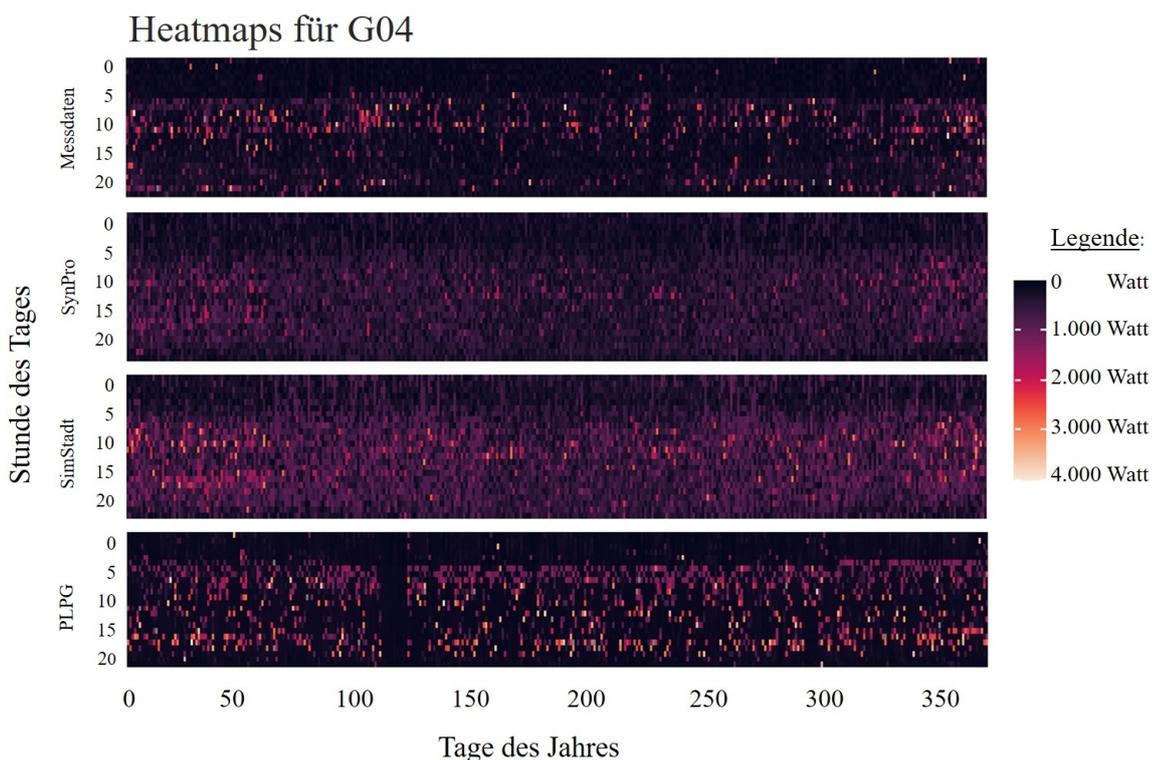


Abb. 6.21.: Vergleich der synthetischen und gemessenen Stromlastprofil-Daten über ein Jahr als Heatmap von Gebäude G04. Eigene Darstellung.

Werden alle Heatmaps der Gebäude in der Fallstudie, die mit dem SLPG aus *SimStadt* generiert wurden (vgl. Anhang A.2.5), betrachtet, dann kann die neu entwickelte Methodik die Argumente von Duffy et al. (2010) entkräften. Duffy et al. (2010) kamen in ihren Untersuchungen der Erstellung von synthetischen

SLPs mit Markov-Ketten zu dem Schluss, dass typische Bedarfszeiten nicht abgebildet werden. Die in dieser Arbeit entwickelte Methodik begegnet dieser Herausforderung, indem sie die Autokorrelation der Daten durch die Verwendung aktualisierter Häufigkeitsdichtefunktionen für den nachfolgenden Zeitpunkt unter Berücksichtigung des zuvor festgelegten Klassenintervalls berücksichtigt. Dadurch zeigen die generierten SLPs die gewünschten tageszeitabhängigen Bedarfsmuster.

6.2.7. Vergleich der Komplexitätsmaße

Die Auswertung für die neu vorgestellten Metriken aus Abschnitt 4.3.2 werden für alle Gebäude G01 - G10 erfolgt in diesem Abschnitt. In Abbildung 6.22 werden die Abweichungen der Anzahl der lokalen Maxima und der Länge der Kurve der synthetischen SLP-Daten im Vergleich zu den Messdaten aufgeschlüsselt. Die Abweichungen der Anzahl der lokalen Maxima in einem jährlichem SLP liegen in einem Bereich zwischen -15% und +10%. *SynPro* unterschätzt bei sieben von zehn Gebäuden tendenziell die Anzahl der lokalen Maxima, während die Abweichungen der SLP-Daten vom *PLPG* und von *SimStadt* sowohl über- als auch unterschätzt werden. *SimStadt* weist die höchsten Unterschätzungen auf; der *PLPG* im Gegenzug die höchsten Überschätzungen.

Für die Länge der Kurven schwanken die Abweichungen der synthetischen SLPs zwischen -41% und +67%. Sieben von zehn Gebäuden werden sowohl für die SLPs vom *PLPG* und von *SynPro* unterschätzt. Die SLPs vom *PLPG* weisen dabei die jeweils höchsten Werte für die Abweichungen auf. Im Vergleich scheint eine Über- oder Unterschätzung der Anzahl der lokalen Maxima nicht mit der Abweichung der Länge der Kurve zu korrelieren.

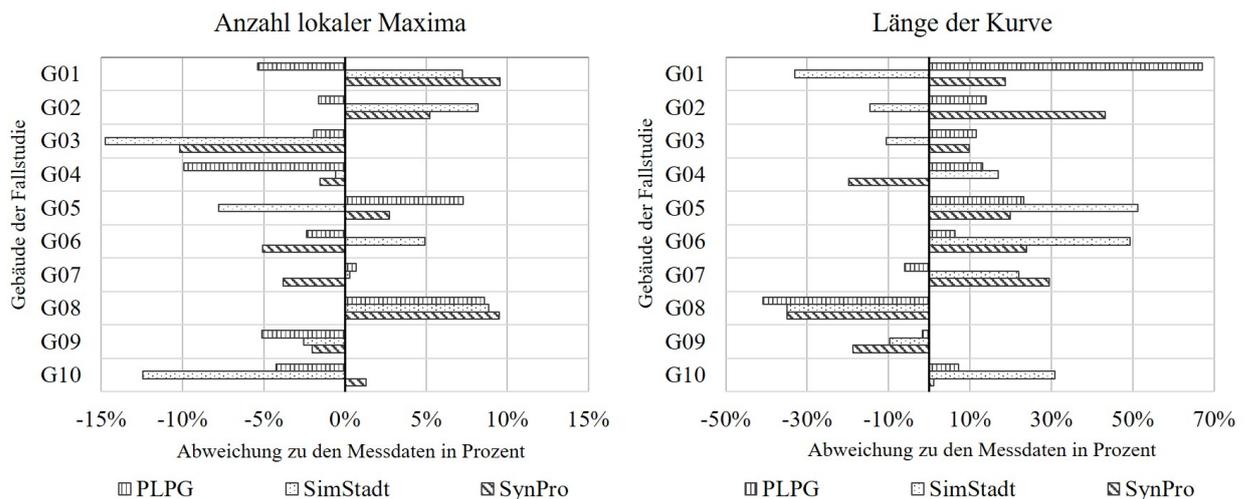


Abb. 6.22.: Vergleich der Anzahl lokaler Maxima und der Länge der Kurve von Messdaten und synthetisch erzeugten Stromlastprofil-Daten für die Gebäude G01-G10. Eigene Darstellung.

Der Vergleich der FDs ist in Abbildung 6.23 aufgeführt. Die FDs für die jährlichen synthetischen SLPs nimmt Werte zwischen 1,18 und 1,69 an, wobei die FDs der Messdaten in einem Bereich zwischen 1,38 und 1,81 liegen. Die synthetischen Daten scheinen daher tendenziell noch zu regelmäßig bzw. nicht komplex genug zu sein. Die FDs zeigen für die SLP-Daten von *SimStadt* die höchsten Abweichungen - sowohl für positive (+22%) als auch für negative Abweichungen (-30%). Die Ergebnisse dieser drei Metriken für alle Gebäude bezogen auf die SLP-Daten mit jährlichem Zeithorizont sind in tabellarischer Form in Anhang A.4 zu finden.

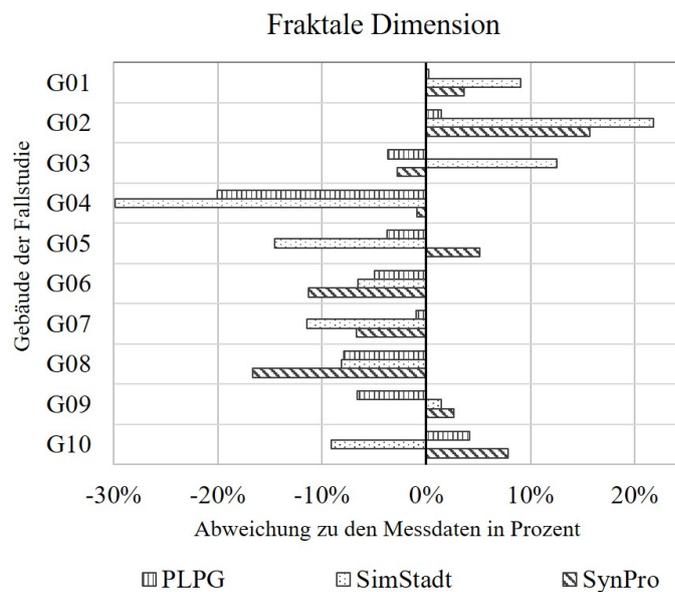


Abb. 6.23.: Vergleich der fraktalen Dimension von Messdaten und synthetisch erzeugten Stromlastprofil-Daten für die Gebäude G01-G10 mit jährlichem Zeithorizont. Eigene Darstellung.

Da die fraktale Dimension (FD) eine abstrakte Metrik ist und eine detailliertere Analyse bei einem kleineren zeitlichen Horizont ermöglicht, werden die Auswertungen auch für tägliche SLP-Daten durchgeführt. Die Ergebnisse werden in Abbildung 6.24 als Histogramme für die Messdaten und die drei SLPs veranschaulicht. In jedem Histogramm sind ebenso die Ergebnisse der FD über alle Gebäude (G01-G10) zusammengefasst, sodass insgesamt 3.650 FD-Werte je Datensatz ausgewertet werden. Um einen Vergleich der Ergebnisse der FD zu ermöglichen, wird für die Histogramme ein Unterlaufintervall für kleine FD-Werte von 1,25 festgelegt. Anschließend werden für alle Datensätze dieselben Klassenbreiten definiert, um die Intervalle im gleichen FD-Bereich miteinander vergleichen zu können. Bei der Betrachtung dieser Darstellung fällt zunächst auf, dass die täglichen FDs der Messdaten über alle Gebäude eine annähernd normale Verteilung aufweisen. Dies trifft ebenso auf *SimStadt* und *SynPro* zu. Die SLP-Daten des *PLPG* weisen im Vergleich dazu eine leicht links-schiefe Verteilung der FD-Werte auf. Weiterhin lässt sich feststellen, dass die SLP-Daten vom *PLPG* insgesamt an 158 Tagen FD-Werte unter 1,25 aufweisen,

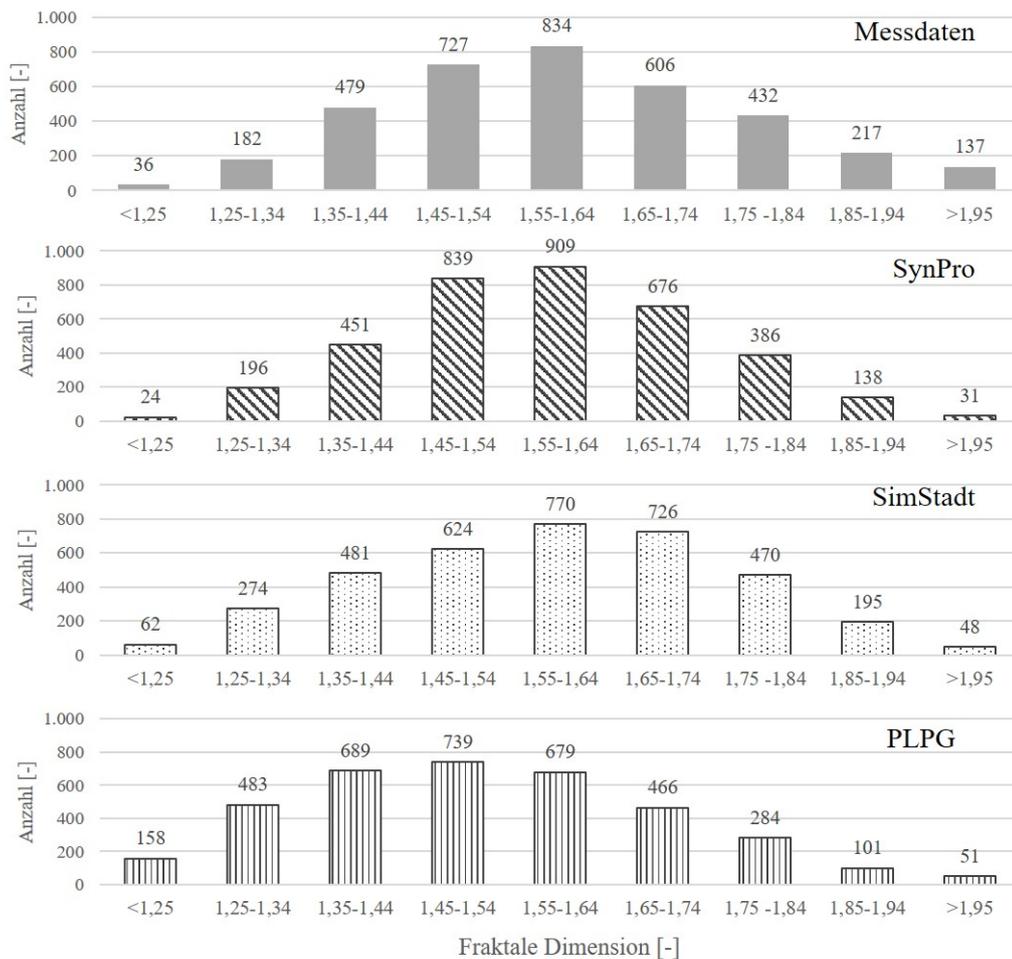


Abb. 6.24.: Verteilung der fraktalen Dimension von Messdaten und synthetischen Stromlastprofil-Daten für die Gebäude G01-G10 mit täglichem Zeithorizont. Eigene Darstellung.

was deutlich mehr Tage sind als bei allen anderen Datensätzen. *SynPro* weist 24 Tage mit solchen FD-Werten auf, *SimStadt* 62 Tage und die Messdaten 36 Tage. Eine niedrige FD bedeutet, dass die SLP-Daten zu wenig komplex und die Verläufe zu regelmäßig sind. Für die Tage mit hohem FD-Wert verhält es sich genau anders herum. Hierbei weisen die Messdaten die meisten Tage mit FD-Werten >1,95 (137 Tage) auf. Die SLP-Daten von *SynPro* weisen 31 Tage mit FD-Werten >1,95 auf, die von *SimStadt* an 48 Tagen und die vom *PLPG* an 51 Tagen. Daraus lässt sich ableiten, dass die Messdaten an mehr Tagen komplexe Stromlastprofile aufweisen, was darauf hinweist, dass die menschlichen Verhaltensmuster in Bezug auf den Stromverbrauch komplexer sind. Diese Komplexität wird trotz aller implementierter Statistiken in den untersuchten SLPs (*SynPro*, *SimStadt* und *PLPG*) nicht komplett widerspiegelt.

6.2.8. Vergleich der Jahresdauerlinien

Die Jahresdauerlinien (JDLs) für die synthetisch erzeugten SLPs werden ebenso mit den Messdaten verglichen. Da JDLs alle Werte eines SLP in absteigender Reihenfolge sortiert, lassen JDLs keine Aussagen

über die Ähnlichkeit vom zeitlichen Verlauf von SLPs zu. Losgelöst vom zeitlichen Verlauf kann die JDL dennoch anzeigen, wie viele Werte in definierten Größenordnungen im SLP vorhanden sind. Mit dem Vergleich der JDLs können somit ähnliche Feststellungen getroffen werden wie mit dem visuellen Vergleich der Violinplots. Bei den JDLs können jedoch zusätzlich Performancemaße ausgewertet werden (vgl. Abschnitt 3.2.4), da hier die Übereinstimmung der verglichenen Kurven angestrebt wird. Zur Veranschaulichung sind in Abbildung 6.25 die JDLs von Gebäude G04 dargestellt. Für die Messdaten ist zusätzlich die Fläche unter der JDL eingefärbt.

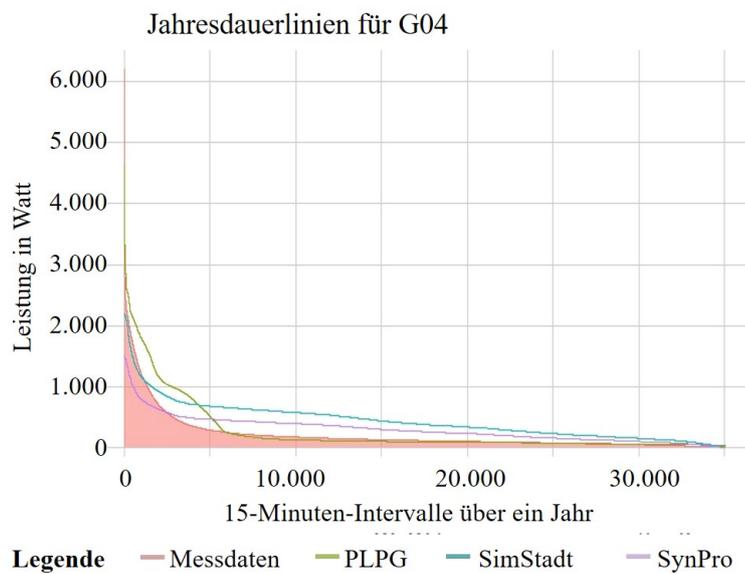


Abb. 6.25.: Vergleich der synthetischen und gemessenen Jahresdauerlinien als Liniendiagramm für Gebäude G04. Eigene Darstellung.

Für Gebäude G04 ist zu erkennen, dass der *PLPG* im Vergleich zu den Messdaten mehr Werte im Leistungsbereich zwischen 2.000 W und 300 W simuliert. Die JDLs von den SLP-Daten von *SimStadt* und *SynPro* weisen weniger Werte in den Leistungsbereichen ab 1.000 W bzw. ab 800 W aus. Dafür überschätzen beide die Anzahl der Werte im Leistungsbereich zwischen 1.000 W und 300 W.

In Abbildung 6.26 werden die Abweichungen der JDLs im Vergleich zu den Messdaten mithilfe der Performancemaße MAE und normalisierte Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers (NRMSE) dargestellt. Der MAE gibt die Höhe der Abweichung zwischen der JDL der Messdaten und der JDL des jeweiligen SLP an. Der NRMSE ist ein normiertes Maß, das auf Datenreihen mit unterschiedlichen Skalen angewendet werden kann. Kleinere Werte deuten auf eine größere Ähnlichkeit (Gleichheit) der beiden verglichenen Kurven hin. Bei den MAE-Werten der JDLs weisen die JDLs des *PLPG* in sechs Fällen die geringsten Abweichungen von den Messdaten auf. Die JDLs von *SimStadt* zeigen bei insgesamt sieben

Gebäuden hingegen die höchsten MAE-Werte. In Bezug auf den NRMSE zeigen die JDLs des *PLPG* für das Gebäude G05 die größte Abweichung von den Messdaten. Abgesehen davon lassen sich keine eindeutigen Trends feststellen.

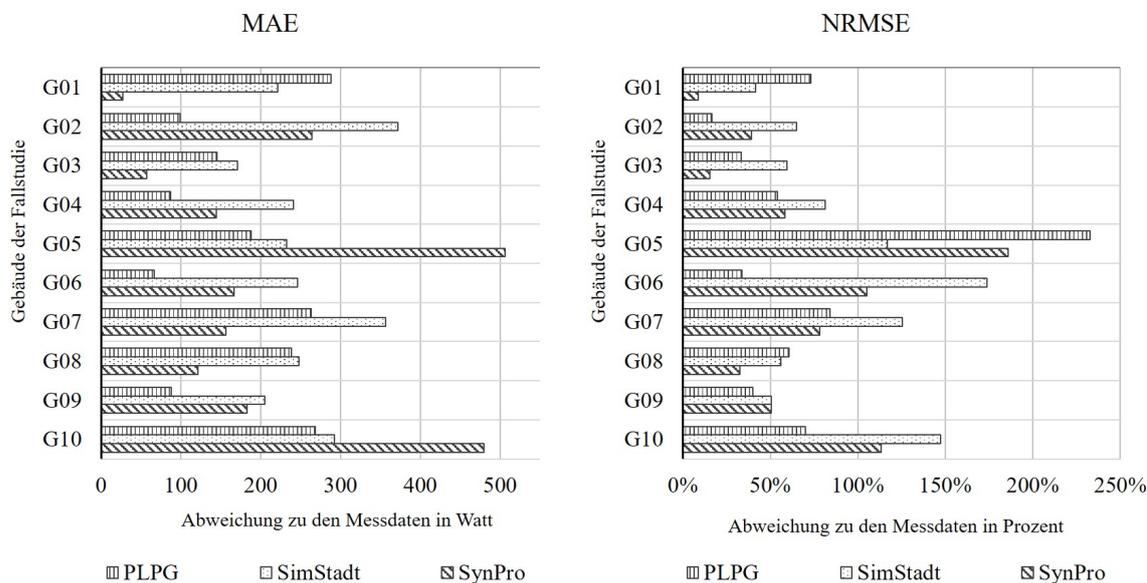


Abb. 6.26.: Vergleich der Abweichungen der Jahresdauerlinien mittels MAE und NRMSE für die Gebäude G01 - G10. Eigene Darstellung.

6.2.9. Zusammenfassung der Vergleichsstudie und der Anwendung der Komplexitätsmaße

Der Vergleich der SLP-Messdaten mit den synthetisch erzeugten SLP-Daten von zwei etablierten SLPGs sowie dem in dieser Arbeit entwickelten hybriden Ansatz zeigt, dass die entwickelte Methodik funktioniert und bei den meisten Charakteristiken der SLPs gute Ergebnisse liefert. Sowohl der *PLPG* als auch *SynPro* basieren auf einem Bottom-Up-Ansatz und berücksichtigen bei der Modellierung die Anwesenheitszeiten der Personen und die Geräteausstattung in einem Haushalt. Der in dieser Arbeit entwickelte SLPG, der in *SimStadt* implementiert wurde, basiert hingegen auf einem kleinen Messdatensatz und 3D-Gebäudemodellen im CityGML-Format.

Bei der Ermittlung des Jahresstrombedarfs für die Gebäude in der Fallstudie weist die neue Methodik ähnliche Abweichungen (zum Großteil zwischen $\pm 20\%$) auf wie die beiden anderen SLPG. Beim Vergleich der Literaturwerte für den Bedarf pro Person und Jahr, liegen die Werte für die SLPs aus *SimStadt* ebenfalls bei den beiden Vergleichs-SLPGs. Die Messdaten zeigen in diesem Fall sogar die höchsten Abweichungen zu den Literaturwerten an. Der Vergleich der Lagemaße (Maximum, arithmetisches Mittel und Median) bestätigt den ersten Eindruck. Die synthetischen SLPs von *SimStadt* weisen keine auffällig höheren Abweichungen zu den Messdaten auf als die SLPs der anderen beiden SLPGs. Nur beim

Vergleich der Mediane zeigt sich die Tendenz (bei sieben von zehn Gebäuden), dass die SLPs mit der neu entwickelten Methodik die größten Abweichungen aufweisen. Bei der Auswertung der Streuungsmaße (Standardabweichung, 25%-Quartil, 75%-Quartil) weisen alle SLPGs höherer Werte im positiven Bereich auf. Diese Maße scheinen also eher von den SLPGs in einem höheren Maß überschätzt als unterschätzt zu werden.

Der Vergleich der visuellen Auswertungen zeigt vor allem eines: Sowohl die Messdaten als auch die synthetischen SLP-Daten aller SLPGs weisen große Vielfältigkeit auf (vgl. Anhang A.2.3. Kein SLPGs bildet die Messdaten genau ab. Dies ist jedoch für die Anwendung in der Quartiersplanung nicht nötig. Viel ausschlaggebender ist, dass das Spektrum an repräsentativen SLPs wiedergegeben wird. Hierbei könnten die Violinplots Hinweise zu Verbrauchstypen geben. Diesbezüglich kann aus den Messdaten abgeleitet werden, dass es drei charakteristische Verteilungsformen der SLP-Daten gibt (vgl. Abbildung 6.8):

- (1) Glockenförmige Verteilung: Die SLP-Daten im unteren Leistungsbereich sind so verteilt, dass eine Glockenform entsteht, wobei die meisten Datenpunkte im unteren Bereich der Glocke liegen. Diese Ausbauchung kann differenzierte Streckungen oder Stauchungen aufweisen.
- (2) Stromlinienförmige Verteilung: Die SLP-Daten sind im den unteren Leistungsbereichen gleichmäßiger verteilt, sodass sich eine langgezogene Stromlinienform ergibt, die keine Ausbauchungen aufweist.
- (3) Verteilung mit mehreren Ausbauchungen: Die SLP-Daten weisen eine glockenförmige oder stromlinienförmige Grundstruktur auf und zeigen zusätzlich dazu mehrere Ausbauchungen auf.

Diese Verteilungsformen können für die synthetischen SLP-Daten von allen drei SLPGs festgestellt werden (vgl. Anhang A.2.4). Für den Vergleich der Heatmaps ergibt sich ein ähnliches Ergebnis. Der Vergleich auf Gebäudeebene mit den Messdaten zeigt, dass die Stromverbrauchsaktivitäten nicht mit denen der synthetischen SLP-Daten zusammenfallen. Die Messdaten zeigen zwei deutliche Unterscheidungs-fälle auf: Zum einen liegen Messdaten mit sehr regelmäßigen Stromverbrauchsaktivitäten vor, sodass bei den Heatmaps ein deutliches Muster erkennbar ist, bei dem Leistungsspitzen in den Morgen- und Abendstunden ersichtlich sind. Dies lässt auf einen berufstätigen Haushalt schließen. Zum anderen lassen die Stromverbrauchsaktivitäten ein verwaschenes Muster entstehen. Dies bedeutet, dass in kleineren Zeitabständen regelmäßig Strom verbraucht wird und Personen (z. B. Elternteile mit Kleinkindern oder Senior:innen) ganztägig anwesend sind. Beide Stromverbrauchsaktivitäten werden von allen SLPGs abgebildet. Daher wird auch für diese Auswertung für die neu entwickelt Methodik als ausreichend für die Quartiersplanung bewertet. Die Heatmaps aller Gebäude befinden sich in Anhang A.2.5.

Die Auswertung und Anwendung der Komplexitätsmaße lässt erkennen, dass die Anzahl der lokalen Maxima über dem Verlauf von jährlichen SLPs bei allen drei SLPGs mit meist nur geringen Abweichungen

im Bereich von $\pm 10\%$ simuliert werden. Die Volatilität (Spikyness) der SLP-Daten wird damit abgebildet. Der Vergleich der Länge der Kurve zeigt für die meisten Gebäude deutlich höhere Abweichungen (-40% bis +50%) auf. Da ansonsten keine Tendenzen oder Muster für die Abweichungen der Länge der Kurve im Rahmen dieser Untersuchungen festgestellt werden können, lassen sich auch keine Rückschlüsse in Bezug auf die Ähnlichkeit von SLPs ziehen. Die Auswertungen zur FD weisen hingegen wieder geringere Abweichungen beim Vergleich der synthetischen und gemessenen SLP-Daten auf; bis auf zwei Ausnahmen liegen diese in einem Bereich zwischen $\pm 20\%$. Die Auswertungen für den Vergleich der FD werden für die Jahresstrombedarfe wie auch für die täglichen SLPs durchgeführt, da eine Bewertung mit kleinerem zeitlichen Horizont eine differenziertere Betrachtung dieser abstrakten Metrik zulässt. Hierbei kann festgestellt werden, dass die Werte der FD für tägliche SLPs zwischen 1,11 und 2,00 schwanken und damit fast die gesamte Schwankungsbreite der FD abbilden. Die meisten täglichen FD-Werte liegen jedoch zwischen 1,45 und 1,74, wobei die Verteilung der FDs für die Messdaten normal verteilt scheint. Eine ähnliche Verteilung zeigt auch der neu entwickelte SLPG, der in *SimStadt* integriert wurde.

6.3. Plausibilisierung der Lastprofilgeneration für Nichtwohngebäude

In diesem Unterkapitel werden die Ergebnisse des entwickelten SLPG für Nichtwohngebäude vorgestellt und mit Messdaten - soweit vorliegend - validiert. Um die nach der in Unterkapitel 4.2 vorgestellten Methode ermittelten SIs in Verbindung mit dem simulierten Jahresstrombedarf zu plausibilisieren, dienen zwei weitere deutsche Städte als Fallstudien. Für diese Städte liegen zum einen 3D-Gebäudemodelle in CityGML-Format vor, zum anderen konnten Messdaten für den jährlichen Stromverbrauch für Nichtwohngebäude erstanden werden. Stadt I besitzt ca. 13.000 Einwohner und eine Fläche von knapp 6 km², während Stadt II über 37.000 Einwohner und eine Gesamtfläche von knapp 12 km² aufweist. Für den Vergleich der Messdaten mit den Simulationsdaten kommen nur Gebäude in Frage, die keine eigene Stromproduktion, z. B. in Form von PV, besitzen, da dies die gemessenen Stromverbräuche beeinträchtigt. Außerdem können nur Gebäude berücksichtigt werden, die über die ALKIS-Codes einer einzelnen Nichtwohngebäudenutzung zugeordnet werden. Gebäude mit mehreren Nutzungsarten (z. B. Gewerbe und Wohnen) wurden ausgeschlossen, da die Messdaten nur für öffentliche Gebäudenutzungen vorliegen. Die entsprechenden CityGML-Dateien der Städte I und II werden in *SimStadt* importiert und entsprechend simuliert.

Damit die Simulationsergebnisse für die Jahresstrombedarfe den Messdaten zugeordnet werden können, sind vorgelagerte Bearbeitungsschritte notwendig:

- a) Die aus der Simulation stammenden Gebäude-IDs müssen mit den vorliegenden Adressen der Messdaten überlagert werden. Da die City-GML-Dateien von beiden Städten keine Adressen beinhalten, wurde die Zusammenführung der beiden Angaben händisch durchgeführt. Dadurch kön-

nen die Nichtwohngebäude für die Messdaten vorliegen, aus den Ergebnisdateien herausgefiltert werden.

- b) Da der Jahresstrombedarf von der Nutzfläche des Nichtwohngebäudetyps abhängig ist, wird ebenfalls überprüft, ob die aus den 3D-Gebäudemodellen ermittelte Nutzfläche, den Angaben der amtlichen Daten entsprechen. Die Nutzfläche je Nichtwohngebäudetyp wurde von beiden Städten ebenfalls bereit gestellt. Gebäude für die eine Abweichung der Nutzfläche von $> \pm 50\%$ festgestellt wurden, fallen ebenfalls aus den Betrachtungsrahmen. Für die Gebäude mit hoher Flächenüberschätzung lassen sich drei Gründe für die Abweichungen identifizieren: (1) Zusammenhängende Gebäude wurden in den CityGML-Dateien nicht korrekt in einzelne Gebäudeteile unterteilt. Dadurch wird ein kompletter Gebäudekomplex einer einzigen Nutzungsart zugeordnet. Durch eine manuelle Prüfung konnte jedoch festgestellt werden, dass unterschiedliche Nutzungsarten für die einzelnen Gebäudeteile vorliegen. (2) Es liegt eine fehlerhafte Zuweisung der Gebäudenutzung aufgrund der ALKIS-Codes vor. Auch dies konnte im Rahmen der manuellen Prüfung beobachtet werden. Entsprechende Gebäude wurden bei der Plausibilisierung der SLP für Nichtwohngebäude ausgeschlossen. (3) Zudem wird in vielen Gebäuden (basierend auf den CityGML-Dateien) eine durchschnittliche Geschosshöhe von 2,5m angenommen, um die Gebäudenutzfläche in *SimStadt* zu bestimmen. Allerdings weisen gerade ältere Gebäude oft größere Geschosshöhen auf, was dazu führen kann, dass die Gebäudenutzflächen in *SimStadt* überschätzt werden.

Die Plausibilisierung der Simulationsergebnisse wird auf Grundlage der begrenzt vorhandenen Messdaten für die Nutzungsarten *Schule*, *Kindertagesstätte* und *Büro* durchgeführt. Die Ergebnisse hierfür sind untenstehend zusammengefasst.

Plausibilisierung der Ergebnisse für die Nutzungsart *Schule*:

In Stadt I wurden sechs Schulgebäude und in Stadt II sieben Schulgebäude ermittelt, die für einen Vergleich der Simulationsergebnisse mit den Messdaten geeignet sind. In Tabelle 6.9 sind die kumulierten Stromverbrauchswerte und die kumulierten Strombedarfswerte für alle Schulen in kWh/a sowie deren Abweichung in Prozent angegeben.

Tab. 6.9.: Kumulierte Stromverbräuche im Vergleich zu den simulierten Strombedarfen des Nutzungstyps *Schule* von Stadt I und Stadt II.

	kum. Stromverbrauch in kWh/a	sim. Bedarf in kWh/a	Abweichung in %
Stadt I	469.300	476.087	+1%
Stadt II	237.610	230.127	-3%
Summe	706.910	706.213	0%

Es ist zu beachten, dass bei dieser Vorgehensweise auf Einzelgebäudeebene höhere Abweichungen auftreten können. Daher sind die Abweichungen der synthetisch erzeugten Jahresstrombedarfe zu den ge-

messenen Verbräuchen auf Gebäudeebene für die Städte I und II sind in Abbildung 6.27 dargestellt. Der jährliche Strombedarf/-verbrauch ist auf der Primärachse in MW/a als Balkendiagramm mit unterschiedlicher Musterfüllung für gemessene und synthetische Daten angegeben. Die Abweichungen zwischen den synthetischen und gemessenen Daten sind für jedes Gebäude in Prozent auf der Sekundärachse und als strichförmige Markierung angezeigt. Die Abbildung verdeutlicht, dass einige synthetische Jahresstrombedarfe um bis zu 100% gegenüber den gemessenen Werten abweichen können; die meisten Abweichungen sind jedoch in einem Bereich zwischen -50% und +50% vorzufinden. Da die Strombedarfe zur Anwendung für die Quartiersplanung ermittelt werden und diese nicht von der detailgenauen Nachbildung einzelner Gebäude abhängig ist (House-Peters et al., 2010), wird die Annäherung an den Mittelwert als ausreichend bewertet.

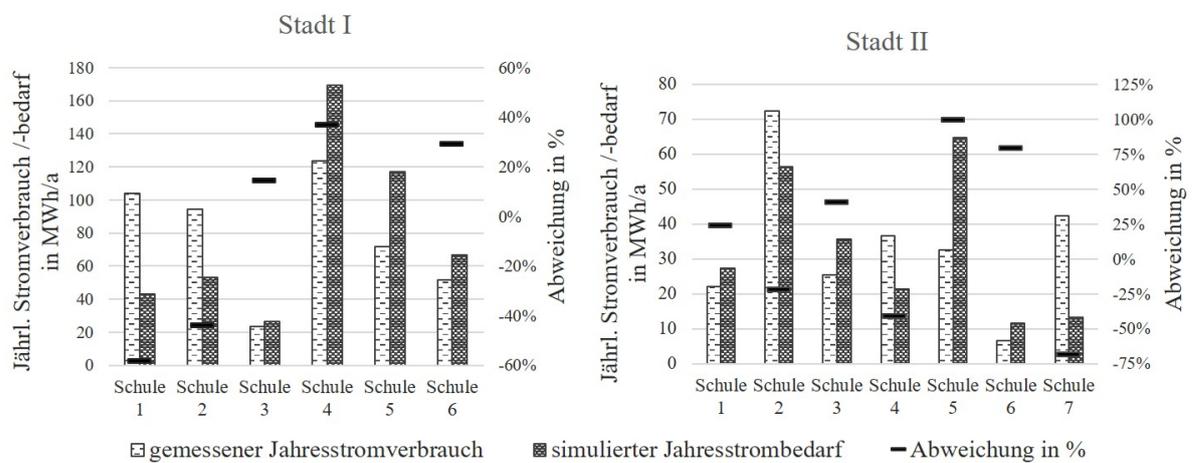


Abb. 6.27.: Vergleich der synthetischen und gemessenen Strombedarfe für Schulen pro Gebäude für Stadt I und II. Eigene Darstellung in Anlehnung an Köhler et al. (2022).

Plausibilisierung für die Nutzungsart *Kindertagesstätte* (Kita):

In Stadt I wurden vier Kindertagesstätten und in Stadt II fünf Kindertagesstätten ermittelt, die für einen Vergleich der Simulationsergebnisse mit den Messdaten geeignet sind. In Tabelle 6.10 sind die kumulierten Stromverbrauchswerte und die kumulierten Strombedarfswerte in kWh/a sowie deren Abweichung in Prozent angegeben.

Tab. 6.10.: Kumulierte Stromverbräuche im Vergleich zu den simulierten Strombedarfen des Nutzungstyps *Kindertagesstätte* von Stadt I und Stadt II.

	kum. Stromverbrauch in kWh/a	sim. Bedarf in kWh/a	Abweichung in %
Stadt I	57.883	56.638	-2%
Stadt II	57.545	46.797	-19%
Summe	115.428	103.435	-10%

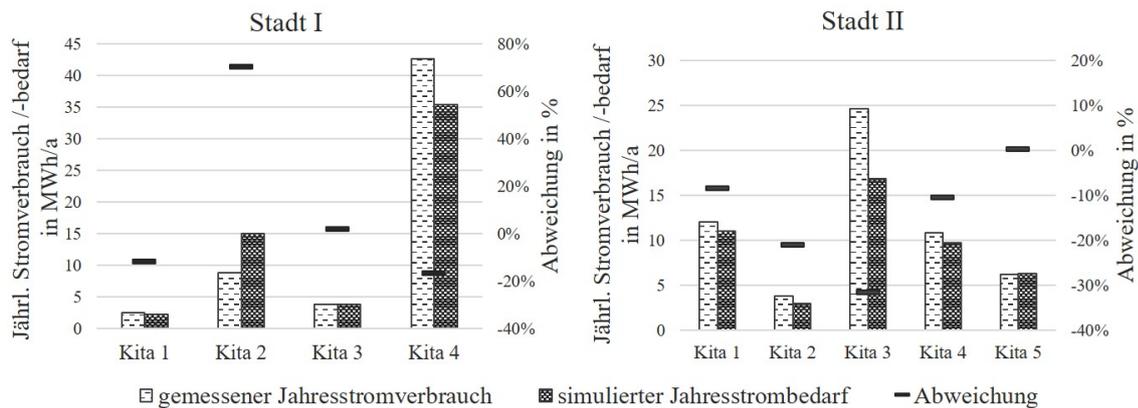


Abb. 6.28.: Vergleich der synthetischen und gemessenen Strombedarfe für Kindertagesstätten pro Gebäude für Stadt I und II. Eigene Darstellung in Anlehnung an Köhler et al. (2022).

Auch hier ist darauf hinzuweisen, dass die Simulationsergebnisse auf Einzelgebäudeebene zu höheren Abweichungen führen kann. Die Abweichungen der synthetisch erzeugten Jahresstrombedarfe zu den gemessenen Verbräuchen von den Kindertagesstätten sind daher auf Einzelgebäudeebene für die Städte I und II in Abbildung 6.28 dargestellt. Für Kindertagesstätten liegen die Abweichungen bei dieser Betrachtungsebene zwischen -30% und +70%.

Plausibilisierung für die Nutzungsart *Büro*:

In Stadt I und II wurden jeweils vier Bürogebäude ermittelt, die für einen Vergleich der Simulationsergebnisse mit den Messdaten geeignet sind. In Tabelle 6.11 sind die kumulierten Stromverbrauchswerte und die kumulierten Strombedarfswerte in kWh/a sowie deren Abweichung in Prozent angegeben.

Tab. 6.11.: Kumulierte Stromverbräuche im Vergleich zu den simulierten Strombedarfen des Nutzungstyps *Büro* von Stadt I und Stadt II.

	kum. Stromverbrauch in kWh/a	sim. Bedarf in kWh/a	Abweichung in %
Stadt I	138.186	118.959	-14%
Stadt II	163.728	147.906	-10%
Summe	301.914	266.865	-12%

Auch hier ist darauf hinzuweisen, dass dieses Vorgehen auf Einzelgebäudeebene zu höheren Abweichungen führen kann. Die Abweichungen der synthetisch erzeugten Jahresstrombedarfe zu den gemessenen Verbräuchen von Bürogebäuden sind daher gebäudespezifisch für die Städte I und II in Abbildung 6.29 dargestellt. Für Bürogebäude liegen die Abweichungen zwischen -30% und +190%.

Trotz der höheren Abweichungen auf Einzelgebäudeebene bestätigen diese Ergebnisse, dass die simulierten Jahresstrombedarfe für die Betrachtung von Quartieren gute Abschätzungen liefern. Die ermittelten SI-Werte für die Nutzungsarten *Schule* und *Kindertagesstätten* von 12,5 kWh/m²*a sowie für *Bürogebäude* von 22,1 kWh/m²*a können durch den Vergleich mit Messdaten bestätigt werden. Die individuellen

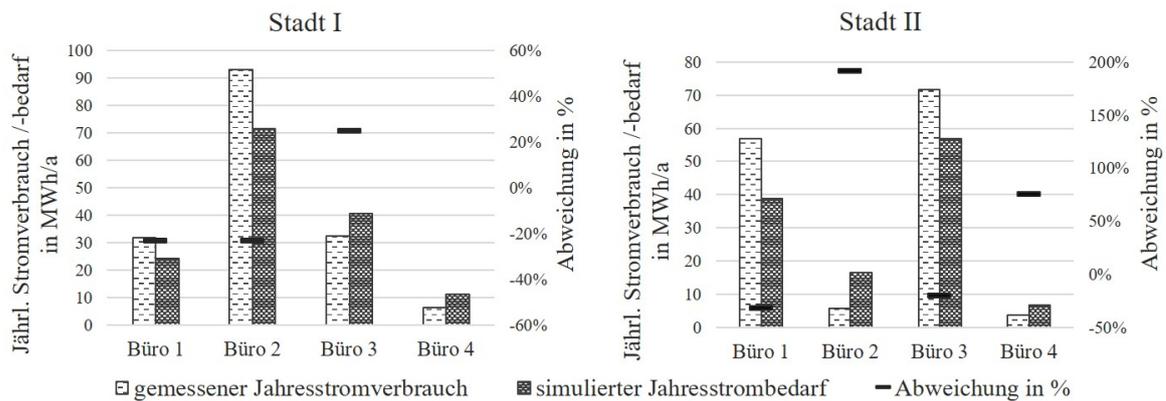


Abb. 6.29.: Vergleich der synthetischen und gemessenen Strombedarfe für Bürogebäude pro Gebäude für Stadt I und II. Eigene Darstellung in Anlehnung an Köhler et al. (2022).

Abweichungen entstehen größtenteils aufgrund unterschiedlicher Nutzungszonenflächenanteile und möglicherweise verschiedener technischer Gebäudeausrüstungen.

Dieses Vorgehen zur Plausibilisierung kann für alle Nichtwohngebäudenutzungen angewendet werden, sobald Messdaten hierfür vorliegen. Für alle Nichtwohngebäudenutzungen, für die keine Messdaten vorliegen, wird in der Nutzungsbibliothek ein vorläufiger SI-Werte eingetragen. Hierfür wird jeweils die mittlere EEK gewählt. Damit können die jährlichen Strombedarfe für eine größere Anzahl an Nichtwohngebäudenutzungen approximiert werden.

6.4. Anwendung von gebäudespezifischen synthetischen Stromlastprofilen

In diesem Unterkapitel werden zwei Anwendungsfälle für die gebäudespezifischen synthetischen SLPs vorgestellt, die anhand von Studien untersucht wurden. Die erste Anwendung bezieht sich auf einen Optimierungsansatz, der eine Energiesystemauslegung unter Berücksichtigung von Technologien für Einzelgebäude wie auch für die Quartiersebene miteinander kombiniert. Das Ziel hierbei ist, herauszufinden, für welche Gebäude im Verbund ein Quartiersversorgungsansatz (in diesem Zusammenhang als zentrale Versorgung bezeichnet) und für welche Gebäude Einzellösungen lohnend sind (in diesem Zusammenhang als dezentrale Versorgung bezeichnet). Die Ergebnisse dieser Studie werden in Abschnitt 6.4.1 vorgestellt. In einer anderen Studie wird der Einsatz der gebäudespezifischen SLPs für die Berechnung des Eigenverbrauchanteils von PV-Batterie-Systemen untersucht. Die Ergebnisse hierfür werden in Abschnitt 6.4.2 präsentiert.

6.4.1. Gebäudespezifische energetische Optimierung

Die in diesem Abschnitt beschriebenen Untersuchungen zur Optimierung von zentralen und dezentralen Energiesystemen in einem Quartier wurden in einer gemeinschaftlichen Untersuchung mit dem Institut

für Energiewirtschaft und Rationelle Energieanwendung (IER) der Universität Stuttgart durchgeführt. Das Optimierungsmodell wurde vom IER erstellt und implementiert. Die vorliegende Dissertation hat die Ausführungen mit gebäudespezifischen Inputdaten, der Energiesystemauswahl und der Interpretation der Ergebnisse unterstützt. Daher werden an dieser Stelle nur das Vorgehen und die Ergebnisse zusammengefasst. Die ausführlichen Beschreibungen können in Bahret et al. (2021) nachgelesen werden. Die gebäudespezifische energetische Optimierung wird an einer Fallstudie mit einer Gruppe von zehn Wohngebäuden in Deutschland durchgeführt. Der Ansatz besteht aus zwei Schritten.

Im ersten Schritt werden mithilfe der Simulationsplattform *SimStadt* die Bedarfe für Strom, Wärme und Warmwasser sowie die Potenziale erneuerbarer Energien mit stündlicher Auflösung simuliert. Die Entscheidung für eine stündliche Auflösung wurde getroffen, um einerseits die Anzahl der Variablen im Optimierungsalgorithmus zu begrenzen. Andererseits können, im Gegensatz zu den Strombedarfen, die Bedarfe für Wärme und Warmwasser sowie die PV-Potenziale in *SimStadt* nicht mit einer höheren Auflösung simuliert werden. Ohne die in dieser Dissertation entwickelten Methoden zur Ermittlung der synthetischen SLPs wäre es nicht möglich gewesen, alle Bedarfe basierend auf den gleichen Inputdaten (3D-Gebäudemodelle) zu simulieren. Dies ist jedoch entscheidend, um Themen wie die Sektorenkopplung oder die Auslegung von PV-Batterie-Systemen in der Studie untersuchen zu können. Obwohl der Einsatz von SLPs theoretisch möglich wäre, bilden diese keine statistische Varianz im Strombedarfsprofil ab und können damit zu nur bedingt aussagekräftigen Ergebnissen führen. In einem zweiten Schritt werden die gebäudespezifischen Zeitreihen in das Optimierungsmodell übertragen, die Optimierung durchgeführt und die Ergebnisse interpretiert.

Das Optimierungsmodell basiert auf einem gemischt-ganzzahligen Programmieransatz und zielt darauf ab, die wirtschaftlich beste Lösung für die Energieversorgungstechnologien sowohl auf Gebäude- als auch auf Quartierebene zu finden. Dabei werden sowohl die Wärme- als auch die Strombedarfe und die entsprechenden Technologien berücksichtigt. Das Modell basiert auf dem Energy Hub Modeling Tool (Bollinger und Dorer, 2017) und der Quellcode ist in der Sprache AIMMS (Website, 2020) geschrieben. Um den praktischen Einsatz zu erleichtern, wurde eine grafische Benutzeroberfläche erstellt. Die Optimierung nutzt eine Vielzahl an Eingangsdaten wie Bedarfszeitreihen, Investitionsvolumen, Preise der Energieträger, Wirkungsgrade usw., um ein optimiertes Energieversorgungsszenario für das Quartier zu erstellen. Die Optimierung erfolgt mit einem Zeithorizont von einem Jahr und einer zeitlichen Auflösung von zwei Stunden, was insgesamt 4.380 Zeitschritten entspricht. Durch diese zeitliche Auflösung können solare Schwankungen berücksichtigt werden, während gleichzeitig eine angemessene Rechenzeit gewährleistet wird (Frew und Jacobson, 2016).

Die Energieversorgungssysteme für die zehn betrachteten Gebäude werden für das Jahr 2030 optimiert, wobei zwei Szenarien berücksichtigt sind. Im Szenario *2030 Ex-post (EP)* werden die Klimaschäden nach der Optimierung zu den jährlichen Gesamtkosten hinzu addiert. Im Szenario *2030 Ex-ante (EA)*

werden die Klimaschäden durch Emissionen in die Zielfunktion integriert. Diese zwei Szenarien werden mit dem Referenzszenario *2020REF* verglichen. Das Referenzszenario ist in Tabelle 6.12 definiert. Die Informationen über das Baujahr, die beheizte Fläche und den spezifischen Strom- und Wärmebedarf jedes Gebäudes wurden aus den Simulationen abgeleitet. Die spezifischen Emissionen wurden separat ermittelt (vgl. (Bahret et al., 2021)).

Tab. 6.12.: Referenzszenario *2020REF* für den Vergleich der optimierten Szenarien *2030EP* und *2030EA*.
Aus dem Englischen übersetzt und übernommen aus (Bahret et al., 2021)

Gebäude Nr. [-]	Baujahr [-]	beheizte Fläche [m ²]	Spezifischer Bedarf		Spezifische Emissionen	
			Strom [kWh/m ² *a]	Wärme [kWh/m ² *a]	Strom [t CO _{2e} /a]	Wärme [t CO _{2e} /a]
1	1961	249,2	10,2	155,6 ^a	1,38	14,32
2	1967	293,5	21,3	154,4 ^b	3,39	16,73
3	1967	279,9	29,8	156,7 ^b	4,52	21,41
4	1968	309,8	22,9	148,1 ^a	3,85	16,95
5	2005	380,5	8,0	67,7 ^b	1,66	12,57
6	1960	352,4	15,1	154,7 ^b	2,89	26,60
7	1989	384,9	14,5	93,2 ^b	3,03	17,50
8	1962	286,9	9,7	162,0 ^a	1,52	17,17
9	1951	207,2	56,9	131,4 ^a	6,40	9,60
10	1980	286,3	2,93 ^c	128,9 ^a	0,45	13,63

a: Wärmebedarf wird durch Gasheizung gedeckt.

b: Wärmebedarf wird durch Ölheizung gedeckt.

c: PV-Panel ist bereits installiert.

Die Funktion, die für die zwei Zukunftsszenarien minimiert werden soll, ist die Summe der jährlichen Gesamtkosten (Gleichung 6.1):

$$C_{gesamt} = C_{inv} + C_{op} + C_{inst} (+C_{schad}) \quad (6.1)$$

Dabei werden die Investitionen C_{inv} (vgl. Tabelle A.3.1 im Anhang) durch die Verwendung des Kapitalrückzahlungsfaktors i annualisiert (vgl. Gleichung 6.2).

$$i = \frac{(1+i)^n \cdot i}{(1+i)^n - 1} \quad (6.2)$$

Die jährlichen Betriebskosten C_{op} repräsentieren die Preise der Energieträger (vgl. Anhang A.6.) und die jährlichen Instandhaltungskosten C_{inst} werden für die meisten Technologieoptionen mit etwa 2,0% der Investition angenommen (vgl. Tabelle A.3.1 im Anhang). Die klimabezogenen Schadenskosten C_{schad} werden als Produkt der Gesamtemissionen und der spezifischen klimabezogenen Schadenskosten gemäß UBA (2019) definiert. C_{schad} wird im Szenario *2030EA* als Teil der Zielfunktion behandelt. Im Szenario *2030EP* ist C_{schad} nicht Teil der Zielfunktion, sondern wird nach dem Optimierungslauf hinzugefügt. Wenn C_{schad} in die Zielfunktion aufgenommen wird, dient dies als Anreiz zur Reduzierung von Emis-

sionen.

Die in der Optimierung berücksichtigten Technologien auf Gebäude- und Quartiersebene sind in Tabelle 6.13 aufgeführt. Als Ergebnisse der Optimierung können verschiedene Kennzahlen extrahiert werden, darunter Investitionen, Betriebskosten, Emissionen und Flexibilisierungspotenziale. Die Ergebnisse werden als Zeitreihen mit detaillierten Informationen über den Einsatz und die Energieflüsse jeder Technologie in jedem Gebäude dargestellt. Im Folgenden sind die Ergebnisse für die zwei betrachteten Szenarien zusammengefasst.

Tab. 6.13.: Berücksichtigte Energiesysteme auf Gebäude- und Quartiersebene für die Optimierung. Aus dem Englischen übersetzt und übernommen aus Bahret et al. (2021).

Eingesetzte Energie	Technologie	
	Bereitstellung Wärme	Bereitstellung Strom
Gebäudeebene		
Solare Einstrahlung	Solartherm. Anlagen mit 400 kWh/m ²	PV-Anlagen mit 925 kWh/kW _p
Strom	Luft-Wärmepumpe JAZ = 2,7	- $\eta = 1$
	Erd-Wärmepumpe JAZ = 3,5	-
	Heizstab $\eta = 0.98$	-
	Holz Holzofen $\eta = 0.80$	-
Erdgas / Biomethan	Brennwertkessel $\eta = 0.99$	Brennstoffzelle $\eta_{el} = 0.37$
Quartiersebene		
Solare Einstrahlung	Solartherm. Anlagen mit 400 kWh/m ²	-
Wind	-	Windkraftanlage mit 311 kWh/kW
	-	-
Strom	Erd-Wärmepumpe JAZ = 3.5	-
	Hackschnitzelheizung $\eta = 0.85$	-
Erdgas/Biomethan	BHKW (klein) $\eta_{th} = 0.597$	BHKW (klein) $\eta_{el} = 0.254$
	BHKW (groß)	BHKW (groß)
	$\eta_{th} = 0.547$	$\eta_{el} = 0.305$

Im Szenario 2030EP, bei dem die CO₂-Schadenskosten nicht berücksichtigt werden, bevorzugt das Modell ein Energieversorgungssystem mit minimalen jährlichen Systemkosten. Dieses System basiert auf einer Wärmeversorgung mit Erdgas und dezentralen Brennwertkesseln. In sieben der zehn Gebäude wird

der Wärmebedarf durch thermische Teilsanierungen um 18% reduziert. Für die Stromversorgung wird eine Kombination aus Netzeinspeisung und solarer Erzeugung als optimale Lösung ermittelt. Es werden 18 MWh/a durch PV-Anlagen erzeugt, wobei 3 MWh/a in das Stromnetz eingespeist werden. Zusätzlich werden 41 MWh/a aus dem Stromnetz importiert. Die installierten PV-Anlagen haben eine Gesamtkapazität von 19 kWp und nutzen 28% des verfügbaren Dachflächenpotenzials. Etwa 2% der Dachfläche werden für solarthermische Anlagen genutzt. Die jährlichen Systemkosten, die sich aus den annualisierten Investitionen C_{inv} , den jährlichen Betriebs- C_{op} und Instandhaltungskosten C_{inst} zusammensetzen, belaufen sich auf 46,9 Tsd. EUR/a. Im Vergleich zu dem Referenzszenario *2020REF* mit Systemkosten von 43,9 Tsd. EUR/a ist ein Anstieg zu verzeichnen. Dieser Anstieg ist auf den Greenfield-Ansatz im *2030EP*-Szenario zurückzuführen, der davon ausgeht, dass ein neues Energiesystem von Grund auf neu gestaltet wird, ohne bestehende Infrastrukturen oder Technologien zu berücksichtigen. Dies führt zu einem Anstieg der jährlichen Systemkosten, da Investitionen in völlig neue und effiziente Technologien erforderlich sind. Die Deckung des Wärme- und Strombedarfs in diesem Szenario führt zu einer Reduktion der THG-Emissionen um 33% im Vergleich zum *2020REF*-Szenario. Allerdings basiert das vorgeschlagene Energieversorgungssystem im *2030EP*-Szenario aufgrund der importierten Menge an Erdgas auf fossilen Energieträgern und weist energiebedingte jährliche Emissionen von 95 t/a auf.

Im Szenario *2030EA* werden klimabedingte Schäden internalisiert, wodurch sich das Energieversorgungssystem deutlich von dem im Szenario *2030EP* unterscheidet. Es wird ein gasbetriebenes BHKW und eine Holzhackschnitzelheizung zur Nahwärmeerzeugung eingesetzt und damit ein Nahwärmenetz versorgt. Sieben der zehn Gebäude sind an das Nahwärmenetz angeschlossen, während die anderen drei entweder mit Brennwertkesseln oder Wärmepumpen beheizt werden, die durch solarthermische Anlagen unterstützt werden. In diesem Szenario werden außerdem acht der zehn Gebäude teilweise saniert werden. Die Sanierungen führen zu einer Reduzierung des jährlichen Wärmebedarfs um 20%. Zusätzlich werden solarthermische Anlagen mit einer Gesamtleistung von 26 MWh/a installiert und Heizstäbe mit einer Gesamtleistung von 2 MWh/a integriert. Die Stromerzeugung erfolgt durch PV-Anlagen mit einer Gesamtleistung von 17 MWh/a, wobei 3 MWh/a in das Stromnetz eingespeist werden. Durch das gasbetriebene BHKW wird der Bezug von Strom aus dem Netz deutlich reduziert. Etwa 27% des Dachflächenpotenzials werden für PV-Anlagen genutzt, während etwa 15% für solarthermische Anlagen verwendet werden. Die jährlichen Systemkosten für das *2030EA*-Szenario betragen 60 Tsd. EUR/a. In Bezug auf die energiebedingten jährlichen Emissionen werden 58 t/a verzeichnet. Das *2030EA*-Szenario zeichnet sich durch einen höheren finanziellen Aufwand und eine reduzierte Emissionsmenge im Vergleich zum *2030EP*-Szenario aus, da klimabedingte Schäden internalisiert werden.

Für den Vergleich der Szenarien werden die jährlichen Gesamtkosten, einschließlich der Systemkosten und der Kosten für klimabedingte Schäden, sowie die jährlich importierte Endenergie mit dem Referenzszenario *REF2020* verglichen. Die Gesamtkosten für das *REF2020*-Szenario betragen 69,2 Tsd. EUR/a.

Im Szenario *2030EP* können diese Kosten um 4% gesenkt werden, während sie im Szenario *2030EA* um 13% sinken. Die Systemkosten hingegen steigen im *2030EP*-Szenario um 7% und im *2030EA*-Szenario um 10%.

In Bezug auf die THG-Emissionen zeigt sich ein deutlicher Rückgang zwischen dem *REF2020*-Szenario und den beiden optimierten Szenarien: Die Reduktion der importierten Endenergie um 25% im Szenario *2030EP* und 18% im Szenario *2030EA* geht mit einer Reduktion der THG-Emissionen um 33% bzw. 59% einher. In den Szenarien *REF2020* und *2030EP* sind die höheren THG-Emissionen vor allem auf den Ersatz von Ölheizungen durch Gasheizungen zurückzuführen. Durch Sanierungen in sieben Gebäuden im Szenario *2030EP* wird der Wärmebedarf reduziert. Zudem tragen die installierten PV-Anlagen in diesem Szenario zur Verringerung des Bedarfs aus dem Netz bei. Im Szenario *2030EA* sinkt der Wärmebedarf durch Sanierungsmaßnahmen in acht Gebäuden und wird hauptsächlich durch Nahwärme, solarthermische Anlagen und - in einem Gebäude - durch den Einsatz einer Luft-Wärmepumpe gedeckt.

Beim Vergleich des absoluten Strombedarfs zeigt sich eine Steigerung von *REF2020*-Szenario mit 54 MWh/a auf 62 MWh/a im Szenario *2030EP* und auf 74 MWh/a im Szenario *2030EA*. In Bezug auf den Wärmebedarf ist ein Wandel von Ölheizungen zu dezentralen, mit Erdgas betriebenen Brennwertkesseln im Szenario *2030EP* und von dezentralen Brennwertkesseln zu Nahwärme (betrieben durch ein gasbetriebenes BHKW und eine Holzhackschnitzelheizung) im Szenario *2030EA* zu erkennen.

Die Ergebnisse der Optimierung für ausgewählte Aspekte sind in Tabelle 6.14 abgebildet.

Tab. 6.14.: Überblick der Ergebnisse für die Szenarien *2020REF*, *2030EP* und *2030EA*
Aus dem Englischen übersetzt und übernommen aus Bahret et al. (2021).

	2020REF	2030EP	2030EA
Szenarienbeschreibung			
Szenariojahr	2020	2030	2030
Optimiert?	nein	ja	ja
Berücksichtigung von ...			
... Kapitalkosten	-	x	x
... Betriebskosten	x	x	x
... Instandhaltungskosten	x	x	x
... klimabedingte Schäden	x	x	x
..... wie?	ex post	ex post	ex ante
..... wie viel? [EUR/t]	180	205	205
Ergebnisse der Szenarien			
Systemkosten [EUR/a]	43,9	46,9	48,2
Klimabedingte Schäden [EUR/a]	25,3	19,4	11,8
Gesamtkosten [EUR/a]	69,2	66,3	60,0
Gesamte CO _{2e} -Emissionen [t/a]	140,5	95,1	57,7
Nahwärmenetz	keine	keine	7 Gebäude
Sanierungen	keine	7 Gebäude	8 Gebäude
Importierte Endenergie [MWh/a]	465	349	382

Durch den kombinierten Ansatz zur Optimierung von gebäudespezifischen und quartiersbezogenen Energieversorgungstechnologien und basierend auf gebäudespezifischen Bedarfsprofilen können verschiedene Kriterien wie Kosten, Treibhausgasemissionen und Endenergieverbrauch analysiert werden. Dabei ist es möglich, die Energiesysteme auf Einzelgebäude- und Quartiersebene miteinander zu vergleichen und abzuwägen.

Die zentralen Ergebnisse und Erkenntnisse dieser Studie lassen sich wie folgt zusammenfassen:

1. Durch die Reduktion der CO₂-Emissionen um ca. 60% können Gesamtkosten eingespart werden (unter Berücksichtigung der Emissionskosten).
2. Bei der Suche nach kosteneffizienten Versorgungslösungen, insbesondere in ländlichen Gebieten, sollten Nahwärmenetze in Betracht gezogen werden, da sie zur Emissions- und Kostenreduktion beitragen können.
3. In der Fallstudie zeigt sich, dass das optimale Verhältnis von Nahwärme zu dezentraler Wärme auf Gebäudeebene etwa 2 zu 1 beträgt.
4. Die dezentrale Wärmeversorgung erfolgt durch Brennwertkessel, solarthermische Anlagen und Wärmepumpen im Verhältnis 1 zu 1 zu 2.
5. Vor Ort erzeugter Strom kann eine wichtige Rolle spielen. Das Kostenoptimum wird durch die Kombination von PV-Anlagen, Strom aus dem Netz und Strom aus dem lokalen Heizkraftwerk im Verhältnis 1 zu 1 zu 2 erreicht.
6. Sanierungsmaßnahmen sollten in großem Umfang durchgeführt werden. In der vorliegenden Fallstudie zeigt sich, dass eine kostenoptimale Reduzierung des jährlichen Wärmebedarfs durch thermische Sanierung um 20% erreicht werden kann (Bahret et al., 2021).

6.4.2. Gebäudespezifische Dimensionierung von PV-Batterie-Systemen

Die in dieser Dissertation entwickelte Methodik zur gebäudespezifischen Simulation von SLPs ermöglicht unter anderem die Größenauslegung von PV-Batterie-Systemen unter Berücksichtigung betriebswirtschaftlicher Aspekte auf Gebäudeebene. Dies wird in einem zweiten Anwendungsfall für die synthetisch erzeugten SLP-Daten aus *SimStadt* untersucht (vgl. Breiner (2020)), wobei diese Studie inhaltlich und methodisch von der Verfasserin begleitet wurde. Die Auslegung und Wirtschaftlichkeit von PV-Batterie-Systemen hängen oft vom individuellen Stromverbrauch ab (Weniger et al., 2014). Bezogen auf die Wirtschaftlichkeit wird der Kapitalwert als Bewertungsgröße für die Dimensionierung der Speicherkapazität verwendet und ermöglicht den Vergleich verschiedener Systemkonfigurationen.

Für das PV-Batterie-System werden folgende Größen zur energetischen Bewertung modelliert und ausgegeben (Breiner, 2020):

- Eigenstromanteil (E_{EQ}): E_{EQ} definiert den direkt verbrauchten (im Falle eines PV-Batterie-Systems auch gespeicherten) PV-Strom, welcher nicht in das Stromnetz eingespeist wird. Der Eigenstroman-

teil kann durch das Verhältnis des PV-Ertrags abzüglich der Netzeinspeisung (E_{NE}) zum gesamten PV-Ertrag E_{PV} berechnet werden (vgl. Gleichung 6.3).

$$E_{EQ} = \frac{E_{PV} - E_{NE}}{E_{PV}} \quad (6.3)$$

- Autarkiegrad (AQ): AQ bestimmt den Grad der Unabhängigkeit eines Gebäudes vom Stromnetz. Er wird berechnet, indem der Anteil des direkt verbrauchten Stroms der PV-Anlage (E_{DS}) und der aus der Batterie entladenen Energie (E_{BE}) zum Gesamtstrombedarf des Gebäudes (E_{SB}) ermittelt wird. Eine vereinfachte Berechnung des Autarkiegrads AQ kann auch durch das Verhältnis des Stromverbrauchs des Gebäudes (E_{SB}) zum aus dem Netz bezogenen Strom (E_{NB}) gemäß Gleichung 6.4 erfolgen.

$$E_{EQ} = \frac{E_{DS} + E_{BE}}{E_{DS}} = \frac{E_{SB} + E_{NB}}{E_{SB}} \quad (6.4)$$

Zur Umsetzung der Modellierung und Simulation des PV-Batterie-Systems wird die Software INSEL² verwendet. Mit sogenannten physikalischen Blöcken und weiteren dazugehörigen Komponenten wird im ersten Schritt ein PV-Batterie-System abgebildet. Es wird ein vereinfachter Modellansatz gewählt, da die Simulationen im Rahmen der Quartiersplanung mit überschaubaren Rechenzeiten möglich sein sollen. Dies bedeutet, dass ein Black-Box-Modell verwendet wurde, das im Gegensatz zum White-Box-Modell keine detaillierte Abbildung der physikalischen und elektrochemischen Prozesse beinhaltet. Stattdessen basiert das Black-Box-Modell auf Ein- und Ausgabewerte der Systemkomponenten. Dadurch können die Simulationen effizient durchgeführt werden, ohne dass dabei die fein granulierten Aspekte der Systeme berücksichtigt werden (Loyola-Gonzalez, 2019).

Da *INSEL* neben den vorgefertigten grafischen Blöcken auch mathematische und logische Funktionen beinhaltet, kann auf Basis dieser mathematischen und logischen Bedingungen ein Black-Box-Modell mit vereinfachter Darstellung des In- und Output-Verhaltens der Batteriespeicher-Komponenten erstellt werden. In Abbildung 6.30 ist der Aufbau des vereinfachten PV-Batterie-Systems in *INSEL* dargestellt. Das Modell ist in vier Bereiche unterteilt, die im Folgenden erläutert werden.

Das Modell ist in vier Bereiche unterteilt, die im Folgenden in zusammengefasster Form dargestellt sind. Detaillierter Ausführung zu jeder einzelnen Komponente sind in Breiner (2020) zu finden.

Bereich (1) beschreibt den Batteriespeicher. In der Simulation wird der Batteriespeicher vereinfacht als Eimer-Block dargestellt, der einen Mindest- und Maximalinhalt hat, entsprechend der nutzbaren Speicherkapazität. Der Speicher ist so konzipiert, dass er aufgeladen wird, wenn "positiver,, PV-Strom einfließt, oder entladen wird, wenn durch den Strombedarf im Gebäude "negativer,, Bedarf besteht. Als Output lie-

²INSEL ist eine Softwareumgebung für die Simulation von erneuerbaren Energiesystemen auf Basis einer grafischen Programmiersprache. Die Software steht seit 2020 kostenfrei zur Verfügung. Die grafische Programmiersprache ermöglicht den Verzicht auf eine komplexe textbasierte Programmierung (Schumacher, 2014).

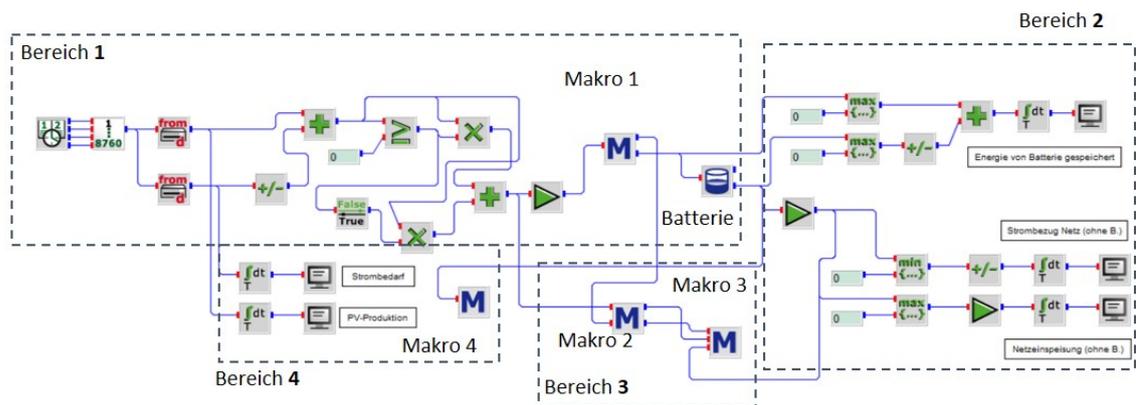


Abb. 6.30.: Darstellung des PV-Batterie-Modells in *INSEL*.
Darstellung aus Breiner (2020).

fert der Eimer-Block zu jedem Zeitpunkt den aktuellen Füllstand des Speichers, den sogenannten State of Charge (SOC). Dadurch kann der zeitliche Verlauf des Speicherfüllstands über einen beliebigen Zeitraum dargestellt werden. Der Startwert des SOC wird auf 0 festgelegt.

Bereich (2) repräsentiert das Stromnetz. Wenn der Batteriespeicher bzw. der Eimer-Block komplett mit PV-Strom befüllt wurde, gibt der Eimer-Block positive Werte aus, die den Überschuss der Stromproduktion der PV-Anlage darstellen und nicht mehr von der Batterie gespeichert werden können. Dieser Überschuss wird in das Stromnetz eingespeist und kann über den Output des Eimer-Blocks abgelesen werden. Um die in das Stromnetz eingespeiste Energie zu berechnen, werden alle positiven Werte über das Jahr kumuliert und mit dem Kehrwert des Batterie-Ladewirkungsgrads multipliziert. Dabei wird auch der Wirkungsgrad des PV-Wechselrichters berücksichtigt, der den Gleichstrom aus der Solarzelle in Wechselstrom für das Netz umwandelt.

In Bereich (3) wird die Einspeisung des lokal erzeugten PV-Stroms überprüft. Die Einspeisung wird auf 70% der installierten PV-Nennleistung begrenzt, sofern kein Einspeisemanagement durchgeführt wird. Es wird geprüft, ob die überschüssige Energie, die nicht mehr in die Batterie gespeichert werden kann, die vorgegebene Einspeisebegrenzung überschreitet. Falls die Grenze überschritten wird, wird die nicht eingespeiste Energie als Abregelungsverlust aufsummiert. Dabei werden Verluste aufgrund der Begrenzung der Ladeleistung des Batterie-Wechselrichters und des PV-Wechselrichters berücksichtigt. Das Ziel ist es, die Einhaltung der Einspeisebegrenzung sicherzustellen und die nicht eingespeiste Energie über den gesamten Zeitraum der Simulation zu erfassen.

In Bereich (4) des *INSEL*-Modells wird die Anzahl der Batterie-Vollladezyklen gezählt. Ein Vollladezyklus wird definiert als vollständiges Beladen und Entladen der Batterie, um die Nutzung und Zyklisierung der Batterie zu bewerten. Dazu wird überprüft, ob der Batteriespeicher bzw. der Eimer-Block Output hin-

tereinander sowohl positive als auch negative Werte aufweist. Wenn dies der Fall ist, bedeutet dies, dass die Batterie einmal vollständig geladen bzw. entladen wurde. Zusätzlich wird die kumulierte PV-Produktion und der Stromverbrauch angezeigt, die direkt mit den Datenimport-Blöcken der entsprechenden Größen verbunden sind.

Das PV-Batterie-System in *INSEL* wird mit den Simulationsdaten aus *SimStadt* gekoppelt. Dabei werden folgende Werte berücksichtigt:

- Stündlicher PV-Ertrag in kWh/h,
- Installierte PV-Leistung pro PV-Anlage pro Gebäude in kW_p,
- Stündlicher Strombedarf pro Gebäude in kWh/h,
- Nutzbare Speicherkapazität der Batterie in kWh und
- Batterie-Wechselrichterleistung in kW bzw. kW/kWh (Breiner, 2020).

Breiner (2020) wendet dieses Modell auf zwei Beispielgebäude - einem EFH und einem MFH - an. Dabei werden die nutzbare Speicherkapazität und die Batterie-Wechselrichterleistung systematisch über ein Python-Script variiert. Die Speicherkapazität der Batterie wird für ein EFH auf 5 kWh und für ein MFH auf 11 kWh begrenzt (vgl. Breiner, 2020). Alle anderen Parameter (Strombedarf, installierte PV-Leistung, etc. werden als konstante Eingangsgrößen festgelegt. Die Wirtschaftlichkeit des PV-Batterie-Systems wird anhand des Nettobarwerts bewertet und mit allen Konfigurationen, die die variablen Parameter zulassen, verglichen. Zudem wird über *SimStadt* für das EFH und das MFH das PV-Potenzial ohne Batteriespeicher bestimmt und der Nettobarwert hierfür ermittelt. Mit diesem Vorgehen kann gezeigt werden, dass Investitionen in ein PV-Batterie-System lohnenswert sein können; auch im Vergleich zu einer PV-Anlage ohne Speichermöglichkeit. Der Speicher erhöht den Eigenverbrauchsanteil und reduziert den Strombezug aus dem Netz, was zu Kosteneinsparungen führt. Die Wahl der richtigen Batteriekapazität ist wichtig, um Überkapazitäten zu vermeiden. Kleinere Batteriespeicher erweisen sich als vorteilhaft, da sie mit geringeren Anschaffungskosten einhergehen. Trotz der geringeren Speicherkapazität kann ein deutlicher energetischer Nutzen für das Gebäude erzielt werden. Die Ergebnisse der Wirtschaftlichkeitsbetrachtung wurden durch Sensitivitätsanalysen bestätigt. Es wird gezeigt, dass die Investitionen für die PV-Anlage und den Batteriespeicher sowie die Einspeisevergütung wesentliche Einflussfaktoren sind. Zukünftige Entwicklungen, wie sinkende Preise für Systemkomponenten und steigende Strompreise, könnten die Wirtschaftlichkeit weiter verbessern.

Das PV-Batterie-Modell, welches den Eigenverbrauchsanteil auf Basis von stündlichen Werten für den PV-Ertrag und den Strombedarf pro Gebäude berechnet, wird in die Simulationsplattform *SimStadt* integriert werden³, um die quartiersbezogene Auslegung von PV-Batterie-Systemen und deren Wirtschaftlichkeit zu analysieren.

³Zum Zeitpunkt der Erstellung dieser Dissertation liegen die vorgestellten methodischen Vorarbeiten vor. Eine vollständige Implementierung als automatisierter Workflow in *SimStadt* steht noch aus

7. Schlussfolgerungen, kritische Würdigung und Ausblick

Dieses Kapitel stellt die wesentlichen Schlussfolgerungen der vorliegenden Arbeit in Unterkapitel 7.1 vor. Anschließend werden in Unterkapitel 7.2 mit einer kritischen Würdigung die Grenzen der vorgestellten Ausführungen aufgezeigt. Der Ausblick auf weitere Anwendungsbereiche und weiteren Forschungsbedarf in Unterkapitel 7.3 runden dieses Kapitel ab.

7.1. Schlussfolgerungen

Die vorliegende Dissertation verdeutlicht die Komplexität der energetischen Quartiersplanung und des Vorhabens der Bundesregierung den Gebäude- und Energiesektor zu dekarbonisieren. Ein zentraler Aspekt für die Erreichung dieses Ziels besteht darin, geeignete Werkzeuge zu entwickeln, die eine strategische Aufarbeitung dieser Transformation ermöglichen und als Entscheidungsgrundlage auf lokaler und regionaler Ebene dienen können. Die Herausforderungen für solche Werkzeuge im Kontext der energetischen Quartiersplanung und -simulation wurden in Unterkapitel 2.7 zusammengefasst. Diese Werkzeuge sollten über eine effiziente Modellierung verfügen, um Rechenzeiten zu verkürzen, den energetischen Status-Quo zügig erfassen, in Bezug auf den zeitlichen und räumlichen Betrachtungshorizont flexibel und benutzerfreundlich sein. Diese Herausforderungen werden teilweise mit den Methoden und Untersuchungen in dieser Arbeit bzw. mit dem Werkzeug *SimStadt* adressiert.

Die angewendete Methodik zur stromseitigen Quartierssimulation erweist sich als pragmatischer Ansatz zur Generierung synthetischer SLPs für Wohngebäude. Dabei findet ein Kompromiss zwischen Detaillierungsgrad und Rechenaufwand statt. Die Validierung der generierten SLPs zeigt, dass trotz der Verwendung eines kleinen Eingangsdatensatzes zur Erstellung der Häufigkeitsdichtefunktionen und der Markov-Kette unter Berücksichtigung der Autokorrelation der SLP-Daten, ähnliche SLPs zu detaillierten Bottom-Up-Ansätzen wie auch den Messdaten erzielt werden können. Frühere Untersuchungen, wie z.B. die Arbeiten von Capasso et al. (1994) und Duffy et al. (2010), die sich mit der Erstellung von SLPs basierend auf Messdaten und Markov-Ketten befasst haben, kamen zu dem Schluss, dass der Effekt der Tageszeit auf die Stromverbrauchsmuster nicht ausreichend modelliert wurde und die täglichen Spitzenzeiten nicht in den erwarteten Zeiträumen auftraten. Im Rahmen dieser Arbeit wurde die Methodik durch die Berück-

sichtigung aktualisierter Häufigkeitsdichtefunktionen, die nur die Messdaten für den nächsten Zeitschritt aus dem zuvor getroffenen Klassenintervall verwenden, erweitert. Die graphikbasierten Auswertungen, insbesondere die Heatmaps in Abschnitt 6.2.6, bestätigen die verbesserte Berücksichtigung der zeitlichen Komponente. Die Methodik ist zudem in der Lage, weitere wichtige Charakteristiken von SLP-Zeitreihen abzubilden (vgl. Unterkapitel 6.2). Dennoch ist anzumerken, dass weitere Studien mit einem größeren Messdatensatz zur Erstellung der Häufigkeitsdichtefunktionen durchgeführt werden sollten, um statistische Signifikanz zu gewährleisten. Eine Erweiterung und Verfeinerung der Methodik kann dazu beitragen, die Genauigkeit und Zuverlässigkeit der generierten SLPs weiter zu verbessern.

Die effiziente Abbildung des Gebäudebestands wird durch die Verknüpfung mit einem GIS-System gewährleistet. Dadurch ist es möglich, den tatsächlichen Gebäudebestand zu berücksichtigen und nicht auf fiktive Haushalte, Gebäude oder Quartiere zurückgreifen zu müssen. In der Simulationsplattform *SimStadt* wird diese Verknüpfung mithilfe von 3D-Gebäudemodellen in CityGML-Format hergestellt. Durch die Zuweisung von Haushaltsflächen und der Anzahl der Personen pro Haushalt mittels Greedy-Algorithmen wird eine direkte Verbindung zum spezifischen Gebäudebestand hergestellt. Die gebäudespezifischen und georeferenzierten Ergebnisse erleichtern die Anwendung der Ergebnisse für die energetische Quartiersplanung. Damit eine noch höhere Verlässlichkeit der Ergebnisse gewährleistet werden kann, ist es entscheidend, dass die Eingangsdaten, insbesondere das 3D-Gebäudedatenmodell, eine gute Qualität aufweisen und regelmäßig aktualisiert werden. In den durchgeführten Untersuchungen wurde festgestellt, dass die Qualität und die Anzahl der Attribute von CityGML-Dateien von Bundesland zu Bundesland unterschiedlich sind. Daher wird empfohlen, den deutschlandweiten Standard der 3D-Gebäudemodelle, der von der Arbeitsgemeinschaft der Vermessungsverwaltungen der Länder der Bundesrepublik Deutschland (AdV) entwickelt wurde, umzusetzen und regelmäßig zu überprüfen (Projektgruppe 3D-Geobasisdaten im AdV-Arbeitskreis Geotopographie, 2022). Die Ergebnisse der vorliegenden Dissertation bestätigen jedoch bereits, dass georeferenzierte 3D-Gebäudemodelle im CityGML-Format eine umfassende Datengrundlage für eine detaillierte und gebäudespezifische energetische Analyse des Gebäudebestands bieten können.

Die gebäudespezifische stromseitige Analyse bietet den Vorteil, dass die Gleichzeitigkeit der Strombedarfe in MFHs und anderen großvolumigen Wohnbauten berücksichtigt wird. Dadurch können gebäudespezifische SLPs-Daten in Verbindung mit zeitlichen Verläufen von ebenfalls gebäudespezifischen stromseitigen Energieversorgungssystemen wie PV-Anlagen, PV-Batterie-Systemen oder Wärmepumpen analysiert werden. Aufbauend auf diese Ergebnisse, können Rückschlüsse auf die Dimensionierung dieser Anlagen, potenzielle Auswirkungen auf das Netz durch den veränderten Strombedarf und die Wirtschaftlichkeit dieser Technologien für verschiedene Wohngebäudetypen gezogen werden. Insbesondere im Kontext von Mieterstrommodellen für MFHs können sich diese Analysen als wertvoll erweisen, um rasch einen Überblick über das vorhandene Potenzial zu erhalten. Ebenso können die Simulationsergebnisse sowie die Basisdaten (z.B. Wand- und Dachflächen) für eine effiziente Erstellung von unverbindlichen Kosten-

voranschlägen genutzt werden. Weiterführend können die Identifizierung von Energieeinsparpotenzialen und die Dimensionierung von Energieversorgungssystemen - unterstützt durch die gebäudespezifischen Stromlastprofile - die Ausrichtung von Förderprogrammen für erneuerbare Energien definieren.

Für den Einsatz in der Quartiersplanung kann gezeigt werden, dass die Methoden skalierbar sind. Mit den verwendeten Statistiken sind die Simulationen mit der Plattform *SimStadt* deutschlandweit möglich. Zudem kann der räumliche Betrachtungsrahmen für Quartiere, Kommunen oder Stadtteile nach Bedarf gewählt werden. Auch die zeitliche Variabilität wurde bei der Umsetzung der Methoden berücksichtigt, sodass Zeithorizont und zeitliche Auflösung vom Nutzer oder der Nutzerin bestimmt werden können.

Dennoch ist hervorzuheben, dass *SimStadt* ein Expertentool ist, welches für Simulationen viele Parametereinstellungen zulässt und aus Anwenderperspektive (noch) nicht einfach verständlich ist.

Der Ansatz zur Generierung von SLPs für Nichtwohngebäude stellt aufgrund der vielseitigen und inhomogenen Gebäudenutzungen und den damit verbundenen komplexen Strombedarfsverhalten ein vereinfachtes Verfahren dar. Dennoch kann durch die Plausibilisierung der Ergebnisse dieses SLPs dargelegt werden, dass die Methodik, den Jahresstrombedarf von den Gebäudenutzungen für die Messdaten vorhanden waren, zufriedenstellend approximiert. Dieser ganzheitliche Ansatz der Betrachtung von Wohn- und Nichtwohngebäuden ermöglicht in Zukunft die Abschätzung der Strombedarfe mit zeitlicher Auflösung und trägt somit zu einer umfassenderen Quartiersanalyse bei.

Die Untersuchungen zur Bewertung der Ähnlichkeit oder Repräsentativität von hochaufgelösten synthetischen SLPs zeigen, dass die bisherigen Ansätze auf vielseitigen Maßen und Metriken beruhen. Ein einheitliches Vorgehen zur Validierung von synthetischen SLPs ist jedoch nicht vorhanden. Daher ordnet die vorliegende Arbeit die in der Literatur verwendeten Vergleichsmaße und -metriken in Bezug auf ihre Aussage über die Ähnlichkeit von SLPs. Es zeigt sich, dass eine Kombination dieser Vergleichsmaße und -metriken Aussagen über die Repräsentativität von synthetischen SLPs unterstützen. Die zusätzlich eingeführten Komplexitätsmaße erweitern das Spektrum der Vergleichsmaße und können als ergänzende Bewertungskriterien dienen. Die Metrik der fraktalen Dimension zeigt dabei besonderes Potenzial für die Betrachtung eines Vergleichs von kleineren Zeitintervallen (z.B. tägliche SLPs), da sie die Häufigkeit von unregelmäßigen bzw. unähnlichen Tages-SLPs innerhalb einer Zeitreihe bezogen auf einen größeren Zeithorizont (z. B. ein Jahr) darstellen können. Trotz dieser neuen numerischen Metriken bleibt die visuelle Aufbereitung der SLPs im Vergleich zu gemessenen Daten ein wichtiger Bestandteil der Untersuchungen zur Ähnlichkeit bzw. Repräsentativität von SLPs. Die durchgeführten Untersuchungen zur Bewertung der Ähnlichkeit und Repräsentativität von Stromlastprofilen liefern wertvolle Erkenntnisse für mögliche zukünftige Sensitivitätsstudien zur Feinjustierung von parametrisierbaren SLPs. Damit bieten u. a. die Komplexitätsmaße eine quantitative Grundlage zur Beantwortung der Fragestellung, mit welchen Methoden bzw. Parametereinstellungen synthetischen SLPs eine erhöhte Ähnlichkeit zu Vergleichsdaten-

sätzen aufweisen. Bezogen auf die vorliegende Arbeit könnte dies z.B. bedeuten den Einfluss der Wahl der Klassenintervallbreite auf die Ähnlichkeit der synthetischen Stromlastprofile zu untersuchen. In einem Anwendungsbeispiel (vgl. Abschnitt 6.4.1) wird gezeigt, wie die mit den erläuterten Methoden durchgeführte stromseitige Quartierssimulationen zur Entscheidungsfindung bei der Wahl von zentralen oder dezentralen Energieversorgungssystemen beitragen kann. Aufbauend auf der gebäudespezifischen Simulation von Energiebedarfen kann eine Optimierung erfolgen, die gebäudespezifische Energiesysteme mit übergreifenden Quartierstechnologien abgleicht. So können in energetischer und ökonomischer Hinsicht unter Berücksichtigung der Reduktion von THG-Emissionen Transformationspfade aufgezeigt werden. Auch ohne anschließende Optimierung können die Ergebnisse der gebäudespezifischen Quartierssimulation dazu beitragen, Strategien für Kommunen und Städte zu entwickeln, die die Ziele der Bundesregierung zur THG-Neutralität bis 2045 unterstützen. Ein Werkzeug, welches eine gebäudespezifische Betrachtungsweise mit validierten Simulationsdaten für ganze Quartiere, Stadtteile oder Kommunen abbilden kann, könnte für diese Prozesse als Katalysator dienen. Die damit verbundenen Möglichkeiten zur Maßnahmenbewertung von Technologieoptionen, die eine gebäudespezifische Priorisierung dieser zulassen, könnten auch den Prozess der kommunalen Wärmeplanung unterstützen. Zudem eröffnen sich durch die gebäudespezifische Betrachtungsweise neue Perspektiven für Städte und Kommunen. Eine mögliche Maßnahme könnte die Durchführung von Informationskampagnen für Bürger:innen sein, bei denen das energetische Einsparpotenzial und wirtschaftlich umsetzbare Maßnahmen für Eigenheimbesitzer zusammengefasst werden. Damit könnte zum einen das Bewusstsein für energieeffiziente Maßnahmen geschärft und zum anderen das Interesse an der Umsetzung entsprechender Maßnahmen gefördert werden.

7.2. Kritische Würdigung

Diese Arbeit legt besonderen Wert auf die Anwendbarkeit und Übertragbarkeit der entwickelten Methodik und Ergebnisse auf die energetische Quartiersplanung. Anhand von Fallstudien werden die Methoden und Ergebnisse validiert bzw. plausibilisiert und zeigen dabei auch die Grenzen der Methoden und deren Anwendbarkeit auf.

Für datenbasierte Modellierungen und Simulationen gilt das grundlegende Prinzip, dass die Qualität der Ergebnisse von der Qualität der zugrunde liegenden Daten abhängt. Dies trifft auch auf die entwickelten Methoden dieser Arbeit zu. Die verwendete Datengrundlage basierend auf 3D-CityGML-Dateien, legt den Ist-Zustand des Gebäudebestands fest. Es ist wichtig zu beachten, dass sich Fehler oder Ungenauigkeiten hierin auf die gesamte Simulation auswirken. Beispielsweise können Fehler in der Geometrie zu fehlenden oder fehlerhaft simulierten Gebäuden führen. Es ist daher entscheidend, dass die Qualität der Datengrundlage gewährleistet ist, um verlässliche und aussagekräftige Simulationsergebnisse zu erzielen.

In Bezug auf die Methodik zur Generierung von gebäudespezifischen SLPs für Wohngebäude ist zu beachten, dass bei der Zuweisung von Haushalten und der Anzahl der Personen pro Haushalt statistische Daten auf der Grundlage des bundesdeutschen Durchschnitts verwendet wurden, da zum Zeitpunkt der Methodenentwicklung keine kleinteiligeren regionalen Daten verfügbar waren. Daher weisen die Ergebnisse, wie in Unterkapitel 6.1.2 ausgeführt, Tendenzen auf, die darauf hinweisen, dass ländliche Gebiete eher überschätzt und städtische Gebiete unterschätzt werden, da sie nicht den bundesdeutschen Durchschnitt widerspiegeln. Darüber hinaus basieren die verwendeten statistischen Daten zum Zeitpunkt der Entwicklung des SLPG für Wohngebäude ausschließlich auf dem Zensus von 2011. Sobald die aktualisierten Zensusdaten aus der Erhebung von 2022 verfügbar sind, können diese jedoch problemlos in das Verfahren integriert werden.

Da für diese Dissertation kein größerer Messdatensatz mit hochaufgelösten SLP-Daten und entsprechenden Metadaten für die Generierung der synthetischen SLPs erstanden werden konnte, basiert die Erstellung der Häufigkeitsdichtefunktionen auf einem relativ kleinem Datensatz von vier Wohngebäuden, die über zwei Jahre mit einer Auflösung von fünf Sekunden aufgenommen wurden. Der Datensatz kann damit nicht als repräsentativ bezeichnet werden. Die Berücksichtigung der Autokorrelation zwischen den Datenpunkten von einem Zeitschritt zum nächsten stellt für die synthetischen SLPs den Bezug des zeitlichen Verlaufs der Messdaten her. Durch den verwendeten SLP-Messdatensatz ist es jedoch wahrscheinlich, dass nicht alle Charakteristiken von z. B. Single-Haushalten oder besonders großen Haushalten in den synthetischen SLPs vertreten sind. Ein zugrundeliegender größerer Messdatensatz für die Erstellung der Häufigkeitsdichtefunktionen könnte die Repräsentativität der erzeugten synthetischen SLPs steigern.

Die Vorgehensweise zur Generierung von SLPs von Nichtwohngebäuden ist als ein erster Ansatz zu verstehen, der auf pragmatische Weise stromseitige Quartiersanalysen unter Berücksichtigung aller Gebäudetypen ermöglicht. Obwohl der Aufbau einer hierarchischen Gebäudenutzungsbibliothek anhand von ALKIS-Codes und die Zuweisung von Standardstromlastprofile (SSLPs) auf ebendiese eine solide Grundlage für die stromseitige Simulation bildet, gibt es noch Raum für Verbesserungen und Validierung durch Messdaten. Diese Verbesserungen können auf zwei Ebenen erfolgen. Erstens können die Stromindikatoren (SIs) für Gebäudenutzungen, die aufgrund fehlender Messdaten in dieser Arbeit nicht plausibilisiert werden konnten, analysiert und für die Ermittlung des Jahresstrombedarfs überprüft werden. Zweitens kann die Methode zur Erstellung zeitlich aufgelöster SLPs für Wohngebäude, die auf einem begrenzten Datensatz basiert, auch auf Nichtwohngebäude angewendet werden, sofern zeitlich aufgelöste Messdaten für verschiedene Nutzungstypen vorhanden sind.

Die vorliegende Arbeit führt umfangreiche Untersuchungen zur Ähnlichkeit und Repräsentativität synthetischer SLPs durch. Die Bewertung der Vergleichsmaße und -metriken erfolgt anhand eines weiteren kleinen Messdatensatzes, der SLPs von zehn Gebäuden mit einer Auflösung von 15 Minuten umfasst.

Daher sollten die Aussagen bezüglich der Ähnlichkeit und Repräsentativität als Tendenzen verstanden werden, nicht aber als allgemein gültig. Die neu eingeführten Komplexitätsmaße erweisen sich unter diesen Bedingungen als geeignete zusätzliche Vergleichsmaße zur Bewertung der Ähnlichkeit und Repräsentativität. Es ist jedoch erforderlich, diese in weiterführenden Untersuchungen mit größeren Datensätzen zu überprüfen. Darüber hinaus ist zu beachten, dass alle drei vorgestellten Metriken (fraktale Dimension, Anzahl lokaler Maxima, Länge der Kurve) eine erste Einschätzung der Komplexität synthetischer SLPs ermöglichen, jedoch nicht alleinig für die Untersuchung der Repräsentativität verwendet werden sollten, da sie beispielsweise die absoluten Werte der SLPs, wie den Jahres- oder Tagesbedarf, nicht berücksichtigen.

7.3. Ausblick

Die vorliegende Dissertation legt einen Grundstein für den Aufbau von weiteren stromseitigen Analysen und den Aufbau einer Verknüpfung von diesen z.B. mit wärmeseitigen Maßnahmen. Um die holistische stromseitige Quartiersanalyse weiter auszubauen, sollten in weiteren Arbeiten Methoden für eine gebäudespezifische Generierung von z. B. dem Strombedarf von E-Mobilität untersucht werden. Ebenso ist die Verknüpfung der Strombedarfe bzw. -erzeugungspotenziale - wie in Abbildung 2.4 dargestellt - und damit die Modellierung von SLPs, die auf gebäudespezifischer Ebene die möglichen Veränderungen des Strombedarfs durch die voranschreitende Verstromung des Wärme- und Verkehrssektors abbilden, weiterer Forschungsgegenstand. Die Verknüpfung von Strom-, Wärme- und Verkehrssektor ist ein Aspekt, der in weiteren Arbeiten aufgegriffen werden kann. Hier kann u.a. auf die Vorarbeiten von Weiler (2022) zurückgegriffen werden, die die Auslegung von Energiesystemkomponenten auf Quartierebene betrachtet und z. B. stündliche Strombedarfswerte für Wärmepumpen je Gebäude ausgeben kann.

Neben den erwähnten Aktualisierungen der verwendeten Daten und die Übertragung der Methodik zu Generierung von SLPs von Wohngebäuden auf Nichtwohngebäude, die in Unterkapitel 7.2 erläutert werden, können weitere methodische Untersuchungen dazu beitragen, die präsentierten Ansätze zu verbessern. Es gilt z. B. herauszufinden, ob größere Messdatensätze, die eine Einteilung der Daten z. B. nach Personenanzahl zulassen, die Methodik der Erstellung von synthetischen SLPs auf Grundlage von Häufigkeitsdichtefunktionen ergänzen können.

Für eine umfassende Bewertung der Repräsentativität und Ähnlichkeit von zeitlich aufgelösten synthetischen SLP-Daten ist es empfehlenswert, zukünftige Untersuchungen mit umfangreicheren Vergleichsdatensätzen von gemessenen SLPs durchzuführen. Dabei können Korrelationen zwischen verschiedenen Vergleichsmaßen und -metriken analysiert werden, insbesondere im Hinblick auf die eingeführten Komplexitätsmaße. Eine solche Untersuchung könnte dazu beitragen, neue Charakteristiken von SLPs zu identifizieren und die Aussagekraft der Komplexitätsmaße weiter zu vertiefen. Es wäre ebenso sinn-

voll, systematische Analysen aller Vergleichsmaße und -metriken durchzuführen, um daraus konkrete Empfehlungen z. B. in Form eines Leitfadens für die Bewertung der Repräsentativität und Ähnlichkeit hochaufgelöster synthetischer SLPs abzuleiten. Bezogen auf die vorliegende Arbeit könnte zusätzlich eine Sensitivitätsanalyse basierend auf der Variation der Klassenintervallbreite durchgeführt werden, um festzustellen, welche Klassenintervallbreite zu ähnlicheren bzw. repräsentativeren SLPs führt. Dabei könnten insbesondere die Komplexitätsmaße eine Rolle spielen, um die Qualität der synthetischen SLPs weiter zu verbessern.

Bezogen auf eine anwendungsorientierte Ausführung bzw. Nutzung der Simulationsplattform *SimStadt* oder deren Ergebnisse, können in einem interdisziplinären Ansatz Methoden zur Aufbereitung und vereinfachten Darstellung entwickelt werden, die eine schnelle Einarbeitung und verständliche Abbildung für Anwender:innen ermöglicht. Dies wäre z.B. für Entscheidungsträger:innen im Rahmen der kommunalen Wärmeplanung ein großer Mehrwert.

8. Zusammenfassung

Angesichts des fortschreitenden Klimawandels und dem Bedürfnis von Regierungen und der Gesellschaft, dessen Auswirkungen auf kommende Generationen zu minimieren, werden immer mehr Maßnahmen ergriffen, um dem entgegenzuwirken. Der Gebäudesektor und die Energieversorgung bieten ein großes Potenzial zur Reduzierung von THG- bzw. CO₂-Emissionen. Um dieses komplexe und vielschichtige Thema anzugehen, werden Werkzeuge benötigt, die den energetischen Zustand des Gebäudebestands abbilden und alternative Energieversorgungsoptionen analysieren können. Es ist von großer Bedeutung, dass die Ergebnisse solcher Werkzeuge in Planungsprozessen von Kommunen und Städten verwendet werden können, wobei lokale Gegebenheiten und wirtschaftliche Aspekte berücksichtigt werden sollten. Ebenso wichtig ist die Frage, wie diese Maßnahmen priorisiert werden können. Angesichts der Vielfalt des Gebäudebestands sind die potenziellen energetischen Einsparungen unterschiedlich verteilt. Daher ist es wünschenswert, nicht nur übergeordnete Maßnahmen zu priorisieren, sondern auch gebäudespezifische Maßnahmen zu identifizieren, um Gebäude mit dem höchsten Einsparpotenzial oder der kürzesten Amortisationszeit zu identifizieren. Dafür ist es wichtig, den aktuellen energetischen Zustand einzuschätzen und darauf aufbauend weitere Einsparmaßnahmen abzuleiten. Mit diesem Wissen können Entscheidungsträger effektive Priorisierungen von Maßnahmen vornehmen. Die kommunale Wärmeplanung greift diese Fragestellungen in besonderem Maße auf, da sie darauf abzielt, langfristige Strategien für Kommunen zu entwickeln, um eine klimaneutrale Wärmeversorgung zu erreichen.

Die energetische Quartiersplanung bietet einen vielversprechenden Ansatz zur Beantwortung dieser Fragen. Insbesondere werden die Ergebnisse der Quartiersplanung relevant, wenn auch techno-ökonomische Aspekte berücksichtigt werden, die für die Machbarkeit und Umsetzung von regenerativen Technologien entscheidend sind. Die Quartiersplanung befindet sich in Bezug auf den Detailgrad der räumlichen und zeitlichen Auflösung zwischen der detaillierten Planung einzelner Gebäude und einer umfassenderen Stadt- oder Gemeindeplanung. Dies bedeutet, dass die Werkzeuge für die Quartiersplanung einen Mittelweg finden müssen, der sowohl Genauigkeit als auch Unsicherheit bei der Modellierung und Dateneingabe berücksichtigt. Dabei ist es wichtig, dass die resultierenden Ergebnisse und Schlussfolgerungen richtungsweisend und anwendungsorientiert sind.

Ein vielversprechender Ansatz besteht darin, lokale gebäudespezifische Strategien wie Gebäudesanierung und PV-Aufdachanlagen mit kommunalen oder regionalen Konzepten wie Wärmenetzen, Biomasse und PV-Freiflächenanlagen in Beziehung zu setzen. Dabei spielt auch die Verknüpfung von energetischen Analysen mit Werkzeugen der Stadtplanung, insbesondere GIS-Anwendungen, eine wichtige Rolle. Ein zentrales Forschungsziel besteht dabei in der Erfassung, Aufbereitung und Darstellung aller relevanten Daten mithilfe von GIS-Anwendungen, um eine umfassende und aussagekräftige Basis für Entscheidungsprozesse zu schaffen.

Die vorliegende Dissertation konzentriert sich daher auf die Entwicklung eines Werkzeuges zur Durchführung energetischer Analysen auf gebäudespezifischer Ebene. Der Schwerpunkt liegt dabei auf der Simulation von Strombedarfszeitreihen für Wohn- und Nichtwohngebäude basierend auf 3D-Gebäudemodellen (CityGML-Dateien) und deren Validierung. Die entwickelten Methoden werden in die Simulationsplattform *SimStadt* integriert. Die Arbeit umfasst drei Hauptbereiche: die Entwicklung eines Stromlastprofilgenerators SLPG für Wohngebäude, die Entwicklung eines SLPG für Nichtwohngebäude sowie die Untersuchung der Repräsentativität und Ähnlichkeit synthetischer Stromlastprofile im Vergleich zu Messdaten.

Der entwickelte SLPG für Wohngebäude basiert auf einem hybriden Ansatz, der sowohl einen Top-Down- als auch einen Bottom-Up-Ansatz umfasst. Im Top-Down-Ansatz werden statistische Daten aus dem Zensus 2011 verwendet, um den georeferenzierten 3D-Gebäudemodellen Haushalte und Personen zuzuweisen. Dabei werden Informationen über die Verteilung von Haushaltsgrößen nach Wohnflächenklassen und Wahrscheinlichkeiten der Verteilung der Anzahl der Personen je Wohnflächenklasse mithilfe eines heuristischen Verfahrens (Greedy-Algorithmus) auf die 3D-Gebäudemodelle übertragen. Die Wohnfläche und die Anzahl der Personen dienen als Grundlage zur Approximation der jeweiligen Jahresstrombedarfe anhand von Kennzahlen. Im Bottom-Up-Ansatz erfolgt die Verteilung der Jahresstrombedarfe auf zeitlich aufgelöste SLPs. Hierfür wird ein SLP-Messdatensatz verwendet, der mit einer Auflösung von fünf Sekunden über einen Zeitraum von zwei Jahren erhoben wurde. Anhand dieses Messdatensatzes werden Häufigkeitsdichtefunktionen für die Jahreszeiten (Winter, Übergangszeit, Sommer) und Wochentage (Werktag, Samstag, Sonntag) je Zeitschritt mit einem Klassenintervall von 50 Watt erstellt. Die Verteilung des Strombedarfs auf die einzelnen Zeiteinheiten erfolgt mithilfe von Markov-Ketten. Der ermittelte Jahresstrombedarf der Wohngebäude ist als Zielwert vorgegeben. Ein Pseudo-Zufallszahlengenerator, der an die einzigartigen Gebäude-ID aus der CityGML-Datei gekoppelt ist, initiiert die Generierung der SLPs mit einem (pseudo-)zufälligen Startwert. Abhängig von diesem Startwert und allen Messwerten, die im gleichen Klassenintervall liegen, wird eine aktualisierte Häufigkeitsdichtefunktion für den nächsten Zeitschritt ermittelt. Auf Basis dieser Funktion wird der Wert für den nächsten Zeitschritt berechnet. Durch die Kombination dieser beiden Ansätze, dem Top-Down- und dem Bottom-Up-Ansatz, wird ein hybrides Modell geschaffen, das die Generierung gebäudespezifischer SLPs für Wohngebäude ermöglicht.

Für die Generierung von synthetischen SLPs für Nichtwohngebäude wird zunächst eine hierarchisch aufgebaute Gebäudenutzungsbibliothek auf Grundlage der ALKIS-Codes entwickelt. Das Ziel ist es, die vielfältigen Nutzungen von Nichtwohngebäuden übersichtlich darzustellen. Dabei orientiert sich die Gestaltung der Bibliothek am Prinzip der *Millerschen Zahl* aus der Wahrnehmungspsychologie, die besagt, dass das menschliche Kurzzeitgedächtnis maximal 7 ± 2 Informationsstücke präsent halten kann. Daher wird darauf geachtet, die Struktur der Gebäudenutzungsbibliothek möglichst schlank zu halten.

In der Gebäudenutzungsbibliothek werden zwei zusätzliche Informationen hinterlegt, um zeitlich aufgelöste synthetische SLPs für Nichtwohngebäude zu generieren. Erstens werden flächenspezifische SIs verwendet, um den Jahresstrombedarf zu bestimmen. Diese SIs werden unter Berücksichtigung typischer Flächennutzungszonen und ihrer jeweiligen Energie- bzw. Stromintensität ermittelt. Zweitens werden SSLPs für alle Nichtwohngebäudenutzungen in der Bibliothek hinterlegt. Diese SSLPs werden zuvor mithilfe der VDEW-Kundengruppenschlüssel den entsprechenden ALKIS-Codes zugewiesen. Die Generierung der synthetischen SLPs für Nichtwohngebäude erfolgt anschließend durch die Verwendung prozentual gewichteter Verbrauchseinheiten pro Viertelstunde aus den SSLPs. Dabei wird der Jahresbedarf jedes einzelnen Gebäudes als Zielwert verwendet.

Um die Validität der angewendeten Methoden zur Generierung synthetischer SLPs zu überprüfen, werden mehrere Studien durchgeführt. Der erste Schritt besteht darin, den Top-Down-Ansatz zur Zuweisung von Wohnflächen und Personen auf die 3D-Gebäudemodelle anhand von drei Fallstudien zu evaluieren. Diese Fallstudien repräsentieren typische regionale Gegebenheiten in Deutschland: eine städtische Umgebung (Stadt Köln), ein durchmischtes Gebiet (Landkreis Ludwigsburg) und eine ländliche Region (Landkreis Iim-Kreis). In den Studien werden die Abweichungen bei der Bestimmung der Anzahl der Haushalte und Personen auf Landkreis- bzw. Stadtebene analysiert. Es zeigt sich, dass die angewendete Methodik zu Abweichungen im Bereich von -6% bis +7% bei der Anzahl der Haushalte führen kann. Für die Anzahl der Personen ergibt sich eine Abweichung zwischen -13% und +8%. Dabei wird beobachtet, dass städtische Gebiete eher unterschätzt und ländliche Gebiete eher überschätzt werden.

Des Weiteren werden die Abweichungen auf Stadtteil- bzw. Gemeindeebene untersucht. In einem Großteil der betrachteten Gebiete (125 von 141 Stadtteilen bzw. Gemeinden) liegen die Abweichungen bei der Anzahl der Haushalte zwischen -25% und +25%. Bei der Anzahl der Personen zeigen sich Abweichungen von -25% bis +25% bei 106 von 141 Stadtteilen bzw. Gemeinden (75%).

Der Bottom-Up-Ansatz zur Generierung der synthetischen SLPs von Wohngebäuden wird anhand verschiedener Vergleichsmaße und -metriken auf Ähnlichkeit und Repräsentativität überprüft. Dabei werden Methoden aus den Bereichen deskriptive Statistik, Zeitreihenanalyse und grafische Techniken angewendet. Zusätzlich werden drei weitere Vergleichsmetriken eingeführt, die als Komplexitätsmaße dienen und die Komplexität der SLPs bewerten. Diese Maße umfassen die fraktale Dimension, die Anzahl der lokalen Maxima und die Länge der Kurve. Ihre Aussagekraft wird durch den Vergleich von gemessenen und syn-

thetischen SLP-Daten überprüft. Das Hauptaugenmerk liegt darauf zu untersuchen, ob diese Maße in der Lage sind festzustellen, ob die synthetischen SLPs den gemessenen Daten ähnlicher werden oder nicht. Dies ist besonders relevant für SLPGs, da oftmals die Möglichkeit besteht, Parameter im SLPG-Modell anzupassen. Die Anwendung der Komplexitätsmaße zeigen, dass alle drei Maße Hinweise in Bezug auf die Ähnlichkeit liefern können, wobei die fraktale Dimension als das aussagekräftigste Maß erscheint, um die Komplexität der SLPs zu bewerten.

Die Validierung der synthetischen SLPs für Wohngebäude erfolgt durch den Vergleich mit Messdaten aus einer weiteren Fallstudie sowie mit synthetischen SLP-Daten von etablierten SLPGs. Dabei werden auch die Komplexitätsmaße herangezogen. Es zeigt sich, dass die synthetischen SLPs, die mit der in dieser Arbeit entwickelten Methode generiert werden, in einigen Vergleichsmaßen und -metriken höhere Abweichungen aufweisen als die SLP-Datensätze von etablierten SLPGs mit detaillierten Bottom-Up-Ansätzen. Diese Abweichungen betreffen insbesondere den Median, das 25%- und 75%-Quartil, die fraktale Dimension und die Jahresdauerlinien. Hinsichtlich des jährlichen Strombedarfs, des Maximums, des arithmetischen Mittels und der Standardabweichung zeigen Abweichungen derselben Größenordnung im Vergleich zu den Messdaten wie bei den anderen synthetischen Datensätzen. Auch visuelle Vergleiche von Liniendiagrammen, Violinplots und Heatmaps sowie die Anzahl der lokalen Maxima und die Länge der Kurve zeigen ähnliche Muster.

Der SLPG für Nichtwohngebäude kann aufgrund fehlender Messdaten nicht in der gleichen Detailtiefe untersucht werden. Zur Plausibilisierung des approximierten jährlichen Strombedarfs für die Nutzungsarten *Schule*, *Kindertagesstätten* und *Büro* werden Messdaten aus zwei Fallstudien herangezogen. Es zeigt sich, dass auf der Ebene der einzelnen Gebäude höhere Abweichungen auftreten können. Auf kumulierten Stadtebene zeigt sich eine leichte Tendenz zur Unterschätzung, wobei die Abweichungen zwischen -19% und +1% liegen.

Die vorliegende Dissertation präsentiert eine Methodik zur generischen Erzeugung synthetischer Stromlastprofile (SLPs) auf gebäudespezifischer Ebene in variabler Auflösung. Die Ergebnisse dieser Methodik werden mit Messdaten sowie synthetischen Daten von zwei etablierten Stromlastprofilgeneratoren verglichen. Sie erweisen sich als geeignet für den Einsatz in der Quartiersplanung, da wesentliche Charakteristiken von Stromlastprofilen abgebildet werden. Um dies zu verdeutlichen, werden zwei Anwendungsfelder vorgestellt. Das erste Anwendungsfeld bezieht sich auf einen Optimierungsansatz, der eine Energiesystemauslegung unter Berücksichtigung von Technologien für Einzelgebäude wie auch für die Quartiersebene miteinander kombiniert. Dieser Ansatz kann für die energetische Quartiersplanung von besonderem Interesse sein, da ermittelt werden kann, ab wann und für welche Gebäude ein Quartiersversorgungsansatz im Verbund und für welche Gebäude Einzellösungen lohnend sind. Das zweite Anwendungsfeld untersucht den Einsatz der gebäudespezifischen SLPs für die Auslegung von PV-Batterie-Systemen auf.

Darauf aufbauend können je Gebäude Wirtschaftlichkeitsberechnungen durchgeführt werden, die eine Investitionsentscheidung in ein solches System unterstützen kann.

Schlussendlich wird bestätigt, dass die entwickelten Methoden und die Anwendung der Ergebnisse auf gebäudespezifischer Ebene einen Mehrwert für Entscheidungsträger:innen in der energetischen Quartiersplanung bieten können. Mit der gebäudespezifischen Betrachtungsweise können Gebäude mit den höchsten Einsparpotenzialen oder Umsetzungsmaßnahmen mit den kürzesten Amortisationszeiten identifiziert werden. Aus den Simulationsergebnissen ergibt sich somit ein konkreter Ansatz, wo und wie mit der Energiewende oder mit der kommunalen Wärmeplanung begonnen werden kann. Zusätzlich können die gebäudespezifischen Simulationsergebnisse der Potenzialermittlungen für breite Informationskampagnen in Städten und Kommunen genutzt werden, um Gebäudebesitzer:innen über ihre individuellen energetischen Potenziale zu informieren. Dieser Ansatz wird bereits in der Praxis angewendet und wurde im Rahmen einer Startup-Gründung erfolgreich in einigen Pilotkommunen umgesetzt.

A. Anhang

A.1. Struktur der neuen Gebäudenutzungsbibliothek

Tab. A.1.: Zuweisung der ALKIS-Codes auf eine hierarchische Struktur mit zehn Hauptkategorien und auf die Standardlastprofile.

ALKIS-Code	Main category	1. Subcategory	2. Subcategory	Assigned SSLP	German terminology
1000,31001_1000	residential			H0	Wohngebäude
1010,31001_1010	residential			H0	Wohnhaus
1020,31001_1020	residential	residence hall		H0	Wohnheim
1021,31001_1021	residential	residence hall	childrens home	H0	Kinderheim
1022,31001_1022	residential	residence hall	retirement home	H0	Seniorenheim
1023,31001_1023	residential	residence hall	nurses home	H0	Schwesternwohnheim
1024,31001_1024	residential	residence hall	dormitory	H0	Studentenwohnheim, Schülerwohnheim
1025,31001_1025	residential	residence hall	school hostel	H0	Schullandheim
1100,31001_1100	residential	mixed used residential building		H0	Gemischt genutztes Gebäude mit Wohnen
1110,31001_1110	residential	mixed with community needs		H0	Wohngebäude mit Gemeinbedarf
1120,31001_1120	residential	mixed with trade and service		H0 + G1	Wohngebäude mit Handel und Dienstleistungen
1121,31001_1121	residential	mixed with trade and service	mixed with administration	H0 + G1	Wohn- und Verwaltungsgebäude
1122,31001_1122	residential	mixed with trade and service	mixed with office	H0 + G1	Wohn- und Bürogebäude
1123,31001_1123	residential	mixed with trade and service	mixed with commercial	H0 + G1	Wohn- und Geschäftsgebäude
1130,31001_1130	residential	mixed with industry		H0 + G1	Wohngebäude mit Gewerbe und Industrie

1131,31001_1131	residential	mixed with industry	mixed with company building	H0 + G1	Wohn- und Betriebsgebäude
1200,31001_1200	residential	detached building block		H0	freistehender Gebäudeblock
1210,31001_1210	residential	mixed with agriculture and forestry		H0 + L0	Land- und forstwirtschaftliches Wohngebäude
1220,31001_1220	residential	mixed with agriculture and forestry	mixed with operating building	H0 + L0	Land- und forstwirtschaftliches Wohn- und Betriebsgebäude
1221,31001_1221	residential	mixed with agriculture and forestry	farmhouse	H0 + L0	Bauernhaus
1222,31001_1222	residential	mixed with agriculture and forestry	mixed with d farm building	H0 + L0	Wohn- und Wirtschaftsgebäude
1223,31001_1223	residential	mixed with agriculture and forestry	mixed with foresters lodge		Forsthaus
1300,31001_1300	residential	single garage			Einzelgarage
1310,31001_1310	residential	mixed with recreation			Gebäude zur Freizeitgestaltung
1311,31001_1311	residential	mixed with recreation	holiday home		Ferienhaus
1312,31001_1312	residential	mixed with recreation	weekend house		Wochenendhaus
1313,31001_1313	residential	mixed with recreation	garden house		Gartenhaus
1400,31001_1400	residential	two-car garage			Doppelgarage
1500,31001_1500	residential	collective garage			Sammelgarage
2000,31001_2000	commercial			G1	Handel und Dienstleistungen
2010,31001_2010	commercial	trade and service		G1	Handel und Dienstleistungen
2020,31001_2020	commercial	office		G1	Bürogebäude
2030,31001_2030	commercial	financial institution		G1	Kreditinstitut
2040,31001_2040	commercial	insurance institution		G1	Versicherungen
2050,31001_2050	commercial	retail		G1	Einzelhandel
2051,31001_2051	commercial	retail	department store	G1	Kaufhaus

2052,31001_2052	commercial	retail	shopping mall	G4	Einkaufszentrum
2053,31001_2053	commercial	retail	market hall	G4	Markthalle
2054,31001_2054	commercial	retail	store	G4	Laden
2055,31001_2055	commercial	retail	kiosk	G4	Kiosk
2056,31001_2056	commercial	retail	pharmacy	G1	Apotheke
2060,31001_2060	culture, religion and event	exhibition hall		G1	Messehalle
2070,31001_2070	hospitality	accommodation		G2	Beherbergung
2071,31001_2071	hospitality	accommodation	hotel, motel, pension	G2	Hotel, Motel, Pension
2072,31001_2072	hospitality	accommodation	hostel	G2	Jugendherberge
2073,31001_2073	hospitality	accommodation	cabin, cottage with overnight stay possibilities	G2	Hütte mit Übernachtungsmöglichkeit
2074,31001_2074	hospitality	accommodation	campsite	G2	Campingplatzgebäude
2080,31001_2080	hospitality	catering		G2	Bewirtung
2081,31001_2081	hospitality	catering	restaurant	G2	Gaststätte, Restaurant
2082,31001_2082	hospitality	catering	cabin, cottage without overnight stay possibilities	G2	Hütte ohne Übernachtungsmöglichkeit
2083,31001_2083	hospitality	catering	canteen	G4	Kantine
2090,31001_2090	leisure and recreation	leisure and amusement centre		G2	Freizeit- und Vergnügungsstätte
2091,31001_2091	leisure and recreation	leisure and amusement centre	ball room	G6	Festsaal
2092,31001_2092	leisure and recreation	leisure and amusement centre	cinema	G6	Kino
2093,31001_2093	leisure and recreation	leisure and amusement centre	bowling	G6	Kegel-, Bowlinghalle
2094,31001_2094	leisure and recreation	leisure and amusement centre	casino	G6	Spielkasino
2095,31001_2095	leisure and recreation	leisure and amusement centre	arcade	G2	Spielhalle
2100,31001_2100	industry			G1	
2110,31001_2110	industry	production building		G1	Produktionsgebäude

2111,31001_2111	industry	production building	factory	G1	Fabrik
2112,31001_2112	industry	production building	operating building	G1	Betriebsgebäude
2113,31001_2113	industry	production building	brewery	G1	Brauerei
2114,31001_2114	industry	production building	distillery	G1	Brennerei
2120,31001_2120	industry	workshop		G1	Werkstatt
2121,31001_2121	industry	workshop	sawmill	G1	Sägewerk
2130,31001_2130	industry	gas station		G2	Tankstelle
2131,31001_2131	industry	gas station	car wash	G4	Waschstraße, -anlage
2140,31001_2140	industry	building for stockpiling		G3	Gebäude für Vorratshaltung
2141,31001_2141	industry	building for stockpiling	cold storage	G3	Kühlhaus
2142,31001_2142	industry	building for stockpiling	storehouse	G3	Speichergebäude
2143,31001_2143	industry	building for stockpiling	warehouse	G3	Lagerhalle, Lagerschuppen, Lagerhaus
2150,31001_2150	industry	forwarding building		G1	Speditionsgebäude
2160,31001_2160	public	research purpose		G1	Forschungszwecke
2170,31001_2170	industry	extractive industry		G1	Gebäude für Grundstoffgewinnung
2171,31001_2171	industry	extractive industry	mine	G1	Bergwerk
2172,31001_2172	industry	extractive industry	salt works	G1	Saline
2180,31001_2180	public	welfare institution		G2	Betriebliche Sozialeinrichtung
2200,31001_2200	industry	miscellaneous building for trade and industry		G1	Sonstiges Gebäude für Gewerbe und Industrie
2210,31001_2210	industry	mill		G1	Mühle
2211,31001_2211	industry	mill	wind mill	G1	Windmühle
2212,31001_2212	industry	mill	water mill	G1	Wassermühle
2213,31001_2213	industry	waterworks		G1	Schöpfwerk
2220,31001_2220	industry	weather station		G1	Wetterstation

2310,31001_2310	trade and service			G0	
2320,31001_2320	industry			G0	
2410,31001_2410	industry	traffic facility		G1	Betriebsgebäude für Straßenverkehr
2411,31001_2411	industry	traffic facility	road maintenance depot	G1	Straßenmeisterei
2412,31001_2412	industry	traffic facility	waiting hall	G1	Wartehalle
2420,31001_2420	industry	rail facility		G1	Betriebsgebäude für Schienenverkehr
2421,31001_2421	industry	rail facility	gatekeepers house	G1	Bahnwärterhaus
2422,31001_2422	industry	rail facility	engine shed	G1	Lokschuppen, Wagenhalle
2423,31001_2423	industry	rail facility	signal box, block post	G3	Stellwerk, Blockstelle
2424,31001_2424	industry	rail facility	operating building of freight station	G3	Betriebsgebäude des Güterbahnhofs
2430,31001_2430	industry	air facility		G3	Betriebsgebäude für Flugverkehr
2431,31001_2431	industry	air facility	aircraft hangar	G3	Flugzeughalle
2440,31001_2440	industry	sea facility		G3	Betriebsgebäude für Schiffsverkehr
2441,31001_2441	industry	sea facility	shipyard	G1	Werft Halle
2442,31001_2442	industry	sea facility	dock	G1	Dock Halle
2443,31001_2443	industry	sea facility	sluice buildings	G3	Betriebsgebäude zur Schleuse
2444,31001_2444	industry	sea facility	boathouse	G1	Bootshaus
2450,31001_2450	industry	cable car facility		G1	Betriebsgebäude zur Seilbahn
2451,31001_2451	industry	cable car facility	tensioning station of cable cars	G3	Spannwerk zur Drahtseilbahn
2460,31001_2460	industry	parking		G3	Gebäude zum Parken
2461,31001_2461	industry	parking	car park	G3	Parkhaus
2462,31001_2462	industry	parking	parking level	G3	Parkdeck

2463,31001_2463	industry	parking	garage	G3	Garage
2464,31001_2464	industry	parking	vehicle hall	G1	Fahrzeughalle
2465,31001_2465	industry	parking	underground car park	G3	Tiefgarage
2500,31001_2500	industry	utility		G3	Gebäude zur Versorgung
2501,31001_2501	industry	utility	energy supply building	G3	Gebäude zur Energieversorgung
2510,31001_2510	industry	water supply		G3	Gebäude zur Wasserversorgung
2511,31001_2511	industry	water supply	waterworks	G3	Wasserwerk
2512,31001_2512	industry	water supply	pump station	G3	Pumpstation
2513,31001_2513	industry	water supply	water tank	G3	Wasserbehälter
2520,31001_2520	industry	electricity supply		G1	Gebäude zur Elektrizitätsversorgung
2521,31001_2521	industry	electricity supply	power station	G1	Elektrizitätswerk
2522,31001_2522	industry	electricity supply	transformer station	G1	Umspannwerk
2523,31001_2523	industry	electricity supply	transducer, converter	G1	Umformer
2527,31001_2527	industry	electricity supply	reactor building	G1	Reaktorgebäude
2528,31001_2528	industry	electricity supply	turbine house	G1	Turbinenhaus
2529,31001_2529	industry	electricity supply	boiler house	G1	Kesselhaus
2540,31001_2540	industry	telecommunications		G3	Gebäude für Fernmeldewesen
2560,31001_2560	industry	underground cables		G3	Gebäude an unterirdischen Leitungen
2570,31001_2570	industry	gas supply		G3	Gebäude zur Gasversorgung
2571,31001_2571	industry	gas supply	gasworks	G3	Gaswerk
2580,31001_2580	industry	heating station		G3	Heizwerk
2590,31001_2590	industry	supply system		G3	Gebäude zur Versorgungsanlage
2591,31001_2591	industry	supply system	pump station except water pump station	G3	Pumpwerk nicht für Wasserversorgung
2600,31001_2600	industry	building for disposal		G3	Gebäude zur Entsorgung

2610,31001_2610	industry	sewage disposal		G3	Gebäude zur Abwasserbeseitigung
2611,31001_2611	industry	sewage disposal	treatment plant building	G3	Gebäude der Kläranlage
2612,31001_2612	industry	sewage disposal	toilet	G3	Toilette
2620,31001_2620	industry	waste treatment		G3	Gebäude zur Abfallbehandlung
2621,31001_2621	industry	waste treatment	refuse bunker	G3	Müllbunker
2622,31001_2622	industry	waste treatment	waste incineration	G1	Gebäude zur Müllverbrennung
2623,31001_2623	industry	waste treatment	landfill	G1	Gebäude der Abfalldeponie
2700,31001_2700	agriculture and forestry			L0	Gebäude für Land- und Forstwirtschaft
2720,31001_2720	agriculture and forestry	agriculture		L0	Land- und forstwirtschaftliches Betriebsgebäude
2721,31001_2721	agriculture and forestry	agriculture	barn	L0	Scheune
2723,31001_2723	agriculture and forestry	agriculture	shed	L0	Schuppen
2724,31001_2724	agriculture and forestry	agriculture	stable	L0	Stall
2726,31001_2726	agriculture and forestry	agriculture	barn and stable	L0	Scheune und Stall
2727,31001_2727	agriculture and forestry	agriculture	stable for animal husbandry	L1	Stall für Tiergroßhaltung
2728,31001_2728	agriculture and forestry	agriculture	riding hall	L0	Reithalle
2729,31001_2729	agriculture and forestry	agriculture	farm buildings	L2	Wirtschaftsgebäude
2730,31001_2740	agriculture and forestry	greenhouse		L0	Treibhaus, Gewächshaus
2732,31001_2732	agriculture and forestry	forestry	chalet	L0	Almhütte
2735,31001_2735	agriculture and forestry	forestry	hunting lodge	L0	Jagdhaus, Jagdhütte
2741,31001_2741	agriculture and forestry	greenhouse	glasshouse	L0	Treibhaus
2742,31001_2742	agriculture and forestry	greenhouse	greenhouse movable	L0	Gewächshaus, verschiebbar
3000,31001_3000	public			G1	Öffentliche Gebäude
3010,31001_3010	public	administration		G1	Verwaltung

3011,31001_3011	public	administration	parliament	G1	Parlament
3012,31001_3012	public	administration	town hall	G1	Rathaus
3013,31001_3013	public	administration	post	G4	Post
3014,31001_3014	public	administration	customs office	G1	Zollamt
3015,31001_3015	public	administration	court	G1	Gericht
3016,31001_3016	public	administration	consulate	G1	Botschaft, Konsulat
3017,31001_3017	public	administration	county administration	G1	Kreisverwaltung
3018,31001_3018	public	administration	district administration	G1	Bezirksregierung
3019,31001_3019	public	administration	tax office	G1	Finanzamt
3020,31001_3020	public	education and research		G1	Gebäude für Bildung und Forschung
3021,31001_3021	public	education and research	general education school	G1	Allgemein bildende Schule
3022,31001_3022	public	education and research	professional school	G1	Berufsbildende Schule
3023,31001_3023	public	education and research	university building, technical college	G1	Hochschulgebäude Fachhochschule, Universität
3024,31001_3024	public	education and research	research institute	G1	Forschungsinstitut
3030,31001_3030	culture, religion and event	cultural			G0
	Gebäude für kulturelle Zwecke				
3031,31001_3031	culture, religion and event	cultural	castle, palace	G0	Schloss
3032,31001_3032	culture, religion and event	cultural	theatre, opera	G2	Theater, Oper
3033,31001_3033	culture, religion and event	cultural	concert hall	G2	Konzertgebäude

3034,31001_3034	culture, religion and event	cultural	museum	G1	Museum
3035,31001_3035	culture, religion and event	cultural	broadcasting, television	G1	Rundfunk, Fernsehen
3036,31001_3036	culture, religion and event	cultural	event	G2	Veranstaltungsgebäude
3037,31001_3037	public	education and research	library	G1	Bibliothek, Bücherei
3038,31001_3038	culture, religion and event	cultural	castle, fortress	G0	Burg, Festung
3040,31001_3040	culture, religion and event	religion		G6	Religion
3041,31001_3041	culture, religion and event	religion	church	G6	Kirche
3042,31001_3042	culture, religion and event	religion	synagogue	G6	Synagoge
3043,31001_3043	culture, religion and event	religion	chapel	G6	Kapelle
3044,31001_3044	culture, religion and event	religion	community hall	G6	Gemeindehaus
3045,31001_3045	culture, religion and event	religion	places of worship	G6	Gotteshaus
3046,31001_3046	culture, religion and event	religion	mosque	G6	Moschee
3047,31001_3047	culture, religion and event	religion	temple	G6	Tempel
3048,31001_3048	culture, religion and event	religion	monastery	G6	Kloster

3050,31001_3050	public	health care		G1	Gesundheitswesen
3051,31001_3051	public	health care	hospital	G3	Krankenhaus
3052,31001_3052	public	health care	mental institution, nursing home, nursing ward	G1	Heilanstalt, Pflegeanstalt, Pflegestation
3053,31001_3053	public	health care	medical centre, polyclinic	G1	Ärztehaus, Poliklinik
3060,31001_3060	public	welfare facility		G2	Sozialeinrichtungen
3061,31001_3061	public	welfare facility	youth recreation home	G2	Jugendfreizeitheim
3062,31001_3062	public	welfare facility	community centre	G4	Freizeit-, Vereinsheim, Dorfgemeinschafts-, Bürgerhaus
3063,31001_3063	public	welfare facility	recreation facility for the elderly	G2	Seniorenfreizeitstätte
3064,31001_3064	public	welfare facility	homeless shelter	G2	Obdachlosenheim
3065,31001_3065	public	welfare facility	child care	G1	Kinderkrippe, Kindergarten, Kindertagesstätte
3066,31001_3066	public	welfare facility	refugee centre	G2	Asylbewerberheim
3070,31001_3070	public	public safety and order		G1	Sicherheit und Ordnung
3071,31001_3071	public	public safety and order	police	G3	Polizei
3072,31001_3072	public	public safety and order	fire department	G3	Feuerwehr
3073,31001_3073	public	public safety and order	barrack	G3	Kaserne
3074,31001_3074	public	public safety and order	protective bunker	G1	Schutzbunker
3075,31001_3075	public	public safety and order	prison	G3	Justizvollzugsanstalt
3080,31001_3080	public	cemetery building		G4	Friedhofsgebäude
3081,31001_3081	public	cemetery building	mourning hall	G4	Trauerhalle
3082,31001_3082	public	cemetery building	crematorium	G4	Krematorium
3090,31001_3090	public	station, reception		G3	Empfangsgebäude

3091,31001_3091	public	station, reception	station building	G3	Bahnhofsgebäude
3092,31001_3092	public	station, reception	airport building	G3	Flughafengebäude
3094,31001_3094	public	station, reception	underground station	G3	Gebäude zum U-Bahnhof
3095,31001_3095	public	station, reception	station	G3	Gebäude zum S-Bahnhof
3097,31001_3097	public	station, reception	bus station	G3	Gebäude zum Busbahnhof
3098,31001_3098	public	station, reception	shipping industry	G3	Empfangsgebäude Schifffahrt
3200,31001_3200	leisure and recreation			G2	Freizeit & Erholung
3210,31001_3210	leisure and recreation	sports facility		G2	Gebäude für Sportzwecke
3211,31001_3211	leisure and recreation	sports facility	sports hall, gym	G2	Sport-, Turnhalle
3212,31001_3212	leisure and recreation	sports facility	sport fields buildings	G2	Gebäude zum Sportplatz
3220,31001_3220	leisure and recreation	bathing facility		G2	Badegebäude
3221,31001_3221	leisure and recreation	bathing facility	indoor public swimming pool	G2	Hallenbad
3222,31001_3222	leisure and recreation	bathing facility	outdoor pool building	G2	Gebäude im Freibad
3230,31001_3230	leisure and recreation	stadium building		G2	Gebäude im Stadion
3240,31001_3240	leisure and recreation	spa facility		G2	Gebäude für Kurbetrieb
3241,31001_3241	leisure and recreation	spa facility	indoor pool for medical purposes	G1	Badegebäude für medizinische Zwecke
3242,31001_3242	leisure and recreation	spa facility	sanatorium	G1	Sanatorium
3260,31001_3260	leisure and recreation	zoo		G1	Gebäude im Zoo
3261,31001_3261	leisure and recreation	zoo	zoo reception	G1	Empfangsgebäude des Zoos
3262,31001_3262	leisure and recreation	zoo	aquarium, terrarium, aviary	G3	Aquarium, Terrarium, Voliere
3263,31001_3263	leisure and recreation	zoo	zoo building	G1	Tierschauhaus
3264,31001_3264	leisure and recreation	zoo	stable at the zoo	L0	Stall im Zoo
3270,31001_3270	leisure and recreation	botanical garden		G1	Gebäude im botanischen Garten

3271,31001_3271	leisure and recreation	botanical garden	reception building botanical garden	G1	Empfangsgebäude des botanischen Gartens
3272,31001_3272	leisure and recreation	botanical garden	greenhouse (botany)	G1	Gewächshaus Botanik
3273,31001_3273	leisure and recreation	botanical garden	glasshouse	G1	Pflanzenschauhaus
3280,31001_3280	leisure and recreation	other recreational facility		G2	Gebäude für andere Erholungseinrichtung
3281,31001_3281	leisure and recreation	other recreational facility	shelter, protective hut	G3	Schutzhütte
3290,31001_3290	leisure and recreation	other recreational facility	tourist information	G1	Touristisches Informationszentrum
4000,31001_4000	other	open hall			
9998,31001_9998	no building function				
9999,31001_9999	other				

A.2. Auswertungen der synthetischen und gemessenen Daten für die Fallstudie

A.2.1. Lagemaße

Tab. A.2.: Vergleich der Lagemaße von den Stromlastprofil-Daten der Gebäude G01-G10, Angaben in Watt.

Gebäude-ID	SLPG	Min.	Max.	Spannweite	Mittelwert	Median
G01	Messdaten	42	7896	7854	830	592
	PLPG	0	13061	13061	820	344
	SimStadt	0	4224	4224	964	908
	SynPro	0	5444	5444	821	617
G02	Messdaten	3	9332	9329	622	247
	PLPG	0	9853	9853	596	247
	SimStadt	0	3024	3024	619	572
	SynPro	0	6028	6028	636	502
G03	Messdaten	9	7417	7408	410	231
	PLPG	0	6170	6170	394	109
	SimStadt	0	2024	2024	404	348
	SynPro	0	6694	6694	407	259
G04	Messdaten	20	6201	6181	215	121
	PLPG	0	4653	4653	273	98
	SimStadt	0	2188	2188	442	384
	SynPro	0	1508	1508	303	264
G05	Messdaten	0	3014	3014	318	251
	PLPG	9	10386	10377	367	158
	SimStadt	0	5102	5102	347	78
	SynPro	0	3324	3324	825	780
G06	Messdaten	0	1796	1796	367	320
	PLPG	0	3014	3014	318	251
	SimStadt	28	6338	6310	349	148
	SynPro	0	4735	4735	373	190
G07	Messdaten	0	2668	2668	659	620
	PLPG	0	1952	1952	396	344
	SimStadt	0	5797	5797	372	235
	SynPro	114	6230	6116	608	445
G08	Messdaten	0	7610	7610	575	302
	PLPG	0	2624	2624	526	456
	SimStadt	0	2836	2836	578	504
	SynPro	0	6496	6496	503	350
G09	Messdaten	36	5575	5539	361	181
	PLPG	0	8619	8619	383	145
	SimStadt	0	2428	2428	495	424
	SynPro	0	2220	2220	440	380
G10	Messdaten	0	4716	4716	406	266
	PLPG	96	5602	5506	675	441
	SimStadt	0	9454	9454	696	282
	SynPro	0	4316	4316	885	828

A.2.2. Streuungsmaße

Tab. A.3.: Vergleich der Streuungsmaße von den Stromlastprofil-Daten der Gebäude G01-G10, Angaben in Watt.

Gebäude-ID	SLPG	Standardabw.	25%Quartil	75%Quartil	Schiefe	Kurtose / Wölbung
G01	Messdaten	637	420	1005	2,4	8,1
	SimStadt	471	628	1208	1,1	2,4
	PLPG	1085	242	1046	3,0	11,7
	SynPro	611	424	1007	2,0	4,8
G02	Messdaten	872	91	864	2,9	12,3
	SimStadt	338	380	788	1,4	3,6
	PLPG	769	173	673	2,8	10,5
	SynPro	568	301	768	3,3	15,8
G03	Messdaten	561	164	358	4,0	19,9
	SimStadt	280	196	552	1,8	5,7
	PLPG	611	69	353	2,5	7,7
	SynPro	532	130	442	4,0	19,9
G04	Messdaten	334	73	194	4,4	25,3
	SimStadt	309	212	604	1,9	6,3
	PLPG	472	82	146	3,2	11,8
	SynPro	211	144	416	1,8	5,9
G05	Messdaten	284	151	384	3,3	15,8
	SimStadt	578	39	239	2,3	5,6
	PLPG	903	89	281	7,4	65,9
	SynPro	372	556	1028	1,0	2,0
G06	Messdaten	253	180	500	1,8	6,1
	SimStadt	642	91	236	3,7	14,9
	PLPG	284	151	384	3,3	15,8
	SynPro	474	141	309	3,0	11,1
G07	Messdaten	323	424	832	1,1	2,4
	SimStadt	512	134	362	4,3	22,7
	PLPG	273	192	540	1,9	6,3
	SynPro	515	326	671	3,3	15,2
G08	Messdaten	774	203	498	3,5	15,7
	SimStadt	402	276	784	1,8	5,9
	PLPG	360	256	720	1,8	5,9
	SynPro	550	229	546	3,8	19,0
G09	Messdaten	492	104	391	3,4	14,3
	SimStadt	346	236	676	1,8	5,8
	PLPG	661	102	255	4,2	23,8
	SynPro	304	212	600	1,8	5,9
G10	Messdaten	446	156	428	2,8	9,0
	SimStadt	1031	170	619	2,8	9,1
	PLPG	571	283	887	2,1	5,6
	SynPro	431	580	1108	1,2	2,8

A.2.3. Liniendiagramme

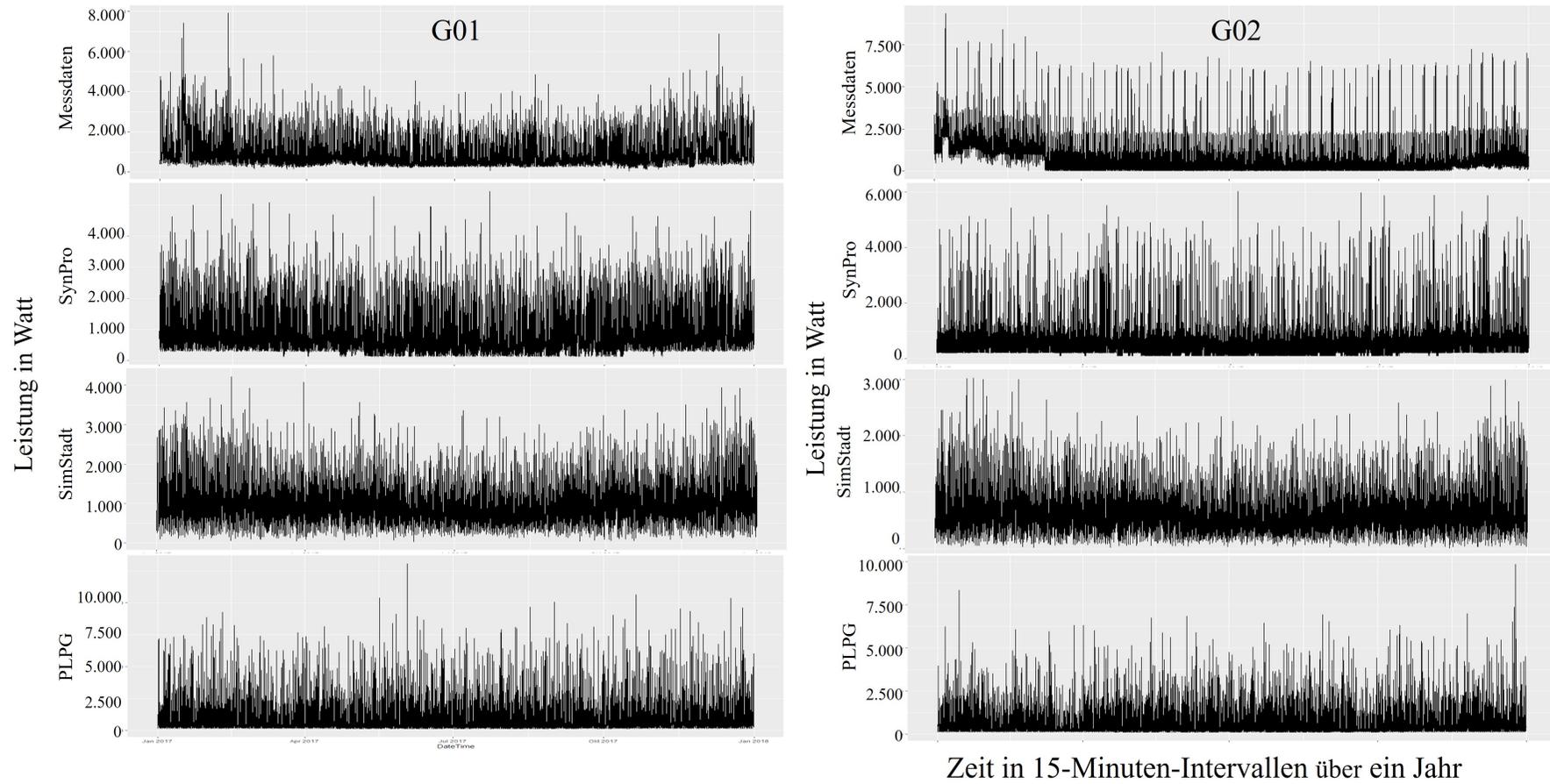


Abb. A.1.: Liniendiagramme von gemessenen und synthetischen Stromlastprofilen für die Gebäude G01 und G02.

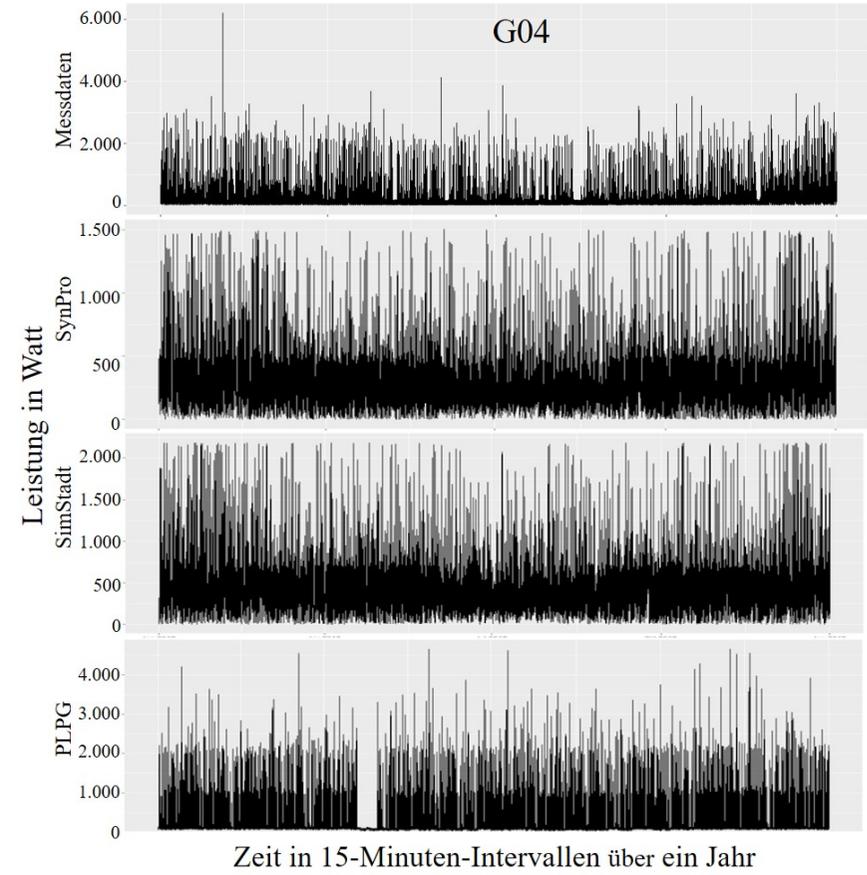
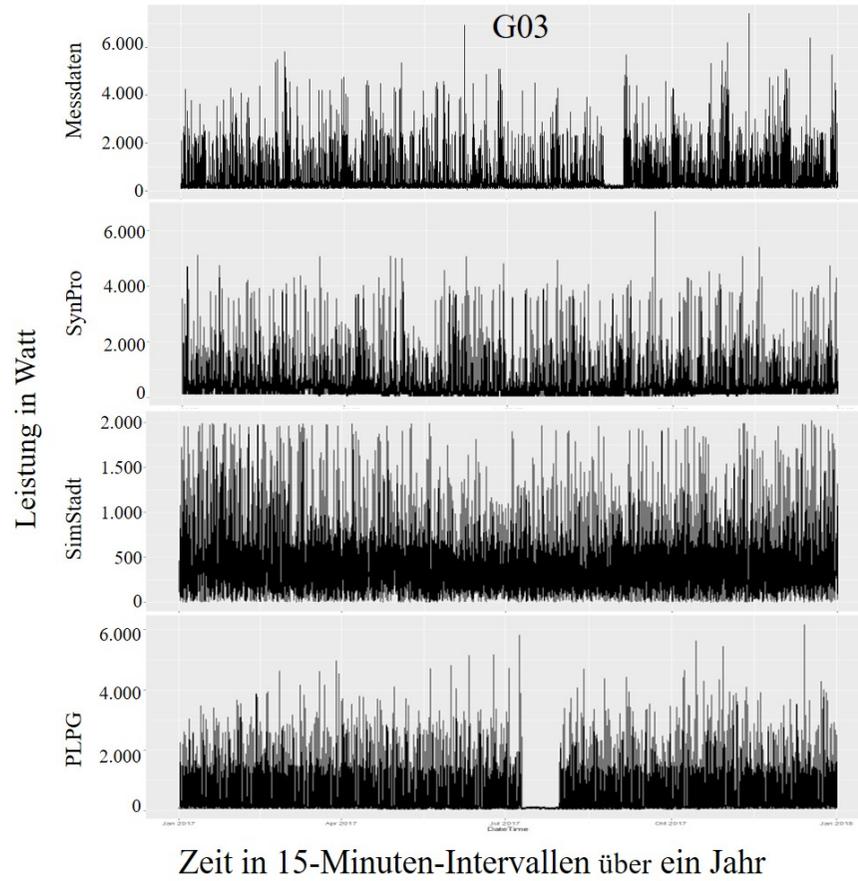


Abb. A.2.: Liniendiagramme von gemessenen und synthetischen Stromlastprofilen für die Gebäude G03 und G04.

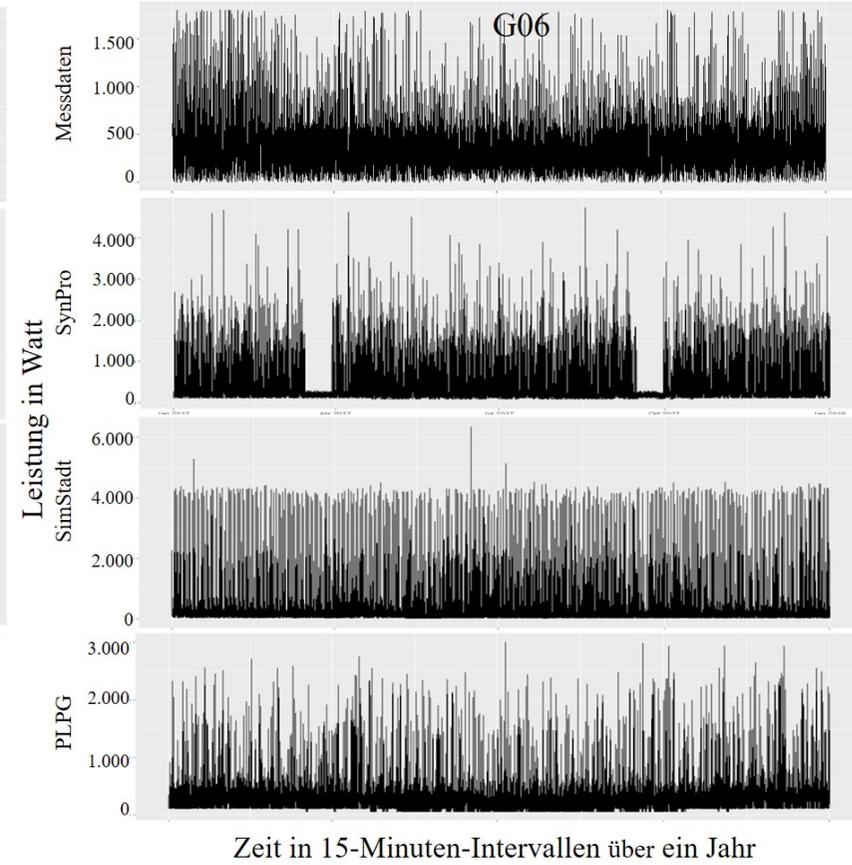
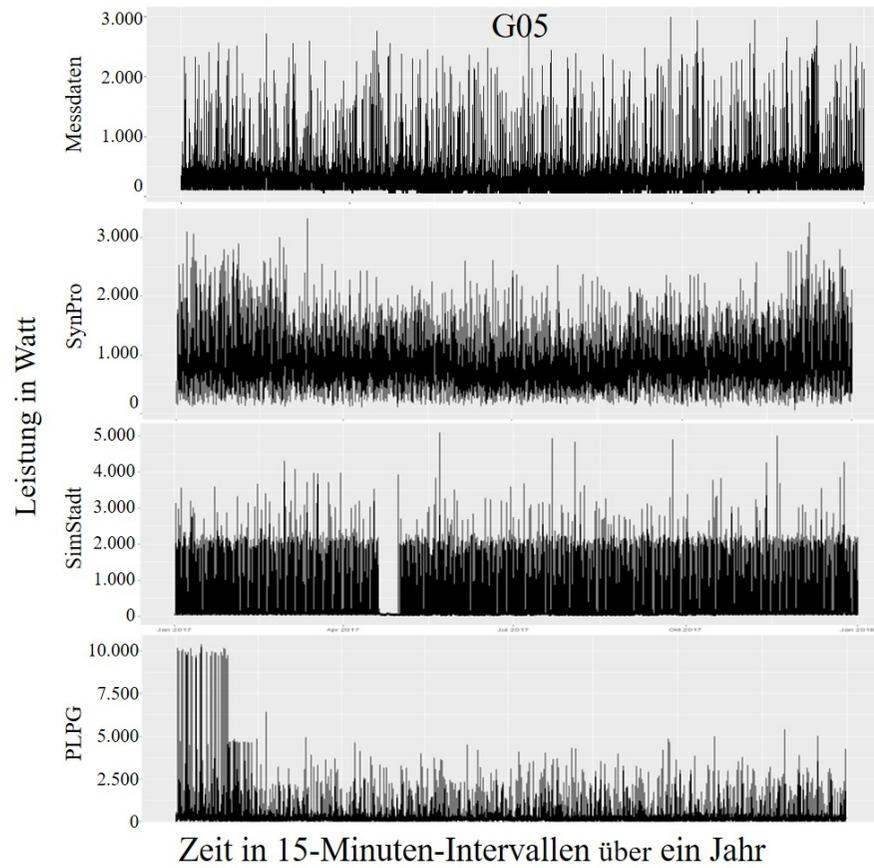


Abb. A.3.: Liniendiagramme von gemessenen und synthetischen Stromlastprofilen für die Gebäude G05 und G06.

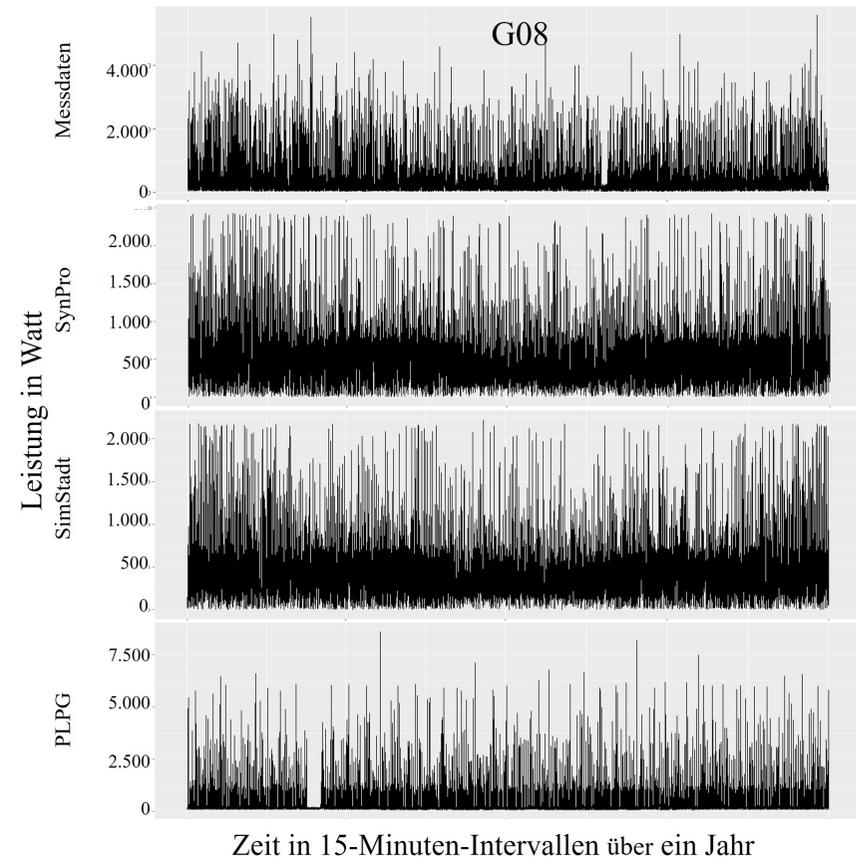
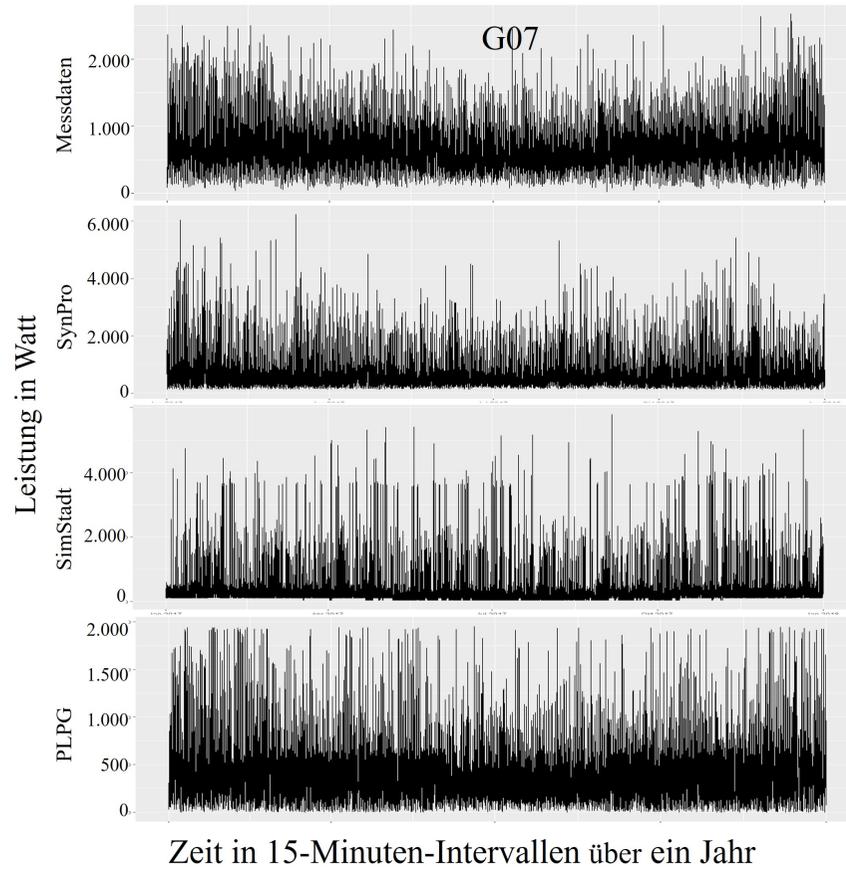


Abb. A.4.: Liniendiagramme von gemessenen und synthetischen Stromlastprofilen für die Gebäude G07 und G08.

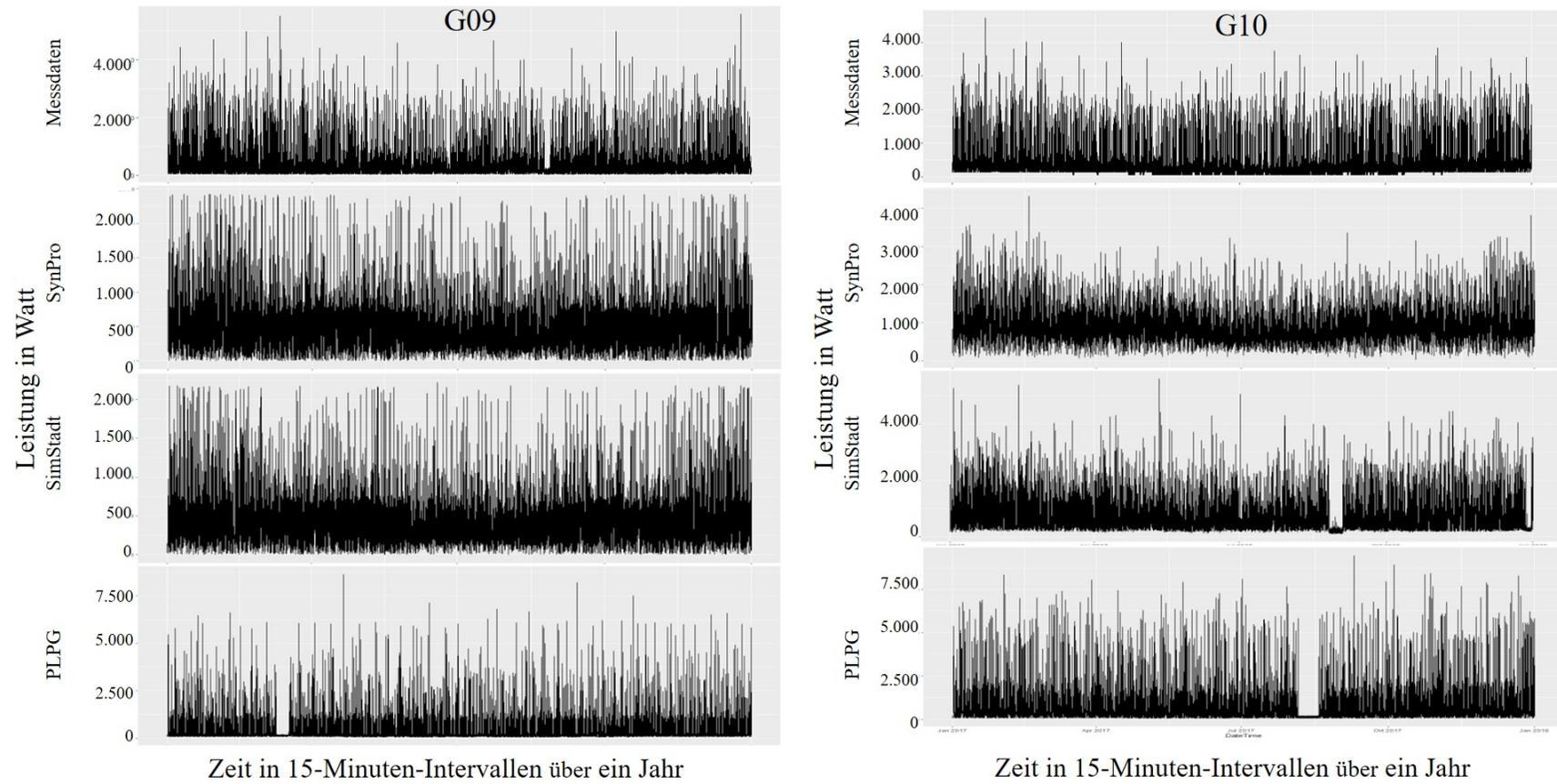


Abb. A.5.: Liniendiagramme von gemessenen und synthetischen Stromlastprofilen für die Gebäude G09 und G10.

A.2.4. Violinplots

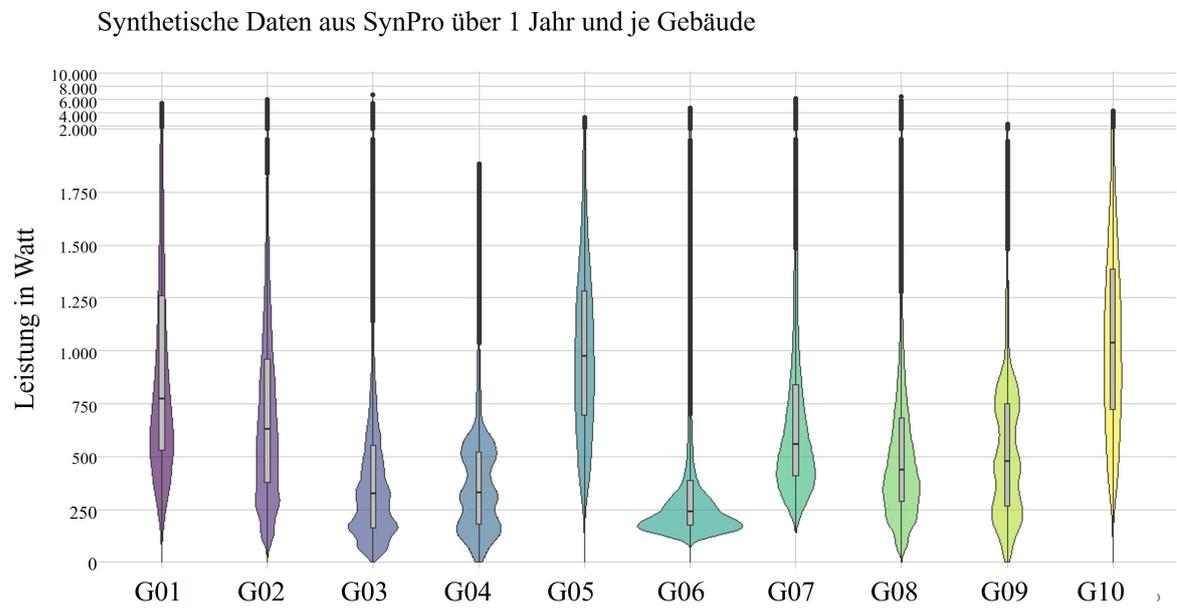


Abb. A.6.: Violinplots zur Darstellung der Verteilung der synthetischen SLP-Daten von SynPro

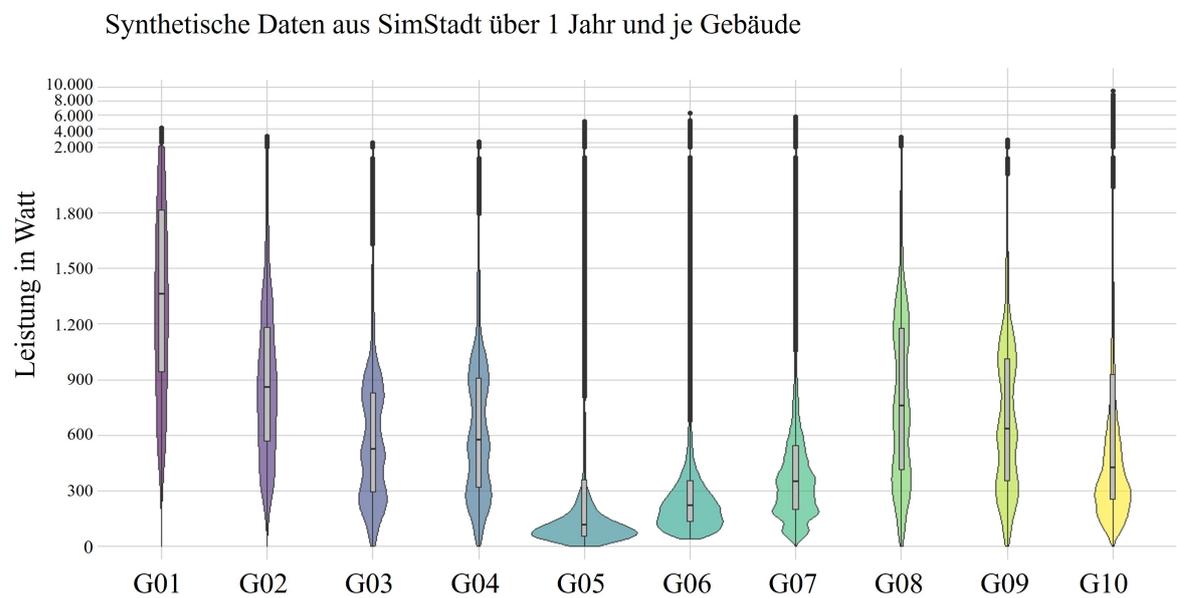


Abb. A.7.: Violinplots zur Darstellung der Verteilung der synthetischen SLP-Daten von SimStadt

Synthetische Daten des PLPG über 1 Jahr und je Gebäude

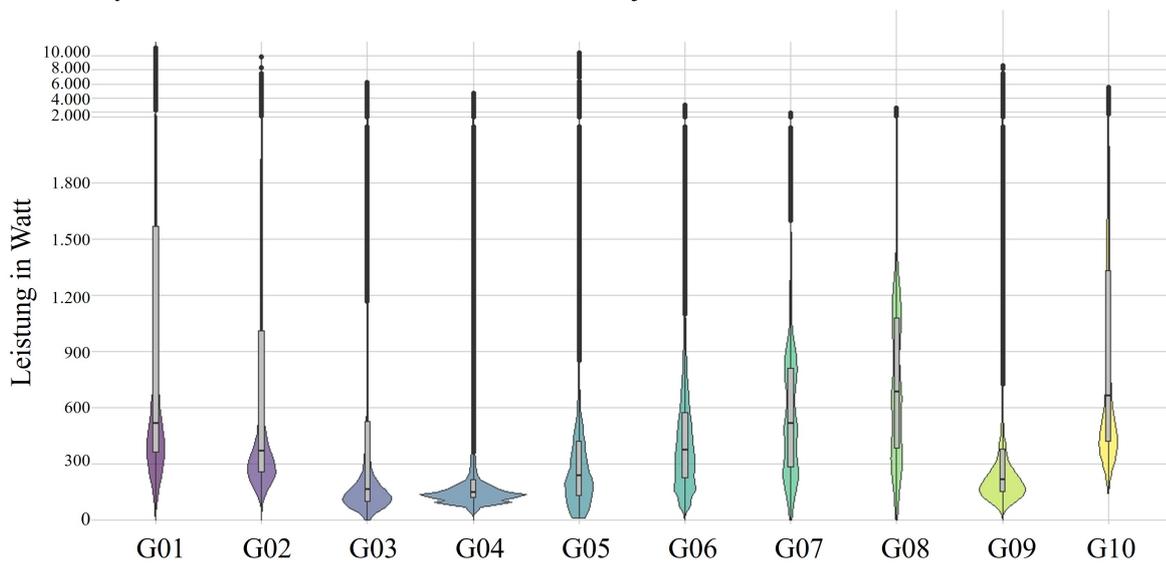


Abb. A.8.: Violinplots zur Darstellung der Verteilung der synthetischen SLP-Daten von PLPG

A.2.5. Heatmaps

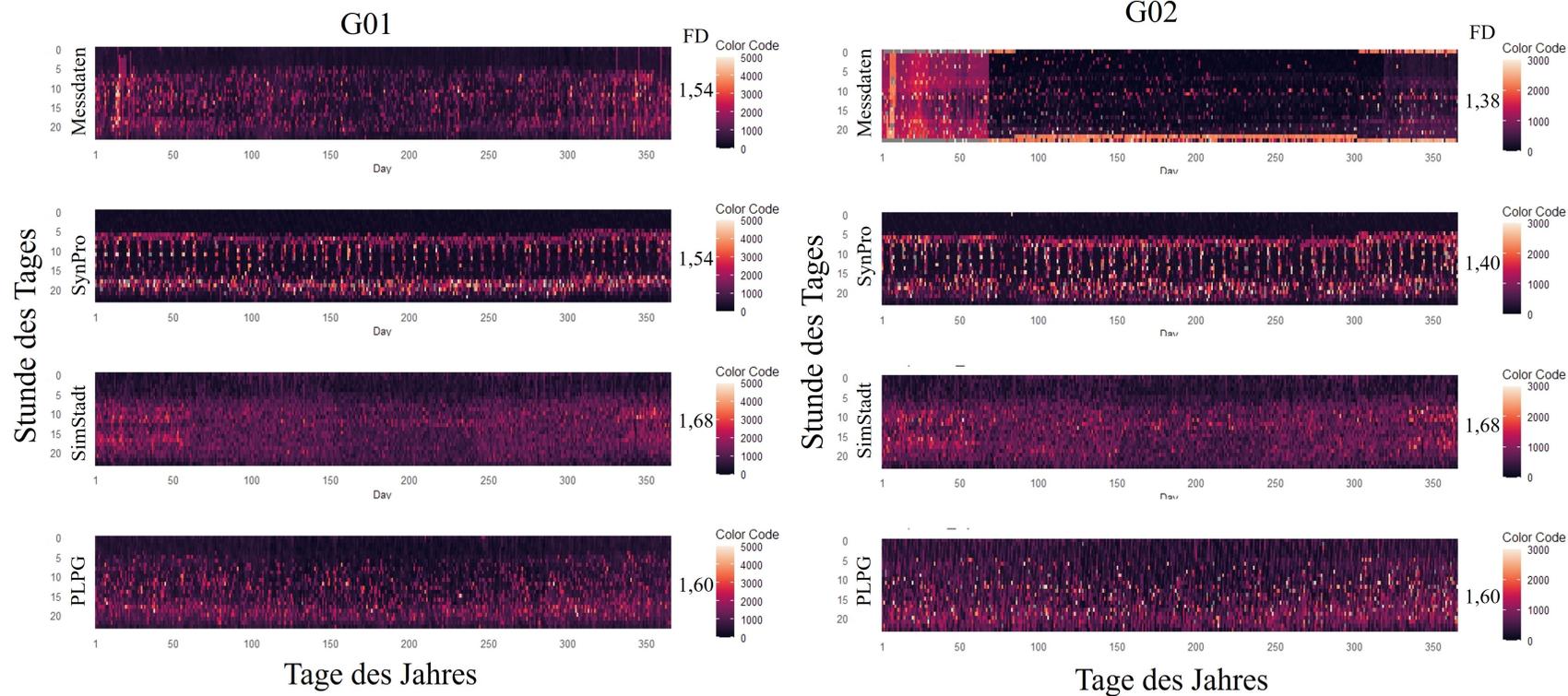


Abb. A.9.: Heatmaps und fraktale Dimension (FD) für die Gebäude G01 und G2.

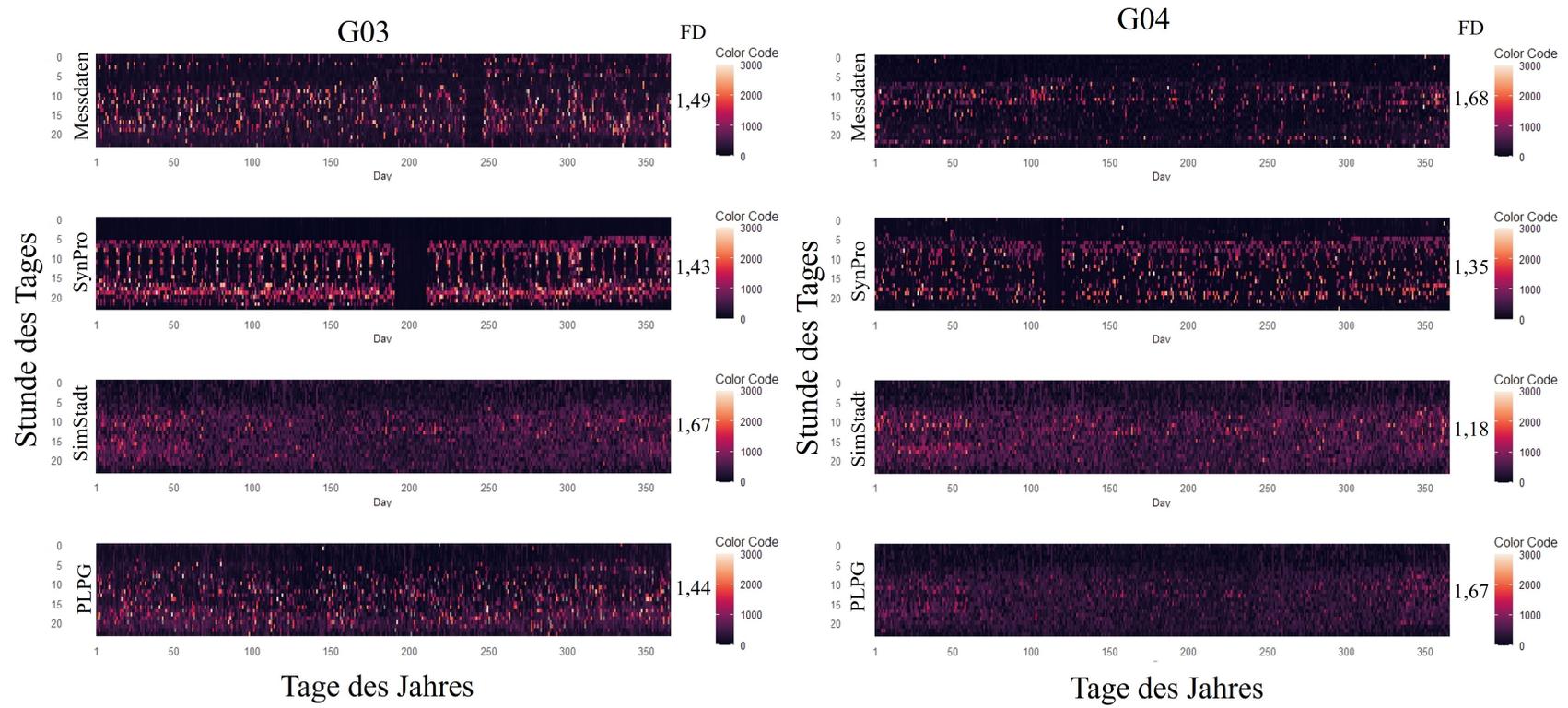


Abb. A.10.: Heatmaps und fraktale Dimension (FD) für die Gebäude G03 und G04.

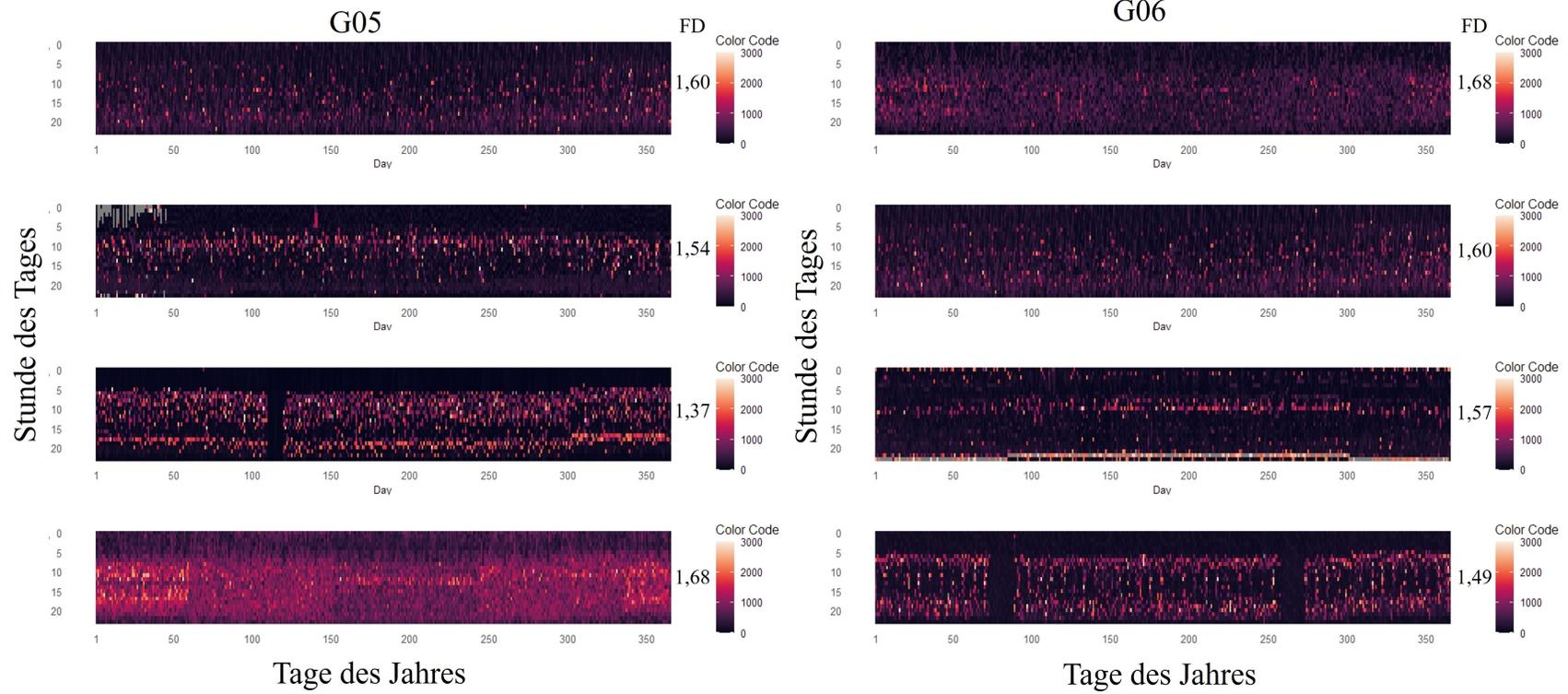


Abb. A.11.: Heatmaps und fraktale Dimension (FD) für die Gebäude G05 und G06.

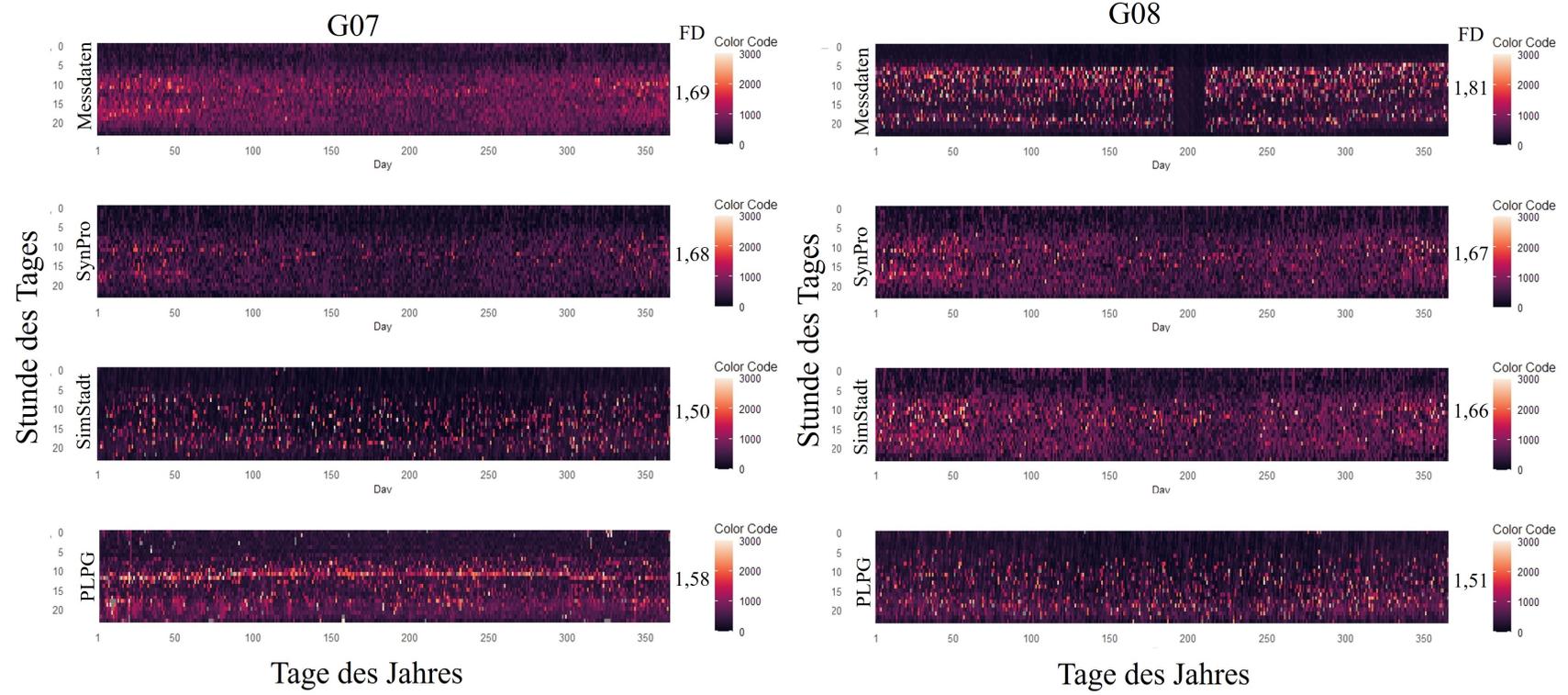


Abb. A.12.: Heatmaps und fraktale Dimension (FD) für die Gebäude G07 und G08.

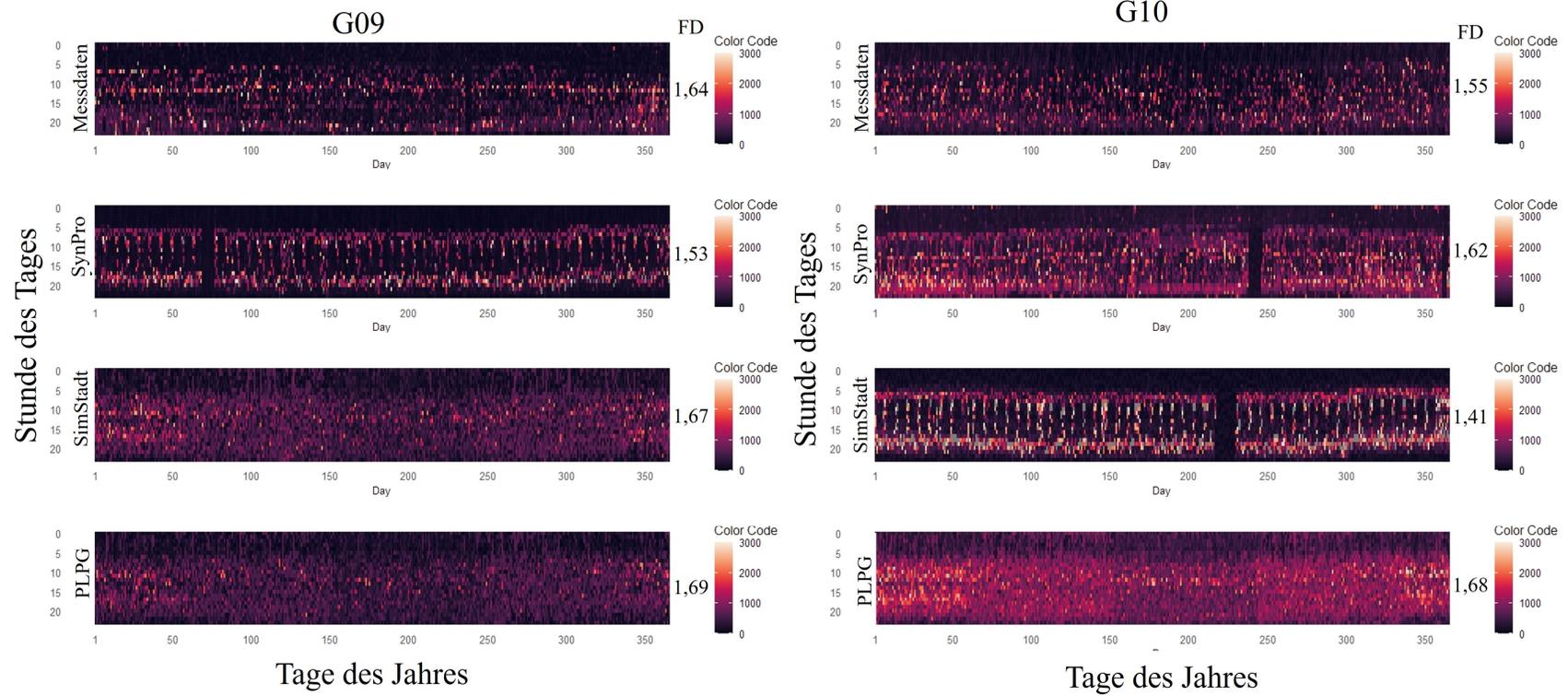


Abb. A.13.: Heatmaps und fraktale Dimension (FD) für die Gebäude G09 und G10.

A.2.6. Komplexitätsmetriken

Tab. A.4.: Ergebnisse der Anwendung von Komplexitätsmetriken für die SLP-Messdaten und die synthetischen SLP-Daten von SimStadt, PLPG und SynPro.

Gebäude-ID	SLPG	Anzahl der lokalen Max.	Länge der Kurve	Fraktale Dimension
G01	Messdaten	9.250	7.794.255	1,54
	SimStadt	9.920	8.714.492	1,54
	PLPG	8.752	13.026.539	1,68
	SynPro	10.134	10.344.050	1,60
G02	Messdaten	9.194	7.582.582	1,38
	SimStadt	9.950	6.470.112	1,40
	PLPG	9.046	8.635.764	1,68
	SynPro	9.675	10.860.830	1,60
G03	Messdaten	10.115	6.332.869	1,49
	SimStadt	8.622	5.663.512	1,43
	PLPG	9.918	7.067.283	1,67
	SynPro	9.084	6.953.946	1,44
G04	Messdaten	10.023	5.297.905	1,68
	SimStadt	9.966	6.192.632	1,35
	PLPG	9.029	5.990.997	1,18
	SynPro	9.870	4.252.396	1,67
G05	Messdaten	9.658	5.429.884	1,60
	SimStadt	8.906	8.208.504	1,54
	PLPG	10.360	6.685.071	1,37
	SynPro	9.923	6.507.828	1,68
G06	Messdaten	9.890	5.107.840	1,68
	SimStadt	10.378	7.627.014	1,60
	PLPG	9.658	5.429.884	1,57
	SynPro	9.388	6.325.592	1,49
G07	Messdaten	9.884	5.878.052	1,69
	SimStadt	9.912	7.168.436	1,68
	PLPG	9.952	5.520.760	1,50
	SynPro	9.506	7.608.284	1,58
G08	Messdaten	9.117	12.394.760	1,81
	SimStadt	9.926	8.054.372	1,67
	PLPG	9.901	7.321.892	1,66
	SynPro	9.985	8.052.256	1,51
G09	Messdaten	10.166	7.591.513	1,64
	SimStadt	9.908	6.854.208	1,53
	PLPG	9.647	7.458.441	1,67
	SynPro	9.960	6.162.816	1,69
G10	Messdaten	9.822	7.666.935	1,55
	SimStadt	8.600	10.025.662	1,62
	PLPG	9.406	8.219.505	1,41
	SynPro	9.952	7.754.260	1,68

A.3. Annahmen für die gebäudespezifische energetische Optimierung

A.3.1. Ökonomische Parameter

Tab. A.5.: Die Optionen im Rahmen der Optimierung und ihre angenommenen ökonomischen Parameter. übernommen aus Bahret et al. (2021).

Gebäudeebene	Kapitalkosten		Instandhaltungskosten	Lebensdauer
	(fix) [€]	(linear) [€/a]	[€/a]	[a]
Gebäudeebene				
PV-Anlage	0	1.400	$28 \cdot P_{inst}$	20
Solarthermische Anlage	0	925	$19 \cdot P_{inst}$	20
Brenner	8.949	271	$8 \cdot P_{inst}$	30
Brennstoffzelle	0	15.000	$150 \cdot P_{inst}$	15
Wärmepumpe (Luft)	12.336	509	$14 \cdot P_{inst}$	20
Wärmepumpe (Erde)	14.919	1.339	$44 \cdot P_{inst}$	20
Holzbrenner (Scheitholz)	11.967	346	$10 \cdot P_{inst}$	30
Heizstab	0	90	0	40
Nachbarschaftsebene				
Solarthermieanlage	0	925	$19 \cdot P_{inst}$	20
BHKW(≤ 15 kW)	25,191	626	$19 \cdot P_{inst}$	15
BHKW(> 15 kW)	25,191	626	$19 \cdot P_{inst}$	15
Holzbrenner (Hackschnitzel)	18,903	274	$8 \cdot P_{inst}$	20
Windkraftanlage	0	5.000	$100 \cdot P_{inst}$	20
Wärmepumpe (Erdreich)	14.919	1.339	$44 \cdot P_{inst}$	20
Heizungsnetze				
heightKlein (200m)	81,270	0	1,200	30
Mittel (260m)	107,778	0	1,560	30
Groß (405m)	164,040	0	2,430	30
Storages				
Thermische Speichereinheit	0	20	0	40
Batteriespeicher	0	750	0	20
Umbauten				
Teilweise (variiert je Geb.)	16.034 ^a	0	0	40
Vollständig (variiert je Geb.)	55,365 ^b	0	0	40

^aBasierend auf einer Berechnung von SimStadt

^bBasierend auf Berechnungen von SimStadt

A.3.2. Parameter der berücksichtigten Energieträger

Tab. A.6.: Parameter zur Modellierung von Energieträgern und Annahmen zur Optimierung des Energieversorgungssystems in der Fallstudie. Übernommen aus Bahret et al. (2021).

Energieträger	Spezifische Kosten [EUR/kWh]	Spezifische THG-Emissionen [kgCO _{2e} /kWh]
Erdgas	0,065	0,240
Biomethan	0,100	0,080
Holz (Späne)	0,030	0,016
Holz (Scheitholz)	0,060	0,016
Elektrizität (<i>grid</i> ₂₀₂₀)	0,290	0,548
Elektrizität (<i>Netz</i> _{2030,LT})	0,230	0,462
Elektrizität (<i>Netz</i> _{2030,RT})	0,290	0,462

Parameter	Wert	Einheit
Netzentgelt	0,074	EUR/kWh
Handelspreis für Strom	0,040	EUR/kWh
Zinssatz	0,030	–
CO _{2e} -Schadenskosten 2020	180	EUR/t
CO _{2e} -Schadenskosten 2030	205	EUR/t
Spezifischer Jahresertrag (PV)	132	kWh/m ²
Spezifischer Jahresertrag (ST)	400	kWh/m ²
Spezifischer Jahresertrag (Wind)	311	kWh/kW

B. Literaturverzeichnis

- AdV, 2008. Dokumentation zur Modellierung der Geoinformationen des amtlichen Vermessungswesen: ALKIS-Objektartenkatalog.
- Akbari, H., Taha, H., 1992. The impact of trees and white surfaces on residential heating and cooling energy use in four Canadian cities. *Energy* 17, 141–149. doi:10.1016/0360-5442(92)90063-6.
- Alados, C.L. et al., 1996. Fractal structure of sequential behaviour patterns: an indicator of stress. *Animal Behaviour* 52, 437–443.
- Alhamwi, A., Medjroubi, W., Vogt, T., Agert, C., 2018. FlexiGIS: an open source GIS-based platform for the optimisation of flexibility options in urban energy systems. *Energy Procedia* 152, 941–946. doi:10.1016/j.egypro.2018.09.097.
- Alhamwi, A., Wided, M., Thomas, V., Carsten, A., 2019. Development of a GIS-based platform for the allocation and optimisation of distributed storage in urban energy systems. *Applied Energy* 251. doi:10.1016/j.apenergy.2019.113360.
- Allegrini, J., Orehounig, K., Mavromatidis, G., Ruesch, F., Dorer, V., Evins, R., 2015. A review of modelling approaches and tools for the simulation of district-scale energy systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 52, 1391–1404. doi:10.1016/j.rser.2015.07.123.
- Alstone, P., Gershenson, D., Kammen, D.M., 2015. Decentralized energy systems for clean electricity access. *Nature Climate Change* 5, 305–314. doi:10.1038/nclimate2512.
- Alzate, E.B., Mallick, N.H., Xie, J., 2014. A high-resolution smart home power demand model and future impact on load profile in Germany, in: 2014 IEEE International Conference on Power and Energy (PECon), IEEE. pp. 53–58. doi:10.1109/PECON.2014.7062413.
- Andres, P., Spiwoks, M., 2000. Prognosegütemaße, State of the Art der statistischen Ex-post-Beurteilung von Prognosen. *Sofia-Studien zur Institutionenanalyse*.
- Anvari, M., Proedrou, E., Schaefer, B., Beck, C., Kantz, H., Timme, M., 2022. Data-Driven Load Profiles and the Dynamics of Residential Electricity Consumption. *Nature Communications* 13, . doi:{https://doi.org/10.1038/s41467-022-31942-9}.

- Ardakanian, O., Keshav, S., Rosenberg, C. (Eds.), 2011. Markovian Models for Home Electricity Consumption. ACM Conferences, ACM, New York, NY. doi:10.1145/2018536.
- Armstrong, M.M., Swinton, M.C., Ribberink, H., Beausoleil-Morrison, I., Millette, J., 2009. Synthetically derived profiles for representing occupant-driven electric loads in Canadian housing. *Journal of Building Performance Simulation* 2, 15–30. doi:10.1080/19401490802706653.
- Bahret, C., Köhler, S., Eltrop, L., Schröter, B., 2021. A case study on energy system optimization at neighborhood level based on simulated data: A building-specific approach. *Energy and Buildings* 238, 110785. doi:10.1016/j.enbuild.2021.110785.
- Bajada, J., Fox, M., Long, D., 2013. Load Modelling and Simulation of Household Electricity Consumption for the Evaluation of Demand-Side Management Strategies: Conference] ; 6 - 9 Oct. 2013, Lyngby [near] Copenhagen, Denmark. doi:10.1109/ISGTEurope30102.2013.
- Balling, V., 2022. Die Klimaschutzgesetze der Bundesländer: Wie ist der Stand der kommunalen Wärmeplanung - Zusammenfassung. *Zeitschrift für die gesamte Energierechtspraxis (ER) Heft 3*, 107–112.
- Bao, K., Padsala, R., Coors, V., Thrän, D., Schröter, B. (Eds.), 2020. GIS-based Assessment of Regional Biomass Potentials at the Example of two Counties in Germany. doi:10.5071/28thEUBCE2020-1CV.4.15.
- Bao, K., Padsala, R., Thrän, D., Schröter, B., 2020b. Urban Water Demand Simulation in Residential and Non-Residential Buildings Based on a CityGML Data Model. *ISPRS International Journal of Geo-Information* 9, 642. doi:10.3390/ijgi9110642.
- Barrot, Christian, 2007. Prognosegütemaße, in: In Albers, S., Klapper, D., Konradt, U., Walter, A., Wolf, A. (Hrsg.), *Methodik der empirischen Forschung*. Gabler Verlag Wiesbaden, pp. 417–430. doi:10.1515/9783110924992-003.
- Bas, E., 2020. *Einführung in Wahrscheinlichkeitsrechnung, Statistik und Stochastische Prozesse*. Lehrbuch, Springer Vieweg, Wiesbaden and Heidelberg.
- Bayram, I.S., Saffouri, F., Koc, M., 2018. Generation, analysis, and applications of high resolution electricity load profiles in Qatar. *Journal of Cleaner Production* 183, 527–543. doi:10.1016/j.jclepro.2018.02.084.
- Benoit B. Mandelbrot, 1985. Self-Affine Fractals and Fractal Dimension. *Physica Scripta* , 257–260.
- Berndt, D. J. and Clifford, J. , 1994. Using Dynamic Time Warping to Find Patterns in Time Series. *Proceedings of the 3rd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* , 359–370.
- Betz, M., 2018. *Deriving Schedule Information from Electricity Load Profiles size*. Masterthesis. Hochschule für Technik Stuttgart. Stuttgart.

- Bierlaire, M., 2021. Optimization and Simulation: Markov Chain Monte Carlo Methods. Transport and Mobility Laboratory, School of Architecture, Civil and Environmental Engineering Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne.
- Biljecki, F., Ledoux, H., Stoter, J., 2016. Generation of Multi-LoD 3D City Models in CityGML with the Procedural Modelling Engine Random3DCity. ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences IV-4/W1, 51–59. doi:10.5194/isprs-annals-IV-4-W1-51-2016.
- BMWK, 2023a. Deutsche Klimaschutzpolitik. URL: <https://www.bmwk.de/Redaktion/DE/Artikel/Industrie/klimaschutz-deutsche-klimaschutzpolitik.html>. aufgerufen am 17. Februar 2023.
- BMWK, 2023b. Kommunalrichtlinie: Bringen Sie den Klimaschutz in Ihrer Kommune nach vorn! URL: <https://www.klimaschutz.de/de/foerderung/foerderprogramme/kommunalrichtlinie>. aufgerufen am 24. Februar 2023.
- BMWSB, 2020. Bevölkerungsdichte. URL: https://www.deutschlandatlas.bund.de/DE/Karten/Wo-wir-leben/006-Bevoelkerungsdichte.html#_m89m7cbwu. aufgerufen am 04. März 2023.
- BMWSB, 2023. Das Gebäudeenergiegesetz. URL: <https://www.bmwsb.bund.de/Webs/BMWSB/DE/themen/bauen/energieeffizientes-bauen-sanieren/gebäudeenergiegesetz/gebäudeenergiegesetz-node.html>. aufgerufen am 19. Februar 2023.
- Bohm, G., Zech, G., 2020. Statistische Datenanalyse für Physiker. Springer Spektrum, Berlin and Heidelberg. URL: <http://www.springer.com/>, doi:10.1007/978-3-662-61391-7.
- Bollinger, L.A., Dorer, V., 2017. The Ehub Modeling Tool: A flexible software package for district energy system optimization. Energy Procedia 122, 541–546. doi:10.1016/j.egypro.2017.07.402.
- Böttcher, F., Nolte, E.M., Stüve, M., 2018. 2. Wohnungsmarktbericht Thüringen. Thüringer Ministerium für Infrastruktur und Landwirtschaft.
- Bouvenot, J.B., Latour, B., Flament, B., Siroux, M., 2020. High resolution stochastic generator of European household specific electricity demand load curves for decentralized power self-production applications. Energy and Buildings 229, 110480. doi:10.1016/j.enbuild.2020.110480.
- BPA, 2022a. Generationenvertrag für das Klima. URL: <https://www.bundesregierung.de/breg-de/themen/klimaschutz/klimaschutzgesetz-2021-1913672>. aufgerufen am 19. Februar 2023.
- BPA, 2022b. Mit Wärmepumpen Tempo machen für die Klimawende. URL: <https://www.bundesregierung.de/breg-de/suche/kanzler-viessmann-2070096>. aufgerufen am 25. Februar 2023.

- BPA, 2023. Ausbau erneuerbarer Energien massiv beschleunigen. URL: <https://www.bundesregierung.de/breg-de/schwerpunkte/klimaschutz/nouvelle-eeg-gesetz-2023-2023972>. aufgerufen am 13. Juni 2023.
- Brackney, L., Parker, A., Macumber, D., Benne, K., 2018. Building Energy Modeling with OpenStudio: A Practical Guide for Students and Professionals. Springer, Cham. doi:10.1007/978-3-319-77809-9.
- Breiner, M., 2020. Entwicklung einer Methodik für die Auslegung von PV-Batteriesystemen zur Integration in SimStadt mit Wirtschaftlichkeitsberechnung. Bachelorarbeit. Hochschule für Technik Stuttgart. Stuttgart.
- Bucher, C., Anderson, G., 2012. Generation of Domestic Load Profiles - an Adaptive Top-Down Approach, in: Proceedings of PMAPS 2012, PMAPS International Society. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:6127543>. aufgerufen am 24. Oktober 2020.
- Bundesministerium der Justiz, 2023. Gesetz für den Ausbau erneuerbarer Energien (Erneuerbare-Energien-Gesetz - EEG 2023): EEG.
- Bundesnetzagentur, 2022. Smart Metering- Wirtschaftlichkeitsanalyse. URL: <https://www.bundesnetzagentur.de/DE/Fachthemen/ElektrizitaetundGas/NetzzugangMesswesen/Mess-undZaehlwesen/Wirtschaftlichkeitsanalyse/start.html>.
- Burt, J.E., O'Rourke, P.A., Terjung, W.H., 1982. The relative influence of urban climates on outdoor human energy budgets and skin temperature. II. Man in an urban environment. International journal of biometeorology 26, 25–35. doi:10.1007/BF02187613.
- Capasso, A., Grattieri, W., Lamedica, R., Prudenzi, A., 1994. A bottom-up approach to residential load modeling. IEEE Transactions on Power Systems 9, 957–964. doi:10.1109/59.317650.
- Carpaneto, E., Chicco, G., 2008. Probabilistic characterisation of the aggregated residential load patterns. IET Generation, Transmission & Distribution 2, 373. doi:10.1049/iet-gtd:20070280.
- Chang, W.K., Hong, T., 2013. Statistical analysis and modeling of occupancy patterns in open-plan offices using measured lighting-switch data. (Building Simulation 6, 23–32. doi:10.1007/s12273-013-0106-y.
- Cichosz, P., 2015. Data mining algorithms: Explained using R. Wiley online library, Blackwell Publishing and Wiley, Malden, MA and Oxford and Carlton, Victoria and Chichester, West Sussex. URL: <http://onlinelibrary.wiley.com/book/10.1002/9781118950951>, doi:10.1002/9781118950951.
- Cichowski, R.R., 2022. Der rote Faden durch die Gruppe 700 der DIN VDE 0100: Errichten elektrischer Anlagen in Betriebsstätten, Räumen und Anlagen besonderer Art. volume 168 of *VDE-Schriftenreihe Normen verständlich*. 3., neu bearbeitete auflage ed., VDE VERLAG GMBH, Berlin and Offenbach.

- Collin, A.J., Tsagarakis, G., Kiprakis, A.E., McLaughlin, S., 2014. Development of Low-Voltage Load Models for the Residential Load Sector. *IEEE Transactions on Power Systems* 29, 2180–2188. doi:10.1109/TPWRS.2014.2301949.
- Cormen, T.H., Molitor, P., 2010. *Algorithmen - eine Einführung*. 3., überarbeitet und erweitert ed., Oldenbourg-Verlag, München.
- Cramer, E., Kamps, U., 2020. *Grundlagen der Wahrscheinlichkeitsrechnung und Statistik*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg. doi:10.1007/978-3-662-60552-3.
- Debnath, L., 2006. A brief historical introduction to fractals and fractal geometry. *International Journal of Mathematical Education in Science and Technology* 37, 29–50. doi:10.1080/00207390500186206.
- dena, 2021. *dena-Leitstudie Aufbruch Klimaneutralität: Eine gesamtgesellschaftliche Aufgabe: Abschlussbericht*. Deutsche Energie-Agentur GmbH.
- Destatis, 2018. *Statistisches Jahrbuch, 2018: Deutschland und Internationales*. URL: <https://www.destatis.de>. aufgerufen am 17. Januar 2021.
- Deutscher Bundestag, 2017. *Mindestwohnfläche pro Person in Mietwohnungen: Sachstand WD7-3000-102/17*. URL: <https://www.bundestag.de>. aufgerufen am 11. Januar 2020.
- Dickert, J., Schegner, P., 2011. A time series probabilistic synthetic load curve model for residential customers, in: *2011 IEEE Trondheim PowerTech*, IEEE. pp. 1–6. doi:10.1109/PTC.2011.6019365.
- DIN 18015-2:2021, . *DIN 18015-2: Elektrische Anlagen in Wohngebäuden: Teil 2: Art und Umfang der Mindestausstattung*.
- DINV18599-10:2018, . *DINV18599-10: Energetische Bewertung von Gebäuden - Berechnung des Nutz-, End- und Primärenergiebedarfs für Heizung, Kühlung, Lüftung, Trinkwarmwasser und Beleuchtung - Teil 10: Nutzungsrandbedingungen, Klimadaten* .
- DINV18599-1:2018, . *DINV18599-1: Energetische Bewertung von Gebäuden - Berechnung des Nutz-, End- und Primärenergiebedarfs für Heizung, Kühlung, Lüftung, Trinkwarmwasser und Beleuchtung - Teil 1: Allgemeine Bilanzierungsverfahren, Begriffe, Zonierung und Bewertung der Energieträger* .
- Dochev, I., Gorzalka, P., Weiler, V., Schmiedt, J.E., Linkiewicz, M., Eicker, U., Hoffschmidt, B., Peters, I., Schröter, B., 2020. Calculating urban heat demands: An analysis of two modelling approaches and remote sensing for input data and validation. *Energy and Buildings* 226, 110378. doi:10.1016/j.enbuild.2020.110378.
- Duffy, A., McLoughlin, F., Conlon, M., 2010. *The Generation of Domestic Electricity Load Profiles through Markov Chain Modelling*.

- Eck, C., Garcke, H., Knabner, P., 2017. *Mathematische Modellierung*. Springer-Lehrbuch. 3. auflage ed., Springer Spektrum, Berlin. doi:10.1007/978-3-662-54335-1.
- Eggers, J.B., 2018. *Das kommunale Energiesystemmodell KomMod*. Ph.D. thesis. doi:10.24406/PUBLICA-FHG-281935.
- Eicker, U., Weiler, V., Schumacher, J., Braun, R., 2020. On the design of an urban data and modeling platform and its application to urban district analyses. *Energy and Buildings* 217, 109954. doi:10.1016/j.enbuild.2020.109954.
- Eicker, U., Zirak, M., Bartke, N., Romero Rodriguez, L., Coors, V., 2018. New 3D model based urban energy simulation for climate protection concepts. *Energy and Buildings* 163, 79–91. doi:10.1016/j.enbuild.2017.12.019.
- Elsevier B.V., . Research Platforms. URL: <https://www.elsevier.com/de-de/research-platforms>. aufgerufen am 26. Februar 2023.
- Esslinger, P., Witzmann, R., 2012. Entwicklung und Verifikation eines stochastischen Verbraucherlastmodells für Haushalte. Kurzfassungsband EnInnov2012, 12. Symposium Energieinnovation .
- Europäische Kommission, 2021. Questions and Answers on the revision of the Energy Performance of Buildings Directive. URL: https://ec.europa.eu/commission/presscorner/detail/en/qanda_21_6686. aufgerufen am 14. August 2022.
- Europäisches Parlament, 2023. Übersicht über die Klimaverhandlungen: Interaktive Zeittafel. URL: https://www.europarl.europa.eu/infographic/climate-negotiations-timeline/index_de.html#event-2010. aufgerufen am 17. Februar 2023.
- Eurostat, 2022. Final energy consumption by sector. URL: <https://ec.europa.eu/eurostat/web/energy/data/main-tables>. aufgerufen am 11. August 2022.
- Fachverband Gebäude-Klima e.V., 2022. Lüftung von Schulen: FGK-Status Report | 22.
- Fazlollahi, S., Becker, G., Maréchal, F., 2014. Multi-objectives, multi-period optimization of district energy systems: II—Daily thermal storage. *Computers & Chemical Engineering* 71, 648–662. doi:10.1016/j.compchemeng.2013.10.016.
- Feng, X., Yan, D., Hong, T., 2015. Simulation of occupancy in buildings. *Energy and Buildings* 87, 348–359. doi:10.1016/j.enbuild.2014.11.067.
- Fischer, D., Härtl, A., Wille-Haussmann, B., 2015. Model for electric load profiles with high time resolution for German households. *Energy and Buildings* 92, 170–179. doi:10.1016/j.enbuild.2015.01.058.

- Frew, B.A., Jacobson, M.Z., 2016. Temporal and spatial tradeoffs in power system modeling with assumptions about storage: An application of the POWER model. *Energy* 117, 198–213. doi:10.1016/j.energy.2016.10.074.
- Fünfgeld, Christian und Tiedemann, R., 2000. Anwendung der Repräsentativen VDEW-Lastprofile: step - by - step.
- Gadsden, S., Rylatt, M., Lomas, K., 2003. Putting solar energy on the urban map: a new GIS-based approach for dwellings. *Solar Energy* 74, 397–407. doi:10.1016/S0038-092X(03)001907.
- Gagliano, R.A., 1976. Simulation models of human neighborhoods. Georgia Institute of Technology.
- Gao, B., Liu, X., Zhu, Z., 2018. A Bottom-Up Model for Household Load Profile Based on the Consumption Behavior of Residents. *Energies* 11, 2112. doi:10.3390/en11082112.
- Ge, Y., Zhou, C., Hepburn, D.M., 2016. Domestic electricity load modelling by multiple Gaussian functions. *Energy and Buildings* 126, 455–462. doi:10.1016/j.enbuild.2016.05.060.
- Geofabrik GmbH, 2018. Geofabrik Downloads. URL: <http://download.geofabrik.de/>. aufgerufen am 21. August 2022.
- George, D., Swan, L.G., 2017. A method for distinguishing appliance, lighting and plug load profiles from electricity ‘smart meter’ datasets. *Energy and Buildings* 134, 212–222. doi:10.1016/j.enbuild.2016.10.048.
- Gneiting, T., Ševčíková, H., Percival, D.B., 2012. Estimators of Fractal Dimension: Assessing the Roughness of Time Series and Spatial Data. *Statistical Science* 27. doi:10.1214/11-STS370.
- Gobmaier, T., 2013. Entwicklung und Anwendung einer Methodik zur Synthese zukünftiger Verbraucherlastgänge. Dissertation. Lehrstuhl für Energiewirtschaft und Anwendungstechnik, Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik, Technische Universität München. München.
- González González, A., García-Sanz-Calcedo, J., Rodríguez Salgado, D., 2018. Evaluation of Energy Consumption in German Hospitals: Benchmarking in the Public Sector. *Energies* 11, 2279. doi:10.3390/en11092279.
- Good, N., Martínez Ceseña, E.A., Mancarella, P., 2017. Ten questions concerning smart districts. *Building and Environment* 118, 362–376. doi:10.1016/j.buildenv.2017.03.037.
- Gottwalt, S., 2015. Managing Flexible Loads in Residential Areas. Dissertation. Karlsruher Institut für Technologie.
- Gottwalt, S., Ketter, W., Block, C., Collins, J., Weinhardt, C., 2011. Demand side management—A simulation of household behavior under variable prices. *Energy Policy* 39, 8163–8174.

- Grandjean, A., Adnot, J., Binet, G., 2012. A review and an analysis of the residential electric load curve models. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 16, 6539–6565. doi:10.1016/j.rser.2012.08.013.
- Granell, R., Axon, C.J., Kolokotroni, M., Wallom, D.C., 2019. A data-driven approach for electricity load profile prediction of new supermarkets. *Energy Procedia* 161, 242–250. doi:10.1016/j.egypro.2019.02.087.
- Groeger, G., Kolbe, T.H., Nagel, C., Haefele K.-H. (Eds.), 2012. *OGC City Geography Markup Language (CityGML) Encoding Standard*. Springer-Verlag, Berlin/Heidelberg. doi:10.1007/SpringerReference.
- Groß, D., Wiest, P., Rudion, K., 2017. Comparison of stochastic load profile modeling approaches for low voltage residential consumers, in: *2017 IEEE Manchester PowerTech*, pp. 1–6. doi:10.1109/PTC.2017.7981272.
- Gruber, J.K., Prodanovic, M., 2012. Residential Energy Load Profile Generation Using a Probabilistic Approach, in: *2012 Sixth UKSim/AMSS European Symposium on Computer Modeling and Simulation, IEEE*. pp. 317–322. doi:10.1109/EMS.2012.30.
- Handl, A., Kuhlenkasper, T., 2017. *Multivariate Analysemethoden: Theorie und Praxis mit R. Statistik und ihre Anwendungen*. 3., wesentl. überarb. Aufl. ed., Springer Spektrum, Berlin and Heidelberg. doi:10.1007/978-3-662-54754-0.
- Hayn, M., 2016. *Modellgestützte Analyse neuer Stromtarife für Haushalte unter Berücksichtigung bedarfsorientierter Versorgungssicherheitsniveaus*. Dissertation. Karlsruher Institut für Technologie.
- Hayn, M., Bertsch, V., Fichtner, W., 2014. Electricity load profiles in Europe: The importance of household segmentation. *Energy Research & Social Science* 3, 30–45. doi:10.1016/j.erss.2014.07.002.
- Heendeniya, C.B., Sumper, A., Eicker, U., 2020. The multi-energy system co-planning of nearly zero-energy districts – Status-quo and future research potential. *Applied Energy* 267, 114953. doi:10.1016/j.apenergy.2020.114953.
- Hinze, T., 2020. *Prinzipien zur Erzeugung von Zufallszahlen in der Informatik: Vorlesung*. URL: <https://users.fmi.uni-jena.de/~hinze/fv-hinze.pdf>. aufgerufen am 12. Juni 2023.
- Hoerlein, B.H., 2017. *Modeling Volatility of Financial Time Series Using Arc Length*. Electronic Theses and Dissertations. 1671. Graduate Faculty of Georgia Southern University.
- Honaker, J., King, G., Blackwell, M., 2011. Amelia ii: A program for missing data. *Journal of Statistical Software* 45, 1–47. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:60876515>.

- Hoogsteen, G., Molderink, A., Hurink, J.L., Smit, G.J., 2016. Generation of flexible domestic load profiles to evaluate Demand Side Management approaches, in: 2016 IEEE International Energy Conference (ENERGYCON), IEEE. pp. 1–6. doi:10.1109/ENERGYCON.2016.7513873.
- Horenkamp, W., Hube, W., Jäger, J., Kleimaier, M., Kühn, W., Nestle, D., Pickhan, R., Pokojski, M., Rapheal, T., Scheffler, J., Schulz, C., Schwaegerl, C., Wielsch, D., Witzmann, R., 2007. VDE-Studie Dezentrale Energieversorgung 2020 .
- Hörner, M., Jedek, C., Bagherian, B., Grafe, M., 2017. Teilenergiekennwerte: Neue Wege in der Energieanalyse von Nichtwohngebäuden im Bestand. Institut Wohnen und Umwelt GmbH, Darmstadt.
- House-Peters, L., Pratt, B., Chang, H., 2010. Effects of Urban Spatial Structure, Sociodemographics, and Climate on Residential Water Consumption in Hillsboro, Oregon. JAWRA Journal of the American Water Resources Association 46, 461–472. doi:10.1111/j.1752-1688.2009.00415.x.
- Hörner, M., 2021. Der Bestand der Nichtwohngebäude in Deutschland: Daten und Fakten. Institut für Wohnen und Umwelt (IWU).
- Iglesias, F., Kastner, W., 2013. Analysis of Similarity Measures in Times Series Clustering for the Discovery of Building Energy Patterns. Energies 6, 579–597. doi:10.3390/en6020579.
- Information und Technik Nordrhein-Westfalen, 2019. Landesdatenbank NRW- Fortschr. Wohngebäude- u. Wohnungsbestand GWZ2011. URL: <https://ckan.www.open.nrw.de>. aufgerufen am 7. Januar 2021.
- Information und Technik Nordrhein-Westfalen, 2020. Landesdatenbank NRW- Bevölkerungsstand - Gemeinden -Stichtag. URL: <https://www.landesdatenbank.nrw.de>. aufgerufen am 7. Januar 2021.
- Jardini, J.A., Tahan, C.M.V., Gouvea, M.R., Ahn, S.U., Figueiredo, F.M., 2000. Daily load profiles for residential, commercial and industrial low voltage consumers. IEEE Transactions on Power Delivery 15, 375–380. doi:10.1109/61.847276.
- Jarre, F., Stoer, J., 2019. Optimierung: Einführung in mathematische Theorie und Methoden. Masterclass. 2. auflage ed., Springer Spektrum, Berlin and Heidelberg. doi:10.1007/978-3-662-58855-0.
- Johnson, B.J., Starke, M.R., Abdelaziz, O.A., Jackson, R.K., Tolbert, L.M., 2014. A MATLAB Based Occupant Driven Dynamic Model for Predicting Residential Power Demand 41, 1223–1232. doi:10.1016/j.enbuild.2009.07.002.
- Kächele, R., Tomschitz, C., Rongstock, R., Binder, J., 2021. Neue Prosumerlastprofile als Alternative zur Lastgangzählung bei Kleinverbrauchern mit PV-Anlage. doi:10.1515/9783110924992-003.

- Kadurek, P., Kling, W.L., Ribeiro, P.F., Cobben, J.F.G., 2013. Electricity demand characterization for analyzing residential LV distribution networks, in: 2013 IEEE Grenoble Conference, IEEE. pp. 1–5. doi:10.1109/PTC.2013.6652168.
- Kaschub, T., Jochem, P., Fichtner, W., 2016. Solar energy storage in German households: profitability, load changes and flexibility. *Energy Policy* 98, 520–532. doi:10.1016/j.enpol.2016.09.017.
- KEA, 2023. Klimaschutzgesetz: §7c Kommunale Wärmeplanung. URL: <https://www.kea-bw.de/waermewende/wissensportal/klimaschutzgesetz-kommunale-waermeplanung>. aufgerufen am 24. Februar 2023.
- Keirstead, J., Jennings, M., Sivakumar, A., 2012. A review of urban energy system models: Approaches, challenges and opportunities. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 16, 3847–3866. doi:10.1016/j.rser.2012.02.047.
- Köhler, S., Betz, M., Bao, K., Weiler, V., Schröter, B., 2021a. Determination of household area and number of occupants for residential buildings based on census data and 3D CityGML building models for entire municipalities in Germany, in: *Proceedings of Building Simulation 2021: 17th Conference of IBPSA, KU Leuven*. doi:10.26868/25222708.2021.30573.
- Köhler, S., Betz, M., Duminil, E., Eicker, U., Schröter, B., 2021b. A holistic approach to model electricity loads in cities. *Sustainability Management Forum | NachhaltigkeitsManagementForum* 29, 143–152. doi:10.1007/s00550-021-00516-6.
- Köhler, S., Betz, M., Eicker, U., 2019. Stochastic generation of household electricity load profiles in 15-minute resolution on building level for whole city quarters, in: *Energy Challenges for the Next Decade, International Association for Energy Economics, Ljubljana*. URL: https://iaee2019ljubljanayco.eu/static/uploads/FullProgramme_IAEELJ2019.pdf.
- Köhler, S., Rongstock, R., Hein, M., Eicker, U., 2022. Similarity measures and comparison methods for residential electricity load profiles. *Energy and Buildings* 271, 112327. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778822004984>, doi:10.1016/j.enbuild.2022.112327.
- Köhler, S., Sihombing, R., Duminil, E., Coors, V., Schröter, B., 2021c. A Multi-Scale, Web-based Application for Strategic Assessment of PV Potentials in City Quarters, in: Klein, C., Jarke, M., Helfert, M. (Eds.), *SMARTGREENS 2021, SCITEPRESS - Science and Technology Publications Lda, Setúbal*. pp. 110–117. URL: <https://www.scitepress.org/PublicationsDetail.aspx?ID=diZoiySu3Cs=&t=1>.

- Kolonko, M., 2008. Stochastische Simulation: Grundlagen, Algorithmen und Anwendungen. 1. Aufl. ed., Vieweg+Teubner Verlag / GWV Fachverlage GmbH Wiesbaden, Wiesbaden. doi:10.1007/978-3-8348-9290-4.
- Köppel, A., Wüger, M., 2007. Determinanten der Energienachfrage der privaten Haushalte unter Berücksichtigung von Lebensstilen. Österreichisches Institut für Wirtschaftsforschung.
- Kurn, D.M., Bretz, S.E., Huang, B., Akbari, H., 1994. The Potential for Reducing Urban Air Temperatures and Energy Consumption Through Vegetative Cooling. Energy and Environment Division, Lawrence Berkeley Laboratory. doi:10.2172/10180633.
- Li, M., Allinson, D., He, M., 2018. Seasonal variation in household electricity demand: A comparison of monitored and synthetic daily load profiles. Energy and Buildings 179, 292–300. doi:10.1016/j.enbuild.2018.09.018.
- Liao, C., Barooah, P., 2010. An integrated approach to occupancy modeling and estimation in commercial buildings. Proceedings of the 2010 American Control Conference Baltimore, MD, 3130–3135. doi:10.1109/ACC.2010.5531035.
- Lindberg, K.B., Bakker, S.J., Sartori, I., 2019. Modelling electric and heat load profiles of non-residential buildings for use in long-term aggregate load forecasts. Utilities Policy 58, 63–88. doi:10.1016/j.jup.2019.03.004.
- Linssen, J., Stenzel, P., Fleer, J., 2017. Techno-economic analysis of photovoltaic battery systems and the influence of different consumer load profiles. Applied Energy 185, 2019–2025. doi:10.1016/j.apenergy.2015.11.088.
- Loga, T., 2015. Deutsche Wohngebäudetypologie: Beispielhafte Maßnahmen zur Verbesserung der Energieeffizienz von typischen Wohngebäuden ; erarbeitet im Rahmen der EU-Projekte TABULA - "Typology approach for building stock energy assessment", EPISCOPE - "Energy performance indicator tracking schemes for the continuous optimisation of refurbishment processes in European housing stocks". 2., erw. Aufl. ed., IWU, Darmstadt. URL: http://www.building-typology.eu/downloads/public/docs/brochure/DE_TABULA_TypologyBrochure_IWU.pdf.
- Lorentzen, D.M.C., McNeil, M.A., 2020. Electricity demand of non-residential buildings in Mexico. Sustainable Cities and Society 59, 102165. doi:10.1016/j.scs.2020.102165.
- Loyola-Gonzalez, O., 2019. Black-Box vs. White-Box: Understanding their Advantages and Weaknesses from a Practical Point of View. IEEE Access 7, 154096–154113. doi:10.1109/ACCESS.2019.2949286.
- Lutzenhiser, L., 1992. A cultural model of household energy consumption. Energy 17, 47–60. doi:10.1016/0360-5442(92)90032-U.

- Maier, C., Groß, C., Litzlbauer, M., Schuster, A., Zeilinger, F., 2014. Eigenverbrauchssteigerung in Haushalten durch Demand-Side-Management, in: 13. Symposium Energieinnovation, Technische Universität Graz.
- Mainzer, K., 2018. Analyse und Optimierung urbaner Energiesysteme - Entwicklung und Anwendung eines übertragbaren Modellierungswerkzeugs zur nachhaltigen Systemgestaltung. Dissertation. Karlsruher Institut für Technologie.
- Marchal, B., 1999. XML by example. 1. print ed., Que, Indianapolis, Ind.
- Marszal-Pomianowska, A., Heiselberg, P., Kalyanova Larsen, O., 2016. Household electricity demand profiles – A high-resolution load model to facilitate modelling of energy flexible buildings. *Energy* 103, 487–501. doi:10.1016/j.energy.2016.02.159.
- Martínez-Álvarez, F., Schmutz, A., Asencio-Cortés, G., Jacques, J., 2019. A Novel Hybrid Algorithm to Forecast Functional Time Series Based on Pattern Sequence Similarity with Application to Electricity Demand. *Energies* 12, 94. doi:10.3390/en12010094.
- Mavromatidis, G., Orehoung, K., Bollinger, L.A., Hohmann, M., Marquant, J.F., Miglani, S., Morvaj, B., Murray, P., Waibel, C., Wang, D., Carmeliet, J., 2019. Ten questions concerning modeling of distributed multi-energy systems. *Building and Environment* 165, 106372. doi:10.1016/j.buildenv.2019.106372.
- McKenna, E., Krawczynski, M., Thomson, M., 2015. Four-state domestic building occupancy model for energy demand simulations. *Energy and Buildings* 96, 30–39. doi:10.1016/j.enbuild.2015.03.013.
- McKenna, E., Thomson, M., 2016. High-resolution stochastic integrated thermal–electrical domestic demand model. *Applied Energy* 165, 445–461. doi:10.1016/j.apenergy.2015.12.089.
- McLoughlin, F., Duffy, A., Conlon, M., 2015. A clustering approach to domestic electricity load profile characterisation using smart metering data. *Applied Energy* 141, 190–199. doi:10.1016/j.apenergy.2014.12.039.
- Meskel, E., Weber, P., 2017. Review of instruments and tools used for energy and urban planning in Amsterdam/Zaanstad, Berlin, Paris, Stockholm, Vienna, Warsaw and Zagreb: Instruments and tools under scrutiny.
- Metz, M., 2013. Flexible Energieversorgung, Modellierung der Last- und Erzeugungssituation dezentraler Versorgungsgebiete zur Bestimmung der Systemflexibilität. Dissertation. Technische Universität Dortmund.

- Miller, G.A., 1956. The magical number seven, plus or minus two: Some limits on our capacity for processing information. *Psychological Review* 63, 81–97. doi:10.1037/h0043158.
- Mori, U., Mendiburu, A., Lozano, J., 2016. Distance Measures for Time Series in R: The TSdist Package. *The R Journal* 8, 451. doi:10.32614/RJ-2016-058.
- Mundaca, L., Neij, L., Worrell, E., McNeil, M., 2010. Evaluating Energy Efficiency Policies with Energy-Economy Models. *Annual Review of Environment and Resources* 35, 305–344. doi:10.1146/annurev-environ-052810-164840.
- Munkhammar, J., Rydén, J., Widén, J., 2014. Characterizing probability density distributions for household electricity load profiles from high-resolution electricity use data. *Applied Energy* 135, 382–390. doi:10.1016/j.apenergy.2014.08.093.
- Muratori, M., Roberts, M.C., Sioshansi, R., Marano, V., Rizzoni, G., 2013. A highly resolved modeling technique to simulate residential power demand. *Applied Energy* 107, 465–473. doi:10.1016/j.apenergy.2013.02.057.
- Nassar, K., Elnahas, M., 2007. Occupant Dynamics: Towards a New Design Performance Measure. *Architectural Science Review* 50, 100–105. doi:10.3763/asre.2007.5015.
- Neu, O., Sherlock, B., Oxizidis, S., Fylnn, D., Finn, D., 2014. Developing building archetypes for electrical load shifting assessment: Analysis of Irish residential stock, in: *Technical Symposium: Moving to a New World of Building Systems Performance*, Chartered Institution of Building Services Engineers (CIBSE).
- Nouvel, R., Brassel, K.H., Bruse, M., Duminil, E., Coors, V., Eicker, U., 2015. SimStadt, a New Workflow-Driven Urban Energy Simulation Platform for CityGML City Models. *Proceedings CISBAT 2015 Lausanne, Switzerland*, 889–894. URL: 9-11September2015.
- Nouvel, R., Zirak, M., Coors, V., Eicker, U., 2017. The influence of data quality on urban heating demand modeling using 3D city models. *Computers, Environment and Urban Systems* 64, 68–80. doi:10.1016/j.compenvurbsys.2016.12.005.
- Open Geospatial Consortium, 2023. CityGML: Overview. URL: <https://www.ogc.org/standard/citygml/>. aufgerufen am 28. Februar 2023.
- OpenStreetMap contributors, 2021. Open Street Map. URL: <https://www.openstreetmap.de/>. aufgerufen am 26. März 2021.
- Page, J., Robinson, D., Morel, N., Scartezzini, J.L., 2008. A generalised stochastic model for the simulation of occupant presence. *Energy and Buildings* 40, 83–98. doi:10.1016/j.enbuild.2007.01.018.

- Pereira, M.V.F., Pinto, L.M.V.G., 1991. Multi-stage stochastic optimization applied to energy planning. *Mathematical Programming* 52, 359–375. doi:10.1007/BF01582895.
- Pflugradt, N.D., 2016. Modellierung von Wasser- und Energieverbräuchen in Haushalten. Dissertation. Technische Universität Chemnitz. Chemnitz.
- Posit Software, 2023. RStudio IDE. URL: <https://posit.co/downloads/>. aufgerufen am 08. März 2023.
- Proedrou, E., 2021. A Comprehensive Review of Residential Electricity Load Profile Models. *IEEE Access* 9, 12114–12133. doi:10.1109/ACCESS.2021.3050074.
- Projektgruppe 3D-Geobasisdaten im AdV-Arbeitskreis Geotopographie, 2022. Produkt- und Qualitätsstandards: für 3D-Gebäudemodelle. Arbeitsgemeinschaft der Vermessungsverwaltungen der Länder der Bundesrepublik Deutschland (AdV). URL: https://sg.geodatenzentrum.de/web_public/gdz/dokumentation/deu/LoD1-DE_Produktstandard%20_fuer_3D-Gebaeudemodelle.pdf. aufgerufen am 23. April 2023.
- Ramírez-Mendiola, J.L., Grünewald, P., Eyre, N., 2018. Linking intra-day variations in residential electricity demand loads to consumers' activities: What's missing? *Energy and Buildings* 161, 63–71. doi:10.1016/j.enbuild.2017.12.012.
- für Bau-Stadt-und Raumforschung (BBSR) im Bundesamt für Bauwesen und Raumordnung (BBR)(Hrsg.), B., 2019. Vergleichswerte für den Energieverbrauch von Nichtwohngebäuden: BBSR-Online-Publikation 20/2019.
- Richardson, I., Thomson, M., Infield, D., 2008. A high-resolution domestic building occupancy model for energy demand simulations. *Energy and Buildings* 40, 1560–1566. doi:10.1016/j.enbuild.2008.02.006.
- Richardson, I., Thomson, M., Infield, D., Clifford, C., 2010. Domestic electricity use: A high-resolution energy demand model. *Energy and Buildings* 42, 1878–1887.
- Riechel, R., Walter, J., 2022. Kurzgutachten Kommunale Wärmeplanung. Deutsches Institut für Urbanistik gGmbH.
- Russell, S.J., Norvig, P., 2012. Künstliche Intelligenz: Ein moderner Ansatz. Always learning. 3., aktualisierte auflage ed., Pearson Higher Education, München and Harlow and Amsterdam.
- Rylatt, R.M., Gadsden, S.J., Lomas, K.J., 2003. Methods of predicting urban domestic energy demand with reduced datasets: a review and a new GIS-based approach. *Building Services Engineering Research and Technology* 24, 93–102. doi:10.1191/0143624403bt061oa.

- Schlomann, B., Wohlfarth, K., Kleeberger, H., Hardi, L., Geiger, B., Pich, A., Gruber, E., Gerspacher, A., Holländer, E., Roser, A., 2015. Energieverbrauch des Sektors Gewerbe, Handel, Dienstleistungen (GHD) in Deutschland für die Jahre 2011 bis 2013. Schlussbericht an das Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi).
- Schmid, W., Uong, D., Meskel, E., Weber, P., Hemis, H., Neralic, S.M., Matosovic, M., Gigler, U., 2018. Integrative energy planning: How to support decarbonisation by integrating energy planning + urban planning. URL: www.urbanlearning.eu.
- Schnur, O., 2008. Quartiersforschung: Zwischen Theorie und Praxis. VS research. Quartiersforschung. 1. Aufl. ed., VS Verlag für Sozialwissenschaften, Wiesbaden.
- Scholz, Y., Fuchs, B., Borggreffe, F., Cao, K.K., Wetzels, M., Krbek, K.v., Cebulla, F., Gils, H.C., Fiand, F., Bussieck, M., Koch, T., Rehfeldt, D., Gleixner, A., Khabi, D., Breuer, T., Rohe, D., Hobbie, H., Schnheit, D., Yilmaz, H., Panos, E., Jeddi, S., Buchholz, S., 2020. Speeding up Energy System Models - a Best Practice Guide. URL: <https://gitlab.com/beam-me/bpg>. aufgerufen am 04. Februar 2022.
- Schoof, M., Resch, B., Ludwig, D., 2013. A GIS-based Concept for Solar Energetic Examination of New Building Projects. *gis.Science* 3, 97–103.
- Schopp, B., Krüger, A., Horn, T., Baumgartner, T., 2011. Bauwerkszuordnungskatalog und Synopse. Vermögen und Bau Baden-Württemberg - Betriebsleitung - Informationsstelle Wirtschaftliches Bauen (IWB).
- Schumacher, J., 2014. INSEL. URL: <https://www.insel.eu/de/was-ist-insel.html>. aufgerufen am 17. März 2021.
- Shandas, V., Parandvash, G.H., 2010. Integrating Urban Form and Demographics in Water-Demand Management: An Empirical Case Study of Portland, Oregon. *Environment and Planning B: Planning and Design* 37, 112–128. doi:10.1068/b35036.
- Shelberg, M.C., Moellering, H., Lam, N., 1983. Measuring the Fractal Dimensions of Empirical Cartographic curves .
- Sillmann, J., Roeckner, E., 2008. Indices for extreme events in projections of anthropogenic climate change. *Climatic Change* 86, 83–104. doi:10.1007/s10584-007-9308-6.
- Silver, E.A., Vidal, R.V.V., de Werra, D., 1980. A tutorial on heuristic methods. *European Journal of Operational Research* .
- Sommerfeld, E., 2010. Einfachheit - ein Grundprinzip in den unterschiedlichsten Disziplinen? Anregungen zur interdisziplinären Diskussion. Leibniz-Sozietät der Wissenschaften zu Berlin.

- de Sousa, L., Eykamp, C., Leopold, U., Baume, O., Braun, C., 2012. iGUESS - A web based system integrating Urban Energy Planning and Assessment Modelling for multi-scale spatial decision making. doi:10.13140/2.1.3913.7284.
- Stadt Wien, 2018. Solarpotenzial3D. URL: <https://www.wien.gv.at/stadtentwicklung/stadtvermessung/geodaten/viewer/solarpotenzial3d/>. aufgerufen am 17. November 2020.
- Statistische Ämter des Bundes und der Länder, 2014. 4.2 Haushalte nach Größe des privaten Haushalts und Art der Wohnungsnutzung, Fläche der Wohnung und Zahl der Räume: Ergebnisse des Zensus vom 9. Mai 2011. URL: <https://www.zensus2011.de>. aufgerufen am 27. Januar 2021.
- Statistisches Bundesamt, 2008. Klassifikation der Wirtschaftszweige 2008 (WZ 2008).
- Statistisches Bundesamt, 2020. Daten aus dem Gemeindeverzeichnis: Kreisfreie Städte und Landkreise nach Fläche, Bevölkerung und Bevölkerungsdichte. URL: <https://www.destatis.de>. aufgerufen am 27. Januar 2021.
- Statistisches Bundesamt, 2022. Bestand an Wohnungen und Wohngebäuden - Bauabgang von Wohnungen und Wohngebäuden - Lange Reihen ab 1969 - 2021 .
- Statistisches Landesamt Baden-Württemberg, 2020. Statistische Berichte Baden-Württemberg: Bestand an Wohngebäuden, Wohnungen und Räumen in Ba-Wü 2019. URL: <https://www.statistik-bw.de>. aufgerufen am 8. Mai 2021.
- Stegner, C., Glaß, O., Beikircher, T., 2019. Comparing smart metered, residential power demand with standard load profiles. Sustainable Energy, Grids and Networks 20, 100248. doi:10.1016/j.segan.2019.100248.
- Stein, O., 2021. Grundzüge der Globalen Optimierung. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg. doi:10.1007/978-3-662-62534-7.
- Steinbeis-Transferzentrum: Technische Beratung an der Hochschule für Technik Stuttgart, 2022. CityDoctor. URL: https://www.citydoctor.eu/en/citydoctor_main.html. aufgerufen am 14. August 2023.
- Stengel, J., 2014. Akteursbasierte Simulation der energetischen Modernisierung des Wohngebäudebestands in Deutschland. doi:10.5445/KSP/1000041854.
- Stokes, M., 2005. Removing barriers to embedded generation: a fine-grained load model to support low voltage network performance analysis. Dissertation. Institute of Energy and Sustainable Development, De Montfort University Leicester.

- Swan, L.G., Ugursal, V.I., 2009. Modeling of end-use energy consumption in the residential sector: A review of modeling techniques. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 13, 1819–1835. doi:10.1016/j.rser.2008.09.033.
- Swan, L.G., Ugursal, V.I., Beausoleil-Morrison, I., 2011. Occupant related household energy consumption in Canada: Estimation using a bottom-up neural-network technique. *Energy and Buildings* 43, 326–337. doi:10.1016/j.enbuild.2010.09.021.
- Sylla, S., Springmann, E., 2023. Der Smart Meter Rollout in Deutschland und Europa. URL: <https://www.ffe.de/veroeffentlichungen/smart-meter-rollout-in-deutschland-und-europa/>. aufgerufen am 20. Juni 2023.
- Thermal Energy System Specialists, LLC, 2019. TRNSYS Website. URL: <http://www.trnsys.com/features/index.html>. aufgerufen am 12. August 2022.
- Thüringer Landesamt für Statistik, 2019. Bestand an Wohnungen in Wohn- und Nichtwohngebäuden am 31. Dezember nach Kreisen. URL: <https://statistik.thueringen.de>. aufgerufen am 24. August 2020.
- Thüringer Landesamt für Statistik, 2020. Bevölkerung: Grundlage der Fortschreibung der Bevölkerungszahl ab Berichtsjahr 2011. URL: <https://statistik.thueringen.de>. aufgerufen am 3. Januar 2021.
- UBA, 2019. Methodenkonvention 3.0 zur Ermittlung von Umweltkosten - Kostensätze Stand 02/2019. URL: https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/1410/publikationen/2019-02-11_methodenkonvention-3-0_kostensaetze_korr.pdf. aufgerufen am 23. November 2020.
- UBA, 2021. Endenergieverbrauch nach Sektoren. URL: <https://www.umweltbundesamt.de/daten/energie/energieverbrauch-nach-energetraegern-sektoren/#allgemeine-entwicklung-und-einflussfaktoren>. aufgerufen am 23. April 2022.
- UBA, 2022. Wohnfläche. URL: <https://www.umweltbundesamt.de/daten/private-haushalte-konsum/wohnen/wohnflaeche#textpart-1>. aufgerufen am 08. März 2023.
- UBA, 2022a. Die Treibhausgabe. URL: <https://www.umweltbundesamt.de/themen/klima-energie/klimaschutz-energiepolitik-in-deutschland/treibhausgas-emissionen/die-treibhausgase>. aufgerufen am 16. Februar 2023.
- UBA, 2022b. Weltweite Temperaturen und Extremwetterereignisse seit 2010. URL: <https://www.umweltbundesamt.de/themen/klima-energie/klimawandel/>

- weltweite-temperaturen-extremwetterereignisse-seit#Chronik. aufgerufen am 16. Februar 2023.
- UBA, 2023. Treibhausgasminderungsziele Deutschlands. URL: <https://www.umweltbundesamt.de/daten/klima/treibhausgasminderungsziele-deutschlands>. aufgerufen am 13. Juli 2023.
- URBANET, 2016. The world urban population: Infographics. URL: <https://www.urbanet.info/world-urban-population/>.
- U.S. Department of Energy's Building Technologies Office, 1996-2021. EnergyPlus™. URL: <https://energyplus.net/>. aufgerufen am 17. März 2021.
- Vaghefi, A., Farzan, F., Jafari, M.A., 2015. Modeling industrial loads in non-residential buildings. *Applied Energy* 158, 378–389. doi:10.1016/j.apenergy.2015.08.077.
- VDEW, 2000. Umsetzung der Analytischen Lastprofilverfahren-Step-by-step.
- VDI, 2018. Simulation von Logistik-, Materialfluss- und Produktionssystemen: Begriffe.
- VDI, 2021. VDI Policy Forum - Energiewende 2.0 durch Sektorkopplung. URL: www.vdi.de/news/detail/energiewende-20-durch-sektorkopplung.
- VDI 4655 Blatt 1, 2019. Referenzlastprofile von Wohngebäuden für Strom, Heizung und Trinkwasser sowie Referenzerzeugungsprofile für Fotovoltaikanalgen: VDI 4655- Blatt 1: Entwurf.
- Verein deutscher Ingenieure, 2013. Verbrauchskennwerte für Gebäude: Grundlagen.
- Vince, A., 2002. A framework for the greedy algorithm. *Discrete applied mathematics* , 247–260doi:10.1016/S0166-218X(01)00362-6.
- Walker, C.F., Pokoski, J.L., 1985. Residential Load Shape Modeling Based on Customer Behavior. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems* .
- Wang, C., Yan, D., Jiang, Y., 2011. A novel approach for building occupancy simulation. *Building Simulation* 4, 149–167. doi:10.1007/s12273-011-0044-5.
- Wang, D., Federspiel, C.C., Rubinstein, F., 2005. Modeling occupancy in single person offices. *Energy and Buildings* 37, 121–126. doi:10.1016/j.enbuild.2004.06.015.
- Website, A., 2020. Aimms and integrations. URL: www.aimms.com. aufgerufen am 07. Februar 2020.
- Weiler, V., 2022. Automatische Simulation von Wärmebedarf und -versorgung auf Quartiersebene. Dissertation. Karlsruher Institut für Technologie and KIT-Fakultät für Wirtschaftswissenschaften.

- Weiler, V., Stave, J.L., Eicker, U., 2019. Renewable Energy Generation Scenarios Using 3D Urban Modeling Tools—Methodology for Heat Pump and Co-Generation Systems with Case Study Application †. *Energies* 12, 403. doi:10.3390/en12030403.
- Weinand, J.M., 2020. Energy system analysis of energy autonomous municipalities. Dissertation. Karlsruher Institut für Technologie.
- Weniger, J., Tjaden, T., Quaschnig, V., 2014. Sizing of Residential PV Battery Systems. *Energy Procedia* 46, 78–87. doi:10.1016/j.egypro.2014.01.160.
- Wickramarachchi, T.D., Gallagher, C., Lund, R., 2015. Arc length asymptotics for multivariate time series. *Applied Stochastic Models in Business and Industry* 31, 264–281. doi:10.1002/asmb.2030.
- Yazdanie, M., Orehounig, K., 2021. Advancing urban energy system planning and modeling approaches: Gaps and solutions in perspective. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 137, 110607. doi:10.1016/j.rser.2020.110607.
- Yohanis, Y.G., Mondol, J.D., Wright, A., Norton, B., 2008. Real-life energy use in the UK: How occupancy and dwelling characteristics affect domestic electricity use. *Energy and Buildings* 40, 1053–1059. doi:10.1016/j.enbuild.2007.09.001.
- Yu, T., 2010. Modeling Occupancy Behavior for Energy Efficiency and Occupants Comfort Management in Intelligent Buildings. *Proceedings Ninth International Conference on Machine Learning and Applications Washington, DC, 726–731*. URL: 12–14December2010, doi:10.1109/ICMLA.2010.111.
- Zeilinger, Einfalt (Eds.), 2012. Alternativen für die Energiezukunft Europas: Kurzfassungsband. Verlag der Technischen Universität Graz, Graz.
- Zimmermann, H.-J., 2008. Operations Research: Methoden und Modelle ; für Wirtschaftsingenieure, Betriebswirte, Informatiker. *Mathematik für Wirtschaftswissenschaftler. 2., aktualisierte aufl. ed.*, Vieweg, Wiesbaden. doi:10.1007/978-3-8348-9461-8.

